

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES



TESIS DOCTORAL

Análisis económico del crimen en Ecuador: determinantes socioeconómicos,
eficiencia policial y análisis espacial

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Marcos Sánchez Calderón

DIRIGIDA POR

Aurelia Valiño Castro

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES



TESIS DOCTORAL

**ANÁLISIS ECONÓMICO DEL CRIMEN EN ECUADOR: DETERMINANTES
SOCIOECONÓMICOS, EFICIENCIA POLICIAL Y ANÁLISIS ESPACIAL**

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Marcos Sánchez Calderón

DIRECTORA

Aurelia Valiño Castro

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES



TESIS DOCTORAL

**ANÁLISIS ECONÓMICO DEL CRIMEN EN ECUADOR: DETERMINANTES
SOCIOECONÓMICOS, EFICIENCIA POLICIAL Y ANÁLISIS ESPACIAL**

DOCTORADO EN ECONOMIA

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Marcos Sánchez Calderón

DIRECTORA

Aurelia Valiño Castro

A las futuras generaciones, cuya curiosidad y dedicación
transformarán los hallazgos de esta investigación
sobre la economía del crimen
en nuevas oportunidades de desarrollo profesional.
Les deseo que este estudio sea una fuente
de inspiración y conocimiento para contribuir
a la construcción de sociedades más seguras.

Agradecimientos

Para la construcción del conocimiento, es fundamental contar con múltiples fuentes, y en el mundo globalizado de hoy, estas se incrementan constantemente. Sin embargo, el conocimiento debe ir construyéndose con calidad para que sirva como fuente de inspiración para las futuras generaciones. Esta calidad, en mi caso, la otorgó mi directora, la Dra. Aurelia Valiño Castro, a quien le expreso mi sincero agradecimiento por haber confiado en mi propuesta y por guiarme hasta la culminación exitosa de esta investigación.

Mi más sincero agradecimiento también al cuerpo docente de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, quienes fueron una fuente constante de apoyo y consulta.

A la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, por su respaldo, otorgándome la beca parcial que me permitió concluir el programa de doctorado.

A la Policía Nacional del Ecuador, por abrirme las puertas de su institución, confiar en mi propuesta de investigación y facilitar la información necesaria cuando fue requerida.

Al Dr. Cristian Gutiérrez Rojas, por sus valiosos consejos y recomendaciones, que contribuyeron a mejorar la calidad de esta investigación.

Finalmente, gracias, como siempre, a mi esposa, mis hijas y mis padres, quienes, a pesar de la distancia, me acompañaron con sus mensajes de ánimo y optimismo.

Por todo su apoyo... GRACIAS.

Madrid, 2024

INDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN	1
SUMMARY	3
INTRODUCCIÓN GENERAL	5
 CAPITULO 1: DETERMINANTES DE LA DELINCUENCIA	
1.1 Introducción.....	15
1.2 Una visión general sobre la teoría económica de la delincuencia	16
1.3 Una revisión de la literatura de las investigaciones sobre los determinantes de la delincuencia	21
1.3.1 Principales indicadores del delito.....	22
1.3.2 Determinantes socioeconómicos relacionados con la delincuencia.....	24
1.3.2.1 Crecimiento económico y delincuencia	27
1.3.2.2 Desempleo y delincuencia.....	27
1.3.2.3 Desigualdad económica y delincuencia	28
1.3.2.4 Ingreso y delincuencia.....	29
1.3.2.5 Pobreza y delincuencia.....	29
1.3.2.6 Educación y delincuencia	30
1.3.2.7 Densidad de población, urbanidad y delincuencia	30
1.3.2.8 Juventud y delincuencia	31
1.3.2.9 Número de policías y delincuencia	32
1.3.2.10 Gasto en seguridad pública y delincuencia	32
1.3.2.11 Drogas y delincuencia	32
1.4 Metodología.....	33
1.4.1 Modelo económico.....	33
1.4.2 Métodos de Estimación y Modelos Econométricos	35
1.4.2.1 Método de Variables Instrumentales (VI) utilizando Mínimos Cuadrado en Dos Etapas (MC2E).....	35
1.4.2.2 Método Autorregresivo de Retardos Distribuidos (ARDL) y el estimador de Grupo de Medias Agrupadas (PMG).....	40
1.5 Bases de datos y variables	44
1.5.1 Tratamiento de la endogeneidad con instrumentos externos	44
1.5.1.1 Datos y variables	44

1.5.1.2	Análisis estadístico descriptivo	45
1.5.2	Tratamiento de la endogeneidad con instrumentos internos	47
1.5.2.1	Datos y variables	47
1.5.2.2	Análisis estadístico descriptivo	48
1.6	Análisis empírico.....	48
1.6.1	Aplicación empírica con variables endógenas e instrumentos externos	48
1.6.2	Aplicación empírica con variables endógenas e instrumentos internos.....	51
1.7	Conclusiones y recomendaciones.....	60
1.7.1	Conclusiones	60
1.7.2	Recomendaciones.....	62
	Referencias Bibliográficas.....	64
	Anexos	74

CAPITULO 2: ANALISIS DE LA EFICIENCIA

2.1	Introducción.....	76
2.2	Revisión de la Literatura	78
2.2.1	Evolución de la técnica no paramétrica Análisis Envolvente de Datos en la literatura científica	78
2.2.2	Revisión de la literatura de las investigaciones sobre la eficiencia del Gasto Público en Seguridad.....	80
2.2.3	Revisión de la literatura de las investigaciones sobre índices de productividad.	92
2.3	Metodología.....	94
2.3.1	Una aproximación a los conceptos básicos	94
2.3.2	Análisis Envolvente de Datos (DEA)	97
2.3.3	Ejercicio de robustez en DEA	102
2.3.3.1	Modelo <i>Free Disposal Hull</i> (FDH).....	103
2.3.3.2	Modelo <i>Benefit of the Doubt</i> (BoD).....	104
2.3.4	Productividad	107
2.3.4.1	Índice del Cambio en la Productividad Total de los factores de Malmquist (CPTFM)	109
2.3.4.2	Índice de Productividad Total de los factores de Hicks-Moorsteen (PTFHM).....	111
2.3.5	Técnicas estadísticas	113
2.3.5.1	<i>Bootstrap</i> DEA	113

2.3.5.2 Regresiones: Análisis de Segunda Etapa.....	115
2.3.5.3 Prueba de Separabilidad	117
2.3.5.4 Introduciendo la endogeneidad	118
2.4 Base de datos y variables.....	119
2.4.1 Datos	119
2.4.2 Insumos, productos y variables ambientales	120
2.4.3 Análisis estadístico descriptivo	122
2.5 Análisis empírico.....	125
2.5.1 Aplicación empírica del Análisis Envolvente de Datos.....	125
2.5.2 Aplicación empírica de las regresiones con variables ambientales	135
2.5.3 Aplicación de la Prueba de Separabilidad.....	139
2.5.4 Aplicación empírica de los Modelos FDH y BoD como medidas de robustez.	140
2.5.4.1 Aplicación empírica del Modelo FDH	140
2.5.4.2 Aplicación empírica del Modelo BoD.....	143
2.5.5 Prueba estadística de rendimientos a escala usando <i>bootstrapping</i>	149
2.5.6 Aplicación empírica índices de productividad	150
2.5.6.1 Aplicación empírica índice del Cambio en la Productividad Total de los factores de Malmquist (CPTFM)	150
2.5.6.2 Aplicación empírica índice de Productividad Total de los factores de Hicks-Moorsteen (PTFHM)	155
2.6 Conclusiones y recomendaciones.....	158
2.6.1 Conclusiones	158
2.6.2 Recomendaciones.....	161
Referencias Bibliográficas.....	163
Anexos	174

CAPITULO 3: ANALISIS ESPACIAL DE LA DELINCUENCIA

3.1 Introducción.....	203
3.2 Revisión de la literatura.....	205
3.3 Metodología.....	210
3.3.1 Conceptos sobre la distribución espacial del crimen	210
3.3.1.1 Unidad de Área Modificable (UAM)	210
3.3.1.2 Solapamiento de delitos en puntos calientes	213
3.3.1.3 Efectos espaciales.....	214

3.3.2	Análisis exploratorios de datos espaciales (EDSA).....	215
3.3.2.1	Descripción de la distribución espacial de los delitos.....	215
3.3.2.2	Modelado de matrices de pesos espaciales.....	217
3.3.2.3	Autocorrelación espacial	218
3.3.2.3.1	Indicador de autocorrelación espacial de Moran Global	218
3.3.2.3.2	Indicador de autocorrelación espacial de Moran Local (LISA)	221
3.3.2.3.3	Ejercicio de robustez del indicador de autocorrelación espacial local: Indicador de autocorrelación espacial de Getis-Ord Gi* e Indicador de autocorrelación espacial de Geary C.....	222
3.3.3	Difusión contagiosa.....	223
3.3.4	Econometría espacial	225
3.3.4.1	Taxonomía de modelos de regresión espacial	225
3.3.4.2	Modelo de Retardo Espacial (SAR)	229
3.3.4.3	Modelo de Error Espacial (SEM).....	229
3.3.4.4	Pruebas estadísticas	230
3.3.4.5	Endogeneidad en los modelos espaciales.....	232
3.4	Base de datos y variables.....	233
3.4.1	Datos	233
3.4.2	Variables independientes	235
3.4.3	Análisis estadístico descriptivo	237
3.5	Aplicación empírica	240
3.5.1	Análisis exploratorios de datos espaciales_(EDSA).....	240
3.5.1.1	Geo visualización	240
3.5.1.1.1	Análisis geoespacial de los delitos violentos en Ecuador, periodo 2018 – 2022	240
3.5.1.1.2	Análisis geoespacial de los delitos contra la propiedad en Ecuador, periodo 2018 – 2022	245
3.5.1.2	Aplicación empírica de los estadísticos de dependencia global y local	248
3.5.1.2.1	Aplicación empírica del Indicador de autocorrelación espacial de Moran Global.....	249
3.5.1.2.2	Aplicación empírica de Indicador de autocorrelación espacial de Moran Local.....	251
3.5.1.2.3	Aplicación empírica de los indicadores Getis-Ord Gi* y Geary C como medidas de robustez.....	255

3.5.2 Análisis de patrones de difusión.....	260
3.5.3 Análisis de los rasgos característicos en las unidades geográficas con mayor impacto de desbordamiento	265
3.5.4 Aplicación empírica del análisis econométrico espacial.....	267
3.5.4.1 Diagnóstico de especificación del modelo básico utilizando MCO.....	268
3.5.4.2 Modelo con el método de Mínimos Cuadrados en dos etapas (MC2E) con regresores endógenos	271
3.5.4.3 Modelo de Sistema de Mínimos Cuadrados en dos Etapas (MC2E) con estimación GMM y KP-HET espacial para abordar el rezago espacial y error espacial con regresores endógenos	275
3.6 Conclusiones y recomendaciones.....	279
3.6.1 Conclusiones	279
3.6.2 Recomendaciones.....	281
Referencias Bibliográficas.....	284

CAPITULO 4: CONCLUSIONES Y FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACION

4.1 Conclusiones generales	290
4.2 Limitaciones de la investigación	293
4.3 Futuras líneas de investigación.....	295
Referencias Bibliográficas.....	297

LISTAS DE TABLAS Y FIGURAS POR CAPITULOS

CAPITULO 1: DETERMINANTES DE LA DELINCUENCIA

Tabla 1. Clasificación de los delitos en Ecuador	23
Tabla 2. Determinantes socioeconómicos de la delincuencia	25
Tabla 3. Métodos utilizados para controlar la endogeneidad	36
Tabla 4. Métodos de estimación para datos de panel	41
Tabla 5. Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 1990-2022	46
Tabla 6. Matriz de correlaciones entre las variables, periodo 1990-2022	46
Tabla 7. Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 2008-2022	48
Tabla 8. Matriz de correlaciones entre variables, periodo 2008-2022	48
Tabla 9. Comparativa de pruebas de endogeneidad	49
Tabla 10. Resultado de las regresiones por tipo de delito, periodo 1990-2022.....	50
Tabla 11. Prueba de Raíz Unitaria, con y sin tendencia y constante, periodo 2008- 2022	53
Tabla 12. Selección óptima del número de retardos.....	54
Tabla 13. Pruebas de Cointegración de Pedroni.....	54
Tabla 14. Regresiones con ARDL/PMG homicidios y robo de automóviles, periodo 2009-2022.....	55
Tabla 15. Término de Corrección de Errores, por regiones, periodo 2008-2022.....	58
Figura 1. Aportes de los modelos económicos de Becker y Ehrlich	35
Figura 2. Efecto del término de corrección de errores (CE) en meses, periodo 2008- 2022	59
Anexo A. Tipología de las teorías sobre la economía del crimen	74
Anexo B. Término de Corrección de Errores (CE), delito de homicidios y robo de automóviles, periodo 2008-2022	75

CAPITULO 2: ANALISIS DE LA EFICIENCIA

Tabla 1. Planes de Seguridad Ciudadana a largo plazo	77
Tabla 2. Breve revisión de la literatura empírica sobre Gastó Publico en Seguridad basado en la técnica DEA.....	83
Tabla 3. Breve revisión de la literatura empírica sobre Eficiencia Policial basado en la técnica DEA.....	88
Tabla 4. Breve revisión de la literatura empírica que aplica índices de productividad	

en el ámbito de la seguridad ciudadana	93
Tabla 5. DEA orientado a las entradas: forma primal y forma dual con holguras	101
Tabla 6. Lista de índices de productividad	108
Tabla 7. Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 2018-2022	123
Tabla 8. Matriz de correlaciones entre las variables propuestas para el análisis de eficiencia policial, periodo 2018-2022	124
Tabla 9. Matriz de correlaciones entre las puntuaciones de eficiencia y el output, año 2022	135
Tabla 10. Estimaciones de la regresión Simar y Wilson, periodo 2018-2022.....	136
Tabla 11. Estimaciones de regresión Tobit, periodo 2018-2022.....	138
Tabla 12. Puntuaciones de eficiencia Modelo FDH - orientación inputs, delito homicidio, año 2022	141
Tabla 13. Comparación DMUs ineficientes con referentes, modelo FDH – insumos año 2022	142
Tabla 14. Puntuaciones de eficiencia Modelo BoD - orientación output, año 2020..	146
Tabla 15. Prueba de rendimientos a escala, H_0 : retornos constantes.....	150
Figura 1. Esquema de clasificación de la eficiencia.....	96
Figura 2. Flujo del proceso análisis mediante DEA	99
Figura 3. Resolución gráfica del modelo BCC-Input para una entrada y una salida .	102
Figura 4. Comparación de los conjuntos de posibilidades de producción (a) y Medidas de eficiencia del FDH orientadas a las entradas (b).....	104
Figura 5. Índice de Malmquist: Cambio de Eficiencia y Cambio Tecnológico	111
Figura 6. Frontera con corrección de sesgo, orientación inputs, dos entradas	114
Figura 7. Puntuaciones de eficiencia <i>Bootstrapped</i> , homicidios, año 2022	126
Figura 8. Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito homicidios, año 2022	128
Figura 9. Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo de automóviles, año 2022	130
Figura 10. Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo de motos, año 2022	132
Figura 11. Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo a personas, año 2022.....	134
Figura 12. Comparación de la dispersión en dos modelos restringidos BoD.....	145
Figura 13. Distribución geográfica del Índice de Malmquist y descomposición,	

delito homicidios, periodo 2018-2019.....	153
Figura 14. Distribución geográfica del Índice de Malmquist y descomposición, delito homicidios, periodo 2021-2022.....	154
Figura 15. Distribución geográfica del Índice de Hicks-Moorsteen y niveles de entrada y salida, delito homicidios, periodo 2018-2019.....	156
Figura 16. Distribución geográfica del Índice de Hicks-Moorsteen y niveles de entrada y salida, delito homicidios, periodo 2021-2022.....	157
Anexo A. Métodos de remuestreo y técnicas de bootstrapping, Simar y Wilson (1998)	174
Anexo B. Algoritmo # 2 de Simar y Wilson (2007).....	175
Anexo C. Resultados del DEA modelo BCC orientado a los insumos, año 2022.....	176
Anexo D1. Proyecciones más holguras modelo BCC-I, homicidios y robo de automóviles, año 2022	182
Anexo D2. Proyecciones más holguras modelo BCC-I, robo de motos y robo a personas, año 2022	188
Anexo F. Función aplicada para la prueba de separabilidad	194
Anexo G. Índice del cambio en la productividad total de los factores de Malmquist, delito homicidios, periodos 2018-2019 y 2021-2022.....	195
Anexo H. Índice de productividad total de los factores de Hicks-Moorsteen, delito homicidios, periodos 2018-2019 y 2021-2022	199

CAPITULO 3: ANALISIS ESPACIAL DE LA DELINCUENCIA

Tabla 1. Breve revisión de la literatura empírica sobre el Análisis espacial de la Delincuencia	208
Tabla 2. Dinámica del cambio en la distribución espacial de las tasas de delitos en observaciones sucesivas	224
Tabla 3. Lista de modelos espaciales autorregresivos (SAM).....	227
Tabla 4. Determinantes de la delincuencia desde un enfoque espacial	235
Tabla 5. Estadísticos descriptivos de las variables, año 2022	238
Tabla 6. Matriz de correlaciones entre las variables, año 2022.....	239
Tabla 7. Autocorrelación espacial global de las tasas de delitos, año 2022	250
Tabla 8. Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador LISA, año 2022	252
Tabla 9. Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador	

Gi*, año 2022	256
Tabla 10. Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador Geary C, año 2022	258
Tabla 11. Cambios en la distribución espacial de las tasas de homicidios por número de parroquias, periodo 2018-2022	262
Tabla 12. Análisis de la evolución de las tasas de homicidios por región, periodo 2018-2022: Identificación de casos estacionarios y nuevos contagios.....	264
Tabla 13. Análisis comparativo de las variables explicativas por clústeres delictivos, delito de homicidios, año 2022	266
Tabla 14. Resultado de las regresiones del modelo básico utilizando MCO	269
Tabla 15. Comparativa de las pruebas de endogeneidad.....	272
Tabla 16. Pruebas de validación de los instrumentos que se utilizaron en el análisis de regresión.....	274
Tabla 17. Resultado de las regresiones del modelo MC2E incluyendo regresores endógenos	275
Tabla 18. Resultado de las regresiones del modelo MC2E incluyendo regresores endógenos más rezago espacial y error espacial	277
Figura 1. El problema de las unidades de área modificables.....	211
Figura 2. Niveles político - territoriales de la República del Ecuador	212
Figura 3. I. de Moran Global - Tasa de homicidios por cada 10.000 habitantes, año 2022	220
Figura 4. Evolución del número de los delitos ocurridos en Ecuador, periodo 2018 – 2022	240
Figura 5. Distribución geográfica del número de homicidios ocurridos en Ecuador, periodo 2018 – 2022	243
Figura 6. Mapas de Caja: Distribución cuartílica de los homicidios, periodo 2018 -2022.....	244
Figura 7. Distribución geográfica del número de delitos contra la propiedad ocurridos en Ecuador (2018 – 2022)	246
Figura 8. Mapas de Caja: Distribución cuartílica de los robos contra la propiedad, periodo 2018-2022.....	247
Figura 9. Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador LISA, año 2022	254
Figura 10. Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador Gi*,	

año 2022 257

Figura 11. Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador Geary
C, año 2022..... 259

Figura 12. Distribución gráfica de los residuos del modelo de MCO, año 2022 270

CAPITULO 4: CONCLUSIONES Y FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACION

Figura 1. Variables no incluidas en la investigación: grupos criminales y puertos
marítimos..... 294

Figura 2. Variables no incluidas en la investigación: cárceles 294

Resumen

Análisis económico del crimen en Ecuador: Determinantes socioeconómicos, Eficiencia policial y Análisis espacial

En los últimos años, Ecuador ha experimentado un incremento notable en los niveles de delincuencia, lo que ha generado un ambiente de inseguridad y violencia que ha deteriorado la calidad de vida de la sociedad. Los principales objetivos de esta investigación son comprender los factores socioeconómicos que influyen en la criminalidad en el país, evaluar la eficiencia en la gestión de los recursos policiales para reducir el delito, y analizar los patrones espaciales del crimen. Para ello, se emplean diversos métodos econométricos y de análisis de datos, con el fin de orientar políticas públicas más efectivas y basadas en evidencia.

El estudio se organiza en cuatro capítulos que abordan diferentes aspectos del problema, ofreciendo una visión integral y multifacética de la criminalidad en Ecuador. Para cumplir con estos propósitos, se han utilizado diversas metodologías:

Capítulo 1: Se emplean Variables Instrumentales y Mínimos Cuadrados Ordinarios en dos etapas (MC2E), junto con estimaciones dinámicas de Rezago Distribuido Autoregresivo (ARDL), para analizar datos históricos nacionales (1990-2022) y paneles provinciales (2008-2022). Los homicidios y robos de automóviles, registrados por la policía, son las variables dependientes en este análisis.

Capítulo 2: Se utiliza el Análisis Envolvente de Datos (DEA) para evaluar la eficiencia en la gestión de recursos policiales en 221 cantones durante el año 2022. Posteriormente, se realizan regresiones en una segunda etapa para examinar la influencia de variables ambientales, complementando con un análisis de productividad para el periodo 2018-2022.

Capítulo 3: Se aplican herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y econometría espacial para llevar a cabo un análisis exploratorio de datos espaciales (EDSA) y un análisis econométrico espacial en 1.032 parroquias durante 2022.

Los resultados principales indican que variables como la pobreza, la educación, el mercado laboral, la urbanización y la disuasión tienen efectos significativos sobre los índices de criminalidad, aunque dichos efectos varían según el tipo de delito. Estos hallazgos resaltan la importancia de incorporar dichos factores en los modelos económicos del crimen para diseñar políticas públicas más efectivas.

El análisis DEA revela que algunos cantones gestionan sus recursos policiales de manera eficiente, sirviendo como modelos a seguir. Las regresiones de segunda etapa confirman que las variables ambientales también influyen en la eficiencia. Esto destaca la necesidad de una gestión óptima de los recursos policiales para reducir la delincuencia.

El análisis espacial muestra que el crimen en Ecuador tiene una fuerte dependencia espacial, con patrones de concentración (puntos calientes) y efectos de difusión que impactan a áreas vecinas. Factores como la actividad comercial, la calidad educativa, el desempleo y la densidad residencial y comercial influyen de manera diferenciada en los distintos tipos de delitos. Además, la eficiencia policial se destaca como un factor clave en la lucha contra el crimen.

Las conclusiones generales consolidan los aprendizajes y recomendaciones derivados de los análisis. Se enfatiza la importancia de considerar factores socioeconómicos y espaciales en el diseño de políticas públicas y estrategias de prevención del delito. Asimismo, se destacan las siguientes observaciones clave:

1. La política criminal debe considerar factores como la pobreza, educación y mercado laboral para ser verdaderamente efectiva.
2. La optimización de la gestión de recursos policiales es crucial para mejorar la seguridad pública.
3. Considerar los patrones espaciales del crimen es fundamental para abordar la delincuencia de manera integral.

Esta investigación proporciona una base sólida para futuros estudios y para la formulación de políticas públicas más efectivas, contribuyendo a la construcción de una sociedad más segura y equitativa.

Palabras clave: Análisis espacial, Criminalidad, Determinantes socioeconómicos, Ecuador, Gestión policial, Políticas de seguridad pública

Abstract

Economic Analysis of Crime in Ecuador: Socioeconomic Determinants, Police Efficiency, and Spatial Analysis

In recent years, Ecuador has experienced a notable increase in crime levels, creating an environment of insecurity and violence that has deteriorated the quality of life in society. The main objectives of this research are to understand the socioeconomic factors influencing crime in the country, evaluate the efficiency in the management of police resources to reduce crime, and analyze the spatial patterns of crime. To achieve this, various econometric and data analysis methods are employed to guide more effective and evidence-based public policies.

The study is organized into four chapters that address different aspects of the problem, offering a comprehensive and multifaceted view of crime in Ecuador. To fulfill these objectives, diverse methodologies have been used:

Chapter 1: Instrumental Variables and Two-Stage Least Squares (TSLS), along with dynamic estimates of Autoregressive Distributed Lag (ARDL), are used to analyze historical national data (1990-2022) and provincial panels (2008-2022). Homicides and car thefts, recorded by the police, are the dependent variables in this analysis.

Chapter 2: Data Envelopment Analysis (DEA) is utilized to assess the efficiency in the management of police resources in 221 cantons during 2022. Subsequent second-stage regressions examine the influence of environmental variables, complemented by a productivity analysis for the period 2018-2022.

Chapter 3: Geographic Information Systems (GIS) tools and spatial econometrics are applied to conduct an exploratory spatial data analysis (ESDA) and spatial econometric analysis in 1,032 parishes during 2022.

The main results indicate that variables such as poverty, education, labor market, urbanization, and deterrence have significant effects on crime rates, although these effects vary depending on the type of crime. These findings underscore the importance of incorporating these factors into economic crime models to design more effective public policies.

The DEA analysis reveals that some cantons manage their police resources efficiently, serving as models to follow. Second-stage regressions confirm that environmental variables also affect efficiency. This highlights the need for optimal management of police resources to reduce crime.

The spatial analysis shows that crime in Ecuador exhibits strong spatial dependence, with concentration patterns (hot spots) and diffusion effects impacting neighboring areas. Factors such as commercial activity, educational quality, unemployment, and residential and commercial density have differentiated influences on various types of crimes. Additionally, police efficiency is identified as a key factor in combating crime.

The general conclusions consolidate the insights and recommendations derived from the analyses. The importance of considering socioeconomic and spatial factors in the design of public policies and crime prevention strategies is emphasized. Additionally, the following key observations are highlighted:

1. Criminal policy should consider factors such as poverty, education, and the labor market to be truly effective.
2. Optimizing the management of police resources is crucial for improving public safety.
3. Considering the spatial patterns of crime is fundamental to addressing crime in a comprehensive manner.

This research provides a solid foundation for future studies and the formulation of more effective public policies, contributing to the building of a safer and more equitable society.

Keywords: Spatial analysis, Criminality, Socioeconomic determinants, Ecuador, Police management, Public security policies

Introducción General

Ecuador está ubicado en la parte noroccidental de América del Sur. Limita al norte con Colombia y al sur con Perú, y cuenta con una extensión territorial de 283.561 km². El país está compuesto por 24 provincias, 221 cantones y 1.499 parroquias. Según el último Censo de Población y Vivienda, la población asciende 17 millones de habitantes (INEC, 2022).

Un hecho relevante es que el país posee aproximadamente 2.237 kilómetros de costa en el Océano Pacífico. Esta costa, de fácil acceso y con controles relativamente bajos, alberga varios puertos marítimos importantes, entre los cuales destacan el puerto de Posorja y el de la Autoridad Portuaria, ubicados en el golfo de Guayaquil. Esta zona es considerada de gran importancia económica debido a su estratégica posición geográfica, siendo un punto crítico para actividades legales e ilegales, como el narcotráfico.

La semblanza sobre la situación económica del Ecuador elaborada por la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) no es nada alentadora. Se destaca los siguientes aspectos: la pobreza se mantuvo alta en 2022, con una tasa del 25,7%, superior al promedio de América Latina y el Caribe (24,1%); el índice de Gini fue de 45,8 en 2021, más alto que el promedio regional de 44,8, indicando una significativa desigualdad económica en el país; la productividad laboral es baja en comparación con estándares internacionales; una gran parte de la población activa trabaja en condiciones de informalidad, lo que limita el crecimiento económico y reduce la recaudación fiscal; la inversión total ha disminuido, pasando del 25,1% del PIB en 2016 al 21,3% en 2022; el servicio de la deuda consume una porción considerable de los ingresos fiscales totales, habiendo aumentado del 19,5% en 2016 al 21,5% en 2021, un porcentaje bastante elevado en comparación con otros países de la región, reflejando una carga fiscal considerable para el país (OECD, 2023).

El principal instrumento de política de gasto es el Presupuesto General del Estado, a través del cual se determinan las prioridades del gasto público y las fuentes de ingresos para un período anual. El presupuesto para el año 2022 fue de aproximadamente 33,8 millones de dólares, de los cuales se asignó el 3,81% a la Policía Nacional (PNE), institución encargada de brindar seguridad a la ciudadanía (Asamblea Constituyente, 2008).

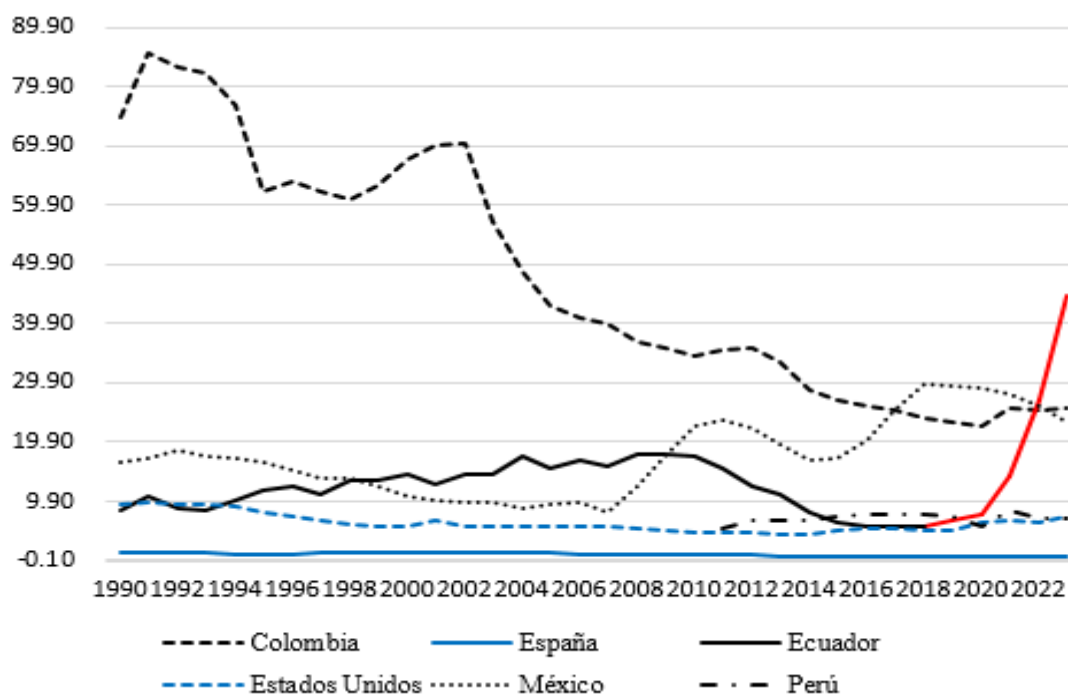
Ecuador, históricamente ha mantenido tasas de homicidios dentro de límites tolerables, aunque con una tendencia moderada al aumento, por lo que no ha sido catalogado como un país violento. Mediante la adopción de políticas públicas de seguridad efectivas, el país logró reducir su tasa de homicidios a 5,81 por cada 100.000 habitantes en 2016, la más baja registrada en su historia. Para 2022, esta tasa se incrementó a 25,5, marcando una aceleración sin precedentes y convirtiéndose en la más alta de la historia del país. Este cambio drástico, de la tasa más baja a la más alta, se produjo en un período muy corto de solo cinco años (Carrión Mena, 2024).

Al comparar las tasas de homicidios de países con alto desarrollo, como Estados Unidos y España, con aquellos de menor desarrollo, como Colombia, Ecuador, Perú y México (ver Figura 1), se observa la estabilidad de los primeros frente a la variabilidad de los segundos, lo cual refleja su inestabilidad socioeconómica. Específicamente, Colombia muestra una tendencia decreciente en su tasa de homicidios, mientras que Perú indica una relativa estabilidad. México, tras un incremento que comenzó en 2007, ha registrado una disminución en los últimos siete años. Ecuador, al haber experimentado un aumento inusual los últimos años, multiplicando casi por cinco su tasa en 2022 respecto a 2016,

ha superado a países como Colombia y México, que tradicionalmente han mantenido altos niveles de violencia.

Figura 1

Evolución de la tasa de homicidios por cada 100.000 habitantes, periodo 1990-2023



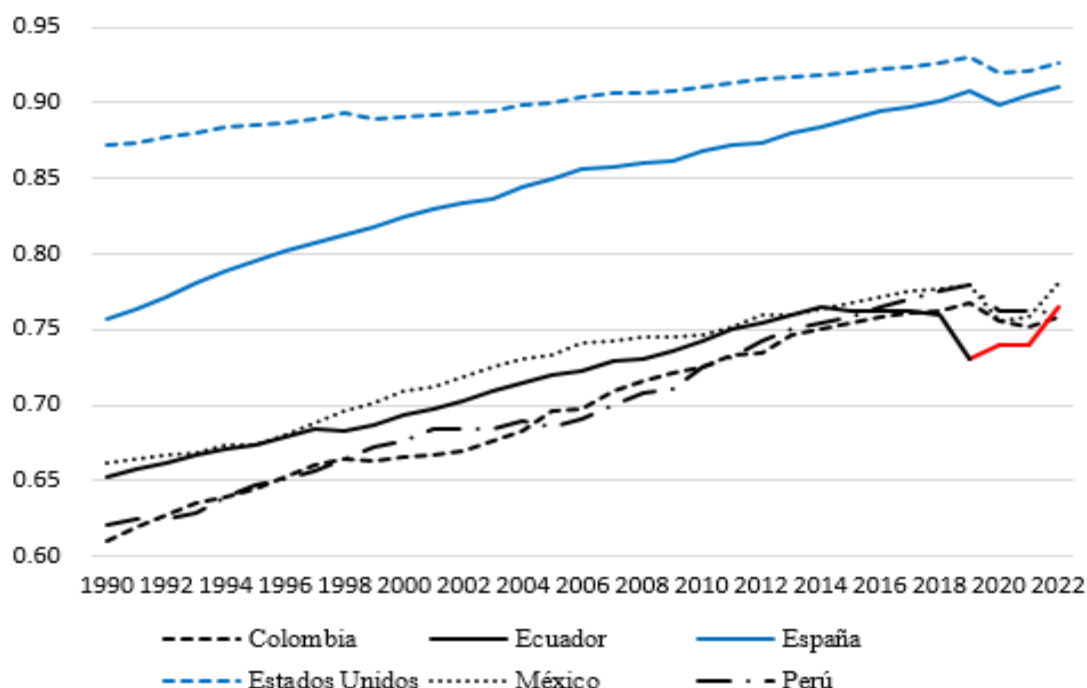
Fuente: Banco Mundial - Indicadores.

La evolución de la violencia está estrechamente vinculada a factores de desarrollo humano, como la salud, la educación y el empleo. En este contexto, los costos humanos y sociales de los últimos años han sido extremadamente altos para la población en la mayoría de los países de Latinoamérica (Briceño-León, 2008; Hernández Bringas, 2022). En la Figura 2 se aprecia la evolución del Índice de Desarrollo Humano para el grupo de países analizados anteriormente. Históricamente, todos han registrado mejoras seguidas de una contracción debido al confinamiento en 2020 efectuado para controlar el contagio del virus SARS-CoV-2 causante del Covid-19. A pesar de esto, tras la pandemia, la tendencia de mejora se ha retomado. Es importante destacar que, en 2018, Ecuador ya presentaba índices bajos y fue el país más perjudicado por el confinamiento en comparación con Colombia, Perú y México. Esta lenta recuperación subraya las deficiencias en las estructuras sociales, tanto del sector estatal como del privado.

Según Carrión Mena (2024), el costo de la violencia para los países de Latinoamérica en 2017 representó el 3,55% del PIB, y explica que las actividades ilegales tienen un impacto significativo tanto en el crecimiento económico como en su deterioro. Por un lado, el crimen organizado contribuye al crecimiento mediante actividades como el lavado de dinero y el consumo. Por otro lado, los costos de la violencia, que incluyen la desinversión y los recursos destinados a controlar el crimen, son extremadamente altos.

Figura 2

Evolución del Índice de Desarrollo Humano, periodo 1990-2022



Fuente: PNUD – Human Development Reports.

Informes internacionales como el Índice de Paz Global reflejan la evolución negativa del Ecuador en términos de seguridad en el último quinquenio. En 2018, se situó en el puesto 65 de 163 países, pero en 2022 descendió al puesto 73 y empeoró aún más en 2023, alcanzando el puesto 97. Este aumento en el ranking indica un deterioro significativo en las condiciones de paz y seguridad del país durante este período (Institute for Economics & Peace, 2024). Asimismo, el Índice Global de Crimen Organizado (2023) realizó una amplia evaluación y concluyó que el país enfrenta una crisis de criminalidad caracterizada por el narcotráfico a gran escala, la violencia y extorsión de grupos criminales, la corrupción endémica, y un incremento en la trata de personas y los delitos ambientales. Las principales características son la colaboración de cárteles internacionales (Colombia, Méjico, Los Balcanes, Brasil, China), el uso del país como ruta clave para el tráfico de drogas, la infiltración de bandas en el sistema penitenciario, y la interconexión de diversos delitos facilitados por la corrupción institucional. Las consecuencias de la criminalidad en el país incluyen un aumento significativo de la violencia y las tasas de homicidio, debilitamiento de las instituciones estatales, migración forzada de ciudadanos, impacto negativo en el desarrollo económico y social, y una pérdida generalizada de confianza en el gobierno y las fuerzas de seguridad.

Según el Banco Mundial (2024), la inseguridad es uno de los principales obstáculos para el desarrollo económico de Ecuador. Este problema se refleja en un aumento de la delincuencia común y actividades asociadas a mercados ilegales como el narcotráfico. En términos de delincuencia común, se observa un incremento en robos, hurtos y homicidios, indicativos de estrategias de supervivencia adoptadas por ciertos grupos sociales. Por otro lado, el narcotráfico está ganando relevancia, con un aumento en los asesinatos relacionados en provincias fronterizas con Colombia, donde se importan narcóticos, y en

las zonas costeras del Pacífico, importantes puntos de exportación de drogas (Carrión Mena, 2024). Esto ha contribuido a que Ecuador sea considerado uno de los lugares más violentos del mundo en la actualidad (Global Organized Crime Index, 2023).

A pesar de la evidente conexión entre delincuencia y actividades ilegales, como la corrupción y el narcotráfico, la relación empírica entre estas actividades y la violencia no ha sido ampliamente investigada en la literatura ecuatoriana. Este estudio no pudo abordar estos temas debido a limitaciones en la disponibilidad de información específica. Las dificultades incluyeron la imposibilidad de construir una serie temporal adecuada, la falta de granularidad en los datos, o la ausencia de información relevante disponible al público.

En este contexto, para comprender las causas de la criminalidad en Ecuador, es crucial realizar un análisis integral que abarque diversos factores y métodos de investigación. En primer lugar, es indispensable llevar a cabo estudios sociodemográficos que permitan analizar cómo la desigualdad económica, la pobreza y el acceso a la educación influyen en la criminalidad. También es fundamental evaluar la efectividad de las políticas de seguridad implementadas por el gobierno. Por último, un análisis espacial de la distribución de los delitos y su impacto en las tasas de criminalidad proporcionará una visión holística de las causas subyacentes, lo que permitirá desarrollar estrategias efectivas para su mitigación.

Con el fin de alcanzar este objetivo, la tesis se ha organizado en cuatro capítulos, los cuales abordan los siguientes temas:

Tras una introducción que contextualiza el objetivo de la investigación. El Capítulo 1 explora los determinantes socioeconómicos de la delincuencia en Ecuador, enfocándose en cómo variables como la pobreza, la educación, el mercado laboral, la urbanización y la disuasión afectan los índices de criminalidad. Mediante una amplia revisión de la literatura, se analiza la evolución de la teoría económica del crimen y las contribuciones empíricas clave. El análisis se basa en dos conjuntos de datos: una serie histórica anual a nivel nacional, que abarca el período de 1990 a 2022, y un panel provincial para el período de 2008 a 2022, se utiliza registros policiales de homicidios y robos de automóviles como variables dependientes, dado que representan las estadísticas más confiables sobre criminalidad en el país. La metodología empleada incluye técnicas de Variables Instrumentales utilizando Mínimos Cuadrados Ordinarios en dos etapas (MC2E) y estimaciones dinámicas ARDL (AutoRegressive Distributed Lag), que permiten abordar problemas de endogeneidad mediante el uso de variables instrumentales externas e internas, respectivamente. Los resultados principales sugieren que el modelo económico de la delincuencia debe incorporar las variables socioeconómicas mencionadas y que los efectos de estas variables pueden variar según el tipo de delito. Los hallazgos proporcionan una comprensión más profunda de los factores que inciden en la delincuencia en Ecuador, contribuyendo así al diseño de políticas públicas más informadas y efectivas

En el Capítulo 2 se analiza cómo la eficiencia en la gestión de recursos de la PNE influye en la disminución de cuatro tipos de delitos: homicidios, robos de automóviles, robos de motocicletas y robos a personas, en 221 cantones durante el año 2022. Se emplea la metodología de optimización no paramétrica conocida como Análisis Envolvente de Datos (DEA), que permite clasificar los cantones en términos de eficiencia o ineficiencia. Los insumos utilizados en el análisis incluyen el número de agentes y unidades de policía comunitaria, mientras que los outputs se relacionan con diversas categorías delictivas. Los resultados revelan que los cantones eficientes pueden servir de modelo para aquellos que buscan optimizar su gestión policial y alcanzar un nivel de eficiencia comparable.

Además, se realizaron regresiones de segunda etapa para examinar la influencia de variables ambientales. Para robustecer los resultados, se analizó la sensibilidad y se llevó a cabo la prueba de separabilidad para comprobar la validez de los hallazgos. Como complemento, se realizó un análisis de productividad para proporcionar una visión más completa de la eficiencia en la gestión de recursos policiales. La evidencia presentada sobre la eficiencia en la gestión de recursos policiales y su impacto en la reducción de la delincuencia proporciona una base sólida para la formulación de políticas públicas orientadas a mejorar la asignación de recursos y prevenir el crimen de manera más efectiva.

El capítulo 3 se enfoca en el análisis espacial de la delincuencia en Ecuador, explorando cómo la ubicación de los delitos y sus patrones espaciales afectan el comportamiento criminal. Partiendo de la identificación de variables socioeconómicas influyentes y la evaluación de la eficiencia policial en capítulos anteriores, se introduce la dimensión espacial como un complemento esencial para entender la dinámica delictiva. Se revisa la literatura teórica y empírica relevante, poniendo de relieve cómo las teorías de la Desorganización Social y las Actividades Rutinarias explican la concentración y propagación del crimen. El análisis emplea herramientas avanzadas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y econometría espacial, utilizando software como GeoDa y GeoDaSpace para el procesamiento y análisis de datos geoespaciales.

El estudio se estructura en dos secciones principales: un análisis exploratorio de datos espaciales (EDSA) y un análisis econométrico espacial. El EDSA incluye la identificación de patrones de concentración delictiva (puntos calientes) y la evaluación de la autocorrelación espacial global y local de delitos como homicidios, robos de automóviles, robos de motocicletas y robos a personas en 1.032 parroquias en el año 2022. El análisis econométrico espacial se centra en modelar la relación entre la criminalidad y variables socioeconómicas. Los hallazgos revelan que la criminalidad no es distribuida aleatoriamente, sino que muestra una dependencia espacial significativa, con efectos de difusión que extienden el impacto del crimen a áreas vecinas. Por su parte, las estimaciones indican que variables como la actividad comercial, la calidad educativa, el desempleo, la densidad residencial y comercial, la demografía juvenil, la proporción de hogares liderados por mujeres, los índices de pobreza y la incautación de drogas tienen una influencia diferenciada según el tipo de delito. Como hecho relevante, se ha incluido la eficiencia policial como variable explicativa, destacando su rol en el estudio. Estos resultados subrayan la importancia de considerar factores espaciales al diseñar políticas públicas y estrategias de prevención del delito.

Este enfoque integral no solo permite una mejor comprensión de la distribución espacial del crimen en Ecuador, sino que también proporciona una base sólida para futuras investigaciones y la formulación de políticas efectivas basadas en evidencia empírica robusta.

Finalmente, el Capítulo 4 expone las conclusiones generales de la tesis, consolidando los aprendizajes y recomendaciones derivados del estudio. Además, se abordan las limitaciones encontradas durante la investigación y se proponen futuras líneas de trabajo que podrían explorarse.

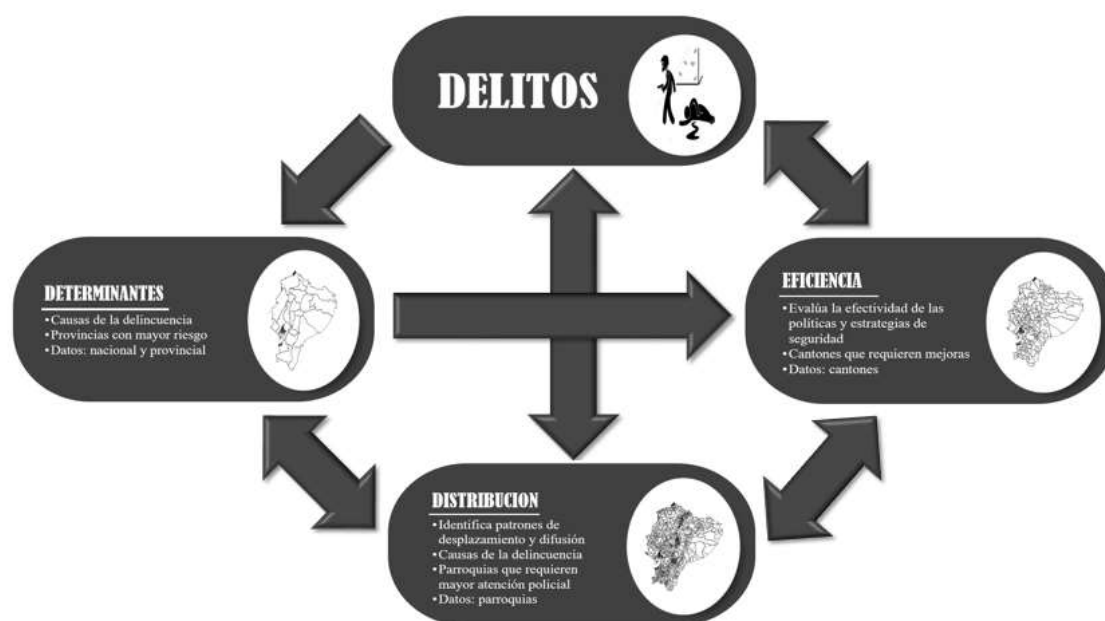
Los tres temas desarrollados en la presente tesis proporcionan información valiosa para el diseño de estrategias de seguridad más efectivas. El análisis de los determinantes de la delincuencia ayuda a comprender sus causas subyacentes y a identificar áreas de mayor riesgo. Además, el estudio de la eficiencia policial permite evaluar la efectividad de las medidas implementadas y señalar posibles áreas de mejora. Por último, el análisis

espacial de la delincuencia brinda información sobre los patrones delictivos, ayudando a identificar zonas que requieren una mayor atención policial.

El enfoque propuesto establece un sistema de retroalimentación dinámico, donde cada elemento no solo influye sino que también es influenciado por los otros, aumentando la adaptabilidad y eficacia de las respuestas en los diferentes niveles de análisis. Este enfoque sistémico no solo profundiza la comprensión del comportamiento delictivo, sino que también permite optimizar las intervenciones policiales al basarlas en datos concretos y actualizados sobre la realidad del delito (Ver Figura 3).

Figura 3

Diagrama de las relaciones entre capítulos



Fuente: Elaboración propia.

A continuación se describen las interacciones entre los temas desarrollados en la tesis:

1. Delitos. - Es el elemento central que representa los incidentes de delincuencia. Tiene relación con:
 - **Determinantes:** Analiza factores nacionales, como las condiciones socioeconómicas y demográficas, que pueden influir en los delitos, identificando las provincias con mayor riesgo.
 - **Eficiencia:** Evalúa la eficiencia de las políticas y estrategias de seguridad implementadas, identificando los cantones que requieren mejoras en las políticas para abordar el delito de manera efectiva.
 - **Distribución:** Examina la distribución geográfica de los delitos a menor nivel (parroquias), identificando zonas de alta incidencia, patrones de desplazamiento y difusión del crimen.
2. Determinantes.- Se enfoca en las causas a nivel nacional y provincial de la delincuencia. Tiene relación con:
 - **Eficiencia:** Los análisis de las causas nacionales de la delincuencia pueden influir en el diseño y ajuste de políticas de seguridad para abordar las causas raíz de manera más efectiva.

- Distribución: Los determinantes influyen en los patrones de distribución de la delincuencia. Comprender estos factores ayuda a identificar áreas micro con mayor susceptibilidad y explica por qué ocurre la delincuencia.
3. Eficiencia. - Evalúa la implementación y resultados de políticas de seguridad. Tiene relación con:
- Delitos: La retroalimentación constante entre los resultados de las políticas y los delitos observados ayuda a ajustar rápidamente las políticas basadas en su eficiencia.
 - Distribución: Los resultados de las evaluaciones de eficiencia pueden influir en las estrategias para zonas específicas que necesitan más recursos o enfoques diferentes según la distribución de delitos en las parroquias.
4. Distribución. - Muestra cómo se manifiestan los delitos en el territorio. Tiene relación con:
- Delitos: Los patrones de distribución del delito retroalimentan el análisis de los delitos, ayudando a identificar nuevas áreas de preocupación o éxito.
 - Determinantes: La información sobre la distribución de delitos puede retroalimentar y enriquecer la comprensión de los determinantes nacionales. Identificar específicamente dónde y cómo se manifiestan los delitos puede proporcionar *insights* sobre causas subyacentes no consideradas previamente.
 - Eficiencia: El análisis de la distribución debe influir directamente en cómo se evalúan y ajustan las políticas a nivel cantonal.

En este contexto, las contribuciones de la investigación son variadas, ya que el estudio integra tres enfoques que brindan información clave para el diseño de políticas y estrategias de seguridad pública más efectivas y fundamentadas. A continuación, se describen las contribuciones con impacto general, seguidas por un análisis de aquellas que tienen un impacto específico en cada capítulo desarrollado.

Se ha logrado confirmar la hipótesis de que el gasto en seguridad pública actúa como un disuasivo efectivo contra la delincuencia, destacando la importancia de las inversiones en este sector. Además, al incluir la eficiencia policial como variable explicativa (capítulo 3) se validó que el gasto público, especialmente cuando se realiza de manera eficiente, predice eficazmente el comportamiento criminal. Esto permite evaluar la efectividad de las medidas y enfoques implementados para combatir la delincuencia.

Hasta este estudio, había pocas investigaciones que abordaran alguno de los temas desarrollados para Ecuador, las cuales adolecen de limitaciones en modelización, metodología y selección de muestras. Este trabajo llena ese vacío de conocimiento y mejora la comprensión del fenómeno, proporcionando una base sólida para el desarrollo de modelos económicos de delincuencia adaptados a la realidad ecuatoriana. Además, ofrece orientación práctica a los responsables de formular políticas públicas hacia acciones concretas para mitigar la delincuencia.

Durante el estudio se han creado varias bases de datos útiles para investigaciones futuras en el ámbito de la seguridad pública y la delincuencia:

- Serie temporal de 1990 a 2022 con datos socioeconómicos y de delitos a nivel nacional.

- Panel de datos de 2008 a 2022 con datos socioeconómicos y de delitos a nivel provincial.
- Panel de datos de 2018 a 2022 con datos socioeconómicos y de delitos a nivel cantonal.
- Panel de datos de 2018 a 2022 con información sobre delitos a nivel parroquial.
- Corte transversal del año 2022 con datos socioeconómicos y de delitos a nivel parroquial.

Contribuciones del Capítulo 1

Los hallazgos destacan la necesidad de considerar la presencia de endogeneidad al abordar los modelos económicos de la delincuencia. Esto implica utilizar instrumentos internos y/o externos para tener una comprensión más precisa de los factores que influyen en la criminalidad. Pocos estudios en el contexto ecuatoriano han logrado implementar con éxito variables disuasorias en investigaciones económicas sobre la delincuencia, lo que hace que esta investigación sea una valiosa contribución al conocimiento académico.

Los resultados muestran que las variables socioeconómicas afectan de manera distinta según el tipo de delito. Esta distinción enfatiza la necesidad de abordar cada tipo de delito de forma específica, considerando las diversas motivaciones subyacentes y ajustando las estrategias de prevención y control en consecuencia.

Los hallazgos indican que la temporalidad tiene una influencia significativa en las tasas de criminalidad, ya que los índices delictivos de un período impactan en los del período siguiente. Por lo tanto, es fundamental considerar el factor tiempo en los modelos económicos para un análisis más preciso.

La investigación revela la existencia de patrones de difusión de la criminalidad desde provincias con altos índices de delincuencia hacia sus zonas vecinas, identificadas como áreas de riesgo significativo. Este hallazgo sugiere que la ubicación geográfica juega un papel importante en estas dinámicas, por lo que las autoridades de seguridad deben priorizar estas zonas para implementar acciones preventivas tempranas y evitar un aumento en los delitos.

Se creó una serie anual desde 1990 hasta 2022 para los delitos de homicidio y robo de automóviles, así como para las variables socioeconómicas analizadas. Además, se construyó un panel de datos que abarca el período de 2008 a 2022, utilizando la misma información sobre los delitos y variables socioeconómicas disponibles en las estadísticas oficiales.

Contribuciones del Capítulo 2

Hasta la fecha, no se había encontrado evidencia empírica sobre la aplicación de la metodología DEA en temas de seguridad ciudadana en Ecuador. Por lo tanto, este estudio representa la primera contribución de este tipo en el contexto ecuatoriano.

El estudio ha elaborado un *plan de mejoramiento* específicamente diseñado para cantones que requieren optimización en su gestión policial, estableciéndose como un referente innovador en el análisis de la gestión operativa policial. En conjunto con la PNE, se espera implementar estos planes una vez concluida la investigación.

Se aplicó la prueba de separabilidad para comprobar si las variables ambientales influyen en las puntuaciones de eficiencia de las DMUs. Cabe destacar que el análisis de los efectos de la separabilidad es un campo emergente de investigación y su aplicación ha sido escasa en el ámbito de la seguridad pública.

La investigación adopta un enfoque innovador al utilizar el índice de Hicks-Moorsteen para analizar la seguridad pública, complementando la limitada investigación existente que emplea el índice de Malmquist. Este enfoque permite considerar los retornos variables a escala y examinar la productividad desde una perspectiva de *inputs* y *outputs*. El estudio es pionero en evaluar la productividad de las fuerzas policiales desde diversas perspectivas, representando así una de sus contribuciones más significativas.

Como análisis complementario al DEA, se desarrolló un indicador compuesto multidimensional de seguridad ciudadana mediante el modelo *Benefit of the Doubt* (BoD). Este indicador proporciona un ranking de los cantones y revela las fortalezas y debilidades relativas de la PNE en el control de la delincuencia. Esta información es valiosa tanto para el liderazgo directivo de la PNE como para los responsables de formular políticas, quienes necesitan tomar decisiones fundamentadas en el ámbito de la seguridad.

Se estableció un panel de datos para el período de 2018 a 2022, que incluye tanto los insumos y delitos analizados en los estudios de eficiencia como las variables socioeconómicas consideradas en las regresiones.

Contribuciones del Capítulo 3

Este estudio marca una diferencia importante en comparación con las pocas investigaciones previas, que se han enfocado principalmente en la ciudad capital. Al analizar los patrones espaciales de la criminalidad a nivel nacional, se llena una brecha crucial en el conocimiento existente. Esto proporciona una visión más completa de cómo se distribuye el crimen a lo largo de todo el país, lo que a su vez amplía la comprensión de las dinámicas criminales en Ecuador y realiza una contribución significativa a este campo de estudio.

El estudio se destaca por ser pionero en incluir la gestión policial, y en particular la *eficiencia policial*, como variable disuasoria en modelos econométricos espaciales. Los resultados demuestran que en Ecuador, un país de ingresos moderados, existe una correlación inversa significativa entre la eficiencia policial y los índices de criminalidad. Este hallazgo subraya la importancia crucial de una gestión policial eficiente para la reducción de la criminalidad.

Este estudio implementa metodologías avanzadas y tecnológicamente complejas en el análisis espacial del crimen, integrando conceptos fundamentales como la autocorrelación espacial, la difusión de la criminalidad y la econometría espacial. Este enfoque amplía significativamente el análisis de las interacciones entre delitos, variables socioeconómicas y el entorno físico, ofreciendo nuevas perspectivas y herramientas para identificar zonas de potencial riesgo.

Se crearon series de datos georreferenciados sobre ciertos tipos de delitos e incautaciones de drogas para el período 2018-2022. Además, se desarrolló una serie específica para el año 2022 que incluye variables socioeconómicas georreferenciadas utilizadas en las regresiones.

Referencias bibliográficas

- Asamblea Constituyente. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Asamblea Contituyente.
- Banco Mundial. (2024, abril 3). *Ecuador: Panorama general* [Text/HTML]. World Bank. <https://www.bancomundial.org/es/country/ecuador/overview>
- Carrión Mena, F. (2024). *La producción social de las violencias en Ecuador y América Latina: Histórica, estructural, plural y relacional* (FES-ILDIS en Ecuador). Flacso-Sede Ecuador. www.flacso.edu.ec
- Global Organized Crime Index. (2023). *The Organized Crime Index*. <https://ocindex.net/>
- INEC. (2022). *Censo Ecuador 2022*. Censo Ecuador. <https://censoecuador.ecudatanalytics.com/>
- Institute for Economics & Peace. (2024). *Institute for Economics & Peace | Experts in Peace, Conflict and Risk*. Institute for Economics & Peace. <https://www.economicsandpeace.org/>
- OECD. (2023). *Latin American Economic Outlook 2023: Investing in Sustainable Development*. Organisation for Economic Co-operation and Development. https://www.oecd-ilibrary.org/development/latin-american-economic-outlook-2023_8c93ff6e-en

Capítulo 1: Determinantes de la Delincuencia

1.1 Introducción

El notable incremento en los índices de criminalidad global ha desatado un intenso debate social acerca de la magnitud real del problema de inseguridad pública. Este fenómeno repercute negativamente en diversos aspectos fundamentales de la sociedad, afectando la calidad de vida, el bienestar social, así como las esferas educativa, laboral, política y económica (Carreón, 2017). Según el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), el crimen y la violencia tienen un impacto significativo en el bienestar humano. Generan costos directos personales, como lesiones, muertes y el miedo a ser víctima, así como pérdidas económicas más amplias, en parte debido al incremento del gasto público en fuerzas policiales, sistemas carcelarios y la administración de justicia penal (Jaitman, 2015).

En particular, en América del Sur y el Caribe, la inseguridad se ha convertido en una de las mayores preocupaciones en estas sociedades. De hecho, se consideran estas regiones como las más desiguales, segregadas y violentas del mundo debido a sus altos índices de criminalidad (Crime, 2022). Esta preocupación ha motivado un creciente número de investigaciones empíricas centradas en las causas del delito para países latinoamericanos. Estudios realizados por autores como Fajnzylber et al. (1998, 2002a), Gaviria (2000), Garcette (2004), Rogge y Abang (2022), y Gokmenoglu et al. (2022) ejemplifican este interés. En este contexto, los estudios comparativos internacionales y regionales han permitido identificar con mayor precisión los factores que frecuentemente inciden en la delincuencia.

En los últimos años, en Ecuador se ha evidenciado un aumento en los índices de criminalidad, lo que junto con la sensación de inseguridad entre la población, tiene un impacto negativo en la calidad de vida. A pesar de esta creciente preocupación, existe una notable escasez de investigación científica sobre los factores determinantes del delito en el país. Hasta la fecha de este estudio, se han encontrado pocas investigaciones que aborden este tema, y las existentes presentan limitaciones en cuanto a modelización, metodología y selección de la muestra. Estas limitaciones dificultan la generación de pruebas sólidas para desarrollar un modelo económico de la delincuencia adaptado a la realidad ecuatoriana. Por lo tanto, la realización de esta investigación se justifica como una manera de llenar este vacío de conocimiento, contribuyendo así a una mejor comprensión del fenómeno y proporcionando orientación a los responsables de formular políticas públicas hacia acciones concretas para mitigarlo (Cea et al., 2006; Jaitman, 2019).

El propósito de este estudio es determinar la influencia relativa de los incentivos positivos y negativos de las variables socioeconómicas en los índices de delincuencia en Ecuador. Para abordar este tema de manera efectiva, resulta fundamental responder a la siguiente interrogante: ¿Ejercen las variables socioeconómicas una influencia significativa y diferenciada en los índices de delincuencia, con variaciones según el tipo de delito? Para responder a esta pregunta, se emplean dos conjuntos de datos para realizar las estimaciones: una serie anual que abarca el período de 1990 a 2022 a nivel nacional, y un panel que comprende el período entre 2008 y 2022 a nivel provincial. Se ha decidido emplear los registros policiales de homicidios y robos de automóviles como variables dependientes, debido a que estas fuentes son consideradas como las estadísticas sobre criminalidad más confiables y representativas disponibles en el país. Para su análisis, se han aplicado diversas técnicas estadísticas, que abarcan desde simples correlaciones hasta análisis de regresión, así como desde estimaciones estáticas de Mínimos Cuadrados

Ordinarios (MCO) hasta estimaciones dinámicas ARDL (AutoRegressive Distributed Lag, por sus siglas en inglés). El resultado principal destaca que el modelo económico de la delincuencia debe incorporar variables relacionadas con la pobreza, educación, mercado laboral, urbanidad y disuasión, y que los efectos de estas variables pueden variar según el tipo de delito.

La organización de los siguientes apartados del capítulo se detalla a continuación: la Sección 2 ofrece una revisión exhaustiva de la literatura teórica relevante, seguida por un análisis similar de estudios empíricos en la Sección 3. La Sección 4 aborda el enfoque metodológico empleado para manejar la endogeneidad, diferenciando entre instrumentos internos y externos. Los datos empleados en este estudio se describen en la Sección 5. Los hallazgos derivados de las aplicaciones empíricas se revelan en la Sección 6. Por último, la Sección 7 sintetiza las conclusiones y propone recomendaciones basadas en los resultados obtenidos.

1.2 Una visión general sobre la teoría económica de la delincuencia

Para comprender cómo la ciencia económica ha estudiado la problemática de la delincuencia es importante analizar la teoría económica del crimen, que se fundamenta en el pensamiento económico clásico, remontándonos aproximadamente unos doscientos cincuenta años atrás. Cesare Beccaria, en 1764, y Jeremy Bentham, en 1789, relacionaron el crimen con los aspectos económicos racionales, postulando los principios básicos de lo que actualmente se conoce en la literatura criminológica como el *enfoque económico del crimen*, que en lo fundamental se refiere al conjunto de reglas que permiten castigar a quienes cometen actos delictivos, basadas en principios de utilidades (Jasso, 2015). Beccaria, argumentaba que el castigo es un instrumento para evitar el cometimiento de delitos en el futuro. En cambio Bentham, fundador del utilitarismo, centró gran parte de su atención en el estudio del beneficio que motivaba a los delincuentes, y como el castigo restringía su comportamiento. Cabe mencionar que esta teoría se difundió más entre los abogados y penalistas que entre los economistas (Roemer, 2001).

Posteriormente, Fleisher (1963; 1966) retoma el tema con dos publicaciones: *El efecto del desempleo en la delincuencia juvenil* y *El efecto de los ingresos en la delincuencia*. Estos estudios empíricos únicamente pretendían detectar los determinantes económicos del comportamiento delictivo de los individuos. El autor utilizó información sobre los ingresos, desempleo y delincuencia. Los resultados econométricos mostraron que los ingresos medios familiares estaban asociados “con menores comparecencias ante los tribunales por parte de los jóvenes varones, y con un menor número de detenciones de jóvenes varones por delitos de robo, hurto y robo de coches” (Buonanno, 2003, p. 6).

Según Merlo (2004, p. 677), “la publicación fundamental que dio inicio al campo de la economía de la delincuencia fue *Crime and Punishment: An Economic Approach*, de Gary Becker, seguida de *The Optimum Enforcement of Laws*, de George Stigler, y *Participation in Illegitimate Activities: A Theoretical and Empirical Investigation*, de Isaac Ehrlich, que aparecieron en el *Journal of Political Economy* en 1968, 1970 y 1973, respectivamente”. En conjunto, estas contribuciones provocaron un cambio en el enfoque de la teoría y la investigación criminológica.

Becker (1968), ganador del Premio Nobel de Economía en 1992, retoma la idea de Bentham y presenta un trabajo que cambia radicalmente la forma de pensar sobre el comportamiento delictivo, siendo pionero en el análisis de lo que hoy se conoce como el *Modelo Económico del Crimen*. Propone un marco en el cual los delincuentes toman

decisiones de manera razonada, considerando los costos y beneficios potenciales asociados a sus actos delictivos.

Según Becker, al delincuente no debía considerarse como una víctima indefensa de la opresión social, sino como un agente económico racional, que comete actos criminales cuando los beneficios, psicológicos y monetarios, superan a los que podría tener dedicándose a actividades legales; es decir, siempre elige lo más rentable, que a su vez está influenciado por el coste de cometer delitos, representado por la probabilidad de ser capturado, condenado y la severidad de las sanciones legales que pueda afrontar.

La ecuación que define una función de oferta de delitos es la siguiente:

$$O_j = O_j(p_j, f_j, u_j) \quad [1]$$

donde O_j es el número de delitos cometidos un individuo, p_j es la probabilidad de ser condenado, f_j es el castigo por delito, y u_j es una variable que incluye diversas influencias, como el ingreso disponible proveniente de actividades legales e ilegales, la frecuencia de arrestos incómodos y la disposición a cometer un acto ilegal.

La utilidad esperada por cometer un delito la define como:

$$EU_j = p_j U_j(Y_j - f_j) + (1 - p_j) U_j(Y_j) \quad [2]$$

donde U_j es la función de utilidad, Y_j es el ingreso monetario, y f_j se interpreta como el equivalente monetario del castigo. En esta función, las probabilidades de condena y castigo están inversamente relacionadas, lo que significa un aumento de p_j o de f_j disminuiría la utilidad esperada de un delito y, por ende, tendería a reducir la incidencia delictiva. Sin embargo, la cantidad óptima de delitos no puede ser cero, sino que debe mantenerse en un nivel que logre una disuasión socialmente óptima, donde el costo social marginal de reducir el delito sea igual al beneficio social marginal (Cooter & Ulen, 2016).

Finalmente, Becker define la función de pérdida social de delitos como:

$$L = D(O) + C(p, O) + bfpO \quad [3]$$

donde D es el daño de la delincuencia, C es el coste de la detención y la condena, y $bfpO$ es la pérdida social total debida a los castigos (donde bf es la pérdida por delito castigado y pO es el número de delitos castigados). Según Buonanno (2003), al minimizar con respecto a las probabilidades de arresto (p) y de castigo (f), y resolver el modelo de Becker, se obtienen importantes implicaciones sobre la propensión al riesgo de los agentes.

En palabras de Becker, la reducción de la delincuencia puede producirse de tres maneras: a) mediante la disminución de los beneficios del delito; b) por el aumento de la probabilidad de ser capturado (efecto disuasorio); y c) por el aumento de los costes del castigo condicionado a ser capturado. También sería una causa el aumento de los ingresos disponibles en las actividades legales o un aumento de la observancia de la ley (por ejemplo, un efectivo sistema educativo). La principal contribución de Becker, en sus propias palabras, es que “las políticas óptimas de lucha contra las conductas ilegales forman parte de una asignación óptima de recursos” (Becker, 1968, p. 209).

Algunos analistas económicos sostienen que el modelo de Becker (1968) era brillante y sería incuestionable si se cumple la libertad total, la estricta racionalidad (información, conocimiento y cálculos perfectos), y la motivación exclusivamente económica. Sin embargo, estos supuestos rara vez se materializan en la realidad. Como señala Akers, “este modelo es una rareza empírica, no solo entre los criminales sino también en el público general” (citado por Trajtenberg & Aloisio, 2009, p. 281). A pesar de las fuertes

críticas que ha recibido este modelo, ha ejercido una gran influencia en buena parte de las investigaciones realizadas sobre la economía del delito. Una extensa variedad de estudios que han tratado de incorporar nuevas variables con potencial impacto en la decisión de delinquir de los individuos, ha tomado como referencia de forma general el modelo expuesto previamente. La característica común de este tipo de modelos es que asumen racionalidad por parte de los individuos en su opción de delinquir (González Esteban, 2010).

A continuación, se analiza algunas tipologías sobre la teoría de la economía del crimen, con el principal objetivo de detectar patrones y tendencias en la producción científica, que en ningún caso tiene el ánimo de ser exhaustivo. La lista de autores que representan a cada enfoque se muestra en el Anexo A.

- *Enfoque teórico de la elección racional de Trajtenberg y Aloisio (2009).*- Los modelos teóricos sobre la economía del crimen se pueden dividir en función del tiempo y de la respectiva corriente de pensamiento. De esta manera se diferencian claramente dos tipos. Los primeros lo conforman contribuciones de economistas utilitaristas clásicos, considerados como *ortodoxos*, siendo sus representantes claves Becker (1968, 1976), Erlich (1973, 1977), Heineke (1978) y Crouch (1979), entre otros. Sus postulados fueron válidos para los modelos ortodoxos que se desarrollaron hasta finales de la década de 1970, y consisten principalmente en: a) un agente que decide libremente entre la legalidad e ilegalidad, b) la acción delictiva se concibe como racional, y c) la motivación central para cometer un delito es aumentar el nivel de utilidad individual.

El segundo grupo de modelos, se corresponden con las aportaciones *contemporáneas* de las primeras teorías, las que han ido experimentado un importante crecimiento y desarrollo teórico–metodológico desde el modelo ortodoxo en adelante. A una primera tendencia se la denomina *Teoría de la Elección Racional*, la que surge del esfuerzo por formular un modelo menos determinista y da lugar a la distinción entre eventos criminales (crímenes) e involucramiento criminal (criminalidad). Otros investigadores proponen que el análisis de los modelos de decisión debe referirse al tipo de delito específico y no a la delincuencia en general. Así mismo, nuevos estudios incorporan en el debate la versatilidad de los ofensores y consideran que estos responden selectivamente a las características de las ofensas particulares (Clarke & Cornish, 1985). Otra tendencia tiene que ver con los *Estudios sobre la disuasión*, que analiza que, así como la probabilidad de sufrir costes desestimula la acción delictiva, la probabilidad de obtener recursos económicos influencia positivamente la conducta criminal, más aún si se considera que éstos pueden ser relativamente elevados y rápidos de obtener (Piliavin et al., 1986; Gray & Tallman, 1984, 1986, 1987; Stafford & Warr, 1993). Varios autores plantean que los estudios de disuasión deberían incluir los efectos de las sanciones informales (Paternoster et al., 1985; Green, 1989; Grasmick & Bursik, 1990), y finalmente nuevos aportes incorporan lo que consideran un elemento clave en la disuasión: las emociones (Paternoster et al., 1985). Finalmente, Cohen y Felson (1979) proponen que debe considerarse a la actividad delictiva como un tipo particular de actividad, que se nutre de las actividades legales, a esta tendencia se la conoce como *Teoría de las Actividades Rutinarias*.

Para estos autores, la reformulación y ajuste de los supuestos clásicos se pueden resumir en: a) la transición desde una versión estricta a una versión limitada de la racionalidad; b) la especificación y ampliación de los aspectos cognitivos y motivacionales del delito y la incorporación de otros rasgos individuales del ofensor;

y c) la adaptación a entornos no paramétricos. Concluyen su análisis reflexionando que, debido al grado de flexibilización de los supuestos de la elección racional requeridos para incorporar nuevos supuestos, dimensiones, conceptos y categorías de análisis, se ha llegado a un punto en que el nivel de racionalidad exigida por estos nuevos modelos es equivalente a que implícitamente se asuman como otras teorías criminológicas.

- *Enfoque teórico de la elección racional de González Esteban (2010).*- En un estudio para América Latina, este autor explica que la literatura referente a las motivaciones económicas de la delincuencia asumen una característica común de racionalidad por parte de los individuos en su opción de delinquir. Según esta concepción se los puede clasificar de dos formas: por una parte, la comparación *coste – beneficio* considera que la delincuencia es una opción entre cumplir la ley y delinquir, tiene su origen en el trabajo pionero de Gary Becker; y, por otra parte, se intenta incorporar al planteamiento anterior el hecho de que es presumible que los individuos se rijan por *valores morales*. En este contexto, autores como Fajnzylber et al. (1998) sostienen que existe evidencia de que la violencia genera más violencia debido a una cierta inercia como consecuencia de la convivencia.

Para González, un individuo optará por delinquir si el beneficio neto esperado de la delincuencia supera al de las actividades legales y, al mismo tiempo, excede un umbral de moralidad, al que se asigna un valor monetario. Si bien la modelización beckeriana y la extensa variedad de modelos que se han ido desarrollando pueden ser útiles en términos de aclaración conceptual y mejor comprensión del fenómeno de la delincuencia, aún no se constituyen en una teoría única y completa sobre la delincuencia y sus motivaciones. Dada la relevancia que este tema tiene en la sociedad, es importante no cesar en el empeño de indagar sobre sus diversas causas para que los responsables de la política económica respalden las decisiones de prevenirla.

- *Enfoque teórico de la conducta humana de Anupama (2011).*- Con el propósito de identificar los principales modelos económicos del crimen, Anupama realizó una extensa búsqueda de literatura clásica y contemporánea ambientada exclusivamente para la economía de los Estados Unidos, centró su investigación en los incentivos óptimos y estrategias de castigo para reducir el crimen y como resultado plantea la existencia de tres grupos de modelos:

a) *Modelo racional:* Desde una perspectiva económica el crimen es el resultado de las decisiones de los individuos entre usar sus escasos recursos de tiempo y esfuerzo en actividades legítimas o ilegítimas. Una suposición clave es que, al tomar estas decisiones, las personas son racionales y eligen la mejor opción en función de la información y los recursos disponibles. Este marco conduce al concepto de *coste de oportunidad* del delito, representado por el tiempo que una persona podría pasar en prisión (Dollery & Wallis, 1996). A su vez, este planteamiento distingue dos vertientes de modelos de delincuencia: estáticos y dinámicos; en los primeros, los individuos comparan los costes y beneficios de cometer delitos en un solo período de tiempo, en tanto que en los modelos dinámicos los individuos consideran múltiples períodos de tiempo.

b) *Modelo miope:* En un entorno económico la mayoría de individuos prefieren experimentar recompensas inmediatas y posponer los costes asociados. Al relacionar este razonamiento con la economía de la delincuencia, se evidencia que las personas orientadas al presente quieren beneficios de la actividad ilegal en un periodo de

tiempo corto, mientras que el castigo relacionado que podría sufrir por sus actos se encuentra en un futuro más lejano, esto repercute en más delincuencia, es decir, si los individuos están más preocupados por su bienestar presente que por su bienestar futuro, un aumento en la duración del encarcelamiento puede tener poco impacto en el comportamiento delictivo (Nagin & Paternoster, 1994; Fleisher, 1995; Banfield, 1977; Anderson, 1999; Nagin & Pogarsky, 2003; Lee & McCrary, 2005; Kleinman, 2005; McAdams & Ulen, 2008).

c) Modelo radical: Este modelo se centra en factores políticos y socioeconómicos clave que contribuyen al crimen, como la privación, que examina las diferencias relativas de ingresos entre distintas clases sociales (Danziger & Wheeler, 1975; Danziger, 1976; Nickerson, 1983); la pobreza y desigualdad, que comúnmente influyen en las variaciones de las tasas de criminalidad (Ehrlich, 1973; Fleisher, 1976; Nickerson, 1983); el desempleo, que reduce los costos de oportunidad del delito (Thornberry & Christenson, 1984; Cantor & Land, 1985; Witte & Tauchen, 1993; Levitt, 1996; Witt et al., 1999); y el conflicto de clases (Gordon, 1973; Simon et al., 1982).

Como se puede apreciar, es difícil establecer categorías claras para un tema tan diverso y la mayoría de tipologías se solapan en cierta medida; sobre la base de lo investigado, ahora se puede decir que los aportes teóricos pueden ser clasificados mediante dos enfoques. Al primero se lo ha denominado *continuista*, ya que acoge la modelización beckeriana y sus derivados. Estos modelos son útiles para la clarificación conceptual y una mejor comprensión del ámbito de la delincuencia (Becker, 1976; Block & Heineke, 1975; Ehrlich, 1975). El segundo denominado *vanguardista*, donde se abordan cuestiones tan diversas e importantes como la evolución natural del modelo estándar a un modelo de mercado de la delincuencia donde los individuos interactúan, se debate que las decisiones que toma un delincuente no obedecen únicamente a un problema de distribución de la riqueza sino que deben considerarse multiatributos; se ha desarrollado un innovador modelo para explicar la concentración espacial de la delincuencia, y surge la inquietud por estudiar la incorporación de nuevas variables socioeconómicas, tanto endógenas como exógenas, con potencial impacto en la decisión de delinquir de los individuos como la corrupción, racismo, redes sociales, experiencia, entre otras (Freeman et al., 1996; Ehrlich, 1996; Cressman et al., 1998; Miceli, 2010; Miceli, 2012; Miceli et al., 2022). Esta rica producción científica fue impulsada principalmente en el simposio organizado por la *International Economic Review* (IER) sobre Modelos Económicos de la Delincuencia el año 2004 (Merlo, 2004).

En este contexto, las teorías a nivel macro y micro pueden explicar la variabilidad en el comportamiento delictivo desde ángulos únicos. Mientras las perspectivas micro resaltan atributos individuales e interacciones interpersonales, las teorías macro se centran en factores explicativos que representan propiedades de colectividades sociales y/o áreas geográficas. Un nuevo enfoque aboga por la consideración de variables explicativas a ambos niveles (macro y micro), proponiendo la integración de las dos teorías para superar limitaciones y ampliar la comprensión del comportamiento delictivo desde una perspectiva más holística (Baumer & Arno, 2015).

A pesar de lo comentado anteriormente, también han emergido críticas como las de Pratt y Cullen (2005). Estos autores, tras realizar un meta-análisis de más de 200 estudios empíricos que examinaron las correlaciones ecológicas de la delincuencia, argumentan que el esfuerzo realizado por los investigadores para comprender y dar sentido al conjunto de hallazgos empíricos a nivel macro sobre la delincuencia ha sido insuficiente.

Esta limitación se debe, principalmente, a dos factores: a) el empleo de un conjunto restringido de variables para probar las relaciones empíricas, y b) las estimaciones poco precisas sobre los posibles efectos a nivel macro. De acuerdo con este meta-análisis, las investigaciones aportan escasa información sobre la validez relativa de las principales teorías de la delincuencia en el ámbito macro.

Para González Esteban (2010) el modelo de Becker de ningún modo debe considerarse como una teoría única y completa sobre las motivaciones del crimen. A este respecto, Kelly (2000) y Ramírez de Garay (2014), exponen que a pesar de su éxito en explicar ciertas conductas criminales parecería ser que los delitos contra la propiedad se explican bien por la teoría económica de la delincuencia, mientras que resulta inapropiado para el estudio del crimen violento.

En resumen, el único enfoque que puede ser clasificado como tal en virtud de su homogeneidad y compacta argumentación es el que aplica los criterios de racionalidad económica. Sin embargo, el grado de flexibilización de los supuestos de la elección racional requerida para la incorporación de nuevos elementos ha llegado a un punto en que el nivel de racionalidad exigida por estos modelos es equivalente al que implícitamente se asume como otras teorías criminológicas. En este sentido, Trajtenberg y Aloisio (2009) manifiestan que “una vez que se consideran todos estos factores en la evaluación empírica, resulta difícil diferenciar en qué grado la evidencia reafirma la validez de los modelos racionales respecto de otras teorías del crimen” (p. 291).

1.3 Una revisión de la literatura de las investigaciones sobre los determinantes de la delincuencia

Las tipologías mencionadas en el apartado anterior han sido la base analítica de una extensa literatura empírica sobre los determinantes de las actividades delictivas. La revisión literaria se complementa con las principales contribuciones econométricas que estudian los efectos negativos (factores de riesgo que provocan o se asocian aumentando la probabilidad de experimentar resultados negativos) y los incentivos positivos (factores de protección) sobre la delincuencia (Ali & Peek, 2009).

En las últimas décadas, y posterior a las teorías desarrolladas por Becker (1968) y Ehrlich (1973), se ha producido un cambio radical en este campo, alejándose del uso explícito de modelos económicos y acercándose a un enfoque diferente basado en el empirismo (ateórico). Según Keshavarz y Markazi (2011) el enfoque dado en las primeras contribuciones “ha pasado de la mera comprobación de la hipótesis de la disuasión al análisis de los factores socioeconómicos y demográficos de la delincuencia” (p. 104).

El procedimiento aplicado para la revisión bibliográfica se compone de cuatro fases: 1) definición del problema; 2) búsqueda de la información; 3) organización de la información; y 4), análisis de la información (Gómez-Luna et al., 2014). La primera fase tiene relación directa con el objetivo del capítulo, que es el estudio de los determinantes de la delincuencia. Para cumplir la segunda fase se consultó, entre noviembre y diciembre de 2022, en la base de datos Scopus el siguiente algoritmo de exploración: [economic] AND [determinants] AND [crime] vinculado a título del artículo, resumen y palabras claves. La búsqueda se orientó a investigaciones publicadas en idioma inglés sin restricción de fechas.

En cuanto a la tercera fase, en un primer momento se seleccionó una muestra con un total de 1.933 artículos. A continuación, se los filtró por título y resumen quedando 200 artículos. Posteriormente, se analizó en cada documento los siguientes datos

informativos: 1) título; 2) nombre de la revista en la que fue publicado; 3) año de publicación; 4) nombre del o los autores; 5) contexto de la investigación; 6) temática; y 7) el tipo de metodología de investigación empleada. Como resultado se logró seleccionar 186 artículos que se constituye en la muestra a ser analizada. Finalmente, en la cuarta fase se analiza la información recopilada.

En los primeros estudios los analistas estaban convencidos que para contrarrestar el incremento de la actividad delictiva era necesario una respuesta enérgica del sistema de justicia penal. Posteriormente, esta postura ha ido perdiendo fuerza y otros investigadores afirman que ninguna de las medidas adoptadas como: aumento de los niveles de encarcelamiento, guerra contra las drogas, presencia policial más visible y agresiva, mayor dependencia de la pena de muerte (en los países donde se aplica) han permitido detener el comportamiento delictivo. Por este motivo, en gran parte de los estudios recientes se intenta explicar el comportamiento de la delincuencia incorporando variables relacionadas con los entornos económico y social.

En este apartado se pretende identificar los principales tipos de delitos y los determinantes empíricos de los actos delictivos que incluyen factores económicos, educacionales, demográficos y disuasivos.

1.3.1 Principales indicadores del delito

De forma sencilla, la delincuencia se define como el conjunto de actos considerados delitos, cuyas causas son variadas y dependen en gran medida del contexto temporal y geográfico en el que se producen. Además, cada país formula su propia legislación penal, lo que resulta en una amplia diversidad de criterios. Esto hace que sea impracticable proponer una definición de delito que sea a la vez coherente e integradora, según Carrión (2005).

Con el objetivo de mejorar la coherencia y comparabilidad internacional de las estadísticas delictivas, la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC) desarrolló una Clasificación Internacional de Delitos con Fines Estadísticos. Esta clasificación, organizada en cuatro niveles y compuesta por más de 200 tipos de delitos, se estructuró utilizando criterios como el ámbito normativo relacionado con el acto, el objetivo del acto, la gravedad del acto y el medio utilizado en su comisión (UNODC, 2015). Siguiendo esta clasificación internacional y el Código Orgánico Integral Penal del Ecuador (COIP), el gobierno ecuatoriano elaboró la Clasificación Nacional de Delitos con Fines Estadísticos (CNDE). Esta última ordena y agrupa los delitos a nivel local en once secciones, como se detalla en la Tabla 1 (INEC, 2018).

Foot y Stoffman (1998) resaltan que las variables explicativas suelen ser distintas entre los diferentes tipos de delitos, dado que cada uno requiere habilidades diversas. Aunque es evidente que cada delito tiene motivaciones únicas, es común en la literatura sobre economía del crimen agrupar varios tipos de delitos bajo una misma variable. Este enfoque ha sido objeto de numerosas críticas, como las realizadas por Blackmore (2003), quien señala que, debido a las variadas características inherentes a cada tipo de delito, los coeficientes obtenidos en el análisis podrían variar considerablemente, lo que podría comprometer la significatividad y la robustez de los resultados. Por tanto, argumenta que cualquier forma de agrupación de datos sería inapropiada debido a estas diferencias fundamentales.

Para abordar estas limitaciones, Buonanno y Montolio (2008) proponen tratar de manera independiente los delitos graves de los delitos menores, con el fin de evitar el sesgo que implica la agregación de datos y permitir un análisis más detallado de los factores que

inciden en la delincuencia. Por otro lado, Kelly (2000) destaca las notables diferencias en el comportamiento entre los delitos contra la propiedad y los delitos violentos, argumentando que mientras los primeros pueden explicarse satisfactoriamente mediante teorías económicas de la delincuencia, los segundos requieren un enfoque basado en teorías de tensión y desorganización social. Además, señala que los factores socioeconómicos suelen ser determinantes en los delitos contra la propiedad, mientras que los delitos violentos pueden estar influenciados por una variedad de factores más complejos y menos susceptibles de ser capturados mediante el uso de datos agregados.

Tabla 1

Clasificación de los delitos en Ecuador

Categorías del Nivel 1	
01	Actos que causan la muerte o que tienen la intención de causar la muerte
02	Actos que causan daños o que tienen la intención de causar daños a las personas
03	Actos perjudiciales de naturaleza sexual
04	Actos contra la propiedad que entrañan violencia o amenaza de violencia contra las personas
05	Actos contra la propiedad solamente
06	Actos relacionados con drogas sujetas a fiscalización u otras sustancias psicoactivas
07	Actos que conllevan fraude, engaño o corrupción
08	Actos contra el orden público, la autoridad y las disposiciones del Estado
09	Actos contra la seguridad pública y la seguridad del estado
10	Actos contra el entorno natural

Fuente: INEC (2018), Tabla Clasificación Nacional de Delitos con fines Estadísticos: Secciones, p. 16.

La revisión bibliográfica realizada ha revelado que la mayoría de los autores utilizan cinco tipos principales de variables dependientes en los modelos empíricos, que incluyen:

1. Tasa de totalidad de delitos ajustada por el número de habitantes.
2. Desglose de la tasa anterior entre delitos contra la propiedad y delitos violentos, cada uno ajustado por el número de habitantes.
3. Número total de delitos registrados.
4. Desglose del total de delitos entre delitos contra la propiedad y delitos violentos.
5. Otras categorías, como el número o la tasa de incidencia de cada tipo específico de delito.

Dada la complejidad inherente a las múltiples causas del crimen y el desafío de distinguir y evaluar el impacto de cada variable explicativa, un 46% de los estudios prefiere utilizar un indicador integral que englobe todos los tipos de delitos. Por otro lado, el 52% se enfoca exclusivamente en analizar un único tipo de delito, dejando solo un reducido 2% de las investigaciones dedicadas a examinar la diversidad de tipos de delitos por separado.

En un meta-análisis realizado por Pratt y Cullen (2005) sobre las variables utilizadas a nivel macro en la teoría de la delincuencia en más de 200 publicaciones, se encontró que

"los códigos de las distintas variables dependientes de los estudios incluían las tasas de delincuencia general, delitos violentos y delitos contra la propiedad" (p. 396). Este hallazgo coincide con la evidencia recabada en la presente investigación, la cual sugiere que la forma correcta de analizar los delitos es considerándolos por separado.

1.3.2 Determinantes socioeconómicos relacionados con la delincuencia

En palabras de González Esteban (2010), dado que las causas del crimen son de muy diversa naturaleza, las políticas para combatirlo y prevenirlo deberán poseer un marcado carácter multidimensional. En relación con esto, y mediante la técnica de investigación documental, se logró encontrar algunas publicaciones que proponen clasificaciones de los determinantes de la delincuencia:

- Cea et al. (2006), elaboran una amplia clasificación de los determinantes de la criminalidad basada en la bibliografía que formó parte del proyecto interdisciplinario titulado *Predicción, Control y Prevención de la Criminalidad en Chile (PRECRIM)*, desarrollado por el Centro de Estudios de Derecho Penal de la Universidad de Talca. Incluye factores económicos, demográficos, policiales, penales, de armas, de droga, educacionales, de diseño ambiental, de riesgo social, de capital social, y psicológicos.
- El Centro de Estudios de Derecho Penal y Procesal Penal Latinoamericanos (CEDPAL) de España (2006) y el Consorcio de Investigación Económica y Social del Perú (2012) examinaron las causas socioeconómicas del crimen y encontraron que algunas variables macro económicas se relacionan con la delincuencia: desempleo, ingresos, pobreza, escolaridad, densidad de población, migración, entre otras (Jurado Endara & Naranjo Valenzuela, 2022).
- El Banco Mundial, es su informe *Handbook on Planning and Action for Crime Prevention in Southern Africa and the Carabean Regions* (United Nations, 2008), sugiere considerar los siguientes factores macro ambientales en las futuras investigaciones: estado de la economía nacional, niveles de pobreza y desigualdad, marco institucional, entorno político, trasfondo cultural e histórico, medios de comunicación, género, y exclusión social.
- Ortiz Cárdenas (2014) toma de referencia la clasificación propuesta por Cea et al. (2006) y personaliza su clasificación distinguiendo los siguientes factores que considera importantes en el estudio de la delincuencia: económicos, demográficos, de drogas, educacionales, de capital social, policiales y penales, e inerciales.

Adicionalmente a estas propuestas, se ha realizado una extensa búsqueda de artículos científicos, lo que ha permitido detectar aquellas variables que se utilizan con más frecuencia en la literatura. Los determinantes que pueden tener un efecto potencial en la criminalidad se presentan en la Tabla 2, es importante tener en cuenta que algunas de las variables seleccionadas no son independientes entre sí. Finalmente, cabe mencionar que esta revisión y propuesta de clasificación en ningún momento pretende ser exhaustiva.

A continuación, se exploran las relaciones teóricas entre los factores socioeconómicos y el crimen, partiendo de la premisa de Ramírez de Garay (2014) de que mejores condiciones económicas están asociadas con menores tasas de criminalidad.

Tabla 2

Determinantes socioeconómicos de la delincuencia

Factores	Determinantes	Relación con la delincuencia	Referencias bibliográficas
Económico	Crecimiento económico	Negativa	Horwitz 1984; Li 1995; Levitt 1996; Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000, 2001, 2002; Imrohoroglu et al. 2000; Nuñez et al. 2003; Buonanno & Montolio 2008; Dutta & Husain 2009; Ali & Peek 2009; Keshavarz et al. 2011; Ramírez de Garay 2014; Kkan et al. 2015; Ishak & Bani 2017; Anwar et al. 2017; Kizilgol & Selim 2017; Amin & Ahmad 2018; Zulkiflee et al. 2022; Gokmenoglu et al. 2022.
	Desempleo	Positiva	Fleisher 1963; Ehrlich 1973; Blau & Blau 1982; Cantor & Land 1985; Chiricos 1987; Meera & Jayakumar 1995; Witt et al. 1998; Ayres 1998; Masciandaro 1999; Kelly 2000; Imrohoroglu et al. 2001; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Carmichael & Ward 2001; Gould et al. 2002; Blackmore 2003; Saridakis 2004; Buonanno & Montolio 2008; Ali & Peek 2009; Keshavarz et al. 2011; Han et al. 2013; Hamid et al. 2013; Kkan et al. 2015; Tarling & Dennis 2016; Ishak & Bani 2017; Anwar et al. 2017; Kizilgol & Selim 2017; Bhorat et al. 2017; Brosnan 2018; Gokmenoglu et al. 2022; Rogge & Abang 2022.
	Desigualdad	Positiva	Ehrlich 1973, 1975; Katz & Murphy 1992; Juhn et al. 1993; Meera & Jayakumar 1995; Chiu & Madden 1998; Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000, 2001, 2002; Imrohoroglu et al. 2000, 2001; Kelly 2000; Cea et al. 2006; Dutta y Husain 2009; Keshavarz et al. 2011; Han et al. 2013; Ramírez de Garay 2014; Anwar et al. 2017; Bhorat et al. 2017.
	Ingreso (Salarios)	Negativa	Cornwell & Trumbull 1994; Meera & Jayakumar 1995; Grogger 1998; Kelly 2000; Corman & Mocan 2000; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Fajnzylber et al. 2001, 2002; Gould et al. 2002; Nuñez et al. 2003; Blackmore 2003; Keshavarz et al. 2011; Han et al. 2013; Hamid et al. 2013; Igbinedion & Ebomoyi 2017; Brosnan 2018.
	Pobreza	Positiva	Ehrlich 1973; Blau & Blau 1982; Messner & Rosenfeld 1997; LaFree 1999; Corman & Mocan 2000; Kelly 2000; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Nuñez et al. 2003; Pratt & Cullen 2005; Pridemore 2002, 2008; Ali & Peek 2009; Oyelade 2019.
Educación	Capital humano	Negativa	Nuñez et al. 2003; Keshavarz et al. 2011.
	Deserción	Positiva	Grogeer 1998; Nuñez et al. 2003.
	Escolaridad	Negativa	Ehrlich 1973; Freeman 1991; Grogger & Weatherford 1995; Freeman et al. 1996; Usher 1997; Grogger 1998; Lochner 1999; Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000, 2001; Kelly 2000; Blackmore 2003; Imai & Krishna 2004; Machin & Meghir 2004; Lochner & Moretti 2004; Buonanno & Montolio 2008; Dutta & Husain 2009; Ali & Peek 2009; Keshavarz et al. 2011; Kkan et al. 2015; Ishak & Bani 2017; Anwar et al. 2017; Kizilgol & Selim 2017; Oyelade 2019; Zulkiflee et al. 2022.
Demográfico	Densidad poblacional	Indeterminada	Carr-Hill & Stern 1973; Meera & Jayakumar 1995; Fajnzylber et al. 1998; Kelly 2000; Buvinić & Morrison, 2000; Blackmore 2003; Nolan 2004; Harries 2006; Heinemann & Verner 2006; Ali & Peek 2009; Keshavarz et al. 2011; Haider & Ali 2015; Kkan et al. 2015; Tarling & Dennis 2016; Ishak & Bani 2017; Amin & Ahmad 2018.
	Estructura etárea	Indeterminada	Fleisher 1963; Ehrlich 1973; Cornwell & Trumbull 1994; Freeman 1994; Meera & Jayakumar 1995; Levitt 1996; Ayres 1998; Grogger 1998; Fajnzylber et al. 1998, 2000, 2002; Entorf & Spengler 2000; Kelly 2000; Imrohoroglu et al. 2001; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Buonanno 2003; Blackmore 2003; Buonanno & Montolio 2008; Ali & Peek 2009; Han et al. 2013; Tarling & Dennis 2016; Brosnan 2018.
	Género	Indeterminada	Fleisher 1963; Ehrlich 1973; Fajnzylber et al. 2000; Cornwell & Trumbull 1994; Grogger 1998; Nuñez et al. 2003; Blackmore 2003.

Tabla 2 (Continuación)

Factores	Determinantes	Relación con la delincuencia	Referencias bibliográficas
Demográfico	Migración	Positiva	Keshavarz et al. 2011; Buonanno & Montolio 2008; Tarling & Dennis 2016.
	Raza	Indeterminada	Ehrlich 1973; Cornwell & Trumbull 1994; Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000; Grogger 1998; Kelly 2000; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Ali & Peek 2009; Tarling & Dennis 2016; Amin & Ahmad 2018.
	Urbanidad	Positiva	Ehrlich 1973; Cornwell & Trumbull 1994; Meera & Jayakumar 1995; Fajnzylber et al. 1998, 2000; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Blackmore 2003; Buonanno & Montolio 2008; Dutta & Husain 2009; Kizilgol & Selim 2017; Zulkiflee et al. 2022.
Policiales y penales (Disuasivos)	Eficacia Judicial ¹	Negativa	Cornwell & Trumbull 1994; Buonanno & Montolio 2008; Dutta & Husain 2009; Keshavarz et al. 2011; Ishak & Bani 2017
	Eficacia Policial ²	Negativa	Fleisher 1963; Ehrlich 1973; Cornwell & Trumbull 1994; Fajnzylber et al. 1998, 1999; Nuñez et al. 2003; Dutta & Husain 2009; Keshavarz et al. 2011; Han et al. 2013; Brosnan 2018.
	Gasto seguridad pública	Negativa	Cornwell & Trumbull 1994; Meera & Jayakumar 1995; Gius 1999; Imrohorglu et al. 2000; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Buonanno 2003; Blackmore 2003; Dutta & Husain 2009; Ali & Peek 2009.
	Número de policías	Negativa	Fleisher 1963; Cornwell & Trumbull 1994; Meera & Jayakumar 1995; Marvell & Moody 1996; LaFree 1999; Corman & Mocan 2000; Deadman & MacDonald 2002; Levitt 2002; Ramírez de Garay 2014; Yildiz et al. 2015; Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000, 2002; Kelly 2000; Dutta & Husain 2009; Tarling & Dennis 2016; Ishak & Bani 2017; Anwar et al. 2017; Kizilgol & Selim 2017; Amin & Ahmad 2018.
	Penas ³	Negativa	Ehrlich 1973; Cornwell & Trumbull 1994; Fajnzylber et al. 1998, 2000, 2002; Ali & Peek 2009.
	Población Penal	Negativa	Meera & Jayakumar 1995; Raphael & Winter-Ebmer 2001; Han et al. 2013.
Droga	Alcohol	Positiva	Raphael & Winter-Ebmer 2001; Ali & Peek 2009.
	Posesión de drogas	Positiva	Freeman 1991; Case & Katz 1991; Fajnzylber et al. 1998, 2000, 2002; Levitt & Venkatesh 1998; Blackmore 2003; Cea et al. 2006; Levitt, 2004; Waller 2006; Ortiz Cárdenas 2014; Ramírez de Garay 2014.
	Producción de drogas	Positiva	Fajnzylber et al. 1998, 1999, 2000, 2002.
Factores de Riesgo Social	Hijos no deseados	Positiva	Kelly 2000; Ali & Peek 2009.
	Problemas familiares	Positiva	Ali & Peek 2009; Keshavarz et al. 2011.

Notas: 1 = Probabilidad de ser condenado, 2 = Probabilidad de ser capturado, 3 = Penas, certeza y severidad de la pena.

Fuente: Adaptado de Cea et al. (2006), Anexo I: Clasificación provisoria de los determinantes de la criminalidad en la bibliografía, y aportes del autor.

1.3.2.1 Crecimiento económico y delincuencia

El argumento más exitoso de la literatura postula que el crecimiento económico estable y de largo plazo genera riqueza material y mejores condiciones de vida que, a largo plazo, están asociados con bajos índices de criminalidad. Los siguientes autores hallaron en sus estudios que a medida que aumenta el PIB disminuye la delincuencia (Fajnzylber & Lederman, 1999; Fajnzylber et al., 2000, 2001; Imrohoroglu et al., 2000; Coomer, 2023; Gokmenoglu et al., 2022).

Con un criterio opuesto, Kashavarz y Markazi (2011) exponen que el Índice de Gini y el PIB afectan positivamente a los delitos contra la propiedad, además explican que el “crecimiento económico en las provincias no estuvo orientado a la igualdad y trajo consigo un grado de pobreza relativa, que a su vez provocó un aumento de la criminalidad” (p. 109). En este sentido, el Índice de Paz Global 2022 revela que 9 de los 10 países menos pacíficos son economías en transición o subdesarrolladas, lo que sugiere que la violencia se debe más a la magnitud de la desigualdad que a los niveles generales de desarrollo (Institute for Economics y Peace, 2022).

Las hipótesis de Durkheim (1895) proponen una relación positiva (a mayor desarrollo económico más crimen) y una negativa (a mayor desarrollo económico más controles sociales que pueden desincentivar la aparición de conductas desviadas) (citado en Ramírez de Garay, 2014). Levitt (1996) por su parte comenta que existe una relación ambigua con los delitos en general. La evidencia empírica explica que esta conducta sucede porque los indicadores de desarrollo económico son muy sensibles a la presencia de factores sociales como estatus económico y grupo étnico, elementos que no encajan fácilmente en la teoría detrás del desarrollo económico, planteando serias dificultades para ser explicadas (Li, 1995). Para Horwitz (1984), medir el desarrollo económico desde una perspectiva unidimensional y lineal, no aporta gran cosa a la explicación del crimen y sugiere que deberían formar parte del análisis las complejas interrelaciones que existen entre los distintos factores sociales que afectan el desempeño económico de un Estado.

1.3.2.2 Desempleo y delincuencia

El desempleo es un desajuste en el mercado laboral y se produce cuando existen más individuos dispuestos a ofrecer su trabajo a las empresas que puestos de trabajo disponibles. La tasa de desempleo se corresponde con “la proporción de trabajadores de la economía que no están ocupados y están buscando trabajo” (Blanchard et al., 2012, p. 4).

En la literatura estándar de la economía del crimen, se supone que los delincuentes son maximizadores racionales del bienestar que comparan el riesgo y el rendimiento de dedicarse a un comportamiento delictivo. Por este motivo, la relación que se espera entre las variables desempleo y delincuencia es positiva, es decir, cuando existe un alto nivel de desempleo se reducen las oportunidades de ingresos de los individuos, actuando como incentivo para dedicarse a actividades delictivas (sobre todo hombres jóvenes). Los siguientes autores son representantes de esta premisa: Chiricos (1987), Meera y Jayakumar (1995), Witt et al. (1998), Ayres (1998), Raphael y Winter-Ebmer (2001), Blackmore (2003), Ali y Peek (2009), Hamid et al. (2013), Khan et al. (2015), Gokmenoglu et al. (2022), y Rogge y Abang (2022).

Para otro grupo de investigadores, los resultados indican que la delincuencia contra la propiedad y la delincuencia violenta reaccionan de manera diferente ante el desempleo. En particular, encuentran que una alta tasa de desempleo es más probable que resulte en una mayor delincuencia contra la propiedad (Cantor & Land, 1985; Chiricos, 1987;

Carmichael & Ward, 2001; Kesharvarz & Markazi, 2011; y Rogge & Abang, 2022).

Nuevos hallazgos determinaron resultados poco concluyentes en la relación entre la tasa de desempleo y la delincuencia como Bhorat et al. (2017), e inclusive ambiguas (Cantor y Land, 1985; citado en Ramírez de Garay (2014). Para Saridakis (2004) y Mocan et al. (2005) los delitos contra la propiedad tienen comportamientos asimétricos con el desempleo y señalan que si bien un aumento del desempleo aumenta este tipo de delito, una disminución del desempleo no necesariamente lo disminuye: los delitos no vuelven a su posición anterior. Ramírez de Garay (2014) por su parte critica el uso indiscriminado que se le ha dado como variable, utilizándola para controlar aspectos económicos generales. Por ejemplo, esta variable se puede encontrar como indicador de declive económico, mercado laboral, desigualdad, desarrollo económico y riqueza, y sostiene que esta práctica ayuda muy poco a esclarecer la relación desempleo-crimen.

Para aclarar estos comentarios contradictorios, Blau y Blau (1982) aportan pruebas que el principal problema con la falta de resultados homogéneos entre ciclo económico y crimen no implica que variables como desempleo no afecten la variación de la criminalidad, sino que para identificar sus efectos hace falta integrar otras variables de tipo sociodemográfico. Es decir, no se podrán encontrar efectos estables mientras se privilegie sólo una relación directa. A este respecto, Masciandaro (1999), Imrohoroglu et al. (2001) y Gould et al. (2002) sostienen que el desempleo se convierte en un componente determinante de la delincuencia cuando se lo analiza conjuntamente con otros componentes del mercado laboral, como los salarios y las oportunidades de empleo. Además, señalan que es importante descomponer el efecto del mercado laboral en las actividades delictivas, así como separar los diferentes grupos socioeconómicos, para establecer el efecto en cada caso, y recomiendan utilizar variables instrumentales, relacionadas con elementos de la estratificación social para establecer la causalidad.

1.3.2.3 Desigualdad económica y delincuencia

“La brecha entre pobres y ricos es un tema de estudio tan fascinante e importante para todos, para la clase acomodada, para los pobres que luchan y para la clase media llena de aspiraciones y preocupaciones” (Mankiw, 2012, p. 415), y se produce cuando existe un reparto no equitativo de los recursos económicos entre los individuos de una sociedad. Para aquellos con menores ingresos, la brecha será un incentivo para dedicarse a delinquir porque implica mayores ingresos derivados del crimen, es decir, estos individuos tendrán un menor coste de oportunidad.

La relación teórica preferente que se encontró en la revisión bibliográfica para las variables desigualdad y delincuencia es una relación positiva. Es decir, ante un aumento de la desigualdad se produciría un aumento de la delincuencia (Cea et al., 2006). En esta línea, son varios autores los que comprobaron en sus estudios que los países con una distribución de la renta más desigual tienden a tener unos índices de delincuencia más elevados que los que tienen unos patrones de distribución de la renta más igualitarios: Katz y Murphy (1992), Juhn et al. (1993), Chiu y Madden (1998), Imrohoroglu et al. (2001), Fajnzylber et al. (2002), Fajnzylber et al. (2002b), y Kesharvarz y Markazi (2011).

Cada vez hay más pruebas de que naciones, ciudades y comunidades con altos niveles de privación relativa incrementarían las tensiones sociales y tendrían una probabilidad mayor a tasas criminales altas, que podrían disminuir a medida que el quintil más pobre reciba una mayor proporción de la renta nacional (Ehrlich, 1975; World Bank, 2004; Ramírez de Garay, 2014).

Parecería que la evidencia es contundente, pero también existen casos que la contradicen. Imrohoroglu et al. (2000) indican que la tasa de criminalidad puede aumentar con la redistribución interna, mientras que para Dutta y Husain (2009), Bhorat et al. (2017) y Anwar et al. (2017), comentan que los resultados empíricos que obtuvieron muestran que la desigualdad de ingresos tiene un impacto insignificante en la tasa de delincuencia agregada.

Como se aprecia, la relación entre la desigualdad y la violencia no es del todo sencilla: algunos países (Brasil y Venezuela) han visto cómo la disminución de la desigualdad de ingresos iba acompañada de un aumento de la violencia (medida en las tasas de homicidio), o como una disminución de las tasas de homicidio van acompañadas de un aumento de la desigualdad de ingresos (Costa Rica y México) (Heinemann & Verner, 2006). Estudios como los de Fajnzylber et al. (1998) y Kelly (2000) muestran que la desigualdad de ingresos está fuertemente correlacionada con los delitos violentos y en menor medida con los delitos contra la propiedad. Estos resultados proporcionan una explicación de por qué las regiones más desiguales a nivel mundial (norte de África, Oriente Medio y América Latina), según el *World Inequality Report 2022* (Chancel et al., 2021), tienen niveles anormalmente altos de violencia; se debe principalmente a la magnitud de la desigualdad y no a los niveles generales de desarrollo. En conclusión, es poco probable que un crecimiento que no favorezca a los pobres reduzca significativamente los niveles de violencia.

1.3.2.4 Ingreso y delincuencia

Se espera una relación negativa entre ingreso y delincuencia, es decir ante un aumento de los ingresos la delincuencia debería descender. La teoría de los incentivos económicos del crimen creada por Becker y Ehrlich indica que si son mayores los ingresos ilícitos en relación con los pagos legales aumenta el crimen, mientras que el aumento de los ingresos legales disminuye los beneficios de la actividad delictiva.

Gould et al. (2002), Blackmore (2003), Hamid et al. (2013), Igbinedion y Ebomoyi (2017), y Brosnan (2018) señalan que tanto los salarios como el desempleo están significativamente relacionados con la delincuencia. Corman y Mocan (2000) explican que si bien esta relación se da claramente entre ingreso y delitos contra la propiedad, el efecto no es tan claro para todos los delitos. Por su parte, Fajnzylber et al. (2001; 2002a) comentan que el nivel de ingresos promedio no es un determinante significativo de las tasas de delincuencia nacional.

En consecuencia, el efecto neto de los ingresos sobre los índices de delincuencia podría ser positivo, negativo o nulo (Han et al., 2013). Estos resultados han llevado a interpretaciones opuestas sobre el impacto estimado del ingreso en los niveles de delincuencia.

1.3.2.5 Pobreza y delincuencia

La pobreza es un factor complejo, que junto con otros procesos económicos y sociales (desempleo, ruptura de los valores familiares, entre otros) pueden degenerar en contextos sociales con alta incidencia criminal. Para su medición se puede utilizar diferentes indicadores: ingresos bajos o carencias materiales.

En la mayoría de los estudios recopilados se puede observar una relación positiva entre pobreza y delincuencia, es decir, un aumento de la pobreza provocaría un aumento en los delitos o la existencia de pobreza aumentaría la probabilidad de delinquir. En esta línea son referentes Corman y Mocan (2000), Pratt y Cullen (2005), Pridemore (2002, 2008) y Ali y Peek (2009). Además, Kelly (2000) observó que la pobreza y la actividad

policial tienen efectos significativos sobre la delincuencia contra la propiedad, pero escasos sobre la delincuencia violenta, mientras que Oyelade (2019) encuentra una relación positiva entre los índices de delincuencia y la pobreza a largo plazo, pero negativa a corto plazo. Opiniones en contra han sido hechas por parte de Blau y Blau (1982), Messner y Rosenfeld (1997), LaFree (1999), Raphael y Winter-Ebmer (2001).

Una de las principales causas de esta disparidad en los resultados es la falta de homogeneidad en la definición de pobreza y los indicadores que le corresponden, inclusive en varios estudios no hay una relación entre definición e indicador aplicado (Pridemore, 2008).

A pesar de las grandes dificultades apreciadas en los artículos citados para intentar demostrar empíricamente la relevancia como factor determinante de la delincuencia, el sentido común obliga a pensar que vivir en condiciones de pobreza o extrema pobreza (indigente) puede llegar a favorecer conductas criminales. En conclusión, todavía hay muchos problemas para especificar los mecanismos causales y su correspondiente verificación empírica.

1.3.2.6 Educación y delincuencia

Varios estudios han demostrado que los delincuentes tienden a ser menos educados y de entornos económicos más pobres que los no delincuentes, por lo tanto, esta variable tendría una relación negativa con la delincuencia. La mayoría de estudios sobre los efectos de la educación en la delincuencia hacen hincapié en cómo la educación aumenta las habilidades y capacidades de los individuos a lo largo del tiempo (Freeman, 1991; Grogger & Weatherford, 1995; Freeman et al., 1996; Grogger, 1998; Lochner, 1999; Blackmore, 2003; Machin & Meghir, 2004; Ali & Peek, 2009; Kesharvarz & Markazi, 2011; Ishak & Bani, 2017; Oyelade, 2019; Zulkiflee et al., 2022). También es importante considerar que la escolaridad influye directamente sobre el futuro trabajo e ingresos de quien estudió, disminuyendo la probabilidad de desempleo y desalienta el comportamiento ilegal, en particular, entre los jóvenes (Imai & Krishna, 2004).

A pesar que parece evidente la relación, algunos estudios encuentran que el promedio de años de escolaridad no tiene un impacto concluyente en los índices de delincuencia y violencia (Fajnzylber et al., 1998, 2000; Buonanno & Montolio, 2008). Este comportamiento se debe a que existen factores indirectos que al incorporarse dificultan la explicación de su efecto (Lochner & Moretti, 2004).

En resumen, la educación permite obtener mejores ingresos y oportunidades de trabajo, pero al mismo tiempo puede tener un efecto civilizador, motivos suficientes para llevar a cabo políticas de educación o escolarización orientadas a aumentar la inversión en capacidades y crear fuentes de trabajo para incrementar los ingresos legítimos (Usher, 1997; LaFree, 1997).

1.3.2.7 Densidad de población, urbanidad y delincuencia

La mayoría de los estudios incluyen una medida de la urbanización e invariablemente la densidad de población (Tarling & Dennis, 2016). Los factores demográficos se incorporan en los estudios económicos sobre la delincuencia por la importancia que tienen para la policía la cantidad de terreno a cubrir y la cantidad de individuos a vigilar por las distintas unidades policiales.

El coeficiente de densidad de población puede tener un vínculo causal con los diferentes tipos de delitos, debido a que es más probable que se desarrollen en áreas densamente pobladas por la sobre urbanización y las interacciones sociales que se derivan de ellas.

Se espera una relación positiva con todos los delitos (Carr-Hill & Stern, 1973; Fajnzylber et al., 1998; Nolan, 2004; Harries, 2006; Kesharvarz & Markazi, 2011; Haider & Ali, 2015; Amin & Ahmad, 2018).

En los países en desarrollo se evidencia un acelerado crecimiento de las zonas urbanas, debido a la migración interna de miles de individuos con escasos ingresos económicos, este fenómeno social obliga que las ciudades crezcan sin una planificación adecuada, y como consecuencia no disponen de una adecuada infraestructura, educación, salud y tienen una gran deficiencia en la seguridad ciudadana. La aglomeración intensifica el comportamiento antisocial y junto con la desigualdad de oportunidades, provocan que la población en peor situación vea al crimen relativamente más rentable que las actividades legales a las que debería tener acceso (Buvinić & Morrison, 2000).

La evidencia empírica sugiere que la elevada incidencia de la delincuencia y la violencia en muchas ciudades es, en gran medida, un reflejo de la incapacidad de las autoridades para hacer frente a la creciente demanda de seguridad pública que conllevan los procesos de urbanización precipitados y desordenados (Heinemann & Verner, 2006).

1.3.2.8 Juventud y delincuencia

Un conjunto considerable de pruebas apoya la noción de que los hombres jóvenes, en particular, responden a los rendimientos económicos de la delincuencia, y estos rendimientos serán percibidos como mayores si el empleo legítimo es escaso o inexistente (Ayres, 1998; Grogger, 1998; Entorf & Spengler, 2000).

Sin embargo, este razonamiento debe tratarse con cierta cautela, debido a que existen otros factores socioeconómicos y demográficos que pueden influir en ambos sentidos, motivando y disuadiendo a los jóvenes con bajos niveles de educación a participar en actividades delictivas (Buonanno, 2003). Por lo tanto, el efecto neto de la proporción de jóvenes sobre la delincuencia podría ser ambiguo y no necesariamente se esperaría un signo positivo entre esta variable y la tasa de delincuencia (Han et al., 2013).

Un factor fundamental en este tema son los salarios, ya que explican en gran medida la distribución de la delincuencia por edades. Freeman (1994) afirma que una caída de los salarios reales ha sido un determinante importante para el aumento de la delincuencia, especialmente para los hombres jóvenes, no cualificados y sin estudios. Y según Imrohoroglu et al. (2001) existe un efecto colateral, el aumento considerable de las tasas de arresto de los jóvenes.

Según Grogger (1998), las actividades delictivas tienden a aumentar con la edad hasta el final de la adolescencia y luego disminuyen. Esta relación es bastante sólida y se justifica por el hecho de que los salarios representan el coste de oportunidad de cometer un delito, aumentando considerablemente con la edad durante la primera parte de la carrera laboral. Por su parte, Levitt (1996) afirma que un aumento en la proporción de población joven incrementa la delincuencia. Los jóvenes, especialmente los adolescentes y adultos jóvenes, tienen mayores tasas de participación en el crimen, lo que hace que las fluctuaciones en el tamaño de este grupo demográfico influyan significativamente en las tasas generales de criminalidad.

Parece crucial comprender adecuadamente las relaciones existentes entre los salarios, los jóvenes y la delincuencia para promover y aplicar políticas viables en la lucha contra la delincuencia. El principal inconveniente radica en el tiempo, ya que los esfuerzos por educar a los jóvenes pueden reducir significativamente los niveles de delincuencia, especialmente del tipo violento, pero a largo plazo (Fajnzylber et al., 1998).

1.3.2.9 Número de policías y delincuencia

Posterior al nacimiento de la teoría económica del crimen, las investigaciones estaban interesadas excesivamente en el estudio de los efectos de la presencia policial, las condenas y la severidad del castigo sobre el nivel de actividad delictiva (Becker, 1968, Ehrlich, 1973, 1975, 1996). Esto condujo al desarrollo de la teoría de la disuasión, que sostiene que los delincuentes potenciales evalúan tanto el riesgo de ser capturados como el castigo asociado (Dutta & Husain, 2009).

La revisión bibliográfica ha permitido deducir que el número de policías tienen un efecto negativo en los índices de delincuencia en general (Marvell & Moody, 1996; LaFree, 1999; Corman & Mocan, 2000; Deadman & MacDonald, 2002; Levitt, 2002; Yildiz et al., 2015; Ramírez de Garay, 2014; Ishak & Bani, 2017; Kizilgol & Selim, 2017). Sin embargo, una parte importante de la literatura científica ha encontrado dificultades para demostrar el efecto negativo de la policía sobre la delincuencia, debido principalmente a que las actividades de la policía y la justicia penal son complementarias y no solo comprenden represión, sino prevención y rehabilitación.

1.3.2.10 Gasto en seguridad pública y delincuencia

La teoría sugiere que un mayor gasto en seguridad (policía y justicia penal) por parte de los gobiernos repercutirá en una mayor probabilidad de arresto y condena, actuando como medida de disuasión de los delincuentes, y por lo tanto es menos probable que un crimen se cometa (Gius, 1999).

Siguiendo a Cornwell y Trumbull (1994), Imrohoroglu et al. (2000), Raphael y Winter-Ebmer (2001) y Buonanno (2003), los gastos dedicados a la protección policial reducen la delincuencia. Así mismo, Dutta y Husain (2009) comentan que en el caso de la India, la intervención para controlar y reducir la tasa de delincuencia se ha basado en el aumento del gasto en los sistemas policial y judicial. Sin embargo, para Ali y Peek (2009), el incremento de los recursos policiales y el gasto en la justicia penal, como la aplicación de la ley, no siempre conlleva mayores niveles de seguridad ciudadana. Una de las posibles causas de esta disparidad es que el gasto en seguridad presenta una fuerte correlación con el número de efectivos, lo que sugiere la presencia de endogeneidad.

Las Naciones Unidas, a raíz de los debates en los Congresos sobre Delito, Décimo Tercer y Décimo Cuarto (United Nations, 2020), han revelado que los niveles más altos de delitos y violencia se observan cuando no hay una vigilancia adecuada de los bienes y lugares públicos. Recomiendan una mayor participación pública en el fortalecimiento de la prevención del delito y la justicia penal, así como el desarrollo de estrategias amplias de prevención orientadas al desarrollo social y económico.

Queda claro que controlar los índices de delincuencia es importante, particularmente en los países en vías de desarrollo, donde se gastan grandes sumas en establecer y mantener la fuerza policial y el sistema judicial. Estas intervenciones sólo serán eficaces si se basan en la comprensión de la delincuencia y de los factores que la determinan (Dutta & Husain, 2009).

1.3.2.11 Drogas y delincuencia

Tanto la producción como la posesión de drogas están significativamente asociadas a tasas de criminalidad más altas. Cea et al. (2006) explican que esta relación puede estar provocada por diversas causas: farmacológico (conducta agresiva que deriva en delitos violentos); sistemática (mercado de drogas y justicia por propias manos); y económica (algunos caen en el crimen para financiar la droga).

La evidencia empírica confirma que las disputas sobre el control de la distribución de las drogas están relacionadas con los homicidios y motivados por la necesidad de obtener dinero (Levitt & Venkatesh, 1998; Levitt, 2004).

Las drogas y las externalidades delictivas relacionadas con ellas son variadas: homicidios y suicidios (Blumstein & Rosenfeld, 1997), delincuencia juvenil (Freeman, 1991), vecindad y antecedentes familiares (Case & Katz, 1991), producción y consumo (Fajnzylber et al., 1998), deterioro de los sistemas institucionales (Ortiz Cárdenas, 2014), por nombrar algunas.

Para abordar este problema perjudicial para la sociedad, Waller (2006) propone que es fundamental cambiar la percepción de que la delincuencia es exclusivamente un asunto policial. En su lugar, sugiere diseñar políticas preventivas inteligentes, las cuales en muchos casos resultan ser más eficaces que simplemente aumentar la presencia policial. Por ejemplo, la prevención de la violencia familiar, la prohibición de portar armas de fuego, tratar los problemas de drogadicción a través de la salud pública, son factores que pueden salvar más vidas que el encarcelamiento.

1.4 Metodología

1.4.1 Modelo económico

En el apartado anterior producto de la revisión a la bibliografía sobre los determinantes socioeconómicos de la delincuencia se llega a la conclusión de que la mayor parte de estudios se fundamentan en la teoría desarrollada por Becker y Ehrlich, adaptados a sus realidades.

El profesor Isaac Ehrlich (1973), tomando de referencia las contribuciones realizadas por Becker, demostró que los bajos niveles de renta conducían a altos índices de delincuencia. Desarrolló un modelo económico enfocado en cómo los individuos reparten su tiempo entre actividades ilegales (t_i) y legales (t_l), evaluando los costes y beneficios de ambas. Ehrlich enriqueció el modelo de Becker al valorar en términos monetarios los diversos costes psicológicos y las ventajas (W) obtenidas de dichas actividades, ofreciendo una perspectiva más amplia sobre la economía de la criminalidad (Pyle, 1983; Cracolici & Uberti, 2009). Su estudio fue el primer trabajo empírico sobre los determinantes socioeconómicos de la criminalidad.

El modelo de asignación de tiempo entre el trabajo y las actividades delictivas, como se lo conoce, mantiene los supuestos básicos del modelo de Becker: a) modeliza las respuestas de los individuos a los incentivos; b) el tiempo que un individuo racional dedique a una actividad ilegal dependerá de las recompensas relativas de la actividad y de los costes involucrados en términos de probabilidad de aprehensión y severidad del castigo; y c), la decisión de un individuo de llevar a cabo o no actividades ilegales dependerá de sus actitudes hacia el riesgo. Un individuo con aversión al riesgo obviamente pasará menos tiempo en actividades ilegales si hay un aumento en la severidad del castigo (Anupama, 2011).

Siguiendo a Martín y Navarro (2007), las actividades legales generan un rendimiento neto cierto $Wl(t_l)$ que depende del tiempo dedicado a ellas, de manera similar, las actividades ilegales obtienen un beneficio neto igual a $Wi(t_i)$, en este caso va a depender que ocurran uno de los dos estados posibles: ser atrapado y castigado, o no ser atrapado. Los rendimientos netos $Fi(t_i)$ también dependen del tiempo dedicado a las actividades

ilegales y tienen un alto grado de incertidumbre debido a la probabilidad de ser capturado y castigado (pi), o de no serlo ($1 - pi$).

De esta manera la riqueza generada, en caso de ser arrestado y condenado, por sus actividades legales e ilegales sería X_a , mientras que la riqueza esperada si el individuo no es capturado sería X_b . Estas relaciones, analíticamente se expresan de la siguiente manera:

$$X_a = W' + W_i(t_i) - F_i(t_i) + W_l(t_i X_b) \quad [4]$$

$$X_b = W' + W_i(t_i) + W_l(t_i) \quad [5]$$

donde W' es el valor monetario de la riqueza del individuo. Si el valor de la probabilidad p viene determinado de forma exógena, el individuo debe decidir la cantidad de tiempo que se dedicará a delinquir de forma que maximice su utilidad esperada, al sumar las utilidades de cada uno de los dos estados anteriores se tendría la siguiente expresión:

$$UE = pU(X_a) + (1 - p) U(X_b) \quad [6]$$

Según (Ehrlich, 1973, p. 526), “matemáticamente la condición de primer orden para la maximización de la utilidad esperada nos llevaría a la fórmula”:

$$-\frac{w_i - w_t}{w_i - f_i - w_t} = \frac{pU'(X_a)}{(1-p)U'(X_b)}; W_i = \frac{W_i}{dt_t}, f_i = \frac{dF_t}{dt_t}, W_t = \frac{dW_t}{dt_t} \quad [7]$$

Luego de algunos desarrollos y reordenaciones matemáticas se transforma en:

$$w_i - w_t > pf_i \quad [8]$$

Esta expresión indica que “para que una persona actúe ilegalmente será suficiente que el beneficio marginal esperado del delito supere al valor marginal esperado del castigo en términos monetarios, independientemente de la actitud que el individuo presente hacia el riesgo” (Martín & Navarro, 2007, p. 3).

Algunos años después, Ehrlich (1996, p. 65) analiza los principales temas que caracterizan la literatura sobre la delincuencia en las últimas décadas: un modelo de mercado, y las políticas óptimas de control de la delincuencia. Comenta que existe una confusión común sobre la hipótesis de la disuasión, orientándose sólo hacia los incentivos negativos, mientras que los incentivos positivos pueden ser más eficientes para resolver el problema de la delincuencia. Así mismo explica que:

... la hipótesis de la disuasión y su extensión lógica -el modelo de mercado- se basan en la eficacia marginal de los incentivos positivos y negativos y en la interacción entre las fuerzas de la oferta y la demanda del mercado para explicar la variabilidad observada en la frecuencia de los delitos en el espacio y el tiempo.

La literatura empírica sobre los efectos de los incentivos positivos y negativos en la delincuencia es extensa y ha experimentado un aumento notable en las últimas décadas. Este crecimiento se ha visto impulsado tanto por el incremento de la actividad delictiva como por la relevancia de los aspectos socioeconómicos que influyen en el desarrollo de los países y afectan a la dinámica criminal (Fajnzylber et al., 2001; Khan et al., 2015; Amin & Ahmad, 2018; Rogge & Abang, 2022). El enfoque de estas contribuciones ha pasado de la mera comprobación de la hipótesis de la disuasión al análisis de los factores socioeconómicos y demográficos de la delincuencia (Haider & Ali, 2015).

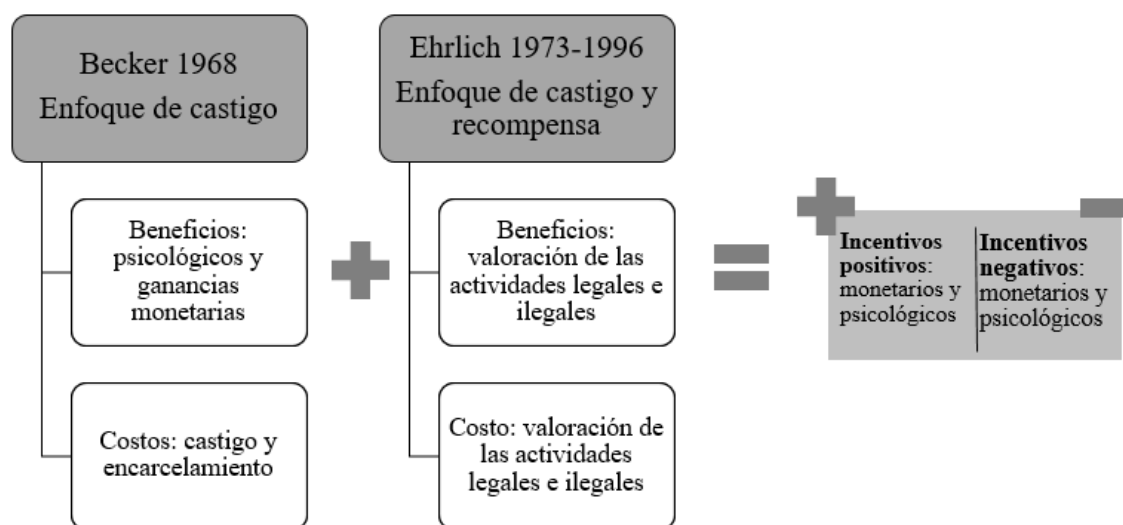
Siguiendo esta línea argumentativa, el modelo tradicional de disuasión de Becker y Ehrlich reconoce dos tipos de incentivos que motivan a los criminales potenciales o existentes: 1) incentivos positivos que inducen a los delincuentes a realizar alternativas

legítimas; y 2) incentivos negativos que disuaden y previenen a los delincuentes para que no cometan actos ilegales.

Siguiendo esta línea de pensamiento, el modelo tradicional de disuasión propuesto por Becker y Ehrlich identifica dos categorías de incentivos que influyen en los individuos potencialmente delincuentes o ya involucrados en actividades criminales: 1) incentivos positivos, que promueven la búsqueda de alternativas legítimas; y 2) incentivos negativos, que actúan como disuasivos para evitar la perpetración de actos ilícitos (ver Figura 1).

Figura 1

Aportes de los modelos económicos de Becker y Ehrlich



Fuente: Elaboración propia

1.4.2 Métodos de Estimación y Modelos Econométricos

La teoría sobre la delincuencia y sus determinantes fue concebida para un agente individual racional a nivel micro, pero la escasez de datos individuales constituye uno de los principales obstáculos en las investigaciones empíricas. No obstante, la información oficial sobre las actividades delictivas suele estar disponible a nivel agregado, razón por la cual se emplea ampliamente para analizar esta problemática social (Cornwell & Trumbull, 1994; Kashavarz & Markazi, 2011).

El objetivo principal de este estudio es identificar los determinantes que influyen en el comportamiento de las actividades delictivas en Ecuador. Dada la naturaleza de la información recopilada, se han llevado a cabo dos tipos de análisis: de series temporales y de datos de panel. Estos análisis tienen como finalidad estimar y validar los modelos agregados basados en las teorías de Becker-Ehrlich, los cuales se describen a continuación:

1.4.2.1 Método de Variables instrumentales (VI) utilizando Mínimos Cuadrados en Dos Etapas (MC2E)

Para estudiar la relación entre la delincuencia y otras variables relevantes es necesario reconocer que pueden estar interconectadas de manera que los efectos se propaguen en ambas direcciones. Este comportamiento conocido como endogeneidad, puede surgir

cuando las variables explicativas están correlacionadas con los errores de un modelo. La comprensión de la dinámica endógena es esencial para abordar eficazmente las cuestiones relacionadas con la criminalidad desde una perspectiva económica.

En la Tabla 3 se ofrece un resumen comparativo de los principales enfoques, subrayando cómo cada uno contribuye a obtener estimaciones más fiables y precisas.

Tabla 3

Métodos utilizados para controlar la endogeneidad

Índice	Descripción	Ventajas	Desventajas	Aplicación en Políticas de Seguridad
Método de ecuaciones simultáneas	Se utilizan para estimar sistemas de ecuaciones donde varias variables endógenas se determinan simultáneamente. Son particularmente útiles cuando hay una relación bidireccional o de retroalimentación entre las variables.	Permiten modelar relaciones causales complejas entre variables endógenas y exógenas. Pueden capturar efectos de retroalimentación entre las variables endógenas	Requieren datos más completos y específicos para estimar con precisión todos los parámetros. Pueden ser más difíciles de interpretar debido a la complejidad de las relaciones causales modeladas.	Puede ayudar a entender la dinámica compleja entre financiamiento de seguridad y resultados de delincuencia.
Método de variables instrumentales	Corrige la endogeneidad de una o más variables explicativas mediante el uso de variables instrumentales que están correlacionadas con las variables endógenas, pero no con el término de error de la ecuación de interés.	Permiten controlar la endogeneidad mediante el uso de variables instrumentales que están correlacionadas con las variables endógenas pero no con el término de error. Proporcionan estimaciones consistentes y eficientes de los parámetros del modelo	Requieren identificar variables instrumentales adecuadas, lo que puede ser difícil en la práctica. La validez de los resultados depende en gran medida de la elección y validez de las variables instrumentales utilizadas.	Evaluar el impacto del gasto en seguridad sobre la tasa de delincuencia, asumiendo que las decisiones presupuestarias previas o externas no están directamente relacionadas con la tasa actual de delincuencia en una región específica.
Método de efectos fijos	Controlan la heterogeneidad no observada que podría estar correlacionada con las variables independientes, incluyendo un efecto fijo para cada unidad en un panel de datos. Son útiles cuando los datos tienen una dimensión temporal o cuando las unidades de análisis presentan características únicas e invariables en el tiempo.	Controlan eficazmente el sesgo de endogeneidad al incluir efectos fijos para cada unidad de observación. Son útiles cuando hay heterogeneidad no observada entre las unidades de análisis.	Pueden requerir una gran cantidad de datos para estimar con precisión los efectos fijos, lo que puede ser problemático en estudios con muestras pequeñas. Pueden no abordar por completo la endogeneidad en presencia de variables omitidas correlacionadas con las variables explicativas.	Cómo las políticas de seguridad pública afectan la delincuencia en diferentes municipios a lo largo del tiempo, controlando características como la ubicación geográfica.

Fuente: Elaboración propia.

Para abordar adecuadamente la endogeneidad, es imprescindible recurrir a técnicas estadísticas sofisticadas. Entre estas, se encuentran los modelos de ecuaciones simultáneas (Cornwell & Trumbull, 1994), los modelos de variables instrumentales, y los modelos de efectos fijos (Han et al., 2013; Ishak & Bani, 2017; Kizilgol & Selim, 2017). Cabe resaltar que la eficacia de cada técnica está condicionada por la cantidad y calidad de los datos a disposición.

Dada la preocupación inicial de que los modelos puedan estar comprometidos por la presencia de variables omitidas, las cuales podrían estar correlacionadas tanto con el gasto en seguridad pública como con las incidencias de delitos, se justifica la elección de la metodología de variables instrumentales (VI). Este enfoque, comúnmente utilizado en econometría, se destaca por su capacidad para abordar problemas de endogeneidad en modelos de regresión, siendo particularmente valiosa en escenarios donde la aleatorización de tratamientos no es factible. Según Wooldridge (2015), la versatilidad de las variables instrumentales permite su aplicación en una variedad de estructuras de datos, incluyendo ecuaciones de series temporales, secciones transversales agrupadas y datos de panel.

El propósito de las VI es proporcionar una fuente de variación exógena a la variable explicativa endógena para ayudar a aislar su efecto causal. Tiene su origen en un trabajo de Wright (1928) donde estimó las curvas de oferta y demanda en un mercado en el que sólo se analizaban los precios y las cantidades de equilibrio. Sin embargo, a partir de la década de los 90s esta metodología se ha venido utilizando con más frecuencia para resolver problemas de sesgo de selección debido a variables omitidas. Las principales referencias para su correcto planteamiento pueden consultarse en los libros escritos por Wooldridge (2015) y Angrist y Pischke (2009, 2014).

A pesar de que la presencia de endogeneidad en los estudios económicos sobre la delincuencia ha sido ampliamente reconocida, se observa una falta de investigaciones que aborden este problema mediante la aplicación de la metodología de VI. Esta metodología se destaca por su utilidad en la mitigación de la endogeneidad, lo cual contribuye a obtener estimaciones más precisas respecto a los efectos del gasto de seguridad pública en las tasas de delitos. Ejemplos de aplicación de esta metodología se encuentran en los estudios de Kelly (2000), Lochner (1999), Coomer (2003), Ali y Peek (2009), y Haider y Ali (2015).

Para llevar a cabo su implementación, es necesario seguir el siguiente procedimiento:

1. *Identificar las variables endógenas y seleccionar variables instrumentales adecuadas*

Un modelo de regresión se considera aceptable cuando cumple con varios criterios y suposiciones clave, permitiendo así la formulación de conclusiones sobre los resultados obtenidos. Sin embargo, es común encontrarse con situaciones en las que algunas variables presentan un comportamiento inesperado o revelan relaciones bidireccionales con la variable dependiente, este comportamiento sugiere la posibilidad de que el modelo no esté correctamente especificado.

La endogeneidad puede surgir cuando las variables explicativas están correlacionadas con los errores de un modelo, lo que puede sesgar los resultados y llevar a estimaciones incorrectas de los parámetros. Gujarati y Porter (2010) sugieren la aplicación de las pruebas de endogeneidad propuestas por Hausman, Pyndick y Rubin, y Gujarati. Estas pruebas se realizan asumiendo la hipótesis nula (H_0) de que no hay endogeneidad, con el objetivo de determinar si hay evidencia suficiente en los datos para rechazar dicha hipótesis a favor de la alternativa.

Cuando la H_0 es rechazada se estaría frente a un problema de endogeneidad. Autores como Wooldridge (2009), Angrist y Pischke (2014), y Bastardo et al. (2023), explican que deben cumplirse tres condiciones para la validación de instrumentos. La violación de una sola de las tres condiciones necesarias conduce a estimaciones inconsistentes de VI:

Condición de relevancia. - Indica que la VI Z debe estar sustancialmente correlacionada (en términos de correlación parcial si hay otros regresores) con X (la variable endógena): $Cov(Z, X) \neq 0$.

Condición aleatoria. - Indica que la VI Z no debe estar correlacionada con el error: $Cov(Z, u) = 0$ y, por lo tanto, no afecta directamente a la variable dependiente. Cuando se incumple esta condición, las estimaciones de VI pueden ser inconsistentes con una cantidad sustancial de sesgo. Es imperativo justificar de forma convincente los instrumentos para que puedan ser considerados (como sí) aleatorios.

Restricción de exclusión. - Esta condición estipula que la VI sólo debe influir en Y a través del predictor instrumentado X , pero no directamente ni a través de otros canales. De no cumplirse la condición, las estimaciones de VI serán sesgadas e inconsistentes. Angrist (2008) explica que, al considerar un modelo con posibles efectos causales heterogéneos, la condición (como sí) aleatoria y la restricción de exclusión deben satisfacerse por separado.

2. Verificar la validez de las variables instrumentales mediante pruebas estadísticas

Para evaluar la *relevancia* en el contexto de un regresor endógeno y varios instrumentos, se puede analizar la siguiente ecuación (primera etapa):

$$X_{1i} = \pi_0 + \pi_1 Z_{1i} + \dots + \pi_m Z_{mi} + \pi_{m+1} W_{1i} + v_i \quad [9]$$

Aquí, se considera m variables adicionales exógenas $Z_1, \dots, Z_m$ junto con el regresor W_{1i} , lo que permite evaluar la idoneidad y efectividad de los instrumentos seleccionados para el regresor endógeno X_{1i} .

Se contrasta la H_0 de que los coeficientes de las Z son conjuntamente iguales a cero: $H_0 = \pi_1 = \dots = \pi_m = 0$. El instrumento (o conjunto de instrumentos) debe tener un estadístico F (conjunto) que supere un determinado valor crítico en la regresión de la primera etapa para ser considerado relevante. Si H_0 es rechazada, se obtiene evidencia de correlación entre X_{1i} y las Z , lo que sugiere que los instrumentos son relevantes. Es crucial que una VI sea *fuerte*, ya que solo cuando Z predice una parte suficiente de la variación exógena en X , se permite la estimación coherente del efecto de X sobre Y utilizando la VI. Por otro lado, si no se rechaza H_0 , se considera que los instrumentos son *débiles* ya que explican una proporción reducida de la variación en X_{1i} . Una regla práctica sencilla establece que esto ocurre cuando el valor de F es inferior a 10 (Worrall y Kovandzic, 2010).

A continuación, es necesario comprobar si el modelo está sobreidentificado, para lo cual es necesario realizar una *Prueba de sobreidentificación*. Se considera que los coeficientes están exactamente identificados si el número de instrumentos es igual al número de regresores endógenos y que están sobreidentificados si se tiene más instrumentos que regresores endógenos, la *prueba de sobreidentificación* se puede aplicar en el segundo caso. Para obtener el resultado de la prueba se debe cumplir las siguientes etapas:

Primera etapa: se estima el modelo original con el estimador de Mínimos Cuadrados en Dos Etapas (MC2E) y se obtienen los residuos u ($\hat{u}^{MC2E}$).

Segunda etapa: se regresan esos residuos, usando MCO, sobre todas las variables del modelo.

$$\hat{u}^{MC2E} = \delta_0 + \delta_1 Z_{1i} + \delta_m Z_{mi} + \delta_{m+1} W_{1i} + \dots + \delta_{m+r} W_{ri} + v_i \quad [10]$$

El estadístico para el contraste es nR^2 , que bajo la H_0 de que los instrumentos son exógenos verifica:

$$LM = nR^2 \rightarrow X_q^2 \quad [11]$$

Donde q es el número de instrumentos adicionales (el grado de sobreidentificación). Wooldridge (2015) explica que una prueba de sobreidentificación no debe ser considerada una prueba definitiva de la validez del instrumento.

En general, una prueba de sobreidentificación no significativa permite concluir provisionalmente que se satisface la restricción de exclusión cuando (a) el tamaño de la muestra es suficientemente grande, (b) los efectos causales constantes son plausibles, (c) los autores pueden argumentar convincentemente que al menos un instrumento es válido, y (d) los autores pueden proporcionar una sólida justificación de que todos sus instrumentos satisfacen la condición (como sí) aleatoria. En tal caso, puede ser útil estar sobreidentificado (Bastardo et al., 2023, p. 6).

Después de estimar el modelo de VI y proporcionar pruebas empíricas de que las VI satisfacen la condición de relevancia y superan la prueba de sobreidentificación, se debe realizar una *Prueba de exogeneidad* para verificar si las variables instrumentadas (los predictores X potencialmente endógenos) son realmente endógenas. Esta prueba compara un estimador eficiente pero potencialmente inconsistente (normalmente MCO) con un estimador ineficaz pero consistente derivado de la estimación mediante VI. A continuación, se explica el procedimiento a seguir con el siguiente modelo simplificado:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 W_{1i} + u_i \quad [12]$$

Si se cuenta con una variable exógena adicional (Z_1), para contrastar si X_{1i} es endógena se puede aplicar un procedimiento de dos etapas.

Primera etapa: regresar X_1 en todas las exógenas (Z_1 y W_1) y computar los residuos $\hat{v}$:

$$X_1 = \pi_0 + \pi_1 Z_1 + \pi_2 W_1 + v_i \quad [13]$$

En caso de que X_1 sea exógena, lo que implica que no está correlacionada con el término de error u en el modelo de regresión, los residuos $\hat{v}$ de la regresión de X_1 sobre Z_1 y W_1 tampoco deberían estar correlacionados con u .

Segunda etapa: estimar por MCO el modelo original agregando $\hat{v}$ a la ecuación:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 W_{1i} + \alpha \hat{v} + \varepsilon_i \quad [14]$$

La hipótesis nula es que ambos estimadores son consistentes y, por tanto, las variables explicativas son exógenas. La hipótesis alternativa es que los estimadores de VI son consistentes y los MCO no lo son, lo que indica endogeneidad. Si la prueba estadística muestra que hay una diferencia significativa entre los estimadores, se rechaza la hipótesis nula en favor de la existencia de endogeneidad (Dutta & Husain, 2009).

Según Bastardo et al. (2023), si bien los resultados de la prueba pueden indicar la presencia o ausencia de endogeneidad, en realidad estas pruebas ofrecen evidencia sobre la probabilidad de que la endogeneidad sea baja o alta. Es crucial recordar que una prueba estadística no puede eliminar completamente la posibilidad de variables omitidas,

simultaneidad, errores de medición o problemas de selección. Esto se debe a que la endogeneidad se refiere al término de error, el cual, por su propia naturaleza, es inobservable

3. *Estimar el modelo mediante técnicas de regresión utilizando las variables instrumentales*

Basado en el modelo econométrico general, el modelo de VI se estructura de la siguiente manera:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \beta_{k+1} X_{1i} + \dots + \beta_{k+r} W_{ri} + u_i \quad [15]$$

Es posible tener varios regresores endógenos (las X , potencialmente correlacionadas con u) y varios regresores exógenos (las W , no correlacionadas con u). Utilizando el estimador de MC2E se puede obtener estimadores consistentes para la β en dos etapas:

La primera etapa relaciona X_1 con los m instrumentos y los r regresores exógenos:

$$X_{1i} = \pi_0 + \pi_1 Z_{1i} + \pi_2 Z_{2i} + \dots + \pi_m Z_{mi} + \pi_{m+1} Z_{1i} + \dots + \pi_{m+r} W_{ri} + v_i \quad [16]$$

Para asegurar estimaciones eficientes en el contexto de VI, es crucial disponer de, al menos, tantos instrumentos ($Z_1, Z_2, \dots, Z_m$) como variables endógenas existan. Utilizar múltiples instrumentos para una variable endógena como X_1 puede resultar en la generación de varios estimadores de VI, sin embargo, ninguno sería considerado óptimo. La eficiencia se optimiza mediante el uso de una combinación lineal que incorpore todos los instrumentos disponibles, resaltando la importancia de elegir adecuadamente el mejor conjunto de instrumentos para mejorar la precisión de la estimación.

La segunda etapa es la regresión de Y_i sobre $\widehat{X}_{j^o}$ y los regresores exógenos de la ecuación original ($W_{1i}, \dots, W_{ri}$) utilizando MCO. Los estimadores de la regresión de segunda etapa son los estimadores MC2E.

"Una característica del estimador de VI es que cuando X y u están correlacionadas, de modo que la estimación de las variables instrumentales es realmente necesaria, el estimador nunca es insesgado" (Wooldridge, 2009, p.510).

1.4.2.2 **Método Autorregresivo de Retardos Distribuidos (ARDL) y el estimador de Grupo de Medias Agrupadas (PMG)**

Siguiendo a Gujarati y Porter (2010, p. 592), "los datos de panel enriquecen el análisis empírico de maneras que no serían posibles con solo datos de corte transversal o series de tiempo". Como señala Baltagi (1995), utilizar datos de panel tiene varias ventajas, entre las que se incluyen la capacidad de abordar explícitamente la heterogeneidad, la disponibilidad de una mayor cantidad de información, la facilidad para examinar la dinámica de los cambios a lo largo del tiempo y la reducción de sesgos al agregar datos de individuos o empresas en grandes conjuntos.

Medir el impacto temporal en la conducta delictiva presenta desafíos en términos estadísticos, principalmente debido a tres factores que pueden introducir sesgos en la estimación: 1) la tendencia de la delincuencia a persistir a lo largo del tiempo; 2) la posibilidad de que las tasas de delincuencia (variable dependiente) influyan en las variables explicativas del modelo; y 3) la potencial correlación entre las tasas de delincuencia y algunas de las variables explicativas.

El avance tecnológico de las últimas décadas ha permitido el desarrollo de algunas alternativas para estimar los coeficientes de las relaciones a largo plazo, como: Método

de Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG); causalidad de panel de Granger; MCO totalmente modificado (FMOLS); Método Generalizado de los Momentos (GMM); Cuasimáxima Verosimilitud (QML); y, estimador de Grupo de Medias Agrupadas (PMG). Este último ha venido utilizándose con mayor frecuencia en los estudios relacionados con el crimen y la generación de variables instrumentales adecuadas (Anwar et al., 2017; Amin & Ahmad, 2018; Oyelade, 2019; Zulkiflee et al., 2022). La Tabla 4 presenta un resumen de tres estimadores que pueden ser empleados para analizar datos de panel y evaluar las relaciones a largo plazo.

Tabla 4

Métodos de estimación para datos de panel

Estimador	Descripción	Ventajas	Desventajas	Aplicación en Políticas de Seguridad
MCG	Extiende los MCO para abordar problemas de heterogeneidad y autocorrelación en datos de panel.	Considera la heterogeneidad individual y temporal en los datos. Permite estimaciones eficientes y precisas en presencia de autocorrelación y heterocedasticidad en datos de panel.	Requiere suposiciones sobre la estructura de covarianza de los errores. Sensible a la especificación del modelo y a la selección de variables explicativas. Puede ser computacionalmente intensivo y requerir un conocimiento técnico avanzado para su implementación. La selección de variables instrumentales adecuadas puede ser desafiante.	Útil para analizar la eficacia de políticas de seguridad a lo largo del tiempo y entre diferentes unidades (por ejemplo, países, regiones).
GMM	Estima los parámetros del modelo alineando las condiciones teóricas con los datos observados, basándose en relaciones de momentos.	Aborda problemas de endogeneidad y sesgo de selección. Robusto ante supuestos sobre la distribución de errores y especificaciones del modelo.		Aplicable en el análisis de factores subyacentes a fenómenos de seguridad, como la influencia de la desigualdad socioeconómica en la incidencia del crimen.
PMG	Combina las ventajas de los modelos de efectos fijos y efectos aleatorios en datos de panel, permitiendo estimaciones tanto a nivel individual como a nivel de grupo.	Combina la eficiencia de los modelos de efectos fijos con la flexibilidad de los modelos de efectos aleatorios. Permite analizar relaciones a largo plazo entre variables en datos de panel, incorporando tanto variables exógenas como endógenas.	Puede ser sensible a la presencia de variables omitidas. La interpretación de los resultados puede ser compleja en modelos con efectos heterogéneos.	Ideal para evaluar el impacto de políticas de seguridad a largo plazo en datos de panel, como estrategias de prevención de conflictos o medidas para reducir la violencia urbana.

Fuente: Elaboración propia.

Cornwell y Trumbull (1994) fueron pioneros en el uso de instrumentos internos en datos de panel, definieron transformaciones a partir de los datos disponibles, que las denominaron *between* y *within*, que pueden considerarse como estimadores de variables instrumentales con instrumentos (desviaciones de las medias). Los resultados que obtuvieron aportan pruebas de que al no tener en cuenta la heterogeneidad de las unidades analizadas sesga al alza las estimaciones de los efectos disuasorios.

Unos años más tarde, Fajnzylber et al. (2002^a, p. 10) señalaron que es posible “controlar la endogeneidad (débil) mediante el uso de variables instrumentales consistentes en

valores convenientemente retardados de las variables explicativas”. Además, los autores sugieren que:

En lugar de asumir una exogeneidad estricta de X (es decir, que las variables explicativas no estén correlacionadas con el término de error en todos los plazos y retardos), permitimos una forma limitada de simultaneidad y causalidad inversa. En concreto, adoptamos el supuesto más flexible de exogeneidad débil, según el cual las variables explicativas actuales pueden verse afectadas por realizaciones pasadas y presentes de la variable dependiente (número de homicidios o de robos), pero no por sus innovaciones futuras. Bajo los supuestos de que (a) el término de error, ε , no está correlacionado serialmente, y (b) las variables explicativas son débilmente exógenas (p. 35).

En el marco de esta discusión, según el modelo propuesto por Scarpetta et al. (2000), los regresores a corto plazo incorporan primeras diferencias, mientras que para los regresores a largo plazo se consideran los niveles. En este sentido, Fajnzylber et al. (2002^a, p. 11) sugieren que “cuando el modelo incluye un efecto no observado específico del país (resultante de factores omitidos invariantes en el tiempo, como el error sistemático de medición), el modelo se estima tanto en diferencias como en niveles conjuntamente en un sistema”. Asimismo, estudios realizados por autores como Evans y Owens (2007), Worrall y Kovandzic (2007; 2010) y Zhao et al. (2002) han estimado los modelos de delincuencia utilizando los datos en sus niveles originales.

En los últimos años, ha aumentado la popularidad del uso de modelos de Regresión Autorregresivos de Retardos Distribuidos (ARDL) para analizar las relaciones a largo plazo entre series de tiempo económicas. Estos modelos tienen una naturaleza autorregresiva (AR), ya que emplean valores retardados de la variable dependiente para explicarla. Además, incorporan retardos sucesivos de las variables independientes como parte integral de su estructura de retardo distribuido (DL) (Zulkiflee et al., 2022). Esta metodología se considera estadísticamente válida si se establece una relación a largo plazo entre las variables de interés y si la especificación dinámica del modelo puede ajustarse adecuadamente para asegurar que los regresores sean estrictamente exógenos y los residuos no presenten autocorrelación (Loayza y Ranciere, 2006).

Para cumplir con estas condiciones es necesario realizar los siguientes pasos:

1. El primero consiste en tomar una prueba de raíz unitaria para detectar la presencia de conducta tendencial en las variables. Pesaran et al. (2001) señalan que todas las variables deben estar integradas de orden cero $I(0)$, orden uno $I(1)$, o una mezcla de ambas órdenes. La prueba de Dickey-Fuller aumentada (DFA) permiten esta comprobación (Bangake & Eggoh, 2012).
2. En el segundo paso, siguiendo la recomendación de Pesaran et al. (1999), se verifica que la cantidad máxima de retardos sea de dos al analizar datos anuales. Por su parte Loayza y Ranciere (2006) recomiendan imponer una estructura de retardos común en todos los países o regiones cuando se tiene interés en analizar y comparar los parámetros de corto plazo. Para ello, es fundamental considerar las características del modelo analítico y las limitaciones de los datos. Amin y Ahmad (2018) explican que la selección de los retardos en el modelo ARDL se realiza mediante el Criterio de Información de Akaike (AIC) o el Criterio Schwarz-Bayesiano (SBC) antes de estimar el modelo ARDL seleccionado.
3. En el tercer paso, se procede a estimar el modelo ARDL utilizando el estimador PMG. Este modelo permite obtener tanto las elasticidades a largo plazo como a corto plazo

directamente a partir de sus coeficientes. Para capturar la dinámica de ajuste a largo plazo, se emplea el método de Corrección de Errores (MCE), que utiliza el término de corrección de errores (CE) para combinar las variables en diferencias y niveles, facilitando el retorno al equilibrio a largo plazo después de perturbaciones (Gujarati & Porter, 2010). El término de CE es fundamental, ya que actúa como un mecanismo de ajuste para corregir el desequilibrio a corto plazo y facilitar el retorno al equilibrio a largo plazo. Según Zulkiflee et al. (2022, p. 1172), "un valor de cero del término de CE indica la ausencia de una relación a largo plazo, mientras que un valor distinto de cero implica un ajuste completo por unidad de tiempo. Además, si el valor del término de CE es negativo y significativo, indica un retorno hacia un equilibrio de largo plazo".

4. Finalmente, es necesario verificar si las series cointegran mediante la prueba de DFA a los residuos (Anwar et al., 2017; Zulkiflee et al., 2022).
5. De manera opcional, se puede realizar la prueba de cointegración de Pedroni (1999, 2004) o Westerlund (2007). Stata permite calcular las siete estadísticas propuestas por Pedroni con una *Ho: no cointegración*, que se normalizan para ser distribuidas bajo $N(0,1)$ (Robledo, 2012).

La expresión algebraica en la forma de corrección de errores queda de la siguiente manera:

$$\Delta D_{i,t} = a_{0,i} + \sum_{j=1}^m a_{j,i} VP_{i,t}^j + \sum_{j=2}^m a_{j,i} VN_{i,t}^j + a_{m+1,i}t + \sum_{j=1}^m b_{j,i} \Delta VP_{i,t}^j + \sum_{j=2}^m b_{j,i} \Delta VN_{i,t}^j + \varepsilon_{i,t} \quad i = 1,2, \dots 23; t = 1,2, \dots 14 \quad [17]$$

donde i denota provincias y t es una tendencia en el tiempo, D representa la tasa de delitos; VP^j y VN^j son vectores de variables que representan incentivos positivos y negativos, respectivamente; $a_{0,i}$ es el efecto fijo por provincia que se corresponde con una media común para las intersecciones; a continuación, se añaden los b-regresores que capturan la dinámica a corto plazo, y ε_i es el componente de error específico individual. Se asume que la muestra es aleatoria con variación media igual a cero y una varianza constante de σ_ε^2 . Según Scarpetta et al. (2000) los componentes cíclicos se controlan incluyendo las primeras diferencias de los determinantes en estado estacionario como regresores a corto plazo en las ecuaciones estimadas.

El enfoque proporcionado por el estimador PMG, según Pesaran et al. (1999), se destaca por su capacidad para garantizar consistencia y eficiencia, superando a otros estimadores de corrección de error en paneles. Alineado con los objetivos de la investigación, el estimador impone restricciones sobre los coeficientes de largo plazo para que sean uniformes en todas las provincias. Esta homogeneización entre provincias genera estimaciones eficientes y consistentes cuando las restricciones son ciertas. A corto plazo, el estimador PMG también proporciona estimaciones coherentes de la media de los coeficientes entre provincias al calcular el promedio simple de los coeficientes individuales de cada una (Loayza & Rancière, 2006).

Al aplicar el estimador econométrico PMG a la ecuación [17] se obtiene la versión restringida que permite caracterizar la dinámica a corto y largo plazo de los determinantes de la delincuencia en las provincias ecuatorianas:

$$\Delta D_{i,t} = -\phi_i \left\{ -\sum_{j=1}^m \theta_j VP_{i,t}^j - \sum_{j=2}^m \theta_j VN_{i,t}^j - a_{m+1}t_i - \theta_{0,i} \right\} + \sum_{j=1}^m b_{j,i} \Delta VP_{i,t}^j + \sum_{j=2}^m b_{j,i} \Delta VN_{i,t}^j + \varepsilon_{i,t} \quad i = 1,2, \dots 23; t = 1,2, \dots 14 \quad [18]$$

De manera similar se tiene que D representa la tasa de delitos con relación al tiempo, en la primera parte de la expresión se captura el comportamiento a largo plazo, el cual está influenciado por una serie de factores socioeconómicos, representados por incentivos tanto positivos como negativos. La hipótesis de largo plazo permite identificar directamente los parámetros que afectan la dinámica de transición hacia el estado de equilibrio, representada por los coeficientes estimados $a_{s,i}/\phi_i = \theta_s$. Mientras que en la segunda parte de la expresión se añade los b-regresores, los cuales reflejan la dinámica a corto plazo del modelo (Scarpetta et al., 2000). El modelo así configurado puede incluir retardos temporales tanto en la variable dependiente como en las independientes, siempre y cuando estén contemporáneamente no correlacionados con los términos de error.

1.5 Bases de datos y variables

1.5.1 Tratamiento de la endogeneidad con instrumentos externos

1.5.1.1 Datos y variables

Debido a la inexactitud y la tendencia a subestimar las estadísticas de delincuencia en Ecuador, este estudio elige emplear los registros policiales de homicidios y robos de automóviles como variables dependientes. Estas fuentes son consideradas las estadísticas sobre criminalidad más confiable y realistas disponibles en el país. Los homicidios, al ser delitos de máxima gravedad, son reportados y registrados de manera consistente debido a la naturaleza irrefutable de las evidencias, como los cuerpos de las víctimas. Los robos de automóviles, por su parte, tienen un impacto financiero significativo para las víctimas, quienes están incentivadas a reportar estos crímenes para recuperar sus automóviles y gestionar reclamaciones de seguros. Ambos tipos de delitos están bien documentados y sujetos a procesos formales de investigación, lo que minimiza el subregistro y la manipulación de datos. Además, la consistencia y comparabilidad de estos registros a lo largo del tiempo y entre jurisdicciones, junto con el interés público y político en monitorear estos delitos, aseguran una mayor dedicación de recursos a la recolección y verificación de estos datos. Estudios previos han validado la fiabilidad de estos registros en diversos contextos, reforzando su utilidad para el análisis de la criminalidad en Ecuador (Raphael & Winter-Ebmer, 2001; Blackmore, 2003; Haddad & Markazi Moghadam, 2011).

En relación con las variables explicativas, y sobre la base del amplio análisis de la literatura realizada previamente, se han seleccionado factores económicos, educativos, demográficos y disuasivos. La elección de estas variables fue el resultado de un cuidadoso proceso destinado a identificar aquellas de mayor relevancia y consistencia, asegurando que no presentaran correlaciones excesivas entre sí y que sus efectos fueran coherentes con el comportamiento esperado. Este análisis se enfoca en una serie anual a nivel nacional, cubriendo el periodo de 1990 a 2022.

Las variables que actúan como incentivos positivos para delinquir incluyen la pobreza, la desigualdad y el crecimiento demográfico. A mayor privación y disparidad en el acceso a oportunidades económicas entre los diferentes grupos sociales, mayor será la tensión generada. Esta tensión incrementa el incentivo para que individuos de bajo estatus social incurran en delitos, particularmente en áreas urbanas. Un factor adicional de relevancia es la limitación en el acceso al sistema educativo; se anticipa que a medida que aumente la tasa de analfabetismo, también lo hará la incidencia de la delincuencia.

Respecto a los incentivos negativos, la obtención de algún tipo de ingreso a través de empleos vulnerables o precarios puede correlacionarse con tasas más bajas de

delincuencia. Además, se espera que el gasto en seguridad pública, siendo la variable endógena de estudio, tenga una correlación negativa con la incidencia delictiva. A medida que el Estado incremente su inversión en la lucha contra la delincuencia, se prevé que esto aumente los costos para los delincuentes, lo que podría disuadir su participación en actividades criminales al hacer que los beneficios potenciales sean menos atractivos en comparación.

Sin embargo, el principal desafío al evaluar el efecto disuasivo del gasto policial sobre la criminalidad radica en la endogeneidad de la actividad policial, que tiende a focalizarse en áreas con elevadas tasas de delincuencia. Esta causalidad inversa o la posibilidad de variables omitidas subrayan la necesidad de emplear un instrumento. A continuación, se presenta la justificación de cómo los instrumentos propuestos podrían mitigar la relación entre las variables independientes y la dependiente:

- El PIB per cápita es un indicador que muestra la capacidad del Estado ecuatoriano para generar ingresos corrientes, los cuales son utilizados para financiar distintos presupuestos, entre ellos el de la Policía Nacional. Una mayor capacidad de recaudación de impuestos puede resultar en un incremento de los recursos disponibles para la seguridad pública. Así, el empleo del PIBpc como instrumento permite captar las variaciones exógenas en el gasto destinado a la seguridad pública. Autores como Kelly (2000) y Worrall y Kovandzic (2010) han empleado previamente esta variable como factor instrumental.
- La Ley de Seguridad Pública y del Estado, en su artículo 11, estipula la potencial colaboración de las Fuerzas Armadas en operaciones principalmente supervisadas por la Policía Nacional para garantizar la seguridad interna, el mantenimiento del orden público y la seguridad ciudadana (2009, p. 6). Ante el aumento significativo de las actividades delictivas en los últimos años, entre 2017 y 2022 se han declarado 22 estados de excepción, lo que ha requerido la intervención conjunta de las Fuerzas Armadas y la Policía Nacional en diversas operaciones. Utilizar el gasto en defensa como instrumento puede reflejar de manera indirecta el esfuerzo adicional para combatir la delincuencia, especialmente en situaciones de emergencia donde las Fuerzas Armadas intervienen para apoyar a las fuerzas policiales. Al evaluar el presupuesto asignado a las Fuerzas Armadas para actividades de seguridad ciudadana, se revisaron sus metas estratégicas, que en total son cinco. Es importante señalar que solo la segunda meta aborda el apoyo al sistema policial y judicial en la protección de la vida y los derechos sobre la propiedad privada, según el Ministerio de Defensa Nacional (2018). Por ende, se estima que aproximadamente el 20% del gasto en defensa se asigna a esfuerzos adicionales destinados a combatir el crimen organizado y la delincuencia común.

1.5.1.2 Análisis estadístico descriptivo

La Tabla 5 presenta las variables empleadas en este estudio, acompañadas de sus estadísticas descriptivas y las referencias bibliográficas pertinentes. Por su parte, la Tabla 6 muestra la matriz de correlación entre estas variables, facilitando una visión clara de cómo se relacionan entre sí.

Las correlaciones revelan la fuerza y dirección de las relaciones entre las variables. Se destaca una alta correlación entre la variable endógena y las variables instrumentales, mientras que no se observa una correlación significativa entre la variable dependiente y

las variables instrumentales. Por otro lado, las variables exógenas muestran correlaciones relativamente altas con las variables instrumentales.

Tabla 5

Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 1990-2022

Código	Denominación	Mínimo	Media	Máximo	Desviación típica	Fuente
<i>Variables dependientes</i>						
Homi	Número de homicidios	963	1822	4852	756	PNE
RC	Número de robo de Automóviles	1427	5350	11372	1812	PNE
<i>Variables exógenas</i>						
Analf	Analfabetismo (%)	5,6	8,33	11,70	1,73	INEC
DPU	Densidad población urbana	90,52	136,51	182,77	27,64	BM
Gini	Índice de Gini	0,44	0,51	0,66	0,06	BM
EmpV	Empleo vulnerable (%)	38,05	42,33	53,02	4,03	BM
PobEx	Pobreza extrema ¹ (%)	8,7	28,99	60,76	19,06	BM
GtoSP	Gasto seguridad públ. (log)	7,93	8,68	9,21	0,45	MEF
<i>Variables instrumentales</i>						
PIBpc	PIB per cápita (US\$ a Precios actuales)	1451,53	3786,84	6391,28	1896,73	BM
GtoDef	Gasto de defensa (log)	7,04	8,05	8,63	0,47	MEF

BM = Banco Mundial, INEC = Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, MEF = Ministerio de Economía y Finanzas, PNE = Policía Nacional del Ecuador.

Nota: 1 = % de personas por debajo de 3,65 \$ al día.

Fuente: Elaboración propia.

Es importante indicar, que el cambio en el comportamiento de los delitos analizados coinciden con la implementación de políticas, especialmente en temas de seguridad ciudadana, realizadas a partir del año 2007 (creación del Ministerio Coordinador de Seguridad, Ministerio del Interior, Ministerio de Justicia, Secretaria Técnica de Drogas, Servicio Integrado de Seguridad ECU911, y modernización a los procesos e infraestructuras de la Función Judicial, Recaudación Tributaria y Policía Comunitaria), y que fueron gradualmente eliminadas a partir del año 2017 (con Decreto Ejecutivo 7 del 26 de mayo del 2017 se elimina el Ministerio Coordinador de Seguridad y con Decreto Ejecutivo 560 del 15 de noviembre del 2018 se dispone la transformación del Ministerio de Justicia, Derechos Humano y Cultos en la Secretaria de Derechos Humanos), lo que ha favorecido para que ciertas dinámicas sociales vayan desarrollándose progresivamente en forma de violencia.

Tabla 6

Matriz de correlaciones entre las variables, periodo 1990-2022

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1 Hom	1,00									
2 RC	0,66*	1,00								
3 Analf	-0,17	-0,42*	1,00							
4 DPU	0,28	0,48*	-0,95*	1,00						
5 Gini	-0,11	-0,20	0,80*	-0,84*	1,00					
6 EmpV	0,28	0,37	-0,70*	0,77*	-0,59*	1,00				
7 PobEx	-0,25	-0,36*	0,89*	-0,93*	0,89*	-0,58*	1,00			
8 GtoSP	0,20	0,42*	-0,92*	0,95*	-0,84*	0,62*	-0,95*	1,00		
9 PIBpc	0,12	0,37*	-0,90*	0,91*	-0,87*	0,66*	-0,91*	0,96*	1,00	
10 GtoDef	0,09	0,35*	-0,79*	0,82*	-0,70*	0,55*	-0,80*	0,85*	0,82*	1,00

Nota: Un asterisco junto a los coeficientes denota que son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 5%.

Fuente: Elaboración propia.

1.5.2 Para el tratamiento de la endogeneidad con instrumentos internos

1.5.2.1 Datos y variables

Este estudio utiliza un panel de datos de 23 provincias durante el período comprendido entre 2008 y 2022. La provincia de Galápagos fue excluida debido a su ubicación insular, situada a 1.000 km de la costa del Ecuador continental. La fuente principal de información proviene de la Policía Nacional del Ecuador (PNE), y se seleccionaron los delitos de homicidio y robo de automóviles como variables dependientes, ya que representan las estadísticas de criminalidad más fiables y realistas disponibles en el país, tal como se justificó en el análisis con instrumentos externos. La tasa de crecimiento anual de estos delitos se utiliza como indicador para evaluar las tendencias de criminalidad a lo largo del tiempo, permitiendo un análisis tanto a corto como a largo plazo.

Las variables explicativas que pueden tener algún incentivo positivo se relacionan con:

La tasa de pobreza, que refleja el número de individuos con escasos recursos, y para su incorporación al modelo se emplean dos métricas: la pobreza basada en ingresos y la pobreza por necesidades básicas insatisfechas (NBI). La vivencia en condiciones de pobreza, dentro de un contexto de desigualdad estructural y estratificación social, puede incentivar conductas delictivas que el Estado tiene la responsabilidad de disuadir, generando así un ciclo pernicioso de criminalidad. Se suele considerar que las aspiraciones económicas no satisfechas son factores fundamentales detrás de delitos contra la propiedad, como el robo y el hurto (Sharp et al., 2020).

Las tasas de desempleo y subempleo señalan desajustes en el mercado laboral, evidenciando el porcentaje de trabajadores que están desempleados o empleados de manera insuficiente, ya sea parcialmente o en posiciones que no aprovechan su plena cualificación (Blanchard et al., 2012). Con el incremento de estas tasas, se anticipa un potencial aumento en el atractivo de las actividades delictivas.

El aumento en el nivel educativo puede contribuir a una mayor disponibilidad de recursos a lo largo del tiempo. Por el contrario, la falta de acceso al sistema educativo, expresada mediante un incremento en la tasa de analfabetismo, puede crear un entorno donde los incentivos para cometer actos delictivos se vean incrementados.

La mayoría de los estudios incluyen una medida de la urbanización. Con mucha frecuencia se utiliza la densidad de población (Tarling & Dennis, 2016). Se espera que el porcentaje de la población que comete delitos aumente a medida que crece la población.

En cuanto a las variables explicativas que podrían generar algún incentivo negativo, se destacan:

El PIB per cápita (PIBpc) es una medida de la producción total de una nación por habitante, que se emplea para evaluar la calidad de vida en términos agregados. Se espera que un incremento en el PIBpc se traduzca en un aumento de la riqueza total de la nación, lo que podría reflejarse en una mejora de la calidad de vida de los habitantes. Por lo tanto, se anticipa que un aumento en este indicador se correlacione con una disminución en la delincuencia (Coomer, 2003).

El gasto en seguridad pública se refiere a la asignación presupuestaria destinada a la PNE para llevar a cabo acciones destinadas a salvaguardar la seguridad ciudadana. Se considera un incentivo negativo disuasivo.

1.5.2.2 Análisis estadístico descriptivo

La Tabla 7 muestra la lista de variables, sus estadísticos descriptivos y las fuentes de información, mientras que la Tabla 8 presenta la matriz de correlaciones entre las variables analizadas. Se observan correlaciones significativas entre el gasto en seguridad y las variables que representan tanto la población total como la población urbana, así como entre estas últimas y los indicadores de pobreza (por ingresos y por NBI). Sin embargo, las demás correlaciones, aunque de magnitud baja ($<0,55$), no afectan la validez de las estimaciones

Tabla 7

Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 2008-2022

Código	Denominación	Mínimo	Media	Máximo	Desviación típica	Fuente
<i>Variables dependientes</i>						
Homi	Número de homicidios	0	84	2048	177	PNE
RC	Número de robo de automóviles	0	260	4593	598	PNE
<i>Variables exógenas</i>						
Analf	Analfabetismo	0,73	7,23	23,00	3,79	BCE
GtoSP	Gasto seguridad públ. (log)	6,64	7,52	8,62	0,43	MEF
PIBpc	PIB per cápita	2,85	9,56	83,39	10,64	BCE
Pobla	Población total (log)	4,90	5,62	6,67	0,42	INEC
PobUrb	Población urbana (log)	4,53	5,31	6,58	0,51	INEC
PobIng	Pobreza por ingresos (%)	6,80	34,21	71,79	13,72	BCE
PobNBI	Pobreza por NBI (%)	3,00	38,76	81,82	17,28	BCE
Desem	Tasa de desempleo	0,56	3,93	12,20	2,13	BCE
Subem	Tasa de subempleo	8,20	38,69	91,07	22,76	BCE

BCE = Banco Central del Ecuador, INEC = Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, MEF = Ministerio de Economía y Finanzas, PNE = Policía Nacional del Ecuador.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8

Matriz de correlaciones entre variables, periodo 2008 - 2022

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1 Hom	1,00										
2 RC	0,79*	1,00									
3 Analf	-0,10*	-0,19*	1,00								
4 GtoSP	0,54*	0,65*	0,03	1,00							
5 PIBpc	-0,01	0,03	-0,21*	-0,12*	1,00						
6 Pobla	0,61*	0,73*	0,01	0,89*	-0,13*	1,00					
7 PobUrb	0,61*	0,73*	-0,06	0,88*	-0,09	0,98*	1,00				
8 PobIng	-0,20*	-0,38*	0,32*	-0,45*	0,06	-0,51*	-0,54*	1,00			
9 PobNBI	0,01	-0,21*	0,14*	-0,22*	0,07	-0,25*	-0,26*	0,74*	1,00		
10 Desem	0,31*	0,29*	-0,17*	0,33*	0,01	0,41*	0,47*	-0,10	0,00	1,00	
10 Subem	-0,00	-0,08	0,31*	-0,11*	-0,07*	-0,06	-0,09	0,32*	0,26*	0,04*	1,0

Nota: Un asterisco junto a los coeficientes denota que son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 5%.

Fuente: Elaboración propia

1.6 Análisis empírico

1.6.1 Aplicación empírica con variables endógenas e instrumentos externos

En la Tabla 9 se presentan tres pruebas de endogeneidad sugeridas por Gujarati y Porter (2010). Bajo la hipótesis nula (H_0) de no endogeneidad, si al realizar la regresión se encuentra que el coeficiente del término de error es estadísticamente cero, se puede concluir que no hay problemas de endogeneidad. En la prueba de Hausman, el coeficiente no se muestra ser estadísticamente significativo tanto para el delito de homicidios como para el robo a automóviles, por lo tanto, no se rechaza la H_0 . Sin embargo, las pruebas de Pyndick y Rubinfed, así como la de Gujarati, muestran evidencia de problemas de endogeneidad en los modelos, ya que tanto el término de error como el gasto en seguridad (estimado) son diferentes de cero. Estos hallazgos permiten concluir que es apropiado continuar con el análisis.

Tabla 9

Comparativa de pruebas de endogeneidad

Variables	Homicidios			Robo de automóviles		
	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati
Analfabetismo	0,148** (0,052)	0,148** (0,052)	0,148** (0,051)	0,097* (0,053)	0,097 (0,053)	0,097* (0,053)
Densidad Población	0,041** (0,011)	0,041** (0,011)	0,041** (0,009)	0,048** (0,013)	0,048** (0,013)	0,048** (0,013)
Gini	1,534* (0,813)	1,534* (0,813)	1,534* (0,888)			
Empleo Vulnerable	-0,066** (0,023)	-0,066** (0,023)	-0,066** (0,023)	-0,094** (0,027)	-0,094** (0,027)	-0,094** (0,027)
Pobreza				0,011** (0,005)	0,011** (0,005)	0,011** (0,005)
Gto. Seguridad Púb.		-1,333** (0,483)	0,196 (0,463)		-1,304** (0,512)	0,027 (0,440)
Gto. SP (estimado)	-1,333** (0,483)		-1,529** (0,669)	-1,304** (0,512)		-1,331* (0,675)
Término de error	0,196 (0,463)	1,529** (0,669)		0,027 (0,440)	1,331* (0,675)	
Constante	9,930** (3,597)	9,930 (3,597)	9,930 (3,597)	11,243** (3,718)	11,243** (3,718)	11,243** (3,718)
Estadísticos						
N	33	33	33	33	33	33
r ²	0,384	0,384	0,384	0,517	0,517	0,510
F (1, 26)	0,18	5,810	5,210	0,000	3,890	3,890
Prob > F	0,675	0,031	0,031	0,951	0,059	0,059

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

Es importante señalar que se aplicó la transformación logarítmica tanto a las variables dependientes como a la variable endógena. Este procedimiento se llevó a cabo para minimizar el impacto de los valores extremadamente altos o bajos (outliers), evitando así distorsiones en el análisis y en las conclusiones estadísticas derivadas. Como resultado, los coeficientes de los modelos pueden interpretarse directamente en términos de elasticidades.

En la Tabla 10 se presenta una comparativa de los resultados de las estimaciones para los dos tipos de delitos mediante MCO, MC2E y GMM.

En la parte inferior de la tabla se puede observar una serie de estadísticas significativas obtenidas tras las estimaciones: 1) Se emplearon los estadísticos de Durbin y Wu-Hausman para evaluar la endogeneidad de los instrumentos tras aplicar la estimación MC2E, y el estadístico C (diferencia de Sargan) tras la estimación GMM. En ambos modelos, el p-valor asociado con estas pruebas es muy significativo, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula de que no hay correlación entre la variable independiente y el error, lo que sugiere que la condición de exogeneidad no prevalece; 2) El estadístico de relevancia indica que los instrumentos aportan sustancialmente su exogeneidad y poseen un sólido poder explicativo. Este efecto es más pronunciado en el caso de los homicidios que en el robo de automóviles. Además, se observa que estos estadísticos muestran un mejor desempeño con la estimación MC2E; y 3) Para la prueba de las restricciones de sobreidentificación, se emplearon las pruebas chi-cuadrado de Sargan y Basmann en el caso del estimador MC2E, y la prueba chi-cuadrado de Hansen para el estadístico *J* en el estimador GMM.

Tabla 10

Resultado de las regresiones por tipo de delito, periodo 1990-2022

Variables	Homicidios			Robo de automóviles		
	MCO	MC2E	GMM	MCO	MC2E	GMM
Analfabetismo	0,120** (0,054)	0,148** (0,055)	0,146** (0,055)	0,069 (0,054)	0,097* (0,055)	0,095** (0,040)
Densidad Poblac.	0,232** (0,009)	0,041** (0,012)	0,040** (0,009)	0,030** (0,010)	0,048** (0,014)	0,043** (0,013)
Gini	1,575* (0,874)	1,534* (0,859)	1,546** (0,480)			
Empleo Vulnerable	-0,032 (0,019)	-0,066** (0,024)	-0,063** (0,022)	-0,060** (0,021)	-0,094** (0,027)	-0,083** (0,027)
Pobreza				0,011** (0,005)	0,011** (0,005)	0,011* (0,006)
GtoSP ¹	-0,537 (0,359)	-1,333** (0,510)	-1,274** (0,455)	-0,538 (0,351)	-1,304** (0,528)	-1,141** (0,462)
Constante	4,254 (2,796)	9,930 (3,802)	9,516 (3,677)	5,866** (2,658)	11,243** (3,836)	10,017** (3,468)
N	33	33	33	33	33	33
r ²	0,261			0,445		
Estadísticos						
Pruebas de Exogeneidad						
Durbin (score)		0,019			0,038	
Wu-Hausman F(1,26)		0,031			0,059	
C (dif. en Sargan)			0,046			0,059
Pruebas de Relevancia						
F(2,26)		11,984	8,142		9,615	7,056
Pruebas de Restricciones de Sobreidentificación						
Sargan (score) chi ²		0,511			0,684	
Basmann chi ²		0,557			0,718	
Hansen's J chi ²			0,596			0,448

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

1 = Variables Instrumentales: PIBpc y Gasto de Defensa.

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados no significativos obtenidos en los últimos estadísticos sugieren que no se puede rechazar la hipótesis nula de exogeneidad de los instrumentos. Esto confirma la

idoneidad de su uso como instrumentos en lugar de variables explicativas directas. La inclusión de estos elementos como variables explicativas directas podría potencialmente introducir endogeneidad y sesgo en los estimadores del modelo. Después de confirmar el cumplimiento de las pruebas estadísticas, se llega a la conclusión de que los instrumentos utilizados son válidos y que el gasto en seguridad pública recibirá una gran parte de la exogeneidad de los instrumentos.

En relación con los resultados obtenidos de las estimaciones, ambos modelos parecen estar adecuadamente especificados al emplear el método de MCO, lo que implica que es factible obtener conclusiones sobre los factores determinantes de los delitos. Sin embargo, el hallazgo más relevante es el cambio observado en la variable que representa el gasto en seguridad pública. Inicialmente, esta variable no mostraba significancia estadística hasta que fue instrumentada. Posteriormente, con la aplicación de técnicas como MC2E y GMM, se produjo un cambio sustancial: la variable adquirió relevancia estadística. Esto demuestra que estas metodologías no solo resuelven el problema inicial, sino que también enfatizan la importancia de esta variable en el análisis.

Las estimaciones revelan que el delito de homicidios tiende a incrementarse con el aumento de las tasas de analfabetismo, esto evidencia las deficiencias del sistema educativo, el cual no proporciona suficientes oportunidades legítimas y puede llevar a los individuos a involucrarse en actividades ilícitas. Esta situación se agrava en ciudades que experimentan un crecimiento no planificado, lo cual puede resultar en hacinamiento y condiciones de vida deficientes, exacerbando las tensiones sociales y fomentando picos de violencia y delincuencia, aspecto que se refleja en el impacto positivo de la variable que representa la desigualdad de ingresos. Por otro lado, la incidencia de este tipo de delito disminuye cuando las personas tienen acceso a empleo, incluso si este es de naturaleza vulnerable, sugiriendo que ingresos modestos pueden disuadir a las personas de involucrarse en delitos. Además, un aumento en el presupuesto destinado a la seguridad pública funciona como un factor disuasorio efectivo.

En cuanto al delito de robo de automóviles, un aumento en la tasa de analfabetismo se asocia con una disminución en las habilidades y oportunidades laborales, lo que puede generar insatisfacción con las opciones legales de empleo y, en consecuencia, aumentar las tasas de delincuencia. Además, el crecimiento desordenado de la población en las ciudades conduce al hacinamiento y al aumento de actividades informales, incluida la delincuencia, especialmente en áreas donde la pobreza es más acuciante. Las personas que experimentan dificultades económicas, como la pobreza extrema, tienen una mayor probabilidad de recurrir a actividades delictivas. Sin embargo, la incidencia de este tipo de delitos tiende a disminuir cuando las personas tienen empleo, aunque sea precario, y cuando se asignan recursos financieros estatales al gasto en seguridad pública. Esta inversión estatal actúa como un importante factor disuasorio contra la delincuencia.

Para confirmar la robustez de los hallazgos, se implementó el estimador de Momentos Generalizados (GMM) en ambos modelos, obteniendo resultados consistentes. Esto corrobora que las variables seleccionadas, que incluyen el nivel educativo, el grado de urbanización, las tasas de empleo y factores de disuasión, continúan siendo predictores significativos tanto para homicidios como para robos de automóviles. En concordancia con investigaciones previas (Kelly, 2000; Fajnzylber et al., 1998), los hallazgos destacan que la desigualdad de ingresos es un factor relevante en los casos de homicidios, mientras que la prevalencia de la pobreza es determinante en los robos de automóviles.

1.6.2 Aplicación empírica con variables endógenas e instrumentos internos

La ecuación [19] define el modelo económico de la delincuencia aplicando el estimador PMG a la ecuación [18] para analizar tanto los homicidios como los robos de automóviles y las variables detalladas en la sección 1.5.2.1. Cabe destacar que, en las estimaciones iniciales, se observó que las variables de pobreza por ingresos y desempleo no mostraban significancia estadística, lo que llevó a su exclusión de los análisis posteriores.

$$\Delta TND_{i,t} = -\phi_i \{-\theta_1 GtoSP_{1t} - \theta_2 Analf_{2t} - \theta_3 PIBpc_{3t} - \theta_4 PobNBI_{4t} - \theta_5 Subem_{5t} - \theta_6 Pobl_{6t} - a_{m+1}t_i - \theta_{0,i}\} + b_{1,i} \Delta GtoSP_{1,i} + b_{2,i} \Delta Analf_{2,i} + b_{3,i} \Delta PIBpc_{3,i} + b_{4,i} \Delta PobNBI_{4,i} + b_{5,i} \Delta Subem_{5,i} + b_{6,i} \Delta Pobl_{6,i} + \varepsilon_{i,t} \quad [19]$$

Antes de proceder con el análisis de las estimaciones, se presentan los resultados de las pruebas estadísticas que determinan la viabilidad de continuar con el estudio:

1. Pruebas de estacionalidad: Se llevaron a cabo dos pruebas, la Prueba de Dickey-Fuller Aumentada y la Prueba de Phillip-Perron (PP), para evaluar la estacionalidad de cada variable. Los resultados confirman que todas las variables están integradas en el nivel $I(0)$ o en primeras diferencias $I(1)$ (véase Tabla 11).
2. Selección del número de retardos: Para garantizar la robustez del modelo, se emplearon dos procedimientos. Primero, utilizando el software EViews12, se aplicó la función de selección automática de la longitud de los retardos basada en el criterio de información de Akaike (AIC) durante la estimación del modelo PMG. Este procedimiento determinó que un retardo era óptimo para todas las variables. Sin embargo, debido a la estructura del panel de datos disponible, no fue posible incluir un segundo retardo para analizar su comportamiento, ya que esto provocaría problemas de singularidad en la matriz de datos. Segundo, con el software Stata15, se estimó un modelo ARDL sin restricciones, empleando el comando *maxlag* para determinar el número óptimo de retardos. Este análisis también confirmó que un retardo era el ajuste más adecuado para cada variable, tanto a nivel provincial como para las variables individuales. Cabe mencionar que se excluyeron las variables representativas de la población debido a problemas de colinealidad. Con base en estos dos procedimientos, se determinó el modelo óptimo para cada tipo de delito (ver Tabla 12).
3. Establecimiento de una relación a largo plazo: Los resultados de la prueba DFA aplicada a los residuos (ver parte inferior de la Tabla 14) indican la ausencia de raíz unitaria en los residuos, lo que sugiere la cointegración de las series. Esto implica que existe una relación significativa a largo plazo entre las variables socioeconómicas y las variables dependientes analizadas. Además, se realizó la prueba de cointegración de Pedroni, la cual se basa en la relevancia estadística de los coeficientes a largo plazo y del término de corrección de error. Esta prueba permitió rechazar la hipótesis nula de ausencia de cointegración en dos de las siete pruebas aplicadas al delito de homicidios y en cuatro de las siete aplicadas al delito de robo de automóviles (ver Tabla 13).

Tabla 11

Prueba de Raíz Unitaria, con y sin tendencia y constante, periodo 2008-2022

Variables	ADF sin tendencia ni constante				ADF con tendencia y constante				PP sin tendencia ni constante				PP con tendencia y constante			
	Pruebas estadísticas				Pruebas estadísticas				Pruebas estadísticas				Pruebas estadísticas			
	A nivel		1ra diferencia		A nivel		1ra diferencia		A nivel		1ra diferencia		A nivel		1ra diferencia	
Tasa crecimiento nº homicidios	-5,02	**	-10,54	**	1,55		-5,33	**	-8,50	**	-16,34	**	-3,71	**	-14,72	**
Tasa crecimiento nº robos	-8,66	**	-14,81	**	-1,90	**	-7,99	**	-12,24	**	-18,68	**	-7,11	**	-16,99	**
Analfabetismo	-1,51	*	-12,64	**	0,05		-6,19	**	-1,66	**	-19,08	**	-4,08	**	-16,80	**
Gasto Seguridad Pública (log)	5,38		-11,91	**	-0,01		-9,61	**	6,37		-11,87	**	8,02		-17,84	**
PIBpc	3,01		-8,07	**	3,49		-6,24	**	4,34		-12,75	**	3,57		-11,44	**
Población total (log)	16,51		-7,55	**	2,27		-6,67	**	2,66		-20,00	**	-16,03	**	-16,94	**
Población urbana (log)	5,49		-12,10	**	4,80		-4,23	**	17,84		-16,16	**	-0,21		0,37	
Pobreza por ingresos (%)	-2,47	**	-11,76	**	-2,48	**	-5,98	**	-3,67	**	-15,23	**	-1,75	**	-13,51	**
Pobreza por NBI (%)	-2,94	**	-13,39	**	-4,52	**	-7,10	**	-5,85	**	-16,87	**	-7,90	**	-13,72	**
Tasa de desempleo	-0,70		-11,46	**	-2,06	**	-3,71	**	-2,32	**	-16,20	**	-4,48	**	-12,58	**
Tasa de subempleo	-4,51	**	-12,80	**	-3,81	**	-5,20	**	-5,83	**	-18,86	**	-5,65	**	-17,37	**

ADF = raíz unitaria - F - Dickey Fuller aumentado, PP = raíz unitaria - F- Phillip Perron.

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente. Se calculó el estadístico Choi Z-stat.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 12

Selección óptima del número de retardos

Delito	tND	Analfabe- tismo	Gasto Seguridad Pública	PIBpc	Pobreza NBI	Subempleo
Homicidio	1	1	0	1	1	1
Robo de automóviles	1	1	1	1	1	1

Fuente: Elaboración propia

Tabla 13

Pruebas de Cointegración de Pedroni

	Homicidios		Robo de automóviles	
	Estadístico	Prob.	Estadístico	Prob.
Hipótesis alternativa: coeficientes Ar comunes. (dentro de la dimensión)				
V	-0,885	0,812	-0,974	0,835
Rho	2,565	0,994	2,386	0,991
T	-5,762	0,000	-9,071	0,000
Adf	1,469	0,929	-1,365	0,086
Hipótesis alternativa: coeficientes AR individuales. (entre dimensiones)				
Rho	4,916	1,000	4,364	1,000
T	-8,368	0,000	-15,223	0,000
Adf	1,243	0,893	-2,378	0,009
nº de paneles unitarios:	23		23	
nº de observaciones:	345		345	

Fuente: Elaboración propia

Análisis de los resultados a largo plazo

Dado que las pruebas estadísticas han producido resultados aceptables y se ha observado estabilidad en las relaciones a largo plazo entre las variables del modelo, se explora a continuación el efecto de las variables explicativas sobre las variables dependientes.

La Tabla 14 presenta las estimaciones para los factores que influyen en las tasas de crecimiento del número de homicidios y de robo de automóviles, organizadas en los paneles izquierdo y derecho, respectivamente. Dado que estos delitos tienen características y motivaciones distintas, las variables exógenas afectan cada delito de manera diferente.

En las primeras columnas de ambos paneles se muestran los resultados para un modelo estimado mediante Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG), que incorpora autocorrelación y heteroscedasticidad. Las columnas siguientes presentan los resultados de un modelo de Momentos Generalizados Dinámicos (MGD), que utiliza retardos tanto en la variable dependiente como en algunas variables independientes. Finalmente, en las terceras columnas, se encuentran las estimaciones utilizando el Método Autorregresivo de Retardos Distribuidos y el estimador de Modelos de Panel Promedio Generalizado (ARDL/PMG), que incluye primeras diferencias y un retardo para todas las variables. La parte inferior de la tabla está reservada para las estimaciones a corto plazo.

Con el estimador MCG, los resultados para el delito de homicidios destacan la importancia del gasto en seguridad pública, el analfabetismo, la tasa de subempleo y la población. No obstante, la falta de significancia estadística del PIBpc y la pobreza indica que, en este análisis, no hay suficiente evidencia para sugerir que estas variables afectan

la tasa de homicidios. En contraste, los resultados para el robo de automóviles muestran que solo el gasto en seguridad pública y la población son relevantes, mientras que las demás variables no presentan un efecto estadísticamente significativo.

Tabla 14

Regresiones con ARDL/PMG homicidios y robo de automóviles, periodo 2008-2022

Variable dependiente Estimadores / Variables independientes	Tasa número homicidios			Tasa número robo de automóviles		
	MCG ^a	MGD (1,0,1,2, 0,0,0)	PMG (1,1,1,1, 1,1,1)	MCG ^a	MGD (1,0,1,1, 2,0,0)	PMG (1,1,1,1, 1,1,1)
Gasto seguridad pública (log)	-0,329 ** (0,109)	-0,805 ** (0,283)	-2,406 ** (0,242)	-0,308 ** (0,094)	-0,738 ** (0,320)	-0,536 ** (0,088)
Analfabetismo (%)	1,369 * (0,749)	4,712 ** (2,147)	2,710 ** (0,992)	1,025 (0,731)	0,513 (2,977)	2,286 * (1,279)
PIBpc	-0,001 (0,002)	-0,032 ** (0,010)	-0,001 (0,005)	0,004 (0,003)	0,072 ** (0,014)	0,007 ** (0,003)
Pobreza por NBI (%)	0,164 (0,141)	-0,253 (0,397)	0,746 ** (0,215)	-0,156 (0,188)	0,811 * (0,461)	0,674 ** (0,221)
Tasa de subempleo	-0,510 ** (0,112)	0,412 ** (0,216)	0,244 ** (0,114)	0,050 (0,141)	0,349 (0,292)	0,295 ** (0,133)
Población ^b (log)	0,222 ** (0,095)	9,436 ** (1,258)		0,210 ** (0,102)	4,431 ** (2,139)	
n° delitos ^c (log)		-0,227 ** (0,066)			-0,205 ** (0,059)	
Corto Plazo						
Gasto seguridad pública (log)			0,603 (1,031)			0,769 (0,877)
Analfabetismo (%)			-9,886 ** (2,231)			2,930 (4,447)
PIBpc			-0,010 (0,008)			-0,056 (0,152)
Pobreza por NBI (%)			-0,828 * (0,431)			-1,820 (1,136)
Tasa de subempleo			0,314 (0,241)			0,331 (0,214)
Población ^b (log)			12,88 ** (2,398)			5,190 ** (2,556)
Constante	1,441 ** (0,479)	-44,01 ** (6,384)	-52,34 ** (13,328)	1,175 ** (0,407)	-20,315* (11,829)	-27,10 ** (13,991)
Coef. corrección errores (EC)			-1,017 ** (0,113)			-1,024 ** (0,133)
n° de provincias	23	23	23	23	23	23
n° de observaciones	345	276	322	345	276	322
Wald chi2 (6)	30	86		18	37	
n° instrumentos		97			97	
Log máxima verosimilitud			-32			-81
DFA residuos:						
Fisher Chi2			107 **			138 **
Choi Z-stat			-5 **			-7 *

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

Notas: a = El modelo incluye la realización de la prueba de Breusch-Pagan para los residuos estandarizados con el fin de evaluar la presencia de heterocedasticidad, b = Para el delito de homicidios se utilizó la población del área urbana, mientras que para el delito de robo de automóviles se utilizó el total de la población, c = La función *xtabond* en Stata incluyó automáticamente un retardo en las variables dependientes.

Fuente: Elaboración propia.

Con el estimador MGD, los resultados para los homicidios revelan que un aumento en la tasa de homicidios en el periodo anterior está asociado con una disminución en la tasa actual, lo que sugiere que las medidas adoptadas en respuesta a un aumento en los

homicidios son efectivas. Además, tanto el gasto en seguridad pública como el PIBpc, con un retardo de dos periodos, están asociados con una disminución en la tasa de homicidios. En cambio, el analfabetismo, con un retardo de un periodo, la tasa de subempleo y la población están vinculados a un aumento en la tasa de homicidios. La pobreza no muestra significancia estadística en este análisis. Para el robo de automóviles, el gasto en seguridad pública y la tasa de robos del periodo anterior tienen un efecto negativo, mientras que el PIBpc, la pobreza y la población tienen un efecto positivo. El analfabetismo y el subempleo no presentan significancia estadística.

En resumen, el uso de los estimadores MCG y MGD muestra un patrón parcialmente consistente en los factores que influyen en las tasas de homicidios y robos de automóviles. Sin embargo, la variabilidad en la significancia y dirección de los efectos de ciertas variables sugiere que el modelo podría estar omitiendo variables relevantes o que hay complejidades no completamente capturadas. Mientras algunas variables, como el gasto en seguridad pública, tienen una influencia consistente en ambos tipos de delitos, la variabilidad en la significancia de otras variables como el PIBpc, la pobreza y el analfabetismo indica posibles dinámicas subyacentes que no están totalmente modeladas. Esto destaca la necesidad de explorar más a fondo posibles variables omitidas o de aplicar técnicas de modelado más sofisticadas para captar mejor la complejidad de los factores que contribuyen a la criminalidad.

Según Fajnzylber et al. (2002a), la relación entre las tasas de criminalidad y sus determinantes a menudo está caracterizada por una causalidad bidireccional. No corregir la endogeneidad conjunta de las variables explicativas podría llevar a coeficientes inconsistentes, que, dependiendo del signo de la causalidad inversa, resultarían en una sobreestimación o subestimación de sus efectos sobre las tasas de criminalidad.

Para corregir la endogeneidad conjunta y el error de medición, se aplica un estimador ARDL/PMG de variables instrumentales para datos de panel. Este enfoque permite captar tanto las relaciones a largo plazo como los efectos dinámicos a corto plazo entre las variables explicativas y las tasas de crecimiento de los delitos. La endogeneidad se atenúa mediante el uso de variables instrumentales, que consisten en retardos de las variables explicativas. Además, los retardos en el modelo ARDL permiten identificar cómo las variables afectan las tasas de delitos con un desfase temporal, evidenciando que el impacto de las variables independientes puede no ser inmediato.

En cuanto a los resultados relacionados con los homicidios, se observa que un aumento en el gasto en seguridad pública se correlaciona con una reducción en la tasa de homicidios, lo que sugiere que mayores inversiones en seguridad son efectivas para disminuir la violencia y fortalecer la seguridad ciudadana. Por otro lado, un incremento en las tasas de analfabetismo se asocia con un aumento en esta tasa, lo que indica que la educación juega un papel crucial en la reducción de la violencia. La falta de significancia estadística del PIBpc sugiere que no hay suficiente evidencia para confirmar un impacto directo del desarrollo económico en la tasa de homicidios. Además, la relación entre el aumento de la pobreza y el incremento en este tipo de delito sugiere que condiciones de vida más adversas están asociadas con mayores niveles de violencia, probablemente debido a la desesperanza y la exclusión social. Finalmente, un incremento en la tasa de subempleo se vincula con un aumento en la tasa de homicidios, reflejando que la falta de empleo pleno y de calidad, a menudo asociada con una situación económica precaria, puede fomentar un ambiente propenso a la violencia y al delito.

En cuanto al robo de automóviles, los resultados sugieren de manera consistente que un aumento en el gasto en seguridad pública puede ayudar a reducir este delito. Sin

embargo, factores como el analfabetismo, la pobreza, la tasa de subempleo y el desarrollo económico también juegan un papel significativo en su incremento. En relación con este último, aunque se esperaba una relación negativa entre el PIB y los delitos contra la propiedad, autores como Kashavarz y Markazi (2011) explican que el crecimiento económico puede influir positivamente en estos delitos cuando el crecimiento no está orientado hacia una distribución equitativa entre regiones o provincias. Esto puede provocar un aumento de la pobreza relativa y, en consecuencia, un incremento de la criminalidad.

Análisis de los resultados a corto plazo

Los resultados a corto plazo, presentados en la parte inferior de la Tabla 14, destacan un aspecto crucial: las variables relacionadas con la población no mostraron significancia a largo plazo en ninguno de los modelos, lo que se atribuye a problemas de colinealidad. Para evitar sesgos en los resultados relacionados con los efectos demográficos, estas variables se excluyeron del análisis a largo plazo. Sin embargo, se optó por examinar su impacto específicamente en el corto plazo.

En el análisis de los homicidios, se observa que un aumento en la población de áreas urbanas está significativamente asociado con un incremento en la tasa de homicidios. Sin embargo, los efectos negativos y significativos observados en las tasas de analfabetismo y pobreza resultan contraintuitivos. Este comportamiento ha sido reportado en estudios de países como India, Irán y Pakistán, donde el aumento de la violencia y la delincuencia ha mostrado patrones inesperados. Dutta y Husain (2009) señalan que el incremento en los niveles educativos, sin un correspondiente aumento en las oportunidades económicas, puede llevar a una creciente frustración con los medios legales, provocando un aumento en los índices de delincuencia. De manera similar, Khan et al. (2015) encontraron una relación positiva entre la pobreza y la criminalidad a largo plazo, pero negativa a corto plazo. Ellos sugieren que la expectativa de pobreza en un futuro cercano no necesariamente impulsa a un individuo a involucrarse de inmediato en actividades ilícitas; en cambio, podría esperar que mejoren sus oportunidades económicas antes de recurrir al delito. Por otro lado, la ausencia de significancia estadística en el gasto en seguridad pública, el PIBpc y la tasa de subempleo en el corto plazo indica que estos factores no tienen un impacto directo sobre la tasa de homicidios en este intervalo temporal.

En cuanto al robo de automóviles, se destaca que el aumento de la población se correlaciona significativamente con un incremento en estas tasas. Este hallazgo subraya que zonas de alta densidad poblacional pueden ofrecer mayores oportunidades para la perpetración de este tipo de delitos. Las demás variables examinadas, como el gasto en seguridad pública, analfabetismo, PIB per cápita, pobreza y tasa de subempleo, no presentan significancia estadística.

Estos hallazgos sugieren que existen factores adicionales, aún no identificados, que podrían estar influyendo más directamente en las variaciones a corto plazo en las tasas de este tipo de delitos. Además, la metodología utilizada para diferenciar las variables podría capturar principalmente los efectos dinámicos inmediatos, sin necesariamente revelar las relaciones subyacentes a largo plazo.

La gestión estatal ecuatoriana a corto plazo parece no alcanzar el nivel necesario para generar una disuasión efectiva frente a los delitos. Esta suposición requiere respaldo mediante un análisis de eficiencia que evalúe la efectividad de las políticas y acciones

implementadas. Además, autores como Fajnzylber et al. (2002a) y Ramírez de Garay (2014) señalan que algunos efectos solo se hacen visibles en unidades de análisis de cierto tamaño, sugiriendo que un enfoque menos desagregado podría revelar tendencias más claras. Es importante seguir explorando este tema en la literatura para entender mejor la dinámica del crimen y la efectividad de las políticas de seguridad en Ecuador.

A pesar de lo mencionado, el término de corrección de errores (CE) en ambos modelos confirma la existencia de dinámicas a corto plazo. Los coeficientes de ajuste, que son negativos y significativos, reflejan el tiempo necesario para que la relación entre las variables se establezca a un nivel permanente. Después de un aumento repentino en los homicidios y robos de automóviles, se inicia un proceso de ajuste gradual que restablece el número de delitos, devolviéndolo a su nivel de equilibrio a largo plazo después del desequilibrio temporal. Cuando se analiza el valor absoluto del coeficiente a nivel provincial, todas excepto Bolívar y Esmeraldas presentan este comportamiento (ver Anexo B).

Para facilitar la comprensión, el término de CE se expresa en unidades de tiempo, específicamente en meses. En el caso del delito de homicidios, se estima que el sistema del país requiere aproximadamente un año para recuperarse después de un impacto y volver al equilibrio a largo plazo. En cuanto al robo de automóviles, la región Sierra exhibe una velocidad de ajuste moderada hacia el equilibrio, con un período de 9 meses para alcanzar la estabilidad completa. En contraste, en las regiones Costa y Amazónica, el ajuste demanda más tiempo, con 15 y 16 meses respectivamente, para regresar al equilibrio de largo plazo tras un shock (ver Tabla 15)

Tabla 15

Término de Corrección de Errores, por regiones, periodo 2008-2022

Región	Homicidios	Robo de automóviles
Amazonía	12,7	15,9
Costa	11,6	14,9
Sierra	12,2	8,8

Fuente: Elaboración propia.

Estos hallazgos subrayan cómo las variables seleccionadas influyen de manera distinta según el tipo de delito y la región geográfica. Esta particularidad refleja consistencia con los patrones identificados en la sección 1.6.1, donde se destacó un comportamiento diferenciado de las variables explicativas al comparar homicidios y robos de automóviles.

Por ejemplo, el proceso de corrección a lo largo del tiempo en las provincias de Pichincha y Guayas, las más representativas de Ecuador, ilustra esta dinámica. En el caso del delito de homicidios, la provincia de Guayas (Figura 2a) muestra que los efectos persisten por aproximadamente 15 meses, mientras que en provincias cercanas como Cañar y Los Ríos se extienden a 19 meses, y en El Oro a 17 meses. En contraste, la provincia de Pichincha (Figura 2b) indica una alta capacidad de ajuste, con un regreso rápido al equilibrio de largo plazo en solo un mes, en comparación con las provincias vecinas.

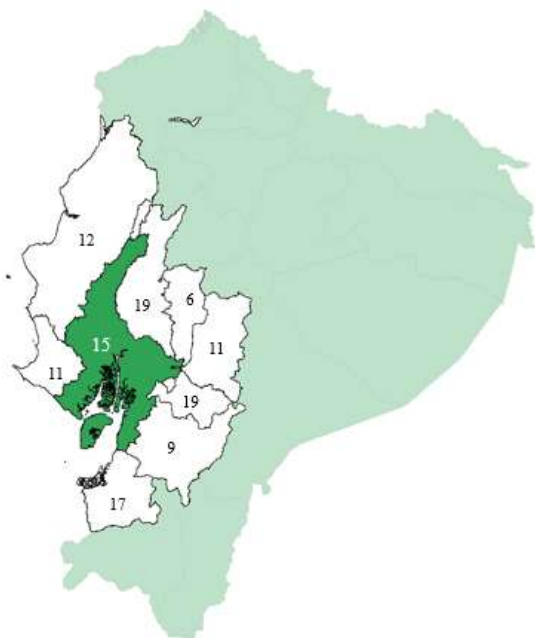
Respecto al robo de automóviles, en la provincia de Guayas (Figura 2c), se anticipa que los efectos persistan durante 15 meses, un lapso similar se espera en provincias colindantes como Santa Elena y Los Ríos, mientras que en Manabí se proyectan 14 meses

y en Los Ríos, 13 meses. En la provincia de Pichincha (Figura 2d), los efectos se estiman en 10 meses, mientras que en provincias vecinas como Esmeraldas, Imbabura, Napo y Sucumbíos, los períodos son de 22, 18, 14 y 14 meses respectivamente.

Figura 2

Efecto del término de corrección de errores (CE) en meses, periodo 2008-2022

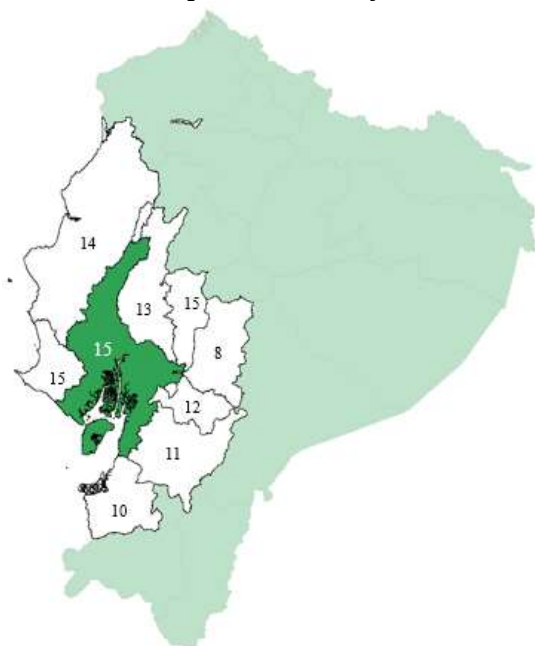
(a) Homicidios – provincia Guayas



(b) Homicidios – provincia Pichincha



(c) Robos de automóviles –
provincia Guayas



(d) Robos de automóviles –
provincia Pichincha



Fuente: Elaboración propia utilizando el software GeoDa.

La evidencia proporcionada por este comportamiento puede analizarse desde dos enfoques. Primero, se observa que el impacto temporal del robo de automóviles en la sociedad es generalmente más duradero en comparación con los homicidios, cuyos efectos tienden a disiparse más rápidamente. A nivel particular, parece que en las provincias costeras el impacto delictivo es más persistente en comparación con las provincias del centro-norte del país. Segundo, esta investigación ofrece la primera evidencia de que la propagación de los delitos puede presentar características de contagio hacia las provincias vecinas. Es posible que algunas provincias carezcan de los recursos adecuados para responder de manera eficiente, lo que las convierte en áreas más vulnerables a la criminalidad.

Estos hallazgos pueden validarse de dos maneras: mediante un análisis de eficiencia que evalúe la efectividad de las políticas y estrategias de seguridad pública, y a través de un análisis espacial que identifique los procesos sociales que influyen en estos eventos. Este enfoque podría llevar a una mayor atención gubernamental hacia las áreas identificadas.

En un estudio realizado por Braga et al. (2019) en áreas metropolitanas como Chicago y Vancouver, donde se incrementaron los recursos policiales, se observó una reducción inmediata de la criminalidad. Sin embargo, los hallazgos de este estudio sugieren que los aumentos en el gasto en seguridad pública no se traducen directamente en reducciones a corto plazo de las tasas de crimen. Las restricciones presupuestarias, las estructuras administrativas débiles, la diversidad en la aplicación de políticas públicas y las disparidades culturales podrían ser causas de la falta de efectividad de las estrategias de prevención del crimen en Ecuador.

En esta sección, se implementaron diversas medidas de robustez para reforzar la confiabilidad de los resultados obtenidos. Estas medidas incluyeron: a) la realización de pruebas de raíz unitaria para cada variable utilizando dos metodologías diferentes, Dickey-Fuller Aumentado y Phillips-Perron, tanto en ausencia como en presencia de tendencia y constante, con el fin de observar el comportamiento de las variables en distintos escenarios; b) la aplicación de siete pruebas de cointegración de Pedroni, lo que permitió evaluar la existencia de relaciones de largo plazo entre las variables estudiadas; c) la verificación de la estabilidad de los resultados mediante el análisis de las interacciones entre las variables exógenas, identificando aquellas con mayor persistencia, lo que facilitó la selección de las variables más influyentes y consistentes en el análisis; y d) el uso de tres tipos de estimadores: MCG, MGD y ARDL/PMG, que permitieron evaluar la consistencia de los resultados a través de diferentes técnicas de estimación.

1.7 Conclusiones y recomendaciones

1.7.1 Conclusiones

La economía del delito o de la delincuencia o del crimen como se le denomina, es un nuevo campo de la investigación económica que se ha desarrollado casi exclusivamente acogiendo la modelización beckeriana, convirtiéndose en un aporte útil en términos de aclaración conceptual y mejor comprensión del fenómeno de la delincuencia. Los posteriores aportes teóricos denominados vanguardistas han incorporado una serie de variables socioeconómicas y demográficas subyacentes de la delincuencia que condicionan el comportamiento delictivo. La revisión a la bibliografía empírica aportó evidencias de que la mayor parte de las variables socioeconómicas utilizadas para explicar el comportamiento de los delitos presentan relaciones ambiguas, y para adquirir

las propiedades criminogénicas necesitan de un catalizador, que puede estar relacionado con factores sociales como estatus económico y grupo étnico. En este sentido, encontrar un balance entre argumentos teóricos satisfactorios y el necesario soporte empírico es desafortunadamente una excepción más que una característica común en la economía del crimen. Por lo expuesto es pertinente realizar dos precisiones: 1) se requiere más investigaciones para consolidar nuevas teorías, ya que es necesario seguir trabajando en la construcción de una base teórica sólida y estudios empíricos que consideren todas las variables de elección que puedan afectar los diferentes tipos de delitos; y 2) el progreso futuro de los diferentes enfoques académicos dependerá de la disponibilidad de datos estadísticos comparables y exactos, así como de la unión con otras disciplinas involucradas en el estudio de la delincuencia.

Para el análisis de los *determinantes de la delincuencia, utilizando variables endógenas e instrumentos externos*, se recopiló una serie anual que abarca el período de 1990 a 2022. Este conjunto integra una variedad de variables explicativas económicas, educativas, demográficas y disuasorias, las cuales están alineadas con las investigaciones previas en criminología. Dada la fiabilidad de los datos concernientes a los delitos de homicidios y robos de automóviles, se les otorgó una atención particular como variables dependientes. Los resultados de las regresiones se derivaron mediante la aplicación de la metodología de variables instrumentales, utilizando los estimadores de Mínimos Cuadrados en Dos Etapas (MC2E) y el Método de Momentos Generalizados (GMM).

La variable que plantea sospechas de problemas de endogeneidad es el Gasto en seguridad pública. Pruebas como las de Pyndick y Rubinfe, y Gujarati sugieren la presencia de tales problemas en los modelos analizados. Análisis estadísticos adicionales, incluidos los estadísticos de Durbin, Wu-Hausman y las pruebas de sobreidentificación de Sargan y Hansen, confirman la validez del PIBpc y el Gasto en defensa como instrumentos. Estos resultados demuestran su naturaleza exógena y su idoneidad para ser incluidos en el análisis.

La incidencia de homicidios y robo de automóviles se relacionan positivamente con el nivel de analfabetismo, evidenciando las deficiencias en el sistema educativo, y con el crecimiento de la población, especialmente en el área urbana, mientras que se observa una disminución en su incidencia cuando las personas tienen acceso a empleo, aunque este sea vulnerable.

Los hallazgos indican que la desigualdad de ingresos y las tensiones sociales generadas por la disparidad económicas están más relacionadas con el delito de homicidios, mientras que la prevalencia de la pobreza se asocia de manera preferente con en el robo de automóviles.

El estudio confirma un impacto significativo del gasto en seguridad pública en la disminución de la incidencia delictiva. Sin embargo, es importante destacar que aunque existe una correlación entre el gasto policial y los delitos analizados, esta correlación no implica causalidad directa. Esto significa que un aumento en el gasto policial por sí solo no necesariamente disminuye los niveles de delincuencia. Por el contrario, es posible que un aumento en la delincuencia genere una mayor demanda pública de seguridad, lo que podría llevar a un aumento del gasto en seguridad pública como respuesta a esa demanda. Por lo tanto, mientras que el gasto en seguridad pública puede influir en la reducción de la delincuencia, la relación entre ambos es más compleja y puede estar sujeta a otros factores y dinámicas sociales.

La aplicación del estimador de GMM confirma la robustez de los resultados obtenidos, reafirmando la importancia de variables como el nivel educativo, la urbanización, el

empleo y los factores disuasorios en la predicción de los delitos de homicidio y robo de automóviles.

En el marco de la investigación sobre los *determinantes de la delincuencia utilizando variables endógenas e instrumentos internos*, se creó un panel de datos que abarca 23 provincias durante el período de 2008 a 2022. Empleando el método ARDL y el estimador PMG, se exploraron las relaciones a corto y largo plazo entre los indicadores socioeconómicos y las tasas de delitos de homicidios y robos de automóviles. Los resultados revelan que las variables tienen efectos diferenciados según el tipo de delito analizado.

En cuanto a las relaciones a largo plazo, el estudio evidencia conexiones significativas entre las variables analizadas y los delitos. Factores como el analfabetismo, el desarrollo económico, la pobreza y la tasa de subempleo desempeñan roles cruciales en la prevalencia de homicidios y robos de automóviles. En particular, el gasto en seguridad pública se muestra como un factor determinante en la reducción de estas tasas, destacando la importancia de invertir en medidas de seguridad y prevención del delito como herramientas efectivas para mejorar la seguridad ciudadana.

A corto plazo, se observa que la densidad de población tiene un papel importante en el crecimiento de las tasas delictivas. Sin embargo, otras variables examinadas—como el gasto en seguridad pública, el analfabetismo, el PIB per cápita, la pobreza y la tasa de subempleo—no muestran significancia estadística o presentan signos opuestos a los esperados. Estos hallazgos sugieren que la gestión estatal ecuatoriana puede no estar alcanzando el nivel necesario para generar una disuasión efectiva frente a los delitos, subrayando la necesidad de una exploración más profunda para comprender mejor las interacciones subyacentes en esta temporalidad.

La inclusión de instrumentos consistentes en variables retardadas mejoró el comportamiento estadístico de los modelos, permitiendo atenuar la endogeneidad. El estudio econométrico también destacó la influencia de la temporalidad en las tasas de criminalidad, evidenciando que los índices delictivos de un período tienen efectos sobre los del siguiente. Esto resalta la importancia de considerar el factor temporal en el análisis económico de la delincuencia en Ecuador.

El estudio revela dos hallazgos clave: primero, el impacto temporal del robo de automóviles es más duradero que el de los homicidios, siendo más persistente en las provincias costeras en comparación con las del centro-norte. Segundo, la investigación proporciona la primera evidencia de que la propagación de los delitos puede tener características de contagio hacia las provincias vecinas, destacando la vulnerabilidad de algunas regiones debido a la falta de recursos adecuados para enfrentar la criminalidad.

1.7.2 Recomendaciones

Los hallazgos resaltan la importancia de abordar cada tipo de delito de manera específica, reconociendo las diversas motivaciones que los originan. Esto subraya la complejidad de los factores subyacentes que contribuyen a la criminalidad y la necesidad de desarrollar estrategias de prevención y control que se ajusten a las particularidades de cada delito.

Resulta crucial que futuras investigaciones indaguen más profundamente en las dinámicas de diversos tipos de delitos. Es evidente la urgencia de establecer una base teórica sólida y llevar a cabo estudios empíricos que cubran una gama más variada de delitos e incorporen un conjunto más diverso de variables.

Los hallazgos subrayan la importancia de incluir en el análisis los efectos retardados y las dinámicas temporales específicas en el estudio de las relaciones entre variables independientes y dependientes. Esto resalta la importancia de implementar estrategias a largo plazo que consideren el impacto futuro de las intervenciones actuales en las tasas de criminalidad.

Los análisis de corto plazo sugieren que las medidas de seguridad estatales actuales podrían no estar logrando la disuasión deseada en el corto plazo, lo que destaca la urgencia de revisar y, si es necesario, reforzar políticas y acciones de seguridad específicas para incrementar su efectividad.

Este estudio también ha identificado un patrón de difusión de la criminalidad desde las provincias con altos índices de delincuencia hacia sus vecinas, colocándolas en un riesgo significativo. Esto implica que las autoridades encargadas de la seguridad deben priorizar estas zonas para la implementación de acciones preventivas tempranas, con el fin de evitar un aumento en los delitos. Por lo tanto, la prevención se posiciona como una estrategia esencial, es más efectivo anticiparse y prevenir la criminalidad que simplemente reaccionar ante ella.

La presente investigación ha permitido concluir que la delincuencia en el Ecuador está fuertemente relacionada y afectada por varios determinantes socioeconómicos. Comprender cabalmente las causas de la delincuencia es fundamental para diseñar e implementar políticas públicas eficientes y pertinentes, especialmente en zonas que carecen de los recursos necesarios para abordar eficazmente la delincuencia, convirtiéndolas en áreas de alto riesgo. Este hallazgo debería corroborarse de dos formas: 1) a través de un análisis de eficacia, evaluando la efectividad de las políticas y estrategias de seguridad pública implementadas; y 2) mediante un análisis espacial, identificando los procesos sociales subyacentes a estos fenómenos y, por lo tanto, demandando una atención gubernamental prioritaria para disminuir su prevalencia.

Referencias Bibliográficas

- Ali, A. M., & Peek, W. (2009). Determinants Of Crime In Virginia: An Empirical Analysis. *Contemporary Issues in Education Research (CIER)*, 2(4), Article 4. <https://doi.org/10.19030/cier.v2i4.1065>
- Amin, S., & Ahmad, N. (2018). Ethnic Diversity, Social Exclusion and Economic Determinants of Crimes: A Case Study of Pakistan | SpringerLink. *Soc Indic Res*, 140, 267-286. <https://doi.org/10.1007/s11205-017-1774-2>
- Anderson, D. A. (1999). The Aggregate Burden of Crime. *The Journal of Law and Economics*, 42(2), 611-642. <https://doi.org/10.1086/467436>
- Angrist, J. D. (2008). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*.
- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2014). *Mastering 'Metrics: The Path from Cause to Effect*. Princeton University Press.
- Anupama, J. (2011). Economic Theories of Crime and Delinquency. *Journal of Human Behavior in the Social Environment*, 21(3), 270-283. <https://doi.org/10.1080/10911359.2011.564951>
- Anwar, A., Arshed, N., & Anwar, S. (2017). Socio-Economic Determinants of Crime: An Empirical Study of Pakistan. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7(1), Article 1.
- Ayres, R. L. (1998). *Crime and Violence as Development Issues in Latin America and the Caribbean*. World Bank Publications.
- Banfield, E. C. (1977). Present-Orientedness and Crime, Assessing the Criminal: Restitution, Retribution and the Legal Process. *Cambridge, Mass: Ballinger*.
- Bangake, C., & Eggoh, J. C. (2012). Pooled Mean Group estimation on international capital mobility in African countries. *Research in Economics*, 66(1), 7-17. <https://doi.org/10.1016/j.rie.2011.06.001>
- Bastardo, N., Matthews, M. J., Sajons, G. B., Ransom, T., Kelemen, T. K., & Matthews, S. H. (2023). Instrumental variables estimation: Assumptions, pitfalls, and guidelines. *The Leadership Quarterly*, 34(1), 101673. <https://doi.org/10.1016/j.leaqua.2022.101673>
- Baumer, E. P., & Arnio, A. N. (2015). Macro-Level Theory: A Critical Component of Criminological Exploration. *The Handbook of Criminological Theory*, 445-474.
- Becker, G. S. (1968). Crime and Punishment: An Economic Approach. En *Essays in the Economics of Crime and Punishment* (pp. 1-54). NBER. <https://www.nber.org/books-and-chapters/essays-economics-crime-and-punishment/crime-and-punishment-economic-approach>
- Becker, G. S. (1976). *The Economic Approach to Human Behavior*. University of Chicago Press.
- Bhorat, H., Lilenstein, A., Monnakotla, J., Thornton, A., & Van Der Zee, K. (2017). The socio-economic determinants of crime in South Africa: An empirical assessment. *World Bank Group*.
- Blackmore, F. L. E. (2003). A panel data analysis of crime in South Africa. *South African Journal of Economic and Management Sciences*, 6(3), 439-458. <https://doi.org/10.10520/EJC31407>
- Blanchard, O., Amighini, A., & Giavazzi, F. (2012). *Macroeconomía* (5ta ed.). PEARSON EDUCACIÓN, S.A.
- Blau, J. R., & Blau, P. M. (1982). The Cost of Inequality: Metropolitan Structure and Violent Crime. *American Sociological Review*, 47(1), 114-129. <https://doi.org/10.2307/2095046>

- Block, M. K., & Heineke, J. (1975). A Labor Theoretic Analysis of the Criminal Choice. *The American Economic Review*, 65(3), 314-325.
- Blumstein, A., & Rosenfeld, R. (1997). Explaining Recent Trends in U.S. Homicide Rates Symposium: Why is Crime Decreasing. *Journal of Criminal Law and Criminology*, 88(4), 1175-1216.
- Braga, A. A., Turchan, B. S., Papachristos, A. V., & Hureau, D. M. (2019). Hot spots policing and crime reduction: An update of an ongoing systematic review and meta-analysis. *Journal of Experimental Criminology*, 15(3), 289-311. <https://doi.org/10.1007/s11292-019-09372-3>
- Brosnan, S. (2018). The Socioeconomic Determinants of Crime in Ireland from 2003-2012. *The Economic and Social Review*, 49(2, Summer), Article 2, Summer.
- Buonanno, P. (2003). *The Socioeconomic Determinants of Crime. A Review of the Literature*. 63, 34.
- Buonanno, P., & Montolio, D. (2008). Identifying the socio-economic and demographic determinants of crime across Spanish provinces. *International Review of Law and Economics*, 28(2), 89-97. <https://doi.org/10.1016/j.irl.2008.02.005>
- Buvinić, M., & Morrison, A. R. (2000). Living in a More Violent World. *Foreign Policy*, 118, 58-72. <https://doi.org/10.2307/1149670>
- Cantor, D., & Land, K. C. (1985). Unemployment and Crime Rates in the Post-World War II United States: A Theoretical and Empirical Analysis. *American Sociological Review*, 50(3), 317-332. <https://doi.org/10.2307/2095542>
- Carmichael, F., & Ward, R. (2001). Male unemployment and crime in England and Wales. *Economics Letters*, 73(1), 111-115. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(01\)00466-9](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(01)00466-9)
- Carreón, W. S. H. (2017). Revisión teórica a la génesis de la conducta criminal. *Revista Electrónica de Psicología Iztacala*, 20(1), 186.
- Carr-Hill, R. A., & Stern, N. H. (1973). An econometric model of the supply and control of recorded offences in England and Wales. *Journal of Public Economics*, 2(4), 289-318. [https://doi.org/10.1016/0047-2727\(73\)90022-4](https://doi.org/10.1016/0047-2727(73)90022-4)
- Carrión, F. (2005). La inseguridad ciudadana en América Latina. *Quórum. Revista de pensamiento iberoamericano*, 12, 29-52.
- Case, A. C., & Katz, L. F. (1991). *The Company You Keep: The Effects of Family and Neighborhood on Disadvantaged Youths* (Working Paper 3705). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w3705>
- Cea, M., Ruiz, P., & Matus, J. P. (2006). Determinantes de la criminalidad: Revisión bibliográfica. *Polit. crim*, No 2(D4), 1-34.
- Chancel, L., Piketty, T., Saez, E., & Zucman, G. (2021). *Informe sobre la desigualdad global 2022—Red de Desarrollo Social de América Latina y el Caribe (ReDeSoc)*. <https://dds.cepal.org/redesoc/publicacion?id=5585>
- Chiricos, T. G. (1987). Rates of Crime and Unemployment: An Analysis of Aggregate Research Evidence Other Papers. *Social Problems*, 34(2), 187-212.
- Chiu, W. H., & Madden, P. (1998). Burglary and income inequality. *Journal of Public Economics*, 69(1), 123-141. [https://doi.org/10.1016/S0047-2727\(97\)00096-0](https://doi.org/10.1016/S0047-2727(97)00096-0)
- Clarke, R. V., & Cornish, D. B. (1985). Modeling Offenders' Decisions: A Framework for Research and Policy. *Crime and Justice*, 6, 147-185. <https://doi.org/10.1086/449106>
- Cohen, L. E., & Felson, M. (1979). On Estimating the Social Costs of National Economic Policy: A Critical Examination of the Brenner Study. *Social Indicators Research*, 6(2), 251-259.

- Coomer, N. (2003). AMERICA'S UNDERCLASS AND CRIME: THE INFLUENCE OF MACROECONOMIC FACTORS. *Issues in Political Economy*, 12.
- Cooter, R., & Ulen, T. (2016). Law and Economics, 6th edition. *Berkeley Law Books. Book 2., 6th edition*. <http://scholarship.law.berkeley.edu/books/2>
- Corman, H., & Mocan, H. N. (2000). A Time-Series Analysis of Crime, Deterrence, and Drug Abuse in New York City. *American Economic Review*, 90(3), 584-604. <https://doi.org/10.1257/aer.90.3.584>
- Cornwell, C., & Trumbull, W. N. (1994). Estimating the Economic Model of Crime with Panel Data. *The Review of Economics and Statistics*, 76(2), 360-366. <https://doi.org/10.2307/2109893>
- Cracolici, M. F., & Uberti, T. E. (2009). Geographical distribution of crime in Italian provinces: A spatial econometric analysis. *Jahrbuch Für Regionalwissenschaft*, 29(1), 1-28. <https://doi.org/10.1007/s10037-008-0031-1>
- Cressman, R., Morrison, W. G., & Wen, J.-F. (1998). On the Evolutionary Dynamics of Crime. *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'Economie*, 31(5), 1101-1117. <https://doi.org/10.2307/136461>
- Crime, I. (2022, febrero 1). InSight Crime's 2021 Homicide Round-Up. *InSight Crime*. <https://insightcrime.org/news/insight-crimes-2021-homicide-round-up/>
- Danziger, S., & Wheeler, D. (1975). The Economics of Crime: Punishment or Income Redistribution. *Review of Social Economy*, 33(2), 113-131. <https://doi.org/10.1080/00346767500000019>
- Danzinger, S. (1976). Explaining Urban Crime Rates Research Note. *Criminology*, 14(2), 291-296.
- Deadman, D., & MacDonald, Z. (2002). Why Has Crime Fallen? An Economic Perspective. *Economic Affairs*, 22(3), 5-14. <https://doi.org/10.1111/1468-0270.00365>
- Dollery, B., & Wallis, J. (1996). An Economic Perspective on Crime and Punishment in Modern Australia. *Agenda: A Journal of Policy Analysis and Reform*, 3(2), 235-240.
- Dutta, M., & Husain, Z. (2009, enero). *Determinants of crime rates: Crime Deterrence and Growth in post-liberalized India* [MPRA Paper]. <https://mpa.ub.uni-muenchen.de/14478/>
- Ehrlich, I. (1973a). Participation in Illegitimate Activities: A Theoretical and Empirical Investigation. *Journal of Political Economy*. <https://doi.org/10.1086/260058>
- Ehrlich, I. (1973b). The deterrent effect of capital punishment: A question of life and death. *NBER WORKING PAPER SERIES*, 18.
- Ehrlich, I. (1975). On the Relation between Education and Crime. *NBER WORKING PAPER SERIES*, 313-338.
- Ehrlich, I. (1996). Crime, Punishment, and the Market for Offenses. *Journal of Economic Perspectives*, 10(1), 43-67. <https://doi.org/10.1257/jep.10.1.43>
- Entorf, H., & Spengler, H. (2000). Socioeconomic and demographic factors of crime in Germany: Evidence from panel data of the German states. *International Review of Law and Economics*, 20(1), 75-106. [https://doi.org/10.1016/S0144-8188\(00\)00022-3](https://doi.org/10.1016/S0144-8188(00)00022-3)
- Evans, W. N., & Owens, E. G. (2007). COPS and crime. *Journal of Public Economics*, 91(1), 181-201. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2006.05.014>
- Fajnzylber, P., & Lederman, D. (1999). *Economic Reforms and Total Factor Productivity Growth in Latin America and the Caribbean (1950-95): An Empirical Note* (SSRN Scholarly Paper 614974). <https://papers.ssrn.com/abstract=614974>

- Fajnzylber, P., Lederman, D., & Loayza, N. (1998). *Determinants of Crime Rates in Latin America and the World: An Empirical Assessment*. World Bank Publications.
- Fajnzylber, P., Lederman, D., & Loayza, N. (2001). *Crimen y victimización: Una perspectiva económica. Crimen y violencia en América Latina*. Banco Mundial/Alfaomega.
- Fajnzylber, P., Lederman, D., & Loayza, N. (2002a). Inequality and Violent Crime. *The Journal of Law and Economics*, 45(1), 1-39. <https://doi.org/10.1086/338347>
- Fajnzylber, P., Lederman, D., & Loayza, N. (2002b). What causes violent crime? *European Economic Review*, 46(7), 1323-1357. [https://doi.org/10.1016/S0014-2921\(01\)00096-4](https://doi.org/10.1016/S0014-2921(01)00096-4)
- Fajnzylber, P., Lederman, D., Loayza, N., Reuter, P., Roman, J., & Gaviria, A. (2000). Crime and Victimization: An Economic Perspective [with Comments]. *Economía*, 1(1), 219-302.
- Fleisher, B. M. (1963). The Effect of Unemployment on Juvenile Delinquency. *Journal of Political Economy*. <https://doi.org/10.1086/258814>
- Fleisher, B. M. (1966). The Effect of Income on Delinquency. *The American Economic Review*, 56(1/2), 118-137.
- Fleisher, B. M. (1976). The effect of income on. *The Economics of Crime and Law Enforcement*, 230.
- Fleisher, M. (1995). *Beggars and Thieves: Lives of Urban Street Criminals*. Univ of Wisconsin Press.
- Foot, D. K., & Stoffman, D. (1998). Boom, bust & echo 2000: Profiting from the demographic shift in the new millennium. *Macfarlane Walter & Ross*.
- Freeman, R. B. (1991). *Crime and the Employment of Disadvantaged Youths* (Working Paper 3875). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w3875>
- Freeman, R. B. (1994). *Crime and the Job Market* (Working Paper 4910). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w4910>
- Freeman, S., Grogger, J., & Sonstelie, J. (1996). The Spatial Concentration of Crime. *Journal of Urban Economics*, 40(2), 216-231. <https://doi.org/10.1006/juec.1996.0030>
- Garcette, N. (2004). *Property Crime as A Redistributive Tool: The Case of Argentina*.
- Gaviria, A. (2000). Increasing returns and the evolution of violent crime: The case of Colombia. *Journal of Development Economics*, 61(1), 1-25. [https://doi.org/10.1016/S0304-3878\(99\)00059-0](https://doi.org/10.1016/S0304-3878(99)00059-0)
- Gius, M. (1999). The Economics of the Criminal Behavior of Young Adults. *The American Journal of Economics and Sociology*, 58(4), 947-957. <https://doi.org/10.1111/j.1536-7150.1999.tb03402.x>
- Gokmenoglu, K. K., Yıldız, B. F., & Kaakeh, M. (2022). Examining the Impact of Socioeconomic Factors on Crime Rates: A Panel Study. En D. Procházka (Ed.), *Regulation of Finance and Accounting* (pp. 409-420). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-99873-8_32
- Gómez-Luna, E., Fernando-Navas, D., Aponte-Mayor, G., & Betancourt-Buitrago, L. A. (2014). Metodología para la revisión bibliográfica y la gestión de información de temas científicos, a través de su estructuración y sistematización. *DYNA*, 81(184), 158-163.
- González Esteban, Á. L. G. (2010). *Costes y determinantes del crimen en América Latina*. 2832. <https://shs.hal.science/halshs-00532659>

- Gordon, D. M. (1973). Capitalism, Class, and Crime in America. *Crime & Delinquency*, 19(2), 163-186. <https://doi.org/10.1177/001112877301900204>
- Gould, E. D., Weinberg, B. A., & Mustard, D. B. (2002). Crime Rates and Local Labor Market Opportunities in the United States: 1979–1997. *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), 45-61. <https://doi.org/10.1162/003465302317331919>
- Grasmick, H. G., & Bursik, R. J. (1990). Conscience, Significant Others, and Rational Choice: Extending the Deterrence Model. *Law & Society Review*, 24(3), 837-861. <https://doi.org/10.2307/3053861>
- Gray, L. N., & Tallman, I. (1984). A Satisfaction Balance Model of Decision Making and Choice Behavior. *Social Psychology Quarterly*, 47(2), 146-159. <https://doi.org/10.2307/3033943>
- Gray, L. N., & Tallman, I. (1986). Predicting Choices in Asymptotic Decisions: A Comparison of Two Models. *Social Psychology Quarterly*, 49(2), 201-206. <https://doi.org/10.2307/2786730>
- Gray, L. N., & Tallman, I. (1987). Theories of Choice: Contingent Reward and Punishment Applications. *Social Psychology Quarterly*, 50(1), 16-23. <https://doi.org/10.2307/2786886>
- Green, D. E. (1989). Measures of Illegal Behavior in Individual-Level Deterrence Research. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 26(3), 253-275. <https://doi.org/10.1177/0022427889026003004>
- Grogger, J. (1998). Market Wages and Youth Crime. *Journal of Labor Economics*, 16(4), 756-791. <https://doi.org/10.1086/209905>
- Grogger, J., & Weatherford, M. S. (1995). Crime, policing and the perception of neighborhood safety. *Political Geography*, 14(6), 521-541. [https://doi.org/10.1016/0962-6298\(95\)00053-D](https://doi.org/10.1016/0962-6298(95)00053-D)
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (Quinta). McGraw Hill.
- Haddad, G. K., & Markazi Moghadam, H. (2011). The socioeconomic and demographic determinants of crime in Iran (a regional panel study). *Eur J Law Econ*, 32, 99-114.
- Haider, A., & Ali, Dr. A. (2015). Socio-Economic Determinants of Crimes: A Cross-Sectional Study of Punjab Districts. *International Journal of Economics and Empirical Research*, 3, 550-560.
- Hamid, B. A., Habibullah, M. S., & Noor, Z. M. (2013). Crime and Its Socio-Macroeconomics Determinants: A Panel-Error-Correction Cointegration Analysis. *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 47(2), 13-24.
- Han, L., Bandyopadhyay, S., & Bhattacharya, S. (2013). Determinants of violent and property crimes in England and Wales: A panel data analysis. *Applied Economics*, 45(34), 4820-4830. <https://doi.org/10.1080/00036846.2013.806782>
- Harries, K. (2006). Extreme spatial variations in crime density in Baltimore County, MD. *Geoforum*, 37(3), 404-416. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2005.09.004>
- Heinemann, A., & Verner, D. (2006). *Crime and Violence in Development: A Literature Review of Latin America and the Caribbean* (SSRN Scholarly Paper 938907). <https://papers.ssrn.com/abstract=938907>
- Horwitz, A. V. (1984). The Economy and Social Pathology. *Annual Review of Sociology*, 10, 95-119.
- Igbinedion, S. O., & Ebomoyi, I. (2017). *Socio-Economic Determinants of crime: Further evidence from Nigeria*. 17(1), 101-114.
- Imai, S., & Krishna, K. (2004). Employment, Deterrence, and Crime in a Dynamic Model*. *International Economic Review*, 45(3), 845-872. <https://doi.org/10.1111/j.0020-6598.2004.00289.x>

- Imrohoroglu, A., Merlo, A., & Rupert, P. (2000). On the Political Economy of Income Redistribution and Crime. *International Economic Review*, 41(1), 1-26. <https://doi.org/10.1111/1468-2354.00053>
- Imrohoroglu, A., Merlo, A., & Rupert, P. (2001). *What Accounts for the Decline in Crime?* (SSRN Scholarly Paper 267784). <https://doi.org/10.2139/ssrn.267784>
- INEC. (2018). *Clasificación Nacional de Delitos con Fines Estadísticos*.
- Institute for Economics & Peace. (2022). *Global Peace Index 2022: Measuring Peace in a Complex World* (: <http://visionofhumanity.org/resources>).
- Ishak, S., & Bani, Y. (2017). Determinants of Crime in Malaysia: Evidence from Developed States. *International Journal of Economics and Management*, 11(S3), 607-622.
- Jaitman, L. (2015). Los costos del crimen y la violencia en el bienestar en América Latina y el Caribe. *Washington DC: Banco Interamericano de Desarrollo*.
- Jaitman, L. (2019). Frontiers in the economics of crime: Lessons for Latin America and the Caribbean. *Latin American Economic Review*, 28(1), 19. <https://doi.org/10.1186/s40503-019-0081-5>
- Jasso, M. (2015). Teoría Económica del Crimen. *E-Innova Bucm*, 46, 1-7.
- Juhn, C., Murphy, K. M., & Pierce, B. (1993). Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill. *Journal of Political Economy*, 101(3), 410-442. <https://doi.org/10.1086/261881>
- Jurado Endara, J. A., & Naranjo Valenzuela, J. D. (2022). *Análisis de los factores socioeconómicos asociados a la delincuencia en el Ecuador período 2000-2020*. [bachelorThesis, Quito : UCE]. <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/28088>
- Kashavarz, G., & Markazi, H. (2011). The socioeconomic and demographic determinants of crime in Iran (a regional panel study). *Eur J Law Econ*, 32, 99-114.
- Katz, L. F., & Murphy, K. M. (1992). Changes in Relative Wages, 1963–1987: Supply and Demand Factors*. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1), 35-78. <https://doi.org/10.2307/2118323>
- Kelly, M. (2000). Inequality and Crime. *The Review of Economics and Statistics*, 82(4), 530-539. <https://doi.org/10.1162/003465300559028>
- Khan, N., Ahmed, J., Nawaz, M., & Zaman, K. (2015). The Socio-Economic Determinants of Crime in Pakistan: New Evidence on an Old Debate. *Arab Economic and Business Journal*, 10(2), 73-81. <https://doi.org/10.1016/j.aebj.2015.01.001>
- Kizilgol, O., & Selim, S. (2017). Socio- Economic an demographic determinants of crime by panel count data analysis: The case of EU 28 and Turkey. *Journal of Business Economics and Finance*, 6(1), Article 1. <https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2017.383>
- Kleinman, M. (2005). When Brute Force Fails: Strategic Thinking for Crime Control. *When Brute Force Fails*, 211204, 1-166.
- Lafree, G. (1997). Social Institutions and the Crime Bust of the 1990s Symposium: Why is Crime Decreasing. *Journal of Criminal Law and Criminology*, 88(4), 1325-1368.
- LaFree, G. (1999). Declining Violent Crime Rates in the 1990s: Predicting Crime Booms and Busts. *Annual Review of Sociology*, 25, 145-168.
- Lee, D. S., & McCrary, J. (2005). *Crime, Punishment, and Myopia* (Working Paper 11491). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w11491>

- Levitt, S. D. (1996). The Effect of Prison Population Size on Crime Rates: Evidence from Prison Overcrowding Litigation*. *The Quarterly Journal of Economics*, 111(2), 319-351. <https://doi.org/10.2307/2946681>
- Levitt, S. D. (2002). Using Electoral Cycles in Police Hiring to Estimate the Effects of Police on Crime: Reply. *American Economic Review*, 92(4), 1244-1250. <https://doi.org/10.1257/00028280260344777>
- Levitt, S. D. (2004). Understanding Why Crime Fell in the 1990s: Four Factors that Explain the Decline and Six that Do Not. *Journal of Economic Perspectives*, 18(1), 163-190. <https://doi.org/10.1257/089533004773563485>
- Levitt, S. D., & Venkatesh, S. A. (1998). *An Economic Analysis of a Drug-Selling Gang's Finances* (Working Paper 6592). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w6592>
- Li, D. (1995). Economic Development, Social Control, and Murder Rates: A Cross-National Approach. *Cross-Cultural Research*, 29(4), 361-382. <https://doi.org/10.1177/106939719502900403>
- Loayza, N., & Ranciere, R. (2006). Financial Development, Financial Fragility, and Growth. *Journal of Money, Credit and Banking*, 38(4), 1051-1076.
- Lochner, L. (1999). *Education, Work, and Crime: Theory and Evidence* (SSRN Scholarly Paper 208291). <https://doi.org/10.2139/ssrn.208291>
- Lochner, L., & Moretti, E. (2004). The Effect of Education on Crime: Evidence from Prison Inmates, Arrests, and Self-Reports. *American Economic Review*, 94(1), 155-189. <https://doi.org/10.1257/000282804322970751>
- Machin, S., & Meghir, C. (2004). Crime and Economic Incentives. *Journal of Human Resources*, XXXIX(4), 958-979. <https://doi.org/10.3368/jhr.XXXIX.4.958>
- Mankiw, N. G. (2012). *Principios de Economía* (6ta.). Cengage Learning Editores, S.A. de C.V.
- Martín, J. A., & Navarro, J. L. (2007). Metodología econométrica para el análisis económico del delito. Los modelos de datos de panel. *Revista Española de Investigación Criminológica: REIC*, 5, 3.
- Marvell, T. B., & Moody, C. E. (1996). Specification Problems, Police Levels, and Crime Rates*. *Criminology*, 34(4), 609-646. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.1996.tb01221.x>
- Masciandaro, D. (1999). Criminalità Ed Occupazione: Lo Stato Dell'arte. *Rivista Internazionale di Scienze Sociali*, 107(1), 85-117.
- McAdams, R. H., & Ulen, T. S. (2008). *Behavioral Criminal Law and Economics* (SSRN Scholarly Paper 1299963). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1299963>
- Meera, A. K., & Jayakumar, M. D. (1995). Determinants of crime in a developing country: A regression model. *Applied Economics*, 27(5), 455-460. <https://doi.org/10.1080/00036849500000151>
- Merlo, A. (2004). Introduction to Economic Models of Crime. *International Economic Review*, 45(3), 677-679. <https://doi.org/10.1111/j.0020-6598.2004.00282.x>
- Messner, S. F., & Rosenfeld, R. (1997). Political Restraint of the Market and Levels of Criminal Homicide: A Cross-National Application of Institutional-Anomie Theory *. *Social Forces*, 75(4), 1393-1416. <https://doi.org/10.1093/sf/75.4.1393>
- Miceli, T. J. (2010). A model of criminal sanctions that incorporate both deterrence and incapacitation. *Economics Letters*, 107(2), 205-207. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2010.01.025>
- Miceli, T. J. (2012). Deterred or detained? A unified model of criminal punishment. *Review of Law and Economics*, 8(1), 1-20. <https://doi.org/10.1515/1555-5879.1603>

- Miceli, T. J., Segerson, K., & Earnhart, D. (2022). The role of experience in deterring crime: A theory of specific versus general deterrence. *Economic Inquiry*, 60(4), 1833-1853. <https://doi.org/10.1111/ecin.13083>
- Ministerio de Defensa Nacional. (2018). *Política de la Defensa Nacional del Ecuador «Libro Blanco»* (Ministerio de Defensa Nacional, Vol. 1). <https://www.defensa.gob.ec/wp-content/uploads/2019/01/Pol%C3%ADtica-de-Defensa-Nacional-Libro-Blanco-2018-web.pdf>
- Mocan, H. N., Billups, S. C., & Overland, J. (2005). A Dynamic Model of Differential Human Capital and Criminal Activity. *Economica*, 72(288), 655-681. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0335.2005.00437.x>
- Nagin, D. S., & Paternoster, R. (1994). Personal Capital and Social Control: The Deterrence Implications of a Theory of Individual Differences in Criminal Offending*. *Criminology*, 32(4), 581-606. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.1994.tb01166.x>
- Nagin, D. S., & Pogarsky, G. (2003). An Experimental Investigation of Deterrence: Cheating, Self-Serving Bias, and Impulsivity*. *Criminology*, 41(1), 167-194. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2003.tb00985.x>
- Nickerson, G. W. (1983). Analytical Problems in Explaining Criminal Behavior: Neoclassical and Radical Economic Theories and an Alternative Formulation. *Review of Radical Political Economics*, 15(4), 1-23. <https://doi.org/10.1177/048661348301500401>
- Nolan, J. J. (2004). Establishing the statistical relationship between population size and UCR crime rate: Its impact and implications. *Journal of Criminal Justice*, 32(6), 547-555. <https://doi.org/10.1016/j.jcrimjus.2004.08.002>
- Ortiz Cárdenas, N. A. (2014). Determinantes económicos de la delincuencia en el Ecuador: Período 2000-2012 [bachelorThesis, Pontificia Universidad Católica del Ecuador]. En *Pontificia Universidad Católica del Ecuador*. <http://repositorio.puce.edu.ec:80/handle/22000/6906>
- Oyelade, A. (2019). Determinants of Crime in Nigeria from Economic and Socioeconomic Perspectives: A Macro-Level Analysis. *International Journal of Health Economics and Policy*, 4, 20-28. <https://doi.org/10.11648/j.hep.20190401.13>
- Paternoster, R., Saltzman, L. E., Waldo, G. P., & Chiricos, T. G. (1985). Assessments of risk and behavioral experience: An exploratory study of change. *Criminology*, 23(3), 417-436. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.1985.tb00348.x>
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326. <https://doi.org/10.1002/jae.616>
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. P. (1999). Pooled Mean Group Estimation of Dynamic Heterogeneous Panels. *Journal of the American Statistical Association*, 94(446), 621-634. <https://doi.org/10.1080/01621459.1999.10474156>
- Piliavin, I., Gartner, R., Thornton, C., & Matsueda, R. L. (1986). Crime, Deterrence, and Rational Choice. *American Sociological Review*, 51(1), 101-119. <https://doi.org/10.2307/2095480>
- Pratt, T. C., & Cullen, F. T. (2005). Assessing Macro-Level Predictors and Theories of Crime: A Meta-Analysis. *Crime and Justice*, 32, 373-450. <https://doi.org/10.1086/655357>
- Pridemore, W. A. (2002). What We Know About Social Structure and Homicide: A Review of the Theoretical and Empirical Literature. *Violence and Victims*, 17(2), 127-156. <https://doi.org/10.1891/vivi.17.2.127.33651>

- Pridemore, W. A. (2008). A Methodological Addition to the Cross-National Empirical Literature on Social Structure and Homicide: A First Test of the Poverty-Homicide Thesis*. *Criminology*, 46(1), 133-154. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2008.00106.x>
- Pyle, D. J. (1983). *The Economics of Crime and Law Enforcement*. Springer.
- Ramírez de Garay, D. L. (2014). [Http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0187-57952014000100010&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0187-57952014000100010&lng=es&nrm=iso&tlng=es). *Argumentos (México, D.F.)*, 27(74), 261-290.
- Ramírez de Garay, L. (2014). Crimen y economía: Una revisión crítica de las explicaciones económicas del crimen. *Argumentos*, 27(74), 261-290.
- Raphael, S., & Winter-Ebmer, R. (2001). Identifying the Effect of Unemployment on Crime. *The Journal of Law and Economics*, 44(1), 259-283. <https://doi.org/10.1086/320275>
- Roemer, A. (2001). *Economía del crimen*. Editorial Limusa.
- Rogge, N., & Abang, D. (2022). The economic determinants of crime rate in 7 selected countries: A panel data analysis approach. *Asian Economic and Social Society*, 12(1), 44-53.
- Saridakis, G. (2004). Violent Crime in the United States of America: A Time-Series Analysis Between 1960–2000. *European Journal of Law and Economics*, 18(2), 203-221. <https://doi.org/10.1023/B:EJLE.0000045082.09601.b2>
- Scarpetta, S., Bassanini, A., Pilat, D., & Schreyer, P. (2000). *Economic Growth in the OECD Area: Recent Trends at the Aggregate and Sectoral Level* (SSRN Scholarly Paper 241568). <https://doi.org/10.2139/ssrn.241568>
- Sharp, E. H., Seaman, J., Tucker, C. J., Van Gundy, K. T., & Rebellon, C. J. (2020). Adolescents' Future Aspirations and Expectations in the Context of a Shifting Rural Economy. *Journal of Youth and Adolescence*, 49(2), 534-548. <https://doi.org/10.1007/s10964-019-01152-6>
- Simon, C. P., Witte, A. D., & Eakin, K. (1982). *Beating the System—The Underground Economy | Office of Justice Programs* (Boston: Auburn House Publishing Company). <https://www.ojp.gov/ncjrs/virtual-library/abstracts/beating-system-underground-economy>
- Stafford, M. C., & Warr, M. (1993). A Reconceptualization of General and Specific Deterrence. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 30(2), 123-135. <https://doi.org/10.1177/0022427893030002001>
- Tarling, R., & Dennis, R. (2016). Socio-Economic Determinants of Crime Rates: Modelling Local Area Police-Recorded Crime. *The Howard Journal of Crime and Justice*, 55(1-2), 207-225. <https://doi.org/10.1111/hojo.12157>
- Thornberry, T. P., & Christenson, R. L. (1984). Unemployment and Criminal Involvement: An Investigation of Reciprocal Causal Structures. *American Sociological Review*, 49(3), 398-411. <https://doi.org/10.2307/2095283>
- Trajtenberg, N., & Aloisio, C. (2009). La racionalidad en las teorías criminológicas contemporáneas. *El Uruguay desde la Sociología VII*.
- United Nations. (2008). *Handbook on Planning and Action for Crime Prevention in Southern Africa and the Caribbean Regions*. United Nations Publication.
- United Nations. (2020). *Congresos de las Naciones Unidas sobre prevención del delito y justicia penal 1955-2020. 65 años de logros* (V.19-10774; Information Service).
- UNODC. (2015). *Clasificación Internacional de Delitos con Fines Estadísticos, versión 1.0* (1.0). Naciones Unidas.

- Usher, D. (1997). Education as a Deterrent to Crime. *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'Economie*, 30(2), 367-384. <https://doi.org/10.2307/136344>
- Waller, I. (2006). Less law, more order: The truth about reducing crime. *Praeger Pub Text*.
- Witt, R., Clarke, A., & Fielding, N. (1998). Crime, earnings inequality and unemployment in England and Wales. *Applied Economics Letters*, 5(4), 265-267. <https://doi.org/10.1080/135048598354951>
- Witt, R., Clarke, A., & Fielding, N. (1999). Crime and economic activity. A panel data approach. *The British Journal of Criminology*, 39(3), 391-400. <https://doi.org/10.1093/bjc/39.3.391>
- Witte, A. D., & Tauchen, H. (1993). Work and Crime: An Exploration Using Panel Data. En *The Economic Dimensions of Crime* (pp. 176-191). Palgrave Macmillan UK. https://doi.org/10.1007/978-1-349-62853-7_9
- Wooldridge, J. (2009). *Introducción a la Econometría: Un enfoque moderno* (Cuarta). Cengage Learning Edi to res, S.A.
- Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Cengage Learning.
- World Bank. (2004). *Inequality and Economic Development in Brazil* (F. H. G. Ferreira, C. E. Velez, & R. Paes de Barros, Eds.). The World Bank. <https://doi.org/10.1596/0-8213-5880-4>
- Worrall, J. L., & Kovandzic, T. V. (2007). Cops Grants and Crime Revisited*. *Criminology*, 45(1), 159-190. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2007.00075.x>
- Worrall, J. L., & Kovandzic, T. V. (2010). Police levels and crime rates: An instrumental variables approach. *Social Science Research*, 39(3), 506-516. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2010.02.001>
- Yildiz, R., Öcal, O., & Yildirim, E. (2015). SUÇUN SOSYO EKONOMİK BELİRLEYİCİLERİ: KAYSERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36, Article 36.
- Zhao, J. "Solomon", Scheider, M. C., & Thurman, Q. (2002). Funding Community Policing to Reduce Crime: Have Cops Grants Made a Difference?*. *Criminology & Public Policy*, 2(1), 7-32. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9133.2002.tb00104.x>
- Zulkiflee, N. F. Z., Borhan, N., & Hadrawi, M. F. (2022). Factors Affecting Crime Rate in Malaysia Using Autoregressive Distributed Lag Modeling Approach. *Pertanika Journal of Social Sciences and Humanities*, 30(3), 1165-1181. <https://doi.org/10.47836/pjssh.30.3.13>

Anexo A

Tipología de las teorías sobre la economía del crimen

Enfoque teórico		Elección racional Trajtenberg y Aloisio (2009)		Elección racional Gonzalez (2010)		Conducta Humana Anupama (2011)			Beckeriano Sánchez (2023)	
Referencias literarias		Oxto oso	Alte rnati vo	Coste Benefi cio	Restri cción Moral	Raci onal	Mio pe	Rad ical	Con tinui sta	Van guar dist a
1968-76	Becker	✓		✓		✓			✓	
1973-77	Ehrlich	✓				✓		✓	✓	
1973	Sjoquist								✓	
1975	Block y Heineke					✓			✓	
1975	Ehrlich								✓	
1975	Danziger y Wheeler							✓		
1976	Danziger							✓		
1976	Fleisher							✓		
1977	Banfield						✓			
1978	Heineke	✓								
1979	Cohen y Felson		✓							
1979	Crouch	✓								
1983	Nickerson							✓		
1984-6-7	Gray y Tallman		✓							
1984	Thornberry y Christenson							✓		
1985	Clarke y Cornish		✓							
1985	Paternoster		✓							
1986	Flinn									
1986	Piliavin et al.		✓							
1986	Stafford et. al.		✓							
1989	Green		✓							
1990	Grasmick y Brusik		✓							
1994	Nagin y Paternoster						✓			
1994	Witte y Tauchen							✓		
1995	Fleisher						✓			
1996	Freeman									✓
1996	Ehrlich									✓
1996	Levitt							✓		
1997	Levitt						✓			
1998	Cressman et al.									✓
1998	Chiu y Medeen								✓	
1998	Fajnzylber et al.				✓					
1999	Anderson						✓			
1999	Witt, Clark y Fielding							✓		
2000	Williams y Sickles									
2001	Burdett et al.								✓	
2001	Imrohoroglu et al.								✓	
2002	Fajnzylber et al.								✓	
2003	Nagin y Pogarsky						✓			
2004	Benoit y Dubra									✓
2004	Calvó-Armengol y Zenou									✓
2004	Huang et al.									✓
2004	Imai y Krishna									✓
2004	Lochner									✓
2004	Machin y Meghir									✓
2004	Silverman									✓
2004	Verdier y Zenou									✓
2005	Kleiman						✓			
2005	Lee y McCrary						✓			
2008	McAdams y Ulen						✓			
2010-12	Thomas Miceli									✓
2016	Curry y Doyle								✓	
2022	Thomas Miceli									✓

Anexo B

Término de Corrección de Errores (CE), delito de homicidios y robo de automóviles, periodo 2008-2022

Provincia	Homicidios			Robo de automóviles		
	CE		Meses	CE		Meses
Azuay	-0.78	**	9	-0.93	**	11
Bolívar	-0.48	**	6	1.23	**	15
Cañar	-1.57	**	19	-1.00	**	12
Carchi	-1.87	**	22	-1.11	**	13
Cotopaxi	-1.67	**	20	-0.67	**	8
Chimborazo	-0.91	**	11	-0.70	**	8
El Oro	-1.39	**	17	-0.82	**	10
Esmeraldas	0.33		4	-1.86	**	22
Guayas	-1.26	**	15	-1.22	**	15
Imbabura	-0.81	**	10	-1.54	**	18
Loja	-1.53	**	18	-0.89	**	11
Los Ríos	-1.60	**	19	-1.07	**	13
Manabí	-0.99	**	12	-1.19	**	14
Morona Santiago	-1.48	**	18	-0.47	**	6
Napo	-1.17	**	14	-1.17	**	14
Pastaza	-0.51	**	6	-1.97	**	24
Pichincha	-0.05	**	1	-0.84	**	10
Tungurahua	-1.13	**	14	-1.03	**	12
Zamora Chinchipe	-1.14	**	14	-1.16	**	14
Sucumbios	-0.90	**	11	-1.13	**	14
Orellana	-1.16	**	14	-2.05	**	25
Santo Domingo de los Tsáchilas	-0.34	**	4	-0.61	**	7
Santa Elena	-0.90	**	11	-1.28	**	15
Promedio:	-1.01		12	-1.02		12

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

Capítulo 2: Análisis de Eficiencia

2.1 Introducción

El punto de partida de este capítulo son los resultados obtenidos en el capítulo anterior, relativos a los determinantes socioeconómicos de la delincuencia en el Ecuador y la primera evidencia sobre el comportamiento de los diferentes tipos de delitos en relación con la ubicación geográfica, planteando la posibilidad de que ciertas regiones, provincias o cantones que conforman el Estado ecuatoriano, dispongan de menos recursos de los necesarios, o de que utilicen los recursos de manera ineficiente en el combate contra la delincuencia.

La seguridad ciudadana se erige como un elemento fundamental para la estabilidad y desarrollo de cualquier sociedad. En este sentido, las decisiones de política pública vinculadas a la eficiencia y productividad de las instituciones y servicios públicos han sido objeto de interés constante por parte de académicos y líderes políticos a lo largo del tiempo, dada su importancia crítica en asegurar la paz y el mantenimiento del orden público.

Desde principios de los 90's, las palabras *eficiencia*, *eficacia* y *servicio de calidad*, se ha venido usando cada vez con más frecuencia para analizar la gestión del sector público (Benito et al., 2021). Este tema cobra más relevancia en países con bajas tasas de crecimiento, desocupación y subocupación masiva, comercio exterior desfavorable, perturbaciones internas y externas, y debilidades institucionales, como es el caso ecuatoriano.

La actual Constitución del Ecuador (Asamblea Constituyente, 2008), en el art. 314, indica que el Estado se responsabiliza de la provisión de los servicios públicos, cumpliendo los principios de obligatoriedad, generalidad, uniformidad, eficiencia, responsabilidad, universalidad, accesibilidad, regularidad, continuidad y calidad. Uno de los servicios públicos más importantes que tiene a su cargo el Estado es el relacionado con el sector de la seguridad. En la Constitución se mencionan los siguientes tipos de seguridad: alimentaria, del Estado, integral, financiera, jurídica, social, humana, ciudadana, y pública. Los tres últimos están vinculados con políticas y acciones integradas para garantizar la convivencia pacífica de las personas, fomentar una cultura de paz y prevenir formas de violencia y discriminación, así como la comisión de infracciones y delitos. La institución que tiene la responsabilidad exclusiva y excluyente de atender la seguridad ciudadana y el orden público es la Policía Nacional del Ecuador (PNE).

Con el objetivo de normar la organización y el funcionamiento de las instituciones encargadas de dotar seguridad (en el ámbito interno), se elaboró el Código Orgánico de Entidades de Seguridad Ciudadana y Orden Público (Asamblea Nacional, 2017). Además, se han elaborado algunos planes y estrategias, en los que se mencionan expresamente la necesidad de cumplir las actividades de manera eficiente, es decir, con el mayor ahorro de costos o el uso racional de los recursos humanos, materiales, tecnológicos y financieros. En la Tabla 1, se presenta la lista de documentos legales vigentes que orientan la visión de la PNE. En ella, se detalla la entidad encargada de su elaboración, junto con la frecuencia de aparición de la palabra *eficiencia*. Este análisis resalta la relevancia de cumplir con este principio en las acciones institucionales.

Con base en el marco legal que otorga a la Policía Nacional del Ecuador (PNE) la responsabilidad de garantizar la seguridad ciudadana, el instrumento central de la política de gasto en Ecuador es el Presupuesto General del Estado (PGE). Este presupuesto define anualmente las prioridades de gasto del sector público y las fuentes de ingresos. Desde la

óptica del financiamiento del gasto público, los presupuestos se programan y ejecutan sobre la base de indicadores de resultados. Específicamente, los indicadores de eficiencia se orientan a establecer que la producción se realice al menor costo posible o que se obtenga la máxima producción para un conjunto dado de insumos; esto significa que miden la relación entre la producción de bienes y servicios y los insumos empleados para producirlos (Ministerio de Economía y Finanzas, 2020).

Tabla 1

Planes de Seguridad Ciudadana a largo plazo

Documento	Institución responsable	nº veces palabra Eficiencia
Plan Específico de Seguridad Pública y Ciudadana 2019-2030	Ministerio del Interior	5
Plan Estratégico con Visión Prospectiva de la Policía Nacional 2021-2025	Policía Nacional del Ecuador	7
Plan Estratégico de la Policía Nacional del Ecuador 2017-2021	Policía Nacional del Ecuador	8
Plan Nacional de Seguridad Ciudadana y Convivencia Social Pacífica 2019 – 2030	Ministerio del Interior	5
Plan Nacional de Seguridad Integral 2019-2030	Ministerio de Defensa Nacional	2

Fuente: Elaboración propia.

Según el Manual de Procedimientos del Sistema de Presupuestos (Ministerio de Finanzas, 2010), la evaluación del desempeño económico de las instituciones públicas que tienen a su cargo asignaciones presupuestarias se limita a una *liquidación presupuestaria*, por lo menos una vez cada periodo económico, donde se compara los montos presupuestados con los montos realmente ejecutados, esta actividad es relevante pero insuficiente. El principal problema a superar cuando se trata de evaluar la eficiencia de las instituciones públicas consiste en que no generan beneficios y existen únicamente para el beneficio público (Żółtaszek, 2014). La seguridad pública es un sector muy singular de la economía, cuanto mejor funciona, menos gente se da cuenta de su existencia. Como señala Valiño (2016), los gastos en seguridad, cuando se asignan de manera adecuada, adoptan un enfoque preventivo que evita la ocurrencia de amenazas a la seguridad. En este sentido, la percepción del riesgo disminuye, y los costos se perciben como innecesarios o excesivos.

Según Bogetoft y Otto (2010), los métodos modernos de análisis de eficiencia y evaluación comparativa ofrecen soluciones a los problemas de la evaluación ante la ausencia de precios de mercado. Al permitir trabajar con múltiples *inputs* y *outputs*, se puede realizar una evaluación exhaustiva de diversas empresas de producción, incluyendo aquellas sin fines de lucro e instituciones públicas. Especialmente los métodos no paramétricos tienen una gran relevancia en el estudio de la eficiencia en las políticas

públicas donde resulta difícil conocer las funciones de producción. El enfoque analítico no paramétrico conocido, como Análisis de Envolvente de Datos (DEA por sus siglas en inglés), se utiliza frecuentemente en el estudio de la eficiencia del gasto en seguridad pública.

Por lo anterior, el presente capítulo intentará ofrecer una respuesta a la interrogante ¿Cómo influye la eficiencia en la gestión de recursos de la PNE en la reducción de la delincuencia en los 221 cantones durante el año 2022, y de qué manera varía esta influencia entre los diferentes cantones? Con este propósito, el presente trabajo presenta un estudio empírico que analiza la gestión de la PNE en todo el territorio nacional durante el año 2022, utilizando la metodología de optimización no paramétrica DEA. Con base en los hallazgos de esta investigación, se procederá a categorizar los cantones en dos grupos distintos: eficientes e ineficientes. Aquellos identificados como eficientes desde un punto de vista técnico serán reconocidos como líderes, destacando por sus mejores prácticas y desempeñando el papel de puntos de referencia para aquellos que buscan mejoras en sus procesos y gestión. Los insumos utilizados para evaluar la eficiencia policial incluyen el número de agentes (fuerza laboral) y el número de unidades de policía comunitaria (inversión de capital), ambos esenciales para el funcionamiento de las comisarías. Los resultados se relacionan con las principales categorías delictivas.

Esta metodología permite determinar en qué medida las regiones, zonas de planificación y cantones ecuatorianos utilizaron los insumos para crear un entorno más seguro. Para enriquecer los hallazgos, se realizaron regresiones de Simar y Wilson y censuradas para datos de panel durante el periodo 2018-2022, incorporando variables ambientales. La fiabilidad de los resultados se evaluó mediante la prueba de separabilidad, garantizando así la validez de los hallazgos. Además, se analizó la evolución dinámica en dos periodos (2018-2019 y 2021-2022) mediante el Índice de Malmquist propuesto por Caves et al. (1982), y la productividad se evalúa mediante el Índice de Hicks Moorsteen desarrollado por Bjurek en 1996. Con el fin de robustecer los resultados, se llevaron a cabo análisis de sensibilidad y variabilidad, evaluación de valores atípicos, cálculo de remuestreo y bootstrapping, además de comparaciones con otros modelos de eficiencia.

Es importante destacar que, hasta el alcance de esta investigación, no se ha identificado la aplicación de índices de productividad en estudios académicos relacionados con la seguridad pública. Y específicamente, en el caso de Ecuador, no existe evidencia empírica sobre la implementación de la metodología DEA. En este contexto, se considera que ser pioneros en analizar la productividad de las fuerzas policiales mediante diversos enfoques representa una de las contribuciones principales de este estudio. Además, sería la primera aportación de este tipo vinculada a Ecuador.

La estructura del resto del capítulo se presenta de la siguiente manera: en la Sección 2, se proporciona una revisión bibliográfica relacionada con el tema de investigación. La Sección 3 aborda el enfoque metodológico empleado, mientras que la Sección 4 detalla los datos y variables utilizados en el estudio. Los resultados experimentales se exponen en la Sección 5, y finalmente, en la Sección 6, se presentan las conclusiones y se sugieren posibles problemas de aplicación y temas para futuras investigaciones.

2.2 Revisión de la Literatura

2.2.1 Evolución de la técnica no paramétrica del Análisis Envolvente de Datos en la literatura científica

Los siguientes trabajos analizaron el desarrollo que ha experimentado la técnica DEA desde diferentes perspectivas. Las referencias bibliográficas que han citado los autores se

pueden consultar en cada documento, aquí solamente nos limitamos a realizar un breve resumen de sus principales aportaciones, indagando las posibles relaciones que se han ido generando con el tema del gasto en seguridad pública:

- Seiford (1996), analiza la evolución del DEA a lo largo de un período de 18 años, desde 1978 hasta 1995, destacando cuatro fases o etapas. *Hasta 1980*, la aplicación del modelo se limitaba al uso del modelo de eficiencia de rendimientos constantes a escala de Charnes, Cooper y Rhodes (1978b), que sólo medía la eficiencia técnica. Las pocas aplicaciones publicadas se referían al sector público, y principalmente a la educación. *Entre 1985 y 1990*, los avances se limitaron a modelos y mejoras teóricas. Al modelo de rendimientos constantes a escala de Charnes, Cooper y Rhodes (1978b) se unió el modelo de rendimientos variables a escala de Banker, Charnes y Cooper (1984) para medir la eficiencia de escala. Se estableció un firme vínculo con la teoría de la producción a través de las funciones de producción de frontera (empíricas) Pareto-Koopmans que figuran en Charnes et al. (1985d). En el campo de la seguridad se aplicó a las Fuerzas Aéreas de EE.UU. (Charnes et al. 1985a). Entre 1990 y 1995, el DEA alcanzó su pleno desarrollo. Durante este período, se registraron avances significativos en diversas áreas, incluyendo modelos, extensiones, capacidad de computación y enfoques prácticos. Los estudios comparativos de los distintos modelos DEA proporcionaron un marco para comprender los supuestos y requisitos implícitos. Se desarrolló el índice de Malmquist (publicado finalmente como Färe et al. 1994a), y una serie de extensiones significativas del modelo, por ejemplo: la capacidad de manejar variables no discrecionales y/o variables categóricas (Banker & Morey 1986a, e). Las publicaciones vinculadas al ámbito de la seguridad abordaban problemáticas más complejas, como aquellas relacionadas con el reclutamiento del ejército estadounidense (Thomas 1990). Se desarrolló el modelo *Free Disposal Hull* (FDH) (no convexo) (Tulkens, 1993) y se experimentaron notables avances teóricos. Sin embargo, fue la implementación práctica del DEA la que experimentó una evolución significativa, transformándose en una herramienta analítica de uso generalizado. Las aplicaciones son a gran escala, por lo que una interfaz de usuario flexible para la gestión de datos y de modelos se ha vuelto tan importante como un optimizador robusto y preciso.
- Liu et al. (2013), examina la literatura sobre el DEA para el periodo 1978-2010. Aplican un enfoque basado en citas. Los objetivos principales son encontrar un conjunto de artículos que desempeñen un papel central en el desarrollo del DEA e indagar en las últimas aplicaciones. Utiliza como fuente de datos la *ISI Web of Science* (WOS), estableciendo un intervalo temporal de 33 años. Según los índices *g* y *h* (métricas a nivel de autor), los principales autores del DEA son W. Cooper, R. Banker, A. Charnes, L.M. Seiford, S. Grosskopf y R. Fare. Las revistas más influyentes que publican artículos sobre DEA son *European Journal of Operational Research*, *Management Science*, *Journal of Productivity Analysis*, *Journal of the Operational Research Society*, *Annals of Operations Research*, *Journal of Econometrics*, y *Omega-International Journal of Management*. Algunas de estas revistas fueron pioneras en la publicación de varios de los primeros artículos sobre DEA que han alcanzado gran citación. Por último, se identifican las cinco subáreas de DEA más activas en los últimos años: el marco de evaluación de los factores contextuales en dos etapas, la ampliación de modelos, el tratamiento de tipos especiales de datos, el examen de la estructura interna de las DMUs y la medición de los resultados medioambientales. De estas, la primera ha captado la mayor atención.

- Emrouznejad y Yang (2018), publican una revisión de la literatura desde 1978 a 2016. Este estudio tiene como objetivo informar sobre las revistas académicas más utilizadas, análisis de autoría, análisis de palabras clave, estadísticas resumidas del crecimiento de las publicaciones, así como aplicaciones. La fuente de datos proviene de artículos publicados en Scopus. Los resultados indican que las revistas más populares en ciencias de la gestión e investigación operativa son: *European Journal of Operational Research Society*, *Journal of Productivity Analysis*, *Omega*, *Expert Systems with Applications*, *Annals of Operations Research*, y *Applied Economics*. Se destaca que la revista *Socio-Economic Planning Sciences* ha sido reconocida como la primera opción para la publicación de artículos DEA con aplicaciones en el sector público. La mayoría de los artículos relacionados con DEA, aproximadamente el 94%, cuentan con cuatro o menos autores. En cuanto a las palabras clave más utilizadas son Análisis Envolvente de Datos (incluyendo DEA, o modelos DEA). El número de artículos en revistas ha crecido exponencialmente desde el trabajo seminal de 1978. Hasta finales de 2016, se han publicado un total de 10.300 artículos, escritos por 11.975 autores distintos. Por último, revelan que la agricultura, la banca, la cadena de suministro, el transporte y las políticas públicas son los cinco principales campos de aplicación más recientes del DEA y con mayor número de artículos.
- Panwar et al. (2022) lleva a cabo una revisión exhaustiva de diversos modelos de DEA, abordando las áreas principales de aplicación, detalles sobre los *software* relacionados y un análisis bibliométrico. Para realizar esta revisión, recopilaron artículos de la base de datos estándar *ISI Web of Science* (WOS) correspondientes al periodo 1981-2021. En relación con los modelos, los autores proporcionan una breve explicación de aquellos considerados clásicos, como los modelos CRS, VRS y de eficiencia de escala (SE). También abordan versiones ampliadas, como los modelos aditivo, basado en *Slacks* (SBM), de medición de Russell (RM), *Free Disposal Hull* (FDH), de eficiencia cruzada y de supereficiencia (SE-DEA). Además, exploran modelos multietapa y multinivel, tales como los modelos en red, jerárquicos y de cadena de suministro. Se examinan modelos estocásticos y difusos, así como modelos híbridos como DEA combinado con técnicas de *Soft-Computing*, DEA con técnicas de aprendizaje automático y DEA con técnicas MCDM. Los modelos DEA descritos anteriormente se han aplicado para resolver una amplia variedad de problemas en el sector público, abarcando áreas como educación, salud, transporte, entre otros. Lamentablemente, no se proporcionan referencias específicas sobre la aplicación de estos modelos en el sector de seguridad pública. Además, los autores identificaron 18 programas informáticos que pueden utilizarse para implementar el DEA. Los resultados del análisis bibliométrico son consistentes con los hallazgos de las dos publicaciones previamente mencionadas.

2.2.2 Revisión de la literatura de las investigaciones sobre la eficiencia del Gasto Público en Seguridad

El procedimiento empleado para llevar a cabo la revisión bibliográfica se compone de las siguientes fases: 1) definición del problema; 2) búsqueda de la información; 3) organización de la información; y 4) análisis de la información, según lo propuesto por Gómez-Luna et al. (2014).

La primera fase guarda una relación directa con el objetivo central del capítulo, que se centra en el estudio de la eficiencia del gasto en seguridad pública. Para llevar a cabo la segunda fase, se realizaron búsquedas de publicaciones académicas en las bases de datos

Scopus, Web of Science y Dimensions, abarcando el período comprendido entre marzo y abril de 2022, así como junio de 2023. Cabe destacar que la búsqueda se limitó a investigaciones publicadas en inglés, sin restricción de fechas. Siguiendo a Arantes et al. (2012), el concepto de seguridad pública puede analizarse de dos maneras: a) como servicio público, y b) como gestión policial que previene y reprime. Por este motivo se utilizaron los siguientes algoritmos de exploración: [*public spending on security*] y [*police efficiency*] vinculados a título del artículo, resumen y palabras claves.

En relación con la tercera fase, en un principio se conformó una muestra inicial de 3.792 artículos. A continuación, se aplicó un filtro específico para la categoría *Economics, Econometrics and Finance*, reduciendo la muestra a 2.017 artículos. Luego, se realizaron filtrados adicionales basados en título y resumen, llegando a una selección final de 165 artículos. Posteriormente, se llevó a cabo un análisis detallado de cada documento, examinando datos informativos como el título, la revista de publicación, el año de publicación, el nombre del o los autores, el contexto de la investigación, la temática y el tipo de metodología de investigación empleada. Este proceso permitió finalmente la selección de una muestra de 156 artículos que constituirá el objeto de análisis. En la cuarta fase, se procede a examinar y analizar la información recopilada, teniendo en cuenta los dos enfoques mencionados anteriormente.

Eficiencia del Gasto Público en función de la seguridad

Desde la concepción de la seguridad como un servicio público, las instituciones centran su atención en integrar sus funciones con políticas sociales orientadas a la prevención de riesgos (catástrofes) y disuasión de delitos. Para dotar de este servicio a la ciudadanía existe un conjunto muy amplio de instituciones públicas, entre las que se incluyen las fuerzas del orden, un sistema judicial, un sistema penitenciario, así como departamentos de bomberos y organizaciones de protección del medio ambiente (Żółtaszek, 2014).

Algunas de estas organizaciones son administradas a nivel del gobierno central, mientras que otras tienen impacto a nivel local e incluso algunas operan a escala internacional. Por este motivo, los estudios que evalúan la eficiencia del gasto en seguridad pública relacionan el gasto nacional o local en su conjunto o dividiéndolo en categorías presupuestarias, con una serie de objetivos controlables o incontrolables (lo Storto, 2016). Otra manera de analizar es mediante dimensiones operativas y de desarrollo, que pueden ser ministerios o departamentos (Yadava & Neog, 2019).

Aunque los análisis de eficiencia a nivel agregado entre países son valiosos para comparar el desempeño al mismo tiempo, los análisis de eficiencia de cada país proporcionan información más sutil a funcionarios, académicos y políticos. Según D’Inverno et al. (2018), los gobiernos locales desempeñan un papel fundamental en este proceso de evaluación. En los últimos años, el proceso de descentralización ha adquirido mayor relevancia, trasladando algunas funciones públicas nacionales consideradas fundamentales a una competencia local.

En países caracterizados por limitaciones de crecimiento, influencias disruptivas internas y externas, aumento de la población y fuertes limitaciones presupuestarias, los gobiernos a menudo se ven obligados a implementar medidas de austeridad, recortando gastos y transferencias a los gobiernos locales y reestructurando así el suministro de servicios públicos. Reducir costes y mejorar el servicio al mismo tiempo puede parecer un objetivo inalcanzable, por lo que mejorar la eficiencia, en el sentido de obtener la máxima producción a partir de una cantidad limitada de recursos, se presenta como una posible solución (Benito et al., 2021).

La evaluación comparativa es considerada una herramienta clave para identificar deficiencias en el rendimiento, permitiendo así la formulación e implementación de planes de acción destinados a mejorar la rentabilidad, eficiencia y satisfacción del cliente. Según Carrington et al. (1997) las medidas de desempeño motivan a los proveedores de servicios gubernamentales a mejorar su eficiencia y eficacia, dado que, al ser en su mayoría monopolios, carecen de la presión competitiva para reducir costos, disminuir precios y elevar la calidad. En este sentido, la implementación de una sólida medición de la eficiencia y de un sistema efectivo de incentivos está en la agenda tanto de los líderes políticos como de los académicos.

Los estudios que se enmarcan en la corriente de investigación más reciente, en una primera etapa, centran su atención en evaluar la eficiencia de la seguridad pública como área funcional o departamental. Algunos investigadores que han dirigido su atención hacia los gobiernos locales son: Benito et al. (2008), García-Sánchez, (2009), Arantes et al. (2012), Feitosa et al. (2014), Khan et al. (2015), lo Storto (2016), Chen (2017), de Lima y Marinho (2017), D’Inverno et al. (2018), Yadava y Neog (2019), Zeng (2019), Lins y Nikolais (2020), Mao et al. (2020), y Zou et al. (2021). Mientras que otros estudiosos lo han hecho con gobiernos nacionales: Eugène (2007), Hsu y Lee (2014), Żółtaszek (2014), y Dutu y Sicari (2016).

Teniendo en cuenta que la eficiencia puede verse afectada no sólo por una gestión inadecuada, sino también por factores ambientales, o del entorno, que escapan al control de las administraciones nacionales o locales, en una segunda etapa, los esfuerzos de investigación se dirigen a la identificación de los principales determinantes de la eficiencia en el manejo del gasto público, mediante estudios empíricos que utilizan modelos de regresión para indagar el impacto de una serie de factores exógenos, tales como: fragmentación política, ideología política, infraestructuras (social, educación y cultura y deporte), renta, tamaño de la población (joven, extranjera, desempleada, etc.), turismo, entre otras (Hsu y Lee, 2014; lo Storto, 2016; D’Inverno et al., 2018; Benito et al., 2021).

Debido a las particularidades inherentes a los gobiernos nacionales o locales, se aplica con frecuencia al modelo DEA con rendimientos variables a escala (VRS) (Eugène, 2007; Benito et al., 2008; Żółtaszek, 2014; Feitosa et al., 2014; de Lima & Marinho, 2017; D’Inverno et al., 2018; Dutu & Sicari, 2016; Lins & Nikolais, 2020; Mao et al., 2020; Benito et al., 2021; Zou et al., 2021). En cuanto a la orientación de las variables, dado que el valor monetario del *output* público resulta poco relevante, la evaluación del comportamiento se enfoca en la optimización de los *inputs*. En el ámbito local, se emplean diversos insumos, como el gasto en seguridad pública, el costo del servicio policial, el costo del departamento o área funcional policial, y la inversión en seguridad pública. Mientras que en el ámbito nacional, se utilizan el gasto en seguridad pública y el costo de defensa. Finalmente, como productos se emplea con frecuencia las siguientes variables: coste empresarial de la delincuencia y la violencia, delitos esclarecidos, intervenciones policiales realizadas, inmovilizaciones efectuadas, satisfacción policial, fiabilidad de la policía, PIB, población, tasa de intervención, tasa delitos, entre otras.

La Tabla 2 proporciona una lista de las publicaciones más relevantes que abordan el análisis de la eficiencia del gasto en seguridad pública mediante la técnica no paramétrica DEA.

Tabla 2

Breve revisión de la literatura empírica sobre Gastó Publico en Seguridad basado en la técnica DEA

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
Eugène (2007)	Bélgica	VRS	Outputs	Gasto público en porcentaje del PIB	Seguridad y Orden Público: carga delincuencia, satisfacción policial, coste empresarial delincuencia y violencia, fiabilidad de la policía, seguridad personal y propiedad privada, y justicia	Nivel económico; tamaño del municipio; descentralización; signo político; situación financiera.
Benito et al. (2008)	España	VRS	Outputs	Coste personal; consumos corrientes	Servicios policiales: intervenciones realizadas; inmovilizaciones efectuadas	
García-Sánchez (2009)	España	CRS-VRS	Inputs	Plantilla total; número de vehículos	Seguridad pública: km ² recorridos vehículos policiales, detenidos, objetos recuperados, intervenciones realizadas Tasa: homicidios, delitos contra la propiedad, delitos contra la persona, delincuencia juvenil, detenciones en delitos violentos	
Alves et al. (2012)	Brasil	CRS-VRS	Inputs	Gastos en seguridad pública per cápita		Población; densidad; producción energía; consumo energía; importación y exportación energía; protección; corrupción
Hsu y Lee (2014)	Países OCDE	CRS-VRS	Inputs	Defensa y seguridad pública	Tasa de crecimiento del PIBpc	
Żółtaszek (2014)	Países Europeos	VRS	Inputs	Policías (por cada 100.000 habitantes); gasto administraciones públicas en orden público y seguridad (% PIB)	Homicidios; delitos violentos; robo vehículo de motor; tráfico de drogas (por cada 100.000 habitantes)	

Tabla 2 (continuación 2/3)

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
Feitosa et.al. (2014)	Brasil	VRS	Inputs	Gastos en seguridad pública per cápita	Tasa: asesinato, homicidio no intencionado de tráfico, tráfico de drogas, violación	
Khan y Murova (2015)	EE.UU.	VRS	Inputs	Gasto estatal: educación, transporte, sanidad, seguridad pública (policía y bomberos) y bienestar; empleo estatal; población	Gasto público total como porcentaje del PIB	
lo Storto (2016)	Italia	CRS-VRS	Inputs	Departamento Educación, Cultura y Policía local: gasto servicios policiales	Población; superficie km ²	Densidad población; valor añadido; micro delitos; recolección residuos; infraestructuras (social, educación y cultura y deporte)
Chen (2017)	Taiwán	CRS-VRS	Outputs	Departamento Policía y seguridad: gastos policiales; delitos	Delitos; robos; delitos violentos (esclarecidos); población	
D'Inverno et al. (2018)	Italia	VRS	Inputs	Área Policía local: coste anual	Población total; población + turistas; población 3-13; población 0-5 + sobre 65 + inmigrante; longitudes carreteras (km ²)	Tamaño población; geografía; turismo; clasificación del sistema laboral local
Dutu et al. (2018)	Países del Mundo	VRS	Inputs-Outputs	Servicios generales: gasto total y orden y seguridad	PIBpc	
Yadava y Neog (2019)	India	CRS-VRS	Inputs-Outputs	Total ingresos del Estado (TRE)	Indicador Administración: eficacia policía	
Zeng (2019)	China	CRS	Inputs	Densidad; desempleo; educación; hospitales; seguros; contaminación ambiental; PIB; Gasto seguridad pública pc; seguro desempleo; enfermedades infecciosas; seguridad Social	PIBpc; indemnización seguro personal; víctimas de tráfico	

Tabla 2 (continuación 3/3)

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
de Araújo et al. (2020)	Brasil	VRS	Inputs	Gastos en seguridad pública per cápita	Homicidios; robos; delitos violentos; violaciones	Policías; educación básica; ingresos corrientes / ingresos totales; población PIBpc; población temporal; garantías; satisfacción ciudadana seguridad social
Mao et al. (2020)	China	VRS	Inputs	Policías; gasto seguridad pública	Delitos (violentos, contra la propiedad y otros); accidentes tráfico; accidentes de incendio	Población (joven, extranjera, desempleada); renta pc; turismo; ideología política; fragmentación política
Benito et al. (2021)	España	VRS	Inputs	Coste del servicio policial y tráfico	Superficie km ² ; recaudación multas; daños; delitos; faltas	
Zou et al. (2021)	China	VRS	Inputs	Seguridad pública: gasto policía armada, seguridad nacional, fiscalía, tribunales, administración judicial y otros salarios de personal y gastos administrativos	Indicadores de vulnerabilidad: tasa desempleo, víctimas accidentes de tráfico, pérdidas económicas directas derivadas de desastres naturales	

Fuente: Elaboración propia.

Eficiencia Policial

En la Teoría Económica del Delito de Becker (1968) y en las contribuciones iniciales de Ehrlich (1973), abordadas en el capítulo previo, se resalta la participación de las comisarías (también citada como cuerpo, fuerza, delegación, departamento, destacamento, estación o unidad de policía) como instrumentos tanto preventivos como coercitivos para prevenir potenciales actividades delictivas (García-Sánchez, 2009).

La inseguridad es un problema multidimensional, resultado del deterioro de las estructuras sociales. Una de las instituciones más afectadas por esta situación es la Policía Nacional, ya que carece de control sobre numerosos factores que podrían prevenir o reducir la incidencia delictiva. Según Drake y Simper (2000), un problema importante inherente a la medición de la eficiencia policial es cómo cuantificar el papel de la policía en la sociedad si, con frecuencia, tiene una influencia directa limitada sobre el nivel de las actividades delictivas.

Una de las principales razones que impacta la efectividad de la acción policial está vinculada al hecho de que, en muchos casos, las víctimas de delitos deciden no denunciarlos debido a la falta de confianza en el manejo apropiado tanto de los delitos como de los delincuentes por parte de las autoridades. Esta desconfianza suele fundamentarse en experiencias previas de la víctima, quien con frecuencia observa la incapacidad de la policía para resolver el delito, detener a los responsables y llevarlos ante la justicia (Hadad et al., 2015). Otros hechos relevantes incluyen la escasez de recursos y los presupuestos institucionales ajustados en medio de la creciente demanda de seguridad personal y orden público, resultado de las fuertes presiones generadas por el crecimiento económico y los cambios en la sociedad. Las comisarías de todo el mundo enfrentan con frecuencia el problema de la falta de recursos suficientes y la necesidad de incrementar el tamaño de la fuerza policial (Wang et al., 2019).

La prestación del servicio policial representa un monto significativo del dinero de los contribuyentes, y la calidad de este servicio está directamente relacionada con la cantidad de recursos destinados a él. Pero paradójicamente, los beneficios que los gobiernos obtienen a través de estas actividades no se cuantifican en términos monetarios, sino en el reconocimiento por parte del público en general. En otras palabras, estos beneficios se traducen en credibilidad y respeto hacia la institución, características fuertemente ligadas a la seguridad ciudadana (Parra Domínguez et al., 2015).

Para Hadad et al. (2015), con frecuencia la actuación de los agentes de policía asignados a una comisaría, así como la de su oficial al mando, se mide por el cambio de tendencia (aumento, disminución) de los sucesos delictivos en su comisaría. Un buen rendimiento requiere que una comisaría preste sus servicios de manera eficiente (con el menor coste posible) y eficaz (cumpliendo los objetivos) (Verschelde & Rogge, 2012). La utilización eficiente de los recursos tendría un impacto directo en una financiación adecuada, lo que a su vez posibilitaría la mejora de la labor policial. Este proceso conduciría a un fortalecimiento en la prevención del delito y a una reducción de las situaciones anómalas que afectan el bienestar social. Dichas situaciones anómalas se manifiestan a través de la tasa de criminalidad (Parra Domínguez et al., 2015).

Considerando que las actividades que realizan las comisarías son variadas (prevención y disuasión, investigación y actividades coercitivas), es necesario un gran número de insumos y productos para medir su rendimiento, lo que dificulta la elaboración de un indicador único que pueda medir su eficiencia (García-Sánchez et al., 2013). Para superar estas limitaciones, los investigadores recurren al método no paramétrico DEA, el cual facilita la evaluación y clasificación del rendimiento de comisarías similares. La

clasificación de las comisarías posibilita identificar aquellas menos productivas, lo que permite concentrar los esfuerzos de gestión en dichas unidades. Este enfoque busca reducir el consumo de recursos o mejorar su rendimiento (Wang et al., 2019).

Varios estudios han adoptado el marco DEA y lo han utilizado para medir la eficiencia de las comisarías de policía, tanto a nivel de municipios o ciudades, como a niveles superiores (por ejemplo, regiones y países). Algunos ejemplos son Thanassoulis (1995), Drake y Simper (2000, 2003, 2004), Verma y Gavirneni (2006), García-Sánchez (2007, 2013), Gorman y Ruggiero (2008), Parra Domínguez et al. (2015), Alda y Dammert (2019), y Nepomuceno et al. (2022).

Los investigadores frecuentemente recurren a modelos VRS orientados a la producción para analizar el potencial de cada cuerpo de policía y reducir la delincuencia manteniendo constantes los recursos asignados (Diez-Ticio y Mancebon, 2002; Barros y Alves, 2005; Verma y Gavirneni, 2006; García-Sánchez, 2007 y 2013; Scalco et al., 2012; DeAngelo et al., 2014; Parra Domínguez et al., 2015; Asif et al., 2018; Chaiwuttisak, 2019; Nepomuceno et al., 2022).

Thanassoulis (1995) fue el pionero en emplear la técnica DEA para investigar la eficiencia policial. No obstante, señala una debilidad significativa en su estudio, ya que muchas fuerzas ineficientes operaban en entornos policiales notablemente diferentes a los de sus contrapartes eficientes. Esto generaba una falta de comparabilidad estricta en términos de rendimiento entre ellas (García-Sánchez et al., 2013). En este sentido, Carrington et al. (1997) y Drake y Simper (2005) intentaron evitar las limitaciones anteriores mediante un procedimiento en dos fases. Los estudios más recientes comparten la característica de calcular la eficiencia técnica mediante DEA en una primera etapa, y posteriormente, en una segunda etapa, emplear la regresión Tobit para analizar los factores externos o entornos operativos que podrían influir en los comportamientos policiales (Sun, 2002; García-Sánchez, 2007; Gorman & Ruggiero, 2008; Scalco et al., 2012; DeAngelo et al., 2014; Aristovnik et al., 2014). Para lograr una mayor robustez, algunos estudios utilizan las técnicas de remuestreo y *bootstrapping* propuestas por Simar y Wilson (1998), y una regresión truncada para datos de panel basada en el algoritmo n° 1 de Simar y Wilson (2007) (García-Sánchez et al., 2013 y 2013b; Parra Domínguez et al., 2015).

Respecto a los *inputs* utilizados en investigaciones previas, estos se relacionan con: 1) insumos de delitos (violentos, contra la propiedad, relacionados con las drogas, infracciones y cacheos); 2) insumos operativos (número de automóviles de la policía, coste de la mano de obra de la policía, coste de los locales de la policía, coste del transporte de la policía, número de agentes de policía y costes de capital); 3) insumos regionales (desigualdad, número de viviendas públicas, población por metro cuadrado, población urbana, PIB, porcentaje de desempleo, porcentaje de pobreza, porcentaje de población minoritaria, ingresos anuales medios de los hogares, tamaño de la población y tasa de alfabetización). Mientras que los *outputs* tienen relación como el número de detenciones, la cantidad de documentos judiciales tramitados, el número de infracciones, la tasa total de esclarecimiento, la tasa de esclarecimiento por robos, la tasa de esclarecimiento de delitos violentos, la tasa de esclarecimiento de otros delitos registrados, el tiempo medio de respuesta a las llamadas de emergencia, entre otros indicadores.

La Tabla 3 proporciona una lista de las investigaciones más destacadas que se centran en el análisis de eficiencia de las comisarías utilizando la metodología DEA.

Tabla 3

Breve revisión de la literatura empírica sobre Eficiencia Policial basado en la técnica DEA

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
Thanassoulis (1995)	Inglaterra y Gales	CRS	Outputs	Policías; delitos violentos; robos y otros delitos	Delitos violentos; robos; otros delitos (esclarecidos)	
Carrington et al. (1997)	Nueva Gales	CRS-VRS	Inputs	Policías; vehículos; funcionarios civiles	Infracciones; detenciones; citaciones; accidentes tráfico; km ² recorridos vehículos policiales	Jóvenes acuden a patrulla; viviendas con protección policial; ubicación de una patrulla; eficiencia pura patrullas
Drake y Simper (2000)	Inglaterra y Gales	CRS	Inputs	Gastos: empleados, locales, transporte; costes de capital y otros	Tasa liquidación; infracciones tráfico; pruebas alcoholemia	
Sun (2002)	Taiwán	CRS-VRS	Outputs	Policías; delitos	Delitos esclarecidos	
Diez-Ticio y Mancebon (2002)	España	VRS	Outputs	Policías; vehículos; población	Tasa esclarecimiento	
Drake y Simper (2003)	Inglaterra y Gales	VRS	Inputs	Gasto personal; gasto capital	Delitos esclarecidos	
Drake y Simper (2004)	Inglaterra	CRS	Inputs	Número quejas por oficial; Número medio de días perdidos (por absentismo) por oficial	Delitos esclarecidos; llamadas emergencia	
Barros y Alves (2005)	Portugal	VRS	Outputs	Delitos (contra las personas, sexuales, robos, robos en viviendas, vehículos)	Delitos esclarecidos	
Verma y Gavirne (2006)	India	VRS	Outputs	Agentes; gasto total policía; casos investigados	Personas (detenidas, imputadas y condenadas); juicios concluidos	
García-Sánchez (2007)	España	VRS	Outputs	Delitos	Delitos esclarecidos	Población; ratios intensidad

Tabla 3 (continuación 2/4)

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
Gorman y Ruggiero (2008)	Estados Unidos	VRS	Inputs	Policías; vehículos; otros empleados	Homicidios; total delitos; otros delitos violentos	Población: activa (%); en millones; densidad; madres solteras; pobreza (%)
Wu et al. (2010)	Taiwán	CRS-VRS	Outputs	Coste mano de obra; gasto funcionamiento; coste equipos	Delitos esclarecidos (robos, violentos, accidentes de tráfico); servicios generales y especiales; satisfacción seguridad pública	
Akdogan (2012)	Turquía	CRS	Outputs	Policías; vehículos; población; superficie km ² ; entidades críticas (escuelas y hospital); documentos entrantes; incidentes ocurridos (delitos y accidentes de tráfico)	Documentos judiciales y de gestión tramitados; documentos salientes; incidentes esclarecidos	
Scalco et al. (2012)	Brasil	VRS	Outputs	Policías	Delitos persona y propiedad (inversa); detenciones delitos persona y propiedad	Población (densidad, jóvenes, niños); escola-ridad; Gini; mujeres cabeza familia; renta pc; hogares sin retrete ni agua corriente; dummy
Verschelde y Rogge (2012)	Bélgica		Outputs		Policía comunitaria; acogida de los ciudadanos; intervención; ayuda a las víctimas; investigación local; mantenimiento del orden público	Tasa ingresos subsistencia; presión verde; presión gris; índice bienestar
Asmild et al. (2012)	Dinamarca	VRS	Inputs	Personal (por función)	Detenciones; resolución casos; % tiempo disponible; llamadas emergencia (inversa velocidad respuesta); índice delincuencia (inversa); % tiempo patrulla	

Tabla 3 (continuación 3/4)

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
García-Sánchez et al. (2013)	España	VRS	Outputs	Eficacia operativa: delitos cometidos contra el patrimonio, personas, libertad e indemnidad sexual y seguridad pública Eficacia de los objetivos: eficacia operativa (años anteriores) Efectividad: variación número de delitos.	Eficacia operativa: número detenciones Eficacia de los objetivos: inversa variación de los delitos cometidos Eficacia: cambios en la población, tasas de actividad económica e índice de turismo	
García-Sánchez et al. (2013)	España	VRS	Outputs	Policías	Porcentaje de delitos (esclarecidos): contra la propiedad, persona; indemnidad sexual; seguridad pública	PIB; desempleo; población; inmigración
Ferrandino (2013)	Estados Unidos	VRS	Inputs-Outputs	Cacheos; exceso cacheos	Pistolas recuperadas, contrabando encontrado y detenciones	
Aristovnik et al. (2013)	Eslovenia	CRS	Outputs	Infracciones: penales; orden público; tráfico	Medidas investigación: lugar delito y domicilios; detenidos; ordenes procesadas; controles tráfico	Población; superficie km ² ; asentamientos; migración; vehículos; longitud vías km ² Técnicas selección personal; policías proximidad; dispositivos informáticos portátiles; agentes antidroga
Deangelo et al. (2014)	Estados Unidos	VRS	Outputs	Comisarías; policías; personal oficina; vehículos; población (joven y pobre)	Delitos: homicidios y robos (inversa); actividades que participa el departamento	
Alda (2014)	Guatemala	CRS-VRS	Outputs	Personal oficina; vehículos; coste mano de obra	Delitos: homicidios y robos (esclarecidas)	
Aristovnik et al. (2014)	Eslovenia	CRS	Inputs	Personal; equipo informático; radios	Delitos (esclarecidas); accidentes de tráfico con lesiones; llamadas emergencia; instrumentos coerción	Infracciones (penales y de orden público); accidentes de tráfico

Tabla 3 (continuación 4/4)

Autor	País	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs	Variables ambientales
Parra et al. (2015)	Países del Mundo	VRS	Outputs	Policías	Delitos esclarecidos	Probabilidad arresto y condena; densidad de población; tasa de alfabetización; PIBpc; desempleo; inversión extranjera directa
Hadad et al. (2015)	Israel	CRS	Outputs	Delitos (violentos, robos, accidentes de tráfico); costo estaciones; vehículos; población	Delitos (esclarecidos); multas tráfico; casos conducción alcohol	Población; superficie km²; vehículos; población minoritaria; tipo estación
Sinuany-Stern et al. (2016)	Israel	VRS	Inputs-Outputs	Policías; vehículos	Expedientes: iniciados, con acusación, con prisión; llamadas emergencia; % expedientes: iniciados, con acusación, con prisión	
Asif et al. (2018)	Pakistán	VRS	Outputs	Investigadores; personal, vehículos, gastos funcionamiento	Tiempo medio de respuesta (inverso); delitos esclarecidos (%); trámites judiciales; personal puntos críticos	Población; pobreza; desigualdad; educación; urbanización; migrantes; policía municipal
Wang et al. (2019)	Taiwán	CRS	Outputs	Población; financiamiento; policías	Delitos; sospechosos; delitos esclarecidos	
Alda y Dammert (2019)	Perú	CRS	Inputs	Policías; vehículos; índice tecnología disponible	Delitos (valores más altos)	Población; comunidades; voluntarios
Chaiwuttisak (2019)	Tailandia	VRS	Outputs	Policías	Proporción detención con prisión preventiva en relación al total detenciones; satisfacción servicios policiales; índice satisfacción ciudadana	
Nepomuceno et al. (2020)	Brasil	VRS	Outputs	Policías	Delitos esclarecidos	

2.2.3 Revisión de la literatura de las investigaciones sobre índices de productividad

La Tabla 4 recoge las características de los trabajos revisados que se centran en el análisis de las políticas de seguridad ciudadana. Las conclusiones generales que se desprenden son, en primer lugar, que el índice de Malmquist es la principal herramienta utilizada para detectar y explicar las variaciones dinámicas de la eficiencia. En segundo lugar, el índice permite identificar a las DMUs con desempeño eficiente que deben ser tratadas como puntos de referencia para aquellas DMUs con deterioros en su productividad.

Al ser la seguridad un tema multidimensional, admite diversas aproximaciones:

Considerándola como un servicio público, las instituciones enfocan la integración de sus funciones con políticas sociales orientadas a la prevención de riesgos (catástrofes) y disuasión de delitos. Storto (2016) y Yadava y Neog (2019) señalan que los estudios sobre la eficiencia del gasto público en seguridad abarcan el gasto nacional/local en su conjunto, dividiéndolo en categorías presupuestarias, o mediante dimensiones operativas y de desarrollo como ministerios/departamentos. Ejemplos de estos estudios incluyen a Hsu y Lee (2014), quienes analizaron como ha cambiado la productividad del gasto en defensa y seguridad pública en 14 países desarrollados; Zou et al. (2021), investigaron el cambio en la productividad del gasto policial y de seguridad nacional en 31 regiones en China; Chen (2017), evaluó los cambios intertemporales de productividad de los departamentos en municipios taiwaneses, incluyendo policía y seguridad; y Martínez González y Rueda López (2013), analizaron el comportamiento de la productividad de los subsectores industriales de base tecnológica e industrial de seguridad y defensa en España.

Considerándola como labor policial, se analiza el uso eficiente de los recursos para prevenir el delito y reducir situaciones anómalas que alteren el bienestar social. Autores como de Lima y Marinho (2017), Hadad et al. (2015), García-Sánchez et al. (2013) y Pestana Barros (2006), se han enfocado preferentemente en la eficiencia policial y sus cambios a lo largo del tiempo.

En cuanto al índice de Hicks-Moorsteen, la revisión de la literaria ha permitido evidenciar que existen aplicaciones empíricas en diversos sectores, los más frecuentes son: educación (Becerra-Peña et al., 2023; Becerra-Peña & Santín, 2020; Aparicio et al., 2018), agua y agricultura (Molinos-Senante et al., 2019), administración pública (Caldas et al., 2019), seguros (Lao & Mo, 2018), y aerolíneas (Seufert et al., 2017), por nombrar algunos. Sin embargo, hasta la fecha de esta revisión, no se han identificado estudios académicos que aborden de manera exclusiva la productividad de la seguridad pública con esta metodología. Por ende, consideramos que ser pioneros en evaluar la productividad de los cuerpos policiales mediante diversos enfoques constituye una de las principales contribuciones de este estudio.

Tabla 4

Breve revisión de la literatura empírica que aplica índices de productividad en el ámbito de la seguridad ciudadana

Autor	País	Tema	Tipo escala	Orientación distancia	Inputs	Outputs
Zou et al. (2021)	China	Seguridad Pública	VRS	Inputs	Gasto policía armada, seguridad nacional, fiscalía, tribunales, administración judicial y otros gastos administrativos	Tasa desempleo, víctimas accidentes de tráfico, pérdidas económicas directas derivadas de desastres naturales
de Lima y Marinho (2017)	Brasil	Seguridad Pública	VRS	Inputs	Policías (militares y civiles); gasto seguridad (excepto gastos policiales)	Tasa prevención: vehículos, homicidios y otros robos
Chen (2017) ^a	Taiwán	Administración Pública	CRS-VRS	Outputs	Departamento Policía y seguridad: gastos policiales; delitos	Delitos; robos; delitos violentos (esclarecidos); población
Hadad et al. (2015)	Israel	Seguridad Pública	CRS	Outputs	Delitos (violentos, robos, accidentes de tráfico); costo estaciones; vehículos; población;	Delitos (esclarecidos); multas tráfico; casos conducción alcohol
Hsu y Lee (2014) ^a	Países OCDE	Gasto Público	CRS-VRS	Inputs	Defensa y seguridad pública	Tasa de crecimiento del PIBpc
García-Sánchez et al. (2013)	España	Seguridad Pública	VRS	Outputs	Policías	Porcentaje de delitos (esclarecidos): contra la propiedad, persona; indemnidad sexual; seguridad pública
Martínez y Rueda López (2013)	España	Seguridad y Defensa	VRS	Outputs	Empleo e inversión logística	Demanda interna y exportaciones
Pestana Barros (2006)	Portugal	Seguridad Pública	VRS	Inputs	Policías; coste mano de obra; vehículos; robos; delitos (droga)	Robos esclarecidos; delitos droga esclarecido; operaciones búsqueda; control de tráfico; delitos menores

CRS = rendimientos constantes a escala, VRS = rendimientos variables a escala.

Nota = ^a Inputs y outputs relacionados exclusivamente con el área de seguridad.

Fuente: Elaboración propia.

2.3 Metodología

Existen diferentes métodos para calcular la eficiencia: paramétricos y no paramétricos. Los métodos paramétricos, como el Análisis de Frontera Estocástica (SFA), especifican una forma funcional concreta de la frontera y estiman sus parámetros mediante técnicas de programación matemática o econométrica. El SFA se emplea cuando se realiza una suposición explícita sobre la función de producción e incorpora términos de error estocástico para tener en cuenta la variabilidad no observada en el análisis de eficiencia. Además, los métodos paramétricos pueden incluir modelos basados en funciones de producción específicas, como el modelo Cobb-Douglas, que asume formas funcionales particulares para representar la relación entre las entradas y salidas de las unidades de producción (Barros & Alves, 2005).

Por otro lado, los métodos no paramétricos no requieren especificación de forma funcional alguna y estiman la eficiencia mediante algoritmos de programación lineal. Ejemplos de estos métodos incluyen el Análisis Envolvente de Datos (DEA), el Free Disposal Hull (FDH) y el modelo de frontera de orden-m (Order-m frontier). Los métodos no paramétricos, en particular, son especialmente utilizados en el contexto del sector público (de Lima & Marinho, 2017)

Si bien la elección del método depende de la naturaleza específica del problema, la disponibilidad de datos y los objetivos del análisis de eficiencia, el DEA se destaca como una alternativa frecuentemente utilizada para comparar la eficiencia entre distintas organizaciones públicas. Este método permite analizar la eficacia relativa en función de los inputs y outputs, sin necesidad de incorporar las especificidades procedimentales de cada sector, como la seguridad pública. El DEA es especialmente valorado por sus ventajas y aplicabilidad, las cuales se abordarán de manera detallada a continuación (Agarwal et al., 2021).

2.3.1 Una aproximación a los conceptos básicos

Previo al estudio formal del DEA, es necesario conocer el significado de tres conceptos fundamentales: unidad de decisión, productividad y eficiencia relativa.

Unidad de decisión

Es cualquier empresa o institución con la capacidad de producir consumiendo ciertos recursos, y con la capacidad de poder modificar tanto el nivel de los recursos consumidos (entradas) como el de la producción creada (salidas). Por esta capacidad de producir, analizar y decidir, a este concepto se lo conoce con otro nombre, en nomenclatura anglosajona, DMU (*Decision Making Unit*). Una selección diferente de las DMUs o de las entradas y salidas puede dar lugar a resultados y conclusiones diferentes en los análisis de eficiencia (Hadar et al., 2015).

Las DMUs deben reunir determinadas características: a) ser comparables, tanto las entradas como las salidas que se utilice deben ser medibles en unidades homogéneas, y deben trabajar en un contexto similar que permita su comparación; b) ser controlables, las entradas deben capturar todos los recursos que puedan causar algún efecto en los productos, mientras que las salidas deben reflejar todos los resultados útiles con base a los cuales se desea evaluar las DMUs; y, c) ser susceptibles de unificación, es recomendable combinar los recursos en agregados de entradas significativas (por ejemplo, costes), y todas las salidas en productos significativos (por ejemplo, ingresos), a estos agregados se los denomina indicadores clave de rendimiento (KPI, por sus siglas en inglés) (Bogetoft y Otto, 2010).

Productividad

Para Farell (1957), el autor más influyente en temas relacionados con la medición de la eficiencia y la productividad, define a esta última como la relación entre los resultados que se obtiene y los recursos empleados en su producción. Cuando se analiza una sola entrada y una sola salida su cálculo es simple. Sin embargo, las cosas se complican en caso de múltiples entradas y salidas, como suele ocurrir en la vida real (Panwar et al., 2022), siendo necesario calcular sumas ponderadas e incluir un peso (nivel de importancia) correspondiente a cada variable. Al realizar estas operaciones se obtienen valores adimensionales conocidos como entradas y salidas virtuales. Con estos nuevos conceptos, se puede definir la productividad con la siguiente expresión:

$$Productividad_j = \frac{\sum_{k=1}^S v_{kj} y_{kj}}{\sum_{i=1}^m u_{ij} x_{ij}} \quad [1]$$

Donde x_{ij} es la cantidad de entrada o recurso i utilizado por la unidad j , y y_{kj} es la cantidad de salida o resultado k que produce la misma unidad, los términos u_{ij} y v_{kj} son los pesos correspondientes a cada entrada y salida, respectivamente.

Aplicando la fórmula [1] se puede determinar la productividad de una DMU, sin embargo, al disponer exclusivamente de este resultado, resulta difícil determinar si el índice obtenido es alto o bajo en relación con otras DMUs del mismo sector o industria. Una alternativa sería calcular algún índice que nos permita comparar DMUs similares; para cumplir este propósito, se utiliza un nuevo concepto: eficiencia relativa.

Eficiencia relativa

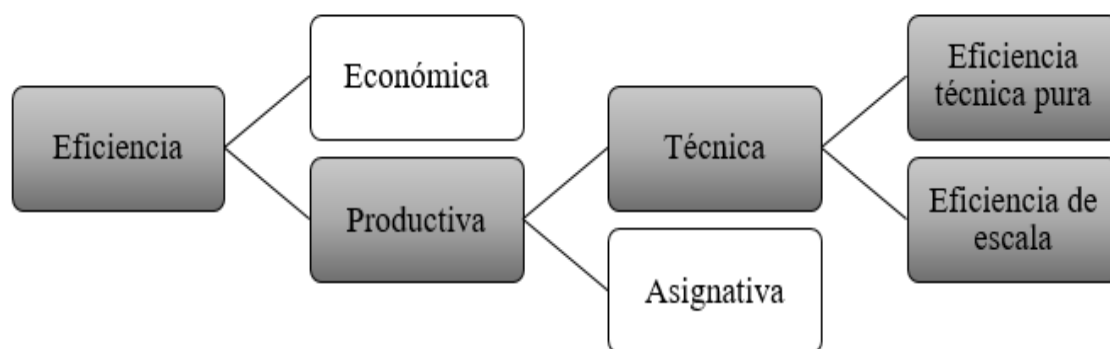
A nivel macroeconómico, la eficiencia implica que la sociedad obtiene el máximo beneficio de sus recursos escasos (Mankiw, 2012). Por otro lado, en el ámbito microeconómico, una empresa que opera en la frontera de producción (es decir, logra la producción máxima posible con cada nivel de insumos) puede considerarse eficiente desde una perspectiva técnica, mientras que se clasificaría como ineficiente si opera por debajo de ese límite (Coelli et al., 2005). En este sentido, una empresa eficiente podría aumentar su producción sin requerir más insumos o, de manera equivalente, generar la producción máxima para unos recursos dados.

La eficiencia se clasifica en dos tipos: económica, cuando los beneficios superan a los costos, y productiva, cuando los gastos se llevan a cabo de manera eficiente para obtener una producción específica (Figura 1). Según Metcalfe y Richards (1989), la eficiencia productiva se divide en dos subtipos: la eficiencia técnica, relacionada con el uso de procedimientos óptimos para consumir los recursos y lograr resultados en unidades físicas; y la eficiencia asignativa, que considera los precios de las combinaciones óptimas de recursos y producción con el objetivo de minimizar los costos de producción (Bogetoft & Otto, 2010).

Por su parte, la eficiencia técnica se subdivide en dos tipos: la eficiencia técnica pura, vinculada a conceptos estrictamente técnicos, con el objetivo de maximizar los resultados en relación con los recursos, asumiendo el supuesto de rendimientos variables a escala (VRS); y la eficiencia de escala, relacionada con la tecnología de producción y ligada al tamaño operativo, lo que implica que no es factible operar con rendimientos constantes a escala (CRS). En este contexto, la DMU se caracteriza por experimentar rendimientos crecientes a escala o rendimientos decrecientes a escala. Barros y Alves (2005) sostienen que todas las organizaciones económicas que emplean insumos para generar resultados tienden a exhibir inicialmente rendimientos crecientes a escala, seguidos de rendimientos constantes y, finalmente, decrecientes.

Figura 1

Esquema de clasificación de la eficiencia



Fuente: Elaboración propia.

Considerando que el principal objetivo de la investigación es el análisis de la eficiencia policial, que al ser una institución pública no tiene como finalidad generar beneficios económicos, el análisis de la producción de salidas tiene escasa significatividad, por lo tanto, será la eficiencia técnica – orientada a las entradas la que tenga pleno sentido en el ámbito de este servicio público.

Contar con información sobre la productividad de las unidades a evaluar permite realizar evaluaciones específicas como la evaluación comparativa. Esta actividad sería sencilla de realizar si se puede agregar el objetivo de la empresa o institución en un único criterio, como una función de producción, y si se tiene una descripción perfecta de la tecnología disponible para transformar los insumos y generar los productos. Desgraciadamente, en las evaluaciones reales, normalmente se carece de información sobre el objetivo general de la organización y sobre el conjunto tecnológico (Bogetoft & Otto, 2010). Entonces, en lugar de comparar lo que hace la empresa o institución con lo que debería realizar para alcanzar el máximo beneficio, se efectúa una comparación con otras empresas o instituciones similares. De esta manera, se calcula una frontera empírica que sirve como estándar de referencia, de modo que las desviaciones respecto a esta medida actúan como indicadores de ineficiencia. La evaluación comparativa es una forma de superar estos problemas prácticos fundamentales pasando de la eficacia a la eficiencia relativa (Bogetoft & Otto, 2010).

Para calcular la eficiencia relativa se utiliza la siguiente expresión:

$$Eficiencia_j = \frac{Productividad_j}{Productividad_{max}} = \frac{\frac{Salida\ virtual_j}{Entrada\ virtual_j}}{\frac{Salida\ virtual_{max}}{Entrada\ virtual_{max}}} \quad [2]$$

Donde el subíndice j indica la DMU que se analiza y el subíndice max la DMU de máxima productividad. Al dividir cada medida de productividad entre la máxima productividad, se obtiene una serie normalizada que oscila en el intervalo $[0,1]$. Esto se debe a que la productividad más elevada siempre figura en el denominador. Cuando la puntuación de eficiencia de una DMU es igual a uno, se concluye que es relativamente eficiente; en caso contrario, se clasifica como relativamente ineficiente (Panwar et al., 2022).

2.3.2 Análisis Envolvente de Datos (DEA)

Veinte años después del trabajo seminal de Farrell (1957), y tomando como base esas ideas, se publica el artículo seminal de Charnes et al. (1978). Posteriormente, en respuesta a la necesidad de métodos efectivos para evaluar las eficiencias relativas de las unidades de producción con múltiples entradas y salidas, se publicaron los trabajos pioneros de Banker et al. (1984) y Charnes et al. (1985). Estos introducen una potente metodología que, posteriormente, se conocería como Análisis Envolvente de Datos (DEA). La finalidad del DEA es proporcionar una metodología que compare un conjunto de DMUs similares, que operen en entornos “complejos caracterizados normalmente por la falta de información fiable sobre los precios de los insumos y los productos y/o la falta de conocimiento (exacto) sobre la “forma funcional” de la función de producción o de costes” (Verschelde & Rogge, 2012, p. 218), para identificar aquellas que muestren mejores prácticas, en el sentido de consumir pocos insumos y producir muchos productos. En este sentido, son los propios datos los que definen la *frontera eficiente* empírica a partir de la unión de hiperplanos que conectan entre sí las unidades técnicamente eficientes (Cook & Seiford, 2009; Hsu & Lee, 2014). Asimismo, este enfoque metodológico posibilita la evaluación del nivel de eficiencia de las unidades que no se encuentran en la frontera, al mismo tiempo identifica puntos de referencia con los que se puedan comparar dichas unidades ineficientes.

El DEA sigue un proceso de dos etapas en el cual, en el primer paso, se formula el problema de manera fraccional, y en el segundo paso, se simplifica a una forma lineal (Panwar et al., 2022). Debido a su enfoque no paramétrico, el DEA no hace suposiciones sobre las formas funcionales o comportamientos específicos de las unidades evaluadas, lo que imposibilita el uso de pruebas de hipótesis. Desde sus inicios, ha experimentado un desarrollo rápido y se ha consolidado como una herramienta no paramétrica de análisis significativa en los estudios de eficiencia y productividad. Según Gutiérrez Rojas (2018), el modelo DEA clásico ha evolucionado de manera natural hacia el ámbito semiparamétrico mediante la aplicación de técnicas de supereficiencia para detectar valores atípicos y el uso de *bootstrap* para contrastar la hipótesis de retornos a escala.

Ventajas y desventajas del DEA

Algunas de las ventajas que presenta el uso del DEA incluyen:

- La capacidad para manejar múltiples variables de entrada y salida, incluso si tienen diferentes unidades de medida.
- La versatilidad para trabajar con datos tanto cualitativos como cuantitativos.
- La ausencia de la necesidad de una función paramétrica específica para representar la tecnología subyacente, permitiendo valores cero tanto en las entradas como en las salidas.
- La atribución de toda la perturbación aleatoria al término de ineficiencia.
- La capacidad para construir de manera endógena un conjunto no lineal de DMUs con mejores prácticas, convirtiéndose así en una herramienta eficaz para la toma de decisiones al dirigir la atención de la dirección hacia las áreas susceptibles de mejora.

Por su parte, las principales desventajas se refieren a la dificultad de aplicar la inferencia estadística a las puntuaciones DEA, la sensibilidad en el número de variables usadas en el cálculo, y la presencia de valores extremos, que pueden dar lugar a definir falsas fronteras de eficiencia (Bogetoft & Otto, 2010; Gonzalez et al., 2011; DeAngelo et al., 2014; Hsu & Lee, 2014). Para dar solución a estos problemas los investigadores proponen

varias alternativas. En cuanto a la primera desventaja, Simar y Wilson (1998, 2000) desarrollaron la metodología *Bootstrap* DEA, que permite la simulación de datos para la inferencia estadística (una explicación detallada se encuentra en la sección 2.3.5.1). En cuanto al número óptimo de variables que deben incorporarse en un modelo, esto dependerá en gran medida de la disponibilidad de datos y del número de DMUs en el estudio. Se suelen aplicar con frecuencia los siguientes heurísticos para determinar el número adecuado de DMUs: a) debería ser mayor que la multiplicación de las variables de entrada y salida; y b) debería oscilar entre dos o tres veces la suma de las variables de entrada y salida (Dyson et al., 2001; Cook et al., 2014; Sinuany-Stern et al., 2016). La sensibilidad debido a la presencia de valores atípicos se puede tratar de dos maneras: la primera, se refiere a un procedimiento de orden-*m* robusto (condicional e incondicional) que utiliza un marco de *bootstrapping* simple (una explicación detallada se encuentra en la sección 2.3.3.2); y la segunda, mediante la aplicación de una extensión del modelo DEA clásico denominada modelo de Supereficiencia (SE-DEA), desarrollado por Andersen y Petersen (1993).

EL modelo SE-DEA es útil para identificar unidades que sobresalen por su capacidad para superar los estándares de eficiencia. Su aplicación se lleva a cabo en dos etapas. En la primera etapa, el DEA asigna a todas las unidades eficientes una puntuación igual a la unidad. No obstante, puede surgir la situación en la que exista un considerable número de estas DMUs eficientes en una muestra específica de datos, lo que dificulta realizar una discriminación más detallada entre ellas (Drake & Simper, 2003). En la segunda etapa, se crea un *ranking* de las DMUs eficientes, mediante la comparación de la unidad evaluada con una combinación lineal de todas las demás unidades de la muestra, bajo el supuesto de exclusión de la propia DMU del conjunto de referencia. Por lo tanto, una DMU eficiente puede aumentar su vector de entrada proporcionalmente preservando la eficiencia, y la unidad evaluada obtiene una puntuación de eficiencia superior a uno cuando existe orientación a las entradas (puntuación menor a uno con orientación a las salidas), y se las puede someter a un análisis individual (Seifert & Nieswand, 2014). El puntaje refleja la distancia radial desde la DMU bajo evaluación hasta la frontera de producción estimada con esa DMU excluida de la muestra, es decir, el máximo aumento proporcional en los insumos preservando la eficiencia (Poveda, 2011). De esta manera, el modelo SE-DEA permite distinguir las unidades más eficientes (supereficientes) de otras DMUs eficientes situadas en la frontera (Asif et al., 2018). En el caso de las unidades ineficientes al encontrarse fuera de la frontera de producción, la exclusión de las DMUs eficientes no afectará sus puntuaciones. Por este motivo, a las puntuaciones de supereficiencia también suele considerarse como una medida de estabilidad (Cook & Seiford, 2009).

Desde su introducción, la metodología DEA ha sido objeto de críticas, principalmente debido a su extrema flexibilidad para la selección de unidades eficientes y a la limitada influencia en las puntuaciones de eficiencia para variables con valores pequeños, a pesar de su supuesta importancia teórica. Estos aspectos, han generado un amplio debate en la bibliografía. Autores como Verma y Gavirneni (2006), Eugène (2007), Verschelde y Rogge (2012) y Sinuany-Stern et al. (2016) argumentan que estos problemas podrían solucionarse introduciendo restricciones en las ponderaciones y dejar que el modelo solo juegue dentro de los límites establecidos por las partes interesadas. Esta posición ha sido fuertemente rechazada. En palabras de Dyson et al. (2001), por equidad y justicia antes de la inclusión de restricciones de peso, es necesario que sean debidamente justificadas y tengan sentido. Además señalan algunos inconvenientes en su aplicación como: la necesidad de justificar los límites de peso para cada unidad de manera individual; las

restricciones de peso no homogéneas no suelen ser directamente transferibles de manera directa entre modelos; un modelo DEA con restricciones de peso ya no puede considerarse un modelo radial, y los resultados obtenidos con estas restricciones no se interpretan de la misma manera que aquellos obtenidos sin ellas (Førsund, 2013); la igualdad entre la eficiencia relativa y absoluta de una DMU puede dejar de ser válida en presencia de restricciones de peso; y ciertos tipos de restricciones de peso no homogéneas pueden ser redundantes.

Por lo comentado, y en ausencia de un conocimiento detallado sobre los pesos correctos y sin un consenso entre las partes involucradas, la información puede obtenerse del propio índice observado (es decir, se deja que los datos hablen por sí mismos) (Rogge & Verschelde, 2013). Es decir, el modelo determina las ponderaciones de los resultados de forma endógena a partir de los datos de rendimiento observados a priori. Precisamente, “la libertad para seleccionar y manipular las ponderaciones utilizadas para evaluar las unidades es uno de los principales puntos fuertes de la DEA” (Dyson et al., 2001, p. 258).

Postulados del DEA

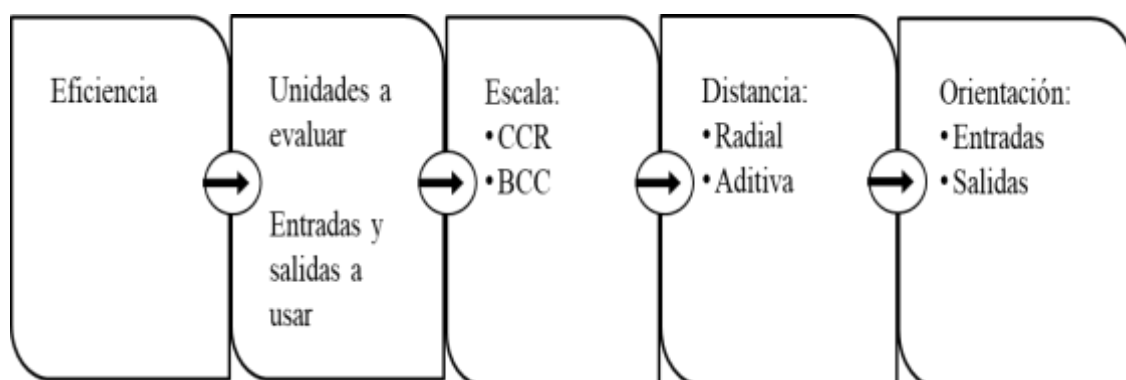
Las tecnologías que se estiman se suponen que tienen ciertas regularidades leves como: a) la libre disponibilidad, si una combinación *input-output* es una producción factible para una empresa o institución, entonces cualquier punto por debajo del punto factible también lo será y, por lo tanto, también está en el conjunto tecnológico; y b) la convexidad, si dos combinaciones de *input-output* son producciones factibles, entonces cualquier mezcla de las dos también es una producción factible. A esta mezcla se la denomina combinación convexa, o se dice que el conjunto tecnológico es convexo. Por lo demás, el objetivo es dejar que sean los propios datos los que definan la forma de la frontera en la mayor medida posible (Murias et al., 2006; Bogetoft & Otto, 2010).

Procedimiento a seguir en el DEA

En la Figura 2, se presenta el flujo del proceso a seguir en el análisis DEA. En la primera fase, se requiere la definición de las unidades a evaluar, conocidas como DMUs, así como la selección de las entradas y salidas que serán empleadas en el análisis. Seguidamente, se elige el tipo de rendimiento a escala del modelo para determinar la configuración de la frontera de eficiencia. En una tercera etapa, se opta por el tipo de distancia, ya sea radial o aditiva. Finalmente, en la cuarta etapa, se realiza la elección de la orientación hacia los recursos o los resultados.

Figura 2

Flujo del proceso análisis mediante DEA



Fuente: Elaboración propia.

En lo relacionado con el tipo de rendimiento a escala, se destacan los modelos CCR y BCC, comúnmente conocidos como modelos clásicos. Las siglas CCR corresponden a las iniciales de los autores Charnes, Cooper y Rhodes (1978), y este modelo establece rendimientos constantes a escala (CRS). El modelo CCR presupone que cada DMU opera en su nivel óptimo de escala, sin considerar la posibilidad de que el tamaño de la escala influya en los niveles de eficiencia de las DMUs. Estudios realizados por Carrington et al. (1997), Wu et al. (2010), y Barros y Perrigot (2007) han evidenciado que las variables ambientales pueden afectar a la eficiencia de las DMUs, provocando que operen a una escala subóptima. Por esta razón, la hipótesis del modelo CCR puede conducir a errores en la evaluación de las puntuaciones globales de eficiencia técnica (Alda, 2014).

La ampliación del modelo anterior es el modelo BCC, acrónimo de Banker, Charnes y Cooper, fue propuesto por primera vez en 1984, e introduce la noción de rendimientos variables a escala (VRS). Los diversos modelos en el DEA buscan determinar qué subconjunto de las DMUs determinan la frontera de eficiencia. Para ser considerada eficiente, los puntos asociados a una DMU específica deben situarse sobre dicha frontera. Aquellas DMUs que no cumplen con este criterio se denominan ineficientes, y el análisis permite identificar las fuentes y la magnitud de la ineficiencia y/o proporciona una medida consolidada de la ineficiencia relativa (Ouertani et al., 2018).

Para estimar las distancias de las DMUs ineficientes hacia la *frontera de mejores prácticas* es necesario definir una medida de distancia que facilite la aproximación a la tecnología; esta medida relativa no debe ser confundida con una medida en términos económico (Dyson et al., 2001; Afonso & Venâncio, 2020). Existen diversas formas de proyectarse hacia la frontera de las mejores prácticas, siendo las más reconocidas la proyección aditiva y la radial o equiproporcional, siendo esta última la opción más comúnmente empleada.

Al emplear un modelo DEA, se requiere tomar decisiones cruciales tanto en la elección del modelo, ya sea CCR o BCC, como en la orientación: recursos o resultados. La principal diferencia entre un modelo CCR y un modelo BCC radica en si el tamaño de escala de la DMU influye en las puntuaciones de eficiencia (Alda, 2014).

Para este estudio, se diseña la función de producción con el objetivo de minimizar los costos relacionados con el uso de los recursos, manteniendo constante el nivel de producción. En el análisis de eficiencia policial, esta elección es común, y suele utilizarse la asignación de gastos públicos como insumos, dada la influencia significativa que los cuerpos de policía tienen en dicha asignación (Aristovnik et al., 2014; lo Storto, 2016). El DEA se adapta de manera favorable a las características del sector público, donde establecer una función de producción ideal es impracticable, construyéndose a partir de la información disponible (Benito et al., 2021).

Dado que la población objetivo comprende 221 cantones de Ecuador, los cuales se caracterizan por sus variados tamaños, se ha optado por implementar un modelo BCC orientado hacia las entradas. Por lo tanto, todos los resultados empíricos del DEA se calcularán siguiendo el modelo presentado en la Tabla 5. A continuación, se detalla la expresión matemática correspondiente:

Forma Primal. - La función objetivo facilita la obtención de los hiperplanos óptimos, resolviendo así el problema, y al introducir la variable ξ_j , se asegura que no pase por el origen. El modelo es invariante frente a las traslaciones de salidas, ya que no implica amplificaciones radiales. Se observa que los pesos u_{ij} y v_{kj} representan los vectores directores de los hiperplanos que conforman la frontera eficiente, asumiendo que son

estrictamente positivos (Charnes et al., 1978). La originalidad del modelo radica en que los cálculos determinarán automáticamente estos pesos de manera objetiva.

El modelo tiene $n + 1$ restricciones y $s + m$ cotas. Las primeras n restricciones provienen de linealizar la condición de que todas las unidades deben tener una eficiencia menor o igual que uno. Las puntuaciones de eficiencia iguales a uno se consideran eficientes, y a medida que se alejan de uno, se consideran menos eficientes. La segunda restricción establece una medida de referencia de la entrada virtual, asegurando así que la eficiencia se maximice cuando las salidas alcanzan su máximo valor. De esta forma, cuando se resuelve el problema, no sólo se consigue que el valor de la función objetivo sea la eficiencia de la unidad DMU_J , sino que además se reduce el número de soluciones alternativas de los pesos.

Tabla 5

DEA orientado a las entradas: forma primal y forma dual con holguras

Forma Primal: valor óptimo	Forma Dual con holguras: puntuación de eficiencia
$MAX: \sum_{k=1}^s v_{kj} y_{kj} - \xi_j$	$MIN: \theta_j - \varepsilon \left[\sum_{k=1}^s h_k^+ + \sum_{i=1}^m h_i^- \right]$
Sujeto a las restricciones:	Sujeto a las restricciones:
$\sum_{k=1}^s v_{kj} y_{kj} - \sum_{i=1}^m u_{ij} x_{ij} + \xi_j \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$	$\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j = \theta_j x_{ij} - h_i^- \quad i = 1, 2, \dots, m$
$\sum_{i=1}^m u_{ij} x_{ij} = 1$	$\sum_{j=1}^n y_{kj} \lambda_j = y_{kj} + h_k^+ \quad k = 1, 2, \dots, s$
$v_{kj} \geq \varepsilon \quad k = 1, 2, \dots, s$	$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$
$u_{ij} \geq \varepsilon \quad i = 1, 2, \dots, m$	$\lambda_j, h_i^-, h_k^+ \geq 0$
$\xi_j \text{ libre}$	$\theta_j \text{ libre}$

Fuente: Adaptado de Huguenin (2012), p. 57.

Forma Dual con holguras. – Con mucha frecuencia se utiliza el modelo dual para analizar los resultados convertidos en puntuaciones de eficiencia. A esta forma del modelo se le conoce como forma envolvente. Para que el modelo considere VRS fue necesario introducir una nueva restricción de convexidad (suma de los valores del vector $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n = 1$), la que le indica al modelo que cada DMU_J tiene que ser comparada con aquellas de su tamaño y no con todas las unidades presentes en el problema. Las medidas de eficiencia que se obtienen son denominadas valor de eficiencia técnica pura.

Las n variables λ_j (variable de intensidad, proporciona información sobre los referentes ¿quién produce mejor con los mismos recursos? o ¿de quién se debe aprender?) se corresponden con las n primeras restricciones del problema primal, la variable θ_j se corresponde con la restricción restante. En este modelo se incorporaron las variables de holgura h_k^+ y h_j^- , las cuales están relacionadas con las $s + m$ cotas existentes.

Para cualquier DMU, una solución admisible siempre será: $\theta_j = 1$; $\lambda_j = 1$; $\lambda_j = 0, \forall j \neq j$; y $h_i^- = h_k^+ = 0, \forall i$ y $\forall k$. Como se puede apreciar en la Tabla 5, el problema está orientado hacia las entradas o *inputs*, ya que la reducción radial solo se permite para estos insumos.

La eficiencia relativa de cada unidad es θ_j . Cabe señalar que ninguna DMU puede considerarse eficiente a menos que cumpla con las dos condiciones siguientes: a) $\theta_j^* = 1$; y b), λ_j^* debe ser estrictamente positivo, todas las demás tienen $\lambda = 0$.

Cuando los problemas primal y dual son factibles (excluyendo las variables de holgura), sus valores óptimos coinciden, por lo tanto:

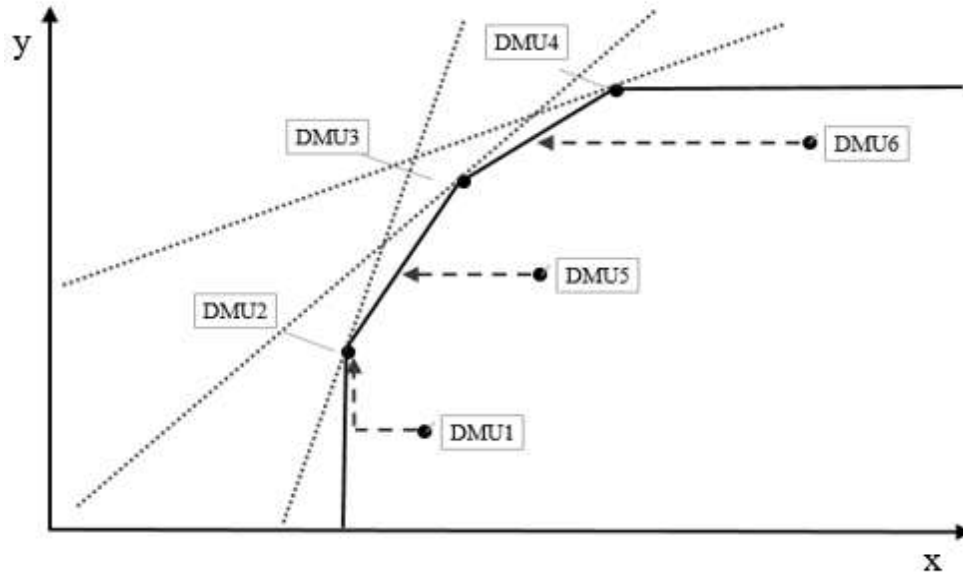
$$\sum_{k=1}^s v_{kj}^* y_{kj} - \xi_j^* = \theta_j^* \quad [3]$$

La forma que adquiere la frontera eficiente, en el caso de retornos variables de escala, cuando se considera el caso de una sola entrada y una sola salida, se puede apreciar en la Figura 3. Las unidades eficientes son DMU₂, DMU₃ y DMU₄, la línea quebrada que las une representa la envolvente del modelo. Estas unidades eficientes se denominan BCC-eficientes. Se observa que las DMU₅ y DMU₆ sólo necesitan de una reducción radial de sus entradas para proyectarse sobre la frontera, mientras que la DMU₁ con la reducción radial no consigue llegar a la frontera y necesita de una reducción no radial adicional.

Además, se aprecia que los segmentos de línea DMU₂-DMU₃ muestran rendimientos crecientes a escala, la DMU₃ muestra rendimientos constantes a escala, mientras que el otro segmento DMU₃-DMU₄ experimenta rendimientos decrecientes a escala (Panwar et al., 2022).

Figura 3

Resolución gráfica del modelo BCC-Input para una entrada y una salida



Fuente: Elaboración propia.

2.3.3 Ejercicio de robustez en DEA

Dadas las limitaciones identificadas en los modelos DEA clásicos, se han creado varias extensiones. En esta sección, se exploran dos enfoques alternativos como un ejercicio de

robustez, con el objetivo de comparar la persistencia o variación en el *ranking* de los cantones según las puntuaciones de eficiencia.

El modelo *Free Disposal Hull* se diseñó para abordar las limitaciones relacionadas con la invariabilidad de escala, ofreciendo una mayor flexibilidad y adaptabilidad a situaciones donde las DMUs pueden operar a diferentes niveles de escala. Mientras que el modelo *Benefit of the Doubt* adopta una perspectiva conservadora al otorgar el *beneficio de la duda* a cada productor al considerar que cualquier conjunto posible de ponderaciones en la construcción de un indicador compuesto es igualmente razonable.

2.3.3.1 Modelo *Free Disposal Hull* (FDH)

El modelo *Free Disposal Hull* suele emplearse con mucha frecuencia en el análisis de la eficiencia económica del sector público, debido a las complicaciones en la definición y medición de los insumos (Afonso et al., 2005; Moreno-Enguix & Lorente Bayona, 2017; D’Inverno et al., 2018; Benito et al., 2021). Las primeras evidencias empíricas en el ámbito de las administraciones locales son atribuidas a de Borger et al. (1994) y de Borger y Kerstens (1996).

Según Drake y Simper (2003):

El DEA supone una convexidad tal que es posible la sustitución lineal entre las combinaciones de insumos observadas en una isocuanta. A su vez, estas isocuantas se derivan de forma lineal a trozos de las DMU de la muestra que forman la frontera eficiente. Por lo tanto, en DEA cada DMU se evalúa a su vez en relación con esta isocuanta lineal a trozos o frontera eficiente (p. 170).

Autores como Deprins et al. (1984), Tulkens (1993), Lovell et al. (1994), Thrall (1999), y Cherchye et al. (2000), adoptan un punto de vista alternativo, en la cual se supone que solo las DMUs observadas conforman la frontera, excluyendo las combinaciones lineales o convexas de estas unidades observadas. En el modelo FDH, la forma del conjunto de posibilidades de producción es escalonada.

En palabras de Berger y Humphrey (1997):

El enfoque del casco de eliminación libre (FDH) es un caso especial del modelo DEA donde los puntos en las líneas que conectan los vértices DEA no se incluyen en la frontera. En cambio, el conjunto de posibilidades de producción del FDH está compuesto solo por los vértices DEA y los puntos del casco de eliminación libre que están en el interior de estos vértices (p. 177).

Las puntuaciones de eficiencia se fijan entre 0 y 1, y a todas las DMUs situadas en la frontera de posibilidad de producción se les asignará la puntuación máxima de 1 (Afonso et al., 2005). Estas DMUs presentan las mejores prácticas porque cuentan con sistemas eficientes y, por lo tanto, se las consideran líderes, y deben ser tratadas como referentes para las otras DMUs con sistemas ineficientes, es decir, las seguidoras (Eugène, 2007; Żółtaszek, 2014). Además, el FDH tiene la propiedad de *libre disposición* (*free disposal*), lo que significa que no penaliza a las DMUs por no utilizar completamente todos sus insumos.

El modelo incorpora dos restricciones, $e\lambda = 1$, y $\lambda_j \in \{0, 1\}$. Donde $\lambda \in \{0, 1\}$ significa que los componentes de λ están restringidos a ser bivalentes. Es decir, todos ellos deben tener valores de cero o uno para que junto con la condición $e\lambda = 1$ se pueda elegir uno y

sólo uno de los rendimientos realmente observados (Cook & Seiford, 2009; Lim et al., 2016; Antonelli & Bonis, 2018).

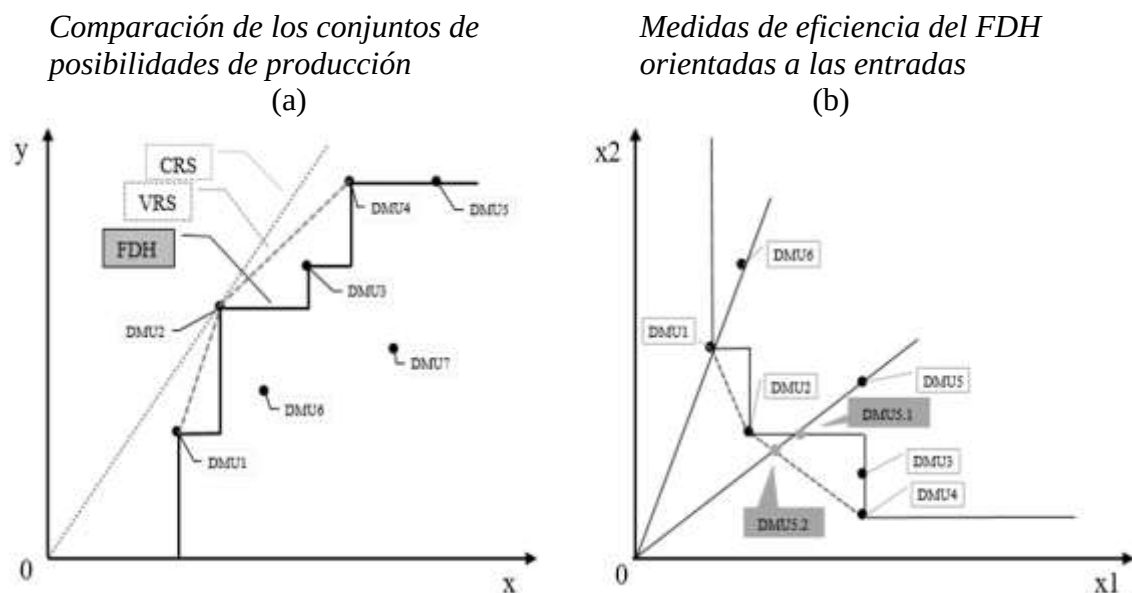
Una versión del modelo FDH tiene como objetivo minimizar los insumos satisfaciendo al menos los niveles de salida dados. Se denomina modelo orientado a los insumos.

En la Figura 4a se puede observar que las puntuaciones de eficiencia del modelo FDH-insumos siempre serán superiores a las del modelo VRS-insumos, asimismo, las puntuaciones de eficiencia del modelo VRS-insumos siempre serán superiores a las del modelo CRS-insumos. En otras palabras, el conjunto de posibilidades de producción del modelo FDH es un subconjunto del modelo VRS y del modelo CRS.

En la Figura 4b se presenta la resolución gráfica del modelo. Las fronteras determinadas para el modelo FDH se presentan considerando dos entradas y una salida para 6 unidades de producción etiquetadas desde la DMU₁ a la DMU₆. En el modelo BCC, las DMU₁, DMU₂ y DMU₄ son eficientes, pero la DMU₁, DMU₂, DMU₃ y DMU₄ lo son en el modelo FDH. La eficiencia de la DMU₅ en el modelo BCC se define como $\theta_{DMU5, BCC, insumos} = \overline{0DMU5.2} / \overline{0DMU5}$. Pero la eficiencia de la DMU₅ en el modelo FDH se define como $\theta_{DMU5, FDH, insumos} = \overline{0DMU5.1} / \overline{0DMU5}$ (Lim et al., 2016).

Según de Lima y Marinho (2017), en el modelo FDH, cuando una unidad de decisión no tiene otro par en el grupo con el que compararse, se considera eficiente por defecto. Para ser considerado eficiente, basta con no estar dominado por ningún otro. Afonso et al. (2005) indica que “es probable que este enfoque subestime las ineficiencias, ya que los países situados en la frontera de posibilidad de producción son eficientes por definición (aunque también puedan tener margen de ahorro)” (p. 20).

Figura 4



Fuente: Adaptado de Lim et al. (2016), Figure 1: production possibility sets in CRS, VRS, and FDH y Figure 2: Input Oriented FDH Efficiency Measures, p. 3.

2.3.3.2 Modelo *Benefit of the Doubt* (BoD)

Un indicador compuesto (IC) es una medida cuantitativa o cualitativa que combina distintas fuentes de información (múltiples dimensiones) en un índice simple

(unidimensional). Es importante destacar que esta combinación no elimina la base de la información subyacente. Debido a su capacidad de síntesis, los indicadores compuestos, también conocidos como sintéticos, son ampliamente reconocidos como herramientas útiles para evaluar el rendimiento de las políticas públicas en una unidad de análisis específica y en un área o tema determinado (Soto de la Rosa & Schuschny, 2009). Los ICs a menudo surgen como subproductos de las mediciones de eficiencia (Moreno-Enguix & Lorente Bayona, 2017).

La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) ofrece una revisión exhaustiva de las metodologías y directrices para construir indicadores compuestos. Recomendamos tomar en consideración los siguientes elementos en su diseño: a) sustento conceptual, es necesario definir con claridad el atributo que se desea medir y analizar el contexto del tema investigado; b) validez, es preciso disponer de información de calidad para realizar la medición; y c) sustento técnico, se debe seleccionar las herramientas metodológicas apropiadas y aplicarlas con rigor (Nardo et al., 2005; OECD et al., 2008).

Uno de los principales retos a los que se enfrentan los investigadores en este campo, es el tema de la agregación de las funciones (también pueden ser: dimensiones, factores o variables) que formaran parte del IC (González et al., 2011; Gonzalez et al., 2011; Moreno-Enguix & Lorente Bayona, 2017; Afonso & Venâncio, 2020; Peiró-Palomino et al., 2021; Barreira et al., 2021). Según González et al. (2018) lo ideal sería que cada variable reflejara la importancia que los individuos asignan de acuerdo con la finalidad del indicador. Sin embargo, la importancia varía de un individuo a otro, y resulta controvertido determinar de manera empírica un conjunto apropiado de ponderaciones. Existen diversas alternativas en cuanto a enfoques de ponderación, cada uno con sus ventajas y desventajas. Algunos recurren a ponderaciones exógenas basadas en opiniones de expertos, mientras que otros enfoques se basan en técnicas multivariantes de reducción de datos (análisis factorial y el análisis de componentes principales) (Peiró-Palomino et al., 2021). Una práctica común ha sido el uso de ponderaciones iguales, es decir, la asignación de la misma importancia a todas las variables implicadas en el IC (Eugène, 2007; Afonso & Kazemi, 2016; Lupu, 2017; Afonso & Venâncio, 2020).

La premisa fundamental en la construcción de un IC consiste en encontrar las máximas puntuaciones para la DMU bajo análisis. Esta aproximación supone adoptar una perspectiva conservadora al evaluar la eficiencia de las DMUs. La idea fundamental es otorgar el beneficio de la duda a cada productor al considerar que cualquier conjunto posible de ponderaciones en la construcción de un IC es igualmente razonable (Rogge & Verschelde, 2013; González et al., 2018). En esta línea, Melyn y Moesen (1991) proponen un enfoque conocido como modelo de *beneficio de la duda* o de *producción pura*.

De manera formal, para construir un indicador compuesto basado en una serie de múltiples criterios de rendimiento subyacentes, se requiere una variante del modelo DEA que considere, el supuesto de que solo están involucrados los resultados (más es mejor) ignorando por completo las entradas. Esto último se consigue estableciendo una entrada ficticia igual a uno para todas las DMUs evaluadas, que funciona como timón (Rogge & Verschelde, 2013; Herrero-Prieto et al., 2019; Peiró-Palomino et al., 2021). Más concretamente, para cada cantón j_0 se construye un IC resolviendo el siguiente problema de maximización:

$$IC_{j_0} = \max w_{j_0} \sum_{k=1}^k y_{ij_0} w_{ij_0} \quad [4]$$

$$\sum_{k=1}^k y_{ij} w_{ij_0} \leq 1 \quad j = 1, \dots, m \quad [4a]$$

$$w_{ij_0} \geq \epsilon \quad i = 1, \dots, k \quad [4b]$$

donde m es el número de cantones evaluados, k es el número de variables consideradas, y_{ij} representa la puntuación de eficiencia DEA relacionada con la i -ésima variable del j -ésimo cantón, y $w_{j_0} = (w_{ij_0})_{i=1}^k$ es el peso asociado al cantón j_0 . En cuanto a las dos restricciones del modelo, la [4a] impone las ponderaciones óptimas de los pesos-BoD de la DMU evaluada para todas las demás DMUs en el conjunto de la muestra $\mathcal{V}$. Como consecuencia, las puntuaciones globales de eficiencia estimadas para todas las DMUs deben ser menores o iguales a uno. Si la DMU evaluada obtiene la puntuación máxima de uno (es decir, $IC_{j_0} = 1$), no es superada por otras DMUs del conjunto de datos que utilizan sus ponderaciones propias más favorables w_{ij_0} . Es decir, la DMU evaluada sirve como su propio punto de referencia. Las puntuaciones más altas indican *fortalezas relativas*, mientras que las más bajas muestran *debilidades relativas*, y sugieren que aún hay margen de mejora, incluso cuando se emplean las ponderaciones más favorables de la DMU evaluada w_{ij} . La restricción de no negatividad [4b] limita las ponderaciones óptimas w_{ij_0} a que no sean negativas (Verschelde & Rogge, 2012).

Uno de los fundamentos conceptuales clave del DEA, destacado por el modelo BoD, radica en la ausencia de un conocimiento detallado sobre las ponderaciones de importancia relativa de las funciones utilizadas. De manera similar, el modelo BoD selecciona, para cada DMU evaluada, el conjunto de ponderaciones que maximizan el impacto de las funciones de relativa solidez y minimizan las influencias de las funciones de relativa debilidad. A partir de este proceso, se construye la puntuación global del IC.

A pesar de lo comentado, en palabras de Verschelde y Rogge (2012), el modelo BoD descrito por las ecuaciones [4], [4a] y [4b] presenta dos importantes inconvenientes. En primer lugar, la naturaleza determinista del modelo hace que las puntuaciones estimadas del IC sean sensibles a la presencia de valores atípicos. En segundo lugar, las puntuaciones de eficiencia estimadas no se corrigen en función de las variaciones en los entornos operativos de los distintos departamentos de policía locales.

Para solucionar el primer inconveniente, se propone emplear el procedimiento de orden-m robusto incondicional desarrollado por Cazals et al. (2002). Se inicia con un marco de *bootstrapping* simple, en el que se realizan rondas de cálculo B ($b = 1, \dots, B$) (siendo B un número grande, por ejemplo: 2.000), en cada una de las cuales se utiliza una submuestra $\mathcal{V}_{j_0}^{n,b}$ de n observaciones (todos las DMUs tienen la misma probabilidad de ser seleccionadas). Ahora el modelo BoD calcula la puntuación robusta $IC_{j_0}^n$ tras obtener las puntuaciones globales B de eficiencias estimadas $IC_{j_0}^{n,b}$ y sustituir $\mathcal{V}$ por $\mathcal{V}_{j_0}^{n,b}$. Dado que las DMUs con datos atípicos no están incluidas en las submuestras en cada sorteo, se logra mitigar de manera efectiva su impacto en las nuevas puntuaciones de eficiencia del orden-m.

Para abordar el segundo inconveniente, podría emplearse un marco de orden-m robusto condicional propuesto por Daraio y Simar (2005, 2006, 2007). En este enfoque, se condicionan la evaluación del rendimiento a factores exógenos, los cuales se capturan mediante el vector Z . La premisa subyacente es que las DMUs con mayor probabilidad de ser seleccionadas para formar parte de la submuestra $\mathcal{V}_{j_0}^{n,z,b}$, son aquellas con un entorno operativo más similar al de la DMU evaluada j_0 . En contraste, las DMUs con entornos operativos considerablemente diferentes tienen una probabilidad baja, e incluso en algunos casos nula, de ser incluidas en la submuestra.

Lovell y Pastor (1999) demuestran que la formulación de este tipo de problema en un programa DEA orientado a las salidas en sus versiones CCR y BCC coinciden. Una consecuencia inmediata de este resultado es que en modelos de producción pura de este tipo, los rendimientos a escala de todas las unidades de decisión son siempre constantes.

2.3.4 Productividad

En esta sección, presentamos en detalle la metodología utilizada para analizar la productividad de la seguridad ciudadana en Ecuador. Nuestro enfoque metodológico se basa en el uso de los dos indicadores ampliamente reconocidos en la literatura económica: el índice de Malmquist y el índice Hicks-Moorsteen. Estos índices facilitan una evaluación integral de la eficiencia y productividad en el ámbito de la seguridad ciudadana.

La Tabla 6 resume cuatro índices que miden la productividad de empresas o sectores económicos en términos de la eficiencia con la que utilizan sus factores de producción. Es importante destacar que la efectividad de estos índices depende tanto de la elección de los *inputs* y *outputs* como de la calidad de los datos disponibles. Por ello, es crucial comprender a fondo el contexto del tema de investigación y las características de los datos utilizados antes de aplicar cualquiera de estos índices.

En este sentido, la circularidad es un problema que puede surgir cuando las variaciones en las entradas (como el capital y el trabajo) están tan estrechamente ligadas a las variaciones en las salidas (productos o servicios) que resulta difícil discernir si un cambio en la productividad es consecuencia de una mejora en la eficiencia o simplemente un reflejo de cambios en las entradas y salidas. Para verificar este comportamiento, calcular la matriz de correlación entre las variables de entrada y salida puede proporcionar una indicación inicial de interdependencia. Además, se pueden utilizar métodos de descomposición del índice para entender mejor cómo cada componente contribuye a los cambios en la productividad (Aparicio et al., 2018; Becerra-Peña & Santín, 2020).

Dado que el objetivo principal de la investigación es analizar la eficiencia policial, la cual, al ser una institución pública, no tiene como propósito generar beneficios económicos, los índices de Malmquist y Hicks-Moorsteen destacan por ofrecer ventajas significativas en el análisis de la seguridad.

Cabe indicar que existe una nueva vertiente de investigaciones académicas que combinan los índices de Luenberger con Hicks-Moorsteen para proporcionar una medida más completa de la eficiencia, al considerar no solo los aspectos económicos sino también los impactos ambientales y sociales de una unidad productiva (Molinos-Senante et al., 2019), y Luenberger con Malmquist para incorporar una dimensión temporal, permitiendo la evaluación de cambios en la eficiencia a lo largo de múltiples períodos (Chen, 2017).

Tabla 6

Lista de índices de productividad

Índice	Descripción	Ventajas	Desventajas	Aplicación en Políticas de Seguridad	Referencias bibliográficas
Malmquist (1953)	Basado en una función de distancia geométrica, permite medir los cambios en la PTF asumiendo retornos constantes a escala.	Permite el tratamiento de múltiples insumos y salidas; proporciona una forma de descomposición para distinguir entre los cambios de productividad debido a cambios en la eficiencia técnica y los debidos a cambios tecnológicos.	Puede ser sensible a la elección de insumos y salidas; solo mide el cambio de PTF.	Útil para evaluar la evolución de la productividad de diferentes comisarías de policía a lo largo de varios períodos.	Malmquist (1953), Caves et al. (1982), Färe et al. (1994)
Färe-Primont (1994)	Combina enfoques de producción e insumos, el precio de estos son los pesos para calcular una medida integral de la productividad.	Proporciona una medida de PTF basada en el margen de beneficio, que incluye efectos de precios y cantidades.	Puede ser sensible a la elección de insumos y salidas; requiere datos detallados. También puede presentar problemas de circularidad si los precios utilizados para ponderar las entradas y salidas están correlacionados entre sí.	Podría utilizarse para evaluar la eficiencia de las comisarías de policía en el uso de sus recursos para producir resultados en términos de seguridad.	Färe-Primont (1994), Lovell (2003)
Hicks-Moorsteen (1961)	Evalúa como cambia la productividad cuando se altera la cantidad de un factor específico. Su enfoque se basa en el cociente entre índices de Malmquist.	Es un índice de productividad; permite operar bajo retornos variables a escala proporciona una forma adicional de descomposición del cambio en la PTF al visualizar los cambios en los insumos y en los productos.	Requiere datos detallados de variables ambientales y sociales que pueden ser difíciles de obtener; complejidades en la interpretación de los resultados. También puede presentar problemas de circularidad si las variables de entrada y salida no están claramente definidas y diferenciadas.	Puede emplearse para evaluar la eficiencia y la sostenibilidad de las comisarías de policía, teniendo a más de los resultados tradicionales, los impactos ambientales y sociales asociados con sus operaciones.	Hicks, J. R. (1961), Moorsteen, R. H. (1961), Bjurek (1996), Färe & Primont (1994)
Luenberger (1992)	Su enfoque se basa en las diferencias entre funciones direccionales de distancia.	Permite el tratamiento de múltiples insumos y salidas; puesto que es consistente con ambas orientaciones (input/output) resulta ser más flexible que el índice de Malmquist.	Requiere un entendimiento detallado de la función de distancia direccional y los vectores direccionales elegidos.	Podría servir para evaluar cómo cambia la eficiencia de las comisarías de policía a lo largo del tiempo.	Luenberger (1992), Chambers et al. (1996), Chambers (2002)

Fuente: elaboración propia.

2.3.4.1 Índice del Cambio en la Productividad Total de los Factores de Malmquist (CPTFM)

El DEA permite jerarquizar las unidades analizadas en relación con los niveles de eficiencia, y con frecuencia el análisis se limita a un único año, lo que hace que sus hallazgos estén excesivamente influenciados por un momento específico en el tiempo y, por tanto, no puedan mostrar la evolución dinámica del comportamiento de las unidades analizadas (García-Sánchez et al., 2013). En este contexto, el índice de Malmquist fue sugerido por primera vez por Malmquist (1953), y fue introducido por Caves et al. (1982), pero fueron Färe et al. (1994) los que demostraron que el índice de Malmquist permite calcular el cambio en la productividad total de los factores (CPTFM) entre dos periodos, sin considerar datos sobre precios (Hadad et al., 2015). El índice así concebido, calcula la función de distancia de Shephard (1953) $D(x, y)$ de cada punto de datos a la tecnología relevante y, en sus formas más populares, adopta una perspectiva de contracción de los insumos o de expansión de la producción (Aparicio et al., 2018).

La mayor fortaleza del índice radica en su capacidad para descomponer los cambios en la productividad en dos componentes que explican su variabilidad. Estos componentes son el cambio de eficiencia (CE), que implica un desplazamiento hacia la frontera de las mejores prácticas, y que a su vez puede desglosarse en cambio de eficiencia técnica pura y cambio de eficiencia de escala. Por otro lado, el segundo componente está vinculado al cambio técnico (CT), que representa un desplazamiento de la frontera de producción (García-Sánchez et al., 2013; de Lima & Marinho, 2017; Zou et al., 2021).

Siguiendo las contribuciones de Martínez González y Rueda López (2013) y Cook et al. (2014) se describe el método. Se asume que x_{ij}^t, y_{rj}^t indican los niveles de entrada y salida de una DMU_j en un momento dado del tiempo t . El cálculo del índice Malmquist requiere dos medidas de periodo único y dos de periodo mixto. Las dos medidas de periodo único pueden obtenerse utilizando el modelo DEA-CRS. Se ha demostrado que en un contexto distinto a CRS, el índice de Malmquist no mide con precisión el cambio de productividad (Grifell-Tatjé & Lovell, 1995). Así, para el periodo t se resuelve el siguiente modelo DEA-CRS que calcula la eficiencia en el periodo de tiempo t , como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$D_0^t(x_0^t, y_0^t) = \min \theta \quad [5]$$

$$s. a. \sum_j \lambda_j x_j^t \leq \theta x_0^t; \quad [5a]$$

$$\sum_j \lambda_j y_j^t \geq y_0^t; \quad [5b]$$

$$\lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad [5c]$$

De manera similar, utilizando $t + 1$ en lugar de t para el modelo anterior, se obtiene $D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})$ como la puntuación de eficiencia técnica para la DMU_0 en el periodo de tiempo $t + 1$.

La primera de las medidas del periodo mixto, que se define como $D_0^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})$ para cada DMU_0 , se calcula como el valor óptimo del siguiente problema de programación lineal:

$$D_0^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1}) = \min \theta \quad [6]$$

$$s. a. \sum_j \lambda_j x_j^t \leq \theta x_0^{t+1}; \quad [6a]$$

$$\sum_j \lambda_j y_j^t \geq y_0^{t+1}; \quad [6b]$$

$$\lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad [6c]$$

Este modelo compara x_0^{t+1} con la frontera en el momento t . De forma similar, podemos obtener la otra medida de periodo mixto, $D_0^{t+1}(x_0^t, y_0^t)$ que compara x_0^t con la frontera en el momento $t + 1$. Estas formulaciones se corresponden con la medida de eficiencia de Farrell. Para la función distancia de Shephard, la eficiencia sería $1/\theta$.

En este estudio se utiliza el índice de Malmquist orientado a los insumos. Las motivaciones para respaldar esta decisión son: mayor intuición en la disminución potencial de los insumos que con el incremento de *bad-outputs* (por ejemplo: delitos); la medida de Farrell ahorradora de entradas tiene más propiedades que la vinculada en comparación a incrementos de las salidas; y, que gran parte de las innovaciones en términos de seguridad ciudadana se dan por el lado de los insumos, por ejemplo: sistemas de vigilancia, sistema de georreferenciación, modernización de las bases de datos policiales, o las llamadas con localizador GPS (Gutiérrez Rojas, 2018).

El índice de CPTFM se conceptualiza como la media geométrica de la ratio de dos medidas de cambio de la productividad total de los factores (PTF) basados en insumos de Malmquist (Hsu & Lee, 2014; Aparicio et al., 2018). La expresión matemática del índice es la siguiente:

$$IM_0 = \left[\frac{D_0^t(x_0^t, y_0^t)}{D_0^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \frac{D_0^{t+1}(x_0^t, y_0^t)}{D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \right]^{1/2} \quad [7]$$

IM_0 mide el cambio de productividad entre los periodos t y $t + 1$. Si $IM_0 < 1$ indica un aumento de la productividad, $IM_0 > 1$, indica una caída de la productividad y $IM_0 = 1$ permanece invariable. Este índice interpreta las diferencias en la productividad como las distintas capacidades, para reducir el uso de los insumos que sea factible dada la necesidad de producir un determinado nivel de producción con las restricciones impuestas por la tecnología (Martínez González & Rueda López, 2013). Sin embargo, si fuese orientado a los productos, la interpretación sería lo contrario.

La siguiente modificación a la ecuación [7] permite medir el CE y el CT en términos de una DMU_0 específica.

$$\overline{IM}_0 = \frac{D_0^t(x_0^t, y_0^t)}{D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} * \left[\frac{D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{D_0^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \frac{D_0^{t+1}(x_0^t, y_0^t)}{D_0^t(x_0^t, y_0^t)} \right]^{1/2} \quad [8]$$

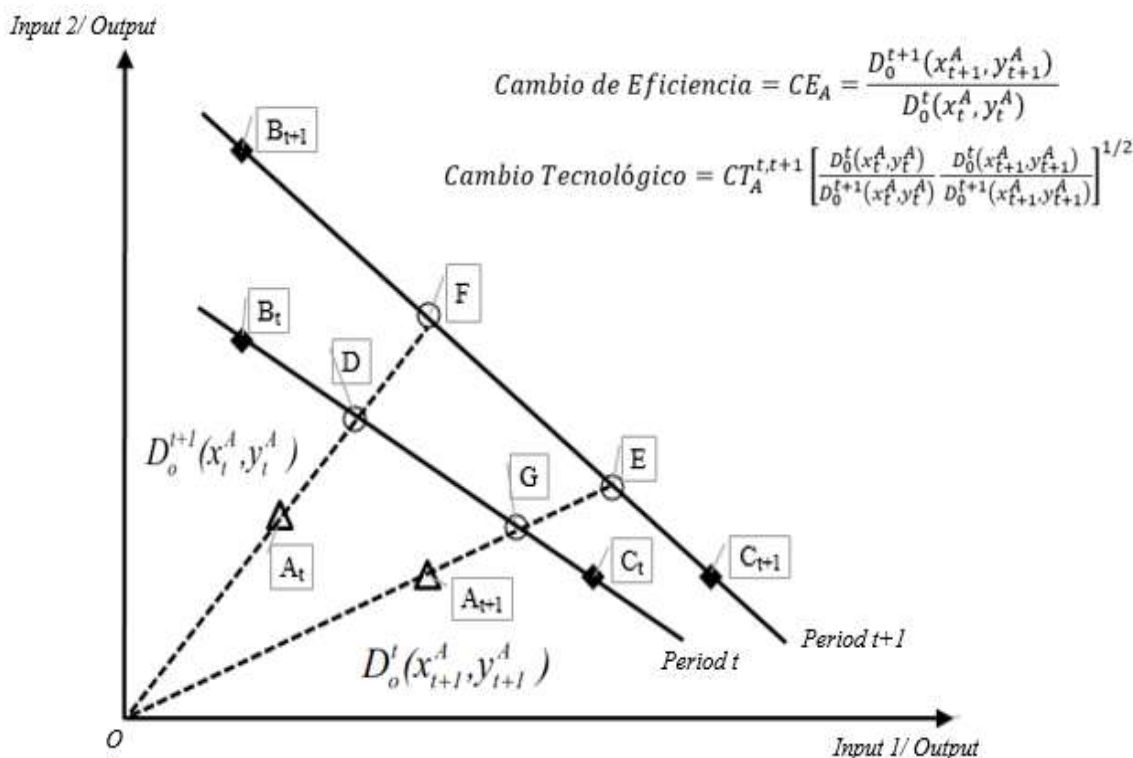
El primer término del lado derecho mide la magnitud del cambio de la eficiencia técnica entre los periodos t y $t + 1$, es decir, el $CE_0 = \frac{D_0^t(x_0^t, y_0^t)}{D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}$, muestra cuánto se acerca (o se aleja) una DMU a la frontera formada por las $DMUs$ con las mejores prácticas. Este componente es mayor, igual o menor que la unidad dependiendo de si la eficiencia de la DMU evaluada se ha alejado, se estanca o se ha acercado a la frontera de mejores prácticas.

El segundo término representa al $CT_0 = \left[\frac{D_0^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{D_0^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \frac{D_0^{t+1}(x_0^t, y_0^t)}{D_0^t(x_0^t, y_0^t)} \right]^{1/2}$, mide el desplazamiento de la frontera entre los periodos t y $t + 1$, e indica si la tecnología de las mejores prácticas con la que se compara la DMU evaluada ha experimentado una mejora (< 1), un retroceso (> 1), o no se ha producido ningún cambio en la tecnología de frontera ($= 1$).

En la Figura 5 se presenta la resolución gráfica del modelo suponiendo el caso de dos entradas y una salida.

Figura 5

Índice de Malmquist: Cambio de Eficiencia y Cambio Tecnológico



Fuente: Adaptado de Santín (2023).

2.3.4.2 Índice de Productividad Total de los factores de Hicks-Moorsteen (PTFHM)

Como se analizó en la sección anterior, el índice de Malmquist puede interpretarse como una medida de la variación de la productividad total de los factores a lo largo del tiempo, pero no debe considerarse como una medida de la productividad total de los factores. Un inconveniente adicional está “relacionado con el hecho de que la función de distancia de Shephard puede producir resultados de inviabilidad cuando se evalúan períodos mixtos, es decir, cuando $k \neq h$ en $D_t^k(x^h, h^h)$ y $D_0^k(x^h, h^h)$. En particular, este problema está especialmente asociado a la hipótesis de VRS para la tecnología de referencia” (Aparicio et al., 2018, p. 37).

Diewert (1992) atribuye los primeros esfuerzos por desarrollar un nuevo índice a Hicks (1961) y Moorsteen (1961), siendo Bjurek (1996), quien propone como alternativa a las dos grandes desventajas del índice de Malmquist otro índice denominado de productividad total de los factores de Hicks-Moorsteen (PTFHM) (Martínez González & Rueda López, 2013), que suele definirse como la relación entre una cantidad de producción agregada y un índice de cantidad de insumos agregados.

Para Caldas et al. (2019), a pesar que el índice PTFHM no es una innovación total, se lo ha utilizado de forma limitada a la hora de evaluar diferentes aspectos del desempeño de los gobiernos locales o estatales, destacando sectores como la educación, el sector eléctrico y la recolección de basura. Hasta donde se sabe, ningún estudio ha abordado el

tema de la seguridad ciudadana mediante esta metodología, por lo que constituye una primera aproximación de la aplicación del método.

Siguiendo a Aparicio et al. (2018) y Becerra-Peña y Santín (2020), una de las principales ventajas de este enfoque sobre el popular índice de Malmquist es que está libre de cualquier elección relativa a la orientación del modelo: insumos o productos. Está orientado simultáneamente, ya que se basa en una relación de funciones de distancia de salida contenidas en el índice de cantidad de salida y una relación de funciones de distancia de entrada contenidas en el índice de cantidad de entrada. La expresión matemática del índice es la siguiente:

$$HM^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{QI^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1})}{XI^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1})} = \frac{\left[\frac{D_O^t(x^t, y^{t+1})}{D_O^t(x^t, y^t)} * \frac{D_O^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_O^{t+1}(x^{t+1}, y^t)} \right]^{1/2}}{\left[\frac{D_I^t(x^{t+1}, y^t)}{D_I^t(x^t, y^t)} * \frac{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_I^{t+1}(x^t, y^{t+1})} \right]^{1/2}} \quad [9]$$

El índice PTFHM resuelve las siguientes limitaciones del índice Malmquist tradicional: puede interpretarse trivialmente como un índice de CTFPM; satisface el axioma de determinabilidad en condiciones suaves; y, el índice está bien definido incluso bajo el supuesto de rendimientos variables a escala. Esta última característica implica que el índice siempre se ajusta a la conocida forma $\frac{\left(\frac{y^{t+1}}{x^{t+1}}\right)}{\left(\frac{y^t}{x^t}\right)}$ independientemente de los rendimientos a escala asumidos para los conjuntos de posibilidades de producción en los periodos t y $t + 1$.

En cuanto a la interpretación de los valores numéricos del numerador, denominador y ratios asociados al índice sería de la siguiente manera: $QI^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) > 1$ (< 1) indica un aumento (disminución) de la producción del periodo t al periodo $t + 1$; los valores relativos de $XI^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1})$ pueden interpretarse de modo similar con respecto a los recursos o insumos; y, en cuanto al índice PTFHM, los valores superiores a uno para $HM^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1})$ indican un crecimiento de la PTF, mientras que los valores inferiores a uno señalan disminuciones de la PTF (Becerra-Peña et al., 2023).

Existen varias formas para descomponer el índice, en este sentido, O'Donnell (2012) es quien ha logrado distintas descomposiciones en componentes de tecnología y en componentes de eficiencia, que se comentan a continuación:

$$HM^{t,t+1}(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \left(\frac{PTF^{t+1*}}{PTF^t*} \right) * \left(\frac{PTFE^{t+1}}{PTFE^t} \right) \quad [10]$$

Donde $PTF^{k*} = \max \left\{ \left[\frac{D_O^t(x^t, y) * D_O^{t+1}(x^{t+1}, y)}{D_I^t(x, y^t) * D_I^{t+1}(x, y^{t+1})} \right]^{1/2} ; (x, y) \in T^k \right\}$, $k = t, t + 1$, representa la PTF en el punto de máxima productividad en el periodo k , y $PTFE^k = \frac{\left[\frac{D_O^t(x^t, y^k) * D_O^{t+1}(x^{t+1}, y^k)}{D_I^t(x^k, y^t) * D_I^{t+1}(x^k, y^{t+1})} \right]^{1/2}}{PTF^{k*}}$, es la denominada eficiencia de la PTF y representa una medida global del rendimiento de la DMU como la relación entre la PTF observada en el periodo k y la PTF máxima posible utilizando la tecnología disponible en el periodo k .

El primer componente, expresado entre paréntesis en la parte derecha de la ecuación [10], se puede interpretar como una medida de la variación de la PTF máxima a lo largo del tiempo, lo cual constituye una medida natural del cambio técnico. El segundo componente, por su parte, se puede entender como una medida del cambio de eficiencia global.

2.3.5 Técnicas estadísticas

En este apartado se describen diversas técnicas estadísticas empleadas en el desarrollo de las metodologías desarrolladas en este capítulo.

2.3.5.1 *Bootstrap* DEA

“La idea básica del bootstrap es muestrear observaciones con reemplazos del conjunto de datos propio y crear así un nuevo conjunto de datos "aleatorio" del mismo tamaño que el original. Utilizando este conjunto de datos, se pueden calcular los estadísticos necesarios, denominados réplicas. Este proceso se repite para crear una muestra de réplicas. A partir de esta muestra, podemos sacar conclusiones sobre la distribución de los estadísticos que nos interesan.” (Bogetoft & Otto, 2010, p. 165).

Los autores Simar y Wilson (1998) han propuesto técnicas de remuestreo y *bootstrapping* con el objetivo de dotar mayor robustez a los resultados derivados del DEA, haciéndolos más fiables y menos susceptibles a las variaciones en la muestra, minimizando así el sesgo asociado con las especificaciones muestrales (Parra Domínguez, 2013; García-Sánchez et al., 2013). Trabajos posteriores de Simar y Wilson (1999, 2000) fueron pioneros en materializar la idea del *Bootstrap* DEA, que hace posible la inferencia estadística al aplicar DEA (Liu et al., 2013). En esta línea argumentativa, Simar y Wilson (2002) sostienen que el estimador VRS se presenta como el enfoque más adecuado, evitando posibles especificaciones erróneas (Benito et al., 2021).

Según Tziogkidis (2012) el esquema del procedimiento *bootstrap* que proponen Simar y Wilson puede resumirse en los siguientes pasos:

- i. Utilizar DEA para calcular las puntuaciones de eficiencia.
- ii. Extraer con reemplazo de la distribución empírica (DE) de las puntuaciones de eficiencia. Simar y Wilson (1998) sugieren que suavizar la DE proporciona resultados más coherentes.
- iii. Dividir los niveles de insumos eficientes originales por las puntuaciones de pseudoeficiencia extraídas de la distribución empírica (suavizada) para obtener un conjunto bootstrap de pseudoinsumos.
- iv. Aplique el DEA utilizando el nuevo conjunto de pseudoinsumos y el mismo conjunto de productos y calcule las puntuaciones de eficiencia bootstrap.
- v. Repita los pasos ii-iv B veces y utilice las puntuaciones bootstrap para la inferencia estadística y la comprobación de hipótesis.” (p. 7).

Estos cálculos permitirán obtener la media y la varianza estimada, que a su vez facilitará construir intervalos de confianza corregidos por sesgo para los puntajes de eficiencia *Bootstrap* DEA. La precisión deseada en la estimación de la varianza se determina mediante el número de réplicas. Según la recomendación de Simar y Wilson (2000a), se aconseja emplear un valor de 2,000 réplicas. No obstante, en el estudio de lo Storto (2016), se optó por calcular un número de 1,000 réplicas. Bogetoft y Otto (2010) explican que cuando el número de réplicas bootstrap supera las 1,000, las diferencias en los niveles de varianza entre las distintas ejecuciones son mínimas. Es importante resaltar que este procedimiento arroja la eficiencia Shephard, y no la eficiencia Farrell, sin embargo, esto

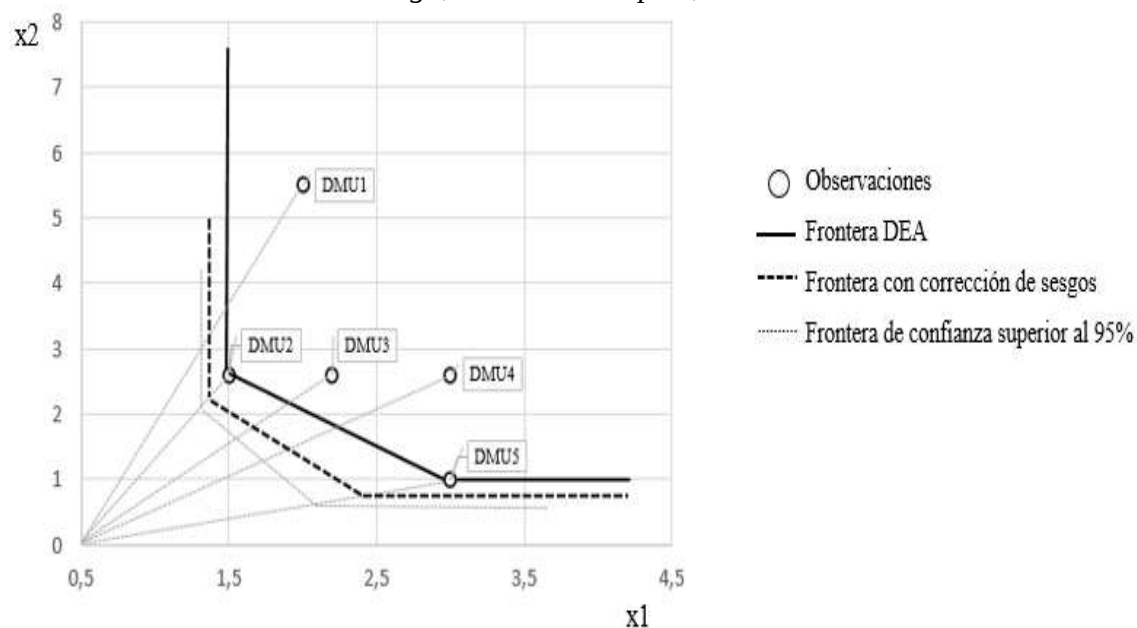
no es un problema porque se puede recalcular los valores de Shephard a valores de Farrell calculando el recíproco, para explicar mejor el intervalo de confianza¹.

Siguiendo a Bogetoft y Otto (2010, p. 182), en la Figura 6 se observa la representación gráfica para un modelo con dos entradas. Se puede apreciar, que el límite inferior (frontera corregida por el sesgo) se ubica por debajo de la isocuanta, debido a un movimiento conjunto, ocasionado por una disminución de las entradas durante el procedimiento *bootstrap* y a una ampliación del conjunto tecnológico. Por otro lado, si las entradas aumentan, la frontera no cambiará, ya que se situará por encima de la frontera ya existente, es decir, el límite superior del intervalo de confianza coincidirá con la frontera calculadas por DEA. Además, se aprecia que la eficiencia corregida por sesgo se ubica en el centro del intervalo de confianza, ya que la corrección por sesgo está diseñada precisamente para corregir la asimetría derivada de la estimación DEA (Gutiérrez Rojas, 2018).

De manera formal, como consecuencia de los avances en el desarrollo de las técnicas de *bootstrap*, este estudio realiza el cálculo del modelo BCC orientado a las entradas, con el objetivo de obtener los índices de eficiencia técnica. Este proceso se lleva a cabo mediante la implementación de métodos de remuestreo y técnicas de *bootstrap*, conforme a la metodología propuesta por Simar y Wilson (1998). El Anexo A detalla la metodología utilizada en este proceso.

Figura 6

Frontera con corrección de sesgo, orientación inputs, dos entradas



Fuente: Adaptado de Bogetoft & Otto (2010), Fig. 6.7 Bias-corrected frontier, input direction, 2 inputs, p. 182.

¹ En 1957 Farrell demostró cómo la ineficacia de costes podía descomponerse en dos componentes mutuamente excluyentes y exhaustivos: la ineficacia técnica y la ineficacia asignativa. Este resultado es consecuencia del hecho de que -como demostró Shephard- la función de coste y la función de distancia de entrada (el recíproco de la medida de eficiencia técnica de Farrell) son *duales* entre sí. Del mismo modo, la función de ingresos y la función de distancia de producción son duales, lo que proporciona la base para la descomposición de la ineficacia de los ingresos en componentes técnicos y de asignación (Färe, Grosskopf y Lovell (1994); Färe, Grosskopf (2000)).

2.3.5.2 Regresiones: Análisis de Segunda Etapa

Los diversos estudios enfocados en analizar la eficiencia policial presentan principalmente dos limitaciones significativas. En primer lugar, algunos de ellos restringen su análisis a un solo periodo temporal, lo que conlleva a que los resultados se vean excesivamente influenciados por dicho periodo. Para abordar esta limitación, es crucial extender el análisis para contemplar la evolución a lo largo del tiempo en el comportamiento de la gestión policial, como se señala en el trabajo de Parra Domínguez (2013). En segundo lugar, se plantea la posibilidad de que algunas variables estén fuera del control de la policía, ya sea como entradas o salidas no controlables (Antonelli & Bonis, 2018; Benito et al., 2021; D’Inverno et al., 2018; Ouertani et al., 2018). Para solucionar estas limitaciones se ha implementado un procedimiento en dos etapas.

En una primera etapa, la eficiencia técnica se calcula a través de DEA, mientras que, en la segunda etapa se realizan regresiones para analizar si un conjunto de variables ambientales (también denominadas del entorno o exógenas), tanto socioeconómicas como demográficas tienen poder explicativo sobre la eficiencia, a pesar de no estar directamente relacionadas con la prestación del servicio.

Antes de realizar la segunda etapa, es necesario verificar el supuesto de separabilidad. Si se considera válido, esto implica que los puntajes de eficiencia medidos son incondicionales. Las variables ambientales pueden influir en la eficiencia relativa entre las unidades de decisión, pero la frontera de eficiencia se mantiene sin cambios.

Entre los modelos de regresión más utilizados se encuentran los mínimos cuadrados ordinarios (MCO) (Wu et al., 2010; Moreno-Enguix & Lorente Bayona, 2017), el GMM Arellano-Bond (Beck & Goldstein, 2018), la regresión Tobit o censurada (D’Inverno et al., 2018; Antonelli & Bonis, 2018), y la regresión truncada (lo Storto, 2016; Benito et al., 2021).

Algunas críticas a los modelos MCO y de regresión Tobit señalan que las puntuaciones de eficiencia DEA tienden a concentrarse en el valor del límite superior (es decir, tienden a estar censuradas a la derecha), y podrían surgir problemas de correlación serial (vertical) entre los insumos, los productos y las variables no controlables que podrían explicar la eficiencia (Seifert & Nieswand, 2014; Barreira et al., 2021), generando un sesgo en la estimación e invalidando así los resultados de la inferencia estadística al violar el supuesto de independencia entre el término de ruido y las variables exógenas (Ouertani et al., 2018; Benito et al., 2021). Según McDonald (2009), el procedimiento Tobit ha sido tradicionalmente empleado cuando las medidas de rendimiento son regresivas². No obstante, destaca que las puntuaciones de eficiencia no se generan mediante un proceso de censura; más bien, son datos fraccionarios. Por lo tanto, la estimación Tobit se considera inapropiada en esta situación. Por su parte, Simar y Wilson (2007) explican que debido a la construcción de la programación lineal, no existen variables censuradas; más bien, se trata de un proceso generador de datos que trunca las observaciones en 1. Esto se debe a que la eficiencia técnica opera en un intervalo entre [0,1], y, en el caso de la regresión, el proceso generador de datos se ve limitado a este valor.

Ambos tipos de regresión implican una pérdida de información. Sin embargo, la regresión truncada conlleva una mayor pérdida, ya que se eliminan datos tanto de la variable observada y como de las variables explicativas x , limitándose a un subconjunto de la

² Se puede interpretar como que estas medidas tienen tendencias hacia un límite superior o inferior, o regresión hacia la media, es decir, que tienden a revertirse a un valor central o promedio a lo largo del tiempo o después de eventos específicos.

población total. En contraste, en la regresión censurada, la pérdida de información se restringe únicamente a la variable observada y , sin afectar a las variables explicativas x (Simar & Wilson, 2007a).

Simar y Wilson (2007a) desarrollaron una metodología específica para el análisis de eficiencia, combinando el DEA con un modelo de regresión. En este enfoque, las eficiencias DEA se regresan sobre las variables ambientales utilizando datos de panel y técnicas de *bootstrap* para corregir sesgos, el proceso se lleva a cabo mediante un doble *bootstrap*, similar al utilizado para evaluar la evolución de la productividad mediante el Índice de Malmquist (Ouertani et al., 2018).

Las estimaciones resultantes proporcionan una inferencia coherente sobre las puntuaciones de eficiencia, permitiendo controlar la heterogeneidad no observada y determinar el impacto de las variables exógenas en la eficiencia policial (García-Sánchez et al., 2013). La condición de separabilidad³ permite poner a prueba empíricamente esta metodología (Daraio et al., 2018).

Considerando lo comentado, y siguiendo a Seifert y Nieswand (2014) y Ouertani et al. (2018), se aplica la siguiente expresión para evaluar la influencia de las variables exógenas en la eficiencia policial de los cantones ecuatorianos:

$$\theta_i = \alpha + \beta Z_i + \varepsilon_i \quad [11]$$

donde θ_i representa la eficiencia desconocida de la i -ésima observación, α es un término constante (intercepto) y β denota el vector de coeficientes a estimar. Para cada variable, β es constante entre todas las observaciones, indicando la relación de Z_i , un vector de variables exógenas de la i -ésima observación, con la puntuación de eficiencia. El término ε_i representa el término de la i -ésima observación, y su comportamiento está sujeto a la restricción definida por la condición $\varepsilon_i \leq 1 - \alpha - \beta Z_i$. Simar y Wilson (2007), explican que este término sigue una distribución normal truncada con media cero (antes del truncamiento), varianza desconocida y un punto de truncamiento determinado por esta condición. Dado que la verdadera θ es desconocida, se sustituye por las puntuaciones de eficiencia de Farrell obtenidas en la primera etapa ($\hat{\theta}_i$, acotadas entre cero y uno). El problema econométrico pasa a ser:

$$\hat{\theta}_i = \alpha + \beta Z_i + \varepsilon_i \quad \text{con } \varepsilon \sim N(0, \sigma^2) \quad [12]$$

tal que $\varepsilon_i \leq 1 - \alpha - \beta Z_i$, debe resolverse mediante una estimación de máxima verosimilitud con respecto a β y σ . Empleando métodos de *bootstrapping* con b réplicas, se generan b estimaciones para estos coeficientes. Los intervalos de confianza para los estimadores pueden construirse utilizando la metodología propuesta por Simar y Wilson (2000). Un coeficiente de estimación positivo en la segunda etapa señala una relación positiva entre la eficiencia policial y la variable explicativa correspondiente. En el Anexo B, se proporciona una descripción detallada de la metodología empleada.

Por su parte, en el modelo Tobit las variables explicativas pueden definirse por el vector $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$, y la variable de respuesta, definida por Y^* , que representa las puntuaciones de eficiencia obtenidas con el DEA. Siguiendo a Greene (2008) el modelo econométrico puede formularse como sigue: $y_i^* = X_i \beta + u_i$, donde la variable y es

³ La condición de separabilidad supone que las variables ambientales solo afectan la distribución de la eficiencia y no afectan las posibilidades de producción; es decir, las variables ambientales no influyen ni en la forma ni en los niveles del envolvente, dejando el posible efecto de estos factores en la distribución de las ineficiencias (Benito et al., 2021).

observada, y u es el error aleatorio de la ecuación. La variable y_i^* esta censurada si se presenta como función de la variable y_i de la siguiente manera:

$$y_i = y_i^* \text{ si } y_i^* < y_i^c \quad [13a]$$

$$y_i = y_i^c \text{ si } y_i^* \geq y_i^c \quad [13b]$$

donde el valor de censura se denota por y_i^c , y el subíndice i indica la censura en cada observación. Debido a que en este enfoque la distribución de las puntuaciones de eficiencia no es normal, se asume que el límite inferior es el mínimo observado en las puntuaciones de eficiencia y el límite superior se trunca en 1 (DeAngelo et al., 2014).

La esperanza del error se calcula como una esperanza condicional, representada por:

$$E[u_i | u_i < y_i^c - X_i\beta] \quad [14]$$

Según Scalco et al. (2012) para obtener estimadores coherentes se calculan los parámetros β utilizando el método de máxima verosimilitud. De esta manera se separa la contribución de las variables censuradas de las no censuradas en la formación de la función de verosimilitud.

Debido a las particularidades inherentes a esta investigación, que incluyen el tamaño de la muestra y la naturaleza de la variable dependiente limitada al intervalo $[0,1]$, se ha decidido emplear modelos censurados y truncados. La comparación de las estimaciones posibilitará la evaluación de la persistencia de las variables utilizadas, ofreciendo así una medida de la robustez de los resultados obtenidos.

2.3.5.3 Prueba de Separabilidad

Según Wilson (2008), las investigaciones sobre eficiencia no paramétrica habían ignorado aspectos estadísticos como la inferencia y las pruebas de hipótesis hasta los primeros años de este siglo. No obstante, gracias a los hallazgos de Simar y Wilson (2000; 2007b), ahora es posible realizar inferencia estadística y pruebas de hipótesis con DEA y otros métodos de estimación de eficiencia no paramétricos.

Para abordar la limitación del DEA en cuanto a la influencia de variables incontrolables en el proceso de producción, Simar y Wilson (2007a) proponen un modelo estadístico que justifica la estimación de la eficiencia técnica en dos etapas en contextos no paramétricos. Aunque esta metodología ha sido ampliamente utilizada, requiere una suposición fuerte conocida como la *condición de separabilidad*, la cual se discute en los Supuestos 2.1 (H_0 : la separabilidad se cumple) y 2.2 (H_1 : la separabilidad no se cumple).

La idea de separabilidad en el contexto del análisis de eficiencia y variables ambientales se refiere a la posibilidad de evaluar si las variables ambientales influyen significativamente en la eficiencia o si por el contrario no tienen un impacto directo en las medidas de eficiencia. Es decir, si las variables ambientales no son separables de los *inputs* y *outputs* que definen la eficiencia, significa que las diferencias en eficiencia pueden explicarse, al menos en parte, por las diferencias en las variables ambientales.

Paul W. Wilson ha desarrollado la Prueba de Separabilidad de la Frontera con respecto a las variables ambientales continuas, implementada mediante la función *test.sep.cont* del Paquete *FEAR* en el software R (2023). Esta función se basa en los estudios de Daraio et al. (2018) y Simar y Wilson (2020) para evaluar la condición de separabilidad descrita por Simar y Wilson (2007^a; 2011). La rutina permite el uso de un número arbitrario de variables ambientales continuas.

Esta función realiza una prueba de separabilidad continua mediante los siguientes pasos:

1. Se divide aleatoriamente el conjunto de datos en dos partes.
2. Se estima la eficiencia para cada parte utilizando una función ficticia.
3. Se calcula la diferencia de las medias de eficiencia entre las dos partes, obteniendo un estadístico *tau*.
4. Se utiliza el método de *bootstrap* para obtener distribuciones de las diferencias de medias (*tau*) y calcular p-valores.
5. Se repiten los pasos anteriores múltiples veces (NSPLIT) y se calculan las medias de las estadísticas *tau* y los p-valores. También se realiza una prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS) para evaluar la distribución de los p-valores.

Según Daraio et al. (2018), siempre que la prueba rechace la separabilidad, se recomienda utilizar estimadores de eficiencia condicional en lugar de estimadores incondicionales. Esto se debe a que, cuando la separabilidad no se cumple, estimar la distancia a la frontera de Wz en lugar de la frontera de W es más apropiado, ya que esta última no tiene un significado económico particular en ese contexto.

Al medir la eficiencia policial, es posible que factores socioeconómicos y demográficos también influyan en las fronteras. Por lo tanto, es necesario realizar una prueba de separabilidad de las variables ambientales para analizar si estas afectan la distribución de la ineficiencia o la frontera de la producción. Los resultados de esta prueba pueden proporcionar una base para seleccionar el modelo de análisis de eficiencia, ya sea incondicional o condicional, y ayudarnos a identificar los factores clave para mejorar la capacidad de producción (Su et al., 2023).

2.3.5.4 Introduciendo la endogeneidad

Según Cordero et al. (2013), el problema de la endogeneidad y las distorsiones que provoca en la estimación de los modelos de eficiencia y producción es una preocupación creciente en el campo del análisis de fronteras. El DEA se lo aplica comúnmente bajo el supuesto implícito de que la eficiencia técnica del conjunto evaluado de DMUs se distribuye exógenamente, es decir, asumiendo que el término de eficiencia no está correlacionado con los *inputs* y *outputs* (Santín & Sicilia, 2017). Siendo necesario, al menos, cuestionarse sobre la posibilidad de que exista endogeneidad en el modelo. En los últimos años el potencial de la endogeneidad en los análisis de eficiencia DEA ha sido abordado en varios sectores, por ejemplo: aeropuertos (Ngo & Tsui, 2020), banca (Tan et al., 2021), educación (Bifulco & Bretschneider, 2001, 2003; Cordero et al., 2013; Santín & Sicilia, 2017), servicios públicos (Mayston, 2017), y seguridad (Orme & Smith, 1996; Poveda, 2011; Kollias et al., 2013; DeAngelo et al., 2014).

La primera aproximación a este tema se lo realiza mediante una correlación entre *inputs* y la eficiencia, cuando la orientación sea *output*, pero también podría darse una orientación *input*, aunque este tipo de correlación tenga más sentido analizarla desde una perspectiva microeconómica (Cordero et al., 2013). De acuerdo con los resultados obtenido por Cordero et al. (2015), la técnica DEA parece ser robusta a la presencia de endogeneidad negativa y ligeramente positiva. “Sin embargo, una endogeneidad positiva alta y media, es decir, una correlación positiva alta o media entre un input y el verdadero nivel de eficiencia, sesga significativamente el rendimiento de DEA” (p. 517), especialmente, en las DMUs más ineficientes que cuenten con menores cantidades de *inputs*, y cuanto más intensa es la correlación. Dicha correlación positiva, entre los insumos y la eficiencia técnica, se observa con frecuencia en el contexto de la prestación

de servicios públicos debido a la presencia de relaciones de demanda adicionales (Mayston, 2003). Según autores como Kollias et al. (2013) y DeAngelo et al. (2014), la evidencia sugiere que los datos sobre policía y delincuencia pueden estar sujetos a endogeneidad, debido que la mayoría de las variables de disuasión y la delincuencia son mutuamente causales de alguna manera dinámica.

En este contexto, la estimación empírica de la eficiencia técnica mediante modelos DEA podría dar lugar a estimaciones engañosas de la eficiencia y, por tanto, a recomendaciones inadecuadas basadas en el rendimiento (Santín & Sicilia, 2017). Los primeros esfuerzos metodológicos para detectar la presencia de una entrada endógena positiva se atribuyen a Smith y Blundell (1986), quienes desarrollaron una prueba de endogeneidad que implica la estimación de regresiones de MCO separadas para cada variable endógena potencial. Wilson (2003) exploró diversas pruebas no paramétricas de independencia, pero los resultados mostraron escasa potencia, especialmente en muestras pequeñas. Posteriormente, Peyrache y Coelli (2009) propusieron una prueba asintótica semiparamétrica de tipo Hausman para la dependencia lineal (no correlación). Las simulaciones de Monte Carlo demostraron buenas propiedades de tamaño y potencia en muestras finitas. Sin embargo, esta prueba no logró determinar el signo de la correlación ni identificar la variable endógena específica. Finalmente, Mayston (2017) planteó un método potencial para corregir las estimaciones DEA bajo la presencia de endogeneidad positiva causada por la existencia de interrelaciones entre los *inputs* y la calidad de los *outputs*, que consiste en adaptar el DEA estándar para estimar la máxima calidad de producción factible (frontera de posibilidad de logro), mediante una ecuación de forma reducida, donde las variables exógenas Z_i no están correlacionadas con los verdaderos niveles de eficiencia de las DMU individuales.

Por su parte, Santín y Sicilia (2017) proponen un procedimiento estadístico heurístico sencillo para identificar la posible presencia de *inputs* endógenos cuando surgen sospechas de una endogeneidad positiva significativa en el entorno. Para llevar a cabo este procedimiento, se realiza un *bootstrap* simple de los datos, a partir de los cuales se obtienen las puntuaciones de eficiencia DEA. Luego, se calculan las correlaciones entre cada *input* y la eficiencia. Al repetir este proceso para cada iteración del *bootstrap*, se construye una distribución de coeficientes de correlación. La proporción resultante se compara con una escala *ad-hoc* para evaluar la posible presencia de endogeneidad. Cabe destacar que la principal limitación de este procedimiento radica en la dificultad de generalizar los resultados a todos los contextos.

En el caso de detectar un *input* endógeno, el procedimiento a seguir podría ser análogo al utilizado en variables instrumentales (VI). Se requiere la identificación de un instrumento relevante y exógeno, que esté correlacionado con el *input* que se busca instrumentar y que no presente correlación con el término de error, que en este contexto corresponde a la eficiencia (Peyrache & Coelli, 2009). Otra alternativa la proponen Kollias et al. (2013), quienes instrumentaron el gasto policial mediante la aplicación de técnicas autorregresivas vectoriales (VAR) a una serie temporal de la delincuencia en Grecia.

2.4 Base de datos y variables

2.4.1 Datos

La recopilación de datos homogéneos y confiables de manera oportuna y regular, durante períodos de tiempo largos permite a los investigadores utilizar métodos de investigación que podrían probar las relaciones de causa y efecto entre las políticas públicas y el desempeño del sector público (Moreno-Enguix & Lorente Bayona, 2017). En estudios de

evaluación comparativa como este, la principal dificultad radica en la limitación de fuentes estadísticas. Dado que las fuerzas policiales desempeñan una amplia gama de servicios, existen numerosos insumos y productos que podrían emplearse para modelar la eficiencia policial. Por lo tanto, la selección de los insumos y productos adecuados debe seguir criterios de relevancia y disponibilidad de datos (Drake & Simper, 2003; Gonzalez et al., 2011). Además, resulta importante considerar las variables ambientales que inciden en las actividades de los cuerpos policiales y que escapan a su control (aspecto abordado con detalle en la sección 2.3.5.2).

En Ecuador la Policía Nacional es la institución que tiene la responsabilidad exclusiva y excluyente de atender la seguridad ciudadana y el orden público. Esta institución es la que debe coordinar con las alcaldías de cada ciudad las necesidades en términos de seguridad. Dado que la gestión administrativa recae en cada cantón, el segundo nivel de división político-administrativa, estos han sido seleccionados como Unidades Tomadoras de Decisiones (DMU). En Ecuador, hay un total de 224 cantones, de los cuales 221 se encuentran en el territorio continental y tres están situados en el archipiélago de Galápagos, estos últimos fueron excluidos del estudio debido a que sus particularidades insulares no serían comparables con los cantones que se localizan en el continente (Barreira et al., 2021). Para el análisis DEA se considera el año 2022, y para el análisis de regresión se considera el periodo temporal elegido comprende los años 2018-2022, ambos incluidos, por tanto, se cuenta con total de 1.105 observaciones. Los datos de entrada y salida fueron proporcionados por la PNE.

Como se detalló en el capítulo introductorio, en Ecuador es pertinente llevar a cabo comparaciones tanto por regiones climáticas, dadas sus condiciones particulares, como por zonas de planificación. Estas últimas corresponden a divisiones geográficas establecidas por el INEC (Instituto Nacional de Estadística y Censos) para facilitar la planificación y recopilación de datos a nivel regional.

2.4.2 Insumos, productos y variables ambientales

En los estudios de evaluación comparativa, para la selección de los insumos y productos, se utilizan diferentes criterios que pueden ser: opiniones de profesionales, literatura anterior o la disponibilidad de datos (García-Sánchez et al., 2013; Cook et al., 2014; Hadad et al., 2015). Autores como De Borger y Kerstens (1996) y lo Storto (2016), afirman que la definición y medición de insumos y productos para el sector público no está exenta de problemas y ambigüedad, estas características de las variables ya se evidenciaron en el capítulo 1.

Debido a la complejidad inherente a las actividades policiales, la mayor parte de la literatura especializada ha centrado su atención en el análisis de la dimensión de la actividad policial en relación con la represión penal. En consecuencia, el objetivo primordial de estos análisis se ha vinculado a las investigaciones realizadas por los agentes de policía con el propósito de esclarecer los delitos cometidos. En términos generales, los estudios orientados a examinar la eficiencia policial suelen emplear, como indicadores, los índices de delincuencia o alguna transformación de las principales categorías delictivas (Drake & Simper, 2002; de Lima & Marinho, 2017); además, algunos estudios incorporan aspectos relacionados con las rutinas del trabajo policial (Hadad et al., 2015).

Siguiendo esta línea argumentativa, DeAngelo et al. (2014) señalan que una tasa de delincuencia más baja representa una mayor producción, y viceversa. Esto implica que

una comisaría está desplegando mayores esfuerzos para disminuir el daño y la ansiedad causados por la delincuencia. En este sentido, si la intención es maximizar los resultados relacionados con los índices de criminalidad, el DEA no produciría *outputs* deseables. La perspectiva adecuada debería centrarse en que las comisarías están optimizando sus recursos para reducir los *outputs* no deseados.

En la última década, el tratamiento de los *outputs* no deseados ha planteado un desafío significativo para los investigadores en el ámbito del DEA. Estos investigadores se han centrado en cómo integrar adecuadamente estos *outputs* no deseables dentro de la función de producción. Según Halkos y Petrou (2019), existen cuatro enfoques principales para abordar este problema: 1) excluir los *outputs* no deseados de la función de producción; 2) tratarlos como *inputs* convencionales; 3) considerarlos como *outputs* convencionales; y 4) aplicar transformaciones específicas para su correcta incorporación.

Cuando una función de producción revela una presencia significativa de *outputs* no deseados, una estrategia efectiva para manejar esta situación es aplicar una transformación matemática específica; en este caso, la inversa multiplicativa, expresada como $f(U) = 1/U$ (Golany & Roll, 1989; Lovell et al., 1995). En este contexto, la *inversa de la delincuencia* se interpreta como la cantidad de delitos evitados, donde un valor alto indica una mayor seguridad y eficacia en la prevención del crimen. Esto refleja la idea de que una menor cantidad de delitos está asociada con una mayor percepción de seguridad, un resultado deseado por la sociedad. Por esta razón, esta transformación ha sido seleccionada para el análisis en el presente estudio.

Los siguientes autores han aplicado este procedimiento en sus investigaciones sobre eficiencia policial: Asmild et al. (2012), Scalco et al. (2012), García-Sánchez et al. (2013), DeAngelo et al. (2014), Gupta et al. (2014) y Asif et al. (2018). Es importante explicar que, al tratarse de delitos de distinto tipo, no se puede simplemente sumar los índices para identificar una clasificación global de la delincuencia. La flexibilidad de la metodología DEA permite evaluar cada tipo de delito de forma independiente (García-Sánchez, 2007; de Lima & Marinho, 2017). Los delitos objeto de análisis en este estudio comprenden homicidios, robos de automóviles, robos de motocicletas y robos a personas.

En cuanto a los recursos tradicionalmente empleados, estos están vinculados al trabajo y al capital, proporcionando un conjunto extenso y diverso de indicadores. No obstante, como es común en muchos servicios del sector público, la obtención o el cálculo de estos datos, especialmente en lo que respecta a los insumos de capital, presenta desafíos (Drake & Simper, 2001). En términos generales, los recursos más utilizados suelen ser el número de agentes de policía (para la fuerza laboral) y el número de automóviles (para el capital). También se utilizan otros factores, como el número de ordenadores, la superficie de las edificaciones, elementos regionales como la ubicación de la comisaría y las características de la población a la que presta servicio, entre otros (García-Sánchez et al., 2013; Hadaad et al., 2015; Sinuany-Stern et al., 2016; de Lima & Marinho, 2017). A pesar de las considerables limitaciones en la disponibilidad de datos en Ecuador, se ha logrado obtener información sobre el número de miembros de la policía por cantón. Este dato se utiliza como un indicador proxy de los costos policiales y está fuertemente correlacionado con otros insumos utilizados por los agentes policiales (García-Sánchez et al., 2013). También se dispone de información sobre el número de unidades de vigilancia comunitaria (UPC).

En consecuencia, el análisis tiene como objetivo determinar en qué medida los cantones ecuatorianos son eficientes al emplear la mínima cantidad de insumos policiales disponibles para producir la combinación adecuada de servicios, representada por el inverso del número de delitos. De esta manera se busca alcanzar el óptimo social en

materia delictiva. Dado que ambos insumos analizados están bajo el control de la PNE, el modelo BCC orientado a las entradas resulta apropiado para avanzar en el proceso de investigación (DeAngelo et al., 2014).

Variables ambientales

Las fuentes de información de las variables ambientales provienen del Banco Central del Ecuador, INEC y del Servicio de Rentas Internas (SRI), y en su mayoría están relacionadas con las utilizadas en el capítulo 1. A continuación, se describe el efecto esperado para cada caso:

- Se anticipa un impacto negativo en la eficiencia policial ante el aumento de la tasa de pobreza, medida tanto por ingresos como por necesidades básicas insatisfechas (NBI⁴), así como en la desigualdad en la distribución de los ingresos (índice de Gini). Además, el incremento de la riqueza material aumenta el riesgo de ser víctima de robos, lo que puede llevar a un aumento en la tasa de criminalidad, según Levitt (1998) y Gould et al. (2002). Como variable proxy de la riqueza material, se utilizan las ventas declaradas en el SRI por cada cantón.
- Se utilizaron las variables de tasa de desempleo y tasa de subempleo con el propósito de examinar la influencia que el mercado laboral tiene en la eficiencia policial. Se prevé que a medida que la tasa de desempleo aumenta, también se observa un incremento en los incentivos para el comportamiento delictivo, mientras que lo contrario sucede con la tasa de subempleo.
- Se espera que el incremento en el promedio de años de escolaridad generará un impacto positivo en la eficiencia policial. La educación, al potenciar habilidades y capacidades, se traduce en mejoras económicas, con mayores ingresos y oportunidades laborales como recompensa. Este aumento en el costo de oportunidad disuade la participación en actividades delictivas, reduciendo de manera significativa la incidencia delictiva (Usher, 1997).
- Al evaluar la eficiencia policial, es crucial tomar en cuenta variables regionales que están fuera del control directo de los agentes de policía. Resulta evidente que una comisaría que sirve a un cantón con una extensión territorial más amplia podría enfrentar un mayor volumen delictivo. Esta variable se refleja a través del número de policías que prestan sus servicios por cada 1.000 km² de superficie (Akdogan, 2012; Aristovnik et al., 2014; Sinuany-Stern et al., 2016; lo Storto, 2016; Benito et al., 2021).

2.4.3 Análisis estadístico descriptivo

Previamente a la evaluación de los niveles de eficiencia mediante el DEA, se exponen los estadísticos descriptivos relativos a las variables contempladas en el estudio, los cuales se encuentran detallados en la Tabla 7.

En la Tabla 8, se presentan las correlaciones entre insumos, productos y variables ambientales, analizando tanto la fuerza como la dirección de dichas relaciones. Se observa que la correlación entre los insumos se mantiene por debajo de 0,6, lo cual no compromete la validez de los niveles de eficiencia. Se resalta también que las correlaciones entre el número de policías y los diferentes tipos de delitos son inferiores en comparación con las

⁴ Según la CEPAL (2001) las NBI son: a) tipo de vivienda y materiales de construcción de la misma, b) hacinamiento, c) disponibilidad de agua potable, d) acceso a servicios sanitarios, e) asistencia escolar de los menores de edad, y, f) capacidad económica.

correlaciones entre el número de UPC y los delitos. Las variables exógenas muestran correlaciones relativamente bajas (menores a 0,55) entre sí. Esto respalda la idoneidad de llevar a cabo el modelo de regresión sin preocupaciones acerca de la presencia de multicolinealidad. Se optó por excluir la variable índice de Gini del análisis debido a su correlación con las variables que representan la pobreza.

Tabla 7

Estadísticos descriptivos de las variables, periodo 2018-2022

Código	Denominación	Mínimo	Media	Máximo	Desviación típica
<i>Inputs</i>					
NP	Número de policías	5	132	1.561	221
UPC	Número unidades de policía comunitaria	0	7	276	22
<i>Outputs</i>					
H	Número de homicidios	0	10	1.437	55
RC	Número de robo de automóviles	0	30	3.652	194
RM	Número de robo de motos	0	40	2.874	158
RP	Número de robo a personas	0	122	10.162	728
<i>Variables ambientales</i>					
Esco	Años promedio de escolaridad	8,18	9,71	12,73	0,86
Gini	Gini	0.39	0.46	0.60	0,05
IngV	Ingresos por ventas (log)	5,78	7,83	10,92	0,82
P1000km ²	Policías por cada 1.000 km ² (log)	0.25	2.00	3.87	0,55
PobI	Pobreza por ingresos (%)	0,05	0,31	0,71	0,14
PobNBI	Pobreza por NBI (%)	0,05	0,35	0,76	0,16
Desem	Desempleo (%)	0.00	0.04	0.12	0,02
Sube	Subempleo (%)	0,01	0,07	0,28	0,08
	Número de observaciones	1105			

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8

Matriz de correlaciones entre las variables propuestas para el análisis de eficiencia policial, periodo 2018-2022

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
(1) UPC	1.0000													
(2) Número de Policías	0.6082*	1.0000												
(3) Homicidios	0.5389*	0.4565*	1.0000											
(4) Robo de Automóviles	0.8366*	0.5127*	0.8465*	1.0000										
(5) Robo de Motos	0.7676*	0.5635*	0.8629*	0.9248*	1.0000									
(6) Robo a Personas	0.8919*	0.5501*	0.7426*	0.9503*	0.8917*	1.0000								
(7) Escolaridad	0.2975*	0.1412*	0.1633*	0.2393*	0.2296*	0.2622*	1.0000							
(8) Gini	-0.0670*	-0.0724*	-0.0983*	-0.0868*	-0.1477*	-0.0868*	-0.1751*	1.0000						
(9) Ingresos por Ventas (log)	0.5019*	0.6625*	0.3473*	0.4071*	0.4807*	0.4379*	0.2803*	-0.2833*	1.0000					
(10) Policías 1.000km ² (log)	0.1905*	0.4505*	0.1473*	0.1321*	0.2151*	0.1582*	-0.1137*	-0.4389*	0.5486*	1.0000				
(11) Pobreza por Ingresos	-0.1475*	-0.0773*	-0.0801*	-0.1251*	-0.1401*	-0.1321*	-0.4785*	0.8132*	-0.2952*	-0.3414*	1.0000			
(12) Pobreza por NBI	-0.1453*	-0.0482	-0.0251	-0.0931*	-0.0435	-0.1038*	-0.4539*	0.4506*	-0.1306*	-0.2681*	0.7542*	1.0000		
(13) Desempleo	0.2172*	0.1600*	0.0859*	0.1149*	0.1240*	0.1458*	0.4948*	0.0742*	0.2210*	0.0376*	-0.2750*	-0.3165*	1.0000	
(14) Subempleo	0.0420	0.0190	-0.0280	0.0018	-0.0109	0.0301	-0.0291	-0.0009	0.0332	0.0014	-0.1065*	0.0145	-0.1922*	1.0000

Nota: Un asterisco junto a los coeficientes denota que son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 5%.

Fuente: Elaboración propia.

2.5 Análisis empírico

2.5.1 Aplicación empírica del Análisis Envolvente de Datos

El modelo BCC orientado a los insumos fue aplicado a 221 cantones ecuatorianos utilizando datos correspondientes al año 2022. Los resultados se muestran en el Anexo C, en este reporte se detallan las puntuaciones de eficiencia de cuatro delitos: homicidios, robo de automóviles, robo de motos y robo a personas. Estas puntuaciones fueron obtenidas al contrastar cada DMU con sus homólogos, además se presenta la clasificación asignada a cada una⁵.

Se optó por excluir en este estudio a los delitos de robo a domicilios, robo a unidades económicas y robo de bienes, accesorios y autopartes de vehículos. Esta decisión se sustenta en la notable similitud observada entre las puntuaciones de eficiencia calculadas para estos delitos, lo que podría incidir negativamente en la precisión de los resultados obtenidos.

Es fundamental tener presente que los coeficientes derivados del DEA se encuentran limitados en el intervalo $[0,1]$. Las puntuaciones de eficiencia unitarias están asociadas a las DMUs eficientes, mientras que aquellas inferiores a la unidad corresponden a las unidades ineficientes. No obstante, se ha optado por presentar los resultados en términos porcentuales en lugar de la forma estándar de uno, con el único propósito de facilitar la interpretación.

Como evidencia de la robustez del análisis, se realizaron algunas pruebas de consistencia para examinar la persistencia de las DMUs en la frontera, así como la coherencia de las estimaciones del DEA con la dinámica delictiva experimentada en Ecuador durante el año 2022. Con el fin de cumplir con este objetivo, se implementaron diversas transformaciones en los insumos y productos, con especial atención en corregir el tamaño de cada cantón mediante variables como el número de habitantes y la extensión en kilómetros cuadrados. En este contexto, Cook et al. (2014) señalan que en las aplicaciones del DEA es aceptable combinar ratios y datos brutos, indicando que no es necesario ser demasiado restrictivo. Concluyen que estas dos formas de datos pueden coexistir en un mismo modelo. En otras palabras, la viabilidad de manejar ratios y datos brutos simultáneamente depende de las particularidades de cada investigación. Sin embargo, los resultados de las puntuaciones de eficiencia en este estudio indican que los modelos que emplean variables sin transformaciones, expresadas en valores numéricos, son los que presentan los mejores resultados. Por lo tanto, se prefieren y utilizan en las aplicaciones empíricas.

Las estimaciones revelan niveles de eficiencia relativamente bajos en la PNE. La puntuación media de eficiencia para cuatro tipos de delitos es apenas del 20,98%, sugiriendo que sería posible mantener los niveles delictivos utilizando un 79,02% menos de insumos. A continuación, se presenta un análisis detallado para cada uno:

- **Homicidios.** - Las puntuaciones oscilan entre 0,34 y 100%, con una eficiencia promedio del 17,99%. El análisis señala una ineficiencia del 82,01%. Cuando los índices de eficiencia se corrigen mediante procedimientos de *bootstrapping* y remuestreo, la eficiencia promedio ajustada es del 14,08%, representando una variación de -3,90%. En la Figura 7 se presenta las estimaciones tanto sin corregir como con corrección de sesgo, junto con los intervalos de confianza superior e inferior

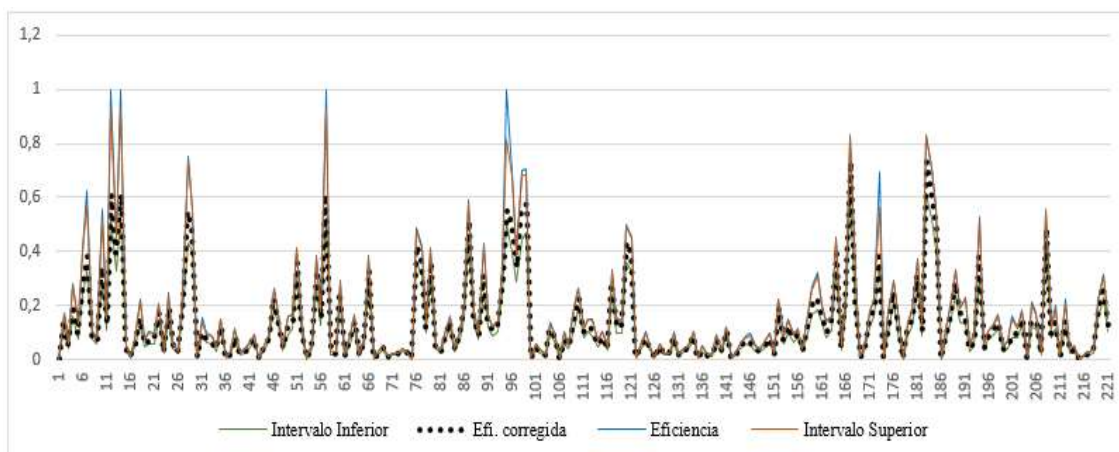
⁵ Los cálculos se realizaron con el software Rstudio, paquete 'Benchmarking', versión 0.31, última actualización del 04-11-2022, elaborado por Peter Bogetoft y Lars Otto.

obtenidos a través de 2.000 muestras *bootstrap*. Dado que las correcciones de sesgo no afectan significativamente las puntuaciones, el análisis prosigue con los datos originales.

Mediante la prueba de supereficiencia se identificaron cuatro valores atípicos. De acuerdo con de Lima y Marinho (2017), al identificar la existencia de valores atípicos en la muestra, se pueden seguir dos procedimientos: a) eliminarlos de la muestra y proceder a estimar las ineficiencias utilizando los modelos DEA; o b) mantener la muestra original y emplear métodos de estimación robustos a los valores atípicos. Se optó por la segunda alternativa, ya que se descubrió que estas DMUs no registran valores en uno de los *inputs* y/o en el *output*, lo que las hace aparecer como valores extremos. Sin embargo, es crucial mantenerlas para determinar la frontera de mejores prácticas. Los resultados de las puntuaciones de supereficiencia posibilitaron la clasificación de los cantones eficientes en el siguiente orden: Crn. Marcelino Maridueña, El Pan, Guachapala y Chilla (ver Anexo C).

Figura 7

Puntuaciones de eficiencia Bootstrapped, homicidios, año 2022



Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 8a⁶ se presenta las puntuaciones de eficiencia, agrupadas según las regiones climáticas. La región Sierra destaca por su mejor desempeño, con una puntuación promedio de 19,79%. A continuación, se encuentran las regiones Amazónica y Costa, con puntuaciones promedio de 18,92% y 15,53%, respectivamente. Estos resultados reflejan la coherencia con la realidad del país, ya que la región Costa ha experimentado el mayor número de homicidios, presenta una alta densidad de población y registra una intensa actividad económica, principalmente debido a la presencia de puertos marítimos.

De manera análoga, en la Figura 8b se ofrece un resumen de las puntuaciones de eficiencia, esta vez, agrupadas por zonas de planificación. Las Zonas n° 6 (30,19%) y n° 2 (27,77%), ubicadas en la frontera con Perú, destacan por su mejor desempeño relativo. En contraste, las Zonas Nos. 9, 8, 4 y 1, situadas en la frontera con Colombia

⁶ El archivo SHP que contiene los datos espaciales a nivel de cantones se descargó desde el portal de datos abiertos de Pucha Cofrep (2016). Este archivo es compatible con el programa GeoDa facilitando su análisis y manipulación.

y en la región costera, son las menos eficientes en el uso de los insumos para llevar a cabo la gestión policial.

La representación geográfica de las puntuaciones de eficiencia policial en la gestión de insumos para los 221 cantones se exhibe en la Figura 8c. Un hecho relevante es la mayor dispersión en los cantones eficientes, mientras que aquellos que requieren mejoras muestran una menor variabilidad. Esto indica que la actividad delictiva violenta está presente en todo el territorio ecuatoriano.

Al analizar el comportamiento individual, se observa que en el extremo superior, los cantones de Crn. Marcelino Maridueña, El Pan, Guachapala y Chila serían referentes en Ecuador. Les siguen tres cantones con un buen desempeño: Pablo Sexto, San Miguel de los Bancos y Deleg, los cuales podrían realizar pequeños ajustes en el uso de los insumos para alcanzar la frontera de mejores prácticas. En el otro extremo se ubican 102 cantones, operando en un intervalo de $0\% \leq E \leq 10\%$, representando a los menos eficientes en la utilización de los insumos.

El plan de mejora o proyecciones propuesto por el DEA para permitir que cada cantón, en necesidad de mejoras, se acerque a sus referentes y, por ende, a la frontera tecnológica, se detalla en el Anexo D1. En algunos casos, algunas DMUs podrían requerir un ajuste adicional conocido como holgura, que establece un rango de respuesta para alcanzar la eficiencia técnica. En este análisis DEA, las holguras se identificaron específicamente para el número de UPC.

Formalmente, la Policía Nacional del Ecuador (PNE) podría mejorar el control de los homicidios reduciendo o reasignando un promedio de 6 agentes por cada cantón, manteniendo al mismo tiempo los niveles de delitos violentos. A modo de ejemplo, consideremos el cantón Chimbo que registró un homicidio en el año 2022, cuenta con una UPC y 40 agentes de policía. Para alcanzar los referentes, se debería evitar que los niveles delictivos aumenten, mantener en funcionamiento la UPC y realizar una reasignación de 9 agentes, esto significa que debe quedarse con un total de 31 agentes. Este ajuste representa una reducción del 22,50%.

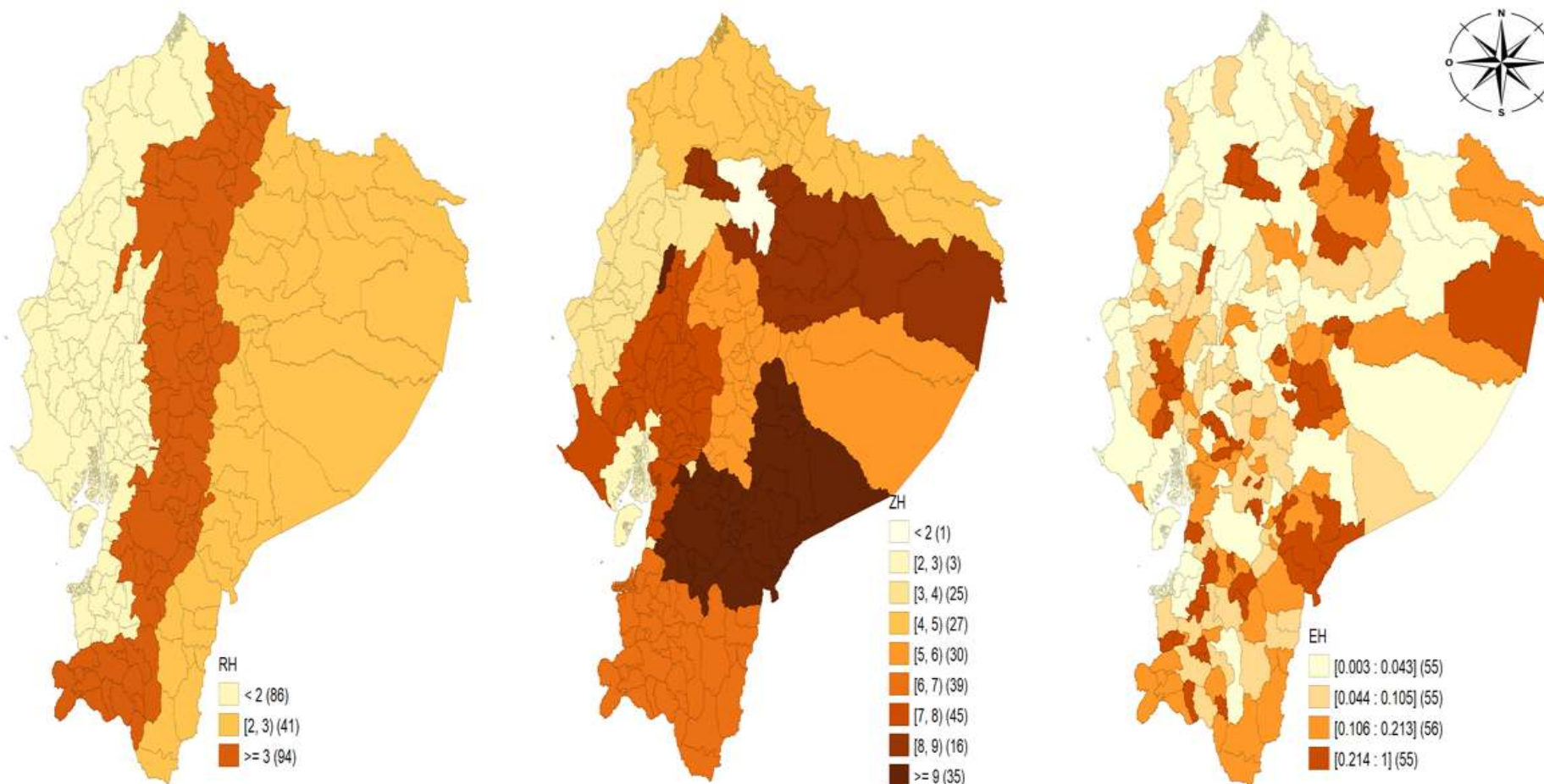
Figura 8

Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito homicidios, año 2022

(a) Regiones climáticas

(b) Zonas de planificación

(c) Total país



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones de eficiencia más altas. Fuente: Elaboración propia.

- *Robo de automóviles.* - Las puntuaciones oscilan entre 0,33 y 100%, con una eficiencia media de 22,62%. Según el análisis, se observa una ineficiencia del 77,38%. Al ajustar los índices de eficiencia de cada Unidad de Medida de Decisión (DMU) mediante los procedimientos de *bootstrapping* y remuestreo, la eficiencia promedio se ajusta al 16,70%, representando una disminución de 5,93%. Aunque las puntuaciones corregidas muestran un impacto moderado en los coeficientes y en los intervalos de confianza asociados, se opta por mantener los datos originales en el análisis.

Con el fin de examinar la posible presencia de valores atípicos en la muestra, se llevó a cabo la prueba de supereficiencia, la cual indicó la existencia de 14 valores atípicos. Dado que estas DMUs no presentan registros en uno de los *inputs* y/o en el *output*, se manifiestan como valores extremos. Por lo tanto, se considera fundamental mantenerlas para la determinación de la frontera de mejores prácticas. Los resultados de las puntuaciones de supereficiencia permitieron clasificar a los cantones eficientes en el siguiente orden: El Pan, Guachapala, Chimbo, Penipe, Balsas, Chilla, Coronel Marcelino Maridueña, Limón Indanza, Huamboya, Santa Clara, Cevallos, Yacuambi, Putumayo y Cuyabeno (ver Anexo C).

En la Figura 9a, se exhiben las puntuaciones de eficiencia, clasificadas por regiones climáticas. La región Amazónica destaca como la de mejor desempeño, con una puntuación promedio del 28,66%. Le siguen las regiones Sierra y Costa, con puntuaciones promedio de 24,05% y 18,13%, respectivamente. Estos resultados concuerdan con la realidad ecuatoriana, ya que en la región litoral se reportaron 6.985 robos de automóviles en el año 2022, representando el 63,5% del total de este tipo de delito. De manera similar, en la Figura 9b se presenta un resumen de las puntuaciones de eficiencia agrupadas por zonas de planificación. Las Zonas n° 6 (33,97%) y n° 2 (29,06%), ubicadas en la frontera con Perú, destacan por su mejor desempeño relativo. En contraste, las Zonas Nos. 9, 8, 4 y 1, situadas en la frontera con Colombia y en la región Costa, exhiben menor eficiencia en la utilización de los insumos para llevar a cabo el servicio policial.

En la Figura 9c, se evidencia la distribución espacial de los 221 cantones en relación con las puntuaciones de eficiencia policial en la gestión de insumos. Se destaca que prevalece un comportamiento orientado hacia la dispersión más que hacia la agrupación en los cantones eficientes. Por el contrario, en los cantones ineficientes se observa una tendencia opuesta, indicando que el delito de robo de automóviles afecta a todo el territorio ecuatoriano con distintos niveles de intensidad.

Los resultados de la eficiencia técnica destacan la presencia de 14 cantones que definen la frontera de mejores prácticas. Los cinco principales son Penipe, Guachapala, El Pan, Chila y Coronel Marcelino Maridueña. A este conjunto se pueden sumar ocho cantones con un buen desempeño, entre ellos Sucal, Isidro Ayora, San Miguel de los Bancos, Pedro Vicente Maldonado, Pablo Sexto, Puerto Quito, General Antonio Elizalde y Palestina, los cuales requieren ajustes menores en el uso de insumos para alcanzar la frontera de mejores prácticas. En el extremo inferior se encuentran 95 cantones que operan en un intervalo de $0\% \leq E \leq 10\%$, y 53 cantones que operan en un intervalo de $10\% \leq E \leq 20\%$, representando todos ellos a los cantones menos eficientes en la utilización de insumos.

El plan de mejora sugerido por el DEA, con el objetivo de que aquellos cantones que necesitan mejoras se acerquen a sus referentes y, por consiguiente, a la frontera tecnológica, se presenta detalladamente en el Anexo D1.

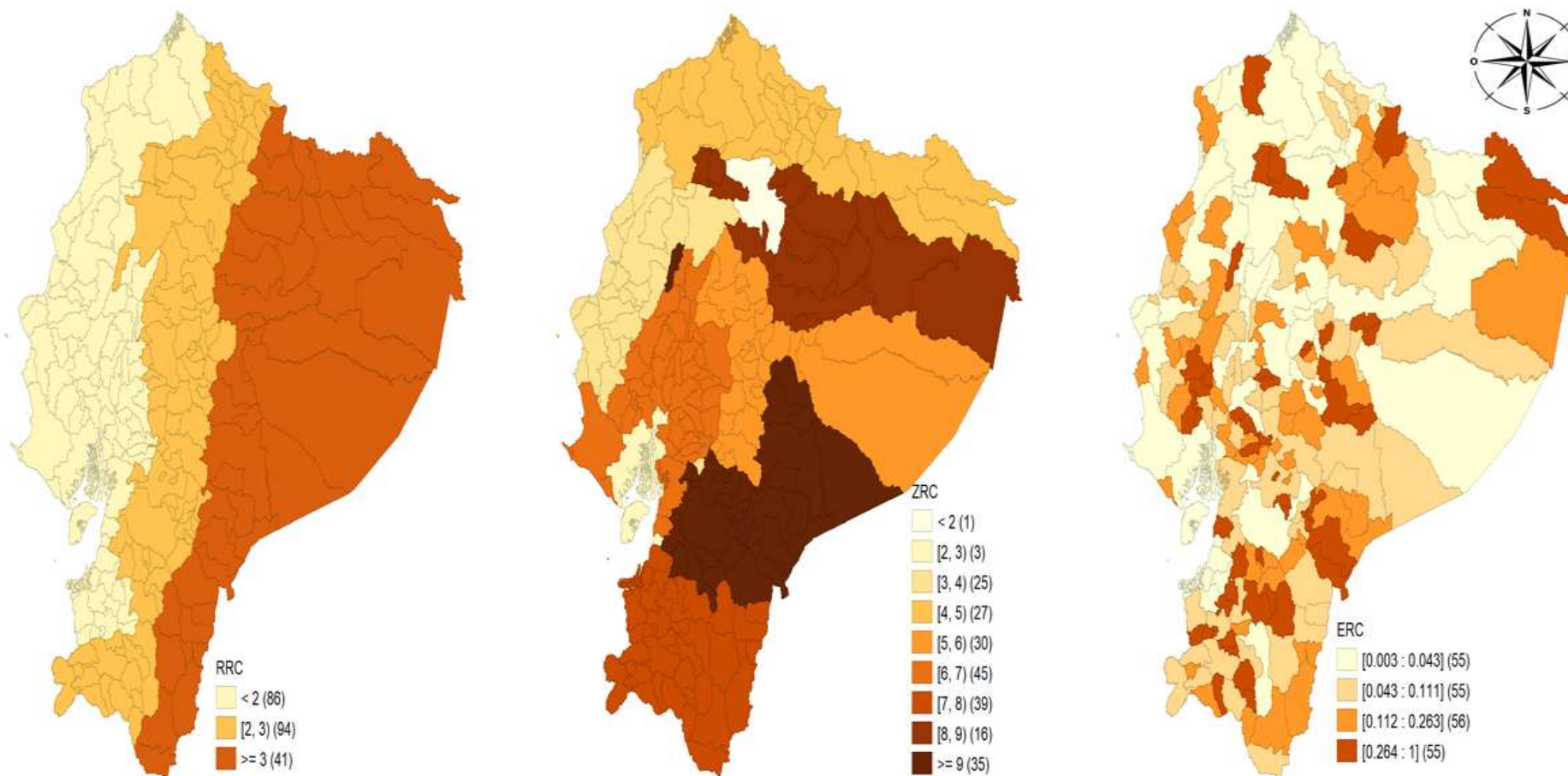
Figura 9

Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo de automóviles, año 2022

(a) Regiones climáticas

(b) Zonas de planificación

(c) Total país



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones de eficiencia más altas. Fuente: Elaboración propia.

Después del ajuste, algunas DMUs aún tienen margen de mejora para alcanzar la eficiencia técnica; a este nuevo ajuste se le conoce como holguras de entradas. Los resultados indican que la PNE podría mejorar su gestión operativa reduciendo o reasignando, en promedio, 6 agentes en cada cantón para alcanzar los referentes. En el caso de las UPC, el ajuste sugerido en la mayoría de los cantones no llega a la unidad, por lo que se recomienda mantener las unidades existentes. Para lograr estas mejoras, es esencial mantener al mismo tiempo los niveles de robos de automóviles.

A modo de ilustración, se toma de ejemplo el cantón Ambato, donde se registraron 75 robos de automóviles. Este cantón cuenta con 34 UPC y 975 agentes de policía. Para alcanzar la frontera de mejores prácticas, se sugiere mantener el número de UPC y disminuir el número de agentes a 970, lo que representa un ajuste de -0,52%. En el caso del cantón Muisne, que registró solo un robo de automóvil, cuenta con 4 UPC y 118 agentes. Para ser considerado eficiente, se recomienda reducir el número de UPC de 4 a 3 (ajuste de -25%) y disminuir el número de agentes a 106 (ajuste de -10,17%).

- **Robo a motos.** - Las puntuaciones varían entre 0,34 y 100%, con una eficiencia promedio de 20,51%. El análisis indica una ineficiencia del 79,49%. Tras ajustar los índices de eficiencia mediante los procedimientos de *bootstrapping* y remuestreo, la eficiencia promedio se reduce al 15,44%, reflejando una disminución del 5,07%. Dado que la comparación entre las puntuaciones de eficiencia sin corregir y con corrección de sesgo no arroja una diferencia estadísticamente significativa, se opta por mantener los datos originales en el análisis.

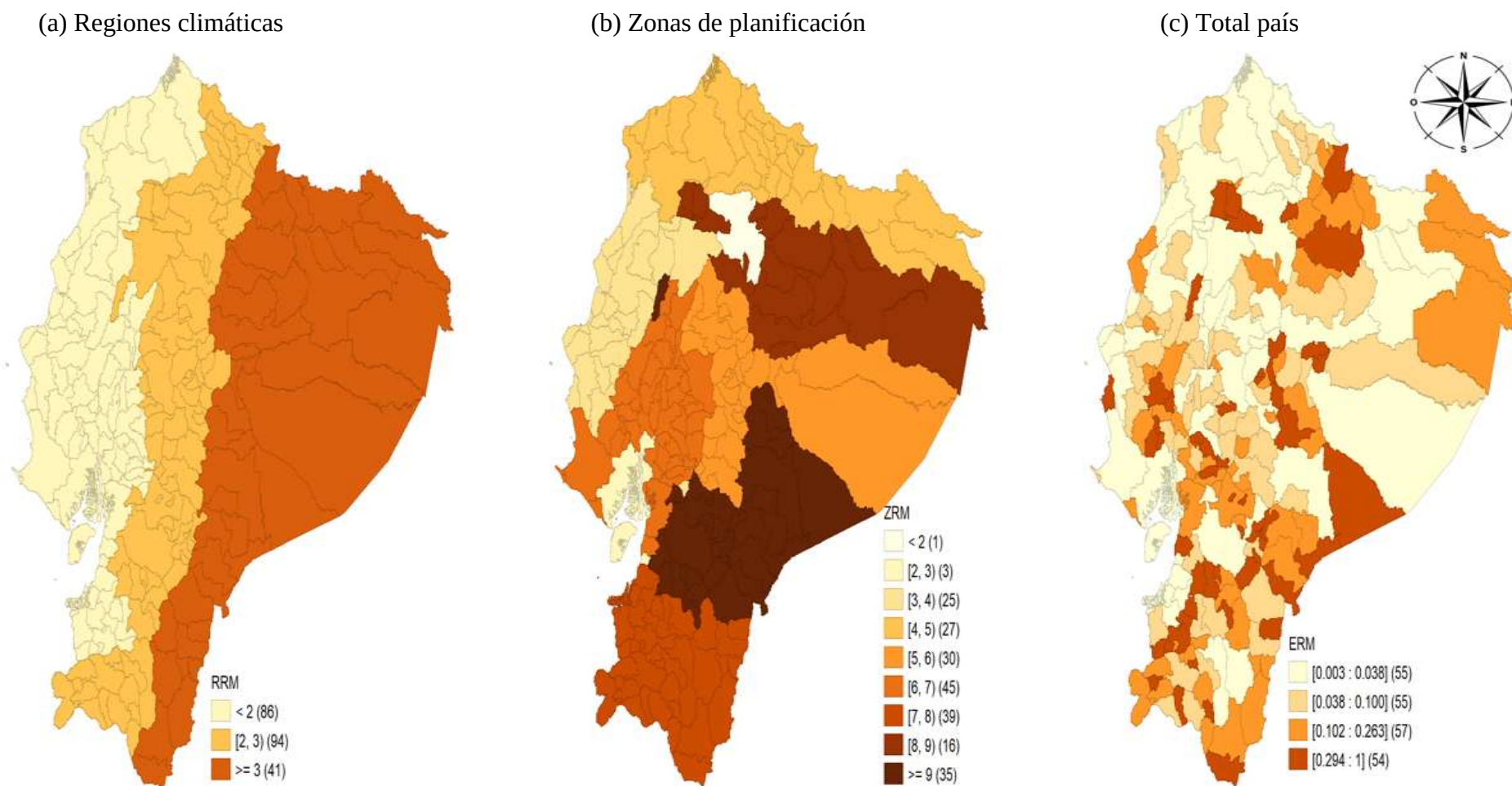
La prueba de resultados de supereficiencia indica la presencia de 13 valores atípicos, los cuales se conservan. Esto se debe a que estas DMUs no registran valores en uno de los *inputs* y/o en el *output*, lo que las hace aparecer como valores extremos. Estas DMUs se considerarán candidatas potenciales para la evaluación comparativa. Los resultados de las puntuaciones de supereficiencia permitieron clasificar a los cantones eficientes en el siguiente orden: Pucara, Chordeleg, El Pan, Guachapala, Chimbo, El Tambo, Chilla, Pindal, Puerto López, Tiwintza, El Chaco, El Pangui y Sucumbios (ver Anexo C).

En la Figura 10a se presentan las puntuaciones de eficiencia agrupadas por regiones climáticas, donde la región Amazónica destaca con un rendimiento superior, obteniendo una puntuación promedio de 24,77%. A continuación, se sitúan las regiones Sierra y Costa, con puntuaciones promedio de 23,95% y 14,63%, respectivamente. Estos resultados reflejan la realidad ecuatoriana, especialmente en la región litoral, donde la motocicleta es el principal medio de transporte terrestre. En dicha región se registraron 11.063 robos, representando el 77,68% del total de robos a motocicletas en el año 2022. De manera similar, en la Figura 10b se ofrece un resumen de las puntuaciones de eficiencia agrupadas por zonas de planificación. Estos resultados siguen la tendencia de los delitos previamente analizados, destacando las Zonas nº 6 (39,83%) y nº 2 (29,56%) como las de mejor desempeño policial. En contraste, las Zonas Nos. 9, 8, 4 y 1 exhiben una gestión deficiente en el uso de insumos y, por ende, en el control de los actos delictivos.

La distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia en el manejo de los insumos a nivel de cantones se muestra en la Figura 10c. Se observa que los cantones eficientes están dispersos, mientras que los ineficientes tienden a mostrar un comportamiento de aglomeración.

Figura 10

Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo a motos, año 2022



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones de eficiencia más altas. Fuente: Elaboración propia.

Al analizar el comportamiento individual, se destaca que los siguientes 13 cantones son considerados referentes en Ecuador: Sucumbios, El Tambo, Guachapala, El Pan, Chila, Pucará, Chimbo, El Chaco, Tiwintza, Chordeleg, Pindal, Puerto López y El Pangui. A este grupo le siguen tres cantones con un desempeño positivo, a saber: Pablo Sexto, San Miguel de los Bancos y Pedro Vicente Maldonado. Estos últimos requieren ajustes menores en la utilización de los insumos para alcanzar la frontera tecnológica. Mientras tanto, las DMUs de peor desempeño dentro de las ineficientes suman 106 cantones, que operan en un intervalo de $0\% \leq E \leq 10\%$, además de 48 cantones que operan en un intervalo de $10\% \leq E \leq 20\%$.

El plan de mejoramiento propuesto por el DEA, con el objetivo de acercar a aquellos cantones que requieren mejoras a sus referentes y, por ende, a la frontera de mejores prácticas, se encuentra detallado en el Anexo D2. Algunas DMUs necesitan ajustes adicionales, conocidos como holguras de entradas, para reducir o aumentar un insumo, generando así un rango de alternativas que les permita alcanzar la eficiencia técnica. En promedio, la PNE podría mejorar su gestión operativa reduciendo una UPC y disminuyendo o reasignando 37 agentes de policía por cada cantón. Es necesario que, al mismo tiempo, se mantengan los niveles delictivos relacionados con el robo a motos.

A modo de ejemplo, se considera el caso del cantón Chone, que registró 56 robos a motos y cuenta con 8 UPC y 277 agentes de policía. Para ser considerado eficiente en el control delincriminal, se sugiere mantener las ocho UPC y realizar una reasignación de cinco agentes, representando un ajuste del -1,81%.

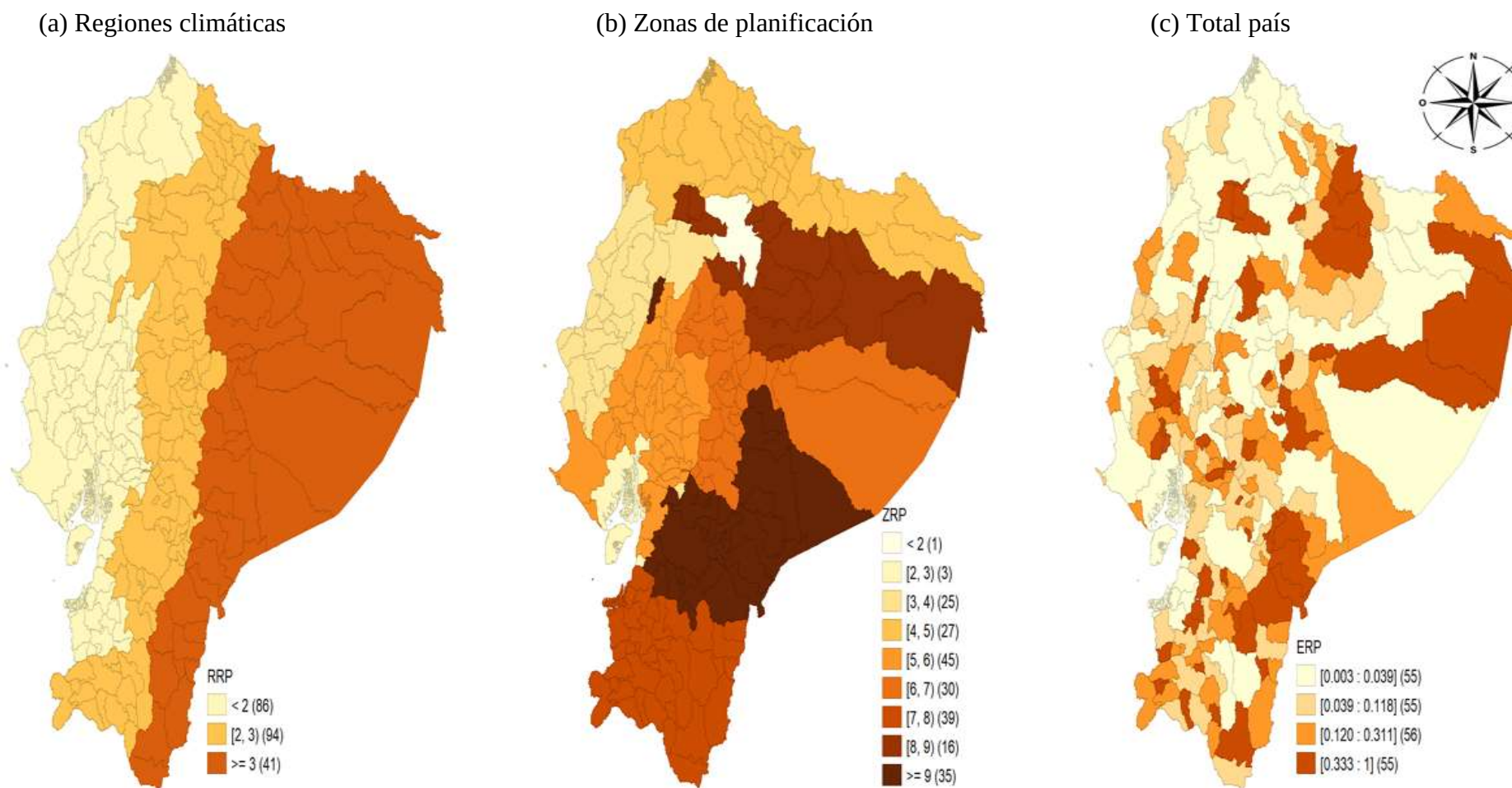
- **Robo a personas.** – Las puntuaciones oscilan entre 0,33 y 100%, con una eficiencia técnica media de 22,81%. El análisis revela una ineficiencia del 77,19%. Al corregir la eficiencia de cada DMU mediante los procedimientos de *bootstrapping* y remuestreo, se obtienen las puntuaciones corregidas, que promedian un 16,69% y representan una variación del -6,12%. Dado que las puntuaciones corregidas tienen un impacto moderado en los coeficientes estimados y en los intervalos de confianza asociados, se opta por mantener los datos originales en el análisis.

La prueba de supereficiencia revela la presencia de cinco valores atípicos. Como se mencionó anteriormente, estas DMUs presentan valores extremos al no registrar cantidades en uno de los *inputs* y/o en el *output*. La decisión tomada fue mantener estos valores atípicos y reconocerlos como parte integral de la frontera tecnológica. Los resultados de las puntuaciones de supereficiencia permitieron clasificar a los cantones eficientes en el siguiente orden: San Juan Bosco, Guachapala, El Pan, Chilla y Centinela del Cóndor (ver Anexo C)

En la Figura 11a, se presentan las puntuaciones de eficiencia agrupadas por regiones climáticas. La región Amazónica destaca con un mejor desempeño, alcanzando una puntuación promedio de 30,63%. Le siguen las regiones Sierra y Costa, con puntuaciones promedio de 25,31% y 16,25%, respectivamente. Estos resultados guardan relación con la realidad ecuatoriana, ya que en la región Costa se registraron 19.005 robos, representando el 60,72% del total de robos a personas en el año 2022. De manera análoga, en la Figura 11b se presenta un resumen de las puntuaciones de eficiencia agrupadas por zonas de planificación. Los resultados reflejan similitudes con los delitos discutidos anteriormente, donde las zonas de mejor desempeño policial son la n° 6 (35,67%) y n° 2 (33,08%), mientras que las Zonas n°s 9, 8, 4 y 1 exhiben una gestión menos efectiva en el uso de los insumos y, por ende, en el control de la delincuencia.

Figura 11

Comparación de la distribución geográfica de las puntuaciones de eficiencia, delito robo a personas, año 2022



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones de eficiencia más altas. Fuente: Elaboración propia.

Este tipo de delito exhibe una mayor concentración entre algunos cantones eficientes; sin embargo, la asociación de los cantones ineficientes aún prevalece (ver Figura 11c). Los resultados de la eficiencia técnica revelan que hay cinco cantones (San Juan Bosco, Guachapala, El Pan, Chilla y Centinela del Cóndor) que definen la frontera de mejores prácticas para este tipo de delito en Ecuador. A este grupo se suman otros 12 cantones con un intervalo $72\% \leq E \leq 96\%$, lo que indica un desempeño aceptable; estos últimos deben realizar ajustes menores en el uso de los insumos para alcanzar la frontera tecnológica. Al analizar las DMUs de peor desempeño dentro de los ineficientes, se observa que 98 cantones operan en un intervalo entre $0\% \leq E \leq 10\%$, y adicionalmente, 40 cantones operan en un intervalo entre $10\% \leq E \leq 20\%$.

El plan de mejoramiento propuesto por el DEA para que los cantones que requieren mejoras puedan aproximarse a sus referentes y, por ende, alcanzar la frontera tecnológica se presenta detalladamente en el Anexo D2. Algunas DMUs requieren un ajuste adicional, conocido como holguras de entradas, para lograr la eficiencia técnica.

Formalmente, los resultados indican que la PNE podría mejorar su gestión operativa reduciendo o reasignando, en promedio, 15 agentes de policía por cada cantón para equipararse a los referentes eficientes. En cuanto a las UPC, el ajuste sugerido en la mayoría de los cantones no alcanza a la unidad, por lo que se recomienda mantener las unidades existentes. Es imperativo que, al mismo tiempo, se conserven los niveles delictivos.

A modo de ejemplo, en el cantón Cuenca, donde se registraron 713 robos a personas, cuenta con 63 UPC y 1.441 agentes de policía. Para lograr la eficiencia en el control del delito de robo a personas, se propone mantener el número de UPC y realizar una reasignación de 5 agentes, lo que representa un ajuste del -0,35%.

Para concluir, se llevó a cabo un análisis para descartar la presencia de variables endógenas, calculando la correlación entre las puntuaciones de eficiencia y el *output* empleado. Se observa que las correlaciones son de bajo grado ($<0,51$), lo que confirma la ausencia de endogeneidad en las estimaciones obtenidas mediante el DEA (ver Tabla 9).

Tabla 9

Matriz de correlaciones entre las puntuaciones de eficiencia y el output, año 2022

Eficiencia	H-Inversa	RC-Inversa	RM-Inversa	RP-Inversa
Homicidios	0,1449 *			
Robo de automóviles		0,5199 *		
Robo de motos			0,5197 *	
Robo a personas				0,5168 *

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.
Fuente: Elaboración propia.

2.5.2 Aplicación empírica de las regresiones con variables ambientales

Los resultados de las regresiones Simar y Wilson se obtienen al regresar las variables ambientales sobre los índices de eficiencia del DEA. Un signo positivo del coeficiente indica que la variable está positivamente asociada a la eficiencia policial, mientras que un signo negativo denota una asociación desfavorable.

La Tabla 10 exhibe los resultados de las regresiones para los delitos de homicidios, robo de automóviles y robo de motos durante el periodo 2018-2022, obtenidos mediante el uso del software Stata. Es pertinente señalar que al intentar estimar el delito de robo a personas, no se logró la convergencia del modelo estadístico, lo que significa que el proceso de estimación no pudo encontrar una solución estable o adecuada.

Los valores de la función de verosimilitud logarítmica y la medida Sigma indican que las especificaciones son aceptables. Por término medio, se observó que 41 observaciones fueron truncadas en las estimaciones.

Tabla 10

Estimaciones de la regresión Simar y Wilson, periodo 2018-2022

Variables ambientales	Coeficientes asociados a la eficiencia policial		
	Homicidios	Robo de autos	Robo de motos
Ingreso por Ventas (log)	-0.377 ** (0,026)	-0.438 ** (0,041)	-0.345 ** (0,027)
Subempleo (%)	1.193 ** (0,267)	1.471 ** (0,363)	0.411 (0,262)
Pobreza por NBI (%)	-0.484 ** (0,091)	-0.778 ** (0,131)	-0.566 ** (0,094)
Escolaridad (Años)	0.210 ** (0,021)	0.198 ** (0,029)	0.172 ** (0,021)
Policías por cada 1.000 km ² (log)	-0.232 ** (0,032)	-0.274 ** (0,045)	-0.251 ** (0,033)
Constante	1.153 ** (0,211)	1.808 ** (0,289)	1.521 ** (0,212)
Sigma	0.199 ** (0,009)	0.243 ** (0,015)	0.200 ** (0,010)
Wald chi2(7)	307,42	143,33	227,62
nº observaciones	1084	1047	1062
nº DMUs eficientes	21	58	43
nº replicas <i>bootstrap</i>	2000	2000	2000

Errores estándar entre paréntesis.

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se analiza el efecto de cada variable:

El signo negativo asociado a la variable de ingresos por ventas sugiere que los niveles más bajos de eficiencia policial se encuentran en cantones con un mayor volumen de transacciones. Este fenómeno podría deberse a que los cantones con una alta concentración de industrias, comercios o servicios requieren una atención policial más intensa para prevenir delitos comerciales, mantener el orden en las zonas comerciales y proteger bienes y propiedades. En contraste, los cantones con un menor volumen de transacciones muestran una mayor eficiencia en la gestión del crimen. Esta dinámica podría indicar una distribución menos eficiente de los recursos policiales o una mayor demanda de estos en cantones con alta actividad económica, lo que afectaría negativamente la gestión operativa de la policía en esas zonas. Este hallazgo se alinea con investigaciones previas realizadas por Scalco et al. (2012), Parra Domínguez et al. (2015) y Haberman (2017).

La variable Desempleo no muestra significancia en ninguno de los modelos, por lo que fue excluida. Aunque podría parecer razonable asumir que un aumento en el número de desempleados contribuye al incremento de los índices delictivos, estas variables no se presentan como una explicación robusta para la eficiencia policial en Ecuador. Este

comportamiento podría atribuirse al dinamismo del mercado laboral, ya que las cifras oficiales del INEC-Ecuador indican que el promedio quinquenal de desempleo apenas alcanza el 4,4%, a pesar de la crisis económica que afecta al país. En contraste, el subempleo ha experimentado un notable aumento, pasando del 17,8% en 2018 al 22,2% en 2022. Además, el sector informal también ha experimentado un incremento significativo, pasando del 46,8% en 2018 al 50,6% en 2022. Como resultado, la variable Subempleo muestra un signo positivo y es significativa, indicando que en los cantones donde la tasa de subempleo es elevada, la eficiencia policial tiende a ser mayor.

El signo negativo de la variable Pobreza por NBI indica que existe una correlación entre una menor eficiencia policial y los cantones con una tasa más elevada de pobreza. En aquellos cantones con bajos ingresos, donde las necesidades básicas estructurales como vivienda, educación, salud e infraestructura pública están más rezagadas, se generan dinámicas sociales que favorecen la violencia y contribuyen al aumento de los actos delictivos. Además, el vertiginoso incremento de la delincuencia en los últimos años ha llevado a que algunos cantones se conviertan en áreas con una alta densidad delincuencial. El comportamiento de esta variable se alinea con los resultados obtenidos por Alda (2014) en un estudio aplicado al estado peruano, lo que refuerza la coherencia de estos hallazgos.

El signo positivo relacionado con la variable de años promedio de escolaridad indica que una mayor eficiencia policial suele asociarse con cantones en los cuales la población ha dedicado un mayor número de años a la educación formal o a recibir algún tipo de instrucción. Es probable que estos cantones también cuenten con instalaciones educativas públicas de mejor calidad. Además, una educación más sólida puede resultar en jóvenes mejor informados, preparados y con una formación más sólida en valores cívicos. Esto les permite analizar de manera más reflexiva las repercusiones negativas que las actividades ilegales pueden tener en la sociedad.

En la evaluación de la eficiencia policial, resulta esencial considerar variables regionales, como la extensión territorial bajo la responsabilidad de una comisaría. El signo negativo asociado a la variable que representa el número de policías por cada 1.000 km² indica que una menor eficiencia policial está vinculada a cantones de mayor tamaño. Aunque las ciudades capitales de provincia disponen de mayores recursos en términos absolutos, también enfrentan una demanda más elevada de servicios policiales. La coordinación entre distintas comisarías puede volverse más compleja, y los tiempos de respuesta a incidentes pueden aumentar debido a la distancia y al congestionamiento del tráfico, afectando así la capacidad de la policía para intervenir rápidamente. Este hallazgo concuerda con investigaciones previas llevadas a cabo por Aristovnik et al. (2013) y Sinuany-Stern et al. (2016).

Para evaluar la sensibilidad de los resultados mencionados previamente, se llevaron a cabo regresiones Tobit para el período de 2018-2022 (ver Tabla 11). Con el objetivo de facilitar la interpretación, se examina el valor del antilogaritmo del coeficiente, lo que permite evaluar de manera más directa su impacto en la probabilidad. El signo del coeficiente indica la dirección en la que variará la probabilidad de ocurrencia (ya sea mayor o menor, dependiendo de si los valores están por encima o por debajo de 1) al aumentar la variable explicativa en una unidad (Moral, 2003). El modelo Tobit impone menos restricciones o requisitos a las variables independientes consideradas en el análisis, alineándose con una de las principales ventajas del DEA en comparación con otras técnicas paramétricas.

Los valores de la razón de verosimilitud y del estadístico X^2 indican que las especificaciones en los cuatro modelos son aceptables. En promedio, una observación fue

censurada en el límite inferior, vinculada a las puntuaciones mínimas de eficiencia observadas en el DEA, mientras que otras 36 observaciones fueron censuradas en el límite superior, coincidiendo con las puntuaciones máximas.

Tabla 11

Estimaciones de regresión Tobit, periodo 2018-2022

Variables ambientales	Coeficientes y probabilidades asociados a la eficiencia policial											
	Homicidios		<i>P</i>	Robo autos		<i>p</i>	Robo motos		<i>p</i>	Robo pers.		<i>P</i>
IngV (log)	-0.131 (0,007)	**	0.877	-0.162 (0,011)	**	0.85	-0.136 (0,009)	**	0.87	-0.148 (0,008)	**	0.86
Sube (%)	0.238 (0,111)	**	1.269	0.340 (0,159)	**	1.40	-0.096 (0,137)			0.214 (0,122)	*	1.24
PobNBI (%)	-0.181 (0,038)	**	0.834	-0.208 (0,054)	**	0.81	-0.193 (0,048)	**	0.82	-0.201 (0,042)	**	0.82
Esco (Años)	0.087 (0,007)	**	1.091	0.090 (0,010)	**	1.09	0.075 (0,009)	**	1.08	0.086 (0,008)	**	1.09
P1000 km ² (log)	-0.075 (0,012)	**	0.928	-0.060 (0,017)	**	0.94	-0.082 (0,015)	**	0.92	-0.083 (0,013)	**	0.92
Constante	0.514 (0,076)	**	1.672	0.741 (0,109)	**	2.10	0.781 (0,094)	**	2.18	0.706 (0,084)	**	2.03
Log likelihood	451.83			6.765			180.93			346.92		
χ^2	688.69			460.33			530.99			688.28		
R ²	-3.20			1.03			3.14			-123.3		
nº observaciones	1105			1105			1105			1105		
Sin censura	1083			1046			1061			1082		
Cen. a la izquierda	1			1			1			0		
Cen. a la derecha	21			58			43			23		

Las cifras entre paréntesis son los valores Z (normal estandarizados).

Asteriscos **, * indican significación coeficientes niveles 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se comentan los resultados obtenidos:

- A medida que los ingresos por ventas aumentan y la pobreza se eleva, se amplían las oportunidades para la comisión de delitos. Esta dinámica incide negativamente en la eficiencia policial, generando mayores desafíos para el control de la delincuencia.
- Con el aumento del nivel educativo y el incremento de la tasa de subempleo, se disminuyen las oportunidades para la comisión de delitos, lo que facilita las labores de control delictivo por parte de la PNE. Esto repercute positivamente en las métricas de eficiencia policial en los cantones. Cabe señalar que la variable de subempleo no se muestra como un buen predictor de la eficiencia policial en el delito de robo de motos.
- El signo negativo asociado a la variable que indica el número de policías por cada 1.000 km² confirma la conclusión de que en cantones con una mayor extensión territorial hay mayores oportunidades para la comisión de delitos. Esta tendencia se justifica por la presencia de una población más dispersa en esos cantones y la existencia de un entorno menos favorable para combatir la delincuencia.

Como se observa, tanto las regresiones Simar y Wilson como Tobit implican una pérdida de información en comparación con la regresión de MCO. Los resultados se mantienen consistentes en casi todas las especificaciones, lo que refuerza la solidez de los hallazgos. No obstante, es fundamental destacar que estos resultados no deben interpretarse en términos de una relación causal, sino más bien como correlaciones estadísticamente significativas entre la eficiencia y variables que escapan al control policial. Este estudio puede ayudar a entender por qué algunos cantones requieren una atención más intensiva que otros para mejorar sus resultados.

Para concluir este apartado, es importante señalar que el índice de Gini no mostró significancia estadística en ninguno de los modelos, por lo que se excluyó del análisis final.

2.5.3 Aplicación de la Prueba de Separabilidad

Para aplicar la prueba de separabilidad, se utilizan datos del periodo 2018-2022, considerando cada cantón como una DMU, con un total de 221 cantones. Este análisis permite validar la eficiencia y determinar el impacto de las variables ambientales en dicha eficiencia. Los detalles específicos de la función aplicada se encuentran disponibles en el Apéndice F.

El procedimiento general a seguir es el siguiente:

1. Preparar los datos para extraer las matrices de *inputs* (X), *outputs* (Y) y variables ambientales (Z).
2. Calcular la eficiencia para dos grupos.
3. Evaluar si las variables ambientales son separables de las variables que definen la eficiencia para cada grupo mediante múltiples divisiones de muestra.
4. Analizar los resultados.

Bajo la hipótesis nula (H_0) de que las dos partes de los datos tienen la misma distribución de eficiencia, la interpretación de los resultados⁷ es la siguiente:

- Tau: [0,00976; 0,31538]

El primer valor, 0,00976, representa la diferencia promedio de eficiencia entre las dos partes de los datos. Dado que esta diferencia es muy pequeña, indica que las dos partes son muy similares en términos de eficiencia.

El segundo valor, 0,31538, es la estadística de Kolmogorov-Smirnov aplicada a los p-valores. Esta estadística evalúa si los p-valores siguen una distribución uniforme.

- Pval: [0,63427; 0,22080]

El primer valor, 0,63427, es relativamente alto, lo que indica que no hay suficiente evidencia para afirmar que las eficiencias de las dos partes de los datos son significativamente diferentes. En otras palabras, la prueba no rechaza la hipótesis nula de que las dos partes tienen la misma eficiencia.

El segundo valor, 0,22080, es el p-valor asociado a la estadística de Kolmogorov-Smirnov. Este valor también es relativamente alto, lo que sugiere que la distribución de los p-valores es consistente con una distribución uniforme. Esto respalda aún más la idea de que no hay una diferencia significativa en eficiencia entre las dos partes de los datos.

Con base en los resultados obtenidos, se puede concluir que no hay evidencia significativa de falta de separabilidad en los datos, lo que sugiere que las dos partes del conjunto de datos tienen distribuciones de eficiencia similares. En otras palabras, las variables ambientales solo influyen en la distribución de las ineficiencias entre los cantones evaluados, pero no afectan la frontera de producción en sí misma. Estos hallazgos confirman los resultados obtenidos tanto en el análisis DEA como en la regresión de segunda etapa.

⁷ Los cálculos se realizaron utilizando el software Python.

2.5.4 Aplicación empírica de los Modelos FDH y BoD como medidas de robustez

2.5.4.1 Aplicación empírica del Modelo FDH

Se analiza la eficiencia policial, mediante el modelo FDH orientado a los insumos, aplicado al año 2022. Se utiliza como unidades tomadoras de decisiones a 221 cantones del Ecuador. El número de agentes de policía y el número de unidades de policía comunitaria (UPC) miden los *inputs* y como *output* se utiliza el número de homicidios (inversa).

Con frecuencia, los registros administrativos suelen incluir un subregistro para contabilizar los delitos. No obstante, se observa una disminución significativa en este recuento al considerar los homicidios en comparación con cualquier otra categoría delictiva (León, 2021; Prates et al., 2023). Por consiguiente, se optó por la variable de número de homicidios, ya que representa la estadística de criminalidad más precisa y realista disponible en Ecuador.

Es importante indicar que, exclusivamente por razones de claridad interpretativa, las explicaciones se expresan en términos de porcentajes en lugar de proporciones unitarias.

La Tabla 12 presenta la frontera de posibilidades de producción para el conjunto de cantones ecuatorianos. En ella se incluyen las puntuaciones de eficiencia FDH, junto con la clasificación de cada cantón. Además, se proporcionan los referentes (las DMUs con las que será necesario compararse para lograr eficiencia), así como el número de DMUs que dominan y el número de DMUs que son dominadas. La eficiencia media de los insumos se sitúa en el 21,15%, lo que implica que sería posible alcanzar el mismo nivel de resultados utilizando solo el 21% de los insumos disponibles en la actualidad. En consecuencia, se evidencia un *despilfarro* del 79%.

Al analizar la eficiencia técnica distribuida en intervalos, se destaca que en el extremo superior, seis cantones se encuentran en la frontera tecnológica. Utilizando la prueba de supereficiencia, se han clasificado en el siguiente orden: Crn. Marcelino Maridueña, El Pan, Guachapala, Chilla, Isidro Ayora y Gral. Antonio Elizalde. Por otro lado, los demás cantones deben implementar mejoras en su gestión para alcanzar niveles de eficiencia similares. Un número significativo (55) se sitúa en el rango de $10\% \leq E \leq 20\%$, mientras que la mayoría (92) opera en el intervalo de $0\% \leq E \leq 10\%$. En el extremo inferior se encuentran los cinco cantones con menor eficiencia en el control policial: Guayaquil, Cuenca, Santo Domingo, Ambato y Quito.

Dependiendo del software estadístico utilizado, ya sea EMS, Rstudio o Stata, se extrae información adicional acerca de las relaciones entre cada DMU y sus similares. A modo de ejemplo, en la Tabla 13 se analizan dos casos particulares para demostrar los beneficios del modelo FDH:

- En el año 2022, se reportó un homicidio en el cantón Lomas de Sargentillo, el cual cuenta con dos UPC y 13 agentes de policía. Este cantón puede tomar como referencia a Deleg. Crn. Marcelino Maridueña y Calor Arosemena, los cuales logran resultados similares operando con menos insumos en promedio. Para alcanzar los niveles de eficiencia de sus referentes, se deben realizar ajustes de -83% en las UPC y -13% en el número de agentes.

Tabla 12

Puntuaciones de eficiencia Modelo FDH - orientación inputs, delito homicidio, año 2022

nº	Cód. Cantón	Punt. FDH	Clasif. FDH	DMU Referente	DMUs Dominado	DMUs Dominantes	nº	Cód. Cantón	Punt. FDH	Clasif. FDH	DMU Referente	DMUs Dominado	DMUs Dominantes
1	101	0,01	220	95	131	1	70	804	0,02	206	95	121	10
2	102	0,17	89	12 14 57	55	17	71	805	0,04	189	95	104	9
3	103	0,08	147	95	35	42	72	806	0,05	187	95	86	25
4	104	0,28	46	95	8	125	73	807	0,08	153	95	59	33
5	105	0,14	113	95	19	79	74	808	0,05	175	87 95 99	89	11
6	106	0,41	33	95	4	176	75	901	0,01	221	87 95 99	148	0
7	107	0,63	19	12 14 57	3	64	76	902	0,82	11	95 99	4	73
8	108	0,11	122	12 14 57	82	13	77	903	0,69	14	95 99	7	84
9	109	0,08	146	12 14 57	104	4	78	904	0,25	55	95	25	29
10	110	0,56	22	12 14 57	5	63	79	905	0,69	15	95 99	8	78
11	111	0,16	100	12 14 57	51	28	80	906	0,10	132	95	74	12
12	112	1,00	2	14 57	2	70	81	907	0,06	164	87 95 99	98	6
13	113	0,45	28	12 14 57	16	57	82	908	0,17	91	95	45	22
14	114	1,00	3	12 57	2	70	83	909	0,28	47	87 95 99	24	30
15	115	0,09	136	95	65	31	84	910	0,08	151	95	88	7
16	201	0,03	201	95	70	16	85	911	0,19	80	95	39	24
17	202	0,08	148	12 14 57	71	11	86	912	0,36	36	95	15	68
18	203	0,23	63	95	7	138	87	913	1,00	7	95 99	2	115
19	204	0,08	149	12 14 57	71	11	88	914	0,30	43	95	16	76
20	205	0,10	125	95	21	74	89	916	0,18	88	95	43	32
21	206	0,13	116	95	22	77	90	918	0,43	31	95	5	101
22	207	0,21	68	12 14 57	36	40	91	919	0,27	49	95 99	18	57
23	301	0,05	174	95	78	18	92	920	0,21	65	87 95 99	35	19
24	302	0,32	40	95	8	140	93	921	0,24	57	95	21	69
25	303	0,08	143	95	41	45	94	922	0,53	25	95 99	7	97
26	304	0,06	165	95	95	11	95	923	1,00	1	149	0	213
27	305	0,25	54	12 14 57	30	45	96	924	0,69	16	95	3	138
28	306	0,75	12	95	1	197	97	925	0,64	18	95	6	126
29	307	0,56	23	12 14 57	10	60	98	927	0,90	6	95	1	175
30	401	0,02	203	95	65	16	99	928	1,00	5	95	1	168
31	402	0,16	101	95	12	105	100	1001	0,01	213	95	78	7
32	403	0,10	131	12 14 57	66	16	101	1002	0,06	166	95	28	45
33	404	0,09	138	12 14 57	67	14	102	1003	0,06	171	95	47	41
34	405	0,07	154	95	47	46	103	1004	0,02	205	95	30	16
35	406	0,15	102	12 14 57	53	27	104	1005	0,14	112	12 14 57	55	24
36	501	0,01	210	95	104	8	105	1006	0,10	129	12 14 57	87	11
37	502	0,05	186	95	59	32	106	1101	0,01	215	95	102	6
38	503	0,15	106	95	20	84	107	1102	0,10	126	95	21	74
39	504	0,03	200	12 14 57	176	0	108	1103	0,09	141	95	45	41
40	505	0,05	182	95	39	33	109	1104	0,20	75	95	14	73
41	506	0,06	163	12 14 57	124	2	110	1105	0,26	52	12 14 57	36	20
42	507	0,10	135	12 14 57	89	10	111	1106	0,12	120	12 14 57	81	7
43	601	0,01	212	95	89	6	112	1107	0,15	103	12 14 57	53	27
44	602	0,05	179	12 14 57	125	2	113	1108	0,15	104	95	20	67
45	603	0,09	139	12 14 57	98	5	114	1109	0,07	157	12 14 57	105	6
46	604	0,26	51	12 14 57	37	10	115	1110	0,11	123	12 14 57	62	20
47	605	0,17	90	12 14 57	58	8	116	1111	0,05	181	12 14 57	110	2
48	606	0,05	184	12 14 57	143	1	117	1112	0,33	38	12 14 57	24	51
49	607	0,16	96	95	18	68	118	1113	0,20	73	95	17	54
50	608	0,17	93	12 14 57	47	31	119	1114	0,15	108	12 14 57	54	25
51	609	0,42	32	12 14 57	18	54	120	1115	0,50	27	12 14 57	13	58
52	610	0,20	72	95	15	97	121	1116	0,45	29	12 14 57	16	57
53	701	0,01	216	95	141	3	122	1201	0,02	207	95	125	8
54	702	0,10	128	95	56	37	123	1202	0,09	142	95	62	39
55	703	0,38	34	12 14 57	21	53	124	1203	0,13	114	95	24	72
56	704	0,19	81	12 14 57	41	36	125	1204	0,08	145	95	70	24
57	705	1,00	4	12 14	2	70	126	1205	0,02	208	95	136	4
58	706	0,05	176	95	88	20	127	1206	0,10	127	95	50	49
59	707	0,05	177	95	91	15	128	1207	0,04	191	95	99	14
60	708	0,29	44	12 14 57	28	49	129	1208	0,04	190	95	94	16
61	709	0,04	195	95	104	12	130	1209	0,15	107	95	24	77
62	710	0,12	118	95	26	70	131	1210	0,04	192	95	98	14
63	711	0,26	53	95	14	87	132	1211	0,07	161	95	61	37
64	712	0,04	193	95	93	15	133	1212	0,08	144	95	63	38
65	713	0,08	150	12 14 57	102	7	134	1213	0,18	84	95	36	54
66	714	0,38	35	12 14 57	21	53	135	1301	0,01	211	95	135	5
67	801	0,01	214	95	140	1	136	1302	0,09	137	95	26	28
68	802	0,05	183	95	78	28	137	1303	0,03	197	95	115	8
69	803	0,08	152	95	40	48	138	1304	0,04	194	95	102	12
70	804	0,02	206	95	121	10	139	1305	0,14	110	95	31	68
71	805	0,04	189	95	104	9	140	1306	0,06	169	95	68	19
72	806	0,05	187	95	86	25	141	1307	0,20	69	95 99	28	42
73	807	0,08	153	95	59	33	142	1308	0,01	209	95	134	3
74	808	0,05	175	87 95 99	89	11	143	1309	0,05	180	95	27	22
66	714	0,38	35	12 14 57	21	53	144	1310	0,10	133	95	55	45
67	801	0,01	214	95	140	1	145	1311	0,12	117	95	34	60
68	802	0,05	183	95	78	28	146	1312	0,10	130	95	13	78
69	803	0,08	152	95	40	48	147	1313	0,09	140	95	24	51

Tabla 12 (continuación)

nº	Cód. Cantón	Punt. FDH	Clasif. FDH	DMU Referente	DMUs Domina- do	DMUs Domina- nantes	nº	Cód. Cantón	Punt. FDH	Clasif. FDH	DMU Referente	DMUs Domina- do	DMUs Domina- nantes
148	1314	0,07	160	95	73	29	185	1709	0,90	8	95	3	143
149	1315	0,11	121	95	40	54	186	1801	0,01	218	95	122	2
150	1316	0,14	111	95 99	33	20	187	1802	0,17	94	95	21	80
151	1317	0,05	185	95	105	9	188	1803	0,19	77	12 14 57	39	38
152	1318	0,23	60	12 14 57	34	43	189	1804	0,33	39	12 14 57	24	51
153	1319	0,16	99	95	22	60	190	1805	0,19	78	12 14 57	52	0
154	1320	0,21	66	95	17	79	191	1806	0,23	59	95	9	117
155	1321	0,15	105	95	29	68	192	1807	0,06	167	95	19	50
156	1322	0,19	79	95	27	68	193	1808	0,10	134	95	23	70
157	1401	0,06	162	95	46	44	194	1809	0,53	26	95	3	185
158	1402	0,17	92	95	15	100	195	1901	0,06	168	95	29	27
159	1403	0,35	37	95	6	145	196	1902	0,11	124	12 14 57	93	2
160	1404	0,32	41	95	5	164	197	1903	0,13	115	12 14 57	72	15
161	1405	0,20	74	12 14 57	37	39	198	1904	0,17	95	12 14 57	47	31
162	1406	0,15	109	95	17	90	199	1905	0,07	159	95	31	50
163	1407	0,16	97	12 14 57	49	29	200	1906	0,07	155	12 14 57	72	8
164	1408	0,45	30	12 14 57	16	57	201	1907	0,16	98	12 14 57	8	30
165	1409	0,06	172	12 14 57	107	4	202	1908	0,12	119	12 14 57	59	22
166	1410	0,25	56	12 14 57	30	45	203	1909	0,19	82	12 14 57	41	36
167	1411	0,83	9	12 14 57	3	63	204	2101	0,02	204	95	70	8
168	1412	0,31	42	95	6	161	205	2102	0,21	67	95	8	137
169	1501	0,03	199	95	86	14	206	2103	0,28	48	95	13	99
170	1503	0,07	156	95	39	49	207	2104	0,05	188	95	46	28
171	1504	0,18	87	12 14 57	44	34	208	2105	0,56	24	12 14 57	12	21
172	1507	0,23	61	12 14 57	34	43	209	2106	0,18	83	95	14	97
173	1509	0,69	17	95	1	198	210	2107	0,20	71	95	9	132
174	1601	0,02	202	95	68	16	211	2201	0,03	198	95	89	14
175	1602	0,18	85	95	11	119	212	2202	0,23	62	12 14 57	7	45
176	1603	0,29	45	12 14 57	28	49	213	2203	0,06	170	95	54	40
177	1604	0,18	86	95	11	119	214	2204	0,06	173	12 14 57	73	4
178	1701	0,01	217	87 95 99	144	0	215	2301	0,01	219	95	144	1
179	1702	0,20	70	95 99	21	24	216	2401	0,03	196	95	98	12
180	1703	0,26	50	95 99	14	24	217	2402	0,05	178	95	92	11
181	1704	0,56	20	95 99	6	46	218	2403	0,07	158	95	28	23
182	1705	0,20	76	95	19	84	219	9001	0,22	64	12 14 57	35	41
183	1707	0,83	10	12 14 57	4	22	220	9003	0,56	21	95	8	76
184	1708	0,71	13	12 14 57	4	61	221	9004	0,24	58	95	11	104

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 13

Comparación DMUs ineficientes con referentes, modelo FDH – insumos, año 2022

Cód. Cantón	Cantón	Punt. Efic. (%)	UPC	Policías	H	1/ H
924	Lomas de Sargentillo	69,23	2	13	1	1,00
<i>DUMs que dominan</i>						
306	Deleg	75,00	1	12	1	1,00
923	Crn. Marcelino Maridueña	100,00	-	9	1	1,00
1509	Carlos J. Arosemena T.	69,23	-	13	1	1,00
Promedio:		81,41	0	11	1	1,00
Ajuste:		18%	-83%	-13%	0%	0%
1709	Puerto Quito	90,00	1	10	6	0,17
<i>DUMs que dominan</i>						
923	Crn. Marcelino Maridueña	100,00	-	9	1	1,00
927	Gral. Antonio Elizalde	90,00	1	10	2	0,50
928	Isidro Ayora	100,00	1	9	3	0,33
Promedio:		96,67	1	9	2	0,61
Ajuste:		7%	-33%	-7%	-67%	267%

Fuente: Elaboración propia.

- De manera análoga, en el cantón Puerto Quito se registraron seis homicidios en el año 2022, contando con una UPC y 10 agentes de policía. Este cantón tiene tres referentes: Crn. Marcelino Maridueña, Gral. Antonio Elizalde e Isidro Ayora, los cuales logran mejores resultados (2 homicidios en promedio) operando con menos insumos. Para que este cantón pueda alcanzar el mismo nivel de rendimiento que sus referentes, se requieren ajustes del -33% en las UPC y del -7% en el número de agentes.

Al comparar los resultados obtenidos mediante DEA, se observa que el 7% de los cantones en los extremos superior e inferior mantienen su posición en el ranking. Por otro lado, el 25% de los cantones en el segmento intermedio experimentan variaciones de ± 5 lugares, mientras que el 67% restante presenta cambios superiores a ± 6 plazas. En resumen, el modelo FDH destaca por su flexibilidad y adaptabilidad, lo cual le confiere un valor significativo como herramienta para evaluar la robustez en el análisis de eficiencia. Sin embargo, se sugiere considerarlo como un complemento del DEA en lugar de un sustituto. Este enfoque puede ofrecer una variedad de escenarios para el análisis, permitiendo aprovechar las fortalezas de cada modelo de manera conjunta y adaptarse a la naturaleza específica de la investigación.

2.5.4.2 Aplicación empírica del Modelo BoD

Basándonos en los resultados obtenidos en el Capítulo 1, en la revisión de la literatura especializada y considerando la disponibilidad de datos pertinentes, se procede a examinar las puntuaciones de eficiencia policial. Este análisis se realiza mediante la aplicación del modelo BoD orientado a los *outputs*, focalizado específicamente en la realidad ecuatoriana durante el año 2020. Este estudio incluye un total de 221 cantones.

Para llevar a cabo la optimización, se empleó un *input*, donde todas las DMUs asumieron un valor igual a uno. En cuanto a los *outputs*, se consideraron diversas variables que reflejan distintos aspectos, entre ellas: la fuerza laboral (número de policías), la inversión en capital (número de Unidades de Policía Comunitaria - UPC), la calidad del servicio policial (según el Latinobarómetro 2020), y los delitos (número de homicidios, robos de automóviles, robos de motos y robos a personas), expresados a través de sus inversos. El resultado obtenido puede interpretarse como un *Indicador Compuesto de Eficiencia Policial* (ICEP) aplicado específicamente a la realidad ecuatoriana⁸.

A continuación, se proporciona una justificación para la inclusión de cada una de las variables consideradas:

- La primera variable se refiere a la mano de obra, la cual se aproxima mediante el número de miembros de la policía por cantón, ya que estos desempeñan un papel crucial en el proceso de prevención y resolución de delitos. Se incluyen tanto los oficiales como personal de tropa de la policía (Parra Domínguez et al., 2015; Drake & Simper, 2003). La corrección de esta variable según el tamaño de cada cantón se realiza de dos maneras: considerando la cantidad de población y el número de kilómetros cuadrados (km²) (Parra Domínguez, 2013). Se parte de la premisa de que los cantones más extensos requieren un mayor nivel de recursos para ofrecer un servicio óptimo, según lo indicado por investigaciones anteriores por García-Sánchez et al. (2013), lo Storto (2016) y Benito et al. (2021).

⁸ Los cálculos se realizaron utilizando el software RStudio y el paquete 'Compind' (versión 2.7.1), cuya última actualización fue el 24 de enero de 2023. Este paquete fue desarrollado por Francesco Vidoli y Elias Fusco.

- La segunda variable corresponde a los gastos de capital, representados por el número de UPC. Una UPC se define como un edificio destinado a albergar a los agentes de policía y otros miembros del personal, distribuidos estratégicamente en todo el territorio ecuatoriano con el objetivo de asegurar una cobertura amplia y tiempos de respuesta más rápidos. La corrección de esta variable según el tamaño de cada cantón se realiza considerando la cantidad de población (Parra Domínguez, 2013; Parra Domínguez et al., 2015).
- Se destaca que una comisaría de policía completamente eficiente no debería incrementar la producción de delitos, considerando los recursos de los que dispone. Para evaluar la relación entre la producción potencial u objetivo y la producción real, se emplea la inversa del número de diferentes delitos (una explicación detallada se encuentra en la sección 2.4.2). Esta constituiría la tercera variable.
- Por último, con el objetivo de lograr un equilibrio entre las métricas de cantidad (delitos) y la calidad (gestión policial), se introduce la última variable. Se considera fundamental incorporar una variable cualitativa que refleje la percepción de la población ecuatoriana sobre el desempeño policial. Para este propósito, se utiliza la información obtenida de la encuesta Latinobarómetro (edición 2020), en la cual se solicitó a 1.200 ciudadanos ecuatorianos que calificaran, a través de una escala de Likert, el nivel de *Confianza en la Policía*. Según los resultados de esta encuesta, se observa que, en promedio, el 63,61% de la población confía en el desempeño de la Policía Nacional del Ecuador (PNE). No obstante, la variabilidad entre el valor mínimo del 52,5% y el valor máximo del 80% señala la existencia de disparidades en la percepción del servicio policial a nivel nacional.

El propósito fundamental de crear el ICEP es consolidar las puntuaciones de eficiencia de todas las variables en un indicador integral. Esto facilita la medición del rendimiento policial en cada cantón y permite la elaboración de una clasificación para realizar comparaciones periódicas. Una de las ventajas clave del modelo BoD radica en su capacidad para identificar las áreas de debilidad y fortaleza relativa de la PNE en diferentes tipos de delitos. Cuanto más cercana a uno esté la puntuación, más se aproximará la DMU evaluada a su *benchmark*. En contraste, puntuaciones significativamente inferiores a uno indican la necesidad de mejoras sustanciales para alcanzar los niveles de eficiencia de las DMUs de referencia.

Al igual que en los apartados anteriores y con el fin de facilitar la interpretación, las explicaciones se expresan en términos de porcentajes en de utilizar la forma estándar de uno.

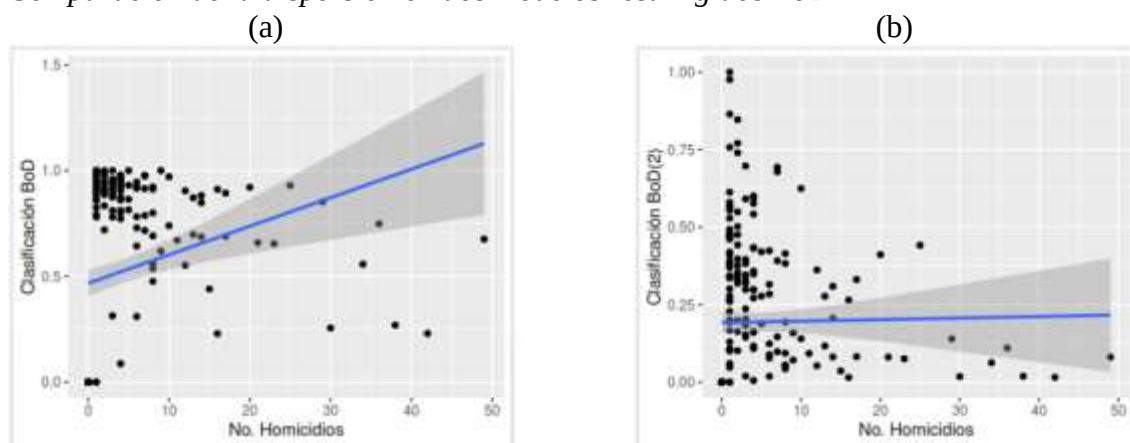
Dado que existe la posibilidad de que el modelo BoD excluya DMUs que no presenten valores en alguna variable, lo cual no es deseable debido a la importancia relativa que tienen todas las DMUs en la construcción del ICEP, se han introducido restricciones de peso en la ecuación [4] como parte de un análisis de sensibilidad de los resultados. Como se explicó en la sección teórica, el modelo BoD está diseñado para incorporar restricciones, tanto límites superiores como inferiores. No obstante, se debe proceder con precaución al establecer el intervalo que se utilizará en el análisis, ya que esto podría generar diferencias significativas en los resultados

En la Figura 12 se presentan las puntuaciones del ICEP, calculadas con dos medidas de restricción y representadas en gráficas de dispersión. En la gráfica del lado izquierdo, se asumió un rango de $0,32\% \leq E \leq 100\%$, donde el límite inferior corresponde a los resultados obtenidos en los modelos DEA estándar, obteniendo así una puntuación

promedio de 52,32%. Por otro lado, en la gráfica del lado derecho, se aumentó el límite inferior con un rango de $5\% \leq E \leq 100\%$, resultando en una puntuación promedio de 19,28%. Como era de esperar, las puntuaciones de eficiencia disminuyen a medida que se amplía el rango de la restricción de peso. Al imponer que cada variable tenga una contribución relativa de al menos el 5%, se observaron diferencias significativas; incluso en algunos cantones, el resultado de la evaluación fue completamente opuesto. A modo de ejemplo, el cantón Montecristi, evaluado como eficiente utilizando el primer rango, se vuelve ineficiente con la modificación del intervalo, obteniendo una puntuación baja del 15,84%. Por este motivo se continúa el análisis con la primera versión restringida del modelo BoD.

Figura 12

Comparación de la dispersión en dos modelos restringidos BoD



Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 14 se presenta el ranking de los cantones según el Indicador Compuesto de Eficiencia Policial (ICEP). Los resultados más destacados se resumen a continuación: a) los resultados obtenidos identifican como *puntos fuertes relativos* de la Policía Nacional del Ecuador (PNE) el control de robo a personas (64,72%) y robo de motos (56,24%), mientras que se señalan como *debilidades relativas* institucionales el control de robo de automóviles (54,44%) y los homicidios (52,32%); y b) la puntuación de eficacia global de la PNE es del 56,93%, un resultado moderado que indica una gestión policial ineficiente para controlar los delitos; no obstante, también sugiere que aún existe un amplio margen de mejora. Según el ICEP al 2020, el ranking de los 10 cantones con los valores más altos es el siguiente: Montecristi, Cayambe, Colimes, Puerto Quito, Gualaquiza, Palestina, Morona, Pedro Moncayo, Pedro Carbo y Mera.

Es evidente que los dos resultados representan información valiosa, tanto para el mando directivo de la PNE, como para los responsables de la formulación de políticas, quienes deben tomar decisiones en el ámbito de seguridad basadas en información fiable y bien fundamentada.

En este caso específico, las puntuaciones de eficiencia no son directamente comparables con los resultados del DEA estándar. Esto se debe a que se excluyeron del análisis un total de 25 DMUs que no presentan valores en alguna variable. No obstante, se sugiere considerar este análisis como complementario en lugar de un sustituto del DEA.

Tabla 14

Puntuaciones de eficiencia Modelo BoD - orientación output, año 2020

Cód. Cantón	Cantón	Homicidios		Robo de automóviles		Robo de motos		Robo a persona		Clasif. Global
		BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	
1309	MONTECRISTI	1,000	7	1,000	7	1,000	6	1,000	5	1
1702	CAYAMBE	1,000	4	1,000	5	1,000	3	0,978	28	2
905	COLIMES	0,991	11	0,993	11	0,990	11	0,995	10	3
1709	PUERTO QUITO	1,000	2	0,995	10	0,980	25	0,991	14	4
1402	GUALAQUIZA	0,996	9	0,998	8	0,984	18	0,978	29	5
913	PALESTINA	0,979	19	0,985	16	0,988	15	0,984	19	6
1401	MORONA	0,976	21	1,000	2	0,982	21	0,950	48	7
1704	P. MONCAYO	0,966	27	0,972	29	1,000	7	0,968	37	8
914	PEDRO CARBO	0,979	18	0,982	19	0,976	30	0,969	36	9
1602	MERA	0,989	14	0,971	32	0,974	31	0,964	38	10
1406	SUCUA	0,964	28	0,975	25	0,964	43	0,975	33	11
1320	JAMA	0,957	33	0,983	18	0,989	13	0,944	54	12
2401	SANTA ELENA	1,000	1	1,000	6	1,000	4	0,863	102	13
303	CAÑAR	0,976	23	0,959	38	0,964	42	0,961	40	14
902	A. BAQUERIZO	0,989	15	1,000	4	0,934	56	0,925	69	15
903	BALAO	0,978	20	0,989	12	0,902	79	0,972	35	16
925	NOBOL	0,958	32	0,955	45	0,967	39	0,956	44	17
912	NARANJITO	1,000	6	0,987	14	0,895	81	0,954	45	18
904	BALZAR	0,974	24	0,978	23	0,933	57	0,944	55	19
711	PORTOVELO	0,922	58	0,972	28	0,981	22	0,937	60	20
1318	OLMEDO-M	0,917	62	0,979	22	0,917	67	0,992	13	21
603	COLTA	0,955	34	0,939	61	0,951	47	0,939	58	22
1601	PASTAZA	0,993	10	0,973	26	0,963	45	0,842	112	23
504	PUJILI	0,929	52	0,923	72	0,995	10	0,920	71	24
1213	QUINSALOMA	0,946	38	0,945	57	0,926	63	0,934	62	25
802	ELOY ALFARO	0,915	66	0,963	36	0,925	64	0,927	67	26
1302	BOLIVAR-MANA	0,930	49	0,932	68	0,929	60	0,929	63	27
1703	MEJIA	0,982	17	0,865	97	0,979	26	0,889	91	28
202	CHILLANES	0,901	78	0,911	82	0,984	19	0,899	80	29
805	SAN LORENZO	0,904	75	0,969	35	0,925	65	0,896	83	30
803	MUISNE	0,909	71	0,961	37	0,909	73	0,910	76	31
1503	ARCHIDONA	0,923	56	0,935	65	0,916	70	0,908	78	32
1705	RUMIÑAHUI	0,935	47	0,934	67	0,935	55	0,879	98	33
205	SAN MIGUEL DE	0,900	79	0,959	40	0,973	35	0,847	110	34
702	ARENILLAS	0,946	39	0,938	62	0,902	77	0,891	86	35
924	LOMAS DE SAR	0,912	68	0,921	74	0,911	72	0,922	70	36
2104	SHUSHUFINDI	0,912	67	0,943	60	0,914	71	0,896	82	37
916	SAMBORONDON	0,916	64	0,916	79	0,916	68	0,893	85	38
921	PLAYAS	0,908	72	0,917	78	0,906	74	0,889	90	39
607	GUANO	0,936	46	0,892	88	0,890	83	0,884	94	40
1501	TENA	0,886	84	0,953	52	0,887	84	0,856	106	41
1303	CHONE	0,893	82	0,903	84	0,905	75	0,873	101	42
1209	PALENQUE	0,886	85	0,892	87	0,884	86	0,890	87	43
1317	PEDERNALES	0,882	86	0,898	85	0,886	85	0,882	97	44
2201	ORELLANA	0,949	35	0,945	58	0,810	105	0,825	117	45
1306	JIPIJAPA	0,876	87	0,877	94	0,896	80	0,875	100	46
1315	TOSAGUA	0,927	53	0,972	27	0,799	106	0,826	116	47
908	EL EMPALME	0,921	59	0,924	71	0,827	101	0,845	111	48
909	EL TRIUNFO	0,923	57	0,929	70	0,840	98	0,811	119	49
1211	VALENCIA	0,915	65	0,881	91	0,844	93	0,862	103	50
2101	LAGO AGRIO	0,911	69	0,929	69	0,891	82	0,731	140	51
115	CAMILO PONCE	0,865	91	0,886	89	0,856	90	0,857	105	52
920	SAN JACINTO D	0,926	55	0,913	81	0,842	95	0,771	130	53
502	LA MANA	0,874	88	0,860	98	0,858	89	0,858	104	54
2203	LA JOYA DE LO	0,861	92	0,881	90	0,852	92	0,855	107	55
1314	SUCRE	0,907	73	0,845	101	0,840	97	0,836	114	56
804	QUININDE	0,872	89	0,877	93	0,827	102	0,837	113	57
911	NARANJAL	0,929	51	0,953	51	0,720	120	0,803	121	58
1202	BABA	0,811	100	0,954	48	0,789	110	0,791	125	59
506	SAQUISILI	0,867	90	0,917	77	0,779	112	0,750	134	60

Tabla 14 (continuación 2/4)

Cód. Cantón	Cantón	Homicidios		Robo de automóviles		Robo de motos		Robo a persona		Clasif. Global
		BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	
610	CUMANDA	0,886	83	0,821	104	0,832	99	0,766	132	61
1212	MOCACHE	0,902	77	0,800	108	0,797	107	0,799	123	62
906	DAULE	0,848	95	0,855	100	0,842	94	0,740	137	63
201	GUARANDA	0,814	98	0,814	105	0,820	103	0,811	120	64
401	TULCAN	0,812	99	0,808	106	0,819	104	0,789	126	65
1304	EL CARMEN	0,800	101	0,798	109	0,792	109	0,794	124	66
706	EL GUABO	0,788	104	0,793	110	0,784	111	0,774	128	67
1208	VINCES	0,782	105	0,781	114	0,776	114	0,770	131	68
1707	SAN MIGUEL D	1,000	8			1,000	8	1,000	6	69
1319	PUERTO LOPEZ			0,988	13	1,000	5	1,000	4	70
1708	P. V. MALDON			0,995	9	0,997	9	0,994	11	71
928	ISIDRO AYORA	0,991	13	1,000	1	0,988	14			72
712	SANTA ROSA	0,739	110	0,741	115	0,736	118	0,729	141	73
9003	EL PIEDRERO	0,971	26			0,987	17	0,985	17	74
714	LAS LAJAS			0,957	42	0,982	20	0,990	15	75
1802	BAÑOS DE AGU			0,980	20	0,990	12	0,952	47	76
1807	SAN PEDRO DE	0,792	103	0,792	111	0,723	119	0,611	152	77
918	SANTA LUCIA	0,976	22	0,975	24			0,959	41	78
503	PANGUA			0,986	15	0,966	40	0,956	43	79
910	MILAGRO	0,852	94	0,870	95	0,581	133	0,595	155	80
1906	EL PANGUI			0,948	55	0,963	46	0,980	25	81
602	ALAUSI	0,941	42	0,953	50			0,995	9	82
102	GIRON	0,930	50	0,972	30			0,981	24	83
1204	PUEBLO VIEJO	0,698	114	0,787	112	0,694	123	0,698	144	84
1108	MACARA	0,919	60			0,973	34	0,976	30	85
806	ATACAMES	0,717	113	0,725	117	0,715	122	0,708	143	86
1101	LOJA	0,730	111	0,726	116	0,750	116	0,652	150	87
927	GRAL. A. ELIZA			0,955	46	0,943	51	0,958	42	88
1310	PAJAN	0,947	37	0,958	41			0,948	49	89
2106	CASCALES	0,941	43	0,970	33	0,939	53			90
1322	SAN VICENTE	0,945	40	0,956	44	0,944	50			91
1305	FLAVIO ALFAR	0,948	36	0,950	54			0,948	50	92
1313	SANTA ANA	0,935	48			0,972	36	0,929	65	93
1311	PICHINCHA	0,944	41			0,945	49	0,941	57	94
2204	LORETO			0,951	53	0,922	66	0,945	53	95
402	BOLIVAR			0,956	43	0,977	28	0,884	95	96
919	SALITRE (URBI			0,944	59	0,942	52	0,929	64	97
207	LAS NAVES			0,959	39	0,970	37	0,882	96	98
1110	PUYANGO	0,938	44			0,931	59	0,936	61	99
1005	PIMAMPIRO	0,926	54			0,926	62	0,926	68	100
1003	COTACACHI	0,898	80			0,981	23	0,894	84	101
304	LA TRONCAL	0,687	117	0,710	118	0,686	125	0,685	146	102
922	SIMON BOLIVA	0,974	25			0,829	100	0,963	39	103
302	BIBLIAN	0,964	29	0,918	76			0,884	93	104
1210	BUENA FE	0,691	115	0,685	120	0,685	126	0,684	147	105
2106	CASCALES	0,941	43	0,970	33	0,939	53			90
1322	SAN VICENTE	0,945	40	0,956	44	0,944	50			91
1305	FLAVIO ALFAR	0,948	36	0,950	54			0,948	50	92
1313	SANTA ANA	0,935	48			0,972	36	0,929	65	93
1311	PICHINCHA	0,944	41			0,945	49	0,941	57	94
2204	LORETO			0,951	53	0,922	66	0,945	53	95
402	BOLIVAR			0,956	43	0,977	28	0,884	95	96
919	SALITRE (URBI			0,944	59	0,942	52	0,929	64	97
207	LAS NAVES			0,959	39	0,970	37	0,882	96	98
1110	PUYANGO	0,938	44			0,931	59	0,936	61	99
1005	PIMAMPIRO	0,926	54			0,926	62	0,926	68	100
1003	COTACACHI	0,898	80			0,981	23	0,894	84	101
304	LA TRONCAL	0,687	117	0,710	118	0,686	125	0,685	146	102
922	SIMON BOLIVA	0,974	25			0,829	100	0,963	39	103
302	BIBLIAN	0,964	29	0,918	76			0,884	93	104
1210	BUENA FE	0,691	115	0,685	120	0,685	126	0,684	147	105
501	LATACUNGA	0,690	116	0,688	119	0,692	124	0,671	148	106

Tabla 14 (continuación 3/4)

Cód. Cantón	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a persona		Clasif. Global
		BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	
108	SANTA ISABEL	0,910	70			0,916	69	0,910	77	107
1901	ZAMORA	0,907	74	0,921	73			0,899	81	108
807	RIO VERDE	0,904	76			0,902	76	0,904	79	109
1207	VENTANAS	0,671	119	0,676	121	0,666	127	0,659	149	110
1808	SANTIAGO DE PI	0,834	96	0,954	47			0,827	115	111
103	GUALACEO			0,919	75	0,946	48	0,735	138	112
1321	JARAMIJO	0,780	107	0,598	127	0,606	132	0,599	154	113
808	LA CONCORDIA	0,643	123	0,641	125	0,633	130	0,631	151	114
1312	ROCAFUERTE			0,843	102	0,853	91	0,816	118	115
907	DURAN	0,676	118	0,666	122	0,658	128	0,506	159	116
9004	MANGA DEL CU	0,772	108			0,778	113	0,943	56	117
301	AZOGUES			0,856	99	0,842	96	0,773	129	118
709	PASAJE	0,619	124	0,625	126	0,610	131	0,605	153	119
204	ECHEANDIA			0,935	64	0,750	115	0,747	136	120
1201	BABAHOYO	0,659	121	0,661	123	0,515	139	0,538	157	121
505	SALCEDO	0,800	102	0,786	113			0,785	127	122
101	CUENCA	0,655	122	0,655	124	0,654	129	0,406	163	123
1206	URDANETA	0,780	106			0,750	117	0,750	133	124
1301	PORTOVIEJO	0,553	127	0,550	130	0,549	136	0,541	156	125
2301	SANTO DOMING	0,749	109	0,507	132	0,522	138	0,393	164	126
1001	IBARRA	0,537	128	0,546	131	0,533	137	0,516	158	127
206	CALUMA	0,720	112			0,720	121	0,691	145	128
601	RIOBAMBA	0,560	125	0,550	129	0,550	135	0,461	161	129
801	ESMERALDAS	0,558	126	0,562	128	0,557	134	0,368	165	130
1404	PALORA	1,000	3			1,000	2			131
703	ATAHUALPA			0,984	17			0,999	7	132
606	GUAMOTE			0,979	21			0,998	8	133
710	PIÑAS	0,983	16					0,979	27	134
1104	CELICA					0,974	32	0,979	26	135
708	MARCABELI			0,971	31	0,980	24			136
1805	PATATE					0,968	38	0,975	34	137
106	PUCARA					0,987	16	0,947	52	138
1111	SARAGURO					0,932	58	0,990	16	139
2107	CUYABENO	0,916	63					1,000	3	140
1006	SAN MIGUEL DE					0,979	27	0,928	66	141
111	CHORDELEG			0,935	66	0,965	41			142
1004	OTAVALO	0,477	129	0,475	133	0,480	140	0,466	160	143
1116	OLMEDO	0,918	61					0,975	32	144
1106	ESPINDOLA					0,973	33	0,919	73	145
605	CHUNCHI			0,905	83			0,976	31	146
404	MIRA	0,897	81					0,982	22	147
713	ZARUMA					0,938	54	0,938	59	148
1114	PINDAL					0,976	29	0,889	88	149
1905	YANTZAZA					0,963	44	0,885	92	150
1316	24 DE MAYO					0,902	78	0,911	75	151
1307	JUNIN			0,896	86			0,889	89	152
1801	AMBATO	0,440	131	0,438	134	0,438	141	0,434	162	153
1103	CATAMAYO					0,860	88	0,852	109	154
307	SUSCAL			0,834	103			0,854	108	155
305	EL TAMBO	0,857	93					0,748	135	156
1203	MONTALVO					0,794	108	0,802	122	157
405	MONTUFAR	0,824	97					0,724	142	158
105	PAUTE			0,807	107			0,733	139	159
1002	ANTONIO ANTE	0,314	132	0,323	135	0,323	142	0,283	167	160
2403	SALINAS	0,310	133	0,310	136	0,310	143	0,310	166	161
1701	QUITO	0,660	120	0,210	141	0,259	145	0,066	173	162
1205	QUEVEDO	0,270	134	0,270	137	0,269	144	0,268	168	163
1308	MANTA	0,256	135	0,256	138	0,256	146	0,255	169	164
1403	LIMON INDANZ							1,000	2	165
1405	SANTIAGO							1,000	1	166
1410	LOGROÑO					1,000	1			167
1408	SAN JUAN			1,000	3					168
2105	SUCUMBIOS	1,000	5							169

Tabla 14 (continuación 4/4)

Cód. Cantón	Cantón	Homicidios		Robo de automóviles		Robo de motos		Robo a persona		Clasif. Global
		BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	BoD	Clasi.	
1107	GONZANAMA							0,992	12	170
1407	HUAMBOYA	0,991	12							171
306	DELEG							0,984	18	172
403	ESPEJO							0,983	20	173
1909	PAQUISHA							0,983	21	174
1105	CHAGUARPAMBA							0,982	23	175
1903	NANGARITZA			0,969	34					176
2103	PUTUMAYO	0,960	30							177
113	SEVILLA DE ORO	0,958	31							178
1804	MOCHA			0,954	49					179
1504	EL CHACO							0,954	46	180
1115	QUILANGA							0,947	51	181
1809	TISALEO			0,946	56					182
901	GUAYAQUIL	0,473	130	0,188	142	0,214	149	0,065	174	183
1113	ZAPOTILLO	0,937	45							184
1507	QUIJOS			0,937	63					185
2102	GONZALO PIZAR					0,929	61			186
707	HUAQUILLAS	0,230	137	0,242	139	0,227	148	0,227	171	187
701	MACHALA	0,230	136	0,231	140	0,230	147	0,229	170	188
704	BALSAS							0,920	72	189
1902	CHINCHIPE							0,916	74	190
406	SAN PEDRO DE H			0,879	92					192
604	CHAMBO							0,879	99	193
9001	LAS GOLONDRIN					0,872	87			194
203	CHIMBO			0,867	96					195
2402	LA LIBERTAD	0,087	138	0,087	143	0,087	150	0,087	172	196

Fuente: Elaboración propia.

El modelo BoD puede ofrecer una perspectiva más clara y simplificada de la eficiencia productiva al eliminar la necesidad de asignar pesos a los inputs u outputs. En situaciones donde se busca una evaluación más directa y fácil de interpretar, el modelo BoD puede ser un complemento valioso al modelo DEA estándar.

2.5.5 Prueba estadística de rendimientos a escala usando *bootstrapping*

A pesar de que el sentido común sugiere la presencia de rendimientos variables a escala (VRS), se considera relevante contrastar la hipótesis de que el conjunto tecnológico T , del cual se extraen las DMUs, exhibe rendimientos constantes a escala (CRS), con la alternativa de VRS. Este contraste se realiza como paso previo a los análisis de productividad.

El resultado confirmaría la presencia o ausencia de problemas de escala en el análisis de la eficiencia policial desde un distinto enfoque.

Bogetoft y Otto (2010), indican los pasos a seguir para probar una hipótesis de rendimientos a escala utilizando *bootstrapping*:

- El contraste que se efectúa es el siguiente: H_0 : T es CRS, y H_1 : T es VRS.
- La fórmula que se utiliza es $S = \frac{\sum_{k=1}^K E_{CRS}^k}{\sum_{k=1}^K E_{VRS}^k}$
- Se busca un umbral crítico (c_α) para el estadístico S . Si $S < c_\alpha$ y $\Pr(S < c_\alpha \mid H_0) = \alpha$, donde α es el tamaño de la prueba, normalmente el 5% ($\alpha = 0,05$), se rechaza la hipótesis.

- Debido a que se desconoce la distribución de S bajo H_0 , no se puede calcular c_α directamente, se plantea como alternativa ante esta falta de conocimiento de la distribución, utilizar un método *bootstrap*.
- Se puede calcular también la probabilidad de cometer un error de tipo I: la probabilidad de rechazar la hipótesis si es verdadera, mediante el tamaño de la prueba α .

En la Tabla 15 se presenta la aplicación de la prueba de rendimientos a escala, revelando que las eficiencias de escala estimadas muestran valores significativamente inferiores a los valores críticos. En consecuencia, se rechaza la hipótesis nula de CRS en todos los años. El error tipo I indica que existe una mínima probabilidad de obtener una estimación de S cercana al umbral crítico, es decir, se estaría cometiendo un error si no se rechazara la hipótesis basándose en la estimación. En resumen, se confirma que, en promedio, la eficiencia policial presenta problemas de ineficiencias de escala.

Tabla 15

Prueba de rendimientos a escala, H_0 : retornos constantes

	2018	2019	2021	2022
Valor crítico c_α	1,432	1,539	1,411	1,349
Estadístico S	0,625	0,619	0,625	0,625
Contraste hipótesis: 5%	Rechaza H_0	Rechaza H_0	Rechaza H_0	Rechaza H_0
Error tipo I	0,000	0,000	0,001	0,000
Número de observaciones	142	145	147	148

Fuente: Elaboración propia.

2.5.6 Aplicación empíricas índices de productividad

2.5.6.1 Aplicación empírica índice del Cambio en la Productividad Total de los factores de Malmquist (CPTFM)

En esta sección, se aplica el índice de cambio de la productividad de Malmquist para evaluar la eficiencia policial en Ecuador, utilizando datos de 221 cantones durante los periodos 2018-2019 y 2021-2022. Los insumos se miden a través del número de agentes de policía y unidades de policía comunitaria (UPC), mientras que el resultado se expresa mediante el número de homicidios (inversa), eligiendo este último como *output* debido a la mayor confiabilidad de las estadísticas de homicidios en comparación con otros delitos menos graves.

Se asume la existencia de rendimientos variables a escala, considerando los resultados obtenidos en la sección anterior. El índice de Malmquist presenta una ventaja significativa al permitir la descomposición de los cambios en la productividad total de los factores en dos componentes distintos: la variación de la eficiencia técnica (CE), que implica un desplazamiento hacia la frontera de las mejores prácticas, y la variación del progreso tecnológico (CT), que representa el desplazamiento de la frontera de producción. Esto facilita la identificación de las fuentes específicas de crecimiento de la productividad en el contexto analizado.

Como se mencionó en la sección de metodología, los cálculos se realizaron con una orientación a los insumos. Por lo tanto, las mejoras en la productividad debido a un uso

óptimo de los recursos generan valores < 1 , deterioros a través del tiempo se asocian con valores > 1 , mientras que comportamientos constantes se identifican a través de valores $= 1$. Únicamente por facilidad de interpretación, las explicaciones se refieren a puntuaciones de tanto por ciento en lugar de tanto por uno.

Es importante indicar, que a partir del año 2017 las políticas públicas de seguridad en el Ecuador han experimentado un debilitamiento significativo. Por ejemplo, el Decreto Ejecutivo 7 del 26 de mayo del 2017 eliminó el Ministerio Coordinador de Seguridad, y el Decreto Ejecutivo 560 del 15 de noviembre del 2018 transformó el Ministerio de Justicia, Derechos Humano y Cultos en la Secretaria de Derechos Humanos. Paralelamente, las asignaciones presupuestarias para la seguridad han sufrido una considerable ejecución, reflejada en una tasa de crecimiento negativa en los últimos años. Esto ha ocasionado un deterioro progresivo en infraestructuras, equipos de movilización, sistemas de información y otros recursos esenciales. Este escenario ha contribuido al desarrollo gradual de dinámicas sociales que se manifiestan en forma de violencia.

En el Anexo G se presenta el resultado de los tres indicadores: el índice de Malmquist, Cambio en la Eficiencia (CE) y Cambio Tecnológico (CT), para cada periodo y cada DMU. Estos indicadores proporcionan una medida precisa de la variación en la productividad total de los factores y la eficiencia policial a nivel nacional.

En 2019 comparado con 2018, se observó una disminución global en la productividad del 38,9%. Este descenso está vinculado principalmente a la baja inversión en tecnología por parte de la PNE, evidenciada en un CT de -67,1%, mientras que el CE experimentó una reducción de 2,2%. En el periodo de 2021 a 2022, se registró otra disminución de la productividad, esta vez de 59,5%, que se corresponde con deterioros del CE en -68,7% y del CT en -24,8%. Al comparar los dos periodos, el índice de Malmquist muestra un empeoramiento en la gestión de los recursos de 20,6 puntos porcentuales. Esta caída de la productividad total de la PNE se asocia más con la gestión de los recursos existentes que con las inversiones en innovación y desarrollo.

Cuando se analiza la eficiencia por cantones, se observa un aumento en el número de cantones que experimentan mejoras en ambos periodos, pasando de 76 a 98. Por otro lado, aquellos que presentaron un deterioro en su eficiencia disminuyeron de 40 a 24. Un cantón mantuvo un comportamiento constante, y la diferencia no registra actividad delictiva, por tanto, su índice es igual a cero.

La distribución espacial de los resultados obtenidos mediante el índice CPTFM para el periodo 2018-2019, se presenta en mapas clasificados por cuartiles (Figura 13). Se puede apreciar que los cantones con la evolución menos favorable en el uso de los recursos disponibles se encuentran principalmente en la región Costa. Los cantones del tercer cuartil (Q3), que indican una eficiencia relativamente alta, se concentran en la región Sierra. Los cantones del segundo cuartil (Q2), que han mejorado en su productividad se localizan en la zonas geográficas centro y norte (Figura 13a). Al comparar las Figuras 13b CE y 14c CT, queda claro que la evolución de la productividad policial está relacionada principalmente con un deterioro en la innovación. Este comportamiento significa básicamente desplazamientos en la función de producción como consecuencia del escaso desarrollo tecnológico de la institución policial. En cuanto al CE, su patrón espacial es similar al del índice CPTFM. En términos generales, se observa mucha dispersión entre los cantones, lo que sugiere, que aquellos que han aumentado su productividad son el resultado de esfuerzos aislados beneficiados por factores socioeconómicos locales.

En este periodo, los cinco cantones que tuvieron mejor desempeño son: Salcedo, Latacunga, Tosagua, Puerto Quito y Pedro Moncayo. Mientras que los cinco cantones con peor desempeño son: Río Verde, Samborondón, Gualaceo, Guaranda y Loreto, este comportamiento negativo se atribuye casi en su totalidad al cambio en la eficiencia técnica.

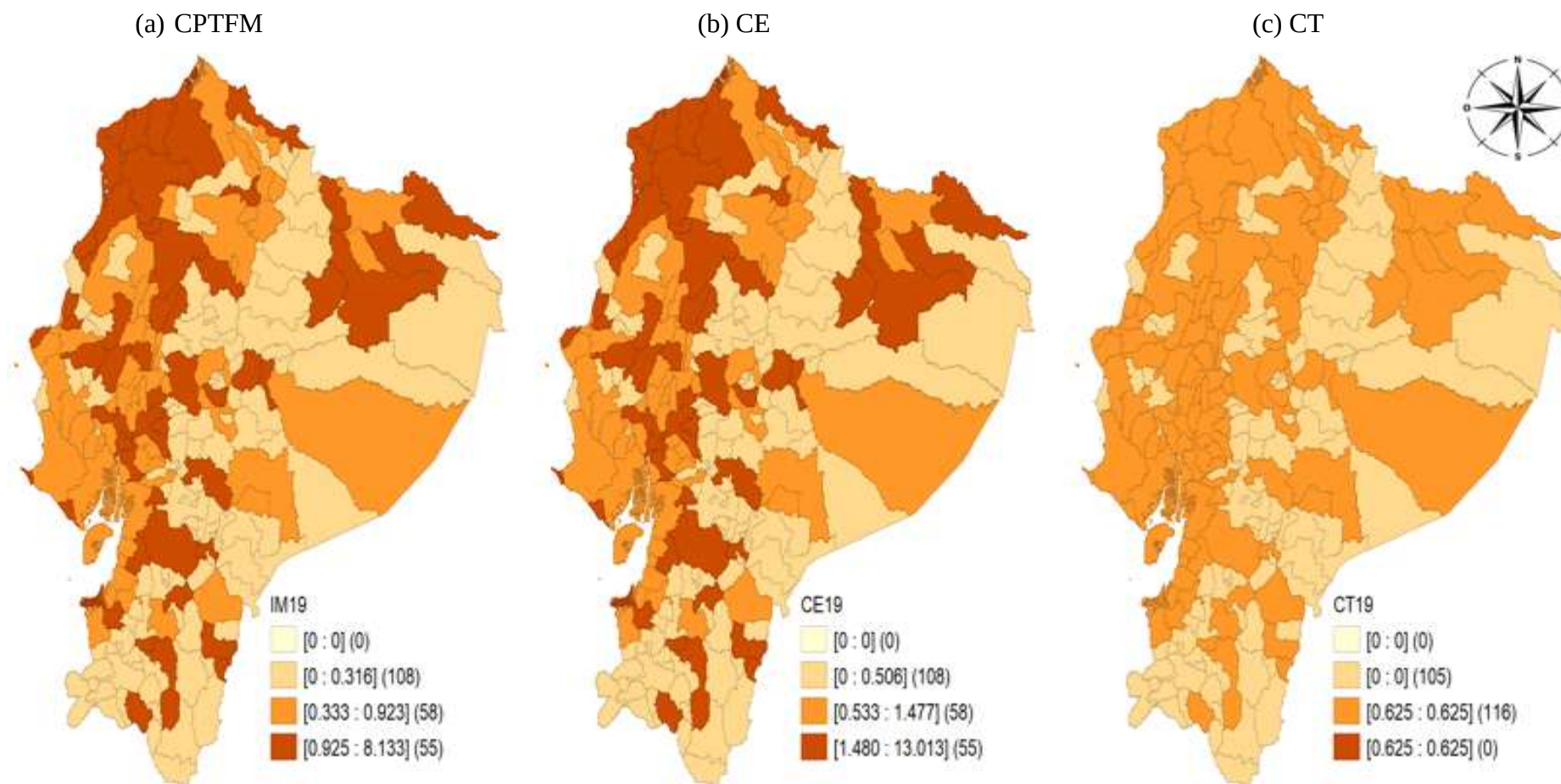
De manera similar, se presenta en la Figura 14 la distribución espacial de los resultados alcanzados para el periodo 2021-2022. Aquí, los cantones con la evolución más desfavorable se localizan en la región Costa, mientras que los cantones del tercer cuartil (Q3) se ubican en las zonas geográficas centro y norte. Los cantones del segundo cuartil (Q2), que registran mejoras en el cambio de productividad, se encuentran en las regiones Sierra (en sentido transversal) y Amazónica. Al confrontar las Figuras 14b CE y 14c CT, se observa que los cantones que han perdido productividad, tanto por un cambio de eficiencia, como por un cambio tecnológico se localizan en la zona geográfica suroeste. Esto podría deberse al incremento exponencial de la delincuencia en este periodo, lo que obligó a la PNE a redoblar esfuerzos para combatir el crimen común y organizado en estos cantones. Por otro lado, la zona geográfica norte muestra una notoria mejora en la productividad debido a las variaciones en el desarrollo tecnológico.

En este periodo, la lista de los cinco cantones más destacados es: Tosagua, San Vicente, Santa Rosa, Sachas y Tena. Mientras que los cinco cantones peor evaluados son: Santa Lucía, Otavalo, Guano, Crn. Maridueña y Ante, su deterioro obedece casi en su totalidad al cambio en la eficiencia técnica.

Los resultados individuales posibilitan llevar a cabo un análisis detallado. A modo de ilustración, se toma el caso del cantón Portovelo. Durante el periodo 2018-2019, se observa una disminución del cambio de productividad en el uso de los insumos de 3,2%. Este declive se atribuye a una reducción del 37,5% en el CT y a un aumento del 35,4% en el CE. En el periodo 2021-2022, se evidencia un notable deterioro en la productividad policial, registrando un -61%. Este descenso se debe a una disminución significativa del 70,5% en el CE, a pesar de un aumento del 24,3% en la productividad de tipo tecnológico.

Figura 13

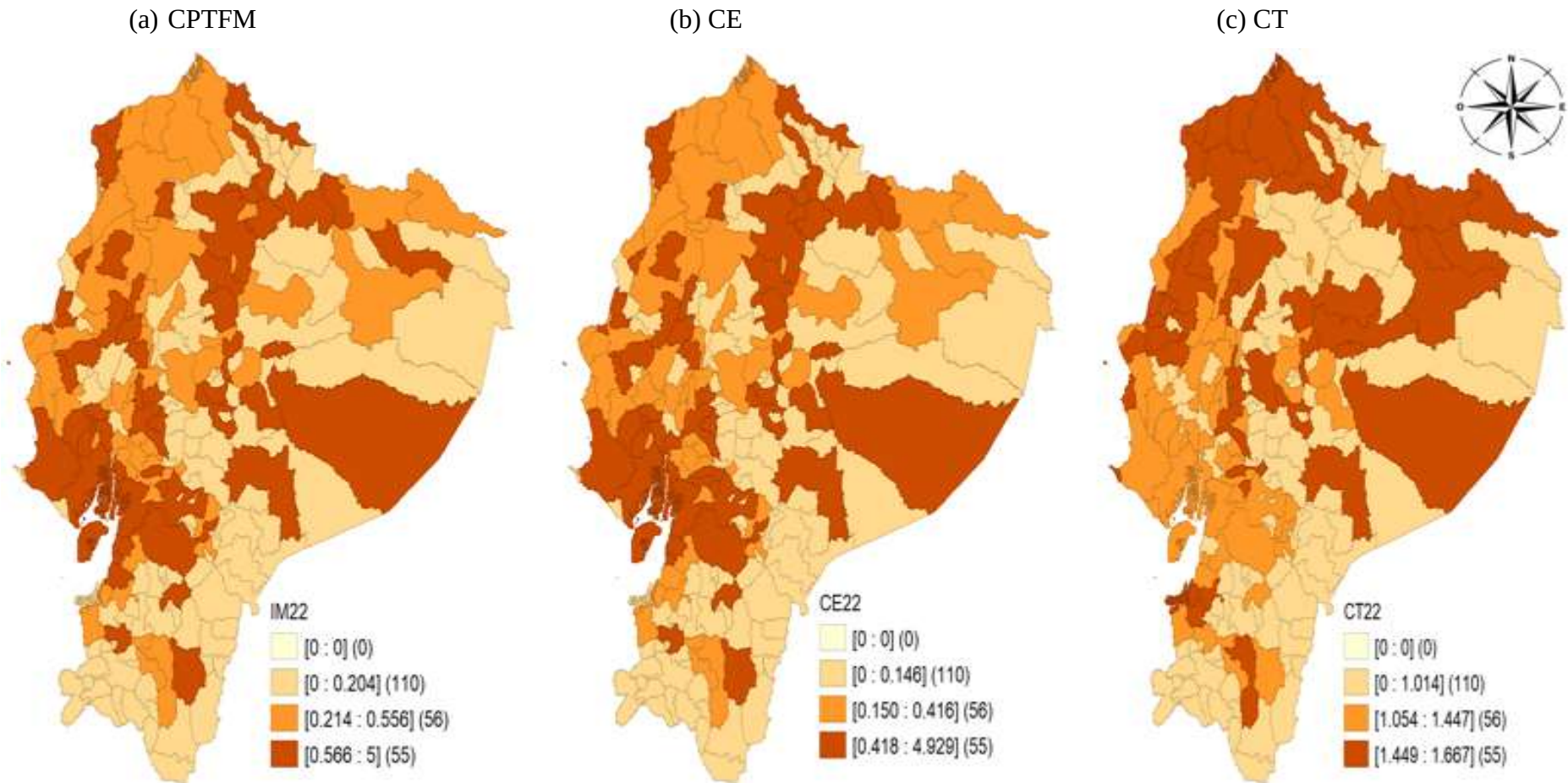
Distribución geográfica del Índice de Malmquist y descomposición, delito homicidios, periodo 2018-2019



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones más altas. Fuente: Elaboración propia.

Figura 14

Distribución geográfica del Índice de Malmquist y descomposición, delito homicidios, periodo 2021-2022



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones más altas. Fuente: Elaboración propia.

2.5.6.2 Aplicación empírica índice de Productividad Total de los factores de Hicks-Moorsteen (PTFHM)

En esta sección, se implementa el índice de productividad de Hicks-Moorsteen en 221 cantones ecuatorianos durante los periodos 2018-2019 y 2021-2022. Los insumos son medidos a través del número de agentes de policía y unidades de policía comunitaria (UPC), mientras que el resultado se expresa mediante el número de homicidios (inversa). Se asume la existencia de rendimientos variables a escala, basándose en los resultados obtenidos en la sección 2.5.5, donde se realizó una prueba estadística de rendimientos a escala mediante *bootstrapping*. El análisis de la productividad total de los factores se define comúnmente como la relación entre una cantidad agregada de producción y un índice de cantidad de insumos agregados. En general, este índice debe interpretarse con respecto al año base, los valores superiores (inferiores) a la unidad indican una productividad total de los factores mejor (peor) que el año de referencia. Similar a los apartados anteriores, para facilitar la interpretación, las explicaciones se refieren a puntuaciones de tanto por ciento en lugar de tanto por uno.

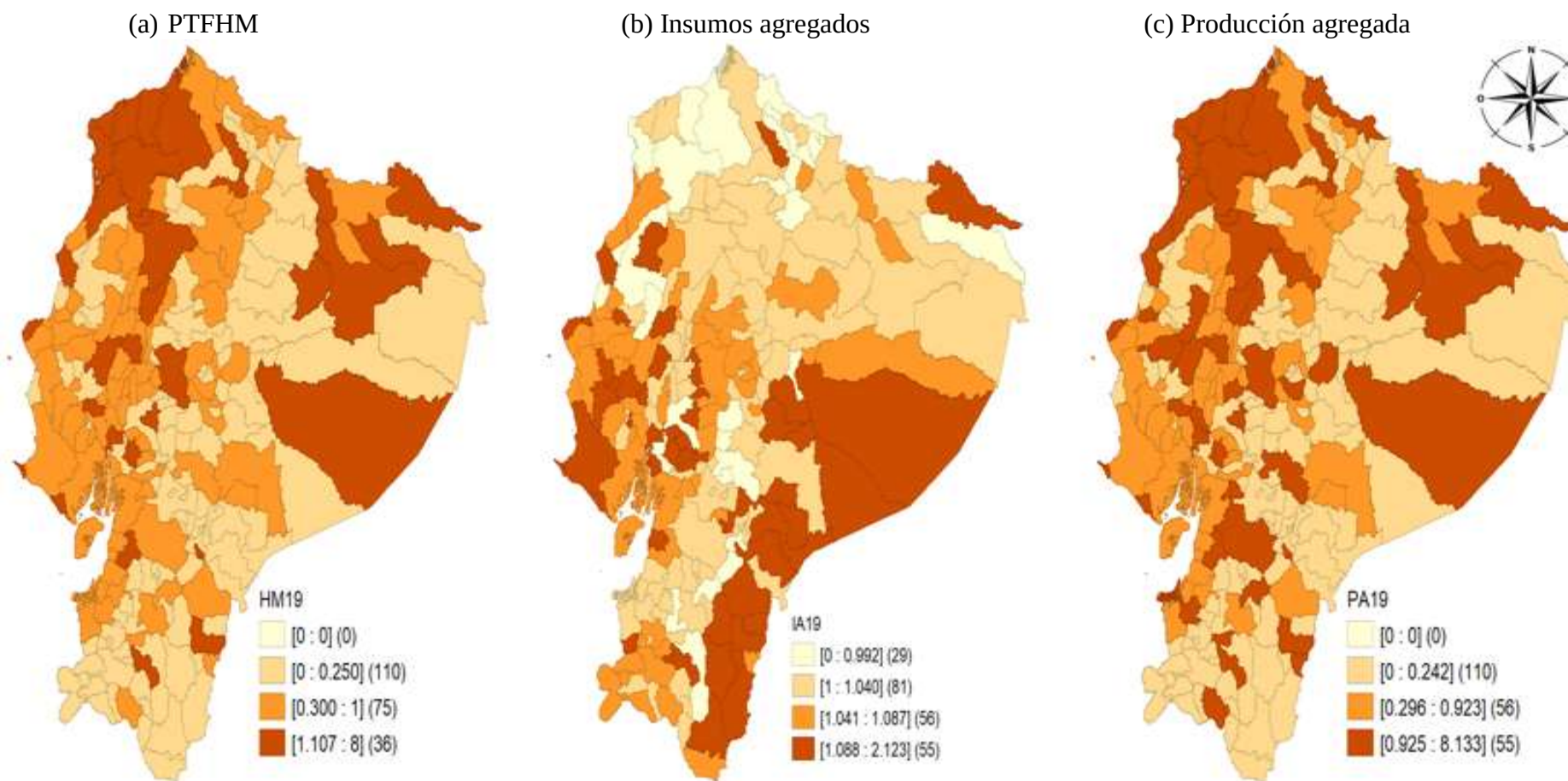
Se evaluaron posibles problemas de circularidad mediante el análisis de correlaciones entre los insumos (Policías y UPC) y el producto (homicidios) durante los dos periodos analizados. Los resultados revelaron correlaciones débiles y negativas entre Policías y homicidios (≤ 0.29), así como entre UPC y homicidios (≤ 0.18), indicando una relación no estrecha entre estas variables. Así mismo, se identificó una correlación positiva moderada entre Policías y UPC (≤ 0.62). Estos hallazgos sugieren que la medición de la productividad no presenta problemas significativos de circularidad. Además, se utiliza los niveles de los insumos agregados (IA) y producción agregada (PA) para ofrecer una interpretación más precisa de los cambios en la productividad.

En el Anexo H se presenta el resultado de los tres indicadores: índice de Hicks-Moorsteen, IA y PA, por cada periodo y para cada DMU analizada. A escala nacional, en el periodo 2018-2019 se ha reducido la productividad nacional en 38,9%, la desmejora se debe a una disminución en la producción agregada, que representa -36,5%. El aumento de los insumos agregados (4,2%) no fue suficiente para influir en el resultado total. En cuanto al periodo 2021-2022, la productividad nacional se ha reducido en 59,6%, causado principalmente por una desmejora en la producción agregada, medida en 59,6%, y una disminución de los insumos agregados de 0,2%. Al comparar los dos periodos existe una caída de la productividad de 20,7 puntos porcentuales.

La distribución espacial de los resultados alcanzados mediante la aplicación del índice PTFHM, para el periodo 2018-2019, se presenta en la Figura 15, clasificado por cuartiles. Se puede apreciar que los cantones más improductivos se ubican en la zona geográfica suroeste del país, aquellos cantones del Q3 se encuentran de manera transversal en la región Sierra, mientras que los del Q2 se localizan en la zona geográfica norte, tanto este como oeste (Figura 15a). Así mismo, se observa que los IA han decaído principalmente en la región Sierra (Figura 15b). Mientras que la PA que han disminuido su productividad se localiza con preferencia en la zona geográfica suroeste (Figura 15c). De manera similar, para el periodo 2021-2022, se utiliza una distribución espacial de los resultados para facilitar su interpretación (Figura 16). La mayor pérdida de productividad se registra en la zona geográfica noroeste del país, pero en este periodo se aprecia que la aleatoriedad sobrepasa a la aglomeración; es decir, se han dispersado los cantones donde ha caído la productividad policial (Figura 16a). Se observa como hecho relevante que en la zona geográfica sureste del país la disminución de productividad está causada por desmejoras de los insumos agregados, mientras que en las zonas geográficas norte y centro la pérdida de productividad se debe a la producción agregada (Figuras 16b y 16c).

Figura 15

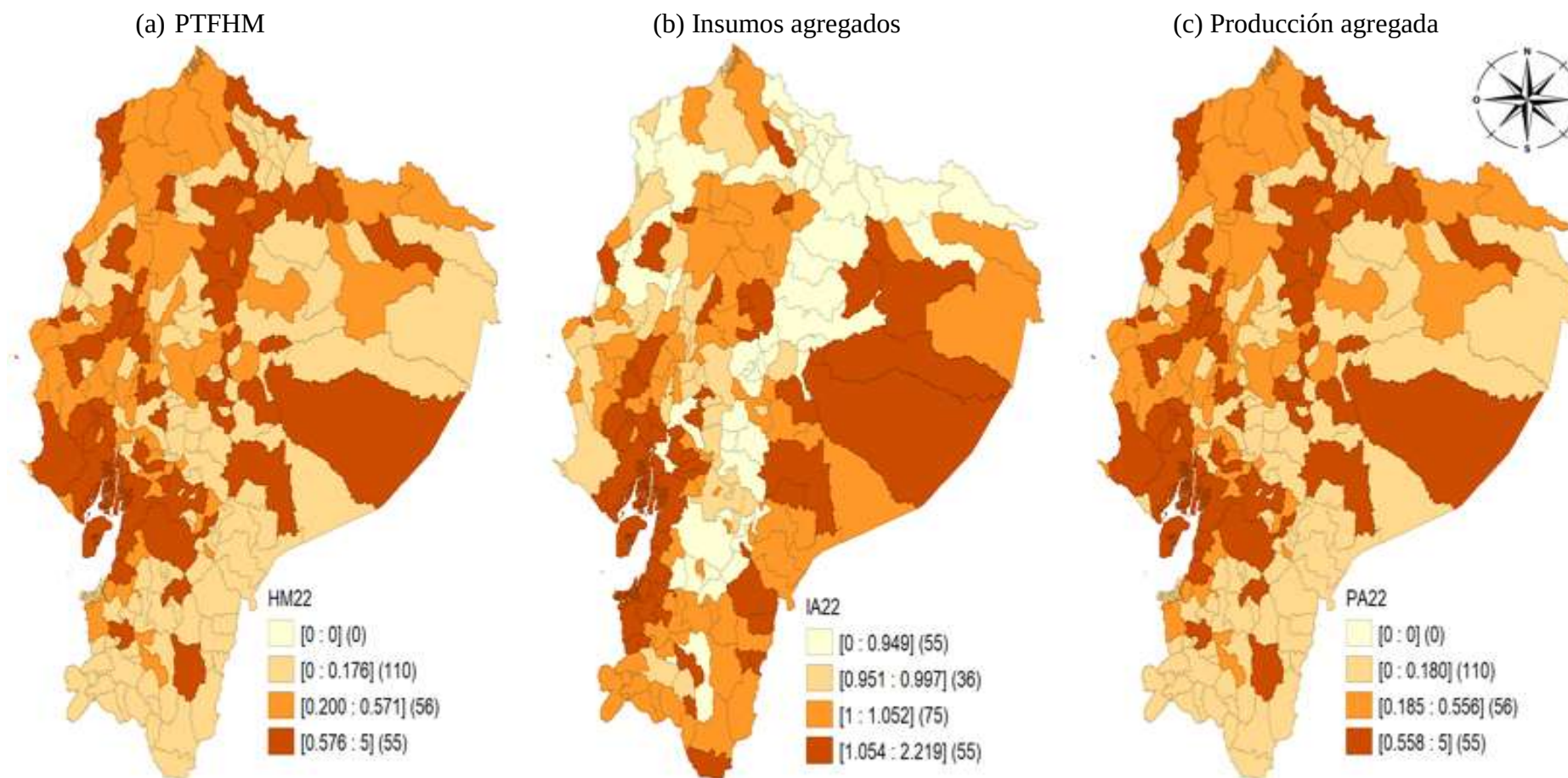
Distribución geográfica del Índice de Hicks-Moorsteen y niveles de entrada y salida, delito homicidios, periodo 2018-2019



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones más altas. Fuente: Elaboración propia.

Figura 16

Distribución geográfica del Índice de Hicks-Moorsteen y niveles de entrada y salida, delito homicidios, periodo 2021-2022



Nota: los colores más intensos denotan puntuaciones más altas. Fuente: Elaboración propia.

2.6 Conclusiones y recomendaciones

2.6.1 Conclusiones

La revisión de la literatura pone de manifiesto que el trabajo seminal de Charnes, Cooper y Rhodes (1978) introduce por primera vez el término *Análisis Envolvente de Datos* (DEA) para describir un enfoque de programación matemática destinado a la construcción de fronteras de producción y la medición de la eficiencia en fronteras construidas bajo un modelo de rendimientos constantes a escala. La transición natural hacia un modelo de rendimientos variables a escala fue llevada a cabo por Banker, Charnes y Cooper (1984). A lo largo del tiempo, esta metodología ha evolucionado progresivamente, dando lugar a una amplia gama de modelos y ampliando su alcance mediante la incorporación de temas relacionados con la productividad y los cambios en la misma. La utilización del DEA ha experimentado un crecimiento exponencial en las últimas cuatro décadas, resaltando la importancia no solo de contar con un optimizador robusto y preciso, sino también de disponer de una interfaz de usuario flexible para la gestión de datos y modelos. Aunque el DEA ha encontrado aplicaciones en diversos campos, su presencia en estudios orientados al sector de seguridad pública es limitada, especialmente en países latinoamericanos como Ecuador.

El análisis de la eficiencia policial en Ecuador se realizó al año 2022, seleccionando a cada cantón, una subdivisión administrativa de la provincia, como unidad tomadora de decisiones, sumando un total de 221 cantones. Se aplicó un modelo DEA de retornos variables a escala con orientación a las entradas. En relación con los *inputs*, se consideraron el número de miembros de la policía y la cantidad de unidades de policía comunitaria (UPC), mientras que los *outputs* se vincularon con las principales categorías delictivas (invertidas). Los resultados de las estimaciones revelan que los niveles de eficiencia de la Policía Nacional del Ecuador (PNE) apenas alcanzan en promedio el 22%. Esto indica que sería posible mantener los niveles delictivos utilizando un 78% menos de recursos. Basándonos en estos resultados, se clasificaron los cantones en dos grupos: eficientes e ineficientes. Los cantones con un rendimiento eficiente en sentido técnico se consideran líderes, ya que representan las mejores prácticas y deben ser tomados como puntos de referencia para aquellos que buscan mejorar su gestión.

Con el objetivo de fortalecer la confiabilidad de los resultados derivados del DEA en el contexto del análisis de eficiencia criminal, se implementaron las siguientes medidas de robustez: a) Se llevó a cabo un análisis de sensibilidad de parámetros, que implicó realizar diversas transformaciones en los insumos y en productos, con el fin de evaluar su impacto en los resultados de eficiencia; b) Se aplicó la técnica *bootstrap* DEA, generando múltiples conjuntos de datos a partir de la muestra original, con el propósito de evaluar la variabilidad en los resultados y fortalecer la robustez de las estimaciones; c) Se realizó un análisis de variabilidad en los datos a lo largo del periodo 2018 a 2022 para verificar la estabilidad de las estimaciones de eficiencia a través del tiempo; d) Se llevó a cabo una comparación de los resultados obtenidos mediante DEA con los métodos *Free Disposal Hull* (FDH) y *Benefit of the Doubt* (BoD) con el objetivo de confirmar la robustez de los hallazgos y obtener perspectivas adicionales; y e) Se implementaron técnicas de supereficiencia para identificar y evaluar la posible influencia de valores atípicos (*outliers*) en los datos, asegurando una consideración adecuada de posibles anomalías en el análisis de eficiencia criminal.

El DEA presenta un *plan de mejoramiento* o *plan de acción* diseñado para aquellos cantones que requieren mejoras en su gestión. Estas adaptaciones les brindarán la oportunidad de acercarse a sus referentes y, en última instancia, alcanzar la frontera

tecnológica. Como propuesta para mejorar la eficiencia a nivel nacional mediante la reorganización de insumos, el DEA sugiere específicamente la opción de ajustar una UPC y reasignar a 15 agentes de policía, ofreciendo así una vía tangible para potenciar la eficiencia operativa. En relación con las holguras, el ajuste sugerido para las UPC no alcanza la unidad, lo que indica que se deberían mantener las cantidades proyectadas. Sin embargo, el ajuste propuesto para las holguras de los agentes de policía es de ± 1 agente, afectando únicamente a los delitos de robo de automóviles y robo de motos. En caso de que la PNE logre mejorar la eficiencia de su gestión operativa mediante la reasignación de su recurso humano a otras funciones o unidades, sin necesidad de contratar nuevos agentes, esta opción se presenta como una alternativa muy atractiva.

La disposición geográfica de las puntuaciones de eficiencia policial evidencia una mayor dispersión en los cantones eficientes. En contraste, los cantones ineficientes muestran una menor dispersión. Este patrón indica que la actividad delictiva está presente en todo el territorio ecuatoriano, con intensidades variables.

Al examinar las regiones climáticas, se identificó evidencia que sugiere que la región Amazónica (26%) presenta una mayor eficiencia en comparación con las otras regiones, Sierra (23%) y Costa (16%). Estos resultados se alinean con la realidad ecuatoriana, ya que la región Costa ha experimentado el mayor número de delitos, posiblemente debido a la alta densidad de población y la intensa actividad económica en algunas de las principales capitales cantonales de esta región, impulsada por la presencia de puertos marítimos. Al analizar las zonas de planificación, se observa que las Zonas nº 6 (35%) y nº 2 (30%), ubicadas en áreas fronterizas con Perú, exhiben un desempeño relativo superior en eficiencia policial. En contraste, las Zonas Nos. 9, 8, 4 y 1, situadas en la frontera con Colombia y en la región costera, se identifican como las más ineficientes en el uso de insumos para el control de la delincuencia.

Aunque la investigación sobre la endogeneidad en modelos de eficiencia está actualmente en desarrollo, se llevó a cabo un análisis para descartar la presencia de variables endógenas. Con el objetivo de verificar este supuesto, se calculó la correlación entre las puntuaciones de eficiencia y el *output* utilizado. Se observó que las correlaciones eran de bajo grado ($<0,51$), lo que confirma la precisión de las estimaciones realizadas con el DEA. Este resultado concuerda con la evidencia empírica que indica que correlaciones positivas altas y medias suelen ser indicativas de endogeneidad, y pueden sesgar significativamente el rendimiento del DEA.

Con el objetivo de obtener evidencia sobre la influencia del entorno socioeconómico en la eficiencia calculada, se llevó a cabo una regresión Simar y Wilson para datos de panel durante el periodo 2018-2022, abarcando 221 cantones y cuatro tipos de delitos (homicidio, robo de automóviles, robo de motos y robo a personas). Los resultados resaltan que una mayor eficiencia policial generalmente está vinculada a cantones con niveles educativos más elevados y con tasas de subempleo más altas. Por otro lado, las mediciones más bajas de eficiencia policial se asocian con cantones donde la actividad comercial es más intensa y los índices de pobreza son mayores. Finalmente, el signo negativo de la variable que representa el número de policías por cada 1,000 km² indica que el tamaño de los cantones es un factor relevante, ya que una menor eficiencia policial está asociada con cantones más grandes.

El análisis realizado mediante la prueba de separabilidad, utilizando datos del periodo 2018-2022 y considerando cada cantón como una DMU, sugiere que no hay evidencia significativa de falta de separabilidad en los datos. Es decir, las dos partes del conjunto de datos presentan distribuciones de eficiencia similares, lo que permite asumir que los

datos son separables en términos de eficiencia. En consecuencia, se confirma la validez tanto del análisis DEA como de las regresiones en la segunda etapa.

La aplicación empírica del modelo FDH se llevó a cabo para el delito de homicidios en el año 2022, utilizando un modelo con orientación hacia los insumos. La eficiencia técnica promedio se sitúa en el 21.2%, evidenciando notables disparidades entre los cantones. Esto implica que el 78.8% de los cantones no operan en la frontera de posibilidades de producción. Seis cantones lideran la eficiencia policial (Canton Marcelino Maridueña, El Pan, Guachapala, Chilla, Isidro Ayora y General Antonio Elizalde), mientras que el resto de los cantones se encuentran rezagados, debiendo resaltar que un grupo importante (147) opera en el intervalo de eficiencia entre 0% y <20%. Las consecuencias negativas de este comportamiento se reflejan en un deterioro del estado de bienestar de la sociedad ecuatoriana.

La implementación empírica del modelo BoD se llevó a cabo para el delito de homicidios en el año 2020, empleando un modelo con orientación hacia los resultados. Para la creación del Indicador Compuesto de Eficiencia Policial (ICEP) aplicado en Ecuador, se incorporaron diversas variables: el número de agentes de policía, que fue ajustado por tamaño mediante dos correcciones (según la población y la superficie en km²); el número de UPC, también ajustado por tamaño mediante la población residente en cada cantón; se incluyó una medida de calidad del servicio policial utilizando los resultados de la encuesta Latinobarómetro (edición 2020); y, finalmente, el número de cuatro tipos de delitos (invertido). El resultado fue una medida multidimensional que, en promedio, se situó en 56.9%. Esto indica que la gestión policial para controlar los delitos es ineficiente, pero también señala un amplio margen de mejora. El ICEP 2020 establece el ranking de los cantones y revela que los *puntos fuertes relativos* de la Policía Nacional del Ecuador (PNE) son el control de robo a personas (64.7%) y robo de motos (56.2%), mientras que se consideran *debilidades relativas* el control de robo de automóviles (54.4%) y los homicidios (52.3%). Es evidente que ambos conjuntos de información son valiosos tanto para el liderazgo directivo de la PNE como para los responsables de formular políticas, quienes necesitan tomar decisiones sólidas y justificables en el ámbito de la seguridad.

La aplicación del índice del Cambio en la Productividad Total de los Factores de Malmquist ha permitido evidenciar que la productividad policial en los últimos años ha sido negativa, pasando de -38,9%, periodo 2018-2019, a -59,6% en el periodo 2021-2022, y cuando se comparan los dos periodos la pérdida de la productividad representa -20,7%. La descomposición del índice permite llegar a conclusiones sobre el comportamiento de los insumos agregados, que presentaron una mejora en el primer periodo (4,4%) pero desmejoraron en el segundo (-0,2%), ocasionado por la limitación de recursos que dispone la PNE, y agravado por la progresiva salida de operatividad de los equipos de movilización y UPC por falta de mantenimiento. En cuanto a la producción agregada, el incremento del número de homicidios ha producido una pérdida de productividad de -23,1% entre los dos periodos

Mientras que al aplicar el índice de Productividad Total de los factores de Hicks-Moorsteen se confirma el resultado de la pérdida en la productividad policial, calculada en -20 puntos porcentuales al confrontar los dos periodos analizados, ocasionada principalmente por la poca variación que experimentaron los recursos policiales en los últimos años. Al analizar los dos componentes del índice, se aprecia que la variación de la eficiencia técnica ha sufrido una pérdida significativa de productividad, al pasar de -2,2% a -68,7%, lo que significa una diferencia de -66,4% cuando se comparan los dos periodos. Esta desmejora en la gestión de los factores productivos puede estar motivada por los limitados recursos que cuenta la PNE y el presupuesto institucional ajustado ante

la creciente demanda de la ciudadanía por los servicios policiales. En cuanto a la variación del progreso tecnológico, este ha pasado de -67,1% a -24,8%, si bien se aprecia una mejorado entre los dos periodos, el equipamiento tecnológico que dispone la PNE es insuficiente para hacer frente al incremento de la delincuencia violenta que ha experimentado el Ecuador en los últimos años. El resultado que arroja este estudio es revelador, ya que en cinco años se ha producido una drástica caída de la productividad de la acción policial, que se refleja en los altos índices de criminalidad que tiene actualmente el Ecuador.

Hasta la fecha, la investigación sobre seguridad pública con el índice de Malmquist ha sido limitada, y abordar este tema con el índice de Hicks-Moorsteen representa una innovación. Considero que la contribución principal en este capítulo radica en ser pionero al evaluar la productividad de los cuerpos policiales desde diversos enfoques. Este análisis se posiciona como el primer aporte significativo en el ámbito del análisis de eficiencia relacionado con Ecuador.

2.6.2 Recomendaciones

Dada la limitada presencia del DEA en estudios relacionados con seguridad pública, se recomienda fomentar la aplicación de esta metodología en diversos contextos y regiones, especialmente en países latinoamericanos como Ecuador. Esto permitirá obtener análisis más completos y comparables sobre la eficiencia en la gestión de recursos en el ámbito de la seguridad.

Con base en los resultados que indican una eficiencia policial promedio del 22%, sería pertinente que la PNE implemente un plan integral de mejora en su gestión a nivel nacional. Este plan podría incluir estrategias específicas para optimizar la asignación de recursos humanos, mejorar la eficiencia de las UPC y reforzar la respuesta ante las principales categorías delictivas.

Los cantones identificados como ineficientes deberían ser objeto de estrategias específicas para mejorar su rendimiento en la gestión policial. La identificación de líderes eficientes entre los cantones puede servir como referencia y modelo a seguir para aquellos que buscan mejoras en su gestión.

La aplicación de medidas de robustez, como el análisis de sensibilidad, *bootstrap* DEA y otras técnicas utilizadas en este estudio, debería convertirse en una práctica estándar en futuros análisis de eficiencia criminal. Esto garantizará la fiabilidad de los resultados y proporcionará una base más sólida para la toma de decisiones en el ámbito de seguridad pública.

La prueba de separabilidad es fundamental para evaluar si las variables ambientales provocan cambios en la eficiencia técnica. Si se demuestra que las variables ambientales influyen en las puntuaciones de eficiencia de las DMUs, se recomienda realizar análisis adicionales, tales como: a) identificar las DMUs que no cumplen con la condición; b) identificar las variables ambientales que afectan la distribución de la ineficiencia o la frontera de producción; y c) realizar un análisis de sensibilidad eliminando estas DMUs o variables ambientales de la base de datos para evaluar cómo cambia la eficiencia global al excluirlas. Esto ayudará a entender el impacto de su exclusión en los resultados generales. En estos casos, se recomienda desarrollar políticas y acciones específicas que aborden estos factores ambientales, sin descuidar los factores internos del proceso de producción. En el caso contrario, donde las variables ambientales no ejercen una influencia significativa, se sugiere optimizar los recursos y procesos internos para maximizar la eficiencia operativa. Esto incluye la mejora de procesos, la actualización

tecnológica, la capacitación del personal y la implementación de otras medidas de eficiencia operativa. En ambos casos, la implementación de estas recomendaciones debería ser monitoreada y ajustada continuamente para asegurar su efectividad y adaptabilidad a las condiciones cambiantes de cada cantón. Cabe destacar que el análisis de los efectos de la separabilidad es un campo emergente de investigación y su aplicación ha sido escasa en el ámbito de la seguridad pública.

El análisis a través del Índice de Malmquist revela una mejora en la evolución de la productividad de la eficiencia policial en Ecuador entre los periodos 2018-2019 y 2021-2022. Sin embargo, también se observa un retroceso significativo en el desarrollo tecnológico, lo que impacta directamente en el desempeño policial. Estos hallazgos subrayan la importancia de lograr un equilibrio entre la eficiencia operativa y el desarrollo tecnológico. En otras palabras, una gestión altamente eficiente debe complementarse con aumentos en el presupuesto destinado al equipamiento tecnológico, vehículos o el fortalecimiento de la plantilla policial. De lo contrario, la PNE se encuentra en desventaja en su lucha contra la delincuencia común y las organizaciones criminales.

El análisis de la productividad de la eficiencia policial en Ecuador, a través del índice de Hicks-Moorsteen, revela una disminución de la productividad atribuida exclusivamente a una reducción en la producción agregada. El aumento constante de la delincuencia en los últimos años está provocando que los esfuerzos institucionales no generen los resultados esperados. Para verdaderamente potenciar la competitividad de la PNE, es esencial fortalecer y fomentar mejoras en la productividad.

Para mejorar la evaluación de las DMUs, se recomienda llevar a cabo evaluaciones periódicas que combinen dos criterios clave: la puntuación DEA, que refleja la eficiencia, y los índices de Malmquist y Hicks-Moorsteen, que revelan las tendencias de mejora a lo largo del tiempo. Realizar un seguimiento comparativo de la evolución tanto en términos de eficiencia como de cambios tecnológicos proporcionará *insights* valiosos. Además, se pueden extraer conclusiones sobre el crecimiento de la producción y los insumos de manera independiente. Se espera que esta información detallada sea de utilidad para funcionarios y responsables políticos al tomar decisiones relacionadas con la asignación de recursos y la formulación de políticas públicas de seguridad.

Considerando los resultados que indican una disminución significativa en la productividad policial en los últimos años, se recomienda realizar análisis periódicos de la productividad y evaluar la disponibilidad y mantenimiento de los recursos policiales. Este monitoreo constante permitirá una adaptación proactiva a las cambiantes demandas de seguridad.

En países en desarrollo como Ecuador, las instituciones del sector público suelen carecer de políticas de Estado a largo plazo, y se caracterizan por generar una gran cantidad de información fragmentada con el objetivo de cumplir requisitos informativos parciales en cada proceso, sin un orden sistémico. La senda a seguir parece lógica: es necesario avanzar hacia la generación de información oficial cada vez más completa, consistente y comparable. Esto contribuirá al desarrollo de investigaciones y facilitará la obtención de resultados más precisos y alineados con la realidad.

Este estudio debe considerarse como un paso inicial para motivar a académicos y profesionales a continuar contribuyendo a esta área de investigación poco explorada, especialmente en países que enfrentan crisis de inseguridad, como la que experimenta Ecuador. Futuras investigaciones podrían mejorar la selección de insumos y productos, así como ampliar la inclusión de variables ambientales, con el objetivo de comparar la variación de los resultados.

Referencias bibliográficas

- Afonso, A., & Kazemi, M. (2016). *Assessing Public Spending Efficiency in 20 OECD Countries*. 41.
- Afonso, A., Schuknecht, L., & Tanzi, V. (2005). Public sector efficiency: An international comparison. *Public Choice*, 123(3), 321-347. <https://doi.org/10.1007/s11127-005-7165-2>
- Afonso, A., & Venâncio, A. (2020). Local territorial reform and regional spending efficiency. *Local Government Studies*, 46(6), 888-910. <https://doi.org/10.1080/03003930.2019.1690995>
- Agarwal, P., Hunt, K., Zhuang, J., Sarkar, B., Sarkar, A., & Sharma, R. (2021). An exploratory analysis for performance assessment of state police forces in india: An eclectic approach. *Operational Research*, 21(2), 1125-1151. <https://doi.org/10.1007/s12351-019-00469-1>
- Akdogan, H. (2012). The Efficiency of Police Stations in the City of Ankara: An Application of Data Envelopment Analysis. *Policing: An International Journal of Police Strategies and Management*, 35(1), 25-38.
- Alda, E. (2014). How Are Police Doing in Combating Crime? An Exploratory Study of Efficiency Analysis of the Policia Nacional Civil in Guatemala. *Policing: An International Journal of Police Strategies and Management*, 37(1), 87-107.
- Alda, E., & Dammert, L. (2019). Weathering the Storm! The Effects of the External Environment on Police Efficiency in Peru. *Policing: An International Journal of Police Strategies and Management*, 42(6), 1124-1140.
- Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 39(10), 1261-1264.
- Antonelli, M. A., & Bonis, V. (2018). The efficiency of social public expenditure in European countries: A two-stage analysis. *Applied Economics*, 51, 1-14. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1489522>
- Aparicio, J., López-Torres, L., & Santín, D. (2018). Economic crisis and public education. A productivity analysis using a Hicks-Moorsteen index. *Economic Modelling*, 71, 34-44. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.11.017>
- Arantes, V. A., Cupertino, S. A., Silva, E. A., & Luquini, R. A. (2012). Segurança Pública nos Municípios Mineiros: Eficiência e Alocação de Recursos Públicos. *Revista da Faculdade de Administração e Economia*, 4(1), 128-145. <https://doi.org/10.15603/2176-9583/refae.v4n1p128-145>
- Aristovnik, A., Seljak, J., & Mencinger, J. (2013). Relative efficiency of police directorates in Slovenia: A non-parametric analysis. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 820-827. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.027>
- Aristovnik, A., Seljak, J., & Mencinger, J. (2014). Performance measurement of police forces at the local level: A non-parametric mathematical programming approach. *Expert Systems with Applications*, 41(4, Part 2), 1647-1653. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.08.061>
- Asamblea Constituyente. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Asamblea Contituyente.
- Asamblea Nacional. (2017). *Código Orgánico de Entidades de Seguridad Ciudadana y Orden Público*. Asamblea Nacional.
- Asif, M., Shahzad, M., Awan, M. U., & Akdogan, H. (2018). Developing a structured framework for measuring police efficiency. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 35(10), 2119-2135. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-04-2017-0067>

- Asmild, M., Paradi, J. C., & Pastor, J. T. (2012). DEA based models for reallocations of police personnel. *OR Spectrum*, 34(4), 921-941. <https://doi.org/10.1007/s00291-011-0243-6>
- Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Barreira, A. P., Amado, C., Santos, S., Andraz, J., & Guimarães, M. H. (2021). Assessment and Determinants of the Quality of Life in Portuguese Cities. *International Regional Science Review*, 44(6), 647-683. <https://doi.org/10.1177/0160017620979611>
- Barros, C. P., & Alves, F. P. (2005). Efficiency in Crime Prevention: A Case Study of the Lisbon Precincts. *International Advances in Economic Research*, 11, 315-328. <https://doi.org/10.1007/s11294-005-6660-z>
- Barros, C. P., & Perrigot, R. (2007). Franchised Network Efficiency: A DEA Application to US Networks. En G. Cliquet, M. Tuunanen, G. Hendrikse, & J. Windsperger (Eds.), *Economics and Management of Networks: Franchising, Strategic Alliances, and Cooperatives* (pp. 191-212). Physica-Verlag HD. https://doi.org/10.1007/978-3-7908-1758-4_10
- Becerra-Peña, D. L., Ruiz, J. G. R., & Moreno, P. G. (2023). TIC y educación superior en México: Un análisis de productividad a nivel estatal. *RIDE Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 13(26), Article 26. <https://doi.org/10.23913/ride.v13i26.1379>
- Becerra-Peña, D., & Santín, D. (2020). Measuring public primary education productivity across Mexican states using a Hicks-Moorsteen index. *Applied Economics*, 53, 924-939. <https://doi.org/10.1080/00036846.2020.1819951>
- Beck, B., & Goldstein, A. (2018). Governing Through Police? Housing Market Reliance, Welfare Retrenchment, and Police Budgeting in an Era of Declining Crime. *Social Forces*, 96(3), 1183-1210. <https://doi.org/10.1093/sf/sox076>
- Benito, B., Bastida, F., & García, J. A. (2008, enero 3). Full article: Explaining differences in efficiency: An application to Spanish municipalities. *Applied Economics*, 42(4), 515-528.
- Benito, B., Martínez-Córdoba, P.-J., & Guillamón, M.-D. (2021). Measurement and determinants of efficiency in the municipal police service. *Evaluation and Program Planning*, 85, 101904. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2020.101904>
- Berger, A. N., & Humphrey, D. B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, 98(2), 175-212. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(96\)00342-6](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00342-6)
- Bifulco, R., & Bretschneider, S. (2001). Estimating school efficiency: A comparison of methods using simulated data. *Economics of Education Review*, 20(5), 417-429. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(00\)00025-X](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(00)00025-X)
- Bifulco, R., & Bretschneider, S. (2003). Response to comment on estimating school efficiency. *Economics of Education Review*, 22(6), 635-638. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(03\)00044-X](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(03)00044-X)
- Bjurek, H. (1996). The Malmquist Total Factor Productivity Index. *The Scandinavian Journal of Economics*, 98(2), 303-313. <https://doi.org/10.2307/3440861>
- Bogetoft, P., & Otto, L. (2010). *Benchmarking with DEA, SFA, and R*. Springer Science & Business Media.

- Caldas, P., Ferreira, D., Dollery, B., & Marques, R. (2019). Economies of scope in Portuguese local government using an augmented Hicks–Moorsteen approach. *Regional Studies*, 53(7), 963-976. <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1508872>
- Carrington, R., Puthuchear, N., & Rose, D. (1997). Performance Measurement in Government Service Provision: The Case of Police Services in New South Wales. *Journal of Productivity Analysis*, 8, 415-430.
- Caves, D. W., Christensen, L. R., & Diewert, W. E. (1982). The Economic Theory of Index Numbers and the Measurement of Input, Output, and Productivity. *Econometrica*, 50(6), 1393-1414. <https://doi.org/10.2307/1913388>
- Cazals, C., Florens, J.-P., & Simar, L. (2002). Nonparametric frontier estimation: A robust approach. *Journal of Econometrics*, 106(1), 1-25. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(01\)00080-X](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(01)00080-X)
- Chaiwuttisak, P. (2019). Factors Affecting Efficiency of Police Stations in Metropolitan Police Division 3. *Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Mathematics and Statistics*, 19-23. <https://doi.org/10.1145/3343485.3343488>
- Chambers, R. G. (2002). Exact nonradial input, output, and productivity measurement. *Economic Theory*, 20(4), 751-765. <https://doi.org/10.1007/s001990100231>
- Chambers, R. G., Chung, Y., & Färe, R. (1996). Benefit and Distance Functions. *Journal of Economic Theory*, 70(2), 407-419. <https://doi.org/10.1006/jeth.1996.0096>
- Charnes, A., Cooper, W. W., Golany, B., Seiford, L., & Stutz, J. (1985). Foundations of data envelopment analysis for Pareto-Koopmans efficient empirical production functions. *Journal of Econometrics*, 30(1), 91-107. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(85\)90133-2](https://doi.org/10.1016/0304-4076(85)90133-2)
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Chen, C. C. (2017). Measuring departmental and overall regional performance: Applying the multi-activity DEA model to Taiwan's cities/counties. *Omega*, 67, 60-80. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2016.04.002>
- Cherchye, L., Kuosmanen, T., & Post, T. (2000). What Is the Economic Meaning of FDH? A Reply to Thrall. *Journal of Productivity Analysis*, 13(3), 263-267.
- Coelli, T. J., Rao, D. S. P., O'Donnell, C. J., & Battese, G. E. (2005). *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. Springer Science & Business Media.
- Cook, W. D., & Seiford, L. M. (2009). Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, 192(1), 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.01.032>
- Cook, W. D., Tone, K., & Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega*, 44, 1-4. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.09.004>
- Cordero, J. M., Santín, D., & Sicilia, G. (2013, abril). *Dealing with the Endogeneity Problem in Data Envelopment Analysis* [MPRA Paper]. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/47475/>
- Cordero, J. M., Santín, D., & Sicilia, G. (2015). Testing the accuracy of DEA estimates under endogeneity through a Monte Carlo simulation. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 511-518. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.01.015>
- Daraio, C., & Simar, L. (2005). Introducing Environmental Variables in Nonparametric Frontier Models: A Probabilistic Approach. *Journal of Productivity Analysis*, 24(1), 93-121. <https://doi.org/10.1007/s11123-005-3042-8>

- Daraio, C., & Simar, L. (2006). A robust nonparametric approach to evaluate and explain the performance of mutual funds. *European Journal of Operational Research*, 175(1), 516-542. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.06.010>
- Daraio, C., & Simar, L. (2007). Conditional nonparametric frontier models for convex and nonconvex technologies: A unifying approach. *Journal of Productivity Analysis*, 28(1), 13-32. <https://doi.org/10.1007/s11123-007-0049-3>
- Daraio, C., Simar, L., & Wilson, P. W. (2018). Central limit theorems for conditional efficiency measures and tests of the ‘separability’ condition in non-parametric, two-stage models of production | The Econometrics Journal | Oxford Academic. *The Econometrics Journal*, 21(2), 170-191.
- de Araújo, R. J. R., de Freitas Júnior, F. L., & Lins, D. C. (2020). SEGURANÇA PÚBLICA ESTADUAL BRASILEIRA:: O QUE INFLUENCIA SEU DESEMPENHO? *REUNIR Revista de Administração Contabilidade e Sustentabilidade*, 10(1), 89-99.
- De Borger, B., & Kerstens, K. (1996). Cost efficiency of Belgian local governments: A comparative analysis of FDH, DEA, and econometric approaches. *Regional Science and Urban Economics*, 26(2), 145-170. [https://doi.org/10.1016/0166-0462\(95\)02127-2](https://doi.org/10.1016/0166-0462(95)02127-2)
- de Borger, B., Kerstens, K., Moesen, W., & Vanneste, J. (1994). Explaining differences in productive efficiency: An application to Belgian municipalities. *Public Choice*, 80(3), 339-358. <https://doi.org/10.1007/BF01053225>
- de Lima, F. S., & Marinho, E. (2017). Public security in Brazil: Efficiency and technological gaps. *EconomiA*, 18(1), 129-145. <https://doi.org/10.1016/j.econ.2016.08.002>
- DeAngelo, G., Vitaliano, D. F., & Lang, H. (2014). Crime Rates and Police Efficiency. *Eastern Economic Journal*, 40(4), 535-559.
- Deprins, D., Simar, L., & Tulkens, H. (1984). *The Performance of Public Enterprises Concepts and Measurements*.
- Diewert, W. E. (1992). Exact and Superlative Welfare Change Indicators. *Economic Inquiry*, 30(4), 565-582. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.1992.tb01282.x>
- Diez-Ticio, A., & Mancebon, M.-J. (2002). The efficiency of the Spanish police service: An application of the multiactivity DEA model. *Applied Economics*, 34(3), 351-362. <https://doi.org/10.1080/00036840110043767>
- D’Inverno, G., Carosi, L., & Ravagli, L. (2018). Global public spending efficiency in Tuscan municipalities. *Socio-Economic Planning Sciences*, 61, 102-113. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.01.006>
- Drake, L. M., & Simper, R. (2004). The economics of managerialism and the drive for efficiency in policing. *Managerial and Decision Economics*, 25(8), 509-523. <https://doi.org/10.1002/mde.1184>
- Drake, L. M., & Simper, R. (2005). Police Efficiency in Offences Cleared: An Analysis of English “Basic Command Units”. *International Review of Law and Economics*, 25(2), 186-208. <https://doi.org/10.1016/j.irl.2005.06.003>
- Drake, L., & Simper, R. (2000). Productivity estimation and the size-efficiency relationship in English and Welsh police forces: An application of data envelopment analysis and multiple discriminant analysis. *International Review of Law and Economics*, 20(1), 53-73. [https://doi.org/10.1016/S0144-8188\(00\)00021-1](https://doi.org/10.1016/S0144-8188(00)00021-1)
- Drake, L., & Simper, R. (2001). The Economic Evaluation of Policing Activity: An Application of a Hybrid Methodology. *European Journal of Law and Economics*, 12(3), 173-192. <https://doi.org/10.1023/A:1012857523734>

- Drake, L., & Simper, R. (2002). Economies of scale in UK building societies: A reappraisal using an entry/exit model. *Journal of Banking & Finance*, 26(12), 2365-2382. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00214-X](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00214-X)
- Drake, L., & Simper, R. (2003). The measurement of English and Welsh police force efficiency: A comparison of distance function models. *European Journal of Operational Research*, 147(1), 165-186. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00266-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00266-7)
- Dutu, R., & Sicari, P. (2016). *Public Spending Efficiency in the OECD: Benchmarking Health Care, Education and General Administration*. OECD. <https://doi.org/10.1787/5jm3st732jnj-en>
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S., & Shale, E. A. (2001). Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*, 132(2), 245-259. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00149-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00149-1)
- Emrouznejad, A., & Yang, G. (2018). A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. *Socio-Economic Planning Sciences*, 61, 4-8. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.01.008>
- Eugène, B. (2007). The efficiency of the Belgian general government in an international perspective. *Nber Working Paper Series*, XXX, 1-31.
- Färe, R., Grosskopf, S., Norris, M., & Zhang, Z. (1994). Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries. *The American Economic Review*, 84(1), 66-83.
- Färe, R., & Primont, D. (1994). *Multi-Output Production and Duality: Theory and Applications: Theory and Applications*. Springer Science & Business Media.
- Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. . . *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 120(3), 253-281.
- Feitosa, C. G., Schull, A. N., & Hein, A. F. (2014). Análise da eficiência dos gastos em segurança pública nos estados brasileiros através da análise envoltória de dados (DEA). *Revista Capital Científico - Eletrônica (RCCe) - ISSN 2177-4153*, 12(3), Article 3.
- Førsund, F. R. (2013). Weight restrictions in DEA: Misplaced emphasis? *Journal of Productivity Analysis*, 40(3), 271-283. <https://doi.org/10.1007/s11123-012-0296-9>
- García-Sánchez, I. M., Rodríguez-Domínguez, L., & Parra Domínguez, J. (2013). Evaluation of the efficacy and effectiveness of the Spanish security forces. *European Journal of Law and Economics*, 36(1), 57-75. <https://doi.org/10.1007/s10657-011-9265-4>
- García-Sánchez, I.-M. (2007). Evaluating the effectiveness of the Spanish police force through data envelopment analysis. *European Journal of Law and Economics*, 23(1), 43-57. <https://doi.org/10.1007/s10657-007-9004-z>
- García-Sánchez, I.-M. (2009). Measuring the efficiency of local police force. *European Journal of Law and Economics*, 27(1), 59-77. <https://doi.org/10.1007/s10657-008-9079-1>
- García-Sánchez, I.-M., Rodríguez-Domínguez, L., & Parra-Domínguez, J. (2013). Yearly evolution of police efficiency in Spain and explanatory factors. *Central European Journal of Operations Research*, 21(1), 31-62. <https://doi.org/10.1007/s10100-011-0207-6>
- Golany, B., & Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3), 237-250. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(89\)90029-7](https://doi.org/10.1016/0305-0483(89)90029-7)
- Gómez-Luna, E., Fernando-Navas, D., Aponte-Mayor, G., & Betancourt-Buitrago, L. A. (2014). Metodología para la revisión bibliográfica y la gestión de información de

- temas científicos, a través de su estructuración y sistematización. *DYNA*, 81(184), 158-163.
- González, E., Cárcaba, A., & Ventura, J. (2011). The Importance of the Geographic Level of Analysis in the Assessment of the Quality of Life: The Case of Spain. *Social Indicators Research*, 102(2), 209-228. <https://doi.org/10.1007/s11205-010-9674-8>
- González, E., Cárcaba, A., & Ventura, J. (2018). Weight Constrained DEA Measurement of the Quality of Life in Spanish Municipalities in 2011. *Social Indicators Research*, 136(3), 1157-1182. Scopus. <https://doi.org/10.1007/s11205-016-1426-y>
- Gonzalez, E., Carcaba, A., Ventura, J., & Garcia, J. (2011). Measuring quality of life in spanish municipalities. *Local Government Studies*, 37(2), 171-197. Scopus. <https://doi.org/10.1080/03003930.2011.554826>
- Gorman, M. F., & Ruggiero, J. (2008). Evaluating US state police performance using data envelopment analysis. *International Journal of Production Economics*, 113(2), 1031-1037. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.12.011>
- Gould, E. D., Weinberg, B. A., & Mustard, D. B. (2002). Crime Rates and Local Labor Market Opportunities in the United States: 1979–1997. *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), 45-61. <https://doi.org/10.1162/003465302317331919>
- Greene, W. H. (2008). *Econometric Analysis* (6ta ed.). Prentice Hall.
- Grifell-Tatjé, E., & Lovell, C. (1995). A note on the Malmquist productivity index. *Economics Letters*, 47, 169-175. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(94\)00497-P](https://doi.org/10.1016/0165-1765(94)00497-P)
- Gupta, M., Chandra, B., & Gupta, M. (2014). A framework of intelligent decision support system for Indian police. *Journal of Enterprise Information Management*, 27. <https://doi.org/10.1108/JEIM-10-2012-0073>
- Gutiérrez Rojas, C. (2018). *Eficiencia de los sistemas regionales de innovación en Europa y análisis econométrico de sus determinantes*. <https://hdl.handle.net/20.500.14352/16510>
- Haberman, C. P. (2017). Overlapping Hot Spots? *Criminology & Public Policy*, 16(2), 633-660. <https://doi.org/10.1111/1745-9133.12303>
- Hadad, Y., Keran, B., & Hanani, M. Z. (2015). Combining Data Envelopment Analysis and Malmquist Index for Evaluating Police Station Efficiency and Effectiveness. *Police Practice and Research*, 16(1), 5-21.
- Halkos, G., & Petrou, K. N. (2019). Treating undesirable outputs in DEA: A critical review. *Economic Analysis and Policy*, 62, 97-104. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2019.01.005>
- Herrero-Prieto, L. C., Boal-San Miguel, I., & Gómez-Vega, M. (2019). Deep-Rooted Culture and Economic Development: Taking the Seven Deadly Sins to Build a Well-Being Composite Indicator. *Social Indicators Research*, 144(2), 601-624. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02067-2>
- Hicks, J. R. (1961). The measurement of capital in relation to the measurement of other economic aggregates. In *The Theory of Capital: Proceedings of a Conference held by the International Economic Association*, 18-31.
- Hsu, Y.-C., & Lee, C.-C. (2014). PUBLIC SPENDING: EVIDENCE FROM A NON-PARAMETRIC APPROACH. *Romanian Journal of Economic Forecasting*.
- Huguenin, J.-M. (2012). *Data Envelopment Analysis (DEA), A pedagogical guide for decision makers in the public sector*. IDHEAPIDHEAP – Cahier 276.
- Khan, N., Ahmed, J., Nawaz, M., & Zaman, K. (2015). The Socio-Economic Determinants of Crime in Pakistan: New Evidence on an Old Debate. *Arab*

- Economic and Business Journal*, 10(2), 73-81.
<https://doi.org/10.1016/j.aebj.2015.01.001>
- Kollias, C., Mylonidis, N., & Paleologou, S.-M. (2013). Crime and the effectiveness of public order spending in Greece: Policy implications of some persistent findings. *Journal of Policy Modeling*, 35(1), 121-133.
<https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2012.02.004>
- Lao, G., & Mo, B. (2018). Study on the Efficiency and Total Factor Productivity of China's Securities Companies—Based on Hicks-Moorsteen TFP Index Method. *Technology and Investment*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.4236/ti.2018.91004>
- León, P. D. Y. de. (2021). Análisis espacial de violencia homicida en la región norte de Centroamérica (2019-2020). *Revista Latinoamericana Estudios de la Paz y el Conflicto*, 2(4), Article 4. <https://doi.org/10.5377/rlpc.v2i4.11820>
- Levitt, S. D. (1998). Why Do Increased Arrest Rates Appear to Reduce Crime: Deterrence, Incapacitation, or Measurement Error? *Economic Inquiry*, 36(3), 353-372. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.1998.tb01720.x>
- Lim, B., Lee, K., & Lee, Choonjoo. (2016). Free Disposal Hull(FDH) Analysis for Efficiency Measurement: An update to dea. *The Stata Journal*, 10(2), 1-8.
- Liu, J. S., Lu, L. Y. Y., Lu, W.-M., & Lin, B. J. Y. (2013). Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. *Omega*, 41(1), 3-15.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2010.12.006>
- lo Storto, C. (2016). The trade-off between cost efficiency and public service quality: A non-parametric frontier analysis of Italian major municipalities. *Cities*, 51, 52-63.
<https://doi.org/10.1016/j.cities.2015.11.028>
- Lovell, C. A. K. (2003). The Decomposition of Malmquist Productivity Indexes. *Journal of Productivity Analysis*, 20, 437-458.
- Lovell, C. A. K., Grosskopf, S., Ley, E., Pastor, J. T., Prior, D., & Vanden Eeckaut, P. (1994). Linear programming approaches to the measurement and analysis of productive efficiency. *Top*, 2(2), 175-248. <https://doi.org/10.1007/BF02574810>
- Lovell, C. A. K., & Pastor, J. T. (1999). Radial DEA models without inputs or without outputs. *European Journal of Operational Research*, 118(1), 46-51.
[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00338-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00338-5)
- Lovell, C., Pastor, J. T., & Turner, J. (1995). Measuring Macroeconomic Performance in the OECD: A Comparison of European and Non-European Countries. *European Journal of Operational Research*, 87, 507-518. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00226-X](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00226-X)
- Luenberger, D. G. (1992). New optimality principles for economic efficiency and equilibrium. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 75(2), 221-264.
<https://doi.org/10.1007/BF00941466>
- Lupu, D. (2017). Public spending efficiency in East European countries. *EUFIRE*, 375-387.
- Mankiw, N. G. (2012). *Principios de Economía* (6ta.). Cengage Learning Editores, S.A. de C.V.
- Mao, L., Zhou, N., Zhang, T., Du, W., Peng, H., & Zhu, L. (2020). An AHP/DEA Methodology for the Public Safety Evaluation. En X. Sun, J. Wang, & E. Bertino (Eds.), *Artificial Intelligence and Security* (pp. 341-352). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57881-7_31
- Martínez González, A., & Rueda López, N. (2013). A PRODUCTIVITY AND EFFICIENCY ANALYSIS OF THE SECURITY AND DEFENCE TECHNOLOGICAL AND INDUSTRIAL BASE IN SPAIN. *Defence and Peace Economics*, 24(2), 147-171. <https://doi.org/10.1080/10242694.2012.663581>

- Mayston, D. J. (2003). Measuring and Managing Educational Performance. *The Journal of the Operational Research Society*, 54(7), 679-691.
- Mayston, D. J. (2017). Data envelopment analysis, endogeneity and the quality frontier for public services. *Annals of Operations Research*, 250(1), 185-203. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2074-3>
- McDonald, J. (2009). Using least squares and tobit in second stage DEA efficiency analyses. *European Journal of Operational Research*, 197(2), 792-798. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.07.039>
- Melyn, W., & Moesen, W. (1991). Towards a synthetic indicator of macroeconomic performance: Unequal weighting when limited information is available. *Public economics research papers*, 1-24.
- Metcalfe, L., & Richards, S. (1989). *La modernización de la gestión pública*. INAP.
- Ministerio de Economía y Finanzas. (2020). *Normativa del Sistema Nacional de las Finanzas Públicas*.
- Ministerio de Finanzas. (2010). *Manual de Procedimientos del Sistema de Presupuestos*. Ministerio de Finanzas.
- Molinos-Senante, M., Gómez, T., Gémar, G., Caballero, R., Sala-Garrido, R., & Mocholí-Arce, M. (2019). Measuring the wastewater treatment plants productivity change: Comparison of the Luenberger and Luenberger-Hicks-Moorsteen Productivity Indicators. *Journal of Cleaner Production*, 229, 75-83. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.04.373>
- Moorsteen, R. H. (1961). On Measuring Productive Potential and Relative Efficiency. *The Quarterly Journal of Economics*, 75(3), 451-467. <https://doi.org/10.2307/1885133>
- Moral, E. M. (2003). *El uso de los modelos de elección discreta para la predicción de crisis cambiarias el caso latinoamericano*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Moreno-Enguix, M. D. R., & Lorente Bayona, L. V. (2017). Factors Affecting Public Expenditure Efficiency in Developed Countries. *Politics & Policy*, 45(1), 105-143. <https://doi.org/10.1111/polp.12194>
- Murias, P., Martinez, F., & De Miguel, C. (2006). An Economic Wellbeing Index for the Spanish Provinces: A Data Envelopment Analysis Approach. *Social Indicators Research*, 77(3), 395-417. <https://doi.org/10.1007/s11205-005-2613-4>
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., & Tarantola, S. (2005). *Tools for Composite Indicators Building*.
- Nepomuceno, T. C. C., Santiago, K. T. M., Daraio, C., & Costa, A. P. C. S. (2022). Exogenous crimes and the assessment of public safety efficiency and effectiveness. *Annals of Operations Research*, 316(2), 1349-1382. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03767-6>
- Ngo, T., & Tsui, K. W. H. (2020). A data-driven approach for estimating airport efficiency under endogeneity: An application to New Zealand airports. *Research in Transportation Business & Management*, 34, 100412. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2019.100412>
- O'Donnell, C. J. (2012). An aggregate quantity framework for measuring and decomposing productivity change. *Journal of Productivity Analysis*, 38(3), 255-272. <https://doi.org/10.1007/s11123-012-0275-1>
- OECD, European Union, & Joint Research Centre - European Commission. (2008). *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264043466-en>

- Orme, C., & Smith, P. (1996). The Potential for Endogeneity Bias in Data Envelopment Analysis. *The Journal of the Operational Research Society*, 47(1), 73-83. <https://doi.org/10.2307/2584253>
- Ouertani, M. N., Naifar, N., & Ben Haddad, H. (2018). Assessing government spending efficiency and explaining inefficiency scores: DEA-bootstrap analysis in the case of Saudi Arabia. *Cogent Economics & Finance*, 6(1), 1493666. <https://doi.org/10.1080/23322039.2018.1493666>
- Panwar, A., Olfati, M., Pant, M., & Snasel, V. (2022). A Review on the 40 Years of Existence of Data Envelopment Analysis Models: Historic Development and Current Trends. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(7), 5397-5426. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09770-3>
- Parra Domínguez, J. (2013). *Nuevas tendencias en el estudio de la eficiencia policial. El índice de situación policial*. <https://doi.org/10.14201/gredos.123025>
- Parra Domínguez, J., García Sánchez, I. M., & Rodríguez Domínguez, L. (2015). Relationship between police efficiency and crime rate: A worldwide approach. *European Journal of Law and Economics*, 39(1), 203-223. <https://doi.org/10.1007/s10657-013-9398-8>
- Peiró-Palomino, J., Picazo-Tadeo, A. J., & Tortosa-Ausina, E. (2021). Measuring well-being in Colombian departments. The role of geography and demography. *Socio-Economic Planning Sciences*, 78, 101072. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101072>
- Pestana Barros, C. (2006). Productivity growth in the Lisbon Police Force. *Public Organization Review*, 6(1), 21-35. Scopus. <https://doi.org/10.1007/s11115-006-3500-4>
- Peyrache, A., & Coelli, T. (2009). Testing procedures for detection of linear dependencies in efficiency models. *European Journal of Operational Research*, 198(2), 647-654. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.08.014>
- Poveda, A. C. (2011). Economic development and growth in Colombia: An empirical analysis with super-efficiency DEA and panel data models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 45(4), 154-164. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2011.07.003>
- Prates, T. M., Silva, R. K. C. S. da, & Santos, A. M. A. dos. (2023). Homicides in Alagoas - Brazil: A spatial analysis. *Estudios Económicos*, 40(80), Article 80. <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2023.3175>
- Pucha Cofrep, F. (2016, octubre 18). Descargar principales shapefiles del Ecuador. *El blog de franz*. <https://franzpc.com/descargar-shapefiles-shp-ecuador/>
- Rogge, N., & Verschelede, M. (2013). A Composite Index of Citizen Satisfaction with Local Police Services. *Policing: An International Journal of Police Strategies & Management*, 36(2), 238-262.
- Santín, D., & Sicilia, G. (2017). Dealing with endogeneity in data envelopment analysis applications. *Expert Systems with Applications*, 68, 173-184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.002>
- Scalco, P. R., Amorim, A. L., & Gomes, A. P. (2012). Eficiência técnica da polícia militar em Minas Gerais. *Nova Economia*, 22, 165-190. <https://doi.org/10.1590/S0103-63512012000100006>
- Seifert, S., & Nieswand, M. (2014). What Drives Intermediate Local Governments' Spending Efficiency: The Case of French Départements. *Local Government Studies*, 40(5), 766-790. <https://doi.org/10.1080/03003930.2013.812962>
- Seiford, L. M. (1996). Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978-1995). *Journal of Productivity Analysis*, 7(2/3), 99-137.

- Seufert, J. H., Arjomandi, A., & Dakpo, K. H. (2017). Evaluating airline operational performance: A Luenberger-Hicks-Moorsteen productivity indicator. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 104, 52-68. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2017.05.006>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1998). Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, 44(1), 49-61. <https://doi.org/10.1287/mnsc.44.1.49>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1999). Some Problems with the Ferrier/Hirschberg Bootstrap Idea. *Journal of Productivity Analysis*, 11, 67-80.
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2000a). A General Methodology for Bootstrapping in Nonparametric Frontier Models. *Journal of Applied Statistics*, 27. <https://doi.org/10.1080/02664760050081951>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2000b). Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art. *Journal of Productivity Analysis*, 13(1), 49-78. <https://doi.org/10.1023/A:1007864806704>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2002). Non-parametric tests of returns to scale. *European Journal of Operational Research*, 139(1), 115-132. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00167-9](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00167-9)
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2007a). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136(1), 31-64. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.009>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2007b). Statistical inference in nonparametric frontier models: Recent developments and perspectives. *The Measurement of Productive Efficiency. 2nd Ed. Oxford: Oxford University Press; 2007 [Chapter 4], in Press.* <https://dial.uclouvain.be/pr/boreal/object/boreal:23616>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2011). Two-stage DEA: Caveat emptor. *Journal of Productivity Analysis*, 36(2), 205-218. <https://doi.org/10.1007/s11123-011-0230-6>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2020). Hypothesis testing in nonparametric models of production using multiple sample splits. *Journal of Productivity Analysis*, 53(3), 287-303. <https://doi.org/10.1007/s11123-020-00574-w>
- Sinuany-Stern, Z., Kushnir-Berdugo, V., & Alper, D. (2016). FACTORS EFFECTING POLICE STATION EFFICIENCY. *Conference Proceedings*.
- Smith, R. J., & Blundell, R. W. (1986). An Exogeneity Test for a Simultaneous Equation Tobit Model with an Application to Labor Supply. *Econometrica*, 54(3), 679-685. <https://doi.org/10.2307/1911314>
- Soto de la Rosa, H., & Schuschny, A. R. (2009). *Guía metodológica: Diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible.* <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/3661>
- Su, W., Wang, Z., Zhang, C., & Balezentis, T. (2023). Determinants of the innovation efficiency of strategic emerging enterprises: Evidence from the robust frontiers. *Economic Change and Restructuring*, 56(3), 1433-1465. <https://doi.org/10.1007/s10644-022-09480-7>
- Sun, S. (2002). Measuring the relative efficiency of police precincts using data envelopment analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 36(1), 51-71. [https://doi.org/10.1016/S0038-0121\(01\)00010-6](https://doi.org/10.1016/S0038-0121(01)00010-6)
- Tan, Y., Wanke, P., Antunes, J., & Emrouznejad, A. (2021). Unveiling endogeneity between competition and efficiency in Chinese banks: A two-stage network DEA and regression analysis. *Annals of Operations Research*, 306(1), 131-171. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04104-1>

- Thanassoulis, E. (1995). Assessing police forces in England and Wales using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 87(3), 641-657. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00236-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00236-7)
- Thrall, R. M. (1999). What Is the Economic Meaning of FDH? *Journal of Productivity Analysis*, 11(3), 243-250. <https://doi.org/10.1023/A:1007742104524>
- Tulkens, H. (1993). On FDH efficiency analysis: Some methodological issues and applications to retail banking, courts, and urban transit. *Journal of Productivity Analysis*, 4(1), 183-210. <https://doi.org/10.1007/BF01073473>
- Tziogkidis, P. (2012). Bootstrap DEA and hypothesis testing. *Cardiff Economics Working Papers*, E2012(18). <http://hdl.handle.net/10419/65746>
- Usher, D. (1997). Education as a Deterrent to Crime. *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'Economie*, 30(2), 367-384. <https://doi.org/10.2307/136344>
- Valiño Castro, A. (2016). El coste de la lucha contra el terrorismo yihadista en España. *Información Comercial Española, ICE: Revista de economía*, 893, 83-100.
- Verma, A., & Gavirneni, S. (2006). Measuring Police Efficiency in India: An Application of Data Envelopment Analysis. *Policing: An International Journal of Police Strategies and Management*, 29(1), 125-145.
- Verschelde, M., & Rogge, N. (2012). An environment-adjusted evaluation of citizen satisfaction with local police effectiveness: Evidence from a conditional Data Envelopment Analysis approach. *European Journal of Operational Research*, 223(1), 214-225. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.05.044>
- Wang, C.-N., Le, A. L., & Hou, C.-C. (2019). Applying Undesirable Output Model to Security Evaluation of Taiwan. *Mathematics*, 7(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/math7111023>
- Wilson, P. W. (2003). Testing independence in models of productive efficiency. *Journal of Productivity Analysis*, 20(3), 361-390. Scopus. <https://doi.org/10.1023/A:1027355917855>
- Wilson, P. W. (2008). *FEAR: A software package for frontier efficiency analysis with R. Socio-Economic Planning Sciences*, 42(4), 247-254. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2007.02.001>
- Wilson, P. W. (2023). *Test Separability of the Frontier With Respect to Continuous Environmental Variable(s)* (Frontier Efficiency Analysis with R). Paquete «FEAR». <https://pww.people.clemson.edu/Software/FEAR/fear.html>
- Wu, T.-H., Chen, M.-S., & Yeh, J.-Y. (2010). Measuring the performance of police forces in Taiwan using data envelopment analysis. *Evaluation and Program Planning*, 33(3), 246-254. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2009.09.001>
- Yadava, A., & Neog, Y. (2019). Public Sector Performance and Efficiency Assessment of Indian States. *Global Business Review*. <https://doi.org/10.1177/0972150919862664>
- Zeng, Y. (2019). Urban Public Safety Risk Assessment of 35 Cities in China Based on Context-Dependent DEA Approach And DEASort. *E3S Web of Conferences*, 136, 04094. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/201913604094>
- Żółtaszek, A. (2014). Leaders And Followers In The Effectiveness Of Public Safety Services In European States – A Spatial Frontier Approach. *Comparative Economic Research. Central and Eastern Europe*, 17(4), 253-272. <https://doi.org/10.2478/cer-2014-0044>
- Zou, Y., He, Y., Lin, W., & Fang, S. (2021). China's regional public safety efficiency: A data envelopment analysis approach. *The Annals of Regional Science*, 66(2), 409-438. <https://doi.org/10.1007/s00168-020-01025-y>

Anexo A

Métodos de remuestreo y técnicas de bootstrapping, Simar y Wilson (1998)

Según Simar y Wilson (1999), el enfoque más seguro en la estimación de la eficiencia, que evita una posible especificación errónea, es utilizar el estimador VRS. Como resultado del avance en el desarrollo de las técnicas de *bootstrap* (Simar y Wilson, 2000, 2000b), se ha optado en el presente estudio por la aplicación de métodos de remuestreo y técnicas de *bootstrapping*, de acuerdo con Simar y Wilson (1998).

El algoritmo Simar y Wilson viene dado por los siguientes pasos:

1. Transforme los vectores de entrada-salida utilizando las estimaciones de eficiencia originales $\{\theta, i=1, \dots, n\}$ como $(x_i^f, y_i) = (x_i \theta, y_i)$.

2. Genere pseudo eficiencias de remuestreo suavizadas γ_i^* como sigue:

Dado el conjunto de eficiencias estimadas $\{\theta\}$ utilice $h = 0, 90n^{-1/5} \min \{\sigma_\theta, R_{13} / 1.34\}$ para obtener el parámetro de ancho de banda h .

Generar $\{\delta_i^*\}$ remuestreando, con reemplazamiento, a partir de la distribución empírica $\{\theta\}$ de las eficiencias estimadas.

Generar la secuencia $\{\delta_i^*\}$ utilizando $\delta_i^* = \delta_i^* + h\varepsilon_i^* \text{ si } \delta_i^* + h\varepsilon_i^* \leq 1$; $2 - (\delta_i^* + h\varepsilon_i^*)$ en caso contrario.

Generar las pseudoeficiencia suavizadas $\{\gamma_i^*\}$ utilizando $\gamma_i^* = \delta_i^* + (\delta_i^* - \delta_i^{*a}) / \sqrt{1 + h^2 / \sigma_\theta^2}$.

3. Que los pseudo-datos *bootstrap* vengan dados por $(x_i^*, y_i^*) = (x_i^f / \gamma_i^*, y_i)$.

4. Estime las eficiencias *bootstrap* utilizando los pseudo-datos y el programa lineal L_n^{VRS} $(y_i) = \{x: y_i \leq Y_z, x \geq X_z, \sum_i^n = 1, z_i = 1, z \in \mathbb{R}_+^n\}$ como $\theta^{\text{SW}*} = \min \{\theta: y_i \leq Y_z, \theta x_i \geq X^* z, \sum_i^n = 1, z_i = 1, z \in \mathbb{R}_+^n\}$.

5. Repita los pasos 2 a 4 B veces para crear un conjunto de B estimaciones de eficiencia *bootstrapped* específicas de la unidad $\theta^{\text{SW}*b}$, $i = 1, \dots, n$, $b = 1, \dots, B$.

Anexo B

Algoritmo # 2 de Simar y Wilson (2007)

El que el paso 3 es simplemente un bootstrap paramétrico de un modelo de regresión, consiste en:

1. Utilizando los datos originales obtenidos de la estimación de $L_n^{VRS}(y_i) = \{x: y_i \leq Y_z, x \geq X_z, \sum_{i=1}^n z_i = 1, z \in \mathbb{R}_+^n\}$ como $\theta^{SW*} = \min \{\theta: y_i \leq Y_z, \theta x_i \geq X^* z, \sum_{i=1}^n z_i = 1, z \in \mathbb{R}_+^n\}$.
2. Utilizar el método de máxima verosimilitud para obtener una estimación β^* de β , así como una estimación σ_ε^* de σ_ε en la regresión truncada de δ_i^* sobre z_i en $\delta_i^* = z_i \beta + \zeta_i$ utilizando $m < n$ observaciones donde $\delta_i > 1$.
3. Hacer un bucle sobre los tres pasos siguientes (1-3) L veces para obtener un conjunto de estimaciones bootstrap $\bar{D} = \{(\beta^*, \sigma_\varepsilon^*)_b\}_{b=1}^L$.

Para cada $i = 1, \dots, m$, extraer ϵ_i de la distribución $N(0, \sigma_\varepsilon^{*2})$ con truncamiento de Leith en $(1 - z_i \beta^*)$.

De nuevo para cada $i = 1, \dots, m$ calcular $\delta_i^* = z_i \beta + \zeta_i$.

Utilice el método de máxima verosimilitud para estimar la regresión truncada de δ_i^* sobre z_i , Fielding estima $(\beta^*, \sigma_\varepsilon^*)$.

4. Utilizar los valores bootstrap en $\bar{D}$ y las estimaciones originales $\beta^*, \sigma_\varepsilon^*$ para construir intervalos de confianza estimados para cada elemento de β y para σ_ε .

Anexo C

Resultados del DEA modelo BCC orientado a los insumos, año 2022

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
112	EL PAN	1,000000	2	1,000000	2	1,000000	3	1,000000	2
114	GUACHAPALA	1,000000	2	1,000000	2	1,000000	3	1,000000	2
705	CHILLA	1,000000	2	1,000000	2	1,000000	5	1,000000	2
923	CORONEL MARIDUEÑA	1,000000	1	1,000000	5	0,555556	21	0,968378	7
1707	SAN MIGUEL DE LOS BANCOS	0,833333	6	0,916633	17	0,833333	15	0,904733	8
1411	PABLO SEXTO	0,833333	5	0,833333	19	0,833333	14	0,833333	12
1708	PEDRO VICENTE MALDONADO	0,714286	8	0,880986	18	0,714286	16	0,857171	10
928	ISIDRO AYORA	0,703704	9	0,944444	16	0,555556	22	0,722222	16
203	CHIMBO	0,225000	53	1,000000	12	1,000000	11	0,516667	32
2105	SUCUMBIOS	0,555556	18	0,555556	26	1,000000	1	0,555556	30
307	SUSCAL	0,555556	17	0,944444	15	0,555556	19	0,555556	29
306	DELEG	0,750000	7	0,416667	39	0,416667	33	0,968750	6
913	PALESTINA	0,592593	14	0,711111	22	0,555556	20	0,688889	18
106	PUCARA	0,409091	29	0,391304	41	1,000000	6	0,738095	14
927	GENERAL ANTONIO ELIZALDE	0,700000	10	0,733310	20	0,500000	24	0,600020	25
107	SAN FERNANDO	0,625000	13	0,625000	24	0,625000	17	0,625000	22
1408	SAN JUAN BOSCO	0,454545	24	0,454545	35	0,454545	32	1,000000	1
1709	PUERTO QUITO	0,566667	15	0,733310	21	0,500000	23	0,554540	31
609	PENIPE	0,416667	27	1,000000	1	0,416667	34	0,416667	44
110	OÑA	0,555556	16	0,555556	25	0,555556	18	0,555556	28
1403	LIMON INDANZA	0,269231	43	1,000000	7	0,192308	69	0,673913	20
924	LOMAS DE SARGENTILLO	0,692308	11	0,519231	27	0,384615	38	0,500000	33
1504	EL CHACO	0,178571	69	0,178571	79	1,000000	7	0,645833	21
1804	MOCHA	0,333333	36	0,450000	36	0,333333	43	0,885714	9
1115	QUILANGA	0,500000	20	0,500000	31	0,500000	25	0,500000	34
1809	TISALEO	0,529412	19	0,294118	51	0,294118	54	0,837838	11
1904	YACUAMBI	0,166667	76	1,000000	9	0,166667	79	0,620000	24
902	A. BAQUERIZO MORENO (JUAN)	0,487603	21	0,507555	28	0,454545	30	0,471073	38
1603	SANTA CLARA	0,294118	41	1,000000	6	0,294118	53	0,294118	62
1114	PINDAL	0,147059	90	0,147059	93	1,000000	10	0,574074	27
1509	CARLOS JULIO AROSEMENA TOLA	0,692308	12	0,384615	44	0,384615	39	0,384615	49
113	SEVILLA DE ORO	0,454545	22	0,454545	33	0,454545	29	0,454545	40
1116	OLMEDO	0,454545	23	0,454545	34	0,454545	31	0,454545	41
714	LAS LAJAS	0,384615	32	0,653846	23	0,384615	36	0,384615	48
2107	CUYABENO	0,204545	58	1,000000	13	0,113636	101	0,484375	37
305	EL TAMBO	0,250000	47	0,250000	58	1,000000	2	0,250000	69
905	COLIMES	0,415385	28	0,433562	37	0,384615	40	0,461554	39
704	BALSAS	0,185185	64	1,000000	8	0,185185	71	0,290762	63
1412	TIWINTZA	0,310345	39	0,172414	81	1,000000	8	0,172414	91
1803	CEVALLOS	0,192308	61	1,000000	7	0,192308	70	0,250000	71
903	BALAO	0,418803	26	0,410246	40	0,384615	37	0,400538	46
703	ATAHUALPA	0,384615	31	0,384615	43	0,384615	35	0,384615	47

Anexo C (continuación 2/6)

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
925	NOBOL	0,397959	30	0,378893	45	0,357143	41	0,368714	50
2202	AGUARICO	0,227273	52	0,227273	67	0,227273	62	0,818182	13
2103	PUTUMAYO	0,174107	70	1,000000	11	0,156250	84	0,156250	100
1407	HUAMBOYA	0,161290	79	1,000000	10	0,161290	80	0,161290	95
1907	CENTINELA DEL CONDOR	0,161290	80	0,161290	84	0,161290	81	1,000000	5
111	CHORDELEG	0,156250	83	0,156250	87	1,000000	9	0,156250	99
9003	EL PIEDRERO	0,319079	38	0,421875	38	0,312500	49	0,406250	45
1319	PUERTO LOPEZ	0,094099	127	0,155172	88	1,000000	12	0,177478	86
1318	OLMEDO-M	0,227273	50	0,227273	66	0,227273	60	0,738095	15
1704	PEDRO MONCAYO	0,375000	33	0,375019	46	0,312500	48	0,337513	52
708	MARCABELI	0,294118	40	0,500000	32	0,294118	51	0,294118	61
9001	LAS GOLONDRINAS	0,217391	54	0,217391	69	0,217391	63	0,720930	17
604	CHAMBO	0,263158	44	0,263158	56	0,263158	55	0,578947	26
1906	EL PANGUI	0,072464	137	0,072464	141	1,000000	13	0,202247	82
1112	SOZORANGA	0,333333	35	0,333333	48	0,333333	42	0,333333	54
1405	SANTIAGO	0,200000	59	0,200000	73	0,200000	65	0,688889	19
922	SIMON BOLIVAR	0,341176	34	0,318329	50	0,294118	52	0,306718	58
918	SANTA LUCIA	0,428571	25	0,285729	52	0,238095	59	0,253981	67
608	PALLATANGA	0,166667	74	0,247303	63	0,166667	77	0,620000	23
1105	CHAGUARPAMBA	0,263158	45	0,385953	42	0,263158	56	0,263158	66
1805	PATATE	0,192308	62	0,282042	53	0,192308	68	0,423077	43
2102	GONZALO PIZARRO	0,214286	55	0,209302	70	0,119048	97	0,500000	36
1507	QUIJOS	0,227273	51	0,333323	49	0,227273	61	0,227273	76
1410	LOGROÑO	0,250000	48	0,250000	62	0,250000	58	0,250000	70
207	LAS NAVES	0,208333	57	0,208333	71	0,208333	64	0,310586	56
302	BIBLIAN	0,250000	46	0,264359	55	0,178571	73	0,202379	81
1404	PALORA	0,321429	37	0,178571	78	0,178571	74	0,209193	79
1908	PALANDA	0,119048	103	0,119048	106	0,119048	96	0,500000	35
108	SANTA ISABEL	0,106383	108	0,143617	94	0,500000	27	0,106383	117
1409	TAISHA	0,056818	150	0,056818	158	0,500000	28	0,242188	73
912	NARANJITO	0,213333	56	0,235000	65	0,200000	67	0,206144	80
1111	SARAGURO	0,051546	159	0,500000	30	0,051546	152	0,226277	77
1604	ARAJUNO	0,180000	68	0,100000	126	0,100000	115	0,442857	42
1806	QUERO	0,230769	49	0,219512	68	0,128205	95	0,227848	75
406	SAN PEDRO DE HUACA	0,151515	86	0,151515	91	0,151515	85	0,339623	51
605	CHUNCHI	0,172414	72	0,172414	80	0,172414	75	0,275862	64
1909	PAQUISHA	0,185185	65	0,185185	77	0,185185	72	0,229630	74
1107	GONZANAMA	0,151515	87	0,264706	54	0,151515	87	0,216981	78
102	GIRON	0,172414	71	0,252866	57	0,172414	76	0,172414	90
104	NABON	0,281250	42	0,156250	86	0,156250	82	0,156250	98
206	CALUMA	0,100000	119	0,500000	29	0,071429	137	0,071429	141
9004	MANGA DEL CURA	0,157895	82	0,131579	102	0,131579	94	0,310345	57
711	PORTOVELO	0,165714	77	0,243243	64	0,142857	89	0,177143	87

Anexo C (continuación 3/6)

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
914	PEDRO CARBO	0,181481	66	0,187877	74	0,166667	78	0,176667	88
1402	GUALAQUIZA	0,169811	73	0,094340	131	0,094340	119	0,333333	55
109	SIGSIG	0,081967	133	0,140625	99	0,333333	45	0,114751	114
105	PAUTE	0,136364	95	0,102273	121	0,333333	44	0,098485	124
919	SALITRE (URBINA JADO)	0,166667	75	0,186876	76	0,151515	86	0,164497	93
1104	CELICA	0,195652	60	0,108696	114	0,108696	106	0,246032	72
1106	ESPINDOLA	0,116279	105	0,116279	109	0,116279	100	0,300971	59
909	EL TRIUNFO	0,159821	81	0,163097	83	0,156250	83	0,158200	97
1807	SAN PEDRO DE PELILEO	0,060000	144	0,040416	170	0,500000	26	0,036839	170
1703	MEJIA	0,186275	63	0,149879	92	0,147059	88	0,148735	102
507	SIGCHOS	0,096154	124	0,096154	130	0,096154	118	0,336957	53
1902	CHINCHIPE	0,106383	110	0,106383	118	0,303922	50	0,106383	118
1320	JAMA	0,150794	88	0,160714	85	0,119048	98	0,190476	84
603	COLTA	0,089286	131	0,152542	90	0,089286	124	0,267241	65
710	PIÑAS	0,093333	128	0,090000	132	0,333333	46	0,076667	139
1005	PIMAMPIRO	0,138889	94	0,138889	100	0,138889	91	0,166682	92
1305	FLAVIO ALFARO	0,090625	129	0,116158	110	0,078125	133	0,298077	60
1108	MACARA	0,150000	89	0,250000	61	0,083333	126	0,093333	129
402	BOLIVAR	0,155172	85	0,152542	89	0,086207	125	0,175203	89
904	BALZAR	0,140710	93	0,141786	97	0,138889	90	0,146822	103
1808	SANTIAGO DE PILLARO	0,097826	123	0,073684	140	0,333333	47	0,061593	144
1307	JUNIN	0,123737	101	0,166661	82	0,113636	102	0,159086	96
921	PLAYAS	0,145946	91	0,141246	98	0,135135	92	0,136773	104
1113	ZAPOTILLO	0,155556	84	0,111111	112	0,111111	105	0,177778	85
403	ESPEJO	0,098039	122	0,098039	128	0,098039	116	0,253521	68
1903	NANGARITZA	0,131579	98	0,131579	101	0,131579	93	0,131579	106
610	CUMANDA	0,133333	97	0,143478	95	0,111111	104	0,118124	112
1602	MERA	0,180000	67	0,100000	125	0,100000	114	0,124506	109
1006	SAN MIGUEL DE URCUQUI	0,100000	118	0,100000	124	0,100000	112	0,200000	83
1702	CAYAMBE	0,136364	96	0,122482	104	0,113636	103	0,115614	113
920	SAN JACINTO DE YAGUACHI	0,121262	102	0,121781	105	0,119048	99	0,120305	110
503	PANGUA	0,114754	107	0,142857	96	0,081967	128	0,135305	105
1322	SAN VICENTE	0,115839	106	0,127666	103	0,106383	109	0,119149	111
807	RIO VERDE	0,043994	166	0,333333	47	0,042017	163	0,044820	161
1316	24 DE MAYO	0,098958	120	0,187500	75	0,078125	134	0,096875	126
1705	RUMIÑAHUI	0,130435	99	0,111998	111	0,108696	107	0,109570	116
506	SAQUISILI	0,064103	140	0,250000	59	0,064103	140	0,075095	140
606	GUAMOTE	0,049505	162	0,200000	72	0,049505	154	0,154229	101
607	GUANO	0,163636	78	0,101511	123	0,090909	122	0,096975	125
1110	PUYANGO	0,106383	109	0,106383	117	0,106383	108	0,130081	107
2106	CASCALES	0,129252	100	0,102041	122	0,102041	111	0,112241	115
1213	QUINSALOMA	0,105333	112	0,109338	113	0,100000	113	0,130000	108
204	ECHEANDIA	0,078125	135	0,117945	107	0,078125	135	0,162688	94
911	NARANJAL	0,106250	111	0,107142	116	0,104167	110	0,104967	119

Anexo C (continuación 4/6)

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
1802	BAÑOS DE AGUA SANTA	0,117284	104	0,104376	119	0,092593	121	0,100004	122
1406	SUCUA	0,145161	92	0,080645	138	0,080645	130	0,100000	123
916	SAMBORONDON	0,102167	117	0,103118	120	0,098039	117	0,100027	121
803	MUISNE	0,053672	156	0,250000	60	0,042373	162	0,046003	160
405	MONTUFAR	0,047154	165	0,040650	169	0,250000	57	0,047621	159
908	EL EMPALME	0,096055	125	0,096783	129	0,094340	120	0,096513	127
303	CAÑAR	0,059748	146	0,058178	154	0,200000	66	0,051211	153
202	CHILLANES	0,078125	134	0,107692	115	0,078125	132	0,103755	120
1209	PALENQUE	0,103825	116	0,085249	136	0,081967	129	0,088528	134
404	MIRA	0,089286	130	0,089286	133	0,089286	123	0,089286	133
1311	PICHINCHA	0,086758	132	0,116883	108	0,068493	139	0,082195	136
1321	JARAMIJO	0,094444	126	0,086052	135	0,083333	127	0,090473	132
1203	MONTALVO	0,104478	115	0,086234	134	0,074627	136	0,079606	137
713	ZARUMA	0,078125	136	0,078125	139	0,078125	131	0,091522	131
205	SAN MIGUEL DE BOLIVAR	0,104651	113	0,058140	155	0,058140	142	0,093601	128
1109	PALTAS	0,071429	138	0,071429	142	0,071429	138	0,092727	130
2204	LORETO	0,055556	151	0,098901	127	0,055556	146	0,079231	138
1102	CALVAS	0,104651	114	0,058140	156	0,058140	143	0,066860	142
1312	ROCAFUERTE	0,098901	121	0,059222	150	0,054945	147	0,058413	147
1315	TOSAGUA	0,065596	139	0,069611	143	0,060241	141	0,066263	143
1206	URDANETA	0,060674	142	0,083330	137	0,056180	144	0,059389	145
602	ALAUSI	0,052083	157	0,052083	160	0,052083	150	0,087601	135
1310	PAJAN	0,059179	147	0,063859	147	0,054348	149	0,058698	146
702	ARENILLAS	0,057895	148	0,058667	152	0,055556	145	0,057356	148
1103	CATAMAYO	0,057692	149	0,064904	145	0,048077	156	0,050483	154
906	DAULE	0,055293	152	0,055634	159	0,054348	148	0,054661	151
1302	BOLIVAR-MANABÍ	0,051290	160	0,060824	148	0,050000	153	0,056118	149
1313	SANTA ANA	0,054092	153	0,059069	151	0,048544	155	0,055743	150
115	CAMILO PONCE ENRIQUEZ	0,053977	154	0,057691	157	0,052083	151	0,053683	152
103	GUALACEO	0,063636	141	0,058182	153	0,045455	160	0,049998	155
1202	BABA	0,051573	158	0,064904	146	0,048077	157	0,049594	156
1905	YANTZAZA	0,053846	155	0,067669	144	0,038462	166	0,042657	164
1212	MOCACHE	0,050600	161	0,047559	163	0,047170	158	0,048885	157
1204	PUEBLO VIEJO	0,047862	164	0,050170	161	0,046729	159	0,048540	158
1503	ARCHIDONA	0,048000	163	0,059894	149	0,040000	164	0,042822	163
1901	ZAMORA	0,060000	145	0,048887	162	0,033333	173	0,037333	169
910	MILAGRO	0,043445	167	0,044021	165	0,043103	161	0,043222	162
1002	ANTONIO ANTE	0,060000	143	0,042667	167	0,033333	172	0,034477	173
1314	SUCRE	0,039775	170	0,044847	164	0,038168	167	0,040160	165
2403	SALINAS	0,039672	171	0,041538	168	0,038760	165	0,038918	166
1401	MORONA	0,042857	168	0,042859	166	0,035714	169	0,036734	171
1211	VALENCIA	0,040441	169	0,037774	171	0,036765	168	0,037629	168
2203	LA JOYA DE LOS SACHAS	0,037281	173	0,037081	172	0,032895	175	0,033961	174
1306	JIPIJAPA	0,036424	175	0,036423	175	0,033113	174	0,034583	172

Anexo C (continuación 5/6)

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
1003	COTACACHI	0,036797	174	0,032468	180	0,032468	176	0,038551	167
907	DURAN	0,034007	176	0,033916	179	0,033784	170	0,033841	175
304	LA TRONCAL	0,033731	177	0,034794	178	0,033333	171	0,033549	176
301	AZOGUES	0,032927	178	0,036587	174	0,030488	177	0,030832	177
505	SALCEDO	0,039106	172	0,030541	186	0,027933	183	0,028815	184
707	HUAQUILLAS	0,029737	182	0,035089	177	0,029240	180	0,029591	181
808	LA CONCORDIA	0,031617	179	0,031465	184	0,030016	178	0,030434	178
502	LA MANA	0,030466	181	0,036649	173	0,026882	186	0,028495	185
706	EL GUABO	0,030644	180	0,031574	183	0,029762	179	0,030337	180
2402	LA LIBERTAD	0,029630	184	0,031798	181	0,029240	181	0,029338	182
1309	MONTECRISTI	0,029655	183	0,029218	189	0,028736	182	0,029160	183
802	ELOY ALFARO	0,029324	185	0,027624	190	0,027624	184	0,030386	179
2104	SHUSHUFINDI	0,027411	188	0,035176	176	0,025381	188	0,025777	189
1317	PEDERNALES	0,027786	186	0,029223	188	0,027473	185	0,028063	186
806	ATACAMES	0,027574	187	0,031415	185	0,026178	187	0,026445	188
504	PUJILI	0,025253	189	0,030305	187	0,025253	189	0,026937	187
805	SAN LORENZO	0,025119	190	0,031731	182	0,024752	190	0,025652	190
1208	VINCES	0,024778	191	0,024974	191	0,024038	191	0,024434	191
1207	VENTANAS	0,024441	192	0,024543	192	0,023923	192	0,024219	192
1304	EL CARMEN	0,022242	195	0,022512	193	0,021645	195	0,022209	193
1210	BUENA FE	0,022363	194	0,022201	195	0,021834	193	0,022044	194
712	SANTA ROSA	0,022367	193	0,022442	194	0,021645	194	0,021788	195
709	PASAJE	0,020575	197	0,020667	196	0,020161	196	0,020246	196
2401	SANTA ELENA	0,019092	198	0,018956	200	0,018450	197	0,018561	197
1303	CHONE	0,018248	199	0,019456	199	0,018051	198	0,018466	198
2201	ORELLANA	0,018178	200	0,019570	198	0,017361	199	0,017507	199
1501	TENA	0,015844	201	0,020468	197	0,014925	200	0,015104	200
1004	OTAVALO	0,022059	196	0,014400	204	0,012255	205	0,012537	205
1601	PASTAZA	0,015233	203	0,018229	201	0,013441	202	0,013592	202
201	GUARANDA	0,015363	202	0,015922	202	0,013966	201	0,014508	201
401	TULCAN	0,014757	204	0,013267	205	0,013021	203	0,013251	203
2101	LAGO AGRIO	0,013126	205	0,014567	203	0,012953	204	0,013034	204
804	QUININDE	0,011872	206	0,012471	206	0,011655	206	0,011855	206
1201	BABAHOYO	0,010319	207	0,010340	207	0,010163	207	0,010185	207
1205	QUEVEDO	0,008542	208	0,008522	208	0,008503	208	0,008516	208
1308	MANTA	0,007797	210	0,007765	209	0,007728	209	0,007756	209
501	LATACUNGA	0,007829	209	0,007761	210	0,007541	210	0,007584	210
1301	PORTOVIEJO	0,007536	213	0,007572	211	0,007474	211	0,007496	211
601	RIOBAMBA	0,007792	211	0,007344	212	0,007215	212	0,007231	212
1001	IBARRA	0,007628	212	0,007220	213	0,006935	213	0,006952	213
801	ESMERALDAS	0,006798	214	0,006974	214	0,006784	214	0,006795	214
1101	LOJA	0,006455	215	0,006597	215	0,006165	215	0,006190	215
701	MACHALA	0,006158	216	0,006168	216	0,006120	216	0,006127	216
1701	QUITO	0,005653	217	0,005635	217	0,005631	217	0,005631	217

Anexo C (continuación 6/6)

Cód.	Cantón	Homicidios		Robo de autos		Robo de motos		Robo a personas	
		Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.	Eficienc.	Clasif.
1801	AMBATO	0,005239	218	0,005220	218	0,005128	218	0,005144	218
2301	SANTO DOMINGO	0,004298	219	0,004287	219	0,004281	219	0,004289	219
101	CUENCA	0,003529	220	0,003521	220	0,003470	220	0,003476	220
901	GUAYAQUIL	0,003364	221	0,003364	221	0,003362	221	0,003363	221

Anexo D1

Proyecciones más holguras modelo BCC-I, homicidios y robo de automóviles, año 2022

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
101	CUENCA	63	1.441	63,0	-0,0	1.435,9	0,4	63,0	0,0	1.435,9	0,4
102	GIRON	2	29	2,0	0,0	24,0	17,2	1,7	16,7	21,7	25,3
103	GUALACEO	6	110	6,0	0,0	103,0	6,4	5,8	3,3	103,6	5,8
104	NABON	2	32	2,0	-0,0	23,0	28,1	2,0	0,0	27,0	15,6
105	PAUTE	3	66	3,0	-0,0	57,0	13,6	2,7	8,3	59,3	10,2
106	PUCARA	1	22	1,0	-0,0	13,0	40,9	0,6	39,1	13,4	39,1
107	SAN FERNANDO	0	8	0,0	0,0	3,0	62,5	0,0	0,0	3,0	62,5
108	SANTA ISABEL	2	47	2,0	0,0	42,0	10,6	1,7	12,5	40,3	14,4
109	SIGSIG	3	61	3,0	-0,0	56,0	8,2	2,6	14,1	52,4	14,1
110	OÑA	0	9	0,0	0,0	4,0	55,6	0,0	0,0	4,0	55,6
111	CHORDELEG	1	32	1,0	0,0	27,0	15,6	1,0	0,0	27,0	15,6
112	EL PAN	0	5	0,0	0,0	0,0	100,0	0,0	0,0	5,0	0,0
113	SEVILLA DE ORO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	6,0	45,5
114	GUACHAPALA	0	5	0,0	0,0	0,0	100,0	0,0	0,0	5,0	0,0
115	CAMILO PONCE E.	4	96	4,0	0,0	90,8	5,4	3,9	1,9	90,5	5,8
201	GUARANDA	9	358	9,0	0,0	352,5	1,5	8,9	1,1	352,3	1,6
202	CHILLANES	1	64	1,0	0,0	59,0	7,8	0,9	10,8	57,1	10,8
203	CHIMBO	1	40	1,0	-0,0	31,0	22,5	1,0	0,0	28,0	30,0
204	ECHEANDIA	1	64	1,0	0,0	59,0	7,8	0,9	11,8	56,5	11,8
205	SAN MIGUEL DE B.	3	86	3,0	0,0	77,0	10,5	3,0	-0,0	81,0	5,8
206	CALUMA	2	70	2,0	0,0	63,0	10,0	1,0	50,0	58,0	17,1
207	LAS NAVES	1	24	1,0	-0,0	19,0	20,8	1,0	0,0	19,0	20,8
301	AZOGUES	10	164	10,0	0,0	158,6	3,3	9,9	1,4	158,0	3,7
302	BIBLIAN	1	28	1,0	0,0	21,0	25,0	0,7	26,4	20,6	26,4
303	CAÑAR	5	106	5,0	-0,0	99,7	6,0	4,8	3,3	99,8	5,8
304	LA TRONCAL	6	150	6,0	0,0	144,9	3,4	6,0	0,5	144,8	3,5
305	EL TAMBO	1	20	1,0	0,0	15,0	25,0	1,0	0,0	15,0	25,0
306	DELEG	1	12	1,0	-0,0	3,0	75,0	1,0	0,0	7,0	41,7
307	SUSCAL	1	9	1,0	0,0	4,0	55,6	0,5	50,0	0,5	94,4
401	TULCAN	9	384	9,0	0,0	378,3	1,5	9,0	0,2	378,9	1,3
402	BOLIVAR	1	58	1,0	-0,0	49,0	15,5	0,8	15,3	49,2	15,3
403	ESPEJO	1	51	1,0	-0,0	46,0	9,8	1,0	0,0	46,0	9,8
404	MIRA	1	56	1,0	-0,0	51,0	8,9	1,0	0,0	51,0	8,9
405	MONTUFAR	4	123	4,0	0,0	117,2	4,7	4,0	0,0	118,0	4,1
406	SAN PEDRO DE H.	1	33	1,0	0,0	28,0	15,2	1,0	0,0	28,0	15,2
501	LATACUNGA	18	663	18,0	-0,0	657,8	0,8	18,0	0,1	657,9	0,8
502	LA MANA	5	186	5,0	-0,0	180,3	3,0	4,8	3,7	179,2	3,7
503	PANGUA	2	61	2,0	0,0	54,0	11,5	1,7	14,3	52,3	14,3
504	PUJILI	7	198	7,0	0,0	193,0	2,5	6,9	2,0	192,0	3,0
505	SALCEDO	6	179	6,0	0,0	172,0	3,9	5,9	1,1	173,5	3,1
506	SAQUISILI	4	78	4,0	0,0	73,0	6,4	3,0	25,0	66,0	15,4
507	SIGCHOS	2	52	2,0	0,0	47,0	9,6	2,0	0,0	47,0	9,6

Anexo D1 (continuación 2/6)

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
601	RIOBAMBA	23	693	23,0	0,0	687,6	0,8	23,0	0,1	687,9	0,7
602	ALAUSI	3	96	3,0	0,0	91,0	5,2	3,0	0,0	91,0	5,2
603	COLTA	3	56	3,0	-0,0	51,0	8,9	2,5	15,3	47,5	15,3
604	CHAMBO	3	19	3,0	0,0	14,0	26,3	3,0	0,0	14,0	26,3
605	CHUNCHI	3	29	3,0	0,0	24,0	17,2	3,0	0,0	24,0	17,2
606	GUAMOTE	5	101	5,0	0,0	96,0	5,0	4,0	20,0	89,0	11,9
607	GUANO	4	55	4,0	0,0	46,0	16,4	3,9	2,1	49,4	10,2
608	PALLATANGA	1	30	1,0	0,0	25,0	16,7	0,8	24,7	22,6	24,7
609	PENIPE	1	12	1,0	0,0	7,0	41,7	1,0	0,0	12,0	0,0
610	CUMANDA	1	45	1,0	-0,0	39,0	13,3	0,9	14,3	38,5	14,3
701	MACHALA	25	817	25,0	-0,0	812,0	0,6	25,0	0,0	812,0	0,6
702	ARENILLAS	3	90	3,0	-0,0	84,8	5,8	3,0	1,3	84,7	5,9
703	ATAHUALPA	1	13	1,0	0,0	8,0	38,5	1,0	0,0	8,0	38,5
704	BALSAS	1	27	1,0	0,0	22,0	18,5	1,0	0,0	15,0	44,4
705	CHILLA	0	5	0,0	0,0	0,0	100,0	0,0	0,0	5,0	0,0
706	EL GUABO	6	168	6,0	-0,0	162,9	3,1	6,0	0,7	162,7	3,2
707	HUAQUILLAS	5	171	5,0	-0,0	165,9	3,0	4,9	2,9	165,0	3,5
708	MARCABELI	1	17	1,0	-0,0	12,0	29,4	0,5	50,0	8,5	50,0
709	PASAJE	7	248	7,0	0,0	242,9	2,1	7,0	0,3	242,9	2,1
710	PIÑAS	3	75	3,0	0,0	68,0	9,3	2,8	8,3	68,3	9,0
711	PORTOVELO	2	35	2,0	0,0	29,2	16,6	1,5	24,3	26,5	24,3
712	SANTA ROSA	7	231	7,0	0,0	225,8	2,2	7,0	0,4	225,8	2,2
713	ZARUMA	2	64	2,0	0,0	59,0	7,8	2,0	0,0	59,0	7,8
714	LAS LAJAS	1	13	1,0	0,0	8,0	38,5	0,5	50,0	4,5	65,4
801	ESMERALDAS	22	737	22,0	-0,0	732,0	0,7	22,0	0,1	731,9	0,7
802	ELOY ALFARO	5	181	5,0	-0,0	175,7	2,9	5,0	0,0	176,0	2,8
803	MUISNE	4	118	4,0	0,0	111,7	5,4	3,0	25,0	106,0	10,2
804	QUININDE	14	429	14,0	0,0	423,9	1,2	13,9	0,4	423,7	1,2
805	SAN LORENZO	6	202	6,0	0,0	196,9	2,5	5,8	3,2	195,6	3,2
806	ATACAMES	6	191	6,0	-0,0	185,7	2,8	5,9	2,4	185,0	3,1
807	RIO VERDE	3	119	3,0	-0,0	113,8	4,4	2,0	33,3	107,0	10,1
808	LA CONCORDIA	19	167	19,0	0,0	161,3	3,2	19,0	0,2	161,3	3,1
901	GUAYAQUIL	167	1.487	167,0	0,0	1.482,0	0,3	167,0	0,0	1.482,0	0,3
902	ALFREDO BAQUER.	2	11	2,0	-0,0	5,6	48,8	1,9	4,2	5,4	50,8
903	BALAO	2	13	2,0	-0,0	7,6	41,9	2,0	2,4	7,7	41,0
904	BALZAR	2	36	2,0	0,0	30,9	14,1	2,0	0,7	30,9	14,2
905	COLIMES	2	13	2,0	-0,0	7,6	41,5	1,9	4,5	7,4	43,4
906	DAULE	9	92	9,0	0,0	86,9	5,5	9,0	0,2	86,9	5,6
907	DURAN	17	148	17,0	-0,0	143,0	3,4	17,0	0,0	143,0	3,4
908	EL EMPALME	4	53	4,0	0,0	47,9	9,6	4,0	0,5	47,9	9,7
909	EL TRIUNFO	4	32	4,0	-0,0	26,9	16,0	4,0	0,8	26,8	16,3
910	MILAGRO	12	116	12,0	-0,0	111,0	4,3	12,0	0,1	110,9	4,4
911	NARANJAL	4	48	4,0	0,0	42,9	10,6	4,0	0,5	42,9	10,7

Anexo D1 (continuación 3/6)

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
912	NARANJITO	2	25	2,0	0,0	19,7	21,3	1,9	6,3	19,1	23,5
913	PALESTINA	1	9	1,0	0,0	3,7	59,3	0,8	20,0	2,6	71,1
914	PEDRO CARBO	2	30	2,0	0,0	24,6	18,1	1,9	4,5	24,4	18,8
916	SAMBORONDON	5	51	5,0	-0,0	45,8	10,2	5,0	0,7	45,7	10,3
918	SANTA LUCIA	3	21	3,0	0,0	12,0	42,9	2,9	4,8	15,0	28,6
919	SALITRE	4	33	4,0	0,0	27,5	16,7	3,8	4,2	26,8	18,7
920	SAN JACINTO DE Y.	6	42	6,0	0,0	36,9	12,1	6,0	0,3	36,9	12,2
921	PLAYAS	2	37	2,0	0,0	31,6	14,6	2,0	1,6	31,8	14,1
922	SIMON BOLIVAR	2	17	2,0	-0,0	11,2	34,1	1,9	2,9	11,6	31,8
923	CRN M MARIDUEÑA	0	9	0,0	0,0	0,0	100,0	0,0	0,0	9,0	0,0
924	LOMAS DE SARGE.	2	13	2,0	0,00	4,0	69,2	1,7	12,5	6,3	51,9
925	NOBOL	1	14	1,0	0,0	8,4	39,8	1,0	4,4	8,7	37,9
927	GRL A. ELIZALDE	1	10	1,0	0,0	3,0	70,0	0,7	33,3	2,7	73,3
928	ISIDRO AYORA	1	9	1,0	-0,0	2,7	70,4	0,5	50,0	0,5	94,4
1001	IBARRA	21	721	21,0	0,0	715,5	0,8	21,0	0,1	715,8	0,7
1002	ANTONIO ANTE	5	150	5,0	-0,0	141,0	6,0	4,8	4,0	143,6	4,3
1003	COTACACHI	3	154	3,0	-0,0	148,3	3,7	3,0	0,0	149,0	3,2
1004	OTAVALO	10	408	10,0	-0,0	399,0	2,2	9,9	1,3	402,1	1,4
1005	PIMAMPIRO	1	36	1,0	0,0	31,0	13,9	1,0	0,0	31,0	13,9
1006	SAN MIGUEL DE U.	2	50	2,0	0,0	45,0	10,0	2,0	0,0	45,0	10,0
1101	LOJA	20	811	20,0	-0,0	805,8	0,6	19,9	0,3	805,7	0,7
1102	CALVAS	3	86	3,0	0,0	77,0	10,5	3,0	-0,0	81,0	5,8
1103	CATAMAYO	6	104	6,0	-0,0	98,0	5,8	5,7	4,2	97,3	6,5
1104	CELICA	4	46	4,0	0,0	37,0	19,6	4,0	0,0	41,0	10,9
1105	CHAGUARPAMBA	2	19	2,0	0,0	14,0	26,3	1,7	16,7	11,7	38,6
1106	ESPINDOLA	3	43	3,0	-0,0	38,0	11,6	3,0	0,0	38,0	11,6
1107	GONZANAMA	1	33	1,0	0,0	28,0	15,2	0,7	26,5	24,3	26,5
1108	MACARA	4	60	4,0	-0,0	51,0	15,0	3,0	25,0	48,0	20,0
1109	PALTAS	2	70	2,0	-0,0	65,0	7,1	2,0	0,0	65,0	7,1
1110	PUYANGO	1	47	1,0	0,0	42,0	10,6	1,0	0,0	42,0	10,6
1111	SARAGURO	2	97	2,0	0,0	92,0	5,2	1,0	50,0	85,0	12,4
1112	SOZORANGA	1	15	1,0	-0,0	10,0	33,3	1,0	0,0	10,0	33,3
1113	ZAPOTILLO	5	45	5,0	0,0	38,0	15,6	5,0	0,0	40,0	11,1
1114	PINDAL	1	34	1,0	-0,0	29,0	14,7	1,0	0,0	29,0	14,7
1115	QUILANGA	1	10	1,0	0,0	5,0	50,0	1,0	0,0	5,0	50,0
1116	OLMEDO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	6,0	45,5
1201	BABAHoyo	15	492	15,0	-0,0	486,9	1,0	15,0	0,1	486,9	1,0
1202	BABA	4	104	4,0	-0,0	98,6	5,2	3,7	6,3	97,3	6,5
1203	MONTALVO	3	67	3,0	-0,0	60,0	10,4	2,9	3,7	61,2	8,6
1204	PUEBLO VIEJO	4	107	4,0	0,0	101,9	4,8	3,9	1,3	101,6	5,0
1205	QUEVEDO	20	588	20,0	0,0	583,0	0,9	20,0	0,0	583,0	0,9
1206	URDANETA	3	89	3,0	0,0	83,6	6,1	2,8	8,3	81,6	8,3
1207	VENTANAS	6	209	6,0	0,0	203,9	2,4	6,0	0,3	203,9	2,5

Anexo D1 (continuación 4/6)

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
1208	VINCES	7	208	7,0	-0,0	202,8	2,5	7,0	0,4	202,8	2,5
1209	PALENQUE	2	61	2,0	0,0	54,7	10,4	2,0	1,4	55,8	8,5
1210	BUENA FE	7	229	7,0	-0,0	223,9	2,2	7,0	0,2	223,9	2,2
1211	VALENCIA	6	136	6,0	0,0	130,5	4,0	6,0	0,3	130,9	3,8
1212	MOCACHE	4	106	4,0	0,0	100,6	5,1	4,0	0,1	101,0	4,8
1213	QUINSALOMA	2	50	2,0	0,0	44,7	10,5	1,9	3,3	44,5	10,9
1301	PORTOVIEJO	20	669	20,0	0,0	664,0	0,8	20,0	0,0	663,9	0,8
1302	BOLIVAR-MANABÍ	1	100	1,0	-0,0	94,9	5,1	0,9	6,1	93,9	6,1
1303	CHONE	8	277	8,0	-0,0	271,9	1,8	7,9	0,7	271,6	1,9
1304	EL CARMEN	11	231	11,0	0,0	225,9	2,2	11,0	0,3	225,8	2,3
1305	FLAVIO ALFARO	2	64	2,0	0,0	58,2	9,1	1,8	11,6	56,6	11,6
1306	JIPIJAPA	11	151	11,0	0,0	145,5	3,6	10,9	0,6	145,5	3,6
1307	JUNIN	5	44	5,0	0,0	38,6	12,4	4,7	6,7	36,7	16,7
1308	MANTA	27	647	27,0	-0,0	642,0	0,8	27,0	0,0	642,0	0,8
1309	MONTECRISTI	1	174	1,0	0,0	168,8	3,0	1,0	1,2	168,9	2,9
1310	PAJAN	4	92	4,0	0,0	86,6	5,9	3,9	3,1	86,1	6,4
1311	PICHINCHA	4	73	4,0	0,0	66,7	8,7	3,5	11,7	64,5	11,7
1312	ROCAFUERTE	1	91	1,0	0,0	82,0	9,9	0,9	5,6	85,6	5,9
1313	SANTA ANA	1	103	1,0	-0,0	97,4	5,4	0,9	5,9	96,9	5,9
1314	SUCRE	4	131	4,0	-0,0	125,8	4,0	3,9	3,1	125,1	4,5
1315	TOSAGUA	2	83	2,0	-0,0	77,6	6,6	1,9	5,6	77,2	7,0
1316	24 DE MAYO	12	64	12,0	0,0	57,7	9,9	11,0	8,3	52,0	18,8
1317	PEDERNALES	8	182	8,0	0,0	176,9	2,8	8,0	0,6	176,7	2,9
1318	OLMEDO-M	1	22	1,0	-0,0	17,0	22,7	1,0	0,0	17,0	22,7
1319	PUERTO LOPEZ	1	57	1,0	0,0	51,6	9,4	0,8	15,5	48,2	15,5
1320	JAMA	3	42	3,0	0,0	35,7	15,1	2,7	8,3	35,3	16,1
1321	JARAMIJO	2	60	2,0	0,0	54,3	9,4	2,0	1,2	54,8	8,6
1322	SAN VICENTE	2	47	2,0	0,0	41,6	11,6	1,9	7,1	41,0	12,8
1401	MORONA	4	140	4,0	0,0	134,0	4,3	3,9	3,6	134,0	4,3
1402	GUALAQUIZA	2	53	2,0	-0,0	44,0	17,0	2,0	0,0	48,0	9,4
1403	LIMON INDANZA	1	26	1,0	0,0	19,0	26,9	1,0	0,0	14,0	46,2
1404	PALORA	1	28	1,0	0,0	19,0	32,1	1,0	0,0	23,0	17,9
1405	SANTIAGO	1	25	1,0	0,0	20,0	20,0	1,0	0,0	20,0	20,0
1406	SUCUA	2	62	2,0	0,0	53,0	14,5	2,0	0,0	57,0	8,1
1407	HUAMBOYA	1	31	1,0	-0,0	26,0	16,1	1,0	0,0	19,0	38,7
1408	SAN JUAN BOSCO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	6,0	45,5
1409	TAISHA	2	88	2,0	0,0	83,0	5,7	2,0	0,0	83,0	5,7
1410	LOGROÑO	1	20	1,0	0,0	15,0	25,0	1,0	0,0	15,0	25,0
1411	PABLO SEXTO	1	6	1,0	-0,0	1,0	83,3	1,0	0,0	1,0	83,3
1412	TIWINTZA	1	29	1,0	-0,0	20,0	31,0	1,0	0,0	24,0	17,2
1501	TENA	7	335	7,0	-0,0	329,7	1,6	6,9	2,0	328,1	2,0
1503	ARCHIDONA	3	125	3,0	0,0	119,0	4,8	2,8	6,0	117,5	6,0
1504	EL CHACO	1	28	1,0	-0,0	23,0	17,9	1,0	0,0	23,0	17,9

Anexo D1 (continuación 5/6)

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
1507	QUIJOS	1	22	1,0	-0,0	17,0	22,7	0,7	33,3	14,7	33,3
1509	C. J. AROSEMENA T.	0	13	0,0	0,0	4,0	69,2	0,0	0,0	8,0	38,5
1601	PASTAZA	12	372	12,0	0,0	366,3	1,5	11,8	1,8	365,2	1,8
1602	NERA	1	50	1,0	-0,0	41,0	18,0	1,0	0,0	45,0	10,0
1603	SANTA CLARA	1	17	1,0	-0,0	12,0	29,4	1,0	0,0	5,0	70,6
1604	ARAJUNO	1	50	1,0	-0,0	41,0	18,0	1,0	0,0	45,0	10,0
1701	QUITO	276	888	276,0	0,0	883,0	0,6	276,0	0,0	883,0	0,6
1702	CAYAMBE	10	44	10,0	0,0	38,0	13,6	9,9	0,6	38,6	12,2
1703	MEJIA	11	34	11,0	-0,0	27,7	18,6	11,0	0,1	28,9	15,0
1704	PEDRO MONCAYO	6	16	6,0	0,0	10,0	37,5	5,9	2,4	10,0	37,5
1705	RUMIÑAHUI	2	46	2,0	0,0	40,0	13,0	2,0	1,1	40,8	11,2
1707	SAN MIGUEL DE LO	2	6	2,0	0,0	1,0	83,3	1,9	3,6	0,5	91,7
1708	P. V. MALDONADO	1	7	1,0	-0,0	2,0	71,4	0,8	16,7	0,8	88,1
1709	PUERTO QUITO	1	10	1,0	0,0	4,3	56,7	0,7	33,3	2,7	73,3
1801	AMBATO	34	975	34,0	0,0	969,9	0,5	34,0	0,0	969,9	0,5
1802	BAÑOS DE AGUA S.	2	54	2,0	-0,0	47,7	11,7	1,9	4,5	48,4	10,4
1803	CEVALLOS	1	26	1,0	0,0	21,0	19,2	1,0	0,0	14,0	46,2
1804	MOCHA	1	15	1,0	-0,0	10,0	33,3	0,8	25,0	8,3	45,0
1805	PATATE	8	26	8,0	-0,0	21,0	19,2	7,7	4,2	18,7	28,2
1806	QUERO	2	39	2,0	0,0	30,0	23,1	1,6	22,0	30,4	22,0
1807	SAN PEDRO DE PEL.	2	150	2,0	-0,0	141,0	6,0	1,9	4,0	143,9	4,0
1808	SANTIAGO DE PILL.	3	92	3,0	0,0	83,0	9,8	2,8	7,4	85,2	7,4
1809	TISALEO	1	17	1,0	0,0	8,0	52,9	1,0	0,0	12,0	29,4
1901	ZAMORA	8	150	8,0	-0,0	141,0	6,0	7,7	4,2	142,7	4,9
1902	CHINCHIPE	5	47	5,0	0,0	42,0	10,6	5,0	0,0	42,0	10,6
1903	NANGARITZA	2	38	2,0	0,0	33,0	13,2	2,0	0,0	33,0	13,2
1904	YACUAMBI	1	30	1,0	0,0	25,0	16,7	1,0	0,0	18,0	40,0
1905	YANTZAZA	3	130	3,0	0,0	123,0	5,4	2,8	6,8	121,2	6,8
1906	EL PANGUI	1	69	1,0	0,0	64,0	7,2	1,0	0,0	64,0	7,2
1907	CENTINELA DEL C.	0	31	0,0	0,0	26,0	16,1	0,0	0,0	26,0	16,1
1908	PALANDA	1	42	1,0	-0,0	37,0	11,9	1,0	0,0	37,0	11,9
1909	PAQUISHA	1	27	1,0	0,0	22,0	18,5	1,0	0,0	22,0	18,5
2101	LAGO AGRIO	3	386	3,0	-0,0	380,9	1,3	3,0	1,5	380,4	1,5
2102	GONZALO PIZARRO	1	42	1,0	-0,0	33,0	21,4	0,8	20,9	33,2	20,9
2103	PUTUMAYO	1	32	1,0	-0,0	26,4	17,4	1,0	0,0	20,0	37,5
2104	SHUSHUFINDI	2	197	2,0	-0,0	191,6	2,7	1,9	3,5	190,1	3,5
2105	SUCUMBIO	2	9	2,0	-0,0	4,0	55,6	2,0	0,0	4,0	55,6
2106	CASCALES	1	49	1,0	-0,0	42,7	12,9	1,0	0,0	44,0	10,2
2107	CUYABENO	1	44	1,0	0,0	35,0	20,5	1,0	0,0	32,0	27,3
2201	ORELLANA	7	288	7,0	-0,0	282,8	1,8	6,9	1,3	282,4	2,0
2202	AGUARICO	0	22	0,0	0,0	17,0	22,7	0,0	0,0	17,0	22,7
2203	LA JOYA DE LOS S.	4	152	4,0	-0,0	146,3	3,7	3,9	2,3	146,4	3,7
2204	LORETO	1	90	1,0	0,0	85,0	5,6	0,9	9,9	81,1	9,9
2301	SANTO DOMINGO	31	1.168	31,0	-0,0	1.163,0	0,4	31,0	0,0	1.163,0	0,4

Anexo D1 (continuación 6/6)

Cód.	Cantón	Datos		Homicidios				Robo de automóviles			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
2401	SANTA ELENA	11	271	11,0	-0,0	265,8	1,9	11,0	0,2	265,9	1,9
2402	LA LIBERTAD	5	171	5,0	-0,0	165,9	3,0	4,9	1,3	165,6	3,2
2403	SALINAS	1	129	1,0	0,0	123,9	4,0	1,0	4,2	123,6	4,2
9001	LAS GOLONDRINAS	1	23	1,0	-0,0	18,0	21,7	1,0	-0,0	18,0	21,7
9003	EL PIEDRERO	1	16	1,0	-0,0	10,9	31,9	0,8	25,0	9,3	42,2
9004	MANGA DEL CURA	1	38	1,0	-0,0	32,0	15,8	1,0	0,0	33,0	13,2

Anexo D2

Proyecciones más holgadas modelo BCC-I, robo de motos y robo a personas, año 2022

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
101	CUENCA	63	1.441	63,0	0,0	1436,0	0,3	63,0	0,0	1436,0	0,3
102	GIRON	2	29	2,0	0,0	24,0	17,2	2,0	0,0	24,0	17,2
103	GUALACEO	6	110	6,0	0,0	5,0	95,5	5,9	1,4	104,5	5,0
104	NABON	2	32	2,0	0,0	27,0	15,6	2,0	0,0	27,0	15,6
105	PAUTE	3	66	2,0	33,3	46,0	30,3	2,8	8,3	59,5	9,8
106	PUCARA	1	22	1,0	0,0	2,0	90,9	0,3	73,8	5,8	73,8
107	SAN FERNANDO	0	8	0,0	0,0	3,0	62,5	0,0	0,0	3,0	62,5
108	SANTA ISABEL	2	47	1,0	50,0	27,0	42,6	2,0	0,0	42,0	10,6
109	SIGSIG	3	61	2,0	33,3	41,0	32,8	2,7	11,1	54,0	11,5
110	OÑA	0	9	0,0	0,0	4,0	55,6	0,0	0,0	4,0	55,6
111	CHORDELEG	1	32	1,0	0,0	12,0	62,5	1,0	0,0	27,0	15,6
112	EL PAN	0	5	0,0	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0	5,0	0,0
113	SEVILLA DE ORO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	6,0	45,5
114	GUACHAPALA	0	5	0,0	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0	5,0	0,0
115	CAMILO PONCE E.	4	96	4,0	0,0	1,0	99,0	4,0	0,6	90,8	5,4
201	GUARANDA	9	358	9,0	0,0	3,0	99,2	9,0	0,4	352,8	1,5
202	CHILLANES	1	64	1,0	0,0	9,0	85,9	0,9	10,4	57,4	10,4
203	CHIMBO	1	40	1,0	0,0	20,0	50,0	0,5	51,7	19,3	51,7
204	ECHEANDIA	1	64	1,0	0,0	9,0	85,9	0,8	16,3	53,6	16,3
205	SAN MIGUEL DE B.	3	86	3,0	0,0	1,0	98,8	2,7	9,4	78,0	9,4
206	CALUMA	2	70	2,0	0,0	5,0	92,9	2,0	0,0	65,0	7,1
207	LAS NAVES	1	24	1,0	0,0	9,0	62,5	0,7	31,1	16,5	31,1
301	AZOGUES	10	164	10,0	0,0	9,0	94,5	10,0	0,1	158,9	3,1
302	BIBLIAN	1	28	1,0	0,0	3,0	89,3	0,9	11,1	22,3	20,2
303	CAÑAR	5	106	4,0	20,0	6,0	94,3	4,9	1,4	100,6	5,1
304	LA TRONCAL	6	150	6,0	0,0	5,0	96,7	6,0	0,1	145,0	3,4
305	EL TAMBO	1	20	1,0	0,0	20,0	0,0	1,0	0,0	15,0	25,0
306	DELEG	1	12	1,0	0,0	7,0	41,7	0,0	96,9	0,4	96,9
307	SUSCAL	1	9	1,0	0,0	4,0	55,6	1,0	0,0	4,0	55,6
401	TULCAN	9	384	9,0	0,0	9,0	97,7	9,0	0,2	378,9	1,3
402	BOLIVAR	1	58	1,0	0,0	3,0	94,8	0,8	17,5	47,8	17,5
403	ESPEJO	1	51	1,0	0,0	6,0	88,2	0,7	25,4	38,1	25,4
404	MIRA	1	56	1,0	0,0	1,0	98,2	1,0	0,0	51,0	8,9
405	MONTUFAR	4	123	3,0	25,0	13,0	89,4	3,9	3,6	117,1	4,8
406	SAN PEDRO DE H.	1	33	1,0	0,0	8,0	75,8	0,7	34,0	21,8	34,0
501	LATACUNGA	18	663	18,0	0,0	658,0	0,8	18,0	0,0	658,0	0,8
502	LA MANA	5	186	5,0	0,0	1,0	99,5	5,0	1,0	180,7	2,8
503	PANGUA	2	61	2,0	0,0	6,0	90,2	1,7	13,5	52,7	13,5
504	PUJILI	7	198	7,0	0,0	3,0	98,5	6,9	0,8	192,7	2,7
505	SALCEDO	6	179	6,0	0,0	4,0	97,8	6,0	0,4	173,8	2,9
506	SAQUISILI	4	78	4,0	0,0	3,0	96,2	3,9	3,6	72,1	7,5
507	SIGCHOS	2	52	2,0	0,0	7,0	86,5	1,3	33,7	34,5	33,7

Anexo D2 (continuación 2/6)

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
601	RIOBAMBA	23	693	23,0	0,0	688,0	0,7	23,0	0,0	688,0	0,7
602	ALAUSI	3	96	3,0	0,0	1,0	99,0	2,7	8,8	87,6	8,8
603	COLTA	3	56	3,0	0,0	1,0	98,2	2,2	26,7	41,0	26,7
604	CHAMBO	3	19	3,0	0,0	4,0	78,9	2,0	33,3	8,0	57,9
605	CHUNCHI	3	29	3,0	0,0	4,0	86,2	2,5	16,7	21,0	27,6
606	GUAMOTE	5	101	5,0	0,0	6,0	94,1	4,2	15,4	85,4	15,4
607	GUANO	4	55	4,0	0,0	55,0	0,0	3,9	1,4	49,7	9,7
608	PALLATANGA	1	30	1,0	0,0	5,0	83,3	0,4	62,0	11,4	62,0
609	PENIPE	1	12	1,0	0,0	7,0	41,7	1,0	0,0	7,0	41,7
610	CUMANDA	1	45	1,0	0,0	45,0	0,0	0,9	5,3	39,7	11,8
701	MACHALA	25	817	25,0	0,0	812,0	0,6	25,0	0,0	812,0	0,6
702	ARENILLAS	3	90	3,0	0,0	5,0	94,4	3,0	0,9	84,8	5,7
703	ATAHUALPA	1	13	1,0	0,0	8,0	38,5	1,0	0,0	8,0	38,5
704	BALSAS	1	27	1,0	0,0	2,0	92,6	0,7	29,1	19,1	29,1
705	CHILLA	0	5	0,0	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0	5,0	0,0
706	EL GUABO	6	168	6,0	0,0	3,0	98,2	6,0	0,3	162,9	3,0
707	HUAQUILLAS	5	171	5,0	0,0	6,0	96,5	5,0	0,2	165,9	3,0
708	MARCABELI	1	17	1,0	0,0	2,0	88,2	1,0	0,0	12,0	29,4
709	PASAJE	7	248	7,0	0,0	3,0	98,8	7,0	0,1	243,0	2,0
710	PIÑAS	3	75	2,0	33,3	5,0	93,3	2,9	4,2	69,3	7,7
711	PORTOVELO	2	35	2,0	0,0	35,0	0,0	1,8	10,0	28,8	17,7
712	SANTA ROSA	7	231	7,0	0,0	6,0	97,4	7,0	0,1	226,0	2,2
713	ZARUMA	2	64	2,0	0,0	9,0	85,9	1,9	7,1	58,1	9,2
714	LAS LAJAS	1	13	1,0	0,0	8,0	38,5	1,0	0,0	8,0	38,5
801	ESMERALDAS	22	737	22,0	0,0	732,0	0,7	22,0	0,0	732,0	0,7
802	ELOY ALFARO	5	181	5,0	0,0	6,0	96,7	4,9	1,7	175,5	3,0
803	MUISNE	4	118	4,0	0,0	3,0	97,5	3,9	1,8	112,6	4,6
804	QUININDE	14	429	14,0	0,0	424,0	1,2	14,0	0,1	423,9	1,2
805	SAN LORENZO	6	202	6,0	0,0	7,0	96,5	6,0	0,5	196,8	2,6
806	ATACAMES	6	191	6,0	0,0	6,0	96,9	6,0	0,1	185,9	2,6
807	RIO VERDE	3	119	3,0	0,0	4,0	96,6	2,9	1,9	113,7	4,5
808	LA CONCORDIA	19	167	19,0	0,0	161,6	3,0	19,0	0,1	161,5	3,0
901	GUAYAQUIL	167	1.487	67,0	59,9	482,0	67,6	167,0	0,0	1482,0	0,3
902	ALFREDO BAQUER.	2	11	2,0	0,0	6,0	45,5	2,0	1,5	5,8	47,1
903	BALAO	2	13	2,0	0,0	8,0	38,5	2,0	1,7	7,8	40,1
904	BALZAR	2	36	2,0	0,0	1,0	97,2	2,0	2,4	30,7	14,7
905	COLIMES	2	13	2,0	0,0	8,0	38,5	1,8	8,3	7,0	46,2
906	DAULE	9	92	9,0	0,0	7,0	92,4	9,0	0,1	87,0	5,5
907	DURAN	17	148	17,0	0,0	143,0	3,4	17,0	0,0	143,0	3,4
908	EL EMPALME	4	53	4,0	0,0	8,0	84,9	4,0	0,5	47,9	9,7
909	EL TRIUNFO	4	32	4,0	0,0	7,0	78,1	4,0	0,3	26,9	15,8
910	MILAGRO	12	116	12,0	0,0	111,0	4,3	12,0	0,0	111,0	4,3
911	NARANJAL	4	48	4,0	0,0	3,0	93,8	4,0	0,2	43,0	10,5

Anexo D2 (continuación 3/6)

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
912	NARANJITO	2	25	2,0	0,0	25,0	0,0	2,0	1,3	19,8	20,6
913	PALESTINA	1	9	1,0	0,0	4,0	55,6	0,8	20,0	2,8	68,9
914	PEDRO CARBO	2	30	2,0	0,0	5,0	83,3	2,0	2,5	24,7	17,7
916	SAMBORONDON	5	51	5,0	0,0	6,0	88,2	5,0	0,3	45,9	10,0
918	SANTA LUCIA	3	21	3,0	0,0	6,0	71,4	2,9	1,9	15,7	25,4
919	SALITRE	4	33	4,0	0,0	8,0	75,8	3,9	1,8	27,6	16,4
920	SAN JACINTO DE Y.	6	42	6,0	0,0	7,0	83,3	6,0	0,1	36,9	12,0
921	PLAYAS	2	37	2,0	0,0	2,0	94,6	2,0	0,5	31,9	13,7
922	SIMON BOLIVAR	2	17	2,0	0,0	2,0	88,2	2,0	1,8	11,8	30,7
923	CRN M MARIDUEÑA	0	9	0,0	0,0	4,0	55,6	0,0	0,0	0,3	96,8
924	LOMAS DE SARGE.	2	13	2,0	0,0	8,0	38,5	1,8	12,5	6,5	50,0
925	NOBOL	1	14	1,0	0,0	9,0	35,7	1,0	2,7	8,8	36,9
927	GRL A. ELIZALDE	1	10	1,0	0,0	5,0	50,0	0,8	16,7	4,0	60,0
928	ISIDRO AYORA	1	9	1,0	0,0	4,0	55,6	0,8	25,0	2,5	72,2
1001	IBARRA	21	721	21,0	0,0	716,0	0,7	21,0	0,0	716,0	0,7
1002	ANTONIO ANTE	5	150	5,0	0,0	145,0	3,3	5,0	0,6	144,8	3,4
1003	COTACACHI	3	154	3,0	0,0	149,0	3,2	2,9	3,9	148,1	3,9
1004	OTAVALO	10	408	10,0	0,0	403,0	1,2	10,0	0,2	402,9	1,3
1005	PIMAMPIRO	1	36	1,0	0,0	31,0	13,9	0,8	16,7	30,0	16,7
1006	SAN MIGUEL DE U.	2	50	2,0	0,0	45,0	10,0	1,6	20,0	40,0	20,0
1101	LOJA	20	811	20,0	0,0	806,0	0,6	20,0	0,0	806,0	0,6
1102	CALVAS	3	86	3,0	0,0	81,0	5,8	2,9	4,2	80,3	6,7
1103	CATAMAYO	6	104	6,0	0,0	99,0	4,8	6,0	0,7	98,7	5,0
1104	CELICA	4	46	4,0	0,0	41,0	10,9	3,0	24,6	34,7	24,6
1105	CHAGUARPAMBA	2	19	2,0	0,0	14,0	26,3	2,0	0,0	14,0	26,3
1106	ESPINDOLA	3	43	3,0	0,0	38,0	11,6	2,1	30,1	30,1	30,1
1107	GONZANAMA	1	33	1,0	0,0	28,0	15,2	0,8	21,7	25,8	21,7
1108	MACARA	4	60	4,0	0,0	55,0	8,3	3,9	2,5	54,4	9,3
1109	PALTAS	2	70	2,0	0,0	65,0	7,1	1,8	9,3	63,5	9,3
1110	PUYANGO	1	47	1,0	0,0	42,0	10,6	0,9	13,0	40,9	13,0
1111	SARAGURO	2	97	2,0	0,0	92,0	5,2	1,5	22,6	75,1	22,6
1112	SOZORANGA	1	15	1,0	0,0	10,0	33,3	1,0	0,0	10,0	33,3
1113	ZAPOTILLO	5	45	5,0	0,0	40,0	11,1	4,5	10,0	37,0	17,8
1114	PINDAL	1	34	1,0	0,0	14,0	58,8	0,4	57,4	14,5	57,4
1115	QUILANGA	1	10	1,0	0,0	5,0	50,0	1,0	0,0	5,0	50,0
1116	OLMEDO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	6,0	45,5
1201	BABAHYO	15	492	15,0	0,0	487,0	1,0	15,0	0,0	487,0	1,0
1202	BABA	4	104	4,0	0,0	99,0	4,8	4,0	0,7	98,8	5,0
1203	MONTALVO	3	67	3,0	0,0	62,0	7,5	2,9	1,9	61,7	8,0
1204	PUEBLO VIEJO	4	107	4,0	0,0	102,0	4,7	4,0	0,8	101,8	4,9
1205	QUEVEDO	20	588	20,0	0,0	583,0	0,9	20,0	0,0	583,0	0,9
1206	URDANETA	3	89	3,0	0,0	84,0	5,6	3,0	1,6	83,7	5,9
1207	VENTANAS	6	209	6,0	0,0	204,0	2,4	6,0	0,2	203,9	2,4

Anexo D2 (continuación 4/6)

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
1208	VINCES	7	208	7,0	0,0	203,0	2,4	7,0	0,2	202,9	2,4
1209	PALENQUE	2	61	2,0	0,0	56,0	8,2	1,9	3,3	55,6	8,9
1210	BUENA FE	7	229	7,0	0,0	224,0	2,2	7,0	0,1	224,0	2,2
1211	VALENCIA	6	136	6,0	0,0	131,0	3,7	6,0	0,3	130,9	3,8
1212	MOCACHE	4	106	4,0	0,0	101,0	4,7	4,0	0,8	100,8	4,9
1213	QUINSALOMA	2	50	2,0	0,0	45,0	10,0	1,8	12,5	43,5	13,0
1301	PORTOVIEJO	20	669	20,0	0,0	664,0	0,7	20,0	0,0	664,0	0,7
1302	BOLIVAR-MANABÍ	1	100	1,0	0,0	95,0	5,0	0,9	5,6	94,4	5,6
1303	CHONE	8	277	8,0	0,0	272,0	1,8	8,0	0,2	271,9	1,8
1304	EL CARMEN	11	231	11,0	0,0	226,0	2,2	11,0	0,2	225,9	2,2
1305	FLAVIO ALFARO	2	64	2,0	0,0	59,0	7,8	1,4	29,8	44,9	29,8
1306	JIPIJAPA	11	151	11,0	0,0	146,0	3,3	11,0	0,3	145,8	3,5
1307	JUNIN	5	44	5,0	0,0	39,0	11,4	4,7	6,7	37,0	15,9
1308	MANTA	27	647	27,0	0,0	642,0	0,8	27,0	0,0	642,0	0,8
1309	MONTECRISTI	1	174	1,0	0,0	169,0	2,9	1,0	1,2	168,9	2,9
1310	PAJAN	4	92	4,0	0,0	87,0	5,4	3,9	1,7	86,6	5,9
1311	PICHINCHA	4	73	4,0	0,0	68,0	6,8	3,8	4,2	67,0	8,2
1312	ROCAFUERTE	1	91	1,0	0,0	86,0	5,5	0,9	5,3	85,7	5,8
1313	SANTA ANA	1	103	1,0	0,0	98,0	4,9	0,9	5,6	97,3	5,6
1314	SUCRE	4	131	4,0	0,0	126,0	3,8	4,0	1,1	125,7	4,0
1315	TOSAGUA	2	83	2,0	0,0	78,0	6,0	1,9	4,2	77,5	6,6
1316	24 DE MAYO	12	64	12,0	0,0	59,0	7,8	11,8	1,7	57,8	9,7
1317	PEDERNALES	8	182	8,0	0,0	177,0	2,7	8,0	0,2	176,9	2,8
1318	OLMEDO-M	1	22	1,0	0,0	17,0	22,7	0,3	73,8	5,8	73,8
1319	PUERTO LOPEZ	1	57	1,0	0,0	37,0	35,1	0,8	17,7	46,9	17,7
1320	JAMA	3	42	3,0	0,0	37,0	11,9	2,5	16,7	34,0	19,0
1321	JARAMIJO	2	60	2,0	0,0	55,0	8,3	1,9	3,6	54,6	9,0
1322	SAN VICENTE	2	47	2,0	0,0	42,0	10,6	1,9	5,0	41,4	11,9
1401	MORONA	4	140	4,0	0,0	135,0	3,6	4,0	0,6	134,9	3,7
1402	GUALAQUIZA	2	53	2,0	0,0	48,0	9,4	1,3	33,3	35,3	33,3
1403	LIMON INDANZA	1	26	1,0	0,0	21,0	19,2	0,3	67,4	8,5	67,4
1404	PALORA	1	28	1,0	0,0	23,0	17,9	0,9	14,3	22,1	20,9
1405	SANTIAGO	1	25	1,0	0,0	20,0	20,0	0,3	68,9	7,8	68,9
1406	SUCUA	2	62	2,0	0,0	57,0	8,1	1,8	10,0	55,8	10,0
1407	HUAMBOYA	1	31	1,0	0,0	26,0	16,1	1,0	0,0	26,0	16,1
1408	SAN JUAN BOSCO	1	11	1,0	0,0	6,0	45,5	1,0	0,0	11,0	0,0
1409	TAISHA	2	88	1,0	50,0	68,0	22,7	1,5	24,2	66,7	24,2
1410	LOGROÑO	1	20	1,0	0,0	15,0	25,0	1,0	0,0	15,0	25,0
1411	PABLO SEXTO	1	6	1,0	0,0	1,0	83,3	1,0	0,0	1,0	83,3
1412	TIWINTZA	1	29	1,0	0,0	9,0	69,0	1,0	0,0	24,0	17,2
1501	TENA	7	335	7,0	0,0	330,0	1,5	7,0	0,1	329,9	1,5
1503	ARCHIDONA	3	125	3,0	0,0	120,0	4,0	2,9	2,0	119,6	4,3
1504	EL CHACO	1	28	1,0	0,0	8,0	71,4	0,4	64,6	9,9	64,6

Anexo D2 (continuación 5/6)

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
1507	QUIJOS	1	22	1,0	0,0	17,0	22,7	1,0	0,0	17,0	22,7
1509	C. J. AROSEMENA T.	0	13	0,0	0,0	8,0	38,5	0,0	0,0	8,0	38,5
1601	PASTAZA	12	372	12,0	0,0	367,0	1,3	12,0	0,1	366,9	1,4
1602	NERA	1	50	1,0	0,0	45,0	10,0	0,9	12,5	43,8	12,5
1603	SANTA CLARA	1	17	1,0	0,0	12,0	29,4	1,0	0,0	12,0	29,4
1604	ARAJUNO	1	50	1,0	0,0	45,0	10,0	0,6	44,3	27,9	44,3
1701	QUITO	276	888	76,0	72,5	883,0	0,6	276,0	0,0	883,0	0,6
1702	CAYAMBE	10	44	10,0	0,0	39,0	11,4	10,0	0,1	38,9	11,6
1703	MEJIA	11	34	11,0	0,0	29,0	14,7	11,0	0,1	28,9	14,9
1704	PEDRO MONCAYO	6	16	6,0	0,0	11,0	31,3	5,9	1,1	10,6	33,8
1705	RUMIÑAHUI	2	46	2,0	0,0	41,0	10,9	2,0	0,3	41,0	11,0
1707	SAN MIGUEL DE LO	2	6	2,0	0,0	1,0	83,3	1,9	3,6	0,6	90,5
1708	P. V. MALDONADO	1	7	1,0	0,0	2,0	71,4	0,8	16,7	1,0	85,7
1709	PUERTO QUITO	1	10	1,0	0,0	5,0	50,0	0,9	9,1	4,5	55,5
1801	AMBATO	34	975	34,0	0,0	970,0	0,5	34,0	0,0	970,0	0,5
1802	BAÑOS DE AGUA S.	2	54	2,0	0,0	49,0	9,3	1,9	3,3	48,6	10,0
1803	CEVALLOS	1	26	1,0	0,0	21,0	19,2	0,8	25,0	19,5	25,0
1804	MOCHA	1	15	1,0	0,0	10,0	33,3	0,1	88,6	1,7	88,6
1805	PATATE	8	26	8,0	0,0	21,0	19,2	7,0	12,5	15,0	42,3
1806	QUERO	2	39	2,0	0,0	34,0	12,8	1,5	22,8	30,1	22,8
1807	SAN PEDRO DE PEL.	2	150	1,0	50,0	130,0	13,3	1,9	3,7	144,5	3,7
1808	SANTIAGO DE PILL.	3	92	2,0	33,3	72,0	21,7	2,9	3,7	86,3	6,2
1809	TISALEO	1	17	1,0	0,0	12,0	29,4	0,2	83,8	2,8	83,8
1901	ZAMORA	8	150	8,0	0,0	145,0	3,3	7,9	1,3	144,4	3,7
1902	CHINCHIPE	5	47	3,5	30,4	32,7	30,4	5,0	0,0	42,0	10,6
1903	NANGARITZA	2	38	2,0	0,0	33,0	13,2	2,0	0,0	33,0	13,2
1904	YACUAMBI	1	30	1,0	0,0	25,0	16,7	0,4	62,0	11,4	62,0
1905	YANTZAZA	3	130	3,0	0,0	125,0	3,8	2,9	3,0	124,5	4,3
1906	EL PANGUI	1	69	1,0	0,0	49,0	29,0	0,8	20,2	55,0	20,2
1907	CENTINELA DEL C.	0	31	0,0	0,0	26,0	16,1	0,0	0,0	31,0	0,0
1908	PALANDA	1	42	1,0	0,0	37,0	11,9	0,5	50,0	21,0	50,0
1909	PAQUISHA	1	27	1,0	0,0	22,0	18,5	0,8	20,0	20,8	23,0
2101	LAGO AGRIO	3	386	3,0	0,0	381,0	1,3	3,0	0,2	381,0	1,3
2102	GONZALO PIZARRO	1	42	1,0	0,0	37,0	11,9	0,5	50,0	21,0	50,0
2103	PUTUMAYO	1	32	1,0	0,0	27,0	15,6	1,0	0,0	27,0	15,6
2104	SHUSHUFINDI	2	197	2,0	0,0	192,0	2,5	2,0	0,7	191,9	2,6
2105	SUCUMBIOS	2	9	2,0	0,0	9,0	0,0	2,0	0,0	4,0	55,6
2106	CASCALES	1	49	1,0	0,0	44,0	10,2	0,9	8,3	43,5	11,2
2107	CUYABENO	1	44	1,0	0,0	39,0	11,4	0,5	48,4	22,7	48,4
2201	ORELLANA	7	288	7,0	0,0	283,0	1,7	7,0	0,1	283,0	1,8
2202	AGUARICO	0	22	0,0	0,0	17,0	22,7	0,0	0,0	4,0	81,8
2203	LA JOYA DE LOS S.	4	152	4,0	0,0	147,0	3,3	4,0	0,7	146,8	3,4
2204	LORETO	1	90	1,0	0,0	85,0	5,6	0,9	7,9	82,9	7,9
2301	SANTO DOMINGO	31	1.168	31,0	0,0	163,0	86,0	31,0	0,0	1163,0	0,4

Anexo D2 (continuación 6/6)

Cód.	Cantón	Datos		Robo de motos				Robo a personas			
		UPC	Policías	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)	Proy. UPC	Dif. (%)	Proy. Policías	Dif. (%)
2401	SANTA ELENA	11	271	11,0	0,0	266,0	1,8	11,0	0,0	266,0	1,9
2402	LA LIBERTAD	5	171	5,0	0,0	166,0	2,9	5,0	0,1	166,0	2,9
2403	SALINAS	1	129	1,0	0,0	124,0	3,9	1,0	0,3	124,0	3,9
9001	LAS GOLONDRINAS	1	23	1,0	0,0	18,0	21,7	0,3	72,1	6,4	72,1
9003	EL PIEDRERO	1	16	1,0	0,0	11,0	31,3	0,8	25,0	9,5	40,6
9004	MANGA DEL CURA	1	38	1,0	0,0	33,0	13,2	0,7	31,0	26,2	31,0

Anexo F

Función aplicada para la prueba de separabilidad

```
def test_sep_cont(X, Y, Z, ESTIMATOR=2, ORIENTATION=1, METRIC=1,  
NBCR=100, IKERN=1, NSPLIT=10, NREP=1000, errchk=True)
```

Los argumentos utilizados son los siguientes:

X: una matriz de $p \times n$ de observaciones sobre p insumos (UPC y número de agentes) de n cantones.

Y: una matriz de $q \times n$ de observaciones sobre q productos (delito de homicidios, robo de automóviles, robo de motos y robo a personas) de n cantones.

Z: una matriz de $r \times n$ de observaciones sobre r variables ambientales continuas (ingreso por ventas, desempleo, pobreza por NBI, años de escolaridad y número de agentes de policía por cada 1.000 km²) para n cantones.

ESTIMATOR: 2, estimador VRS-DEA.

ORIENTATION: 1, para insumos.

METRIC: 1, métrica de Shephard.

NBCR: 100, número de replicaciones utilizadas para las estimaciones de sesgo de jackknife.

IKERN: 1, para el kernel de Epanechnikov.

NSPLIT: 10, número de veces que la muestra se divide aleatoriamente.

NREP: 1.000, número de replicaciones bootstrap.

errchk: igual a TRUE para la verificación de errores.

Anexo G

Índice del cambio en la productividad total de los factores de Malmquist, delito homicidios, periodos 2018-2019 y 2021-2022

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		CPTFM	CE	CT	CPTFM	CE	CT
101	CUENCA	0,9954	1,5926	0,6250	1,0980	0,7835	1,4014
102	GIRON	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
103	GUALACEO	5,0000	8,0000	0,6250	0,5328	0,3955	1,3472
104	NABON	1,0857	1,7371	0,6250	1,0834	0,8250	1,3132
105	PAUTE	0,0000	0,0000	0,0000	1,0970	0,7864	1,3951
106	PUCARA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
107	SAN FERNANDO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
108	SANTA ISABEL	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
109	SIGSIG	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
110	OÑA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
111	CHORDELEG	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
112	EL PAN	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
113	SEVILLA DE ORO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
114	GUACHAPALA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
115	CAMILO PONCE EN	2,5571	4,0913	0,6250	0,3090	0,2207	1,3999
201	GUARANDA	4,7898	7,6637	0,6250	0,5080	0,3390	1,4985
202	CHILLANES	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
203	CHIMBO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
204	ECHEANDIA	0,5965	0,9544	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
205	SAN MIGUEL DE BO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
206	CALUMA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
207	LAS NAVES	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
301	AZOGUES	0,0000	0,0000	0,0000	0,5082	0,3878	1,3104
302	BIBLIAN	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
303	CAÑAR	0,0000	0,0000	0,0000	1,0430	0,7557	1,3803
304	LA TRONCAL	0,9262	1,4819	0,6250	0,4925	0,3487	1,4124
305	EL TAMBO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
306	DELEG	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
307	SUSCAL	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
401	TULCAN	1,0157	1,6251	0,6250	0,7245	0,4786	1,5137
402	BOLIVAR	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
403	ESPEJO	0,4919	0,7871	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
404	MIRA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
405	MONTUFAR	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
406	SAN PEDRO DE HUA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
501	LATACUNGA	0,2956	0,4730	0,6250	1,7063	1,1529	1,4801
502	LA MANA	0,9506	1,5210	0,6250	0,4746	0,3202	1,4823
503	PANGUA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
504	PUJILI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
505	SALCEDO	0,2421	0,3874	0,6250	0,4713	0,3268	1,4420
506	SAQUISILI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
507	SIGCHOS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
601	RIOBAMBA	0,6561	1,0498	0,6250	0,7978	0,5503	1,4498
602	ALAUSI	1,1000	1,7600	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
603	COLTA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
604	CHAMBO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
605	CHUNCHI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
606	GUAMOTE	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
607	GUANO	0,9483	1,5172	0,6250	3,1912	2,5200	1,2663
608	PALLATANGA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
609	PENIPE	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
610	CUMANDA	0,0000	0,0000	0,0000	0,5106	0,3367	1,5167
701	MACHALA	0,5060	0,8096	0,6250	0,4832	0,3309	1,4602
702	ARENILLAS	0,5926	0,9481	0,6250	0,2495	0,1728	1,4437
703	ATAHUALPA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Anexo G (continuación 2/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		CPTFM	CE	CT	CPTFM	CE	CT
704	BALSAS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
705	CHILLA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
706	EL GUABO	0,6113	0,9780	0,6250	0,5947	0,4160	1,4296
707	HUAQUILLAS	0,8024	1,2839	0,6250	0,4449	0,3030	1,4681
708	MARCABELI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
709	PASAJE	0,6789	1,0862	0,6250	0,5362	0,3637	1,4742
710	PIÑAS	0,0000	0,0000	0,0000	0,9754	0,6920	1,4095
711	PORTOVELO	0,9677	1,5484	0,6250	0,3897	0,2949	1,3218
712	SANTA ROSA	0,9905	1,5848	0,6250	0,1578	0,1080	1,4614
713	ZARUMA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
714	LAS LAJAS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
801	ESMERALDAS	1,1441	1,8305	0,6250	0,2328	0,1579	1,4744
802	ELOY ALFARO	1,2705	2,0328	0,6250	0,3221	0,2167	1,4863
803	MUISNE	1,7218	2,7548	0,6250	1,4177	0,9763	1,4522
804	QUININDE	1,4092	2,2547	0,6250	0,4152	0,2848	1,4580
805	SAN LORENZO	0,5391	0,8626	0,6250	0,3635	0,2475	1,4684
806	ATACAMES	1,3202	2,1123	0,6250	1,2295	0,8406	1,4626
807	RIO VERDE	8,1333	13,0133	0,6250	0,2353	0,1572	1,4969
808	LA CONCORDIA	1,6387	2,6220	0,6250	0,3171	0,2909	1,0899
901	GUAYAQUIL	0,5791	0,9265	0,6250	0,5655	0,5175	1,0929
902	ALFREDO BAQUERI	0,4500	0,7200	0,6250	0,3379	0,3769	0,8967
903	BALAO	0,9091	1,4545	0,6250	0,8344	0,8615	0,9685
904	BALZAR	1,4032	2,2452	0,6250	0,2025	0,1527	1,3256
905	COLIMES	0,0000	0,0000	0,0000	0,1877	0,1938	0,9685
906	DAULE	0,7360	1,1776	0,6250	0,5723	0,5037	1,1362
907	DURAN	0,8671	1,3874	0,6250	0,5816	0,5365	1,0840
908	EL EMPALME	0,8723	1,3957	0,6250	0,6035	0,4863	1,2411
909	EL TRIUNFO	0,7577	1,2122	0,6250	0,5421	0,5143	1,0541
910	MILAGRO	0,3760	0,6016	0,6250	0,4534	0,4040	1,1224
911	NARANJAL	0,6951	1,1122	0,6250	0,9460	0,7875	1,2012
912	NARANJITO	0,9130	1,4609	0,6250	0,3877	0,3200	1,2116
913	PALESTINA	0,5833	0,9333	0,6250	0,3333	0,3000	1,1111
914	PEDRO CARBO	0,5538	0,8862	0,6250	0,6273	0,4933	1,2716
916	SAMBORONDON	5,4419	8,7070	0,6250	0,4738	0,4180	1,1336
918	SANTA LUCIA	2,8421	4,5474	0,6250	5,0000	4,9286	1,0145
919	SALITRE (URBINA J	0,9655	1,5448	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
920	SAN JACINTO DE Y	1,2593	2,0148	0,6250	0,3288	0,3289	0,9996
921	PLAYAS	2,7097	4,3355	0,6250	0,1805	0,1362	1,3250
922	SIMON BOLIVAR	0,5778	0,9244	0,6250	0,3805	0,3529	1,0781
923	CRN. MARCELINO M	0,0000	0,0000	0,0000	2,6667	1,6000	1,6667
924	LOMAS DE SARGEN	0,0000	0,0000	0,0000	1,8774	1,9385	0,9685
925	NOBOL	0,9231	1,4769	0,6250	0,2857	0,2265	1,2613
927	GRAL. A. ELIZALDE	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
928	ISIDRO AYORA	0,3333	0,5333	0,6250	0,6048	0,5556	1,0887
1001	IBARRA	0,7085	1,1337	0,6250	1,3822	0,9377	1,4740
1002	ANTONIO ANTE	1,4574	2,3319	0,6250	2,1371	1,4680	1,4558
1003	COTACACHI	0,0000	0,0000	0,0000	0,1802	0,1172	1,5372
1004	OTAVALO	2,0155	3,2247	0,6250	4,1677	2,7706	1,5043
1005	PIMAMPIRO	0,4722	0,7556	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1006	SAN MIGUEL DE UR	0,6957	1,1130	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1101	LOJA	1,3910	2,2256	0,6250	0,2301	0,1535	1,4984
1102	CALVAS	0,9518	1,5229	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1103	CATAMAYO	0,0000	0,0000	0,0000	0,2543	0,1918	1,3257
1104	CELICA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1105	CHAGUARPAMBA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1106	ESPINDOLA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1107	GONZANAMA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1108	MACARA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1109	PALTAS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Anexo G (continuación 3/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		CPTFM	CE	CT	CPTFM	CE	CT
1110	PUYANGO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1111	SARAGURO	0,4837	0,7739	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1112	SOZORANGA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1113	ZAPOTILLO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1114	PINDAL	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1115	QUILANGA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1116	OLMEDO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1201	BABAHOYO	1,5612	2,4979	0,6250	0,9864	0,6728	1,4661
1202	BABA	0,3800	0,6080	0,6250	0,4586	0,3226	1,4218
1203	MONTALVO	1,0159	1,6254	0,6250	1,0000	0,7209	1,3872
1204	PUEBLO VIEJO	0,4155	0,6647	0,6250	0,5758	0,4036	1,4267
1205	QUEVEDO	0,6879	1,1006	0,6250	0,4231	0,2926	1,4461
1206	URDANETA	0,9770	1,5632	0,6250	0,7147	0,4931	1,4493
1207	VENTANAS	0,5419	0,8670	0,6250	0,4127	0,2793	1,4776
1208	VINCES	0,6124	0,9798	0,6250	0,2308	0,1594	1,4475
1209	PALENQUE	0,6750	1,0800	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1210	BUENA FE	0,7610	1,2176	0,6250	0,2139	0,1459	1,4659
1211	VALENCIA	1,1255	1,8009	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1212	MOCACHE	1,9394	3,1030	0,6250	0,7209	0,5063	1,4237
1213	QUINSALOMA	0,4894	0,7830	0,6250	0,2037	0,1440	1,4145
1301	PORTOVIEJO	0,5012	0,8018	0,6250	0,2820	0,1920	1,4693
1302	BOLIVAR-MANABÍ	0,0000	0,0000	0,0000	0,2302	0,1443	1,5956
1303	CHONE	0,8571	1,3714	0,6250	0,3311	0,2238	1,4794
1304	EL CARMEN	0,7306	1,1690	0,6250	0,5561	0,4048	1,3736
1305	FLAVIO ALFARO	0,0000	0,0000	0,0000	0,6176	0,4219	1,4639
1306	JIPIJAPA	0,4700	0,7520	0,6250	0,2544	0,2022	1,2582
1307	JUNIN	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1308	MANTA	1,5520	2,4832	0,6250	0,4689	0,3347	1,4009
1309	MONTECRISTI	0,6670	1,0671	0,6250	0,2441	0,1502	1,6250
1310	PAJAN	0,4505	0,7209	0,6250	0,2200	0,1580	1,3927
1311	PICHINCHA	1,0476	1,6762	0,6250	0,6913	0,5151	1,3422
1312	ROCAFUERTE	0,9412	1,5059	0,6250	0,9893	0,6231	1,5877
1313	SANTA ANA	0,9495	1,5192	0,6250	1,4286	0,8946	1,5969
1314	SUCRE	1,2926	2,0682	0,6250	0,7368	0,5029	1,4653
1315	TOSAGUA	0,3165	0,5063	0,6250	0,1111	0,0739	1,5036
1316	24 DE MAYO	0,0000	0,0000	0,0000	0,9879	1,0969	0,9007
1317	PEDERNALES	1,3814	2,2102	0,6250	0,3015	0,2166	1,3921
1318	OLMEDO-M	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1319	PUERTO LOPEZ	0,0000	0,0000	0,0000	0,3575	0,2316	1,5437
1320	JAMA	0,9250	1,4800	0,6250	0,3264	0,2595	1,2575
1321	JARAMIJO	0,4545	0,7273	0,6250	0,6251	0,4333	1,4426
1322	SAN VICENTE	0,0000	0,0000	0,0000	0,1176	0,0837	1,4056
1401	MORONA	0,7881	1,2610	0,6250	0,9326	0,6343	1,4704
1402	GUALAQUIZA	0,9020	1,4431	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1403	LIMON INDANZA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1404	PALORA	0,0000	0,0000	0,0000	0,9002	0,6321	1,4241
1405	SANTIAGO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1406	SUCUA	0,9032	1,4452	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1407	HUAMBOYA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1408	SAN JUAN BOSCO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1409	TAISHA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1410	LOGROÑO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1411	PABLO SEXTO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1412	TIWINTZA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1501	TENA	0,0000	0,0000	0,0000	0,1771	0,1156	1,5324
1503	ARCHIDONA	0,0000	0,0000	0,0000	0,2995	0,1974	1,5170
1504	EL CHACO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1507	QUIJOS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1509	C. JULIO AROSEME	0,0000	0,0000	0,0000	1,1538	0,6923	1,6667

Anexo G (continuación 4/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		CPTFM	CE	CT	CPTFM	CE	CT
1601	PASTAZA	0,5444	0,8710	0,6250	1,1050	0,7621	1,4499
1602	NERA	0,9362	1,4979	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1603	SANTA CLARA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1604	ARAJUNO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1701	QUITO	0,9221	1,4754	0,6250	0,6861	0,9933	0,6907
1702	CAYAMBE	0,5147	0,8235	0,6250	0,9660	1,1864	0,8142
1703	MEJIA	1,0000	1,6000	0,6250	2,0000	2,9471	0,6786
1704	PEDRO MONCAYO	0,3333	0,5333	0,6250	0,4688	0,7031	0,6667
1705	RUMIÑAHUI	0,6667	1,0667	0,6250	0,2400	0,1728	1,3888
1707	SAN MIGUEL DE LO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1708	P. VICENTE MALDO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1709	PUERTO QUITO	0,3333	0,5333	0,6250	0,6667	0,5800	1,1494
1801	AMBATO	0,4740	0,7583	0,6250	0,4576	0,3164	1,4464
1802	BAÑOS DE AGUA SA	0,9615	1,5385	0,6250	0,3505	0,2444	1,4340
1803	CEVALLOS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1804	MOCHA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1805	PATATE	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1806	QUERO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1807	SAN PEDRO DE PELI	0,4765	0,7624	0,6250	2,1166	1,3440	1,5749
1808	SANTIAGO DE PILL	0,0000	0,0000	0,0000	1,0712	0,7337	1,4600
1809	TISALEO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1901	ZAMORA	0,0000	0,0000	0,0000	1,9398	1,4480	1,3396
1902	CHINCHIPE	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1903	NANGARITZA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1904	YACUAMBI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1905	YANTZAZA	1,7759	2,8414	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
1906	EL PANGUI	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1907	CENTINELA DEL CO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1908	PALANDA	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1909	PAQUISHA	0,9583	1,5333	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
2101	LAGO AGRIO	0,8084	1,2935	0,6250	0,5225	0,3239	1,6133
2102	GONZALO PIZARRO	0,0000	0,0000	0,0000	1,1133	0,7357	1,5132
2103	PUTUMAYO	1,7949	2,8718	0,6250	0,3360	0,2277	1,4756
2104	SHUSHUFINDI	1,9343	3,0948	0,6250	0,6447	0,4039	1,5963
2105	SUCUMBIOS	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2106	CASCALES	1,8596	2,9754	0,6250	0,7579	0,4939	1,5346
2107	CUYABENO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2201	ORELLANA	3,1783	5,0853	0,6250	0,4380	0,2926	1,4966
2202	AGUARICO	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2203	LA JOYA DE LOS SA	0,7050	1,1280	0,6250	0,1615	0,1086	1,4875
2204	LORETO	3,8554	6,1687	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
2301	SANTO DOMINGO	1,1053	1,7685	0,6250	0,3327	0,2237	1,4874
2401	SANTA ELENA	0,5400	0,8640	0,6250	0,8514	0,6026	1,4128
2402	LA LIBERTAD	1,7957	2,8731	0,6250	0,3616	0,2450	1,4758
2403	SALINAS	1,3345	2,1352	0,6250	0,1845	0,1145	1,6117
9001	LAS GOLONDRINAS	2,2500	3,6000	0,6250	0,0000	0,0000	0,0000
9003	EL PIEDRERO	0,7500	1,2000	0,6250	0,7778	0,5941	1,3093
9004	MANGA DEL CURA	0,0000	0,0000	0,0000	1,2500	0,8388	1,4902

Anexo H

Índice de productividad total de los factores de Hicks-Moorsteen, delito homicidios, periodos 2018-2019 y 2021-2022

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		PTFHM	PA	IA	PTFHM	PA	IA
101	CUENCA	0,9954	1,0000	1,0046	1,1049	1,0213	0,9243
102	GIRON	0,0000	0,0000	1,0333	0,0000	0,0000	0,9063
103	GUALACEO	5,0000	5,0000	1,0000	0,5328	0,5000	0,9385
104	NABON	1,0857	1,0000	0,9211	1,0834	1,0000	0,9230
105	PAUTE	0,0000	0,0000	1,0000	1,0970	1,0000	0,9116
106	PUCARA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9167
107	SAN FERNANDO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
108	SANTA ISABEL	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9446
109	SIGSIG	0,0000	0,0000	0,9701	0,0000	0,0000	0,9104
110	OÑA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
111	CHORDELEG	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9143
112	EL PAN	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
113	SEVILLA DE ORO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9167
114	GUACHAPALA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,8333
115	CAMILO PONCE EN	2,5571	2,6667	1,0429	0,3089	0,3182	1,0299
201	GUARANDA	4,7898	5,0000	1,0439	0,5080	0,5000	0,9843
202	CHILLANES	0,0000	0,0000	1,0556	0,0000	0,0000	0,9706
203	CHIMBO	0,0000	0,0000	1,0556	0,0000	0,0000	0,9756
204	ECHEANDIA	0,5965	0,6667	1,1176	0,0000	0,0000	0,9846
205	SAN MIGUEL DE BO	0,0000	0,0000	1,0633	0,0000	0,0000	0,9773
206	CALUMA	0,0000	0,0000	1,0943	0,0000	0,0000	1,0606
207	LAS NAVES	0,0000	0,0000	1,1000	0,0000	0,0000	1,0000
301	AZOGUES	0,0000	0,0000	1,1007	0,5082	0,5000	0,9838
302	BIBLIAN	0,0000	0,0000	1,0690	0,0000	0,0000	0,9333
303	CAÑAR	0,0000	0,0000	1,0374	1,0434	1,0000	0,9584
304	LA TRONCAL	0,9262	1,0000	1,0797	0,4925	0,4925	1,0000
305	EL TAMBO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9524
306	DELEG	0,0000	0,0000	1,1000	0,0000	0,0000	1,0000
307	SUSCAL	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
401	TULCAN	1,0157	1,0000	0,9846	0,7248	0,6667	0,9198
402	BOLIVAR	0,0000	0,0000	0,9565	0,0000	0,0000	0,9063
403	ESPEJO	0,4919	0,5000	1,0164	0,0000	0,0000	0,8947
404	MIRA	0,0000	0,0000	0,9552	0,0000	0,0000	0,9510
405	MONTUFAR	0,0000	0,0000	0,9870	0,0000	0,0000	0,9044
406	SAN PEDRO DE HUA	0,0000	0,0000	0,9268	0,0000	0,0000	0,9167
501	LATACUNGA	0,2956	0,3000	1,0147	1,7004	1,8095	1,0642
502	LA MANA	0,9506	1,0000	1,0519	0,4744	0,5000	1,0539
503	PANGUA	0,0000	0,0000	1,0500	0,0000	0,0000	1,0000
504	PUJILI	0,0000	0,0000	1,0443	0,0000	0,0000	1,0341
505	SALCEDO	0,2421	0,2500	1,0325	0,4713	0,5000	1,0609
506	SAQUISILI	0,0000	0,0000	1,0704	0,0000	0,0000	1,1169
507	SIGCHOS	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
601	RIOBAMBA	0,6561	0,6667	1,0161	0,7978	0,8000	1,0027
602	ALAUSI	1,1000	1,0000	0,9091	0,0000	0,0000	0,9320
603	COLTA	0,0000	0,0000	0,9722	0,0000	0,0000	0,9180
604	CHAMBO	0,0000	0,0000	1,0526	0,0000	0,0000	0,9600
605	CHUNCHI	0,0000	0,0000	0,9677	0,0000	0,0000	0,9718
606	GUAMOTE	0,0000	0,0000	1,0182	0,0000	0,0000	0,9439
607	GUANO	0,9483	1,0000	1,0545	3,1935	3,0000	0,9394
608	PALLATANGA	0,0000	0,0000	0,9688	0,0000	0,0000	0,8824
609	PENIPE	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
610	CUMANDA	0,0000	0,0000	1,0250	0,5106	0,5000	0,9792
701	MACHALA	0,5060	0,5161	1,0200	0,4816	0,5077	1,0542
702	ARENILLAS	0,5926	0,6000	1,0125	0,2494	0,2632	1,0552
703	ATAHUALPA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0833

Anexo H (continuación 2/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		PTFHM	PA	IA	PTFHM	PA	IA
704	BALSAS	0,0000	0,0000	1,0400	0,0000	0,0000	1,0000
705	CHILLA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
706	EL GUABO	0,6113	0,6154	1,0068	0,5922	0,6296	1,0633
707	HUAQUILLAS	0,8024	0,8235	1,0263	0,4434	0,4681	1,0556
708	MARCABELI	0,0000	0,0000	1,0714	0,0000	0,0000	1,0625
709	PASAJE	0,6789	0,7000	1,0311	0,5345	0,5641	1,0553
710	PIÑAS	0,0000	0,0000	1,0411	0,9754	1,0000	1,0253
711	PORTOVELO	0,9677	1,0000	1,0333	0,3897	0,4000	1,0263
712	SANTA ROSA	0,9905	1,0000	1,0096	0,1578	0,1667	1,0562
713	ZARUMA	0,0000	0,0000	0,9538	0,0000	0,0000	1,0150
714	LAS LAJAS	0,0000	0,0000	1,0909	0,0000	0,0000	1,0719
801	ESMERALDAS	1,1441	1,1667	1,0198	0,2336	0,2199	0,9413
802	ELOY ALFARO	1,2705	1,2500	0,9839	0,3222	0,3077	0,9549
803	MUISNE	1,7218	1,6667	0,9680	1,4183	1,3333	0,9401
804	QUININDE	1,4092	1,3636	0,9677	0,4165	0,3953	0,9491
805	SAN LORENZO	0,5391	0,5556	1,0305	0,3630	0,3704	1,0202
806	ATACAMES	1,3202	1,3333	1,0100	1,2314	1,2000	0,9745
807	RIO VERDE	8,1333	8,0000	0,9836	0,2353	0,2353	1,0000
808	LA CONCORDIA	1,6387	1,6667	1,0171	0,3137	0,3333	1,0624
901	GUAYAQUIL	0,5791	0,6245	1,0785	0,5582	0,6019	1,0783
902	ALFREDO BAQUERI	0,4500	0,5000	1,1111	0,3306	0,3636	1,1000
903	BALAO	0,9091	1,0000	1,1000	0,8205	0,8889	1,0833
904	BALZAR	1,4032	1,5000	1,0690	0,2013	0,2131	1,0588
905	COLIMES	0,0000	0,0000	1,1111	0,1875	0,2000	1,0665
906	DAULE	0,7360	0,8000	1,0870	0,5619	0,6304	1,1220
907	DURAN	0,8671	0,9643	1,1121	0,5738	0,6198	1,0803
908	EL EMPALME	0,8723	1,0000	1,1463	0,6021	0,6136	1,0192
909	EL TRIUNFO	0,7577	0,7857	1,0370	0,5357	0,5714	1,0667
910	MILAGRO	0,3760	0,4000	1,0638	0,4475	0,4851	1,0841
911	NARANJAL	0,6951	0,7500	1,0789	0,9375	1,0000	1,0667
912	NARANJITO	0,9130	1,0000	1,0952	0,3833	0,4167	1,0870
913	PALESTINA	0,5833	0,6667	1,1429	0,3333	0,3333	1,0000
914	PEDRO CARBO	0,5538	0,6000	1,0833	0,6222	0,6667	1,0714
916	SAMBORONDON	5,4419	6,0000	1,1026	0,4644	0,5263	1,1333
918	SANTA LUCIA	2,8421	3,0000	1,0556	5,0000	5,0000	1,0000
919	SALITRE (URBINA J	0,9655	1,0000	1,0357	0,0000	0,0000	1,0645
920	SAN JACINTO DE Y	1,2593	1,3333	1,0588	0,3239	0,3488	1,0769
921	PLAYAS	2,7097	3,0000	1,1071	0,1805	0,2000	1,1081
922	SIMON BOLIVAR	0,5778	0,6667	1,1538	0,3802	0,4000	1,0520
923	CRN. MARCELINO M	0,0000	0,0000	1,1429	2,6667	3,0000	1,1250
924	LOMAS DE SARGEN	0,0000	0,0000	1,1000	1,8752	2,0000	1,0665
925	NOBOL	0,9231	1,0000	1,0833	0,2857	0,2857	1,0000
927	GRAL. A. ELIZALDE	0,0000	0,0000	1,1111	0,0000	0,0000	1,0000
928	ISIDRO AYORA	0,3333	0,3333	1,0000	0,6039	0,6667	1,1040
1001	IBARRA	0,7085	0,7273	1,0264	1,3822	1,3750	0,9948
1002	ANTONIO ANTE	1,4574	1,5000	1,0292	2,1371	2,0000	0,9359
1003	COTACACHI	0,0000	0,0000	1,0000	0,1802	0,1667	0,9251
1004	OTAVALO	2,0155	2,0000	0,9923	4,1686	4,0000	0,9596
1005	PIMAMPIRO	0,4722	0,5000	1,0588	0,0000	0,0000	0,8571
1006	SAN MIGUEL DE UR	0,6957	0,6667	0,9583	0,0000	0,0000	0,9819
1101	LOJA	1,3910	1,5000	1,0783	0,2300	0,2353	1,0229
1102	CALVAS	0,9518	1,0000	1,0506	0,0000	0,0000	1,0000
1103	CATAMAYO	0,0000	0,0000	1,0309	0,2543	0,2500	0,9830
1104	CELICA	0,0000	0,0000	1,0270	0,0000	0,0000	1,0222
1105	CHAGUARPAMBA	0,0000	0,0000	1,0588	0,0000	0,0000	1,0000
1106	ESPINDOLA	0,0000	0,0000	1,0256	0,0000	0,0000	1,0000
1107	GONZANAMA	0,0000	0,0000	1,0333	0,0000	0,0000	0,9723
1108	MACARA	0,0000	0,0000	1,0545	0,0000	0,0000	1,0169
1109	PALTAS	0,0000	0,0000	1,0476	0,0000	0,0000	0,9867

Anexo H (continuación 3/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		PTFHM	PA	IA	PTFHM	PA	IA
1110	PUYANGO	0,0000	0,0000	1,0682	0,0000	0,0000	1,0000
1111	SARAGURO	0,4837	0,5000	1,0337	0,0000	0,0000	1,0100
1112	SOZORANGA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
1113	ZAPOTILLO	0,0000	0,0000	1,0833	0,0000	0,0000	1,0465
1114	PINDAL	0,0000	0,0000	1,0741	0,0000	0,0000	1,0303
1115	QUILANGA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,1111
1116	OLMEDO	0,0000	0,0000	1,1000	0,0000	0,0000	0,9280
1201	BABAHOYO	1,5612	1,5882	1,0173	0,9867	0,9808	0,9939
1202	BABA	0,3800	0,4000	1,0526	0,4586	0,4545	0,9911
1203	MONTALVO	1,0159	1,0000	0,9844	1,0000	1,0000	1,0000
1204	PUEBLO VIEJO	0,4155	0,4286	1,0316	0,5758	0,5758	1,0000
1205	QUEVEDO	0,6879	0,7037	1,0230	0,4233	0,4205	0,9932
1206	URDANETA	0,9770	1,0000	1,0235	0,7148	0,7000	0,9793
1207	VENTANAS	0,5419	0,5556	1,0253	0,4132	0,4054	0,9812
1208	VINCES	0,6124	0,6250	1,0206	0,2308	0,2308	1,0000
1209	PALENQUE	0,6750	0,7500	1,1111	0,0000	0,0000	1,0000
1210	BUENA FE	0,7610	0,8182	1,0751	0,2139	0,2121	0,9918
1211	VALENCIA	1,1255	1,1429	1,0154	0,0000	0,0000	0,9714
1212	MOCACHE	1,9394	2,0000	1,0313	0,7209	0,7273	1,0089
1213	QUINSALOMA	0,4894	0,5000	1,0217	0,2037	0,2000	0,9817
1301	PORTOVIEJO	0,5012	0,5217	1,0411	0,2821	0,2813	0,9970
1302	BOLIVAR-MANABÍ	0,0000	0,0000	1,0319	0,2302	0,2258	0,9808
1303	CHONE	0,8571	0,8571	1,0000	0,3321	0,3151	0,9486
1304	EL CARMEN	0,7306	0,7778	1,0645	0,5565	0,5517	0,9914
1305	FLAVIO ALFARO	0,0000	0,0000	1,0500	0,6177	0,6000	0,9713
1306	JIPIJAPA	0,4700	0,5000	1,0638	0,2544	0,2500	0,9827
1307	JUNIN	0,0000	0,0000	1,1538	0,0000	0,0000	1,0000
1308	MANTA	1,5520	1,6923	1,0904	0,4682	0,4778	1,0205
1309	MONTECRISTI	0,6670	0,7143	1,0710	0,2441	0,2400	0,9832
1310	PAJAN	0,4505	0,5000	1,1098	0,2200	0,2222	1,0101
1311	PICHINCHA	1,0476	1,0000	0,9545	0,6913	0,6667	0,9643
1312	ROCAFUERTE	0,9412	1,0000	1,0625	0,9893	1,0000	1,0108
1313	SANTA ANA	0,9495	1,0000	1,0532	1,4286	1,4286	1,0000
1314	SUCRE	1,2926	1,3333	1,0315	0,7368	0,7368	1,0000
1315	TOSAGUA	0,3165	0,3333	1,0533	0,1111	0,1111	1,0000
1316	24 DE MAYO	0,0000	0,0000	1,0877	0,9844	1,0000	1,0159
1317	PEDERNALES	1,3814	1,5000	1,0859	0,3016	0,3000	0,9945
1318	OLMEDO-M	0,0000	0,0000	1,0500	0,0000	0,0000	1,0438
1319	PUERTO LOPEZ	0,0000	0,0000	1,0600	0,3575	0,3636	1,0173
1320	JAMA	0,9250	1,0000	1,0811	0,3264	0,3333	1,0214
1321	JARAMIJO	0,4545	0,5000	1,1000	0,6248	0,6667	1,0670
1322	SAN VICENTE	0,0000	0,0000	1,0213	0,1176	0,1111	0,9446
1401	MORONA	0,7881	0,8000	1,0150	0,9322	1,0000	1,0727
1402	GUALAQUIZA	0,9020	1,0000	1,1087	0,0000	0,0000	1,0816
1403	LIMON INDANZA	0,0000	0,0000	1,1304	0,0000	0,0000	1,0400
1404	PALORA	0,0000	0,0000	1,1500	0,9002	1,0000	1,1108
1405	SANTIAGO	0,0000	0,0000	1,1364	0,0000	0,0000	1,0000
1406	SUCUA	0,9032	1,0000	1,1071	0,0000	0,0000	1,0690
1407	HUAMBOYA	0,0000	0,0000	1,1600	0,0000	0,0000	1,0333
1408	SAN JUAN BOSCO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
1409	TAISHA	0,0000	0,0000	1,1618	0,0000	0,0000	1,0453
1410	LOGROÑO	0,0000	0,0000	1,1111	0,0000	0,0000	1,0000
1411	PABLO SEXTO	0,0000	0,0000	1,2000	0,0000	0,0000	1,0000
1412	TIWINTZA	0,0000	0,0000	1,1250	0,0000	0,0000	1,0357
1501	TENA	0,0000	0,0000	1,0110	0,1771	0,1538	0,8685
1503	ARCHIDONA	0,0000	0,0000	1,0526	0,2995	0,2500	0,8349
1504	EL CHACO	0,0000	0,0000	1,0333	0,0000	0,0000	0,8750
1507	QUIJOS	0,0000	0,0000	1,0385	0,0000	0,0000	0,8574
1509	C. JULIO AROSEME	0,0000	0,0000	1,0000	1,1538	1,0000	0,8667

Anexo H (continuación 4/4)

Cód. Cantón	Cantón	2018-2019			2021-2022		
		PTFHM	PA	IA	PTFHM	PA	IA
1601	PASTAZA	0,5444	0,5714	1,0497	1,1046	1,1667	1,0562
1602	NERA	0,9362	1,0000	1,0682	0,0000	0,0000	1,1628
1603	SANTA CLARA	0,0000	0,0000	1,0625	0,0000	0,0000	1,0556
1604	ARAJUNO	0,0000	0,0000	1,0682	0,0000	0,0000	1,1111
1701	QUITO	0,9221	0,9259	1,0041	0,6820	0,6961	1,0207
1702	CAYAMBE	0,5147	0,5000	0,9714	0,9545	1,0000	1,0476
1703	MEJIA	1,0000	1,0000	1,0000	2,0000	2,0000	1,0000
1704	PEDRO MONCAYO	0,3333	0,3333	1,0000	0,4688	0,5000	1,0667
1705	RUMIÑAHUI	0,6667	0,6667	1,0000	0,2400	0,2500	1,0416
1707	SAN MIGUEL DE LO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
1708	P. VICENTE MALDO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
1709	PUERTO QUITO	0,3333	0,3333	1,0000	0,6667	0,6667	1,0000
1801	AMBATO	0,4740	0,5000	1,0550	0,4595	0,4324	0,9411
1802	BAÑOS DE AGUA SA	0,9615	1,0000	1,0400	0,3505	0,3333	0,9510
1803	CEVALLOS	0,0000	0,0000	1,0417	0,0000	0,0000	0,9286
1804	MOCHA	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,9443
1805	PATATE	0,0000	0,0000	1,0370	0,0000	0,0000	0,8966
1806	QUERO	0,0000	0,0000	1,0789	0,0000	0,0000	0,9070
1807	SAN PEDRO DE PELI	0,4765	0,5000	1,0493	2,1166	2,0000	0,9449
1808	SANTIAGO DE PILL	0,0000	0,0000	1,0106	1,0712	1,0000	0,9335
1809	TISALEO	0,0000	0,0000	1,0588	0,0000	0,0000	0,8947
1901	ZAMORA	0,0000	0,0000	1,1024	1,9398	2,0000	1,0310
1902	CHINCHIPE	0,0000	0,0000	1,0769	0,0000	0,0000	1,0682
1903	NANGARITZA	0,0000	0,0000	1,1724	0,0000	0,0000	1,0246
1904	YACUAMBI	0,0000	0,0000	1,1154	0,0000	0,0000	1,0345
1905	YANTZAZA	1,7759	2,0000	1,1262	0,0000	0,0000	1,0484
1906	EL PANGUI	0,0000	0,0000	1,0962	0,0000	0,0000	1,1091
1907	CENTINELA DEL CO	0,0000	0,0000	1,1200	0,0000	0,0000	1,0690
1908	PALANDA	0,0000	0,0000	1,1429	0,0000	0,0000	1,0244
1909	PAQUISHA	0,9583	1,0000	1,0435	0,0000	0,0000	1,0800
2101	LAGO AGRIO	0,8084	0,8182	1,0121	0,5226	0,4667	0,8929
2102	GONZALO PIZARRO	0,0000	0,0000	1,0213	1,1133	1,0000	0,8983
2103	PUTUMAYO	1,7949	2,0000	1,1143	0,3360	0,2857	0,8504
2104	SHUSHUFINDI	1,9343	2,0000	1,0340	0,6448	0,6000	0,9305
2105	SUCUMBIOS	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,8182
2106	CASCALES	1,8596	2,0000	1,0755	0,7579	0,6667	0,8796
2107	CUYABENO	0,0000	0,0000	0,9737	0,0000	0,0000	1,0476
2201	ORELLANA	3,1783	3,2500	1,0226	0,4378	0,4706	1,0749
2202	AGUARICO	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0476
2203	LA JOYA DE LOS SA	0,7050	0,7500	1,0638	0,1615	0,1667	1,0322
2204	LORETO	3,8554	4,0000	1,0375	0,0000	0,0000	1,0696
2301	SANTO DOMINGO	1,1053	1,1071	1,0017	0,3324	0,3385	1,0183
2401	SANTA ELENA	0,5400	0,6000	1,1111	0,8535	0,8261	0,9679
2402	LA LIBERTAD	1,7957	2,0000	1,1138	0,3623	0,3500	0,9661
2403	SALINAS	1,3345	1,5000	1,1240	0,1846	0,1765	0,9562
9001	LAS GOLONDRINAS	2,2500	2,0000	0,8889	0,0000	0,0000	0,9613
9003	EL PIEDRERO	0,7500	0,7500	1,0000	0,7829	0,7368	0,9412
9004	MANGA DEL CURA	0,0000	0,0000	1,0606	1,2500	1,2500	1,0000

Capítulo 3: Análisis espacial de la delincuencia

3.1 Introducción

En el capítulo 1, se identificaron las variables socioeconómicas que influyen en el comportamiento delictivo a través de una serie anual, destacando cómo algunas presentan patrones diferenciados. Además, mediante un análisis de panel de datos, se obtuvo la primera evidencia del efecto de contagio de los delitos, demostrando que el impacto del crimen no se limita a las regiones donde ocurre, sino que también se extiende a regiones vecinas. Esto sugiere que la persistencia del impacto delictivo varía según la región geográfica. Estos estudios se realizaron tanto a nivel nacional como provincial, resaltando que las generalizaciones sobre los factores determinantes del crimen no siempre consideran las diferencias significativas que solo pueden evidenciarse utilizando escalas más pequeñas, como señalan Ackerman y Murray (2004).

En el capítulo 2, se empleó información a una escala menor para evaluar la eficiencia policial en la asignación de recursos destinados al control delictivo, lo que condujo a la asignación de una puntuación de eficiencia a cada unidad geográfica. Este enfoque permitió diferenciar entre cantones que demostraron eficiencia y aquellos que no.

Para profundizar y enriquecer esta investigación, resulta imprescindible incorporar un elemento clave: la ubicación de los delitos y su impacto significativo en el comportamiento criminal. El análisis espacial puede ser un complemento significativo a las metodologías utilizadas en los capítulos previos para investigar si la delincuencia sigue patrones espaciales y, en caso afirmativo, para cuantificar la intensidad de estos patrones.

Clifford Shaw y Henry McKay, pioneros en esta área, son reconocidos por sus contribuciones fundamentales en la década de 1940. Su investigación sigue siendo un punto de referencia en el campo de la criminología urbana, estableciendo un marco teórico fundamental para comprender cómo el ambiente urbano puede influir en la conducta delictiva (Mojica et al., 2019).

La distribución espacial de los delitos ha sido objeto de estudio desde diversos enfoques teóricos. Entre ellos, destaca la Teoría de la Desorganización Social, que subraya que los incidentes delictivos no ocurren al azar ni se distribuyen uniformemente en el espacio y el tiempo, sino que están influenciados por una amplia gama de características del vecindario (Peres & Nivette, 2017; Piscitelli, 2019). Además, la Teoría de las Actividades Rutinarias, desarrollada por Lawrence E. Cohen y Marcus Felson en 1970, analiza cómo las interacciones diarias de las personas y sus rutinas cotidianas, junto con la disponibilidad de posibles objetivos, generan oportunidades para la comisión de delitos (Jubit et al., 2020). En consecuencia, la identificación y comprensión de las ubicaciones donde tienden a concentrarse los delitos (puntos calientes) resulta crucial en el análisis del crimen, al igual que las características de los lugares, lo que enfatiza la importancia del espacio en el análisis del crimen.

Las diferentes teorías buscan proporcionar explicaciones a comportamientos sociales complejos, partiendo del supuesto de que el crimen surge de un área específica, probablemente el entorno residencial del delincuente, y se extiende a través de calles cercanas y frecuentemente transitadas. En este sentido, las actividades delictivas son conceptualizadas como un proceso de difusión (Smith et al., 2000).

Las teorías criminológicas juegan un papel fundamental en cómo se organizan los estudios y se enfrenta el problema del crimen. Así, la ideología sirve como base teórica clave para diseñar y emplear técnicas de análisis espacial en la criminología (Mojica et al., 2019; Shen & Andresen, 2021).

El avance en la disponibilidad de información en las últimas décadas ha desencadenado un rápido crecimiento en la difusión de la tecnología de Sistemas de Información Geográfica (SIG), junto con la accesibilidad de conjuntos de datos socioeconómicos geocodificados. Estas herramientas tecnológicas han permitido a investigadores y autoridades policiales identificar con mayor precisión puntos críticos de crimen y ejecutar estrategias de intervención más efectivas. Sin embargo, este progreso tecnológico ha generado la necesidad de métodos especializados para el tratamiento de las características únicas de estos datos geográficos. Por consiguiente, la econometría espacial ha emergido como un tema prominente en el análisis de datos espaciales en diversas disciplinas, como ciencias sociales, economía regional, economía urbana e inmobiliaria, geografía económica y economía ambiental (Chasco, 2013).

En este contexto, la investigación ha progresado hacia una comprensión más profunda de la interacción entre individuos, comunidades y el espacio físico, adoptando metodologías más complejas y tecnológicamente avanzadas para el análisis y prevención del crimen. La revolución digital ha transformado la criminología, facilitando análisis más detallados y sofisticados de datos geoespaciales, así como la aplicación de técnicas de modelado predictivo para una mejor comprensión y prevención del crimen.

Existen diversas herramientas para el manejo de la información geoespacial, como Stata, R, ArcGIS y GeoDa. En este estudio, se optó por utilizar GeoDa debido a su capacidad para facilitar el análisis de objetos definidos por su ubicación espacial, ya sean puntos (coordenadas de puntos) o polígonos (coordenadas de límites de polígonos), como lo señalan Leitner y Brecht (2007). Además, se empleó GeoDaSpace, una extensión que permite la ejecución de modelos econométricos (Chasco, 2013). Ambas aplicaciones son gratuitas y compatibles con Windows.

Aunque las técnicas de econometría espacial no son nuevas, pueden ofrecer perspectivas innovadoras en contextos específicos como el ecuatoriano. La aplicación de estos métodos para identificar *zonas calientes* delictivas y evaluar el impacto de la eficiencia policial enriquece la literatura existente y tiene el potencial de influir en la formulación de políticas públicas.

El propósito de este capítulo es evaluar la relación espacial y económica entre la criminalidad y sus factores socioeconómicos en Ecuador. La unidad geográfica que se analiza se corresponde con cada parroquia, con un total de 1.032 parroquias a lo largo del año 2022. Las fuentes principales de datos se basan en los registros georreferenciados proporcionados por la Policía Nacional del Ecuador (PNE), así como en la información obtenida del último Censo de Población y Vivienda del 2022 realizado por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). Para abordar estos temas, el análisis empírico se enfoca en la aplicación de técnicas especializadas en el análisis de datos geoespaciales y se estructura en dos secciones principales: 1) Un Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (EDSA), que incluye un estudio geoespacial de los delitos, específicamente homicidios y delitos contra la propiedad, utilizando registros policiales de los años 2018-2022, y 2) Un análisis más detallado para el

año 2022, en el que se calculan estadísticas de dependencia global y local para cuatro tipos de delitos: homicidios, robo de automóviles, robo de motocicletas y robo a personas. Además, se lleva a cabo un análisis econométrico espacial para la modelización predictiva del crimen y la evaluación de otros factores potencialmente influyentes, aplicando este análisis a los mismos delitos, parroquias y período de tiempo.

Los hallazgos revelan que ciertas parroquias son afectadas por la incidencia delictiva en zonas vecinas, indicando que la distribución de los delitos no es espacialmente aleatoria. Se identifican zonas de baja y alta incidencia delictiva, se analiza el tipo de mecanismo de difusión de los delitos, y se examina el impacto de variables socioeconómicas en las tasas de criminalidad.

Este estudio se destaca por su enfoque en analizar y validar la relación entre la incidencia delictiva y los factores de disuasión, con especial énfasis en la eficiencia policial, considerada una variable explicativa clave y evaluada detalladamente en el capítulo 2. Este análisis aporta una nueva dimensión al entendimiento de cómo las fuerzas del orden influyen en las dinámicas delictivas.

Para fortalecer la validez de los resultados, este estudio incorporó una metodología avanzada de análisis espacial, utilizando cinco tipos distintos de matrices de pesos espaciales y calculando tres tipos de indicadores de autocorrelación local. Esta estrategia se enriqueció aún más con la implementación de diversos modelos econométricos, lo que incrementa la solidez y confiabilidad de las conclusiones alcanzadas. Esta aproximación holística no solo reafirma la credibilidad de los hallazgos, sino que también resalta la complejidad inherente y el carácter multifacético de la criminalidad.

En el contexto ecuatoriano, la alta heterogeneidad en la relación entre los delitos y las variables socioeconómicas sugiere que los delitos no ocurren al azar y pueden estar influenciados por factores de interacción espacial. Por lo tanto, el análisis de la delincuencia y su relación con variables socioeconómicas debe abordarse mediante un enfoque que considere las diversas características espaciales en las que se producen los delitos (Herrera Giraldo et al., 2023). Hasta el momento de este estudio, la investigación sobre la delincuencia en Ecuador desde una perspectiva espacial se ha limitado a unos pocos trabajos centrados en el Distrito Metropolitano de Quito, lo que deja una notable ausencia de análisis integrales a nivel nacional que exploren los patrones espaciales de criminalidad. En otras palabras, existe un conocimiento limitado acerca de cómo se distribuye espacialmente el crimen en Ecuador. Este estudio pretende cubrir esa brecha y contribuir de manera significativa a esta área de investigación científica.

El capítulo está estructurado de la siguiente manera: en la Sección 2 se realiza una revisión de la literatura; la Sección 3 aborda la metodología, conceptos relevantes, análisis exploratorio de datos espaciales, tipo de difusión y econometría espacial; la Sección 4 presenta los datos utilizados en la aplicación empírica; en la Sección 5, se presentan e interpretan los hallazgos empíricos; y, finalmente, la Sección 6 concluye el análisis.

3.2 Revisión de la literatura

El procedimiento aplicado para la revisión bibliográfica se compone de cuatro fases: 1) definición del problema; 2) búsqueda de la información; 3) organización de la información; y 4), análisis de la información (Gómez-Luna et al., 2014). La primera fase tiene relación

directa con el objetivo del capítulo, que es el estudio espacial de la delincuencia. Para cumplir la segunda fase se consultó, entre octubre y noviembre de 2023, en la base de datos Scopus el siguiente algoritmo de búsqueda: [spatial] AND [analysis] AND [crime] vinculado a título del artículo, resumen y palabras claves. La búsqueda se limitó a investigaciones publicadas a partir del año 2010 en idioma inglés.

En cuanto a la tercera fase, en un primer momento se seleccionó una muestra con un total de 1.082 artículos. A continuación, se los filtró por título y resumen quedando 133 artículos. Posteriormente, se analizó en cada documento los siguientes datos informativos: 1) título; 2) nombre de la revista en la que fue publicado; 3) año de publicación; 4) nombre del o los autores; 5) contexto de la investigación; 6) temática; y 7) el tipo de metodología de investigación empleada. Como resultado se logró seleccionar 65 artículos que se constituye en la muestra a ser analizada. Finalmente, en la cuarta fase se analizó la información recopilada.

El análisis espacial de la delincuencia y la ecología urbana dio un gran salto con el trabajo de Shaw y McKay, iniciado en la década de 1940 y continuado hasta 1969. En su obra emblemática, *Delincuencia Juvenil y Áreas Urbanas*, emplearon métodos de análisis espacial para examinar la distribución de la delincuencia juvenil en Chicago. Su investigación permitió identificar patrones geográficos significativos y establecer conexiones importantes entre la delincuencia y las características socioeconómicas y estructurales de las áreas urbanas.

Con el tiempo, este enfoque ha evolucionado para convertirse en una perspectiva teórica dominante, desplazando el enfoque tradicional centrado en las características individuales de los delincuentes hacia una comprensión más amplia de los factores contextuales del entorno urbano. Este cambio de paradigma ha sentado las bases para el desarrollo de teorías criminológicas relacionadas con desorganización social y la transmisión cultural de la delincuencia (Ackerman & Murray, 2004; Piscitelli, 2019).

La Tabla 1 presenta un compendio de las publicaciones más significativas sobre el análisis espacial de la delincuencia, destacando cuatro temas principales que han capturado el interés académico a lo largo del tiempo.

El avance constante en la calidad estadística de las bases de datos socioeconómicas georreferenciadas, disponibles de forma gratuita para su descarga, y el desarrollo de software especializado en sistemas de información geográfica (SIG), han impulsado el primer tema de investigación. Este se enfoca en el análisis del crimen desde una perspectiva espacio-temporal y la creación de perfiles geográficos, aprovechando al máximo la tecnología geoespacial (Nakaya & Yano, 2010; Andresen, 2015).

El segundo tema ha evolucionado hacia el análisis de patrones del crimen, zonas calientes y efectos de dispersión, es decir, los impactos que la variación de un delito puede tener en la variación del mismo delito en áreas adyacentes. Estudios iniciales de Sherman et al. (1989) sugirieron que la violencia homicida no se distribuye de manera aleatoria en un territorio, sino que tiende a concentrarse en espacio y tiempo. Este supuesto ha sido confirmado con el paso del tiempo (Herrera Giraldo et al., 2023; Prates et al., 2023; Mohammadi, 2023; Zhou et al., 2023).

Una vez identificados las zonas calientes, surge la interrogante sobre cómo se propaga el contagio, un término utilizado para describir la difusión del crimen a lo largo del tiempo y en

un área determinada. La propagación de los delitos presenta similitudes con la de una epidemia (Ramírez-de-Garay, 2016). Este tercer tema de investigación ha motivado el desarrollo de aplicaciones de técnicas de análisis espacial desde una perspectiva agregada, con el fin de identificar la distribución espacial de los delitos y, a partir de ello, distinguir patrones de difusión espacial y temporal que pueden considerarse como contagiosos (Cohen & Tita, 1999; Braga et al., 2019).

El cuarto tema de investigación aborda el análisis de los complejos efectos de la dependencia espacial, dando lugar al desarrollo de los modelos de autoregresión espacial (SAM, por sus siglas en inglés). Para aplicar un SAM, el investigador debe determinar cuáles componentes del modelo de regresión deberían incorporar rezagos espaciales y construir una matriz de pesos espaciales que refleje cómo se estructuran las dependencias espaciales en dichos componentes. Estas decisiones pueden influir de manera significativa en los resultados obtenidos mediante un SAM (LeSage & Pace, 2009). Cuando se especifican de forma adecuada, los SAM pueden ofrecer estimaciones fiables sobre las relaciones entre variables en contextos donde el proceso de generación de datos está estructurado espacialmente (Prates et al., 2023; Silveira Neto et al., 2023; Vilalta & Fondevila, 2023).

Dada la importancia de contar con este tipo de información, el análisis espacial de la delincuencia ha experimentado un aumento progresivo y una constante evolución. Este dinamismo se debe a varias razones, siendo la creciente valoración del análisis geográfico y espacial en el ámbito de la delincuencia y su impacto en el sistema de justicia penal una de las más destacadas. Este enfoque es una herramienta crucial para la policía y las comunidades, ya que permite identificar, gestionar y supervisar problemas específicos en los vecindarios. Además, contribuye a la eficiencia operativa de las comisarías y facilita la detección de patrones en el comportamiento delictivo, lo que es fundamental para orientar las estrategias de prevención del crimen, entre otros beneficios (LeBeau & Leitner, 2011).

Finalmente, tras revisar la literatura, se identifican dos temas adicionales de gran relevancia: el primero, es que una gran parte de las investigaciones opta por utilizar como variables dependientes los distintos tipos de delitos de manera individual. La práctica de agregar tipos de delitos para el análisis espacial se considera inadecuada; aquellos que la emplean justifican su uso por varias razones, como la baja incidencia de delitos, la confidencialidad mantenida por las instituciones responsables de la información oficial, y las estrategias empleadas para clasificar y reportar incidentes delictivos, entre otros motivos. Andresen y Linning (2012) proporcionan evidencia empírica y argumentan que, en casi todas las situaciones, la agregación de tipos de delitos resulta inapropiada para análisis basados en polígonos. Estas agregaciones solo son adecuadas en el caso de unidades de análisis microespaciales, como los segmentos de calles.

El segundo tema destacado se centra en la limitada cantidad de investigaciones que incorporan variables disuasorias relacionadas con la actividad policial en los modelos espaciales del crimen. Entre los indicadores utilizados se encuentran, por ejemplo, la densidad de unidades de policía comunitaria (UPC), el número de comisarías de policía, o el ratio de policías por cada 100.000 habitantes de la población residente (Cabrera-Barona et al., 2019; Herrera Giraldo et al., 2023; Prates et al., 2023; Vilalta & Fondevila, 2023). Sin embargo, hasta la fecha de esta revisión, no se ha identificado el uso de la eficiencia policial como un factor disuasorio en la incidencia delictiva.

Tabla 1

Breve revisión de la literatura empírica sobre el Análisis espacial de la delincuencia

Autor	País	Datos	Modelo espacial	Matriz de pesos	Adicionales	Variable dependiente
Cohen y Tita, 1999	EE.UU.	Serie temporal: 1980-1995			ESDA, Difusión	Tasa de homicidios
Smith et al., 2000	EE.UU.	Corte transversal: 1993	SAR	Banda de distancia	Difusión	nº incidentes de robo callejero por bloque
Fornango, 2010	EE.UU.	Panel: 1999-2001	MCO, SAR y SEM	Reina: 1er orden	AE: Global y Local	Tasa de homicidios
Andresen, 2013	Canadá	Serie temporal: 1991-2001			AE: Local	nº de delitos: 8 tipos
Vilalta, 2013	Canadá	Corte transversal: 2009	MCO y GWR	Banda de distancia	AE: Global	Tasa de homicidios
Melsness y Weichelt, 2014	EE.UU.	Serie temporal: 1999-2009			AE: Local, Difusión	nº de delitos: 3 tipos
Andresen, 2015	Canadá	Serie temporal: 2007-2010			AE: Local, Densidad del núcleo	nº de delitos: 5 tipos
Fuentes y Sanchez, 2015	México	Corte transversal: 2010	MCO y GWR	1	AE: Global	Tasa de homicidios por 100.000 habitantes
Ramirez de Garay, 2016	México	Serie temporal: 1990-2010			AE: Global y Local, Difusión	Tasa de homicidios
Sim y Miller, 2016	EE.UU.	Serie temporal: 2004-2006			ESDA	nº de delitos: 3 tipos
Haberman, 2017	EE.UU.	Corte transversal: 2011			AE: Local	nº de delitos: 11 tipos
Mojica et al., 2017	Filipinas	Corte transversal: 2010	SAR y SEM	Banda de distancia	AE: Global	Tasa de delitos por 100.000 habitantes: 7 tipos
Ivan y Horák, 2018	República Checa	Serie temporal: 2009-2011			AE: Local	nº de delitos
Braga et al., 2019	Varios	Corte transversal: 2017			AE: Local, Difusión	nº de delitos: 4 tipos
Cabrera-Barona et al., 2019	Ecuador	Corte transversal: 2012	MCO y GWR	1	AE: Global y Local	nº de delitos: 7 tipos
de Oliveira et al., 2019	Brasil	Corte transversal: 2010	MCO y SDEM	Reina y Torre	AE: Global	Tasa de homicidios por 100.000 habitantes
Fenimore, 2019	EE.UU.	Corte transversal: 2009			AE: Local, Difusión	nº de delitos: 9 tipos
Nava y Zepeda, 2019	México	Serie temporal: 2016-2019			AE: Local	nº robo a transeúntes

Tabla 1 (continuación)

Autor	País	Datos	Modelo espacial	Matriz de pesos	Adicionales	Variable dependiente
Piscitelli, 2019	EE.UU.	Panel: 1927-1933	SAR y SEM	Reina: 1er orden	AE: Global	Tasas de delincuencia juvenil masculina
Jubit et al., 2020	Malasia	Serie temporal: 2015-2017			AE: Local	Tasa de delitos contra la propiedad
de león, 2021	Centro-américa	Corte transversal: 2020			ESDA, Difusión	Tasa de homicidios
Kim y Song, 2021	EE.UU.	Web GeoDa 2020	MCO y regresión semiparamétrica con filtrado espacial	Reina: 1er y 2do orden	AE: Global	Varios conjuntos de datos
Shen y Andresen, 2021	Canadá	Corte transversal: 2016	SAR y SEM	Reina: 1er orden	AE: Global	Tasa de delitos por 1.000 habitantes: 5 tipos
Cadena-Urzúa et al. 2022	Chile	Panel: 2010-2018	Panel espacial con efectos fijos	Torre	AE: Global, Difusión	n° delitos contra las personas y contra la propiedad
Herrera et al., 2023	Colombia	Corte transversal: 2012	MCO, SDEM, SDM y SAC	1	AE: Global y Local	Tasa de homicidios por barrios
Kabiraj, 2023	India	Panel: 2004-2020	SAR y SEM	1	AE: Global	Tasa de delitos por 100.000 habitantes: 6 tipos
Prates et al., 2023	Brasil	Corte transversal: 2010	SAR	Reina: 1er orden	AE: Global y Local	Tasa de homicidios por 100.000 habitantes
Mohammadi, 2023	Irán	Serie temporal: 2008-2018			AE: Global	Tasa de homicidios
Silveira Neto et al., 2023	Brasil	Corte transversal: 2010-2012 (promedio)	MCO y SDEM	Reina y Torre		Tasa de homicidios y tráfico de drogas por 100.000 habitantes
Vilalta y Fondevila, 2023	México	Panel: 2016-2018	GWR	Reina: 1er orden	AE: Global	Robo residencial
Zhou et al., 2023	Inglaterra	Corte transversal: 2015	MCO y GWR	Reina	AE: Global y Local	Tasas de criminalidad

Notas: 1 = no especifica el tipo de matriz de pesos espaciales utilizado, AE = Autocorrelación espacial, EDSA = Análisis exploratorios de datos espaciales, GWR = Regresión geográficamente ponderada, SAC= Modelo autorregresivo espacial combinado, SAR = Modelo autorregresivo espacial, SEM = Modelo de error espacial, SDEM = Modelo de error espacial Durbin.

3.3 Metodología

3.3.1 Conceptos sobre la distribución espacial del crimen

En este apartado se abordan los conceptos esenciales para entender la distribución espacial del crimen. La granularidad permite examinar la densidad del crimen a diferentes escalas espaciales, revelando variaciones sutiles que podrían pasar desapercibidas en análisis menos detallados. El solapamiento de puntos calientes identifica áreas donde las incidencias del crimen se concentran de manera significativa, lo que facilita un enfoque dirigido en las intervenciones de seguridad. Por último, los efectos espaciales ayudan a comprender cómo las características de un lugar influyen en las zonas adyacentes, ofreciendo una visión más integral y dinámica del fenómeno criminal. Estos conceptos no solo enriquecen el análisis, sino que también refinan las estrategias de prevención y respuesta a la criminalidad.

3.3.1.1 Unidad de Área Modificable (UAM)

Las UAM son útiles en el análisis espacial, especialmente en el ámbito de la planificación urbana y territorial. Se pueden abordar desde dos perspectivas claras: la influencia de la agregación de divisiones territoriales y la elección de la escala adecuada.

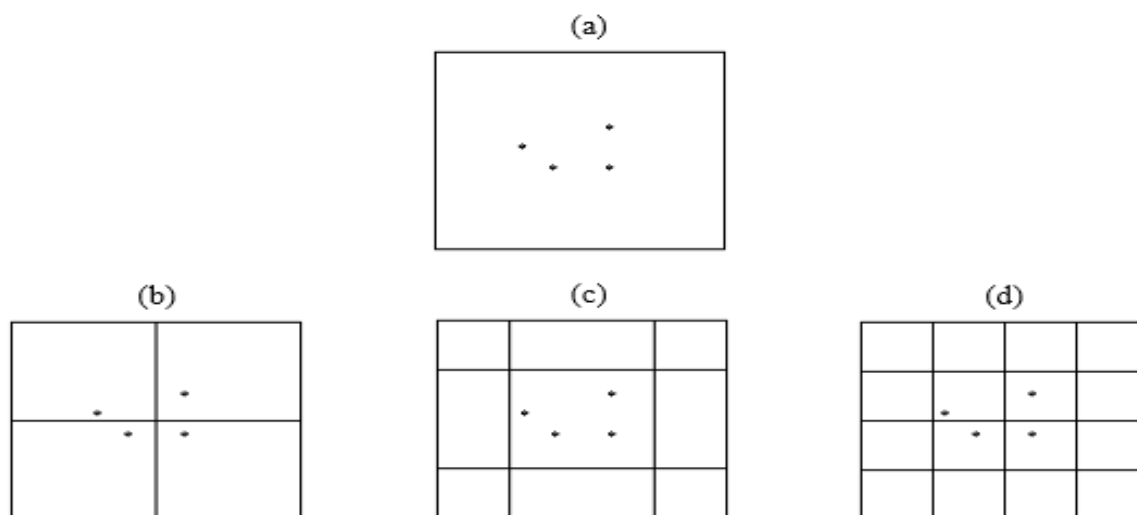
El problema de la agregación territorial se refiere a cómo los resultados de un análisis espacial pueden variar según las divisiones territoriales utilizadas. Dependiendo de la forma y tamaño de las divisiones territoriales (por ejemplo, provincias, cantones, parroquias, y circuitos), los resultados pueden cambiar, ya que diferentes divisiones capturan diferentes variaciones espaciales. Mientras que el problema de la escala se refiere a las inconsistencias en las mediciones que pueden surgir debido a cambios en el tamaño de las unidades de medida. A medida que cambia el tamaño de las unidades geográficas (por ejemplo, desde niveles más pequeños como parroquias hasta niveles más grandes como provincias), los patrones espaciales y las relaciones entre variables pueden cambiar, afectando así los resultados y conclusiones del análisis. Ambos problemas son fundamentales para tener en cuenta en el análisis espacial, ya que pueden influir significativamente en los resultados y en la interpretación de los datos (Pablo-Martí & Muñoz-Yebra, 2009).

Arbia (2001) ofrece un ejemplo que ilustra claramente ambos problemas. Se considera un área con una concentración geográfica evidente de delitos en el centro del área de análisis (Figura 1a). Si se utilizan distintas divisiones territoriales para medir la concentración (problema de agregación), se obtendrán distintas medidas de concentración. Por ejemplo, la distribución territorial de la Figura 1b mostraría una distribución homogénea, mientras que la Figura 1c reflejaría una concentración elevada. En las Figuras 1c y 1d también se ilustra el problema de la escala: una retícula más fina produce una estimación mayor de la concentración en el primer caso que en el segundo.

De acuerdo con Ramos et al. (2021), los estudios iniciales sobre los efectos de la granularidad o nivel de detalle en los patrones del crimen están relacionados con el trabajo de Brantingham et al. en 1976. Por otro lado, el interés en analizar el crimen en unidades microgeográficas fue impulsado por el trabajo de Sherman et al. en 1989. En la senda de la investigación sobre este tema, ha surgido una pregunta evidente a lo largo del tiempo: ¿Cuál sería la granularidad óptima para captar de manera efectiva los mecanismos y procesos subyacentes a los actos delictivos?

Figura 1

El problema de las unidades de área modificables



Fuente: Adaptación de Arbia (2001).

En este contexto, Kelly (2000) utiliza datos de los condados de Estados Unidos y sugiere que la extensión natural de su investigación sería someter el modelo a pruebas en una gama más amplia de datos, como las ciudades estadounidenses o las zonas policiales británicas. Así mismo, comenta que sería especialmente interesante examinar los datos en unidades geográficas relativamente pequeñas para evaluar si la desigualdad local se refleja en niveles más altos de delitos contra la propiedad. Según Ackerman y Murray (2004), investigaciones enfocadas en la delincuencia en comunidades más pequeñas demuestran que el crimen no se restringe exclusivamente a ser un comportamiento de las grandes ciudades. Ramírez-de-Garay (2016) destaca que los efectos de los factores socioeconómicos en los delitos son de naturaleza cambiante y solo se hacen evidentes en unidades de análisis de cierto tamaño. Gélvez-Ferreira (2019) sostiene que, según el nivel de granularidad seleccionado, los resultados pueden mostrar cambios sutiles, lo que subraya la importancia del criterio del investigador en esta elección. Por otro lado, Kabiraj (2022) señala que al reducir la escala de la granularidad de alta a baja, se profundiza el análisis, dado que los delitos están fuertemente influenciados por fenómenos locales.

Según Pablo-Martí y Muñoz-Yebra (2009), la selección del nivel de análisis debe basarse en los objetivos específicos del estudio. Por ejemplo, si el objetivo es analizar las causas que influyen en la ubicación de los delitos a nivel municipal, entonces el municipio es el ámbito adecuado. Por otro lado, si se busca evaluar el riesgo en un barrio específico, la zona censal sería el nivel apropiado. Sin embargo, si el propósito es examinar el impacto de una variable sobre la localización delictiva de manera más general o teórica, se debería realizar un análisis en todas las posibles divisiones territoriales. Las diferencias en los resultados de estas estimaciones destacan cómo el comportamiento de las variables varía según la división territorial utilizada.

En resumen, los recuentos de delitos muestran sensibilidad a la elección de la granularidad. Cuando se eligen granularidades muy finas, como segmentos de calles, los recuentos pueden volverse inestables y poco representativos. Por otro lado, al optar por granularidades más

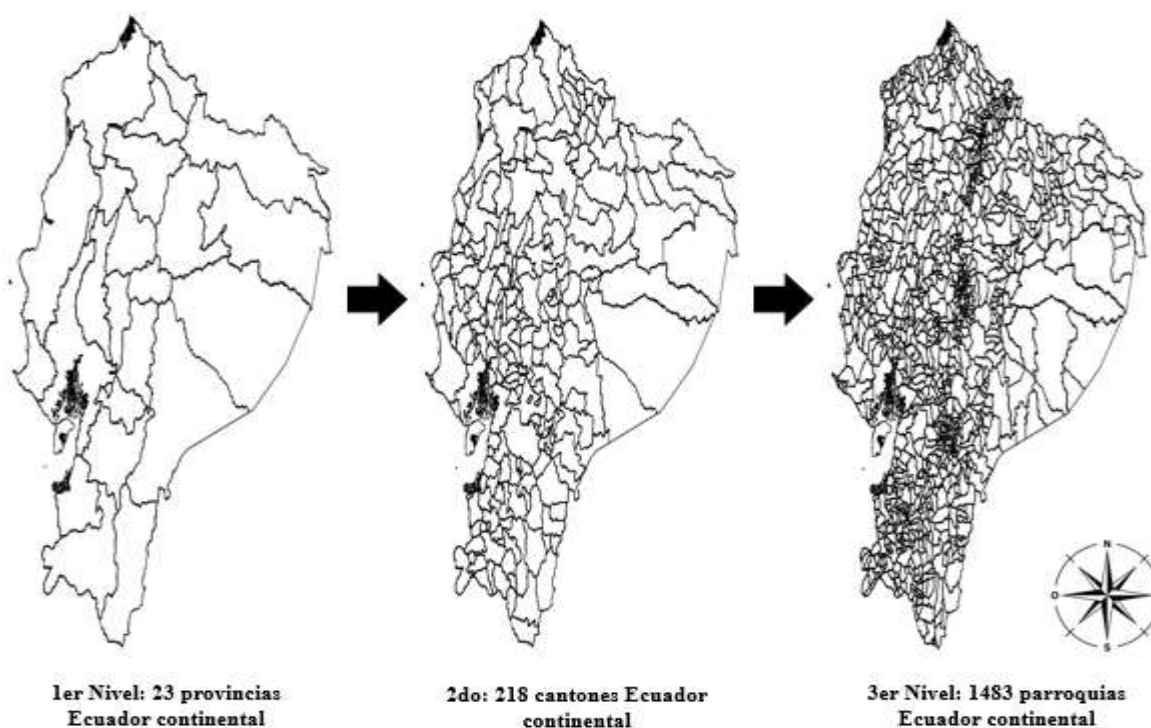
gruesas, existe el riesgo de ocultar las zonas calientes de la delincuencia. En otras palabras, las correlaciones observadas entre variables a nivel agregado pueden no mantenerse en granularidades más finas, lo que implica que los resultados están parcialmente condicionados por esta decisión (Ramos et al., 2021; Xia et al., 2021).

Es fundamental señalar que este tema se encuentra en desarrollo, por lo que aún se requiere mayor evidencia teórica y empírica. Por este motivo, es esencial respaldar la selección de la granularidad mediante la evidencia proveniente de los datos espaciales disponibles, al tiempo que se deben tener en cuenta otros factores teóricos pertinentes.

Enfocándonos en la estructura territorial del Estado ecuatoriano, y excluyendo el Archipiélago de Galápagos, la Figura 2 muestra la disposición de los niveles de organización territorial. En orden descendente, se cuentan 23 provincias, 218 cantones y 1,483 parroquias, según lo establecido en la Constitución de la República del Ecuador (Asamblea Constituyente, 2008). Históricamente, el país ha enfrentado altas tasas de criminalidad, limitaciones presupuestarias y una falta de base sólida en el uso de enfoques basados en datos. No obstante, después de 12 años, en 2022 se realizó el último Censo de Población y Vivienda (INEC, 2022), consolidándose como la principal fuente de datos para este capítulo.

Figura 2

Niveles político - territoriales de la República del Ecuador



Fuente: Elaboración propia.

Considerando lo mencionado anteriormente, en este capítulo se propone realizar un análisis espacial de la delincuencia utilizando cada parroquia como unidad geográfica de análisis. La elección de una mayor granularidad permitirá identificar conglomerados internos dentro de cada región, proporcionando así *insights* más detallados sobre la distribución del crimen.

3.3.1.2 Solapamiento de delitos en puntos calientes

Aunque se conoce que los delitos tienden a concentrarse en zonas censales de alto riesgo identificadas como puntos calientes delictivos, y que tanto su tamaño como su ubicación varían según el tipo de crimen, además de estar sujetos a influencias contextuales específicas, como la presencia de factores de riesgo social, económico, o ambiental, persiste una pregunta sin respuesta clara. Esta interrogante se centra en si niveles desproporcionados de diferentes tipos de delitos convergen en las mismas zonas censales.

Los puntos calientes pueden involucrar diferentes tipos de delitos, creando una multidimensionalidad en el análisis. Por ejemplo, una zona censal puede ser un punto caliente para robos a mano armada y, al mismo tiempo, para venta de drogas. También existe la posibilidad de diversas capas de solapamiento o superposición, donde ciertas zonas censales son puntos calientes para múltiples delitos. Estas capas pueden variar en intensidad y duración, lo que añade complejidad a la comprensión de la dinámica del crimen en una zona censal específica.

Telep et al. (2014) señalan que si los puntos calientes de diferentes tipos de delitos se superponen extensamente, es posible que explicaciones más generales sobre estos puntos calientes delictivos y tácticas de amplio alcance sean adecuadas. En cambio, si los puntos calientes de diferentes tipos están dispersos geográficamente, es más plausible que se requieran explicaciones teóricas individualizadas para comprender los puntos calientes y que se necesiten tácticas policiales adaptadas al problema específico en cuestión.

De acuerdo con el estudio de Shiode et al. (2022), se encontró que delitos como agresiones, lesiones y daños a la propiedad suelen concentrarse en ubicaciones primarias. En zonas secundarias, estos incidentes a menudo coexisten con otros tipos de crímenes, incluyendo robos en la calle y hurtos de vehículos a motor, así como daños adicionales a la propiedad. Con el tiempo, algunas de estas áreas secundarias pueden transformarse en puntos calientes de escala terciaria, al añadirse delitos más graves como homicidios, agresiones sexuales y actividades relacionadas con narcóticos. Este proceso conduce a la formación de barrios ampliamente afectados por la delincuencia.

El solapamiento revela conexiones complejas y redes de actividades delictivas. La comprensión de estas conexiones proporciona información valiosa sobre la dinámica subyacente de la delincuencia. Conocer en qué medida se superponen los puntos calientes de diferentes tipos de delitos es esencial para establecer objetivos organizativos, prioridades y asignaciones de recursos cuando los departamentos de policía desarrollan planes estratégicos. Un ejemplo destacado de los beneficios de esta estrategia es que permite a los departamentos de policía asignar el personal de manera más eficiente, al concentrar sus esfuerzos en una área geográfica más reducida.

Este tema ha sido poco explorado en la investigación académica y se encuentra en una fase de desarrollo. La identificación de puntos calientes y superposiciones requiere el empleo de métodos estadísticos sólidos, tales como la estadística de escaneo espacial, algoritmos de crecimiento de patrones frecuentes y análisis espacial de cuadrículas (Haberman, 2017; (Shiode et al., 2022).

3.3.1.3 Efectos espaciales

Conforme a las ideas presentadas por Anselin (1988), los efectos espaciales pueden manifestarse de dos maneras principales: dependencia espacial y heterogeneidad espacial. La dependencia espacial implica que los eventos en una ubicación ejercen influencia sobre los eventos en otras ubicaciones dentro de un sistema geográfico. Por otro lado, la heterogeneidad espacial se refiere a la variabilidad en la distribución de eventos en el espacio. Es crucial destacar que estas dos formas de efectos espaciales no son situaciones mutuamente excluyentes, ya que es posible que coexistan tanto la dependencia espacial como la heterogeneidad espacial en los mismos datos (Fornango, 2012).

Es crucial identificar las fuentes de patrones espaciales cuando un comportamiento de interés presenta una correlación no nula en el espacio. Estas fuentes se pueden clasificar en cuatro categorías: 1) Similitud estructural, donde las características de las unidades espaciales que generan el comportamiento tienden a agruparse en el espacio, dando lugar a que el resultado también exhiba un patrón de agrupación; 2) Efecto espacial, que surge cuando el propio resultado se genera parcialmente mediante algún proceso de contagio o difusión, influenciando así el valor del resultado en unidades vecinas; 3) Perturbación espacial, atribuible a la omisión de una variable en el modelo, donde la dependencia espacial se modela como parte del término de error; y 4) Heterogeneidad espacial, que se manifiesta como la inestabilidad de los parámetros de regresión en el espacio. Cuando hay heterogeneidad espacial, la forma estructural de la regresión puede variar de una región a otra en el sistema, o los coeficientes de regresión pueden diferir (Doreian, 1980; Anselin, 1988; Cohen & Tita, 1999; Baller et al., 2001).

La comprensión de estas fuentes no excluyentes facilita la selección y aplicación de modelos econométricos espaciales pertinentes para abordar de manera precisa y efectiva los procesos espaciales relacionados con la criminalidad.

El análisis detallado de la dependencia espacial se abordará en las secciones subsiguientes. A continuación, se comentan algunas características de la heterogeneidad espacial en el contexto del crimen que han sido resaltadas por autores como Fornango (2012), Andresen y Malleson (2013), Sim y Miller (2016), Herrera Giraldo et al. (2023), y Vilalta y Fondevila (2023):

- La heterogeneidad espacial implica que pueden existir zonas censales con una alta concentración de eventos criminales, mientras que otras pueden ser relativamente seguras, por lo tanto, no todos los lugares tienen la misma propensión o riesgo de experimentar actividades delictivas.
- La variabilidad en la distribución del crimen puede atribuirse a factores específicos del lugar, como características físicas del entorno, densidad de población, presencia de comercios o infraestructuras, entre otros. Estos factores locales contribuyen a la heterogeneidad.
- La heterogeneidad no es estática y puede cambiar con el tiempo. Las zonas censales que tienen altas tasas de criminalidad en un momento determinado pueden experimentar cambios debido a intervenciones específicas o cambios en la dinámica social.

- La heterogeneidad espacial puede manifestarse en patrones específicos de crimen. Por ejemplo, en algunas áreas urbanas, la violencia puede ser más prevalente, mientras que en otras, el robo puede ser más común.
- La heterogeneidad puede reflejar diferencias socioeconómicas entre zonas censales, con impactos en la prevalencia del crimen. Aquellas zonas censales con desventajas socioeconómicas pueden ser más propensas a la criminalidad.

Para resolver los problemas de heterogeneidad, es posible adoptar dos enfoques alternativos:

1. Imponer una estructura en la forma funcional:
 - a) Para variación discreta, se puede emplear modelos de Regímenes Espaciales (Herrera Giraldo et al., 2023; Prates et al., 2023).
 - b) Para variación continua, se recurre a modelos de *Trend Surface* (Agterberg, 1984).
2. Permitir que los parámetros sean heterogéneos:
 - a) Mediante modelos con efectos fijos o efectos aleatorios (Kabiraj, 2022; Cadena-Urzúa et al., 2022).
 - b) A través de Regresiones espaciales ponderadas (*Spatially Weighted Regressions*) (Vilalta & Fondevila, 2023).

3.3.2 Análisis exploratorios de datos espaciales (EDSA)

El análisis exploratorio tiene como objetivo analizar el comportamiento de las variables de interés y su incidencia en lugares específicos de un país, región o zona. Existen diversas formas de analizar los datos espaciales: descriptiva, visual o matemática. Los mapas temáticos son herramientas útiles, que facilitan el análisis visual, de lo que está presente o lo que está ocurriendo en los diferentes lugares, y los valores numéricos recopilados permiten corroborar lo que se puede percibir visualmente en los mapas (Ramírez-de-Garay, 2016).

Al conjunto de técnicas que permiten visualizar las distribuciones espaciales, identificar localizaciones atípicas (*spatial outliers*), descubrir patrones de asociación espacial (*clusters*) o puntos calientes (*hot spots*), y sugerir diferentes estructuras espaciales u otras formas de inestabilidad espacial, se les conoce como Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (ESDA, por sus siglas en inglés *Exploratory Spatial Data Analysis*) (Anselin & Bao, 1997; Anselin et al., 2000).

En este apartado se tratan tres temas: primero, se realiza una descripción de algunas herramientas de geovisualización; segundo, se analiza los diferentes tipos de matrices de pesos espaciales; y tercero, se describe los índices utilizados con mayor frecuencia para estimar la presencia de autocorrelación espacial de los delitos.

3.3.2.1 Descripción de la distribución espacial de los delitos

Para realizar el ESDA es necesario que previamente la información geográfica este georreferenciada o geocodificada, lo que significa que cada unidad geográfica debe estar asociada con coordenadas de latitud y longitud (centroides).

El programa GeoDA proporciona varias aplicaciones estadísticas para realizar análisis exploratorios, comenzando por diagramas de caja y mapeos para el análisis de valores atípicos (Leitner & Brecht, 2007) que se comentan a continuación:

- **Box Plot.** – También conocido como diagrama de caja y bigote, este gráfico fue concebido por John Tukey en 1970 y constituye una herramienta visual que ofrece detalles acerca de la distribución y dispersión de un conjunto de datos (Tukey, 1977). En un contexto de análisis espacial, este tipo de gráfico puede ser útil para visualizar la variabilidad de un atributo o variable en diferentes unidades geográficas. A continuación, se presentan algunas interpretaciones que pueden llevarse a cabo en el análisis espacial:

Medianas y cuartiles. - La línea dentro de la caja representa la mediana del conjunto de datos, mientras que la caja en sí abarca el rango intercuartílico (IQR), que incluye el 50% de los datos que están en el medio del conjunto, es decir, entre el primer y el tercer cuartil. Este enfoque permite comparar las medianas y los cuartiles entre diferentes ubicaciones para entender las diferencias en las tendencias centrales de los datos espaciales

Dispersión y variabilidad. - La longitud de las cajas y los bigotes proporciona información sobre la dispersión de los datos. Cajas más largas y bigotes extendidos indican mayor variabilidad en los datos. Se puede comparar la variabilidad espacial entre diferentes zonas censales utilizando estos elementos del diagrama.

Valores atípicos. - Los puntos fuera de los bigotes se consideran valores atípicos. En el contexto espacial, estos podrían indicar ubicaciones con datos inusuales o excepcionales. Identificar y comprender estos valores atípicos puede ser crucial para el análisis espacial.

Patrones espaciales. – Se puede identificar patrones espaciales en la distribución de los datos. Por ejemplo, si hay consistencia en la variabilidad o si hay áreas con valores atípicos similares, esto podría indicar patrones geográficos significativos.

- **Quantile Map.** – Los cuantiles dividen un conjunto de datos ordenado en partes iguales, lo que permite examinar cómo se distribuye la variable a lo largo de diferentes rangos en el espacio. En un contexto de análisis espacial un mapa de cuantiles proporciona información valiosa sobre la distribución espacial de una variable específica en un conjunto de datos. Algunas interpretaciones que se pueden realizar al analizar un mapa de cuantiles se comentan a continuación:

Identificación de patrones espaciales. – En el mapa se puede observar si ciertas zonas censales muestran valores más altos o más bajos en comparación con otras, lo que proporciona información sobre la distribución de la variable en el espacio.

Gradientes y transiciones. - Los cuantiles representan rangos específicos de valores, lo que facilita la identificación de gradientes y transiciones en una variable a medida que existe desplazamiento a través del espacio. Esta herramienta resulta útil para comprender cómo cambian gradualmente los valores en diferentes unidades geográficas.

Disparidades regionales. - Al observar los cuantiles en zonas censales específicas, se puede evaluar las disparidades regionales en una variable analizada. Identificar cuantiles más altos o más bajos en determinadas ubicaciones proporciona información sobre las diferencias espaciales en los niveles de la variable.

Valores atípicos. – Los cuantiles permiten identificar valores extremos, por ejemplo: el mapa de percentiles muestra un rango en el percentil 1 y los que se encuentran por encima del percentil 99, lo que facilita la detección de estos valores extremos.

3.3.2.2 Modelado de matrices de pesos espaciales

Otra decisión importante que se debe tomar para continuar con el ESDA son los pesos espaciales que se utilizarán para describir la relación espacial entre las unidades geográficas. Las matrices de pesos espaciales reflejan la conectividad o vecindad entre las observaciones y son fundamentales en técnicas como la autocorrelación y la regresión espaciales.

Existen algunos tipos de matrices de pesos y la elección depende del problema específico y de la naturaleza de los datos geográficos que se están analizando. Por ejemplo: contiguos, por distancia, binarios, por umbral, por área común, por correlación, por dendograma, por redes espaciales, K-vecinos más cercanos, entre otros.

Kim y Song (2021) explican que es posible configurar el entorno para cada unidad geográfica, ya sea un polígono o un punto. En el caso de datos representados por polígonos, se pueden establecer pesos espaciales basados en la contigüidad. Por otro lado, para datos de puntos, se pueden utilizar enfoques basados en la distancia y los k-vecinos más cercanos. Como resultado de este proceso, se pueden generar diferentes tipos de matrices de pesos espaciales W que están estandarizadas por filas.

La *matriz por contigüidad* es binaria, donde las filas y las columnas representan las unidades geográficas en el conjunto de datos, asignando un valor de 1 si dos unidades son vecinas y 0 si no lo son. Las relaciones que se calculan son similares al movimiento de las piezas de un tablero de ajedrez, por lo que las relaciones de la matriz se denominan tipo Reina, Torre o Alfil¹. En el criterio Reina, dos unidades se consideran vecinas si comparten un lado o una esquina, lo que significa que son contiguas incluso si solo comparten una esquina. En contraste, según el criterio Torre, dos unidades solo se consideran vecinas si comparten un lado, sin que la coincidencia de una esquina sea suficiente. Adicionalmente, se puede escoger el orden de contigüidad de los vecinos. Por ejemplo: el Orden 1 se corresponderá con el vecino más cercano (continuidad directa, se tocan), el Orden 2 incluirá, tanto a los vecinos directos, como a los vecinos de los vecinos (Anselin et al., 2014).

La matriz de pesos, W , para mallas irregulares toma la forma:

$$W_{ij} = \begin{cases} 0, & i = j = 1, \dots, n; \\ 1/n_i, & \text{si } j \in V(i), \text{ con } n_i = \#V(i); \\ 0, & \text{si } j \notin V(i), \end{cases} \quad [1]$$

donde i y j representan dos unidades geográficas y $V(i)$ es el conjunto de vecinos de i . Con esta estructura, ninguna unidad geográfica es vecina de sí misma. Es importante destacar que los valores en cada fila es igual a uno debido a la estandarización de los pesos, representados por W (Cadena-Urzúa et al., 2022).

¹ GeoDa no tiene disponible la opción para el cálculo del criterio Alfil.

La *matriz de distancias* se centra en medir las distancias entre diferentes ubicaciones y se presenta en forma de tabla, donde tanto las filas como las columnas representan las ubicaciones geográficas. Las celdas de la tabla contienen las distancias (Euclidianas, Manhattan u otras medidas) entre las ubicaciones. Cada celda (i, j) en la matriz muestra la distancia entre la ubicación i y la ubicación j .

Los valores calculados corresponden a la inversa de las distancias, expresados como $w_{ij} = 1/d^{\gamma}$, donde γ es un parámetro a estimar que proporciona información acerca de la intensidad de las conexiones entre las observaciones del corte transversal (Elhorst & Vega, 2017). Cuanto más cercanos estén dos unidades, el valor en la matriz será mayor.

Esta matriz puede ser de tres tipos: 1) banda de distancia, se centra en considerar únicamente las distancias que caen dentro de ciertos intervalos o bandas de distancia predefinidos; 2) K-vecinos más cercanos, se refiere a una matriz que almacena las distancias entre cada punto de un conjunto de datos y sus K-vecinos más cercanos; y 3) de Kernel, es una representación de las relaciones espaciales entre puntos en un conjunto de datos que utiliza funciones Kernel² para medir la similitud o la proximidad entre los puntos en lugar de distancias euclidianas o de otro tipo (Ramírez-de-Garay, 2016).

Zhou et al. (2023) indican que los cambios en el tipo de matriz de peso espacial tendrán impactos más pronunciados en los vecinos de menor orden que en aquellos de mayor orden y en consecuencia en los coeficientes de las variables explicativas. Se espera que este impacto disminuya en magnitud a medida que se desplace de vecindades de menor a mayor orden.

3.3.2.3 Autocorrelación espacial (AE)

La autocorrelación espacial es una herramienta estadística que evalúa el grado de dependencia espacial de una variable, específicamente un delito, a lo largo de todo un espacio geográfico (Mojica et al., 2019). En otras palabras, el valor que toma una variable en una ubicación no viene explicado únicamente por condicionantes propios sino también por el valor de las observaciones de esa misma variable en otras ubicaciones vecinas (Getis, 2008). Contrariamente, la ausencia de AE representa la idea de aleatoriedad y la ausencia de patrón.

Acevedo-Blanco y Quintana (2022) comentan que en caso de detectar la presencia de AE se revelan estructuras de dependencia entre los indicadores socioeconómicos y el espacio geográfico. En este contexto, es imperativo incorporar el componente geográfico en los análisis espaciales como una medida esencial para evaluar su influencia, tal como advierte Agnew (1996).

3.3.2.3.1 Indicador de autocorrelación espacial de Moran Global

El indicador más utilizado para el testeo de la dependencia espacial en un conjunto de datos es el *Moran's I statistic* (I. de Morán Global), donde la hipótesis nula se refiere a la aleatoriedad espacial (Moran, 1950). Este índice sigue el modelo del coeficiente de correlación producto-momento de Pearson y ayuda a identificar patrones espaciales de

² Las funciones Kernel son funciones matemáticas que cuantifican la similitud entre dos puntos y son comúnmente utilizadas en el contexto de métodos basados en Kernel, como el Support Vector Machines (SVM) o en el análisis de componentes principales (PCA) kernelizado.

agrupación, dispersión o aleatoriedad en los valores de una variable en una unidad geográfica determinada. “El concepto de AE tiene sustento en el principio de Tobler que plantea que en el espacio geográfico todo se encuentra relacionado con todo, pero los espacios más cercanos están más relacionados entre sí” (Celemín, 2009).

Para calcular el I. de Moran Global, primero hay que construir una matriz de pesos espaciales (ver sección 3.3.2.2). Una vez creada, puede calcularse una variable espacialmente rezagada³, que se obtiene como la media ponderada espacialmente de sus valores vecinos. Esta variable espacial es una parte esencial del cálculo de las pruebas de AE y de la especificación de los modelos de regresión espacial (Ramírez-de-Garay, 2016).

Siguiendo a Kim y Song (2021) y Zhou et al. (2023), el I. de Moran Global se calcula mediante la fórmula:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \hat{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad [2]$$

donde:

n = número de unidades geográficas o espaciales

x = variable estudiada

w_{ij} = matriz de pesos espaciales

x_i y x_j = valores observados para las características i y j

$\bar{x}$ = media de la variable x

El resultado de este indicador varía entre -1 y 1, un valor cercano a 1 indica autocorrelación positiva, lo que significa que las unidades geográficas similares tienden a agruparse en el espacio, un valor cercano a -1 indica autocorrelación negativa, lo que significa que las unidades geográficas similares tienden a dispersarse en el espacio, y un valor cercano a 0 sugiere una distribución espacial aleatoria (Ramírez-de-Garay, 2016; León, 2021). Además, el z -score y el valor p se utilizan en pruebas de hipótesis para rechazar la hipótesis nula de independencia espacial (He et al., 2015). En el contexto de la investigación actual, se pretende identificar si las parroquias con tasas elevadas de delitos están rodeadas por otras parroquias que también presentan altos índices delictivos, o si, por el contrario, las parroquias con bajos niveles de delitos se encuentran rodeadas mayormente por parroquias con tasas bajas de actividad delictiva.

La representación gráfica del I. de Moran Global se puede separar en cuatro categorías, alineadas con los cuadrantes en un gráfico de Moran *Scatter plot*, que muestra una transformación espacialmente rezagada de una variable (eje y) sobre la variable original estandarizada (eje x) (Anselin, 1995; Andresen, 2006; Sim & Miller, 2016). La similitud de

³ Según Carvalho y Albuquerque (2011), el rezago espacial emplea un concepto similar al de los modelos autorregresivos en series temporales, al introducir un término de retardo. Sin embargo, la distinción fundamental radica en que el rezago espacial no hace referencia a observaciones anteriores de la misma variable, sino a observaciones contemporáneas de la misma variable en ubicaciones vecinas. Por lo tanto, en este contexto, el análisis no es temporal sino simultáneo, resaltando la interacción entre espacios en lugar de momentos en el tiempo.

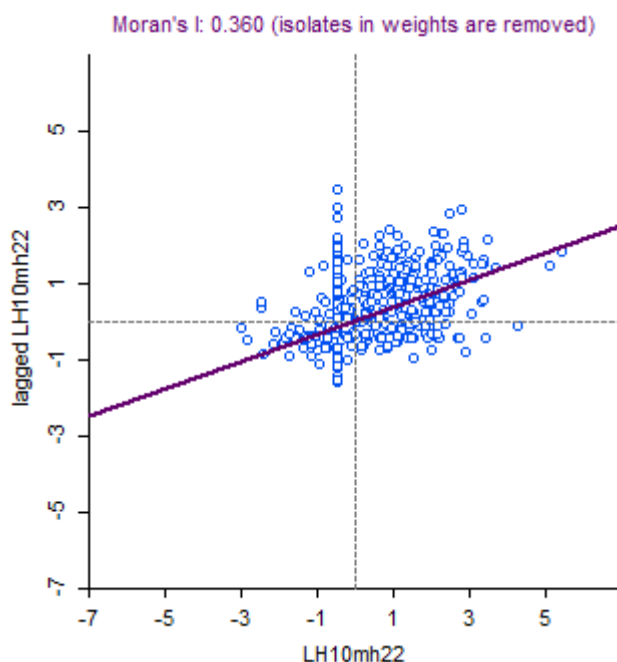
valores entre la variable original y la variable rezagada espacialmente indica una AE positiva. Esto implica que si un valor por encima de la media está rodeado de vecinos cuyos valores también superan la media (Alto-Alto), estos se sitúan en el cuadrante superior derecho. Mientras que se colocan en el cuadrante inferior izquierdo, cuando una unidad geográfica con un valor inferior a la media está rodeada de vecinos cuyos valores también están por debajo de la media (Bajo-Bajo).

Por otra parte, los valores disímiles entre la variable original y su rezago espacial indican una AE negativa, o la presencia de valores atípicos espaciales. Cuando un lugar con un valor superior a la media está rodeado de vecinos con valores inferiores a la media (Alto-Bajo), se corresponden con el cuadrante inferior derecho, y en el cuadrante superior izquierdo, se registran cuando una unidad geográfica con un valor inferior a la media está rodeado de vecinos con valores superiores a la media (Bajo-Alto) (Leitner & Brecht, 2007). La línea de tendencia equivale al coeficiente de la pendiente de una regresión lineal (Prates et al., 2023).

GeoDa incorpora un algoritmo para calcular el I. de Moran Global y generar el gráfico Moran *Scatter plot*, según se describe en Anselin (1996). A modo de ejemplo, en la Figura 3 se presenta el gráfico de dispersión generado a partir de la distribución de la variable que representa la tasa de homicidios por cada 10.000 habitantes para el año 2022 utilizando la matriz *W* tipo Reina de primer orden. Con base en la pendiente calculada de 0,36, se puede inferir la presencia de autocorrelación espacial en los datos, lo que sugiere una organización espacial significativa en su distribución, en lugar de una disposición aleatoria.

Figura 3

I. de Moran Global - Tasa de homicidios por cada 10.000 habitantes, año 2022



Fuente: Elaboración propia.

3.3.2.3.2 Indicador de autocorrelación espacial de Moran Local (LISA)

El índice global muestra el grado de regionalización del tema investigado, pero puede omitir patrones de comportamiento estadísticamente significativos a nivel local; por este motivo, la evaluación de la autocorrelación espacial global debe complementarse con medidas locales de dependencia espacial para identificar conglomerados o efectos de contagio (Herrera Giraldo et al., 2023; Prates et al., 2023). En este contexto, Luc Anselin (1995) desarrolló el indicador LISA (por sus siglas en inglés *Local Indicators of Spatial Association*), diseñado para rechazar la hipótesis nula de aleatoriedad espacial, a favor de una alternativa de agrupamiento. Tiene dos características importantes: 1) proporciona una estadística específica para cada ubicación con una evaluación de su significancia estadística; 2), establece una relación proporcional entre la suma de las estadísticas locales y una estadística global correspondiente.

La fórmula para el estadístico LISA se basa en el cálculo de los cuadrantes de la matriz de ponderaciones espaciales y se utiliza para evaluar si los valores de una variable en una ubicación específica están correlacionados espacialmente con los valores de las ubicaciones vecinas. A continuación, se presenta una versión simplificada de la fórmula para el estadístico LISA para un valor específico en una ubicación i .

$$I_i = \frac{n}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \left(\frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{j=1}^n (x - \bar{x})^2} \right) \quad [3]$$

donde:

I_i = LISA para la unidad espacial i

n = número de unidades espaciales

x = variable estudiada

w_{ij} = matriz de pesos espaciales

x_i y x_j = valores observados para las características i y j

$\bar{x}$ = media de la variable x

Al igual que el índice de Moran Global, este indicador varía entre -1 y 1 y proporciona información sobre los diferentes grados de autocorrelación local entre parroquias y las variaciones de la variable dependiente en las parroquias vecinas. Esto permite identificar dos tipos de patrones de asociación espacial. Primero, los llamados clúster o *hot spots*, que son zonas con valores positivos. Estos incluyen unidades geográficas con altas tasas de delitos rodeadas por vecinos con altas tasas de delitos (AA) y unidades geográficas con bajas tasas de delitos rodeadas por vecinos con bajas tasas de delitos, conocidas como zonas frías (BB). En segundo lugar, los valores negativos o áreas atípicas, que corresponden a unidades geográficas con alta tasa de delitos rodeadas por vecinos con bajas tasas de delitos (AB), y unidades geográficas con baja tasa de delitos rodeadas por vecinos con altas tasas de delitos (BA) (León, 2021). Adaptando la explicación al contexto del estudio, se puede interpretar que los clústeres con valores positivos están formados por parroquias que muestran tasas de delitos similares. Estos clústeres pueden surgir como resultado de un proceso de difusión contagiosa o pueden actuar como un requisito previo para observar dicho contagio. En contraste, las zonas consideradas atípicas podrían indicar la ausencia de difusión, ya que

reflejan variaciones locales sin relación aparente con el comportamiento en las parroquias vecinas (Ramírez-de-Garay, 2016).

El software GeoDa genera un mapa que visualiza las cuatro categorías de clúster del estadístico LISA, cada una con su esquema de colores correspondiente. Este mapa representa la AE de la variable con sus vecinos, evidenciando el rezago espacial, y también proporciona un mapa de significación de Moran (Leitner & Brecht, 2007).

En resumen, según Anselin (1995), los estadísticos LISA cumplen con dos objetivos: a) permiten identificar patrones significativos de asociación espacial alrededor de zonas censales individuales, como puntos calientes o valores atípicos espaciales; y b) facilitan la evaluación de la uniformidad del patrón general de asociación espacial en los datos, así como la identificación de tipos específicos de zonas censales que influyan en el cálculo del I. de Moran.

3.3.2.3.3 Ejercicio de robustez del indicador de autocorrelación espacial local

En esta sección, se analizan dos enfoques alternativos como parte de un ejercicio de robustez, con el objetivo de comparar la persistencia o variación en la formación de conglomerados delictivos. Si estos enfoques confirman los resultados, es probable que ciertas parroquias estén experimentando una autocorrelación que merece un análisis más detallado.

*Indicador de autocorrelación espacial de Getis-Ord G_i^**

También conocido como indicador G_i^* , es una medida de estadística espacial utilizada con frecuencia para identificar conglomerados de delitos. Fue propuesto por Getis y Ord (1992) como una extensión del índice de Moran y proporciona información sobre la concentración espacial de valores altos o bajos en una distribución geográfica.

El indicador G_i^* evalúa si la distribución de valores en una zona censal muestra agrupaciones espaciales significativas, ya sea de valores altos (*hot clusters*) o bajos (*cold clusters*). Su cálculo implica comparar los valores observados en una ubicación particular con los valores esperados basados en la distribución espacial de los valores en el conjunto de datos.

La fórmula básica del indicador G_i^* para una ubicación i en un conjunto de datos espaciales es la siguiente:

$$G_i^*(i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n w_{ij}}{s \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{ij})^2}{n-1}}} \quad [4]$$

donde:

n = número total de unidades espaciales en el conjunto de datos

x_j = valor de la variable estudiada en la ubicación j

$\bar{x}$ = media de la variable x

w_{ij} = matriz de pesos que indica la relación espacial entre las ubicaciones i y j

s = desviación estándar de la variable x

La salida del indicador G_i^* para una ubicación específica se representa mediante una puntuación z , la cual se compara con una distribución normal estándar. Valores positivos y significativos indican agrupaciones espaciales de *hot clusters*, generalmente asociados con puntuaciones z por encima de 1,5 desviaciones estándar; una puntuación z más alta indica una agrupación más intensa. Por otro lado, que valores negativos y significativos indican agrupamientos espaciales de *cold clusters*, generalmente asociados con puntuaciones z por debajo de -1,5 desviaciones estándar; una puntuación z más pequeña indica un punto frío más intenso. Las puntuaciones z cercanas a cero sugieren una ausencia aparente de agrupamiento espacial (Melsness & Weichelt, 2014; Ivan & Horák, 2018; Cabrera-Barona et al., 2019; de Oliveira et al., 2019; Jubit et al., 2020).

Indicador de autocorrelación espacial de Geary

También conocido como estadístico de Geary C , es otra medida de estadística espacial utilizada para evaluar la autocorrelación espacial en un conjunto de datos geográficos (de Oliveira et al., 2019). Fue propuesto por el estadístico Frank Geary (1954) como una alternativa al índice de Moran.

La fórmula básica para el indicador de Geary C es:

$$C = \frac{(n-1) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - x_j)^2}{2W \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad [5]$$

donde:

n = número de unidades espaciales en el conjunto de datos

x_i y x_j = valores de la variable en las ubicaciones i y j , respectivamente

$\bar{x}$ = media de la variable x

w_{ij} = matriz de pesos que indica la relación espacial entre las ubicaciones i y j

W = suma de todos los pesos espaciales

El indicador de Geary C compara las diferencias al cuadrado entre los valores de las observaciones en diferentes ubicaciones con las diferencias al cuadrado esperadas bajo la hipótesis de aleatoriedad espacial. El resultado es una medida que varía entre 0 y 2. Valores cercanos a 0 indican una autocorrelación positiva y sugiere la presencia de agrupaciones espaciales de valores similares. Por otro lado, valores significativamente mayores que 1 sugieren una autocorrelación negativa y sugiere una dispersión de valores similares en el espacio.

3.3.3 Difusiones contagiosas

En el primer conjunto de actividades, se llevó a cabo el análisis espacial exploratorio, que abarcó la evaluación de mapas temáticos, la autocorrelación espacial global y la identificación de patrones espaciales locales. Antes de emprender el análisis econométrico, se recomienda identificar posibles patrones de desplazamiento o difusión que podrían estar afectando la incidencia delictiva.

Para llevar a cabo esta actividad, se toma como referencia el enfoque propuesto por Cohen y Tita (1999), y Tita y Cohen (2004) para identificar y clasificar la difusión del crimen, distinguiendo entre la difusión contagiosa, que puede ocurrir entre unidades adyacentes, y la difusión sin proximidad. La difusión contagiosa se subdivide en dos tipos: expansión y reubicación. La expansión implica que el crimen se propaga desde un punto de origen, pero los niveles de incidencia criminal se mantienen relativamente constantes en dicho lugar. Por otro lado, la reubicación se refiere a la propagación del crimen desde el punto de origen hacia nuevos territorios. En este tipo de difusión, la actividad criminal puede desplazarse hacia áreas que anteriormente no estaban tan afectadas.

La segunda clasificación conocida también como difusión jerárquica, implica un proceso en el que la transmisión se produce sin necesidad de que las unidades estén geográficamente cercanas. Esta forma de difusión puede estar influenciada por factores externos, como los medios de comunicación, la tecnología o las redes sociales, que facilitan la propagación de comportamientos delictivos más allá de las fronteras físicas. Debido a la naturaleza dispersa y no localizada de este tipo de difusión, puede resultar más difícil para las autoridades identificar y abordar este tipo de patrones delictivos.

La Tabla 2 presenta 16 tipos potenciales de transiciones organizados en cuatro patrones: expansión y reubicación, así como incremento y disminución. Estos dos últimos pueden observarse tanto a nivel individual como globalmente (León, 2021).

Tabla 2

Dinámica del cambio en la distribución espacial de las tasas de delitos en observaciones sucesivas

Dirección del cambio	Tipo de difusión	Mecanismo de cambio	Variación interanual de pares vecino-local	
			Resultado de la difusión local	Fuente de la difusión local
De niveles bajos a altos	Contagio	Expansión entre vecinos	BA a AA	AB a AA
		Reubicación entre vecinos	BA a AB	AB a BA
	Jerárquico	Aumento aislado	BB a AB	BB a BA
		Aumento global	BB a AA	BB a AA
	Contagioso	Expansión entre vecinos	AB a BB	BA a BB
De niveles altos bajos	Jerárquico	Reubicación entre vecinos	AB a BA	BA a AB
		Disminución aislada	AA a BA	AA a AB
		Disminución global	AA a BB	AA a BB
Sin cambios	Ninguno	Estacionario		

Fuente: Adaptado de Cohen & Tita (1999), Table II. Dynamics of Change in Spatial Distribution of Homicide Rates Over Successive Observations, p. 472.

Para llevar a cabo este análisis, es necesario calcular los valores LISA para cada unidad geográfica. Posteriormente, con base en estos valores, es posible identificar las transiciones de conglomerados entre t y $t + 1$. Esta comparación es una herramienta simple pero poderosa para identificar las características dinámicas de los cambios a lo largo del tiempo en los patrones espaciales.

El objetivo principal consiste en identificar señales que sugieran que el aumento de la delincuencia en ciertas parroquias se debe a algún tipo de difusión espacial de manera sistemática. En caso de confirmarse esta interacción espacial, que va más allá de la simple similitud estructural, se convierte en una nueva evidencia que respalda la necesidad de abordar formalmente los procesos espaciales involucrados a través de modelos econométricos espaciales (Fornango, 2012).

3.3.4 Econometría espacial

Una vez que se ha confirmado la presencia de autocorrelación espacial mediante el EDSA y si el objetivo final es explorar la influencia de factores socioeconómicos georreferenciados en las tasas de criminalidad, se vuelve crucial incorporar la estructura espacial en los modelos de regresión (Hoffman et al., 2023). Para evitar posibles errores de especificación, es necesario considerar los efectos espaciales tanto en las variables del modelo (dependencia) como en los residuos de la regresión (heterogeneidad), o incluso en ambos términos.

3.3.4.1 Taxonomía de modelos de regresión espacial

Para analizar la evolución de estos modelos, se parte de la metodología de MCO, que se emplea con el objetivo de examinar la relación entre los factores socioeconómicos promedio y las tasas de criminalidad promedio, permitiendo una comprensión más profunda de las relaciones subyacentes. En el otro extremo se encuentra el Modelo Espacial Anidado Generalizado (GNS) desarrollado por Manski (1993) que se especializa en la modelización de la toma de decisiones individual en un contexto espacial, teniendo en cuenta la dependencia espacial y utilizando la teoría de juegos (Hoffman et al., 2023).

A lo largo del desarrollo de estos dos enfoques, se han generado varios modelos econométricos espaciales intermedios, ampliamente conocidos como modelos espaciales autorregresivos (SAM, por sus siglas en inglés) (LeSage & Pace, 2009). Según Elhorst y Vega (2017), la literatura identifica siete categorías de SAMs, los cuales varían en términos del tipo y número de rezagos espaciales incorporados en cada uno. Estos modelos tienen como objetivo estimar relaciones entre variables en situaciones donde las observaciones presentan dependencia espacial, al mismo tiempo que incorporan la presencia de tres tipos diferentes de efectos de interacción:

- (1) efectos de interacción endógenos, donde las decisiones de las personas en una unidad espacial para comportarse de ciertas maneras dependen de la decisión de las personas en otra unidad espacial; (2) efectos de interacción exógenos, donde la decisión de las personas en una unidad espacial para comportarse de ciertas maneras depende de las variables explicativas independientes de la decisión tomada por las personas en otra unidad espacial; y (3) efectos correlacionados, donde características similares del entorno no observado resultan en un comportamiento similar (Herrera Giraldo et al., 2023, p. 11).

En palabras de Elhorst (2010; 2014) la econometría espacial explora dos enfoques para identificar el verdadero proceso de generación de datos, transitando desde lo general hasta lo específico y desde lo específico hasta lo general. Además, sugiere un método de aproximación para seleccionar el modelo SAM que mejor describe el auténtico proceso de generación de datos.

En la Tabla 3 se presenta la familia de SAMs, los cuales pueden ser categorizados en dos grupos distintos. En el primer grupo, se encuentran los modelos: autorregresivo espacial (SAR), con rezago espacial de X (SLX), y de error espacial (SEM). Estos modelos comparten la característica de incorporar la dependencia espacial a través de la variable dependiente y, en algunos casos, de variables explicativas. En el segundo grupo, se incluyen los modelos: autorregresivo espacial combinado (SAC), de error espacial Durbin (SDEM), y espacial Durbin (SDM). Estos comparten la particularidad de combinar aspectos de rezago espacial y términos de error espacial en diversas formas. Según Hoffman et al. (2023, p. 5):

Estos modelos expresan formas cada vez más complejas de dependencia espacial entre los datos y contienen en su interior los modelos más parsimoniosos SAR, SLX y SEM. La inclusión de los tres componentes rezagados espacialmente produce el modelo espacial de anidación general (GNS). Sin embargo, la especificación GNS, que es similar al modelo de efectos de vecindario de Manski (Manski, 1993), no se utiliza comúnmente en trabajos empíricos.

La integración gradual de retardos espaciales en el modelo de MCO ha aumentado la complejidad de este modelo. Lee (2004) señala que, en un entorno espacial, las estimaciones realizadas mediante MCO no tratan de manera explícita la autocorrelación espacial o la interdependencia entre observaciones espaciales. Esta omisión puede llevar a estimaciones inexactas, afectando tanto la precisión de los parámetros espaciales como la de los errores estándar. Ante esta problemática, las técnicas de regresión espacial han emergido y se han establecido como componentes esenciales en el campo de la econometría aplicada, ofreciendo soluciones robustas para abordar estas complejidades.

Para elegir el modelo más apropiado en una investigación, es esencial considerar que si se opta por un modelo que simplifica demasiado los procesos, existe el riesgo de pasar por alto los efectos de la dependencia espacial. Por otro lado, el uso de un modelo excesivamente complejo puede conducir a un ajuste excesivo, donde las estimaciones de los parámetros carecen de significancia al incorporar parte de la variación en los residuos como si esta reflejara la estructura del modelo (LeSage, 2014).

Según Hoffman et al. (2023), si un investigador considera que las dependencias espaciales son locales, puede iniciar utilizando el modelo SDEM. Esto le facilitará retroceder en la taxonomía de SAM y realizar comparaciones con modelos más simples, como SEM, SLX y MCO. Por otro lado, si el investigador estima que las dependencias espaciales del proceso en estudio son globales, puede optar por comenzar con el modelo SDM y efectuar comparaciones con modelos como SLX, SAR y MCO.

Tabla 3

Lista de modelos espaciales autorregresivos (SAM)

Modelo	Descripción	Ventajas	Desventajas	Modelo matemático
Modelo autorregresivo espacial (SAR)	La variable dependiente en una unidad censal se ve afectada por los valores de la misma variable en las unidades censales vecinas	Captura de dependencia espacial directa, simplicidad en la estimación, aplicabilidad en problemas de autocorrelación espacial simple, requisitos de datos menos demandante	Limitaciones en la captura de dependencia espacial, sensibilidad a supuestos sobre la especificación de pesos espaciales, no modela la autocorrelación en errores	$y = \rho W y + X\beta + \varepsilon$
Modelo con rezago espacial de X (SLX)	Captura la influencia de los rezagos espaciales de las variables independientes	Captura la dependencia espacial para variables específicas, flexibilidad en la especificación, simplicidad en la estimación	Interpretación complicada con múltiples variables dependientes, sensibilidad a supuestos sobre pesos espaciales, limitaciones en la captura de dependencia espacial compleja, no aborda autocorrelación espacial en errores, posible problema de endogeneidad	$y = X\beta + WX\gamma + \varepsilon$
Modelo de error espacial (SEM)	Aborda la autocorrelación espacial en los errores de un modelo de regresión	Incorpora autocorrelación espacial en errores, modela efectos espaciales no observados, flexibilidad en la especificación del modelo, mejora en la precisión de las predicciones	Complejidad en la estimación, sensibilidad a supuestos, requisitos de datos, interpretación de coeficientes complicada, estimaciones inestables con matrices de pesos mal especificados	$y = X\beta + \mu$ $\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$
Modelo autorregresivo espacial combinado (SAC) de Kelejian-Prucha	Aborda tanto la dependencia espacial en la variable dependiente como la autocorrelación espacial en los errores del modelo	Captura de dependencia espacial compleja, modelado de influencia de variables dependientes y exógenas, flexibilidad en la especificación del modelos, mejora en la precisión de las predicciones	Complejidad en la estimación, sensibilidad a especificaciones incorrectas, requisito de datos, interpretación de parámetros	$y = \rho W y + X\beta + \mu$ $\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$

Tabla 3 (continuación 2/2)

Modelo	Descripción	Ventajas	Desventajas	Modelo matemático
Modelo de error espacial Durbin (SDEM)	Similar al SLX, pero con la adición de términos de error espaciales	Captura la autocorrelación espacial en errores, modela efectos directos e indirectos, adaptabilidad a diferentes estructuras espaciales, mejora en la representación de la realidad	Complejidad en la estimación, sensibilidad a supuestos, requisitos de datos, interpretación complicada, estimaciones inestables con matrices de pesos mal especificadas modela efectos espaciales en las variables independientes, interpretación de coeficientes limitada	$y = W\beta + WX\gamma + \mu$ $\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$
Modelo espacial Durbin (SDM)	Generaliza el concepto del modelo de rezago espacial incorporando tanto efectos directos como indirectos de las variables explicativas	Incorpora dependencia espacial, modelo efectos directos e indirectos, flexibilidad en la especificación del modelo, mejora en la precisión de las predicciones	Complejidad en la estimación, sensibilidad a supuestos, requisitos de datos, interpretación de coeficientes complicada, estimaciones inestables con matrices de pesos mal especificadas	$y = \rho Wy + X\beta + WX\gamma + \varepsilon$
Modelo espacial anidado generalizado (GNS) de Manski (1993)	Aborda cómo las decisiones de los individuos en una ubicación geográfica específica afectan y son afectadas por las decisiones de otros individuos en ubicaciones cercanas	Incorporación de diversidad de preferencias, consideraciones de interconexiones espaciales, equilibrio de expectativas, aplicabilidad a problemas de elección colectiva espacial	Complejidad en la estimación, sensibilidad a supuestos, requiere datos detallados, limitaciones en la interpretación causal	$y = \rho Wy + X\beta + WX\gamma + \mu$ $\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$

Fuente: Adaptado de Hoffman et al. (2023), Figure 1. Taxonomy of spatial autoregressive models, y aportes del autor.

A continuación, se presentan los modelos SAR y SEM, ya que son los más comúnmente empleados para modelar la correlación espacial (Piscitelli, 2019; Prates et al., 2023):

3.3.4.2 Modelo Autorregresivo Espacial (SAR)

Es apropiado utilizar un modelo SAR cuando se considera que los valores de una variable en una unidad geográfica, se ven directamente afectados por los valores de la misma variable en las unidades vecinas, es decir la autocorrelación se atribuye a la variable dependiente y (Anselin, 2003; Mojica et al., 2019).

La expresión matemática para el modelo es del tipo:

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad [6]$$

donde y es el número de delitos, X es la matriz de variables independientes, β son los coeficientes de regresión, Wy es la matriz ponderada espacial de los valores locales de y en unidades vecinas, ρ es el coeficiente de rezago espacial y ε es el término de error. El modelo no aborda la autocorrelación espacial en los errores del modelo.

La dependencia espacial se modela mediante el término de rezago espacial (Wy), donde el valor de una variable en una ubicación se representa como una función de los valores en las ubicaciones vecinas, ponderados según una matriz de pesos espaciales. En otras palabras, el valor en una ubicación está influenciado por un promedio ponderado de los valores en las zonas cercanas, en lugar de ser simplemente reemplazado. Esto significa que el valor en una ubicación está influenciado por un promedio ponderado de los valores en las áreas circundantes, en lugar de ser simplemente reemplazado. Como señalan Prates et al. (2023), este enfoque no es un análisis temporal, sino un análisis simultáneo.

El parámetro ρ , que acompaña al término de rezago espacial, captura la fuerza de la autocorrelación espacial, asumiendo que ρ sigue una distribución normal y que los errores son homocedásticos e independientes entre unidades espaciales (Fornango, 2012; Piscitelli, 2019).

Según Chasco (2013), la inclusión de la variable Wy en un modelo de rezago espacial, junto con otras variables explicativas, puede llevar a dos interpretaciones distintas. En primer lugar, puede utilizarse para evaluar el grado de dependencia espacial mientras se controla el efecto de las demás variables, centrando el interés en el efecto espacial. Alternativamente, esta inclusión permite evaluar la significancia de las variables explicativas no espaciales después de controlar la dependencia espacial. En este segundo caso, es importante destacar que la interpretación de los coeficientes de las variables exógenas no es directa y no refleja efectos marginales debido a la complejidad introducida por el término de rezago espacial. Además, cuando el coeficiente ρ es igual a cero, indica que no hay dependencia espacial en los datos, lo que convierte al modelo de MCO en un caso especial del modelo SAR.

En comparación con modelos más complejos, como el SDM o el SEM, el SAR es relativamente más sencillo de estimar y comprender.

3.3.4.3 Modelo de Error Espacial (SEM)

El modelo SEM es un tipo de modelo de regresión espacial que incorpora la autocorrelación espacial en los errores (Mojica et al., 2019). En palabras de Kabiraj (2022, p 1288) este

modelo “analiza en qué medida las variables independientes medidas no pueden explicar el agrupamiento de una variable de resultado. Por lo tanto, la agrupación de esta variable de resultado solo puede explicarse haciendo referencia a la agrupación de los términos de error”.

La formulación general del modelo SEM puede expresarse de la siguiente manera para un solo regresor:

$$y = X\beta + \mu \quad [7a]$$

$$\mu = \lambda W\mu + \varepsilon \quad [7b]$$

Según lo planteado por Hoffman et al. (2023), al aplicar una estructura autorregresiva espacial al componente de error en un análisis de regresión, se lleva a cabo una segmentación del error, ε , en dos partes distintas en la regresión no espacial $y = X\beta + \varepsilon$. Para lograr esta distinción, la regresión no espacial se reformula como $y = X\beta + \mu$, y el error μ se descompone en $\lambda W\mu$ que representa la parte autocorrelacionada espacialmente, mientras que ε es un vector de errores no espaciales, independientes e idénticamente distribuidos de manera normal con dimensiones $n \times 1$. Finalmente, λ es un parámetro a calibrar, y sus estimaciones indican la fuerza promedio de la autocorrelación espacial entre los errores, condicionada a W .

Los programas GeoDa y GeoDaSpace ofrecen funcionalidades analíticas espaciales en muchas formas diferentes, mientras GeoDa cuenta con una opción para calcular modelos tipo SAR y SEM, GeoDaSpace⁴ incluyen:

... funcionalidades para formatos de entrada/salida de datos (csv, dbf, shp), la creación y transformación de matrices de ponderación espacial y los módulos de regresión, que incluyen métodos de estimación econométrica espacial de vanguardia (OLS, 2SLS, ML, GM/GMM) y modelos (lag espacial, error espacial, lag y error espacial, regímenes espaciales), con opciones para diagnósticos espaciales y no espaciales, variables endógenas no espaciales y estimadores de covarianza heterocedásticos/HAC (Chasco, 2013, p. 2).

3.3.4.4 Pruebas estadísticas

Para probar la existencia de posibles problemas de especificación errónea en la estimación MCO de modelos de regresión lineal espacial, se emplean diversos indicadores convencionales ampliamente reconocidos en la literatura econométrica. Los programas GeoDa y GeoDaSpace facilitan la realización de varias pruebas estadísticas integradas posteriores a la estimación, como la multicolinealidad, la no normalidad, la heterocedasticidad y la autocorrelación espacial (Malczewski & Poetz, 2005; LeSage & Pace, 2009; Elhorst, 2014; LeSage, 2014; Zhou et al., 2023).

A continuación, se discute algunas características de cada prueba:

1. La multicolinealidad se produce cuando existe una fuerte correlación entre las variables explicativas incluidas en la especificación de la regresión. Como resultado, las

⁴ GeoDaSpace es un paquete que es parte del proyecto PySAL desarrollado por los profesores Luc Anselin y Serge Rey (2010), del Centro GeoDa, como una biblioteca modular de funciones analíticas espaciales de código abierto y multiplataforma (compatible con Windows, Macintosh y Linux), escritas en el lenguaje de programación Python.

estimaciones de MCO pueden tener varianzas estimadas muy grandes y, por lo tanto, muy pocos coeficientes se considerarán significativos (bajas estadísticas t), incluso si la regresión en su conjunto parece ajustarse razonablemente bien (alto R^2). GeoDaSpace proporciona el número de condición, el cual, como regla general, debería ser inferior a 20 o 30 (una falta total de multicolinealidad se refleja en un número de condición de 1).

2. La falta de normalidad en los términos de error constituye el fundamento principal de la mayoría de las pruebas de hipótesis y una gran cantidad de diagnósticos de regresión. La prueba de Jarque y Bera (1987) se utiliza para evaluar esta normalidad, presentando una estadística calculada junto con su probabilidad asociada. Bajo la hipótesis nula de que los errores siguen una distribución normal, una probabilidad baja sugiere el rechazo de esta hipótesis.
3. La heterocedasticidad, que se refiere a la variabilidad no constante en la varianza de los errores de regresión a lo largo de diferentes observaciones, es una condición común en los modelos de regresión de datos de corte transversal. Chasco (2013) señala que en el análisis espacial, este fenómeno es especialmente común cuando se utilizan datos de unidades espaciales de áreas irregulares o diversas. Por ello, la presencia de heterocedasticidad puede sugerir la necesidad de incorporar de manera más explícita los efectos espaciales en el análisis. Ambos programas ofrecen diversas pruebas para detectar la heterocedasticidad, partiendo de la hipótesis nula de homocedasticidad, es decir, la igualdad de varianzas. Entre estas pruebas se incluyen el test de Breusch-Pagan para multiplicadores de Lagrange (ML), que puede no ser eficaz para errores no normales en muestras pequeñas; el test de Koenker-Basset, una versión ajustada del test ML y recomendada para errores no normales; y el test de White, que es robusto frente a cualquier forma no especificada de heterocedasticidad, disponible únicamente en GeoDaSpace.
4. La autocorrelación espacial, o más generalmente, la dependencia espacial, es la situación donde la variable dependiente o el término de error en cada ubicación está correlacionado con observaciones sobre la variable dependiente o valores para el término de error en otras ubicaciones. Los programas contienen seis pruebas para la dependencia espacial:
 - Anselin y Bera (1998) diseñaron una prueba z para el I. de Moran de los residuos, la cual se basa en una aproximación a una distribución normal, lo que facilita la identificación de patrones no explicados por el modelo y la detección de posibles dependencias espaciales residuales. Si la prueba z resulta significativa, esto indica que la autocorrelación espacial en la variable dependiente no se explica estrictamente por las características estructurales de las variables incluidas en el modelo MCO. Valores cercanos a $+1$ y -1 indican una autocorrelación positiva y negativa fuerte, respectivamente, mientras que aquellos próximos a cero sugieren una baja dependencia entre los residuos a lo largo del espacio (Fornango, 2012; Kabiraj, 2022).
 - Las pruebas de ML buscan identificar la autocorrelación espacial en la variable dependiente o los errores, ayudando a decidir sobre la dependencia espacial. Según Fornango (2012), una estadística significativa de ML-error sugiere un modelo de error espacial, mientras que una significativa de ML-lag sugiere un modelo de rezago espacial. A veces, ambos serán significativos, complicando la elección del modelo adecuado.

Por consiguiente, se han diseñado pruebas de ML para detectar rezagos espaciales y errores espaciales simples, y en caso necesario, se recomienda recurrir a pruebas robustas para una evaluación más precisa, tal como lo sugieren Anselin (1988) y Anselin y Florax (1995).

- Una última prueba de ML se aplica en un modelo amplio que incluya dependencia sustantiva y residual (prueba SARMA). En esta prueba se analiza la no existencia de efectos espaciales en el modelo, combinando información de los estadísticos base ML-error y ML-lag (Anselin & Florax, 1995).

El software GeoDa ofrece la capacidad de realizar regresiones econométricas, aunque con opciones más limitadas en comparación con GeodaSpace. No obstante, una ventaja de GeoDa es que permite asignar coeficientes específicos a cada unidad geográfica. Esta funcionalidad facilita significativamente la representación cartográfica de los coeficientes y los residuos, mejorando la interpretación visual de los resultados (Leitner & Brecht, 2007; Vilalta & Fondevila, 2023).

3.3.4.5 Endogeneidad en los modelos espaciales

La endogeneidad puede surgir debido a la omisión de variables relevantes o a la presencia de causalidad inversa, lo que podría sesgar las estimaciones y comprometer la validez de los resultados. Por ejemplo, al examinar los determinantes socioeconómicos de la delincuencia, factores como el desempleo, la pobreza, la educación y los servicios públicos pueden influir en las tasas de criminalidad. Sin embargo, la delincuencia también puede tener un impacto en estas variables.

En un contexto espacial, es crucial abordar adecuadamente la endogeneidad para garantizar la robustez de los hallazgos en el análisis. Además, es importante tener en cuenta que tanto la dependencia espacial como la heterogeneidad espacial pueden coexistir en el mismo análisis (Kabiraj, 2022), lo que agrega un nivel adicional de complejidad y resalta aún más la importancia de abordar este desafío de manera efectiva.

En el primer caso, la perturbación espacial se puede atribuir a la omisión de una variable en el modelo. Es decir, la endogeneidad está presente en la ecuación para ε , ya que esta se determina en parte por el ε de las unidades vecinas, y la dependencia espacial se puede modelar como parte del término de error. En el modelo de error espacial, se asume que la función autorregresiva espacial λ es el resultado de heterogeneidad no observada (Fornango, 2012).

En el segundo caso, se evidencia que la variable y en el lado derecho de la ecuación no es estrictamente exógena. Más bien, para cualquier unidad dada, y se explica como una función de y en ubicaciones vecinas, las cuales, a su vez, se explican por el valor y de sus vecinos. Un ejemplo claro de esta causalidad inversa se observa en la variable que representa el gasto en seguridad pública, donde se espera que las parroquias con tasas de delitos más elevadas reciban una mayor cobertura de servicios policiales. Este proceso se extiende a lo largo del sistema geográfico, de modo que el resultado en una parroquia influye en el resultado de otras parroquias, con efectos que disminuyen con la distancia. Este fenómeno se conoce como un proceso multiplicador espacial (Anselin, 1988; Anselin et al., 2000).

Los modelos espaciales, como el modelo de errores espaciales (SEM) y el modelo autorregresivo espacial (SAR), están diseñados específicamente para abordar la endogeneidad mediante la inclusión de términos de error que capturan la autocorrelación espacial. Esta capacidad es crucial para mitigar la influencia de la endogeneidad y permite una evaluación precisa de la estructura espacial y las dinámicas relacionales de los datos. Los modelos espaciales ofrecen una metodología robusta para comprender y controlar los efectos espaciales en el tema de investigación.

En los modelos que emplean Mínimos Cuadrados en Dos Etapas (MC2E), el software GeoDaSpace incluye la prueba de Anselin-Kelejian (1997), diseñada para detectar la presencia de autocorrelación espacial en los residuos de la estimación. Esta prueba es una adaptación de la prueba tradicional de multiplicador de Lagrange para errores, ajustada específicamente para analizar los residuos de regresiones MC2E. La prueba se realiza calculando el índice de Moran aplicado a los residuos de la estimación MC2E, y sigue una distribución χ^2 (Chasco, 2013).

La investigación empírica sobre cómo abordar la endogeneidad en el análisis espacial de la delincuencia es limitada. Por ejemplo, en el estudio realizado por Di Tella y Schargrodsky (2004), se esforzaron por atenuar los efectos causales atribuidos a la acción policial. Sin embargo, enfrentaron obstáculos significativos para alcanzar resultados concluyentes, principalmente debido a la falta de datos necesarios para implementar estrategias de mitigación efectivas. Como consecuencia, las conclusiones de su investigación resultaron sesgadas por esta carencia de datos adecuados para la estimación. En los últimos años, autores como Kabiraj (2022), Herrera Giraldo et al. (2023), Prates et al. (2023), y Silveira Neto et al. (2023) optaron por incorporar efectos fijos tanto regionales como temporales en su análisis. Este enfoque busca mitigar la problemática de la endogeneidad y el impacto de variables no observadas, tratándolas como heterogeneidades no capturadas en el modelo.

3.4 Base de datos y variables

3.4.1 Datos

En Ecuador, hay un total de 1.499 parroquias, las cuales constituyen el tercer nivel de división político-administrativa del país, y se clasifican en urbanas (ubicadas dentro de las ciudades) y rurales (fuera de los núcleos urbanos principales). Para los fines del estudio, se ha seleccionado una muestra de 1.032 parroquias, identificadas como las más significativas en cuanto a población y desarrollo económico, según datos del INEC (2010).

Para el análisis exploratorio, se utilizaron los registros policiales de delitos violentos (homicidios) y delitos contra la propiedad, abarcando el período de 2018 a 2022. En el análisis confirmatorio, que incluye la autocorrelación y el análisis econométrico, se seleccionaron cuatro tipos de delitos: homicidio, robo de automóviles, robo de motocicletas y robo a personas, concentrándose específicamente en los datos del año 2022. Las principales fuentes de información fueron el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC), la Policía Nacional del Ecuador (PNE), el Ministerio de Educación (Mineduc) y el Servicio de Rentas Internas (SRI). Cabe destacar que la PNE proporcionó los datos georreferenciados de los delitos, lo cual fue fundamental para el desarrollo del estudio. Asimismo, en marzo de 2023, el INEC publicó la base de datos más reciente del Censo Nacional de Población y

Vivienda de 2022, de la cual se extrajeron la mayoría de las variables utilizadas en la investigación.

Para permitir comparaciones entre zonas de diferentes tamaños, los datos de delitos fueron convertidos a tasas por 10.000 habitantes en el caso de homicidios y robos a personas, y a tasas por 1.000 vehículos en el caso de los robos de automóviles y motocicletas. Esta normalización busca prevenir distorsiones causadas por las variaciones en el tamaño poblacional o en el número de vehículos de las parroquias analizadas. Adicionalmente, se aplicó una transformación logarítmica a estos valores con el fin de atenuar el impacto de los datos atípicos en los modelos generados a partir de este análisis.

Dado que el objetivo principal del estudio es capturar de manera integral las tendencias espaciales de los delitos a nivel de parroquias, se ha decidido trabajar con datos espaciales representados como polígonos en lugar de puntos. Esta elección resulta especialmente conveniente para analizar patrones socioeconómicos relacionados con la geografía en su totalidad, tales como la distribución poblacional, la eficiencia de los servicios policiales, la densidad de uso del suelo y el desarrollo económico, entre otros aspectos. Los polígonos representan directamente estas zonas geográficas, facilitando el cálculo de estadísticas agregadas sobre ellas. Además, al visualizarlas como polígonos en un mapa, se simplifica la comprensión de la distribución espacial de las variables y la comunicación de los resultados a través de mapas temáticos.

En este estudio, se emplea una capa de información geográfica estructurada conforme al catálogo de objetos del Instituto Geográfico Militar (IGM) del Ecuador, Versión 4.0. Esta capa ofrece datos continuos que cubren la totalidad del territorio ecuatoriano, organizados según la cartografía topográfica a escala 1:50.000. El archivo *shapefile* se descargó del portal de datos abiertos de Pucha Cofrep (2016) y contiene información espacial a nivel de parroquias. Este archivo es compatible con los programas GeoDa y GeoDaSpace, lo que facilita su análisis y manipulación.

La construcción de la base de datos se llevó a cabo siguiendo el procedimiento detallado a continuación:

1. Se descargó un archivo tipo Shp que contenía los datos espaciales a nivel de parroquias.
2. Utilizando sistemas de información geográfica (SIG) con el programa QGIS 3.28, se excluyeron las Islas Galápagos del mapa. Esto se hizo debido a las características geográficas y administrativas particulares de las islas que podrían distorsionar los resultados.
3. Se llevó a cabo la homologación del sistema de coordenadas geográficas y se empleó el campo de identificación único de los polígonos, que corresponde al código de las parroquias.
4. Se compiló un conjunto de variables en un archivo Excel que sirvió como base para importar la información hacia el programa QGIS. Posteriormente, estos datos se transformaron en un formato Shapefile de ESRI (Environmental Systems Research Institute), el cual es un formato de archivo digital utilizado para almacenar datos geográficos y espaciales.
5. Finalmente, mediante el uso del software GeoDa 1.20, se realizó un proceso de unión (*join*) entre los archivos cartográficos en formato Shapefile y los valores de las variables

socioeconómicas. De esta manera, la base de datos quedó lista para la visualización de mapas temáticos y el cálculo de modelos de regresión espacial.

3.4.2 Variables independientes

Tomando como referencia el modelo tradicional de disuasión de Becker y Ehrlich, analizado en el capítulo 1, que identifican dos clases de incentivos vinculados a la criminalidad: por un lado, los incentivos positivos, que promueven la adopción de conductas legítimas por parte de los delincuentes, y por otro, los incentivos negativos, que actúan como disuasivos contra la comisión de delitos (Cracolici & Uberti, 2009), en la Tabla 4 se muestra las variables explicativas seleccionadas para este estudio, junto con el efecto esperado y las referencias bibliográficas correspondientes. Estas variables están vinculadas al análisis amplio de factores socioeconómicos que se desarrolló en el capítulo mencionado.

Se anticipa que las tasas delictivas aumenten en respuesta a incrementos en la tasa de desempleo, en los índices de pobreza (medidos mediante las Necesidades Básicas Insatisfechas - NBI⁵) y en la desigualdad de ingresos (evaluada mediante el índice de Gini). Además, el aumento en la tasa de personas analfabetas, así como una mayor densidad de estudiantes por profesor en el entorno educativo, pueden ser indicadores de deficiencias en el sistema educativo que podrían impulsar el aumento de la delincuencia.

Hay un consenso casi unánime sobre la influencia significativa de la demografía en la criminalidad, y varios indicadores se emplean con frecuencia para su estudio, como la densidad de población, la extensión territorial y la composición por grupos etarios y étnicos.

Además, las variables relacionadas con el uso del suelo enriquecen significativamente la información de las demás variables, ofreciendo datos cruciales para detectar conexiones con la densidad de hogares, establecimientos comerciales, industrias e instituciones públicas. También contribuyen a identificar problemas como el hacinamiento y la falta de acceso a la red pública de alcantarillado en las viviendas.

Los valores de ventas declaradas en el SRI en cada parroquia pueden ser indicativos de la riqueza material disponible, y un aumento en estos valores puede convertirse en un objetivo más atractivo para los robos. Por esta razón, se utilizan como una variable proxy del PIB. De acuerdo con la teoría de la desorganización social, que sostiene que la criminalidad y el comportamiento delictivo tienden a ser más prevalentes en comunidades con estructuras sociales frágiles y mecanismos de control social débiles, se ha incorporado la variable hogares encabezados por mujeres como un indicador de dicha condición.

Además, el narcotráfico es un factor que puede incidir en el aumento de los crímenes. La incautación de drogas por parte del Estado puede proporcionar información valiosa sobre la actividad y el alcance del narcotráfico en una determinada área o período de tiempo. Intuitivamente, se esperaría una correlación negativa; sin embargo, algunos estudios muestran una relación ambigua. Por un lado, la incautación de drogas puede debilitar a las organizaciones criminales al reducir sus recursos financieros y operativos, lo que puede llevar a una disminución de la violencia (Goldstein, 1985; Dell, 2015).

⁵ Según la CEPAL (2001) las NBI son: a) tipo de vivienda y materiales de construcción de la misma, b) hacinamiento, c) disponibilidad de agua potable, d) acceso a servicios sanitarios, e) asistencia escolar de los menores de edad, y, f) capacidad económica.

Tabla 4

Determinantes de la delincuencia desde un enfoque espacial

Factor	Variables	Unidad medida	Efecto esperado	Referencias bibliográficas
Económico	Desempleo	%	Positivo	Dunn, 1980; Fuentes & Sánchez, 2015; Shen & Andresen, 2021; Herrera et al., 2023; Prates et al., 2023; Vilalta & Fondevila, 2023; Zho et al., 2023.
	Gini	Punt.	Positivo	de Oliverira et al., 2019; Kabiraj, 2023; Prates et al., 2023.
	Ingresos por ventas	Log	Positivo	Levitt, 1998; Gould et al., 2002; Prates et al., 2023; 20, Zho et al., 2023
	Pobreza por NBI	%	Positivo	Dunn, 1980; Cabrera-Barona et al., 2019; de Oliverira et al., 2019; Cadena-Urzúa et al., 2022.
Educación	Analfabetismo	%	Positivo	de Oliverira et al., 2019; Kabiraj, 2023.
	Escolaridad	Años	Negativo	Fuentes & Sánchez, 2015; Cadena-Urzúa et al., 2022; Vilalta & Fondevila, 2023.
	nº estudiantes por profesor	Ratio	Positivo	Buvinic et al. 2005; Caro & Kárpava, 2020.
Demografía	Densidad población	Ratio	Positivo	Smith & Davison, 2000; Fuentes & Sánchez, 2015; Cabrera-Barona et al., 2019; de Oliverira et al., 2019; Mojica at al., 2017; Cadena-Urzúa et al., 2022; Herrera et al., 2023; Prates et al., 2023.
	Extensión	km2	Positivo	Cadena-Urzúa et al., 2022.
	Hombres	Log	Positivo	Mojica at al., 2017; Kabiraj, 2023.
	Jóvenes 15-19 años	Log	Negativo	Blumstein, et al., 1986; Herrnstein & Wilson, 1998; Fuentes & Sánchez, 2015; Mojica at al., 2017; Zho et al., 2023.
	Jóvenes 20-24 años	Log	Positivo	Blumstein, et al., 1986; Herrnstein & Wilson, 1998; Fuentes & Sánchez, 2015; Mojica at al., 2017; Zho et al., 2023.
Demografía – uso del sueldo	Negros y afrodescendientes	Log	Positivo	Dunn, 1980; Smith & Davison, 2000; de Oliverira et al., 2019; Shen & Andresen, 2021.
	Hacinamiento	%	Positivo	Smith & Davison, 2000; de Oliverira et al., 2019; Shen & Andresen, 2021.
	nº hogares por km2	Ratio	Indeterminado	Smith & Davison, 2000; Shen & Andresen, 2021; Herrera et al., 2023.
	nº industrias por km2	Ratio	Indeterminado	Smith & Davison, 2000; Fuentes & Sánchez, 2015.
	nº instituciones SP por km2	Ratio	Indeterminado	Smith & Davison, 2000; Fuentes & Sánchez, 2015.
	nº locales comercia. por km2	Ratio	Indeterminado	Fuentes & Sánchez, 2015; Shen & Andresen, 2021.
	Viviendas sin agua red pública	%	Positivo	Mac Donald, 2004.

Disuasivo	Eficiencia policial	Punt.	Negativo	
Otros	Jefe hogar mujer	%	Positivo	Dunn, 1980; Fuentes & Sánchez, 2015; Mojica et al., 2017; de Oliverira et al., 2019; Vilalta & Fondevila, 2023.
	Droga incautada	Tnl.	Positivo/ Negativo	Xia et al., 2021; Silveira Neto et al., 2023.

Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, la desestabilización de los mercados ilegales puede reducir temporalmente la oferta, lo que incrementa los precios y provoca disputas violentas entre organizaciones criminales por el control de rutas y territorios de venta, resultando a menudo en un aumento de la violencia (Curtis & Wendel, 2000; Werb et al., 2011; Castillo et al., 2020).

Utilizar los datos de incautaciones de drogas como medida de la actividad del mercado de drogas es complejo, ya que la relación entre las incautaciones y las tasas de delitos está influenciada por múltiples factores contextuales. Según Scaturro y Eligh (2024), un aumento en el volumen de incautaciones de drogas no necesariamente indica una expansión o contracción del mercado en una jurisdicción. Estos cambios pueden deberse a factores como modificaciones en las políticas y prioridades gubernamentales o variaciones en los recursos asignados a las agencias encargadas de las incautaciones. Por lo tanto, la interpretación del efecto de esta actividad debe realizarse con cautela.

La reducción de las tasas de criminalidad podría estar vinculada tanto al aumento en los años de educación formal de la población como a una gestión policial que alcance niveles óptimos de eficiencia. En este contexto, se considera que las evaluaciones de eficiencia realizadas a nivel cantonal pueden ser extrapoladas a unidades geográficas de menor escala, como las parroquias

Es importante destacar que, según Fuentes y Sánchez (2015), al hacer inferencias sobre el comportamiento o las características individuales basándose en datos agregados, como los datos espaciales tipo polígonos que representan características de parroquias, existe el riesgo de cometer lo que se conoce como *falacia ecológica*. Esta falacia implica inferir los comportamientos individuales a partir de las características del área en la que residen los individuos. Por lo tanto, León (2021) recomienda interpretar los resultados de manera agregada y centrarse en los patrones colectivos, en lugar de hacer conclusiones específicas sobre los individuos.

3.4.3 Análisis estadístico descriptivo

Las estadísticas descriptivas de las variables dependientes e independientes se presentan en la Tabla 5. Por otro lado, la matriz de correlación que muestra las relaciones entre estas variables se detalla en la Tabla 6.

Para detectar potenciales problemas de multicolinealidad en los modelos de regresión, se elaboró una matriz de correlaciones bivariadas entre las variables. Los hallazgos muestran un ajuste relativamente favorable, con correlaciones de magnitud moderada, adecuado para datos de corte transversal espacial, reflejado en medidas de pseudo- R^2 menores a 0,60. Estos valores sugieren que no parecen comprometer significativamente la validez de las estimaciones. Se destaca especialmente correlaciones elevadas entre variables relacionadas con factores demográficos, educativos, económicos y de eficiencia. Por lo tanto, será

fundamental seleccionar con cuidado una o más variables que se ajusten de manera óptima a las especificaciones de los modelos espaciales.

Tabla 5

Estadísticos descriptivos de las variables, año 2022

Código	Denominación	Mínimo	Media	Máximo	Desviación típica
<i>Variables dependientes</i>					
TH10mh	Tasa homicidios por 10 mil habitantes	-0,79	0,14	1,88	0,32
TRCmc	Tasa robo de automóviles por mil autos	-0,36	0,37	3,73	0,57
TRMmm	Tasa robo de motos por mil motos	-0,01	0,48	2,28	0,61
TRP10mh	Tasa robo a personas por 10 mil habitantes	-0,25	0,37	2,86	0,47
<i>Variables exógenas</i>					
Desemp	Desempleo (%)	0,90	3,8	9	2,3
Gini	Gini (puntuación)	0,39	0,47	0,58	0,05
IngVtas	Ingresos por ventas (log)	0,00	1,68	10,47	2,24
PobNBI	Pobreza por NBI (%)	5,50	32,9	71,6	18,8
Analfa	Analfabetismo (%)	0,60	7,09	41,00	5,37
Escola	Escolaridad (Años)	3,80	8,87	15,90	1,71
Estpro	nº estudiantes por profesor	0,00	17,56	34,90	5,67
DenP	Densidad población	0,11	144,28	5121,46	409,55
Extkm2	Extensión (km ²)	2,20	240,71	8230,54	521,39
Hombre	Hombres (log)	1,65	3,32	6,11	0,59
Jov1519	Jóvenes 15-19 años (log)	0,47	2,60	5,35	0,60
Jov2024	Jóvenes 20-24 años (log)	0,69	2,54	5,37	0,62
Negro	Negros y afrodescendientes (log)	0,00	1,29	5,08	1,06
Hacina	Hacinamiento (%)	0,00	10,50	75,90	7,42
Hogkm2	nº hogares por km ²	0,02	44,18	1635,00	126,91
Indkm2	nº industrias por km ²	0,00	0,60	42,87	2,77
InsSPkm2	nº instituciones Sector Público por km ²	0,00	0,77	33,26	2,18
Lockm2	nº locales comerciales por km ²	0,00	3,82	291,18	18,35
VSAgua	Viviendas sin agua red pública (%)	0,00	30,50	100,00	27,07
EfipH	Eficiencia policial homicidios (puntuación)	0,00	0,11	1,00	0,14
EfipRC	Eficiencia policial robo de autos (puntuación)	0,00	0,15	1,00	0,22
EfipRM	Eficiencia policial robo de motos (puntuación)	0,00	0,14	1,00	0,21
EfipRP	Eficiencia policial robo a personas (puntuaci.)	0,00	0,15	1,00	0,20
JHMujer	Jefe hogar mujer (%)	10,7	35,40	62,8	7,54
DrogaI	Droga incautada (kg por km ²)	0,00	0,81	291,06	9,67

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6

Matriz de correlaciones entre las variables, año 2022

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)
(1)	1,00																											
(2)	0,32*	1,00																										
(3)	0,40*	0,48*	1,00																									
(4)	0,31*	0,45*	0,54*	1,00																								
(5)	0,08*	0,09*	0,14*	0,18*	1,00																							
(6)	-0,2*	-0,2*	-0,3*	-0,2*	-0,1*	1,00																						
(7)	0,13*	0,18*	0,31*	0,29*	-0,1*	-0,1*	1,00																					
(8)	0,19*	0,03	0,08*	0,01	-0,2*	0,61*	0,02	1,00																				
(9)	-0,02	-0,1*	-0,2*	-0,2*	-0,04	-0,1*	-0,1*	-0,1*	1,00																			
(10)	0,01	0,09*	0,27*	0,46*	0,08*	0,09*	0,39*	0,02	-0,7*	1,00																		
(11)	0,28*	0,36*	0,49*	0,43*	0,17*	-0,2*	0,30*	0,11*	-0,1*	0,20*	1,00																	
(12)	-0,01	0,05	0,20*	0,34*	0,12*	-0,1*	0,24*	-0,2*	-0,1*	0,44*	0,18*	1,00																
(13)	0,03	0,02	-0,02	-0,00	-0,1*	0,25*	0,05	0,31*	0,06*	-0,02	0,03	-0,1*	1,00															
(14)	0,21*	0,34*	0,53*	0,55*	0,06*	-0,3*	0,61*	-0,1*	-0,1*	0,46*	0,55*	0,48*	0,05	1,00														
(15)	0,21*	0,32*	0,52*	0,53*	0,05	-0,2*	0,60*	-0,1*	-0,1*	0,42*	0,55*	0,46*	0,08*	0,99*	1,00													
(16)	0,21*	0,34*	0,53*	0,54*	0,06*	-0,3*	0,60*	-0,1*	0,1*	0,45*	0,56*	0,47*	0,05	0,99*	0,99*	1,00												
(17)	0,37*	0,38*	0,57*	0,56*	0,41*	-0,1*	0,42*	0,13*	0,15*	0,39*	0,56*	0,34*	0,01	0,71*	0,70*	0,71*	1,00											
(18)	0,13*	0,05	0,03	-0,03	-0,1*	0,28*	-0,04	0,47*	-0,1*	-0,2*	0,15*	-0,1*	0,43*	-0,00	0,03	-0,00	0,02	1,00										
(19)	-0,02	0,05	0,20*	0,34*	0,13*	-0,1*	0,24*	-0,2*	-0,1*	0,44*	0,17*	0,99*	-0,1*	0,47*	0,45*	0,46*	0,33*	-0,1*	1,00									
(20)	-0,11	-0,03	0,05	0,17*	0,07*	-0,1*	0,07*	-0,2*	-0,1*	0,29*	0,10*	0,71*	-0,1*	0,27*	0,26*	0,27*	0,16*	-0,1*	0,72*	1,00								
(21)	-0,1*	0,00	0,11*	0,27*	0,11*	-0,1*	0,17*	-0,2*	-0,1*	0,41*	0,09*	0,85*	-0,1*	0,36*	0,33*	0,34*	0,22*	-0,1*	0,87*	0,6*	1,00							
(22)	-0,1*	0,02	0,13*	0,28*	0,10*	-0,1*	0,22*	-0,1*	0,21*	0,37*	0,10*	0,88*	-0,04	0,38*	0,36*	0,37*	0,26*	-0,1*	0,90*	0,70*	0,86*	1,00						
(23)	0,19*	0,12*	0,11*	-0,1*	-0,06	0,11*	-0,1*	0,52*	-0,1*	-0,3*	0,08*	-0,2*	0,26*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	0,09*	0,47*	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,1*	1,00					
(24)	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,2*	-0,1*	0,05	0,29*	-0,00	-0,1*	0,00	-0,1*	-0,1*	0,00	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	1,00					
(25)	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,2*	-0,1*	0,10*	0,21*	0,06*	-0,1*	-0,01	-0,1*	-0,1*	0,01	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,02	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,04	0,7*	1,00			
(26)	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,2*	-0,1*	0,05	0,16*	-0,04	-0,1*	-0,01	-0,1*	-0,1*	-0,01	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,05	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	0,6*	0,5*	1,00		
(27)	-0,1*	-0,1*	-0,2*	-0,2*	-0,1*	0,20*	0,22*	0,10*	-0,1*	-0,01	-0,2*	-0,1*	0,08*	-0,2*	-0,2*	-0,2*	-0,3*	0,01	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	-0,1*	0,8*	0,6*	0,6*	1,00	
(28)	0,05	0,03	0,13*	0,12*	0,11*	-0,1*	0,14*	-0,1*	0,08*	0,03	0,10*	0,09*	-0,1*	0,15*	0,18*	0,17*	0,19*	-0,2*	0,09*	0,04	0,06*	0,06*	-0,2*	-0,0	0,0	-0,0	-0*	1,00
(29)	0,11*	0,06*	0,10*	0,12*	0,03	-0,04	0,03	-0,01	-0,0*	-0,05	0,07*	0,11*	0,08*	-0,01	0,10*	0,10*	0,10*	0,11*	0,03	0,08*	0,00	0,05	-0,05	-0,0	-0,02	-0,0	-0,0	0,03

(1) = Tasa homicidios por 10 mil habitantes; (2) = Tasa robo de automóviles por mil autos; (3) = Tasa robo de motos por mil motos; (4) = Tasa robo a personas por 10 mil habitantes; (5) = Desempleo; (6) = Gini; (7) = Ingresos por ventas; (8) = Pobreza por NBI; (9) = Analfabetismo; (10) = Escolaridad; (11) = n° estudiantes por profesor; (12) = Densidad población; (13) = Extensión; (14) = Hombres; (15) = Jóvenes 15-19 años; (16) = Jóvenes 20-25 años; (17) = Negros y afrodescendientes; (18) = Hacinamiento; (19) = n° hogares por km²; (20) = n° industrias por km²; (21) = n° instituciones Sector Público por km²; (22) = n° locales comercia por km²; (23) = Viviendas sin agua red pública; (24) = Eficiencia policial homicidios; (25) = Eficiencia policial robo de automóviles; (26) = Eficiencia policial robo de motos; (27) = Eficiencia policial robo a personas; (28) = Jefe hogar mujer; (29) = Droga incautada.

Nota: Un asterisco junto a los coeficientes denota que son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 5%.

Fuente: Elaboración propia.

3.5 Aplicación empírica

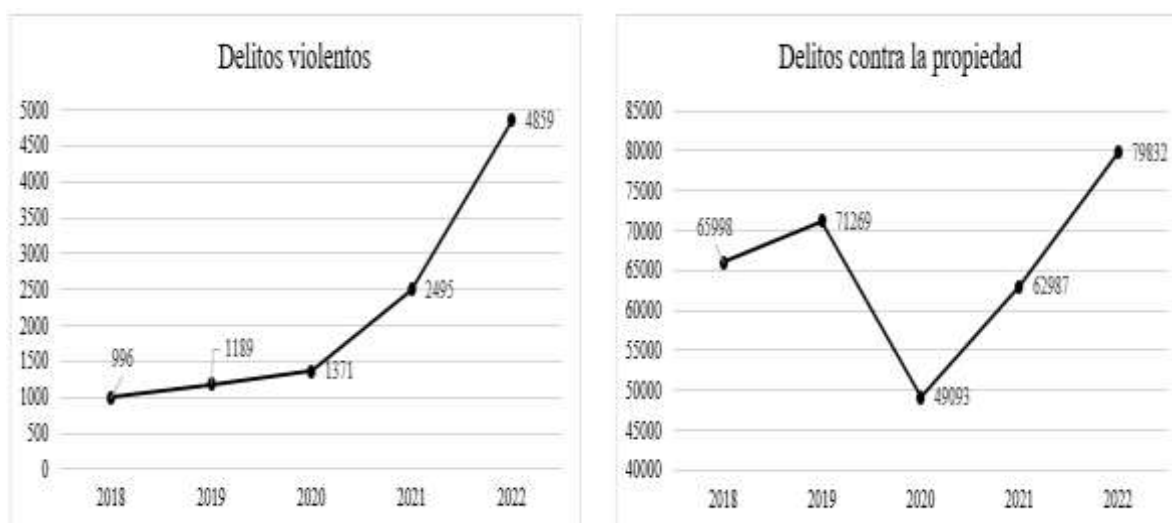
3.5.1 Análisis exploratorios de datos espaciales_(EDSA)

3.5.1.1 Geo visualización

Antes de realizar el análisis espacial, se presenta la evolución numérica de los delitos, clasificados en dos categorías: delitos violentos y delitos contra la propiedad. Este análisis abarca el período comprendido entre 2018 y 2022 (ver Figura 4). Durante este lapso, los homicidios experimentaron un crecimiento moderado entre 2018 y 2020, pero tras la pandemia de Covid-19, se observa un notable incremento, casi quintuplicando las cifras de 2022 en comparación con 2018. En cuanto a los delitos contra la propiedad, se registró un crecimiento moderado entre 2018 y 2019, seguido de una abrupta disminución en 2020 debido al confinamiento obligatorio por la pandemia. Sin embargo, a partir de entonces, se evidencia un crecimiento persistente.

Figura 4

Evolución del número de los delitos ocurridos en Ecuador, periodo 2018 – 2022



Fuente: Elaboración propia.

Para realizar un análisis exploratorio del espacio en relación con los delitos, se centra la atención únicamente en la distribución temporal y en la concentración de los delitos perpetrados. Esto se hace sin tomar en cuenta las características geográficas o las condiciones socioeconómicas de las parroquias afectadas. Dicho enfoque destaca patrones espaciales que pueden ser cruciales para el desarrollo e implementación de estrategias efectivas de prevención geográfica.

3.5.1.1.1 Análisis geoespacial de los delitos violentos en Ecuador, periodo 2018 - 2022

Mediante el empleo de mapas coropléticos, como se ilustra en la Figura 5, se ha logrado representar visualmente la distribución de homicidios ocurridos entre 2018 y 2022. Este análisis permite identificar parroquias con una incidencia baja de eventos, representados por

tonos marrones claros, en contraposición a aquellas con una alta concentración de delitos, identificables por tonos marrones más oscuros

Los hallazgos revelan la formación de conglomerados significativos de parroquias con elevado número de homicidios en la región Costa del país, los cuales han mantenido su localización geográfica de manera constante a lo largo del tiempo. En el año 2019, se observa un incremento en la incidencia de homicidios en comparación con el 2018, seguido de una ligera contracción en el 2020. Sin embargo, al comparar el año 2022 con el año 2021, se evidencia una concentración desproporcionada en la región Costa, consolidándose como un *hotspot* en Ecuador, siendo la zona donde la densidad de homicidios es consistentemente más alta.

Los hallazgos sugieren que Ecuador, más allá de sus divisiones climáticas, sociales y económicas, presenta patrones espaciales en la actividad criminal estrechamente relacionados con las características geográficas de la región Costa y el norte de la Amazonía.

En la Figura 6, se presentan los mapas de caja con el objetivo principal de identificar la presencia de valores atípicos espaciales y sus cambios a lo largo del tiempo, estos valores permiten detectar cifras extremas en relación con una zona geográfica específica. Los resultados evidencian que la distribución espacial del número de homicidios a nivel parroquial es un fenómeno altamente regionalizado, con concentraciones significativas en ciertas parroquias. Aproximadamente el 10% de las parroquias del país se identifican como responsables de los incrementos en el número de homicidios.

Al examinar la distribución de los valores extremos durante el período, dos elementos destacan: la estabilidad espacial de los homicidios en la región Costa y el notorio aumento de parroquias con valores atípicos a partir de 2020.

La regla para identificar valores atípicos o extremos se basa en considerar como tales a aquellos datos que se encuentran a una distancia de más de 1,5 veces el rango intercuartílico⁶ por encima del tercer cuartil (percentil 75). Según Leitner & Brecht (2007), es en estos valores extremos donde se observan las variaciones más significativas.

El análisis de estacionalidad posibilita la identificación de patrones predecibles que se repiten en momentos específicos del año. Algunas características de este tipo de delito son:

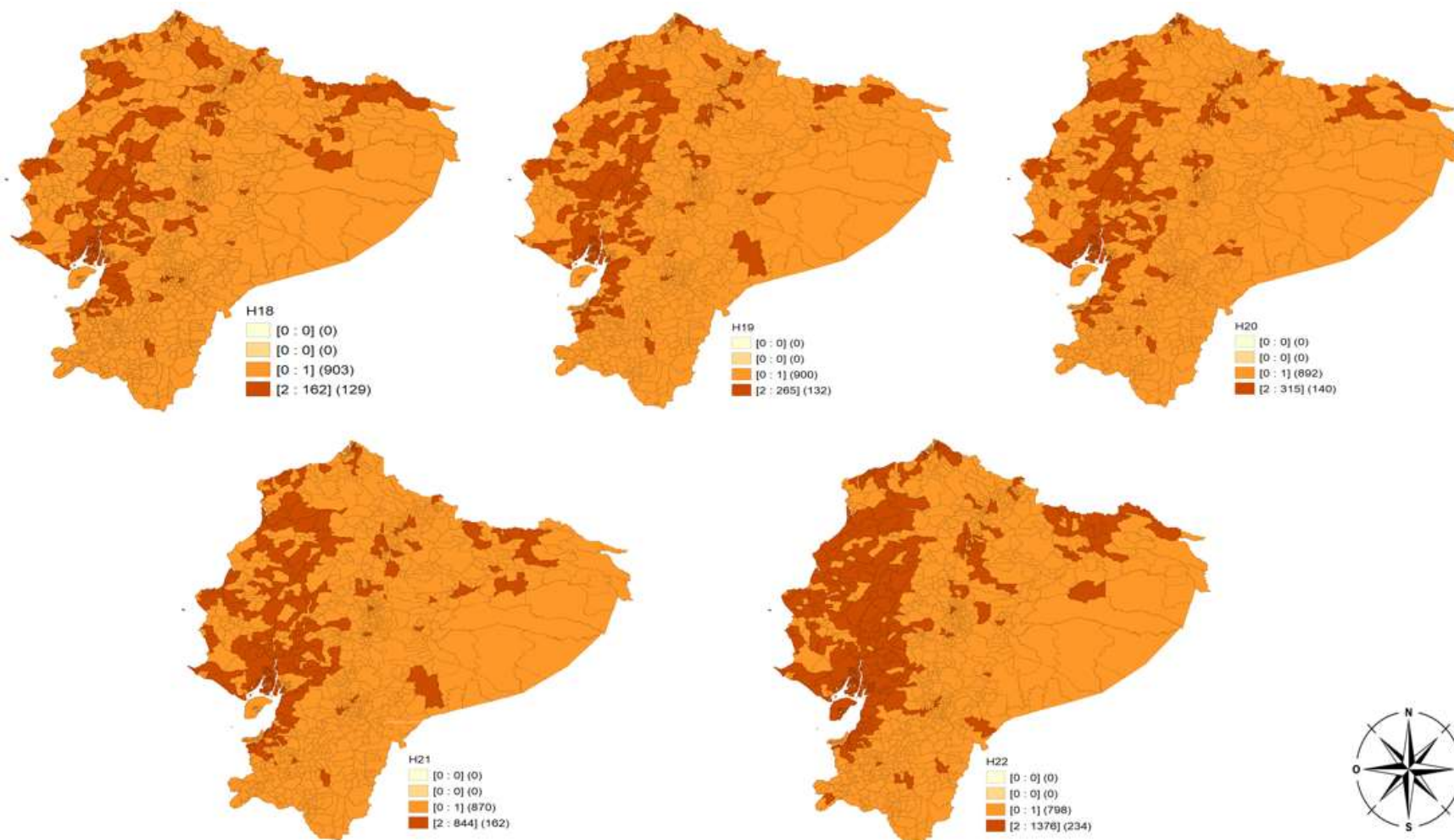
- La mayoría de los homicidios tuvieron lugar en el último cuatrimestre del año.
- Se observa una mayor frecuencia relativa de homicidios en la segunda quincena de cada mes.
- En el análisis del comportamiento diario, se evidencia que se cometen alrededor de 6 homicidios diarios, sin embargo, no se identifica un día específico que resalte por tener una mayor incidencia de actividad delictiva violenta.

⁶ El rango intercuartílico (RIQ o IQR, por sus siglas en inglés *InterQuartile Range*) es una medida de dispersión estadística que se utiliza para cuantificar la variabilidad o la dispersión de un conjunto de datos. El rango intercuartílico se calcula como la diferencia entre el tercer cuartil (Q3) y el primer cuartil (Q1) de un conjunto de datos.

- Tres intervalos horarios destacan por la mayor incidencia de homicidios: el más significativo entre las 20h y las 23h, seguido del periodo entre las 17h y las 19h, y otro número significativo de eventos se registraron entre la 1h y las 4h.
- La edad promedio de las víctimas es de 28 años.
- En cuanto al género, el 90% de los homicidios corresponden a hombres.
- Respecto a la etnia, el 85% de los homicidios afectaron a personas catalogadas como mestizas, el 10% a personas afrodescendientes y el 5% a otros grupos étnicos.
- En relación a la nacionalidad, el 93% de las víctimas son ecuatorianas, mientras que el resto se compone de individuos de otras partes de América, Europa, África y otros lugares.

Figura 5

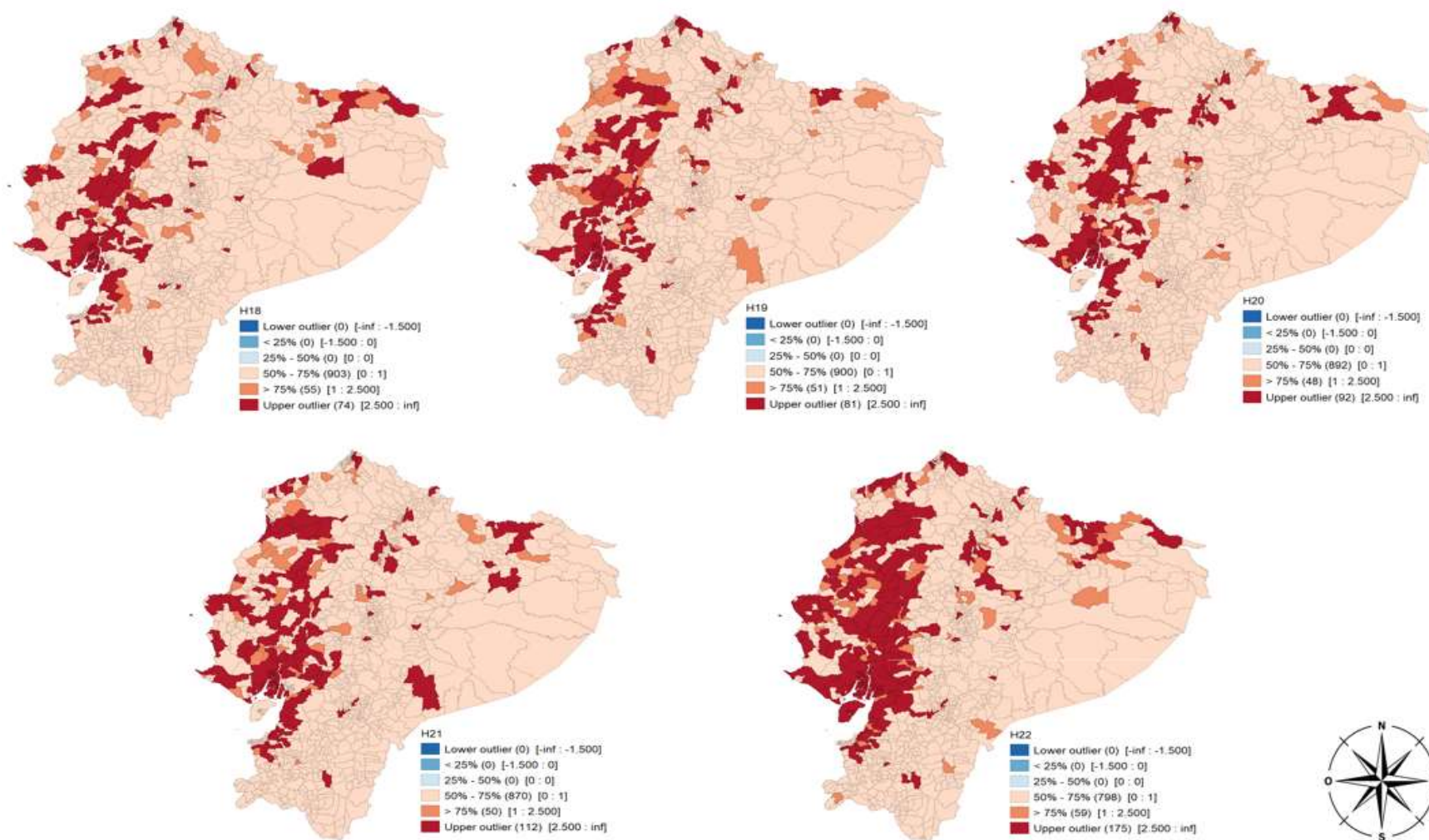
Distribución geográfica del número de homicidios ocurridos en Ecuador, periodo 2018 – 2022



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6

Mapas de Caja: Distribución cuartílica de los homicidios, periodo 2018-2022



Fuente: Elaboración propia.

3.5.1.1.2 Análisis geoespacial de los delitos contra la propiedad en Ecuador, periodo 2018 - 2022

La Figura 7 muestra mapas divididos en cuantiles, los cuales ofrecen una visión clara de la distribución total de los diferentes tipos de robos cometidos entre 2018 y 2022. A medida que aumenta el número de delitos, la intensidad del color en los mapas se incrementa, facilitando así su interpretación. En general, estos mapas revelan un patrón heterogéneo en la localización de los delitos, indicando una distribución desigual que se concentra especialmente en ciertas zonas censales y, por lo tanto, en regiones geográficas específicas. Este análisis sugiere que la delincuencia en una parroquia con un alto índice de violencia puede extenderse a las parroquias vecinas.

Se evidencia la presencia de conglomerados significativos de parroquias con un elevado número de robos en la región Costa del país, los cuales se han extendido por todo el territorio ecuatoriano con el transcurso del tiempo. Al comparar el año 2019 con el 2018, se observa un proceso de propagación desde la región Costa hacia la Amazónica, similar al comportamiento de una especie de epidemia (León, 2021). En el año 2020 se nota una disminución en esta tendencia. Sin embargo, al comparar el año 2022 con el año 2021, se aprecia que las parroquias que participaron en la propagación de la alta actividad delictiva no han reducido sus niveles, sino que han mantenido e incluso consolidado su incidencia durante el período de estudio. Además, se retoma el proceso de difusión, mostrando un comportamiento similar al observado en 2019.

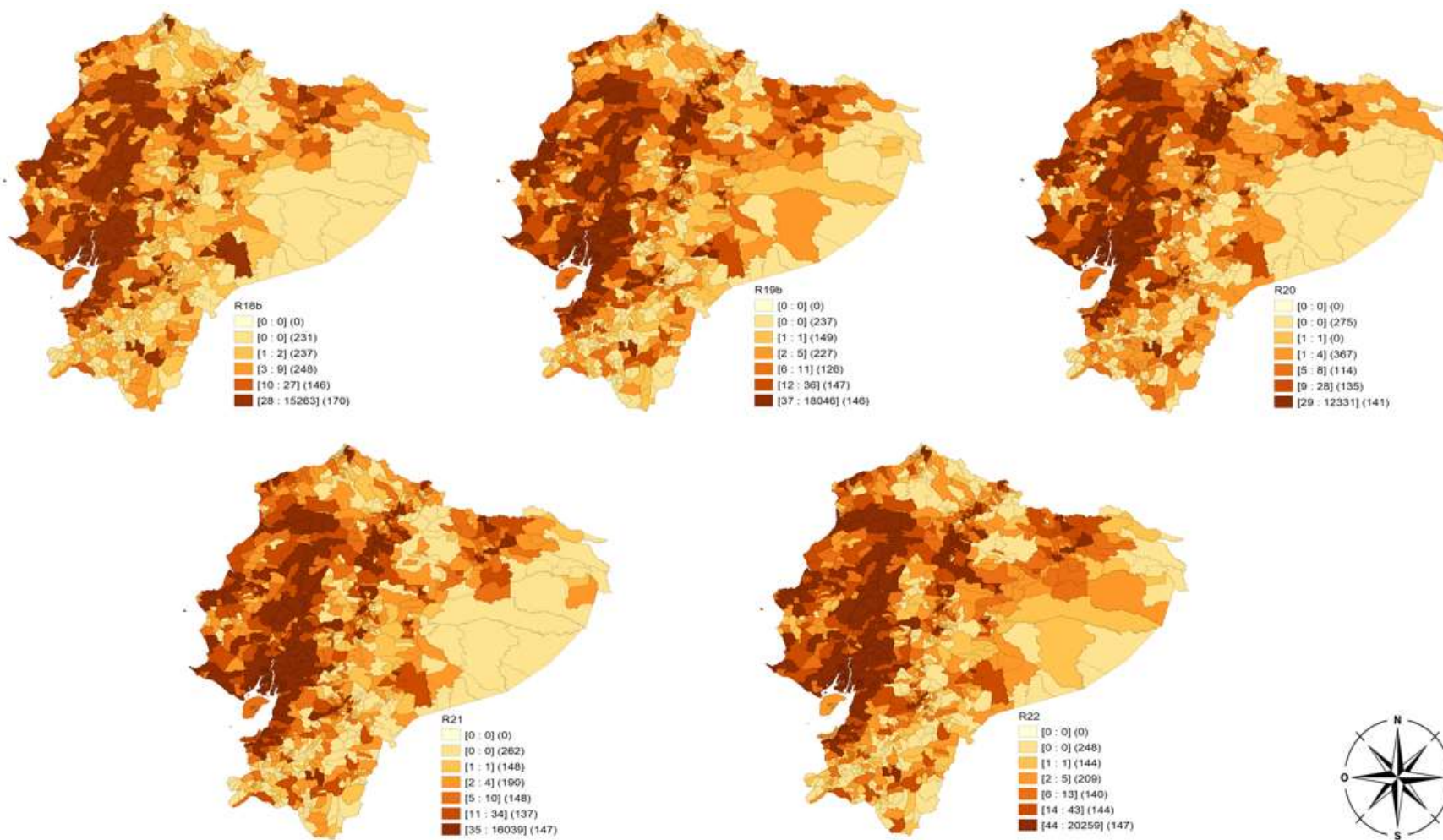
Se destaca un hecho relevante: la formación de conglomerados delictivos en las tres regiones climáticas del país. El primero presenta una alta densidad en la región Costa, el segundo en la región Sierra, y el tercero, aún en desarrollo, está emergiendo en la región Amazónica. Esto evidencia que en Ecuador existen *hotspots* donde la densidad de robos es consistentemente mayor, revelando patrones de concentración espacial que atraviesan distintas zonas geográficas. Según De Oliveira et al. (2019), la identificación de estos *hotspots* permite simplificar los datos y visualizar tendencias basadas en la intensidad del agrupamiento de las variables analizadas.

En la Figura 8, se presentan los mapas de caja, los cuales permiten identificar la presencia de valores atípicos espaciales y sus cambios a lo largo del tiempo. Los resultados revelan que aproximadamente el 15% de las parroquias del país son responsables de los incrementos en el número de robos. Se destacan dos comportamientos: en la región Costa se encuentran las parroquias con los mayores niveles de robos, las cuales han mantenido su comportamiento a lo largo del período de estudio, y las parroquias con valores extremos han ido consolidando tres corredores delincuenciales en sentido norte-sur, ubicados en el oeste, centro y este, los cuales coinciden con las regiones climáticas existentes en Ecuador.

En la Figura 8 se presentan mapas de caja que permiten identificar la presencia de valores atípicos espaciales y sus cambios a lo largo del tiempo. Los resultados muestran que aproximadamente el 15% de las parroquias del país son responsables del incremento en el número de robos. Se destacan dos patrones importantes: en la región Costa, las parroquias con los mayores niveles de robos han mantenido su comportamiento constante durante el período de estudio, mientras que las parroquias con valores extremos han consolidado tres corredores delincuenciales en sentido norte-sur, ubicados en el oeste, centro y este del país, coincidiendo con las regiones climáticas de Ecuador.

Figura 7

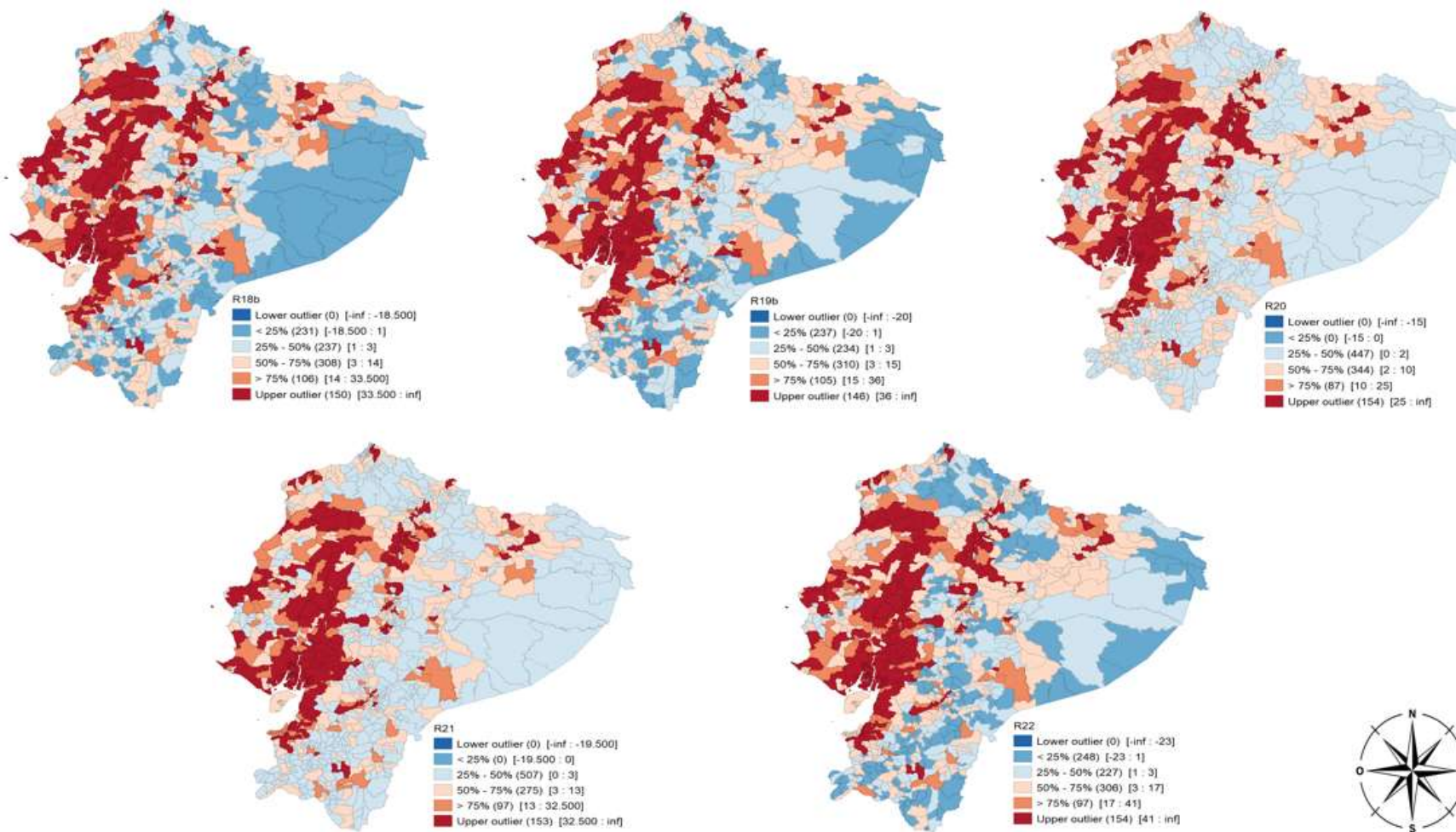
Distribuciones geográficas del número de delitos contra la propiedad ocurridas en Ecuador (2018 – 2022)



Fuente: Elaboración propia.

Figura 8

Mapas de Caja: Distribución cuartílica de los robos contra la propiedad, periodo 2018-2022



Fuente: Elaboración propia.

Según la información proporcionada por la PNE, se ha podido identificar algunos patrones de comportamiento que se repiten en momentos específicos del año:

- La mayoría de los robos se cometieron en el último cuatrimestre del año, siendo diciembre el mes con mayor incidencia registrada.
- En cuanto al análisis del comportamiento diario, se observa una estabilidad relativa, con un promedio de 177 robos registrados cada día del mes. No obstante, los días 14 y 15 sobresalen por presentar la mayor cantidad de incidentes.
- Cuatro intervalos horarios resaltan por la mayor incidencia de robos: el más significativo ocurre entre las 19h y las 22h, seguido del período entre las 10h y las 11h. Además, se registraron un número importante de robos entre las 14h y las 15h, y finalmente, un número significativo se cometió entre las 2h y las 3h.

Esta investigación aporta al debate existente al demostrar cómo la variabilidad en la granularidad de los datos puede influir en la percepción y el análisis de los patrones de criminalidad. Mientras que autores como Vilalta (2013) y Mojica et al. (2017) se han enfocado en escalas relativamente macro, este estudio emplea una escala más detallada, lo que permite una comprensión más profunda de las dinámicas locales y la identificación de micro-puntos calientes que podrían pasar desapercibidos en análisis más agregados. Este enfoque resalta la importancia de utilizar unidades de análisis microgeográficas, como sugiere Telep et al. (2014), para formular respuestas más efectivas y específicas al crimen.

3.5.1.2 Aplicación empírica de los estadísticos de dependencia global y local

Dado que se dispone de la información del último Censo de Población y Vivienda realizado en 2022 a nivel de parroquias, así como de los datos proporcionados por la PNE para ese mismo año, se utiliza como base para continuar con el análisis espacial de la delincuencia.

El requisito fundamental para llevar a cabo este tipo de estudios es la construcción de la matriz de pesos espaciales W estandarizada por filas (Kim & Song, 2021). Como medida de robustez, se calcularon cinco tipos de matrices basadas en la contigüidad de la Reina de primer y segundo orden, la contigüidad de la Torre de primer y segundo orden, y un ancho de banda de 59.549 metros, distancia sugerida por el software GeoDa.

Con el propósito de determinar la significancia estadística de la distribución espacial observada, se calcula un estadístico de prueba generando un conjunto diferente de números aleatorios en cada iteración (Prates et al., 2023). Como resultado, los cálculos no pueden replicarse con total precisión. Sin embargo, este método proporciona una aproximación numérica que permite evaluar el peso estadístico de los indicadores.

Según Ramírez-de-Garay (2016), a diferencia del enfoque analítico tradicional, este método no se basa en supuestos de normalidad. Sin embargo, tiene la desventaja de que los valores de p generados dependen del número de permutaciones realizadas, las cuales determinan la probabilidad de un valor en una distribución bajo condiciones de aleatoriedad espacial. En este análisis, se realizaron 999 permutaciones en cada cálculo, tanto para los índices globales como locales.

3.5.1.2.1 Aplicación empírica del Indicador de autocorrelación espacial de Moran Global

El I. de Moran Global puede variar entre -1 y +1, donde el valor indica la fuerza de la correlación. Cuanto más cerca esté el valor de uno, más fuerte será el agrupamiento espacial. Además, el signo revela la dirección de la autocorrelación espacial. Por ejemplo, si una parroquia tiene una alta densidad de delitos y sus vecinos cercanos también muestran una alta densidad, la autocorrelación espacial se representa como + por +. Por otro lado, si una parroquia y sus vecinos tienen una baja densidad de delitos, la representación es - por -, estos dos comportamientos indican una autocorrelación espacial positiva. En contraste, si una parroquia con alta densidad de delitos está rodeada de parroquias con baja densidad (+ por -), o viceversa, esto indica una autocorrelación negativa.

En la Tabla 7 se exhibe los coeficientes estimados para la autocorrelación espacial de cuatro tipos de delitos, los cuales han sido ajustados por el tamaño de cada parroquia considerando la cantidad de población, así como el número de vehículos, tanto automóviles como motos. Las tasas de delitos están expresadas en logaritmos para facilitar su comparación y capturar los cambios proporcionales. Además, se proporcionan los estadísticos estándar y simulados, la esperanza del indicador ($E[I]$), y el valor de z (z -valor).

Se observa que el indicador es positivo en todos los delitos, mostrando una mayor fuerza y similitud cuando se utilizan las matrices de tipo Reina y Torre de orden uno. Es decir, al trabajar con vecinos contiguos, hay una gran variabilidad y contrastes locales debido a los cambios significativos en los vecinos. Sin embargo, al incorporar una segunda orden de vecindad, la relación de distancia aumenta y la variabilidad disminuye.

La matriz de distancia muestra el valor más bajo debido a que al trabajar con un radio de 59 km², se produce una suavización general de los datos. El objetivo de tener un área tan extensa es asegurar que todas las parroquias tengan vecinos. Sin embargo, la distribución desigual en tamaño y forma de las parroquias en todo el territorio ecuatoriano juega un papel importante al determinar la autocorrelación. Por ejemplo, el promedio del tamaño de las parroquias en la región Sierra es de 123,75 km², en la región Costa es de 229,33 km², mientras que en la región Amazónica es de 574,40 km². Esta disparidad causa que en algunos casos los vecinos tiendan a ser los mismos que los de la parroquia adyacente.

El componente espacial de los delitos, según los resultados del I. de Moran Global, explica el 36% del comportamiento de la distribución de los homicidios, el 38% para el robo de automóviles, el 49% para el robo de motos y el 41% para el robo de personas. Por lo tanto, se puede concluir que existe autocorrelación espacial moderada y positiva en todos los delitos, aunque con variaciones significativas entre ellos.

Para evaluar la significancia estadística de las distribuciones espaciales observadas, se realizó el cálculo de estadísticos de prueba. Estos indicadores fueron aleatorizados mediante 999 permutaciones, resultando en estadísticas simuladas del I. de Moran prácticamente idénticas a las estándar. El valor esperado del índice de Moran $E(I)$ bajo la hipótesis nula de aleatoriedad espacial es cercano a cero para todos los delitos. Esto indica que, si no hubiera AE, el I. de Moran tendría un valor esperado cercano a cero. Además, los altos valores de z indican que los valores simulados del estadístico difieren significativamente de su media esperada, lo que permite rechazar la hipótesis nula con una probabilidad de error de 1 en 1.000.

Tabla 7

Autocorrelación espacial global de las tasas de delitos, año 2022

Matriz de pesos espaciales	nº Homicidio por cada 10 mil habitantes				nº Robo de automóviles por cada mil autos				nº Robo de motos por cada mil motos				nº Robo a personas por cada 10 mil habitantes			
	I. de Moran		E[I]	z-valor	I. de Moran		E[I]	z-valor	I. de Moran		E[I]	z-valor	I. de Moran		E[I]	z-valor
	Estan- dar	Simu- ladas			Estan- dar	Simu- ladas			Estan- dar	Simu- ladas			Estan- dar	Simu- ladas		
Reina - Orden 1	0,360	0,360	-0,001	18,269	0,380	0,380	-0,001	17,896	0,491	0,491	-0,001	23,576	0,419	0,419	-0,001	20,460
Reina - Orden 1 y 2	0,297	0,297	-0,001	23,739	0,303	0,303	-0,001	23,069	0,413	0,413	-0,001	31,932	0,323	0,323	-0,001	24,986
Torre - Orden 1	0,360	0,360	-0,001	18,310	0,380	0,380	-0,001	17,949	0,492	0,492	-0,001	23,564	0,419	0,419	-0,001	20,351
Torre - Orden 1 y 2	0,297	0,297	-0,001	23,741	0,303	0,303	-0,001	23,147	0,414	0,414	-0,001	31,819	0,322	0,322	-0,001	24,827
Distancia de banda	0,232	0,233	-0,001	33,124	0,234	0,234	-0,001	33,503	0,321	0,321	-0,001	47,335	0,196	0,196	-0,001	28,862

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos permiten rechazar la hipótesis nula de aleatoriedad espacial y aceptar la hipótesis alternativa de autocorrelación espacial, lo que sugiere la existencia de un componente territorial en los datos analizados. Esto implica que las zonas con tasas de delitos similares tienden a agruparse, y que esta agrupación no es aleatoria, sino que refleja un patrón espacial significativo en la distribución de los delitos. Además, se ha determinado que las matrices de pesos espaciales tipo Reina y Torre de primer orden son las más adecuadas para estos datos. Sin embargo, al utilizar solo un indicador global, no es posible detectar conglomerados o valores atípicos espaciales significativos que puedan estar ocultos. Por lo tanto, es necesario calcular el estadístico de Moran Local para una evaluación más detallada.

3.5.1.2.2 Aplicación empírica de Indicador de autocorrelación espacial de Moran Local (LISA)

Como parte del análisis espacial, se realizó el cálculo de la autocorrelación local entre los cuatro tipos de delitos analizados y sus respectivos vecinos utilizando el estadístico LISA. Este indicador está diseñado específicamente para rechazar la hipótesis nula de aleatoriedad espacial a favor de una alternativa que sugiere la presencia de agrupamientos significativos. Este tipo de agrupación revela la existencia de parroquias con valores similares cercanas entre sí; es decir, parroquias con valores altos rodeadas por otras parroquias con valores altos, aunque no proporciona una ubicación exacta para cada agrupamiento dentro de la unidad geográfica de estudio.

Las matrices de pesos espaciales de tipo Reina y Torre de primer orden presentan una eficacia comparable en la medición de la autocorrelación espacial. No obstante, la manera específica en que cada una determina las unidades vecinas introduce diferencias significativas en sus aplicaciones. Mientras que la matriz tipo Reina considera vecinas a las unidades que comparten tanto vértices como bordes, la matriz tipo Torre limita esta vecindad a unidades que comparten exclusivamente bordes. Esta distinción resulta en una menor formación de conglomerados tipo AA, con un efecto de redistribución hacia los conglomerados tipo BB y las parroquias estadísticamente no significativas.

Dado que el estudio se centra en la identificación de áreas con incidencias delictivas significativas, se opta por utilizar la matriz de tipo Reina para definir la vecindad. Al considerar tanto las adyacencias laterales como las diagonales, la matriz de tipo Reina amplía la definición de vecindades, facilitando así la identificación de zonas de interés. Esta aproximación es crucial para detectar posibles conglomerados de parroquias con altas incidencias delictivas que podrían no ser identificados con una definición de vecindad más restrictiva, como la proporcionada por la matriz de tipo Torre. Por lo tanto, al adoptar una perspectiva más inclusiva en la definición de vecindad, se optimiza la capacidad del estudio para comprender y abordar de manera más efectiva los patrones espaciales relacionados con las incidencias delictivas.

Para una comprensión completa de los resultados, es crucial examinar tanto la información presentada en los mapas de la Figura 9 como el resumen ofrecido en la Tabla 8. El rechazo de la hipótesis nula indica que los delitos en Ecuador tienden a concentrarse en zonas específicas. Por ejemplo, los conglomerados de tipo AA, que se encuentran principalmente en la región Costa, muestran niveles de significancia estadística muy altos (1% y 0.1%). Por otro lado, los conglomerados de tipo BB, que en su mayoría presentan una significancia del 5% y predominan en las regiones Sierra y Amazónica, tienden a estar más dispersos.

Se revela como primera característica que la distribución espacial de los delitos varía según el tipo de crimen. En promedio, alrededor del 13% de las parroquias muestran altas tasas de delitos rodeadas por vecinos con altas tasas de delitos (conglomerados AA, marcados en rojo), mientras que aproximadamente el 9% de las parroquias presentan bajas tasas de delitos rodeadas por vecinos con bajas tasas de delitos (conglomerados BB, indicados en azul). Respecto a las áreas atípicas, donde se encuentran parroquias con altas tasas de delitos rodeadas por vecinos con bajas tasas de delitos (conglomerados AB, identificados en violeta), representan alrededor del 3%, mientras que aquellas con bajas tasas de delitos rodeadas por vecinos con altas tasas de delitos (conglomerados BA, mostrados en plomo) constituyen aproximadamente el 2%. Por último, cerca del 72% de las parroquias no presentan significancia estadística en cuanto a la distribución de delitos.

Tabla 8

Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador LISA, año 2022

Conglomerado	n° Homicidio por cada 10 mil habitantes	n° Robo de autos por cada mil autos	n° Robo de motos por cada mil motos	n° Robo a personas por cada 10 mil habitantes	Total Clúster	%
A-A	97	122	165	133	517	13
B-B	109	73	111	98	391	9
B-A	41	28	19	22	110	3
A-B	11	25	37	21	94	2
No Sig	767	777	693	751	2.988	72
Sin vecinos	7	7	7	7	28	1
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032	4.128	100
$p = 0.05$	151	155	180	154		
$p = 0.01$	87	70	101	86		
$p = 0.001$	20	22	51	34		
No Sig	767	778	693	751		
Sin vecinos	7	7	7	7		
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032		

Fuente: Elaboración propia.

La distribución de los cuatro tipos de delitos exhibe una notable variabilidad regional. Por ejemplo, los conglomerados del tipo AA tienen un impacto significativo en los niveles de violencia. En el caso de los homicidios, estos se concentran en un número reducido de parroquias, que representan aproximadamente el 9% del total, mientras que alrededor del

12% de las parroquias están asociadas con el robo de automóviles, el 16% con el robo de motocicletas y el 13% con el robo a personas.

La detección de valores atípicos, identificados como AB y BA, indica inconsistencias en el patrón de distribución del crimen observado. Al analizar las parroquias que presentan este comportamiento atípico, se observa que en promedio, el 4,9% de ellas exhiben estas características. En detalle, el delito de robo de motocicletas muestra la mayor prevalencia de valores atípicos, alcanzando un 5,4%, mientras que el robo a personas registra la menor, con un 4,2%. No obstante, la presencia de estos valores atípicos no elimina la posibilidad de una autocorrelación significativa entre las tasas de delitos en las parroquias, lo que sugiere que aun estos valores atípicos se distribuyen de manera específica y mantienen relaciones estadísticamente significativas con las tasas de crimen en parroquias adyacentes.

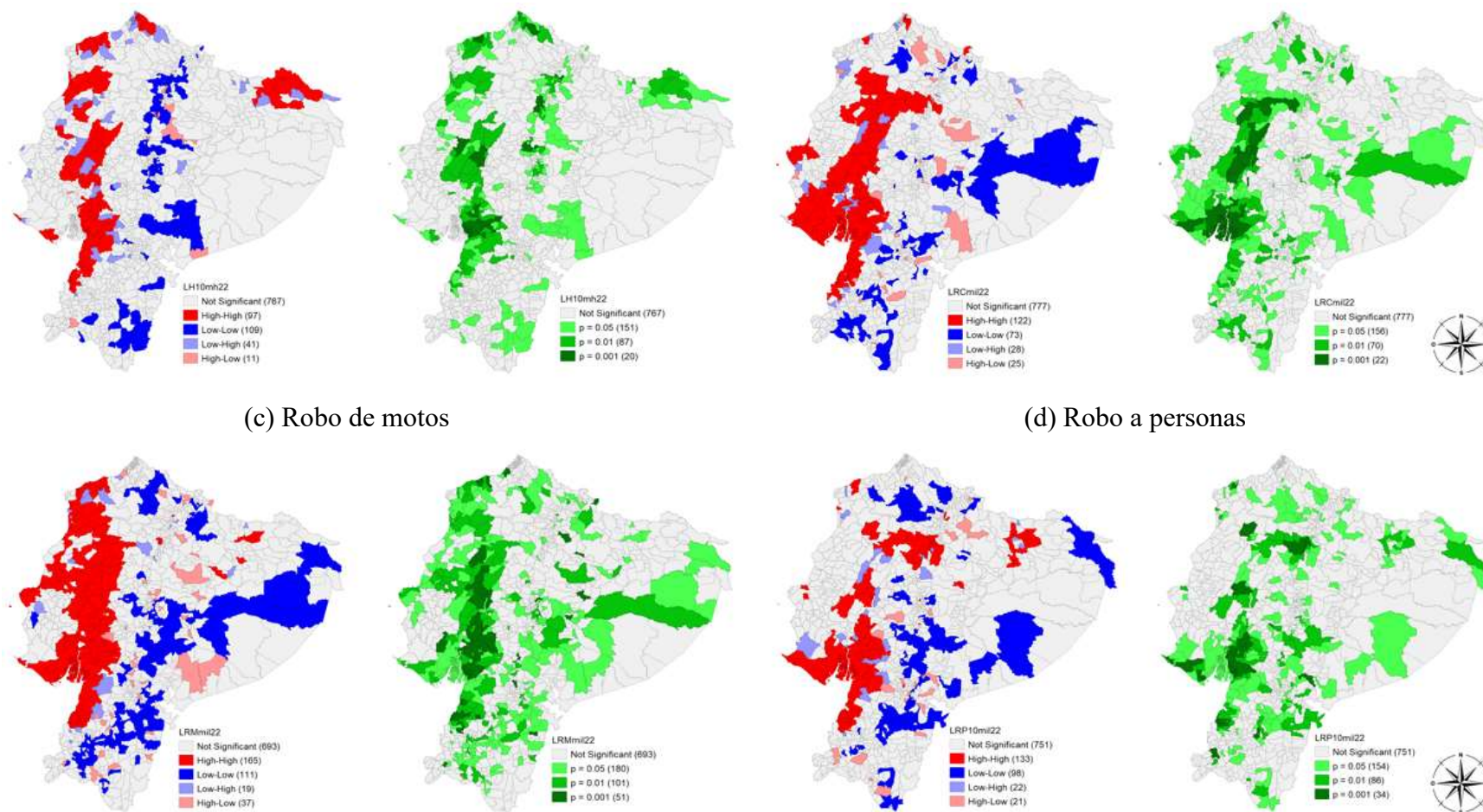
Los resultados derivados de los índices sugieren que la distribución regional de los delitos trasciende la simple concentración geográfica, apuntando hacia un patrón de propagación que podría considerarse análogo al de una infección, posiblemente vinculado a factores socioeconómicos compartidos entre los diferentes conglomerados identificados. En esencia, estos índices revelan la existencia de componentes espaciales que se encuentran estrechamente relacionados con la incidencia delictiva. Sin embargo, para corroborar esta hipótesis, se requiere la aplicación de un enfoque metodológico alternativo.

Figura 9

Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador LISA, año 2022

(a) Homicidios

(b) Robo de automóviles



Fuente: Elaboración propia.

3.5.1.2.3 Aplicación empírica de los indicadores Getis-Ord G_i^* y Geary C como medidas de robustez

*Indicador de autocorrelación espacial de Getis-Ord G_i^**

El indicador G_i^* propone la hipótesis nula de que no hay concentraciones espaciales significativas ni de valores altos ni de valores bajos de delitos en cada parroquia y su entorno.

Para una mejor comprensión de los resultados, es necesario observar tanto la información mostrada en los mapas de la Figura 10 como la presentada en la Tabla 9 de resumen. Ambos elementos fueron generados utilizando una matriz de pesos espaciales tipo Reina de primer orden. Los resultados respaldan el rechazo de la hipótesis nula, lo cual señala la presencia de conglomerados espaciales significativos en las parroquias. Esto revela la existencia de patrones espaciales en los mapas, representados como zonas calientes (marcadas en azul) que se concentran principalmente en la región Costa del país, y zonas frías (señaladas en rojo) donde la incidencia de delitos es menor, predominando en las regiones Sierra y Amazónica. Aquellas parroquias que no presentan significancia estadística no están coloreadas en los mapas.

Los mapas de calor exhiben tres niveles de significancia estadística: del 90% (valor $p < 0,10$), 95% (valor $p < 0,05$) y un nivel aún más riguroso, donde el valor p es menor que 0,001. Esto indica que existe menos de una posibilidad entre mil de que el resultado sea meramente atribuible al azar.

La distribución de la incidencia delictiva, específicamente de homicidios, muestra que el 13% de las parroquias se agrupa en zonas censales con alta incidencia, mientras que un 12% se encuentra en zonas de baja incidencia. En cuanto al robo de automóviles, los porcentajes son del 15% y el 26%, respectivamente; para el robo de motocicletas, son del 18% y el 24%; y, finalmente, para el robo a personas, los porcentajes son del 15% y el 17%.

Tabla 9

Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador Gi, año 2022*

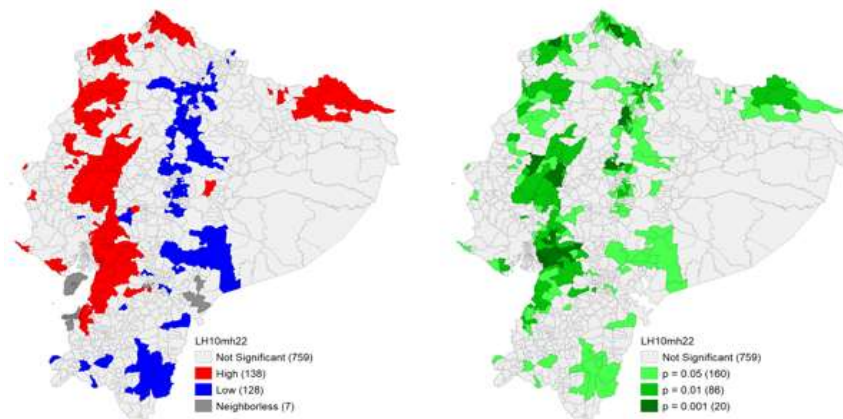
Conglomerado	nº Homicidio por cada 10 mil habitantes	nº Robo de autos por cada mil autos	nº Robo de motos por cada mil motos	nº Robo a personas por cada 10 mil habitantes
Calientes	138	155	188	159
Fríos	128	267	250	174
No Sig	759	603	587	692
Sin vecinos	7	7	7	7
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032
$p = 0.05$	160	285	122	156
$p = 0.01$	86	114	157	137
$p = 0.001$	20	23	159	40
No Sig	759	603	587	692
Sin vecinos	7	7	7	7
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032

Fuente: Elaboración propia.

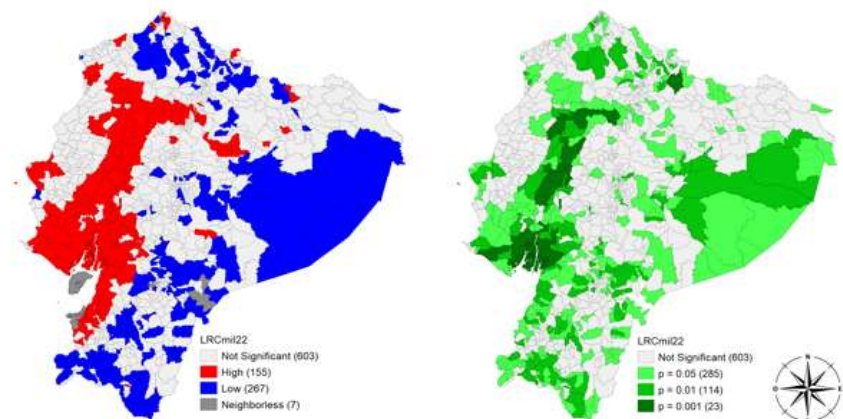
Figura 10

Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador G_i^* , año 2022

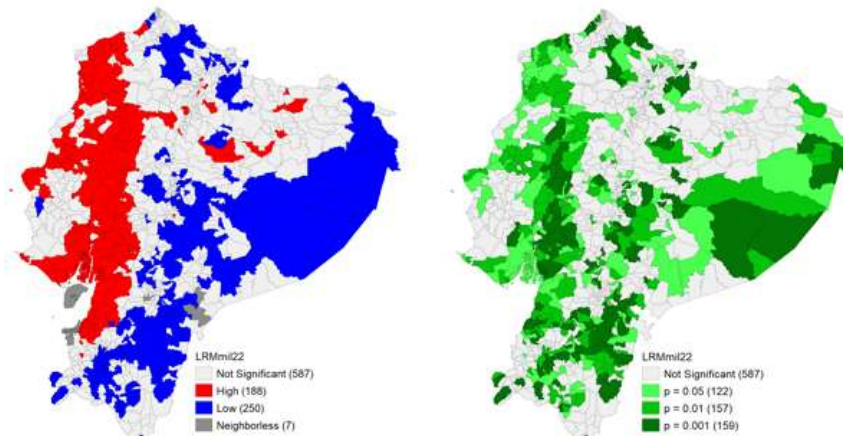
(a) Homicidios



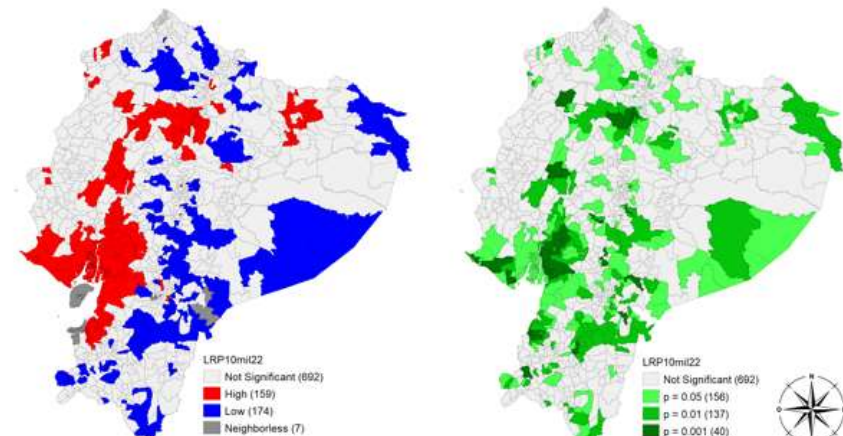
(b) Robo de automóviles



(c) Robo de motos



(d) Robo a personas



Fuente: Elaboración propia.

Indicador de autocorrelación espacial de Geary C

El indicador de Geary C es una medida estadística utilizada para evaluar la autocorrelación espacial dentro de un conjunto de datos. Este indicador proporciona información clave para comprender si hay una tendencia hacia el agrupamiento o la dispersión espacial en las parroquias analizadas.

Al igual que con los indicadores anteriores, para una comprensión más completa de los resultados, es fundamental examinar tanto la información presentada en los mapas de la Figura 11 como en la Tabla 10 de resumen. Ambos elementos se generaron utilizando la matriz de pesos espaciales de tipo Reina de primer orden.

Tabla 10

Autocorrelación espacial local de las tasas de delitos, según indicador Geary C, año 2022

Conglomerado	nº Homicidio por cada 10 mil habitantes	nº Robo de autos por cada mil autos	nº Robo de motos por cada mil motos	nº Robo a personas por cada 10 mil habitantes
A-A	93	159	195	132
B-B	52	104	132	98
Otros positivos	1	10	7	6
Negativos	45	37	36	30
No Sig	834	715	655	759
Sin vecinos	7	7	7	7
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032
$p = 0.05$	120	143	175	162
$p = 0.01$	48	92	126	79
$p = 0.001$	23	75	69	25
No Sig	834	715	655	759
Sin vecinos	7	7	7	7
Total:	1.032	1.032	1.032	1.032

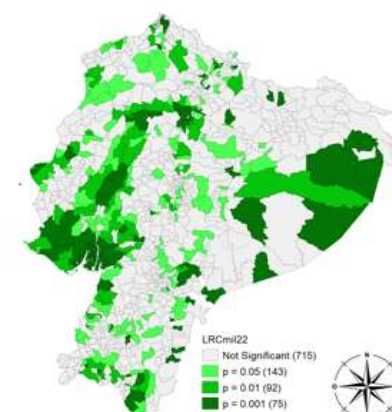
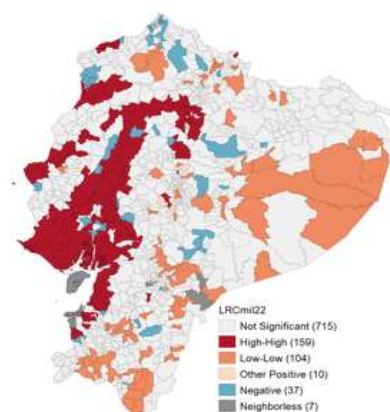
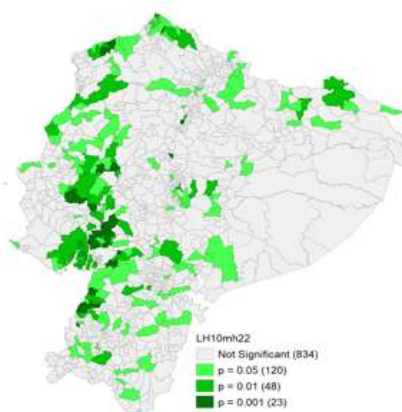
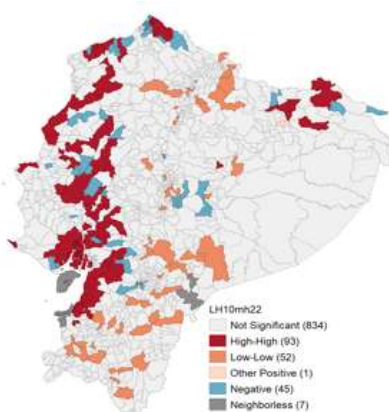
Fuente: Elaboración propia.

Figura 11

Análisis geoespacial de las tasas de delitos mediante el indicador Geary C, año 2022

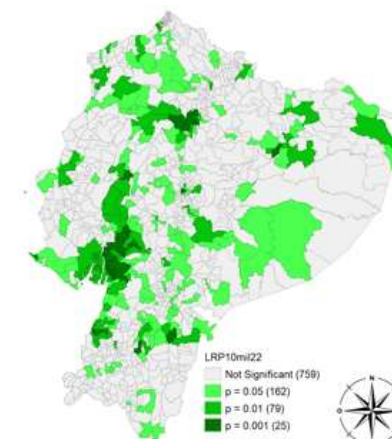
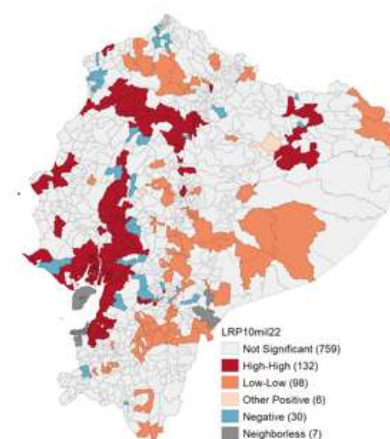
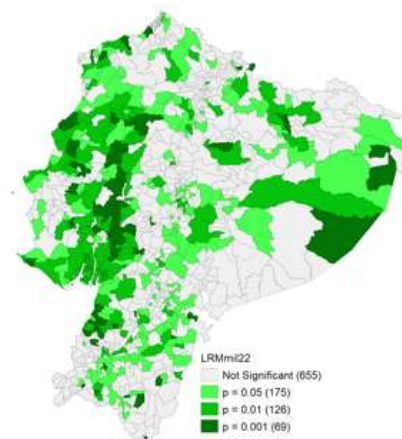
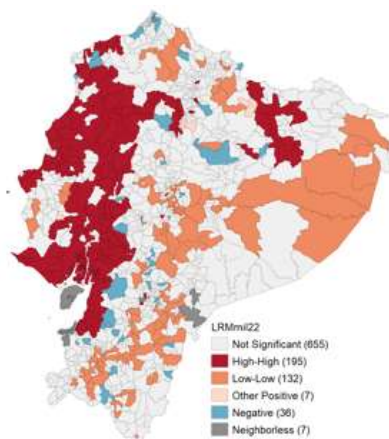
(a) Homicidios

(b) Robo de automóviles



(c) Robo de motos

(d) Robo a personas



Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos han llevado al rechazo de la hipótesis nula, lo que sugiere la existencia de autocorrelación espacial en los datos. Los patrones espaciales en los mapas se destacan por la presencia de zonas tipo AA (en tono marrón oscuro) en la región Costa del país, mientras que las zonas tipo BB (en tono marrón claro) predominan en las regiones Sierra y Amazónica. Además, se distinguen dos categorías adicionales: *otros positivos* (en tono palo de rosa) y *negativos* (en tono plomo), las cuales, aunque son significativas, aparecen de manera aislada. Aquellas parroquias que carecen de significancia estadística no se muestran coloreadas en los mapas.

En concordancia con los mapas de los estadísticos previamente calculados, los mapas de calor muestran tres niveles de significancia estadística: al 90% (valor $p < 0,10$), al 95% (valor $p < 0,05$), y un nivel aún más riguroso, donde el valor p es inferior a 0,001.

Específicamente en lo que respecta a los homicidios, el 9% de las parroquias presenta un agrupamiento significativo en las tasas, mientras que el 5% muestra patrones de dispersión debido a las bajas concentraciones. Respecto al robo de automóviles, los porcentajes son del 15% y el 10% respectivamente; para el robo de motocicletas, son del 19% y el 13%; finalmente, para el robo a personas, los porcentajes son del 13% y el 9%.

Como conclusión preliminar, el EDSA ha permitido identificar, mediante mapas temáticos e indicadores de autocorrelación espacial, tanto global como local, que la distribución de los diferentes delitos muestra la formación de agrupamientos claramente identificables. Esto confirma de manera concluyente la presencia de autocorrelación espacial entre los delitos analizados en este estudio. Por lo tanto, los análisis espaciales en Ecuador deben incorporar el componente geográfico como una medida esencial para evaluar su influencia.

Además, los resultados del estadístico LISA fueron respaldados por los estadísticos locales G_i^* y Geary C, que proporcionaron una medida adicional de robustez para identificar zonas censales con alta y baja incidencia delictiva. Estos estadísticos mostraron valores estadísticamente significativos en el contexto espacial, lo que refuerza la validez de los hallazgos.

El haber identificado que los delitos cometidos en una parroquia pueden influir en la incidencia delictiva de parroquias vecinas es solo el primer paso. Este hallazgo sugiere además que las tasas de delitos en Ecuador muestran un patrón de difusión de tipo contagiosa entre las parroquias del país. Esto implica que la actividad delictiva se propaga de una parroquia a otra de manera similar a como lo haría una enfermedad, mediante la interacción entre individuos o grupos. Sin embargo, para determinar el tipo específico de difusión, se requiere el uso de otras técnicas.

3.5.2 Análisis de patrones de difusión

Esta sección se enfoca únicamente en el análisis del delito de homicidios, ya que constituye el registro más fiable de los eventos criminales en Ecuador y en cualquier país. Para llevar a cabo el análisis, se calculó el estadístico LISA utilizando una matriz de pesos espaciales tipo Reina de primer orden, relacionando cada parroquia con un tipo específico de conglomerado: AA, BB, BA y AB, durante el período comprendido entre 2018 y 2022.

Partiendo del año 2018, se llevan a cabo comparaciones entre pares de años consecutivos. Esto permite establecer relaciones entre los cambios en la dirección del comportamiento de

la parroquia y las categorías propuestas por Cohen y Tita (1999), con el fin de identificar el tipo de difusión delictiva predominante en Ecuador.

La Tabla 11 presenta la distribución de los conglomerados según la clasificación explicada en la Tabla 3 para cuatro periodos consecutivos. En términos generales, se observa que prevalece el tipo de difusión por *contagio* sobre el *jerárquico* cuando las parroquias pasan tanto de niveles bajos a altos como de niveles altos a bajos, representando un 12,3% y 9,8% respectivamente del total analizado. Cerca del 4,8% de las parroquias mantienen su clasificación, mientras que un 0,6% no registra vecinos.

Como hecho relevante, el 12,3% de las parroquias no muestran significancia estadística en términos de autocorrelación espacial. Esto sugiere que estas parroquias no exhiben un patrón espacialmente autocorrelacionado en cuanto a la incidencia de homicidios en comparación con sus vecinos. Sin embargo, es crucial tener en cuenta que la falta de significancia en la autocorrelación espacial no implica necesariamente que no haya delitos registrados en estas parroquias. Simplemente indica que no hay una asociación espacial significativa con los delitos en las unidades vecinas.

En resumen, alrededor del 60% de las parroquias no registra homicidios, lo que implica que el 40% restante es responsable de las variaciones en el comportamiento delictivo violento en Ecuador.

Cuando el comportamiento delictivo pasa de niveles bajos a altos, se observa un efecto de contagio que actúa como una *fuentes de difusión local*. Esto sugiere que la actividad delictiva puede haberse originado o haber contribuido significativamente a la propagación del crimen en la parroquia y hacia sus vecinas. La alta densidad de delitos en el período $t+1$, tanto en la parroquia analizada como en sus vecinas, indica que el crimen se está expandiendo desde esta parroquia hacia las adyacentes.

Por otro lado, cuando el comportamiento delictivo disminuye de niveles altos a bajos, se observa que el contagio actúa como un *resultado de la difusión local*. Esto refleja cómo la expansión anterior del delito en la parroquia ha dejado una marca, aunque actualmente se observa una disminución en los casos de delincuencia. La ausencia de homicidios en el período $t+1$ en ciertas parroquias, y posiblemente en sus vecinos, sugiere que la propagación del crimen puede haber sido detenida o mitigada por intervenciones preventivas o cambios en las condiciones locales.

Cuando ciertas parroquias mantienen un comportamiento delictivo estable entre los períodos t y $t+1$, esto también puede interpretarse como un *resultado de la difusión local*. En estos casos, se refleja la persistente influencia de la difusión previa del crimen en la parroquia.

Algunas características de cada tipo de conglomerados se comentan a continuación:

- AA a AA: Indica que la propagación del crimen ha continuado en la parroquia, posiblemente debido a la persistencia de factores de riesgo o a la falta de intervenciones efectivas para mitigar la actividad delictiva.
- BB a BB: Sugiere que la ausencia de delitos se ha mantenido, posiblemente debido a factores como la efectividad de las estrategias de prevención del delito, la participación comunitaria en la seguridad, o la ausencia de factores de riesgo significativos.

Tabla 11

Cambios en la distribución espacial de las tasas de homicidios por número parroquias, periodo 2018-2022

Dirección del cambio	Tipo de difusión	Mecanismo de cambio	Resultado de la difusión local	Periodos				Fuente de difusión local	Periodos				%
				2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022		2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	
De niveles bajos a altos	Contagio	Expansión entre vecinos	BA a AA	2	8	2	14	AB a AA					0.63
			NH a AA					16	15	15	62	2.62	
			NH a AB					7	12	10	7	0.87	
			NH a BA					39	33	38	35	3.51	
			NH a BB					34	21	47	71	4.19	
	Jerárquico	Deslocalización entre vecinos	BA a AB					AB a BA	1				0.02
		Aumento aislado	BB a AB	4	4	6	3	BB a BA	1	1			0.46
		Aumento global	BB a AA			1		BB a AA			1		0.05
		Suman:		6	12	9	17		98	82	111	175	12.35
De nieves altos a bajos	Contagio	Expansión entre vecinos	AB a BB	5	2	8	5	BA a BB	1			1	0.53
			AA a NH	12	10	12	4						0.92
			AB a NH	7	9	10	10						0.87
			BA a NH	41	38	39	32						3.63
			BB a NH	33	36	30	44						3.46
	Jerárquico	Reubicación entre vecinos	AB a BA	1				BA a AB					0.02
		Disminución aislada	AA a BA	5	5	7	1	AA a AB					0.44
		Disminución global	AA a BB					AA a BB					-
		Suman:		104	100	106	96		1	-	-	1	9.88
Sin cambios			AA a AA	1	4	8	21						0.82
			AB a AB	2	2		1						0.12
			BA a BA	9	9	7	5						0.73
			BB a BB	39	38	24	32						3.22
			Suman:		51	53	39	59					

Tabla 11 continuación

Dirección del cambio	Tipo de difusión	Mecanismo de cambio	Resultado de la difusión local	Periodos				Fuente de difusión local	Periodos				%
				2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022		2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	
Sin delitos			NH a NH	621	634	625	592						59.88
No significativos			NH a NH	144	144	135	85						12.31
Sin vecinos			NH a NH	7	7	7	7						0.68
		Suman:		772	785	767	684						72.87
		Total:		933	950	921	856		99	82	111	176	

AA = Altos con altos, BB = Bajos con bajos, AB = Altos con bajos, BA = Bajos con altos, NH= No ha registrado homicidios.

Fuente: Elaboración propia.

- AB a AB: Esta situación podría deberse a factores locales dentro de determinadas parroquias, como la presencia de factores de riesgo específicos o la falta de intervenciones efectivas para abordar la delincuencia
- BA a BA: Esta situación podría deberse a factores locales dentro del área en cuestión que actúan como una especie de *barrera* para la propagación de la delincuencia, como estrategias de prevención del delito efectivas, fuerte cohesión comunitaria, o la presencia de recursos y servicios sociales que disuaden la actividad delictiva.

Tras identificar el tipo predominante de contagio en los delitos de homicidio durante el período 2018-2022, surgen preguntas acerca de la duración y la distribución geográfica de estos cambios en el comportamiento delictivo. La Tabla 12 presenta una comparación de las categorías de contagio que registraron el mayor número de casos, organizadas para facilitar su interpretación por regiones: Costa, Sierra y Amazónica.

Tabla 12

Análisis de la evolución de las tasas de homicidios por región, periodo 2018-2022: Identificación de casos estacionarios y nuevos contagios

Región	Resultado de la difusión local				Fuente de difusión local					
	BA a AA		AA a AA		E a AA		E a BB		E a BA	
	E	N	E	N	E	N	E	N	E	N
Sierra		3		4		3	8	103	2	39
Costa	2	15	7	12	2	89		29	9	65
Amazónica		4		2		11	1	22		20
Suman:	2	22	7	18	2	103	9	154	11	124
Porcentaje:	8	92	28	72	2	98	6	94	8	92

E = Estacionario, ha mantenido su clasificación, N = Nuevo, ha cambiado su clasificación.

Fuente: Elaboración propia.

Se observa que solo el 10% de las parroquias han mantenido una clasificación estable, mientras que el 90% restante presenta casos nuevos, esto implica que la delincuencia y sus impactos se están extendiendo hacia zonas previamente no afectadas. En otras palabras, 9 de cada 10 parroquias han experimentado cambios en su comportamiento delictivo. La región Costa muestra un alto nivel de contagio, mientras que la región Sierra está experimentando un aumento emergente en el contagio, y la región Amazónica se encuentra bastante rezagada en este aspecto.

Este comportamiento puede interpretarse de varias maneras:

1. Rotación de zonas de riesgo: Esto sugiere que las parroquias donde se cometen homicidios cambian con el tiempo. Es decir, las parroquias que antes podrían haber sido consideradas como zonas de alto riesgo pueden experimentar cambios demográficos, socioeconómicos o de seguridad que disminuyen la incidencia de homicidios, mientras que nuevas parroquias pueden surgir como puntos críticos de delincuencia.
2. Desplazamiento de la actividad criminal: Puede significar que las autoridades, mediante acciones de aplicación de la ley o programas de prevención del delito, han logrado reducir la criminalidad en ciertas zonas, lo que obliga a los delincuentes a desplazar sus actividades delictivas hacia otras áreas que antes no eran tan afectadas.

3. Adaptación de las tácticas delictivas: Los grupos delictivos pueden estar cambiando sus estrategias y tácticas para evitar la detección o enfrentamiento con las autoridades. Por lo tanto, pueden optar por actuar en nuevas parroquias donde sientan que tienen menos riesgo de ser capturados o identificados.

Los descubrimientos obtenidos en estas secciones sirven como punto de partida para proseguir con el análisis de regresión espacial.

3.5.3 Análisis de los rasgos característicos en las unidades geográficas con mayor impacto de desbordamiento

En la sección precedente, tras identificar los distintos tipos de clúster y los patrones de difusión del delito de homicidios, se evidenció que existe un efecto de derrame de la delincuencia, debido a que el 90% de las parroquias han experimentado cambios en su clasificación, esto implica que la delincuencia y sus impactos se están extendiendo hacia zonas previamente no afectadas.

Se resalta aquellas parroquias cuya situación ha evolucionado hacia el mantenimiento o el agravamiento de su condición inicial entre los años 2021 y 2022. Estas evoluciones son:

- a) NH – AA: Parroquias que, partiendo de una situación sin delitos han experimentado un aumento significativo en el nivel de criminalidad, encontrándose ahora rodeadas de vecinos con altos índices de delitos.
- b) NH – BA: Parroquias que han pasado de una situación sin delitos han experimentado bajos niveles de delincuencia, a pesar de estar rodeadas de vecinos con altos índices de criminalidad.
- c) BA – AA: Parroquias que, que en un principio presentaban una baja actividad delictiva y estaban rodeadas de vecinos con alta actividad criminal, han experimentado una evolución hacia niveles elevados de delincuencia, manteniéndose además rodeadas de vecinos con alta actividad delictiva.
- d) AA – AA: Parroquias que ya presentaban altos niveles de criminalidad y estaban rodeadas de vecinos con índices similares han mantenido estos elevados niveles de delincuencia.

Estas dinámicas destacan las diferentes trayectorias de cambio o persistencia en los patrones delictivos a nivel parroquial, evidenciando la complejidad de la difusión delictiva. Esto plantea una pregunta fundamental: ¿qué factores subyacen en estas parroquias para que exhiban tal comportamiento?

Para responder a esta interrogante, la Tabla 13 presenta las cuatro categorías de clúster que experimentaron los cambios más significativos, junto con las variables explicativas previamente seleccionadas en la sección 3.4.1 Datos, organizadas según factores socioeconómicos y el promedio nacional de dichas variables en 2022. Este análisis tiene como objetivo identificar patrones de aglomeración que puedan explicar las causas detrás de su comportamiento delictivo específico.

En términos económicos, estas parroquias muestran promedios por encima de la media nacional en variables como desempleo, ingresos por ventas y pobreza por NBI, mientras que la desigualdad por ingresos presenta valores similares al promedio nacional.

Tabla 13

Análisis comparativo de las variables explicativas por clústeres delictivos, delito de homicidios, año 2022

Factor	Variables	Unidad medida	Promedio nacional	AA-AA	BA-AA	NH-AA	NH-BA
Económico	Desempleo	%	3,82	5,06	5,72	4,39	4,13
	Gini	Punt.	0,47	0,44	0,46	0,44	0,46
	Ingresos por ventas	Log	1,69	3,92	1,57	3,05	1,28
	Pobreza por NBI	%	33,00	35,18	44,11	41,00	44,91
Educación	Analfabetismo	%	6,69	3,90	6,06	5,63	8,75
	Escolaridad	Años	9,09	9,99	9,19	9,39	8,26
	n° estudiantes por profesor	Ratio	17,57	24,27	21,98	22,85	17,92
Demografía	Densidad población	Ratio	144,29	181,53	55,13	212,84	34,46
	Extensión	km2	240,71	235,42	331,76	293,00	225,92
	Hombres	Log	3,32	4,02	3,43	3,83	3,22
	Jóvenes 15-19 años	Log	2,60	3,33	2,71	3,12	2,52
	Jóvenes 20-24 años	Log	2,54	3,28	2,68	3,08	2,47
	Raza negra y afrodescendientes	Log	1,30	2,86	2,42	2,42	1,75
Demografía – uso del suelo	Hacinamiento	%	11,02	14,98	11,93	14,82	12,94
	n° hogares por km2	Ratio	44,19	55,18	16,90	64,29	10,49
	n° industrias por km2	Ratio	0,61	0,17	0,03	0,12	0,02
	n° instituciones SP por km2	Ratio	0,78	0,55	0,28	0,86	0,16
	n° locales comercia. por km2	Ratio	3,82	3,90	0,62	3,76	0,35
	Viviendas sin agua red pública	%	28,86	17,43	35,40	34,71	38,78
Disuasivo	Eficiencia policial	Punt.	0,11	0,08	0,07	0,07	0,09
Otros	Jefe hogar mujer	%	35,40	40,64	37,29	36,83	32,89
	Droga incautada	kg por km ²	0,81	2,36	0,66	1,65	0,12
n° de parroquias:				21	14	62	35

Fuente: Elaboración propia.

En lo que respecta al factor educativo, estas parroquias exhiben tasas de analfabetismo más bajas y una duración de la escolaridad mayor que el promedio nacional. Este hallazgo contradice las expectativas previas. No obstante, el número de estudiantes es superior al promedio nacional, lo que sugiere que la calidad educativa podría ser un factor causal potencial.

La densidad de población es mayor en las zonas más violentas. El análisis demográfico revela una predominancia de hombres, personas jóvenes entre 15 y 24 años (de ambos sexos) y personas de origen afrodescendiente o raza negra (de ambos sexos) en estas parroquias.

En relación con la interrogante sobre si la violencia se ha desplazado de las grandes zonas urbanas, particularmente de las capitales, hacia ciudades más pequeñas (parroquias) con una presencia policial más reducida, la evidencia actual no es suficiente para proporcionar una respuesta definitiva. Los datos sobre la extensión territorial en km² de las parroquias pertenecientes al clúster NH-BA insinúan que la delincuencia podría estar focalizándose en zonas más pequeñas. Sin embargo, las parroquias que forman parte de los clústeres BA-AA y NH-AA parecen indicar una concentración delictiva en regiones de mayor amplitud.

En cuanto al uso del suelo, en estas parroquias se observa un mayor hacinamiento, así como un alto porcentaje de viviendas sin acceso a agua mediante la red pública. Además, existe una baja densidad industrial y de instituciones del sector público. Se nota también que en

aquellas parroquias donde la delincuencia violenta está más arraigada, existe una mayor densidad de locales comerciales y hogares.

Es importante destacar, en relación con el propósito de este capítulo, que la eficiencia policial en estas parroquias se sitúa por debajo del promedio nacional. La desorganización social se refleja en un mayor porcentaje de mujeres como jefas de hogar. Además, en las parroquias donde la delincuencia violenta está más arraigada, se observa un mayor volumen de incautaciones de drogas.

En resumen, el aumento en la tasa de homicidios puede estar asociado a diversos factores, entre ellos un desarrollo económico deficiente, la insuficiente presencia estatal en la provisión de servicios públicos, carencias en el sistema educativo, y errores en la planificación urbana. Estas condiciones pueden disminuir el costo de oportunidad para ciertos grupos demográficos, particularmente hombres jóvenes de ascendencia africana, quienes podrían verse inclinados a participar en actividades del mercado informal, incluido la delincuencia y, en especial, el narcotráfico. Este análisis revela patrones espaciales específicos que, complementados con metodologías como la econometría espacial, podrían enriquecer las estrategias de geoprevención.

3.5.4 Aplicación empírica del análisis econométrico espacial

Después de analizar la distribución espacial y confirmar la presencia de autocorrelación espacial, resulta evidente que los enfoques tradicionales no logran ajustarse adecuadamente a esta autocorrelación, generada por los *spillovers* entre las variables y sus vecinas. Por esta razón, el presente estudio recurre a la econometría espacial.

Para comprender las relaciones entre los delitos y los factores socioeconómicos a nivel parroquial, es esencial elegir un modelo que gestione efectivamente la dependencia espacial. La econometría espacial es capaz de corregir un problema frecuente: la correlación entre errores, que a menudo puede atribuirse a la diversidad geográfica de la zona de estudio.

Las variables empleadas en esta sección fueron seleccionadas tras un proceso meticuloso. Partiendo de las variables recopiladas y tratadas en la sección 3.4.1 Datos, se sometieron a un análisis para identificar aquellas con mayor persistencia. Se excluyeron variables por dos razones principales: cuando mostraban una correlación excesiva o cuando su efecto iba en contra de lo esperado.

En particular, utilizar la técnica de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) no es adecuado para abordar la dependencia espacial en los datos. Esto se debe a que los coeficientes de correlación estarán sesgados y su precisión se verá exagerada. Los coeficientes estarán sesgados porque las áreas con concentraciones más altas de eventos ejercerán una mayor influencia en la estimación del modelo. Además, la exageración de la precisión, manifestada en un menor error estándar, aumenta la probabilidad de que los resultados se consideren estadísticamente significativos. Esto ocurre porque la sobreestimación de la precisión se deriva del hecho de que, al concentrarse los eventos, hay menos observaciones independientes de las que se asume (Briggs, 2007).

3.5.4.1 Diagnóstico de especificación del modelo básico utilizando MCO

Para explorar la estructura de los datos y detectar la autocorrelación espacial, se llevó a cabo un análisis preliminar utilizando el método de MCO. Este paso inicial es fundamental para identificar el modelo más adecuado para aplicarlo posteriormente. Cabe destacar que, para los cálculos, se empleó una matriz de pesos espaciales de tipo Reina de primer orden, tema explicado en la sección 3.3.2.2.

En la Tabla 14 se presentan las estimaciones no sesgadas y de máxima verosimilitud para σ^2 , así como su raíz cuadrada, que corresponde a la desviación estándar del término de error. Además, se incluyen indicadores de ajuste tales como el R^2 y el R^2 ajustado, junto con varias métricas derivadas del método de estimación de máxima verosimilitud, incluyendo el log-verosimilitud, el criterio de información de Akaike y el criterio de Schwarz (Chasco, 2013). Estos cálculos se realizaron utilizando el software GeoDaSpace, diseñado para proporcionar estadísticas que ayudan a identificar posibles errores de especificación en la estimación MCO de modelos de regresión lineal espacial, como la multicolinealidad, la normalidad, la heterocedasticidad y la autocorrelación espacial.

En la parte inferior de la tabla, se observa que los cuatro modelos propuestos para los delitos: homicidios, robo de automóviles, robo de motos y robo a personas, presentan problemas de multicolinealidad. Además, los residuos muestran claramente no normalidad, heterocedasticidad y exhiben un alto grado de autocorrelación espacial, tanto en forma de rezago espacial como de error espacial. La prueba ML-SARMA confirma la presencia de ambos tipos de comportamiento.

Los patrones espaciales de los residuos del modelo MCO son significativos y claramente visibles, especialmente al observar la conformación de clústeres a través del indicador G_i^* , como se ilustra en la Figura 12. Se detectan conglomerados espaciales de residuos, con patrones de Alto-Alto concentrados principalmente en la región costera, asociados a delitos como robo de automóviles, robo de motos y robo a personas. En contraste, los homicidios tienden a agruparse en la región Amazónica. Por su parte, los patrones Bajo-Bajo se observan en regiones opuestas, destacando una distribución geográfica diferenciada de estos fenómenos delictivos en el territorio.

A partir de esta estimación inicial, se han identificado hallazgos significativos: 1) la variable dependiente presenta una mayor persistencia de autocorrelación espacial en comparación con los errores, una característica común en todos los modelos analizados; y 2) la notable presencia de ambos tipos de autocorrelación sugiere que el modelo más adecuado debe considerar estas dos características.

Tabla 14

Resultado de las regresiones del modelo básico utilizando MCO

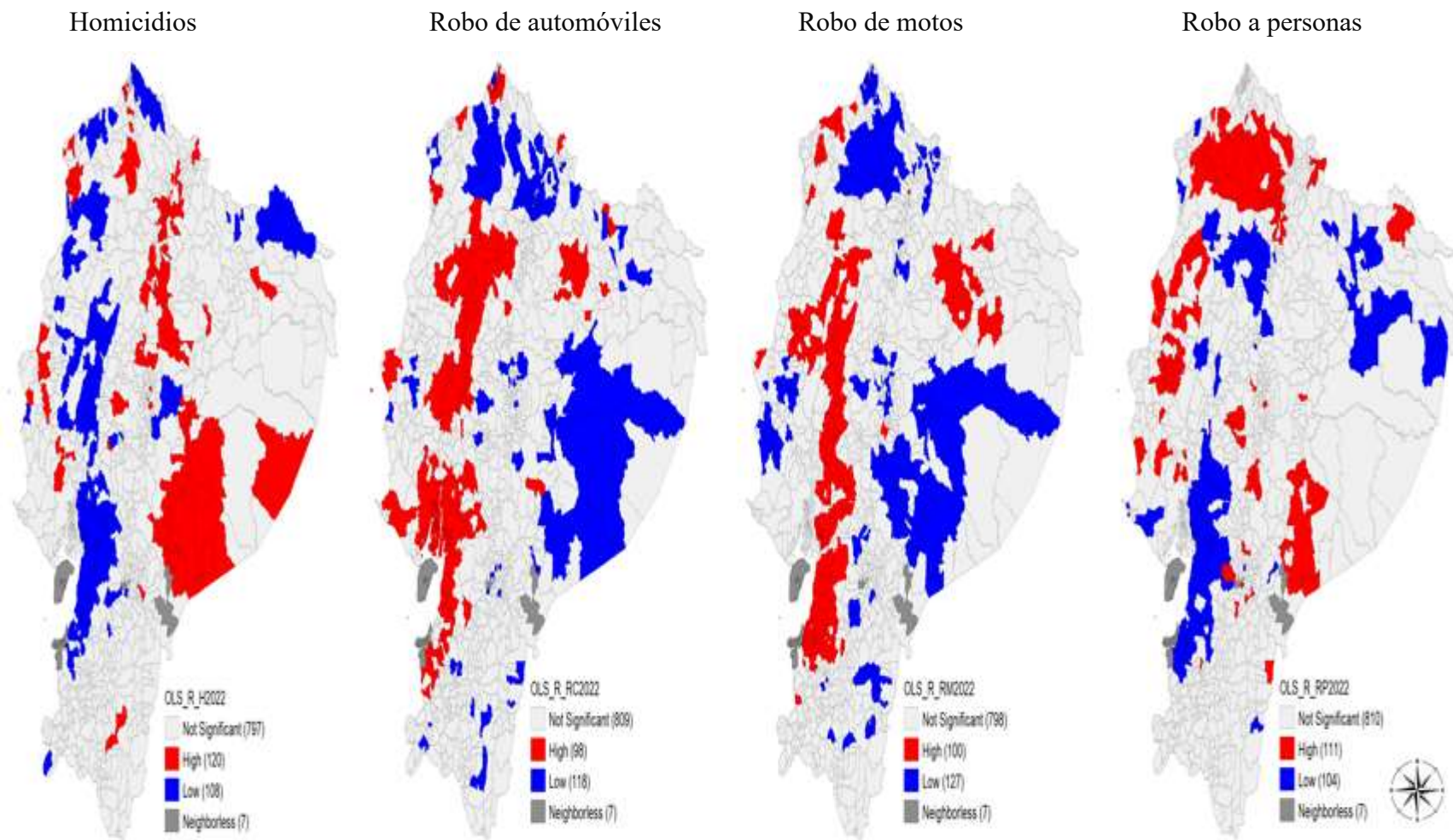
Variables	Homicidios	Robo de autos	Robo de motos	Robo a personas
	Coef. - <i>p</i>	Coef. - <i>p</i>	Coef. - <i>p</i>	Coef. - <i>p</i>
Desempleo	1,260** (0,406)	1,124 (0,716)	2,278** (0,670)	2,257** (0,520)
Droga incautada (kg por km ²)	0,002** (0,001)	0,000 (0,001)	0,002 (0,001)	0,002** (0,001)
Eficiencia policial (Índice DEA)	-0,228** (0,077)	0,053 (0,083)	-0,171** (0,077)	-0,245** (0,068)
nº estudiantes por profesor	0,007** (0,002)	0,021** (0,003)	0,024** (0,003)	0,011** (0,003)
Hacinamiento	0,218 (0,153)	0,341 (0,270)	-0,172 (0,252)	-0,252 (0,196)
nº hogares por km ²	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,001** (0,000)
Ingresos por ventas (log)	0,013** (0,006)	-0,009 (0,010)	0,007 (0,009)	0,007 (0,008)
Jóvenes 15-19 años (log)	-0,278** (0,137)	-1,095** (0,242)	-0,709** (0,226)	-0,600** (0,176)
Jóvenes 20-24 años (log)	0,319** (0,137)	1,330** (0,241)	1,051** (0,224)	0,840** (0,176)
Jefe hogar mujer	0,230* (0,130)	-0,014 (0,229)	0,423** (0,214)	0,215 (0,167)
nº locales comerciales por km ²	-0,004** (0,001)	-0,000 (0,002)	-0,004* (0,002)	-0,000 (0,002)
Pobreza por NBI	0,326** (0,058)	0,100 (0,101)	0,458** (0,095)	0,330 (0,074)
Constante	-0,330** (0,075)	-0,614** (0,127)	-1,143** (0,120)	-0,652** (0,096)
Estadísticos				
R ²	0,16	0,18	0,37	0,37
nº condición de multicolinealidad	159,77	159,04	158,63	160,19
Jarque-Bera	993,54**	1231,55**	94,66**	342,01**
Breusch-Pagan	150,09**	94,55**	43,53**	103,32**
Koenker-Basset	50,85**	30,32**	36,07**	51,29**
I. de Moran (error)	10,60**	8,96**	12,25**	10,78**
Multiplicador de Lagrange (lag)	140,25**	142,83**	214,29**	137,81**
Robusto ML (lag)	44,77**	108,29**	74,20**	30,38**
Multiplicador de Lagrange (error)	104,64**	74,11**	140,55**	108,21**
Robusto ML (error)	9,16**	39,57**	0,47**	0,79
Multiplicador de Lagrange (SARMA)	149,42**	182,40**	214,76**	138,60**

Leyenda: ** $p < 0.05$; * $p < 0.10$.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de la investigación con el software GeoDaSpace.

Figura 12

Distribución gráfica de los residuos del modelo de MCO, año 2022



Fuente: Elaboración propia.

3.5.4.2 Modelo con el método de Mínimos Cuadrados en dos etapas (MC2E) con regresores endógenos

Otro problema de mala especificación para la estimación de MCO en modelos de regresión lineal es la naturaleza no determinista de una o más variables explicativas que resultan ser endógenas. Las variables endógenas, cuyos valores son determinados por el modelo y pueden verse influenciadas por otras variables dentro del mismo sistema, comprometen la validez de las estimaciones MCO al introducir sesgos. En estas circunstancias, el uso de estimadores de variables instrumentales (VI) emerge como una solución consistente, aunque su eficiencia puede no ser óptima.

En el análisis de la delincuencia, ejemplos de variables exógenas que podrían ser endógenas incluyen los niveles de empleo o desempleo, los niveles de ingreso o pobreza en la zona, la inversión en servicios públicos y seguridad (un tema investigado en el capítulo 1), así como las dinámicas poblacionales, entre otros aspectos.

Como un aporte adicional de la investigación, en este capítulo se explora la interacción bidireccional entre la pobreza y la delincuencia. Individuos enfrentados a la pobreza pueden verse sometidos a una considerable presión social para alcanzar estándares de vida inaccesibles mediante vías legítimas, empujándolos hacia conductas delictivas como mecanismo de compensación. Paralelamente, elevados niveles de delincuencia pueden inhibir la inversión tanto local como internacional, repercutiendo negativamente en el crecimiento económico de una zona. Este comportamiento puede desencadenar un ciclo pernicioso caracterizado por el aumento del desempleo, la insuficiente inversión en servicios públicos y educación, y una escalada en los índices de pobreza.

La variable *Pobreza por NBI* puede considerarse endógena y se instrumenta utilizando indicadores que miden el acceso a la educación, la atención médica y el uso del suelo. Aunque un mayor acceso a la educación y a la salud puede elevar los ingresos y reducir la pobreza, es menos probable que impacte directamente en la delincuencia. Por esta razón, se utilizan instrumentos como el *número de profesionales de la salud por cada 10 mil habitantes* y el *número de estudiantes en educación primaria*.

Además, se considera que una mayor concentración de instituciones públicas en una parroquia facilita el acceso a servicios esenciales como la educación, la salud y los servicios sociales. Por ello, se incluye la variable *Instituciones del sector público por km²*. Las sinergias creadas por estas instituciones pueden tener un efecto positivo en los niveles de ingreso, contribuir a la reducción de la pobreza al generar empleo, y proporcionar recursos esenciales para el desarrollo económico de la comunidad.

En la Tabla 15 se exponen los resultados obtenidos de las pruebas de Hausman, Pyndick y Rubinfeld, implementadas para detectar la presencia de endogeneidad en los modelos estudiados (Gujarati & Porter, 2010). Dichas pruebas se efectúan partiendo de la hipótesis nula de ausencia de endogeneidad. Los hallazgos obtenidos señalan la existencia de endogeneidad en todos los modelos examinados.

Tabla 15

Comparativa de las pruebas de endogeneidad

Variables	Homicidios			Robo de automóviles			Robo de motos			Robo a personas		
	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati
DenP	0,901** (0,427)	0,901** (0,427)	0,901** (0,427)	0,421 (0,753)	0,421 (0,753)	0,421 (0,753)	1,635** (0,703)	1,635** (0,703)	1,635** (0,703)	2,602** (0,544)	2,602** (0,544)	2,602** (0,544)
DrogaI	0,002** (0,001)	0,002** (0,001)	0,002** (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,002 (0,001)	0,002 (0,001)	0,003** (0,001)	0,003** (0,001)	0,003** (0,001)
EfiPol (DEA)	-0,167** (0,054)	-0,167** (0,054)	-0,167** (0,054)	-0,101 (0,095)	-0,101 (0,095)	-0,101 (0,095)	-0,151* (0,088)	-0,151* (0,088)	-0,151* (0,088)	-0,237** (0,068)	-0,237** (0,068)	-0,237** (0,069)
EstPro	0,008** (0,002)	0,008** (0,002)	0,008** (0,002)	0,023** (0,003)	0,023** (0,004)	0,023** (0,004)	0,027** (0,004)	0,027** (0,003)	0,027** (0,003)	0,008** (0,003)	0,008** (0,003)	0,008** (0,003)
Hacin	0,542** (0,193)	0,542** (0,193)	0,542** (0,193)	0,808** (0,340)	0,808** (0,340)	0,808** (0,340)	0,390 (0,319)	0,390 (0,319)	0,390 (0,319)	-0,714** (0,246)	-0,714** (0,246)	-0,714** (0,246)
Hogkm2	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-0,001* (0,000)	-0,001* (0,000)	-0,001* (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,001** (0,000)	0,001** (0,000)	0,001** (0,000)
IngVen (log)	0,015** (0,006)	0,015** (0,006)	0,015** (0,006)	0,004 (0,010)	0,004 (0,011)	0,004 (0,011)	0,015 (0,102)	0,015 (0,102)	0,015 (0,102)	0,002 (0,007)	0,002 (0,007)	0,002 (0,007)
Jov15-19(log)	-0,190 (0,140)	-0,190 (0,140)	-0,190 (0,140)	-0,932** (0,246)	-0,932** (0,246)	-0,932** (0,246)	-0,504** (0,233)	-0,504** (0,233)	-0,504** (0,233)	-0,575** (0,178)	-0,575** (0,179)	-0,575** (0,179)
Jov20-24(log)	0,224 (0,145)	0,220 (0,140)	0,220 (0,140)	1,122** (0,247)	1,122** (0,247)	1,122** (0,247)	0,821** (0,233)	0,821** (0,233)	0,821** (0,233)	0,856** (0,178)	0,856** (0,178)	0,856** (0,179)
JHMujer	0,002 (0,001)	0,002 (0,001)	0,002 (0,001)	-0,001 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,003 (0,002)	0,003 (0,002)	0,002 (0,002)	0,002 (0,002)	0,002 (0,001)
LocComkm2	-0,004** (0,001)	-0,004** (0,001)	-0,004** (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,003 (0,002)	-0,003 (0,002)	-0,003 (0,002)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,002)	-0,001 (0,002)
PobNBI ¹		0,041 (0,130)	0,420** (0,064)		-0,388* (0,229)	0,223* (0,113)		-0,115 (0,218)	0,637** (0,105)		0,760** (0,166)	0,551** (0,185)
PobNBI_f	0,041 (0,130)		-0,379** (0,145)	-0,388* (0,229)		-0,611** (0,256)	-0,115 (0,218)		-0,752** (0,242)	0,761** (0,166)		0,209** (0,082)
Error	0,420** (0,064)	0,379** (0,145)		0,223* (0,113)	0,611** (0,256)		0,637** (0,105)	0,752** (0,242)		0,209** (0,082)	-0,551** (0,185)	
Constante	-0,230 (0,085)	-0,230** (0,085)	-0,230** (0,085)	-0,371** (0,149)	-0,370** (0,149)	-0,370** (0,149)	-0,952** (0,140)	-0,952 (0,140)	-0,952** (0,140)	-0,815** (0,108)	-0,815** (0,108)	-0,815** (0,108)

Tabla 15 (Continuación)

Variables	Homicidios			Robo de automóviles			Robo de motos			Robo a personas		
	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati	Hausman	Pyndick y Rubinfed	Gujarati
Estadísticos												
N	1031	1031	1031	1031	1031	1031	1029	1029	1029	1031	1031	1031
R ²	0,17	0,17	0,17	0,19	0,19	0,19	0,38	0,38	0,38	0,38	0,38	0,38
F (13, 1017)	42,56	6,79	6,79	3,86	5,68	5,68	36,19	9,60	9,60	6,52	8,84	8,84
Prob > F	0,00	0,00	0,00	0,05	0,02	0,02	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00

Leyenda: ** p<0.05; * p<0.10.

Nota: 1 = Variables instrumentales: Instituciones sector público por km² (incluidas las instituciones de educación), n° de profesionales de la salud por 10 mil habitantes, y n° estudiantes en educación primaria (log).

Fuente: Elaboración propia.

Adicionalmente, en la Tabla 16 se exponen las pruebas de exogeneidad, fortaleza y sobreidentificación. Todos los estadísticos confirman la validez de los instrumentos empleados, lo que lleva a concluir que su incorporación en el análisis es apropiada.

Tabla 16

Pruebas de validación de los instrumentos que se utilizaron en el análisis de regresión

Pruebas	Homicidios	Robo de autos	Robo de motos	Robo a personas
Pruebas de Exogeneidad. - H_0 : variables exógenas				
Durbin (score)	0,004	0,010	0,001	0,002
Wu-Hausman F (1,1018)	0,004	0,011	0,001	0,003
Pruebas de Relevancia. – Instrumentos fuertes $F < 10$				
F (2,1018)	123,764	123,967	125,882	124,045
Pruebas de Restricciones de Sobreidentificación. – H_0 : instrumentos exógenos				
Sargan (score) chi2	0,118	0,065	0,271	0,174
Basmann chi2	0,121	0,067	0,274	0,177

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de las estimaciones que tienen en cuenta la endogeneidad se detallan en la Tabla 17. Aunque los motivos detrás de cada delito pueden variar, en líneas generales se observa una asociación positiva con el desempleo, la incautación de drogas, el hacinamiento, los jóvenes de 20 a 24 años, la actividad comercial y la baja calidad de la educación. Por otro lado, la eficacia policial y la proporción de jóvenes de 15 a 19 años se asocian con una disminución de la delincuencia.

En cuanto a la educación, se encontró evidencia de que cuando la inversión educativa no alcanza niveles óptimos, el efecto esperado de reducción de la delincuencia se invierte. Por este motivo, la variable *Años de Escolaridad* fue reemplazada por una que mide la calidad educativa. Otro hallazgo relevante es que, incluso después de su instrumentación, la variable de pobreza muestra un efecto contrario al esperado en dos categorías de delitos.

La prueba de Anselin-Kelejian arroja un valor de $p < 0,05$ en todos los modelos analizados, lo que se interpreta como evidencia estadísticamente significativa de autocorrelación espacial. Esto implica que las observaciones mantienen una relación espacial que no puede ser explicada por el azar, señalando que la configuración de los modelos no logró capturar completamente el efecto de la autocorrelación espacial en los residuos. Este hallazgo corrobora los resultados obtenidos de las pruebas de autocorrelación espacial LM en la estimación por MCO del modelo básico, que ya indicaban la presencia de un modelo combinado de rezago espacial y error espacial.

Tabla 17

Resultado de las regresiones del modelo MC2E incluyendo regresores endógenos

Variables	Homicidios	Robo de autos	Robo de motos	Robo a personas
	Coef. - p	Coef. - p	Coef. - p	Coef. - p
Desempleo	0,816* (0,433)	0,157 (0,774)	1,395* (0,722)	2,447** (0,540)
Droga incautada (kg por km ²)	0,002** (0,001)	0,000 (0,001)	0,002 (0,001)	0,002** (0,001)
Eficiencia policial (Índice DEA)	-0,279** (0,080)	0,065 (0,086)	-0,248** (0,081)	-0,248** (0,068)
nº estudiantes por profesor	0,010** (0,002)	0,026** (0,004)	0,029** (0,004)	0,011** (0,003)
Hacinamiento	0,670** (0,197)	1,312** (0,356)	0,673** (0,329)	-0,444* (0,248)
nº hogares por km ²	0,000 (0,000)	-0,001** (0,000)	0,000 (0,000)	0,000** (0,000)
Ingresos por ventas (log)	0,020** (0,007)	0,001 (0,011)	0,020* (0,010)	0,005 (0,008)
Jóvenes 15-19 años (log)	-0,232* (0,141)	-1,006** (0,251)	-0,634** (0,234)	-0,618** (0,176)
Jóvenes 20-24 años (log)	0,241* (0,142)	1,189** (0,252)	0,914** (0,233)	0,868** (0,177)
Jefe hogar mujer	0,156 (0,135)	-0,165 (0,240)	0,293 (0,223)	0,245 (0,168)
nº locales comerciales por km ²	-0,004** (0,001)	0,001 (0,002)	-0,003 (0,002)	-0,000 (0,002)
Pobreza por NBI ¹	-0,126 (0,134)	-0,858** (0,241)	-0,383* (0,224)	0,520** (0,168)
Constante	-0,153* (0,091)	-0,290* (0,150)	-0,810** (0,147)	-0,716** (0,109)
Estadísticos				
R ²	0,11	0,13	0,33	0,37
Anselin-Kelejian	53,91**	32,62**	60,23**	80,32**

Leyenda: ** p<0.05; * p<0.10.

Nota: 1 = Variables instrumentales: Instituciones sector público por km2 (incluidas las instituciones de educación), nº de profesionales de la salud por 10 mil habitantes, y nº estudiantes en educación primaria (log).

Fuente: elaboración propia a partir de los datos de la investigación con el software GeoDaSpace.

3.5.4.3 Modelo de Sistema de Mínimos Cuadrados en dos Etapas (MC2E) con estimación GMM y KP-HET espacial para abordar el rezago espacial y error espacial con regresores endógenos

El modelo espacial de Durbin es particularmente eficaz para abordar la AE, ya que su estructura permite capturar de manera integral tanto las interacciones espaciales de la variable dependiente como el efecto que las variables independientes de una unidad geográfica ejercen sobre otras. Esto facilita un análisis más profundo y detallado de las dinámicas espaciales.

La forma general del modelo puede expresarse como:

$$y = \rho W y + X \beta + W X \gamma + \varepsilon$$

donde y es la variable dependiente, X es la matriz de variables independientes, W es la matriz de ponderación espacial que define la estructura de dependencia espacial entre las unidades, ρ es el parámetro de autocorrelación espacial de la variable dependiente, β y γ son vectores de parámetros para las variables independientes y sus efectos espaciales rezagados, respectivamente, y ε es el término de error.

Además de los instrumentos externos analizados anteriormente, se utilizan variables explicativas rezagadas espacialmente como instrumentos internos, mediante el uso de una matriz de contigüidad tipo Reina de primer orden. La eficacia de este enfoque fue validada por Kelejian y Robinson (1993) en su investigación.

Debido a esta particularidad, se emplea la combinación del método MC2E con una estimación GMM para abordar la endogeneidad en modelos de ecuaciones simultáneas, con el objetivo de obtener estimaciones más eficientes. El método GMM resalta por su eficacia, especialmente cuando se enfrenta a la heteroscedasticidad o cuando la relación entre las variables instrumentales y las endógenas es débil (Chasco, 2013). Es importante señalar que se puede realizar una inferencia robusta sobre la matriz de covarianza de los coeficientes en presencia de heteroscedasticidad espacial y autocorrelación, mediante el enfoque KP-HET desarrollado por Kelejian y Prucha (1998).

En la Tabla 18 se muestran los resultados de las estimaciones para el modelo económico espacial diseñado para analizar la delincuencia en Ecuador.

Las variables espaciales muestran que los *Lag W* son altamente significativos al 1%, lo que demuestra que la autocorrelación espacial ha sido efectivamente abordada en los modelos. Este hallazgo destaca el impacto considerable de la influencia de las parroquias vecinas sobre las tasas de criminalidad, resaltando así la importancia de incluir efectos espaciales en el análisis.

Respecto a los coeficientes lambda (λ), estos son significativos al 1%, lo que indica la presencia de autocorrelación espacial en los términos de error de los modelos. Esto significa que los errores en una parroquia están significativamente correlacionados con los errores en las parroquias vecinas. Un signo negativo en lambda sugiere una relación inversa entre los errores de parroquias adyacentes; es decir, si una parroquia presenta un error inesperadamente alto en la variable dependiente, es probable que las parroquias vecinas tengan errores menores, lo que podría reflejar patrones espaciales complejos o la influencia de variables no observadas. Este comportamiento indica la posible existencia de procesos espaciales subyacentes que afectan la dinámica entre parroquias vecinas.

En relación con las motivaciones detrás de cada delito, los resultados generalmente concuerdan con las expectativas iniciales; sin embargo, la significancia y, en algunos casos (particularmente en variables relacionadas con el uso del suelo), la dirección de los coeficientes difiere según el tipo de delito.

En relación con los homicidios, los hallazgos indican que la densidad de hogares en áreas urbanas y la actividad comercial son factores que contribuyen al aumento de estos delitos. Por otro lado, la presencia de establecimientos comerciales, que a menudo cuentan con medidas de seguridad avanzadas, tanto humanas como tecnológicas, junto con la eficacia policial, puede influir en la prevención de la delincuencia. Además, se observa que las incautaciones de drogas realizadas por el Estado tienden a aumentar las cifras de criminalidad. Según Scaturro y Eligh (2024), las incautaciones no solo reflejan la oferta y la

demanda, sino también la eficiencia policial y las estrategias utilizadas. Por lo tanto, este resultado no debe tomarse como un indicador directo de la actividad del mercado de drogas ni de su efecto en las tasas de delitos.

Tabla 18

Resultado de las regresiones del modelo MC2E incluyendo regresores endógenos más rezago espacial y error espacial

Variables	Homicidios	Robo de autos ¹	Robo de motos	Robo a personas
	Coef. - p	Coef. - p	Coef. - p	Coef. - p
Desempleo	0,226 (0,213)	0,048 (0,372)	0,742* (0,434)	1,397** (0,457)
Droga incautada (kg por km ²)	0,001* (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002* (0,001)
Eficiencia policial (Índice DEA)	-0,097* (0,054)	0,030 (0,048)	-0,069 (0,057)	-0,191** (0,060)
nº estudiantes por profesor	0,002 (0,002)	0,002 (0,003)	0,013** (0,003)	0,006** (0,002)
Hacinamiento	0,049 (0,105)	0,163 (0,161)	-0,080 (0,204)	-0,293 (0,193)
nº hogares por km ²	0,000* (0,000)	-0,000** (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Ingresos por ventas	0,008* (0,005)	0,004 (0,005)	0,019** (0,007)	0,013* (0,007)
Jóvenes 15-19 años (log)	-0,063 (0,096)	-0,376** (0,157)	-0,354** (0,179)	-0,465** (0,160)
Jóvenes 20-24 años (log)	0,065 (0,097)	0,407** (0,167)	0,530** (0,181)	0,637** (0,163)
Jefe hogar mujer	0,063 (0,077)	0,129 (0,139)	0,398** (0,149)	0,332** (0,145)
nº locales comerciales por km ²	-0,003** (0,001)	0,002** (0,001)	0,000 (0,002)	0,002* (0,001)
Pobreza por NBI ²	0,050 (0,055)	-0,033 (0,098)	0,198* (0,108)	0,345** (0,107)
Lag W	0,847** (0,074)	0,967** (0,067)	0,612** (0,052)	0,424** (0,064)
Lambda	-0,753** (0,079)	-0,915** (0,106)	-0,420** (0,075)	-0,134** (0,090)
Constante	-0,067 (0,053)	-0,150* (0,087)	-0,730** (0,098)	-0,582** (0,090)
Estadísticos				
R ²	0,26	0,31	0,51	0,46

Leyenda: ** p<0.05; * p<0.10.

Notas: 1 = Modelo incluye KP-HET. 2 = Variables instrumentales: Instituciones sector público por km² (incluidas las instituciones de educación), nº de profesionales de la salud por 10 mil habitantes, y nº estudiantes en educación primaria (log).

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de la investigación con el software GeoDaSpace.

En relación con las tasas de robo de automóviles, se ha observado que un aumento está asociado con una mayor densidad de establecimientos comerciales y una prevalencia significativa de población entre 20 y 24 años. Por otro lado, estas tasas tienden a disminuir

en áreas con una mayor densidad de hogares y una concentración más alta de jóvenes entre 15 y 19 años.

Además de las conexiones geográficas, las tasas de robo de motocicletas se ven influenciadas por varios factores que actúan como incentivos positivos. Estos incluyen la pobreza por NBI, el desempleo, la baja calidad de la educación, la presencia de un sector comercial dinámico, hogares liderados por mujeres y una población predominantemente joven entre 20 y 24 años. En contraste, se observa una disminución de los delitos donde la presencia de jóvenes de entre 15 y 19 años es mayor.

Para la tasa de robos a personas, un aumento en los niveles delictivos está vinculado a la pobreza por NBI, la incautación de drogas, el desempleo, la densidad de comercios locales, la baja calidad educativa, la actividad de un sector comercial dinámico, hogares liderados por mujeres y una población predominante de entre 20 y 24 años. Por otro lado, estas tasas tienden a disminuir en áreas donde predomina una población de entre 15 y 19 años y donde hay una acción policial efectiva.

Los hallazgos sobre la concentración de crímenes en determinadas parroquias respaldan el concepto de *hotspots* delictivos, ampliamente documentado en la literatura. Por ejemplo, estudios realizados por Sherman et al. (1989) y Andresen (2015) han identificado patrones geográficos significativos de criminalidad en contextos urbanos, destacando cómo ciertas áreas tienden a presentar tasas más altas de delitos específicos. Además, se encontró que las zonas con altos niveles de desempleo y baja eficiencia policial son particularmente susceptibles a altas tasas de criminalidad. Este hallazgo coincide con los estudios de Smith et al. (2000), quienes vincularon la desorganización social y las deficiencias en la aplicación de la ley con una mayor prevalencia del crimen. Un aspecto adicional y relevante es la inclusión de una variable relacionada con el tráfico de drogas. En este sentido, un estudio clave es el realizado por Xia et al. (2021), quienes incorporaron el análisis espacial y temporal para examinar patrones geoespaciales de incidentes delictivos relacionados con las drogas en un área metropolitana de EE.UU.

En este capítulo, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad empleando diversas estrategias para asegurar la robustez de los resultados. Primero, se generaron cinco tipos diferentes de matrices de pesos espaciales mediante el software GeoDa. Luego, utilizando la misma herramienta, se estimaron tres índices distintos de autocorrelación espacial local. Como tercer paso, se compararon diversas variables exógenas para identificar aquellas con mayor persistencia y mejor ajuste dentro de los modelos, permitiendo seleccionar las variables con mayor influencia y consistencia en el análisis, prestando particular atención a las relacionadas con la gestión policial. Los resultados mostraron una notable sensibilidad a las variaciones en las tasas del mercado laboral y los niveles educativos, resaltando la complejidad de los sistemas sociales. Finalmente, se realizaron comparaciones entre varios modelos econométricos, desde un modelo estándar MCO hasta un modelo que incluye una variable endógena y efectos espaciales, utilizando para ello el programa GeoDaSpace.

La principal contribución de esta investigación es el hallazgo de que la eficiencia policial actúa como un factor disuasivo del crimen. En el contexto de Ecuador, un país de ingresos moderados, se ha demostrado que una mejor gestión de las fuerzas policiales se correlaciona negativamente con los índices delictivos.

A pesar de que no todas las variables rezagadas espacialmente presentan coeficientes estadísticamente significativos se demuestra la importancia de la especificación espacial. La existencia de derrames espaciales, influenciados por variables omitidas, es un comportamiento esperado hasta cierto punto, especialmente debido a la complejidad inherente a cada tipo de delito, donde las circunstancias imprevistas suelen desempeñar un papel importante. Además, resulta prácticamente imposible incluir todas las variables que representan las motivaciones detrás de la criminalidad en un solo modelo. Este aspecto cobra aún más relevancia al analizar áreas geográficas de naturaleza irregular.

3.6 Conclusiones y recomendaciones

3.6.1 Conclusiones

Este estudio ha revelado patrones significativos en la distribución del crimen en Ecuador, demostrando que las incidencias delictivas no se distribuyen de manera aleatoria, sino que están altamente concentradas en zonas específicas. Este hallazgo es crucial para la toma de decisiones en políticas de seguridad pública, ya que subraya la necesidad de enfocar recursos en las zonas más afectadas. La identificación precisa de zonas calientes delictivas y la evaluación del impacto de la eficiencia policial en la criminalidad proporcionan una base sólida para la formulación de estrategias dirigidas y eficaces. Estos resultados no solo tienen implicaciones directas para mejorar la seguridad pública y la calidad de vida de los ciudadanos, sino que también contribuyen a la literatura académica ofreciendo nuevas evidencias sobre la dinámica del crimen desde una perspectiva espacial.

La revisión de la literatura sobre el análisis espacial de la delincuencia revela un desarrollo significativo en las metodologías y enfoques empleados para entender la distribución y propagación del crimen en contextos urbanos. Desde los trabajos pioneros de Shaw y McKay, en 1942, hasta los estudios contemporáneos que utilizan avanzadas herramientas geoespaciales, este campo ha evolucionado para incorporar técnicas sofisticadas como la autorregresión espacial y análisis de puntos calientes. Estos métodos han permitido a los investigadores observar no solo la ubicación de los crímenes, sino también sus patrones de dispersión y la influencia de variables estructurales y sociales. A pesar de estos avances, se identifican lagunas significativas en la literatura, como la escasa inclusión de variables relacionadas con la acción policial en los modelos espaciales de análisis del crimen y la tendencia problemática de agregar tipos de delitos para el análisis, lo que puede distorsionar los resultados y limitar la precisión de las intervenciones basadas en estos estudios.

Los resultados del estudio revelan una autocorrelación espacial moderada y positiva en cuatro tipos de delitos analizados: homicidios, robo de automóviles, robo de motocicletas y robo de personas, sugiriendo una tendencia hacia la agrupación espacial de estos delitos en las parroquias bajo estudio. La significancia estadística de esta autocorrelación descarta la posibilidad de que sea resultado de un proceso espacial aleatorio. Estos hallazgos subrayan la importancia del factor espacial en el análisis del crimen y resaltan la necesidad de considerarlo en futuras investigaciones que empleen datos geográficamente orientados, ya que ignorar este aspecto podría comprometer la validez de los resultados obtenidos.

El estudio ha revelado una notable variabilidad en la distribución de los crímenes, con la formación de agrupamientos claramente identificables. Los indicadores de autocorrelación espacial, como el índice de Moran Local, Getis-Ord G_i^* , y Geary C, han demostrado la

presencia de patrones espaciales en los delitos analizados. Esto ha permitido identificar tres corredores delincuenciales en dirección norte-sur, ubicados en las regiones oeste, centro y este del país, que coinciden con las divisiones climáticas existentes. Estos hallazgos subrayan la importancia de incorporar el componente geográfico en los análisis espaciales para comprender cómo la ubicación influye en la incidencia delictiva.

Un análisis de los patrones de difusión delictiva en Ecuador, enfocado en las tasas de homicidios entre 2018 y 2022, revela que la difusión por contagio es el mecanismo predominante, afectando tanto en el incremento como en la disminución de la criminalidad entre parroquias. Aproximadamente el 40% de las parroquias son responsables de los cambios observados en el comportamiento delictivo, lo que indica una distribución y evolución geográfica significativa de este tipo de delito. Además, la rotación de zonas de riesgo y el desplazamiento de la actividad criminal sugieren una dinámica compleja donde factores como cambios demográficos, socioeconómicos, y estrategias de aplicación de la ley y prevención del delito influyen notablemente en la distribución del crimen. Estos hallazgos destacan tanto la persistencia como la variabilidad regional en la incidencia del crimen, con la región Costa mostrando el mayor nivel de contagio, seguida por un emergente aumento en la región Sierra.

En este contexto, se ha registrado un desbordamiento de la criminalidad en aproximadamente el 90% de las parroquias, incluyendo parroquias no se veían afectadas. Las parroquias más afectadas por este desbordamiento muestran una confluencia de factores interrelacionados. Entre ellos se encuentran el desarrollo económico insuficiente, la falta de servicios públicos estatales adecuados, deficiencias en el sistema educativo y fallos en la planificación urbana. Estas condiciones pueden limitar las oportunidades para ciertos grupos demográficos, especialmente hombres jóvenes de ascendencia africana, que podrían verse tentados a participar en el mercado informal, incluyendo actividades delictivas como el tráfico de drogas. En resumen, los resultados han revelado algo sorprendentemente simple y predecible: la delincuencia tiende a concentrarse en parroquias de bajos ingresos. Para una comprensión más completa de estos fenómenos, es crucial complementar este análisis con metodologías como la econometría espacial para mejorar considerablemente las estrategias de prevención geográfica del crimen.

Se observó que los modelos de regresión lineal espacial MCO presentaron problemas significativos de multicolinealidad, no normalidad y heterocedasticidad, además de una alta autocorrelación espacial en las variables dependientes y en los residuos. Estos hallazgos resaltan la importancia de emplear técnicas que tomen en cuenta la estructura espacial de los datos al modelar fenómenos delictivos.

La endogeneidad en las variables explicativas puede comprometer seriamente la validez de las estimaciones realizadas mediante MCO en modelos de regresión lineal. Específicamente en el análisis de la delincuencia, variables como niveles de empleo, ingreso, inversión en servicios públicos y seguridad, así como las dinámicas poblacionales, exhiben un comportamiento endógeno que puede sesgar los resultados.

Los resultados de las estimaciones destacan la existencia de una relación bidireccional entre la pobreza y la delincuencia, donde ambos factores se influyen mutuamente, generando un ciclo negativo que impacta el desarrollo socioeconómico. La validez del uso de variables instrumentales ha sido respaldada por pruebas de Hausman, Pyndick y Rubinfeld,

demostrando su idoneidad para abordar la endogeneidad. Además, los hallazgos señalan la presencia de autocorrelación espacial, lo que sugiere la necesidad de posibles ajustes adicionales en los modelos para capturar plenamente las interdependencias espaciales entre las variables.

La implementación del modelo Durbin Espacial, que incorpora términos de rezago espacial tanto para la variable dependiente como para las independientes, se destaca como una estrategia eficaz para abordar la autocorrelación espacial en el análisis de la delincuencia. Los resultados de las estimaciones para el modelo económico espacial muestran la significativa influencia de las parroquias vecinas sobre las tasas de criminalidad en Ecuador, resaltando la importancia de considerar efectos espaciales en el análisis de la delincuencia.

Se evidencia una variedad de motivaciones que impulsan los diferentes tipos de delitos, desde factores económicos y demográficos hasta la eficiencia policial. Este hallazgo subraya la complejidad inherente a la comprensión de los determinantes de la delincuencia y la necesidad de abordar estas diferencias en los enfoques de prevención y control del crimen.

La principal contribución a la investigación radica en el hallazgo de que la eficiencia policial actúa como factor disuasivo. En el contexto de Ecuador, un país con ingresos moderados, se ha demostrado que una mejor gestión de las fuerzas policiales se correlaciona negativamente con los índices delictivos.

Se implementaron estrategias para garantizar la robustez de los análisis. Se utilizó el software GeoDa para generar matrices de pesos espaciales y calcular índices de autocorrelación espacial local. Se realizó comparativas entre diversos modelos econométricos con y sin variables endógenas, utilizando GeodaSpace. Además, se evaluó la consistencia de las variables exógenas, prestando especial atención a aspectos demográficos y educativos. Estos ejercicios de robustez aseguran la fiabilidad y replicabilidad de los resultados obtenidos.

En resumen, el análisis llevado a cabo en este estudio demuestra de manera inequívoca que la distribución del crimen en Ecuador no es aleatoria, sino que se concentra significativamente en determinadas parroquias. Esto refuerza la noción de que ciertos factores socioeconómicos, junto con la eficiencia policial, tienen un impacto considerable en las tasas de criminalidad. La utilización de modelos de regresión espacial ha permitido no solo identificar zonas de alta y baja incidencia delictiva, sino también comprender mejor el mecanismo de difusión de los delitos. Los resultados de este estudio sugieren que las políticas de seguridad pública deben ser geográficamente diferenciadas, centrando recursos en las zonas calientes identificadas para maximizar la efectividad de las intervenciones. Además, es crucial que se mejore la recolección y el análisis de datos georreferenciados para que las estrategias de prevención y control del crimen estén basadas en evidencia y adaptadas a las características específicas de cada zona.

3.6.2 Recomendaciones

La utilización de herramientas de análisis espacial se presenta como un recurso poderoso en la formulación de políticas de seguridad pública tanto preventivas como proactivas, con el objetivo de reducir los índices delictivos. Se recomienda que las autoridades pertinentes implementen y refuercen estrategias de intervención basadas en un minucioso análisis

geográfico del crimen, especialmente en aquellas parroquias identificadas como núcleos de alta actividad delictiva y en aquellas donde se detecte el surgimiento de nuevos casos.

Estas estrategias deberán ser multifacéticas, incluyendo el incremento de la presencia policial y programas de capacitación que mejoren su capacidad para responder efectivamente a las dinámicas criminales. Paralelamente, inversiones en educación que no solo aumenten la tasa de escolaridad, sino que también mejoren la calidad del aprendizaje, podrían proporcionar alternativas legítimas a los jóvenes, disminuyendo el atractivo de la delincuencia como forma de subsistencia. Además, programas de desarrollo económico enfocados en la creación de empleo y el fortalecimiento de la infraestructura local podrían revitalizar estas comunidades, mejorando la calidad de vida y reduciendo el incentivo para participar en actividades delictivas.

Se sugiere utilizar los modelos de regresión espacial desarrollados en este estudio para crear un mapa dinámico de priorización que las autoridades puedan usar para ajustar los despliegues de recursos en tiempo real, basándose en las tendencias emergentes y las predicciones del modelo. Justificando la necesidad de profundizar y perfeccionar los modelos espaciales para entender mejor las causas subyacentes de la delincuencia y desarrollar estrategias de intervención más efectivas.

Para optimizar el análisis de la delincuencia desde una perspectiva espacial, es vital incorporar una mayor diversidad de variables en los modelos, incluyendo medidas disuasorias y acciones policiales, para evaluar su efectividad en la prevención del crimen. Además, es recomendable evitar la agregación de diferentes tipos de delitos; los análisis específicos pueden mejorar la precisión de las estrategias de prevención. Ambas limitaciones resaltan la imperiosa necesidad de mejorar la precisión y diversificar la selección de variables, permitiendo capturar con mayor fidelidad la complejidad espacial del crimen, lo que a su vez potenciará las estrategias de intervención basadas en evidencia.

Aunque es evidente la influencia del narcotráfico en la sociedad ecuatoriana, son pocos los estudios económicos que incorporan variables relacionadas con esta actividad, sobre todo en un contexto espacio-temporal. Los resultados de las estimaciones revelan una relación positiva y significativa entre las incautaciones de droga y los delitos de homicidios y robos a personas. No obstante, este hallazgo no debe considerarse como un indicador directo del nivel de actividad del mercado de drogas y su impacto en las tasas delictivas, siendo necesario integrar este efecto con otros indicadores, como por ejemplo: la corrupción, la variación en la vigilancia policial, la calidad de los informes y las prácticas judiciales pueden afectar esta relación.

Se recomienda utilizar estimadores de variables instrumentales para abordar la endogeneidad en los modelos espaciales. Estos estimadores ayudarán a mitigar los sesgos causados por la endogeneidad y a obtener estimaciones más precisas de los efectos de las variables explicativas en la delincuencia.

Los factores que determinan la localización de los delitos pueden variar considerablemente entre diferentes niveles geográficos, como grandes regiones y pequeñas áreas locales. Esto se debe a que la importancia de ciertas variables cambia según la escala del análisis; aspectos

relevantes en un nivel pueden no serlo en otro. Esta variación sugiere que los cambios en la granularidad del análisis podrían tener importantes implicaciones políticas, especialmente si la inseguridad está vinculada a la falta de estructuras sociales avanzadas. Sin embargo, aún se requiere más investigación para comprender el impacto de las diferencias de escala en las unidades territoriales de análisis y cómo afectan a los resultados. Esta comprensión es esencial para desarrollar políticas eficaces que aborden las causas del crimen y la inseguridad en diversos contextos.

Por otra parte, en base a los hallazgos, se recomienda que las autoridades competentes refuercen los sistemas de recolección y análisis de datos criminológicos dentro de las fuerzas policiales, promuevan la formación continua en técnicas de análisis espacial y econometría, y establezcan colaboraciones con instituciones académicas para mantener la metodología a la vanguardia de la criminología moderna.

Es necesario que las autoridades establezcan alianzas más sólidas entre las instituciones gubernamentales, las organizaciones no gubernamentales y el sector privado en el ámbito de la seguridad. Estas colaboraciones pueden mejorar el intercambio de información, optimizar los recursos y fomentar innovaciones en las estrategias de prevención del crimen. Además, se recomienda la creación de una plataforma interinstitucional que permita el monitoreo continuo y el análisis de los datos del crimen a nivel nacional.

Finalmente, este estudio se enfocó en enriquecer el análisis espacial del crimen mediante la incorporación de conceptos clave como la autocorrelación, la difusión de la criminalidad, la econometría espacial, y en proponer líneas de investigación futuras que serán de gran relevancia tanto para la academia como para la formulación de políticas públicas. Se espera que los hallazgos presentados fomenten un mayor interés en el estudio de las diversas dimensiones de la criminalidad en Ecuador.

Referencias Bibliográficas

- Acevedo-Blanco, A., & Quintanta, V. (2022). *GeoDa. Software de Análisis de Datos para una GeoSociología Económica Espacialmente Integrada*.
- Ackerman, W. V., & Murray, A. T. (2004). Assessing spatial patterns of crime in Lima, Ohio. *Cities*, 21(5), 423-437. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2004.07.008>
- Agnew, J. (1996). Mapping politics: How context counts in electoral geography. *Political geography*, 15(2), 129-146.
- Agterberg, F. P. (1984). Trend Surface Analysis. En G. L. Gaile & C. J. Willmott (Eds.), *Spatial Statistics and Models* (pp. 147-171). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-017-3048-8_8
- Andresen, M. A. (2006). Crime Measures and the Spatial Analysis of Criminal Activity. *The British Journal of Criminology*, 46(2), 258-285. <https://doi.org/10.1093/bjc/azi054>
- Andresen, M. A. (2015). Identifying changes in spatial patterns from police interventions: The importance of multiple methods of analysis. *Police Practice and Research*, 16(2), 148-160. <https://doi.org/10.1080/15614263.2014.972612>
- Andresen, M. A., & Linning, S. J. (2012). The (in)appropriateness of aggregating across crime types. *Applied Geography*, 35(1), 275-282. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.07.007>
- Andresen, M., & Malleson, N. (2013). Spatial Heterogeneity in Crime Analysis. *Crime Modeling and Mapping Using Geospatial Technologies*, 3-23. https://doi.org/10.1007/978-94-007-4997-9_1
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Springer Science & Business Media.
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L. (1996). Interactive Techniques and Exploratory Spatial Data Analysis. *Regional Research Institute*, 9627.
- Anselin, L. (2003). Spatial Externalities, Spatial Multipliers, And Spatial Econometrics. *International Regional Science Review*, 26(2), 153-166. <https://doi.org/10.1177/0160017602250972>
- Anselin, L., & Bao, S. (1997). Exploratory Spatial Data Analysis Linking SpaceStat and ArcView. En M. M. Fischer & A. Getis (Eds.), *Recent Developments in Spatial Analysis* (pp. 35-59). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-03499-6_3
- Anselin, L., & Bera, A. (Eds.). (1998). Spatial Dependence in linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics. En *Handbook of Applied Economic Statistics* (Ullah and D. E. A. Giles, pp. 237-289). Marcel Drekker. <https://doi.org/10.1201/9781482269901-36>
- Anselin, L., Cohen, J., Cook, D., Gorr, W., & Tita, G. (2000). Spatial Analyses of Crime. *CRIMINAL JUSTICE*, 4(2), 213-262.
- Anselin, L., & Florax, R. J. G. M. (1995). Small Sample Properties of Tests for Spatial Dependence in Regression Models: Some Further Results. En L. Anselin & R. J. G. M. Florax (Eds.), *New Directions in Spatial Econometrics* (pp. 21-74). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-79877-1_2

- Anselin, L., & Kelejian, H. H. (1997). Testing for Spatial Error Autocorrelation in the Presence of Endogenous Regressors. *International Regional Science Review*, 20(1-2), 153-182. <https://doi.org/10.1177/016001769702000109>
- Anselin, L., Rey, S. J., & Li, W. (2014). Metadata and provenance for spatial analysis: The case of spatial weights. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(11), 2261-2280. <https://doi.org/10.1080/13658816.2014.917313>
- Arbia, G. (2001). Modelling the geography of economic activities on a continuous space. *Papers in Regional Science*, 80(4), 411-424.
- Asamblea Constituyente. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Asamblea Contituyente.
- Baller, R. D., Anselin, L., Messner, S. F., Deane, G., & Hawkins, D. F. (2001). Structural Covariates of U.S. County Homicide Rates: Incorporating Spatial Effects*. *Criminology*, 39(3), 561-588. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2001.tb00933.x>
- Braga, A. A., Turchan, B. S., Papachristos, A. V., & Hureau, D. M. (2019). Hot spots policing and crime reduction: An update of an ongoing systematic review and meta-analysis. *Journal of Experimental Criminology*, 15(3), 289-311. <https://doi.org/10.1007/s11292-019-09372-3>
- Briggs, D. R. (2007). Professor Contact Information. *GISC 6382 Applied GIS*.
- Cabrera-Barona, P. F., Jimenez, G., & Melo, P. (2019). Types of Crime, Poverty, Population Density and Presence of Police in the Metropolitan District of Quito. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(12), Article 12. <https://doi.org/10.3390/ijgi8120558>
- Cadena-Urzúa, P., Briz-Redón, A., & Montes, F. (2022). Crime Analysis of the Metropolitan Region of Santiago de Chile: A Spatial Panel Data Approach. *Social Sciences*, 11(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/socsci11100443>
- Carvalho, A., & Albuquerque, P. (2011). Métodos e modelos em econometria espacial. Uma revisão. *Rev. Bras. Biom*, 29(2), 273-306.
- Castillo, J. C., Mejía, D., & Restrepo, P. (2020). Scarcity without Leviathan: The Violent Effects of Cocaine Supply Shortages in the Mexican Drug War. *The Review of Economics and Statistics*, 102(2), 269-286. https://doi.org/10.1162/rest_a_00801
- Celemín, J. P. (2009). Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial. Importancia, estructura y aplicación. *Revista Universitaria de Geografía*, 18(1), 11-31.
- Chasco, C. (2013). GeoDaSpace: A resource for teaching spatial regression models. *Rect@: Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA*, 4(1), 119-144.
- Cohen, J., & Tita, G. (1999). Diffusion in Homicide: Exploring a General Method for Detecting Spatial Diffusion Processes. *Journal of Quantitative Criminology*, 15(4), 451-493.
- Cracolici, M. F., & Uberti, T. E. (2009). Geographical distribution of crime in Italian provinces: A spatial econometric analysis. *Jahrbuch Für Regionalwissenschaft*, 29(1), 1-28. <https://doi.org/10.1007/s10037-008-0031-1>
- Curtis, R., & Wendel, T. (2000). Toward the routine use of ethnography in drug abuse research: Ethnography and the criminal justice system. *Journal of Drug Issues*, 30(4), 837-848.
- de Oliveira, V. H., de Medeiros, C. N., & Carvalho, J. R. (2019). Violence and Local Development in Fortaleza, Brazil: A Spatial Regression Analysis. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 12(1), 147-166. <https://doi.org/10.1007/s12061-017-9236-4>

- Dell, M. (2015). Trafficking Networks and the Mexican Drug War. *American Economic Review*, 105(6), 1738-1779.
- Di Tella, R., & Schargrodsy, E. (2004). Do Police Reduce Crime? Estimates Using the Allocation of Police Forces after a Terrorist Attack. *The American Economic Review*, 94(1), 115-133.
- Doreian, P. (1980). Linear Models with Spatially Distributed Data Spatial Disturbances or Spatial Effects? *Sociological Methods & Research*, 9(1), 29-60.
- Elhorst, J. P. (2010). Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar. *Spatial Economic Analysis*, 5(1), 9-28. <https://doi.org/10.1080/17421770903541772>
- Elhorst, J. P. (2014). *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8>
- Elhorst, J. P., & Vega, S. H. (2017). El modelo SLX: Ampliación de la forma general, y sensibilidad de los desbordamientos espaciales a la especificación de la W. *Papeles de Economía Española*, 152.
- Fornango, R. J. (2012). When Space Matters: Spatial Dependence, Diagnostics, and Regression Models. En *Advancing Quantitative Methods in Criminology and Criminal Justice*. Routledge.
- Fuentes, C., & Sánchez, O. (2015). Contexto sociodemográfico de los homicidios en México D.F.: Un análisis espacial. *Rev Panam Salud Publica*, 38(6), 450-456.
- Geary, R. C. (1954). The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *The Incorporated Statistician*, 5(3), 115-146. <https://doi.org/10.2307/2986645>
- Gélvez-Ferreira, J. D. (2019). ¿Cuáles determinantes se relacionan con la percepción de inseguridad? Un análisis estadístico y espacial para la ciudad de Bogotá, D. C. *Revista Criminalidad*, 61(1), 69-84.
- Getis, A. (2008). A History of the Concept of Spatial Autocorrelation: A Geographer's Perspective. *Geographical Analysis*, 40(3), 297-309. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2008.00727.x>
- Getis, A., & Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189-206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Goldstein, P. J. (1985). *The drugs/violence nexus: A tripartite conceptual framework*. *Journal of drug issues*, 15(4), 493-506.
- Gómez-Luna, E., Fernando-Navas, D., Aponte-Mayor, G., & Betancourt-Buitrago, L. A. (2014). Metodología para la revisión bibliográfica y la gestión de información de temas científicos, a través de su estructuración y sistematización. *DYNA*, 81(184), 158-163.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (Quinta). McGraw Hill.
- Haberman, C. P. (2017). Overlapping Hot Spots? *Criminology & Public Policy*, 16(2), 633-660. <https://doi.org/10.1111/1745-9133.12303>
- He, L., Páez, A., Liu, D., & Jiang, S. (2015). Temporal stability of model parameters in crime rate analysis: An empirical examination. *Applied Geography*, 58, 141-152. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.02.002>
- Herrera Giraldo, M. F., González Espitia, C. G., & Ochoa Díaz, H. (2023). The spatial and economic relationship between labour informality and homicides in Cali, Colombia. *Development Policy Review*, 41(5), e12709. <https://doi.org/10.1111/dpr.12709>

- Hoffman, T., Kedron, P., & Arizona State University. (2023). Spatial Autoregressive Models. *Geographic Information Science & Technology Body of Knowledge*, 2023(Q2). <https://doi.org/10.22224/gistbok/2023.2.1>
- INEC. (2010). *Códigos parroquias*. INEC. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/institucional/home/>
- INEC. (2022). *Censo Ecuador 2022*. Censo Ecuador. <https://censoecuador.ecudatanalytics.com/>
- Ivan, I., & Horák, J. (2018). Registered crime hot spots in Ostrava – location, development and influencing factors. *Geografický Časopis - Geographical Journal*, 70(1). <https://doi.org/10.31577/geogrcas.2018.70.1.01>
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A Test for Normality of Observations and Regression Residuals. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 55(2), 163-172. <https://doi.org/10.2307/1403192>
- Jubit, N., Masron, T., & Marzuki, A. (2020). ANALYZING THE SPATIAL TEMPORAL OF PROPERTY CRIME HOT SPOTS. A CASE STUDY OF KUCHING, SARAWAK. *PLANNING MALAYSIA*, 18. <https://doi.org/10.21837/pm.v18i14.813>
- Kabiraj, P. (2022). Crime in India: A spatio-temporal analysis. *GeoJournal*, 88(2), 1283-1304. <https://doi.org/10.1007/s10708-022-10684-7>
- Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (1998). A Generalized Spatial Two-Stage Least Squares Procedure for Estimating a Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbances. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1), 99-121.
- Kelejian, H. H., & Robinson, D. P. (1993). A suggested method of estimation for spatial interdependent models with autocorrelated errors, and an application to a county expenditure model. *Papers in regional science*, 72(3), 297-312.
- Kelly, M. (2000). Inequality and Crime. *The Review of Economics and Statistics*, 82(4), 530-539. <https://doi.org/10.1162/003465300559028>
- Kim, D., & Song, I. (2021). Predicting Model Improvement by Accounting for Spatial Autocorrelation: A Socioeconomic Perspective. *The Professional Geographer*, 73(1), 131-149. <https://doi.org/10.1080/00330124.2020.1812408>
- LeBeau, J. L., & Leitner, M. (2011). Introduction: Progress in Research on the Geography of Crime. *The Professional Geographer*, 63(2), 161-173. <https://doi.org/10.1080/00330124.2010.547147>
- Lee, L.-F. (2004). Asymptotic Distributions of Quasi-Maximum Likelihood Estimators for Spatial Autoregressive Models. *Econometrica*, 72(6), 1899-1925. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2004.00558.x>
- Leitner, M., & Brecht, H. (2007). Software Review: Crime Analysis and Mapping with GeoDa 0.9.5-i. *Social Science Computer Review*, 25(2), 265-271. <https://doi.org/10.1177/0894439307298921>
- León, P. D. Y. de. (2021). Análisis espacial de violencia homicida en la región norte de Centroamérica (2019-2020). *Revista Latinoamericana Estudios de la Paz y el Conflicto*, 2(4), Article 4. <https://doi.org/10.5377/rlpc.v2i4.11820>
- LeSage, J. P. (2014). *What Regional Scientists Need to Know About Spatial Econometrics* (SSRN Scholarly Paper 2420725). <https://doi.org/10.2139/ssrn.2420725>
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics* (Primera). Chapman and Hall/CRC.
- Malczewski, J., & Poetz, A. (2005). Residential Burglaries and Neighborhood Socioeconomic Context in London, Ontario: Global and Local Regression Analysis*.

- The Professional Geographer*, 57(4), 516-529. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9272.2005.00496.x>
- Manski, C. F. (1993). Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem. *The Review of Economic Studies*, 60(3), 531-542. <https://doi.org/10.2307/2298123>
- Melsness, D., & Weichelt, R. (2014). Spatial Crime Displacement on Chicago's South Side. *The Geographical Bulletin*, 55(2), 63-80.
- Mohammadi, A. (2023). Spatiotemporal patterns of homicide rates in Tehran metropolitan area, Iran. *Spatial Information Research*, 31(4), 389-397. <https://doi.org/10.1007/s41324-023-00506-4>
- Mojica, V. J., Choi, A., Leong, R. N., & Co, F. (2019). Spatial analysis of violent crimes in Metro Manila, Philippines. *International Journal of Comparative and Applied Criminal Justice*, 43(1), 29-47. <https://doi.org/10.1080/01924036.2017.1398669>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17-23. <https://doi.org/10.2307/2332142>
- Nakaya, T., & Yano, K. (2010). Visualising Crime Clusters in a Space-time Cube: An Exploratory Data-analysis Approach Using Space-time Kernel Density Estimation and Scan Statistics. *Transactions in GIS*, 14(3), 223-239. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2010.01194.x>
- Pablo-Martí, F., & Muñoz-Yebra, C. (2009). Localización empresarial y economías de aglomeración: El debate en torno a la agregación espacial. *Investigaciones Regionales-Journal of Regional Research*, 15, 139-166.
- Peres, M. F. T., & Nivette, A. (2017). Social disorganization and homicide mortality rate trajectories in Brazil between 1991 and 2010. *Social Science & Medicine*, 190, 92-100. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2017.08.013>
- Piscitelli, A. (2019). Spatial Regression of Juvenile Delinquency: Revisiting Shaw and McKay. *International Journal of Criminal Justice Sciences*, 14(2), 132-147. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3712655>
- Prates, T. M., Silva, R. K. C. S. da, & Santos, A. M. A. dos. (2023). Homicides in Alagoas - Brazil: A spatial analysis. *Estudios Económicos*, 40(80), Article 80. <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2023.3175>
- Pucha Cofrep, F. (2016, octubre 18). Descargar principales shapefiles del Ecuador. *El blog de franz*. <https://franzpc.com/descargar-shapefiles-shp-ecuador/>
- Ramírez-de-Garay, D. (2016). Las barbas del vecino. Los patrones de difusión del crimen violento en México (1990-2010). *Foro internacional*, 56(4), 977-1018.
- Ramos, R. G., Silva, B. F. A., Clarke, K. C., & Prates, M. (2021). Too Fine to be Good? Issues of Granularity, Uniformity and Error in Spatial Crime Analysis. *Journal of Quantitative Criminology*, 37(2), 419-443. <https://doi.org/10.1007/s10940-020-09474-6>
- Scaturro, R., & Eligh, J. (2024). *Measuring the scope and scale of the illicit drug trade*. Global Initiative Against Transnational Organized Crime. <https://globalinitiative.net/wp-content/uploads/2023/11/Ruggero-Scaturro-Jason-Eligh-Measuring-the-scope-and-scale-of-The-illicit-drug-trade-GI-TOC-January-2024.pdf>
- Shen, J.-L., & Andresen, M. A. (2021). A Tale of Two Theories: Whither Social Disorganization Theory and the Routine Activities Approach? *Canadian Journal of Criminology and Criminal Justice*, 63(2), 1-22. <https://doi.org/10.3138/cjccj.2021-0013>

- Sherman, L. W., Gartin, P. R., & Buerger, M. E. (1989). Hot Spots of Predatory Crime: Routine Activities and the Criminology of Place. *Criminology*, 27(1), 27-56.
- Shiode, N., Shiode, S., & Inoue, R. (2022). Measuring the colocation of crime hotspots. *GeoJournal*, 88(3), 3307-3322. <https://doi.org/10.1007/s10708-022-10806-1>
- Silveira Neto, R. D. M., Firmino Costa Da Silva, D., & Cavalcanti, F. M. (2023). The spatial association between drugs and urban violence: An analysis for the Metropolitan Region of Recife, Brazil. *Spatial Economic Analysis*, 18(4), 486-506. <https://doi.org/10.1080/17421772.2023.2186474>
- Sim, S., & Miller, A. (2016). *Exploratory spatial data analysis of the distribution of multiple crimes: A case study of three coastal cities*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3890.1529>
- Smith, W. R., Frazee, S. G., & Davison, E. L. (2000). Furthering the Integration of Routine Activity and Social Disorganization Theories: Small Units of Analysis and the Study of Street Robbery as a Diffusion Process. *Criminology*, 38(2), 489-524. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2000.tb00897.x>
- Telep, C. W., Mitchell, R. J., & Weisburd, D. (2014). How Much Time Should the Police Spend at Crime Hot Spots—Answers from a Police Agency Directed Randomized Field Trial in Sacramento, California. *Justice Quarterly*, 31(5), 905-933.
- Tita, G., & Cohen, J. (2004). Measuring spatial diffusion of shots fired activity across city neighborhoods. *Spatially integrated social science*, 171-204.
- Tukey, J. W. (1977). *Exploratory data analysis (Vol. 2, pp. 131-160)*. Addison-Wesley Publishing Company.
- Vilalta, C., & Fondevila, G. (2023). Residential burglary and concentrated disadvantage: A spatial heterogeneity analysis in Mexico City. *GeoJournal*, 88(1), 883-895. <https://doi.org/10.1007/s10708-022-10664-x>
- Werb, D., Rowell, G., Guyatt, G., Kerr, T., Montaner, J., & Wood, E. (2011). Effect of drug law enforcement on drug market violence: A systematic review. *International Journal of Drug Policy*, 22(2), 87-94. <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2011.02.002>
- Xia, Z., Stewart, K., & Fan, J. (2021). Incorporating space and time into random forest models for analyzing geospatial patterns of drug-related crime incidents in a major U.S. metropolitan area. *Computers, Environment and Urban Systems*, 87, 101599. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101599>
- Zhou, Y., Wang, F., & Zhou, S. (2023). The Spatial Patterns of the Crime Rate in London and Its Socio-Economic Influence Factors. *Social Sciences*, 12(6), 1-18.

Capítulo 4: Conclusiones y futuras líneas de investigación

4.1 Conclusiones generales

La economía del delito ha evolucionado desde la modelización beckeriana hasta incorporar variables socioeconómicas y demográficas, lo que ha permitido una mejor comprensión del fenómeno delictivo. Esta línea de investigación sigue abierta, adaptándose tanto a la evolución de las técnicas delictivas y su ámbito de actuación como a los avances en las técnicas y modelos de análisis económico.

En esta tesis doctoral se ha investigado exhaustivamente la economía del crimen en Ecuador, teniendo en cuenta las particularidades del país. Se han analizado los determinantes socioeconómicos del crimen, la eficiencia policial y el análisis espacial del delito. Para ello, se utilizaron datos a nivel nacional y en distintos niveles administrativos (provincia, cantón y parroquia), según la disponibilidad de datos para cada tipo de estudio y metodología de análisis. Se emplearon diversas técnicas estadísticas y métodos de análisis, incluyendo regresiones, Análisis Envolvente de Datos (DEA) y análisis de datos geoespaciales. Los hallazgos obtenidos proporcionan una comprensión integral de los factores que influyen en la criminalidad, información valiosa sobre cómo el estado y sus subdivisiones administrativas gestionan los recursos para fomentar un ambiente más seguro, y ofrecen recomendaciones para la formulación de políticas públicas efectivas.

El análisis de los determinantes socioeconómicos en el capítulo 1 se ha llevado a cabo desde un enfoque nacional y provincial, los hallazgos indican que variables como el nivel de analfabetismo, la urbanización y el empleo tienen una influencia significativa en la incidencia de delitos como homicidios y robos de automóviles. La educación deficiente y el crecimiento poblacional en áreas urbanas aumentan la incidencia delictiva, mientras que el acceso al empleo, aunque sea vulnerable, la disminuye. Además, se encontró evidencia de que la desigualdad de ingresos está más relacionada con los homicidios, mientras que la pobreza muestra una mayor relación con los robos de automóviles. Estos resultados muestran que las variables influyen de manera distinta según el tipo de delito, lo que señala la importancia de modelar cada delito de forma individual, teniendo en cuenta sus particulares motivaciones.

La inversión en seguridad pública tiene un impacto significativo en la reducción de la delincuencia, aunque esta relación no es directa y puede estar influenciada por otros factores sociales. Por lo tanto, es necesario evaluar continuamente esta inversión para asegurar su impacto positivo.

La relación entre pobreza y criminalidad ha sido ampliamente explorada en la literatura académica, asimismo varios estudios han demostrado que la educación ejerce un efecto disuasorio sobre la delincuencia. Esta tesis refuerza dichas relaciones en el contexto ecuatoriano, evidenciando que la pobreza es un determinante crucial de la criminalidad en las áreas urbanas del país y subrayando la necesidad de políticas educativas enfocadas en mejorar la capacitación para el empleo en actividades legales. Además, la tesis confirma que el crecimiento poblacional en áreas urbanas y la migración interna en Ecuador están vinculados a un incremento en la delincuencia, aportando un análisis específico sobre las dinámicas migratorias y urbanas en Ecuador.

Estos resultados enfatizan la importancia de que las políticas públicas preventivas de la actividad delictiva aborden las causas subyacentes de la delincuencia, tales como la pobreza y la falta de educación, al tiempo que refuerzan las estrategias de seguridad pública.

En cuanto a los aspectos metodológicos, uno de los problemas insuficientemente tratados en los modelos de economía del crimen es la presencia de endogeneidad. Abordar este problema, especialmente en relación con el gasto en seguridad pública, requiere la aplicación de pruebas estadísticas específicas y el uso de metodologías robustas, como los estimadores de Mínimos Cuadrados en dos Etapas (MC2E) y el Método de Momentos Generalizados (GMM). Estas metodologías son fundamentales para analizar los determinantes de la delincuencia y garantizar la precisión de los resultados.

La temporalidad y la ubicación geográfica desempeñan un papel crucial en las tasas de criminalidad, especialmente en los casos de homicidios y robos de automóviles. La influencia de los índices delictivos de un período sobre los del siguiente resalta la importancia de incluir variables adecuadamente desfasadas en los modelos económicos del crimen. Por otro lado, la duración del impacto de la actividad delictiva en la sociedad a corto plazo sugiere que los efectos de los robos de automóviles perduran más que los de los homicidios, cuyos efectos tienden a disiparse en menor tiempo. Estos hallazgos subrayan la importancia de considerar estos aspectos en el análisis de la delincuencia.

Se encontró evidencia de que la criminalidad tiende a difundirse desde las provincias con altos índices delictivos hacia las vecinas, poniendo en riesgo a estas últimas. Es posible que estas zonas cuenten con menos recursos para abordar la delincuencia de manera eficiente, lo que requiere una atención prioritaria para reducir su prevalencia. Esto subraya la importancia de estrategias preventivas y de una atención prioritaria por parte de las autoridades encargadas de las políticas de seguridad.

En este contexto resulta imprescindible desarrollar un análisis de las actuaciones policiales desde el punto de vista de su eficiencia, lo que se aborda en el capítulo 2.

Desde su introducción por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978, el Análisis Envolvente de Datos ha evolucionado significativamente, adaptándose a modelos de rendimientos variables y ampliando su aplicación a diversos campos, incluyendo la productividad y el cambio a lo largo del tiempo. Esta metodología ha demostrado ser una herramienta valiosa para la medición de la eficiencia y la gestión de recursos.

Mediante un análisis al nivel administrativo de segundo orden (Cantón), se ha detectado una eficiencia considerablemente baja en la Policía Nacional del Ecuador (PNE), con un promedio del 22%. Este resultado evidencia el amplio margen de mejora que tiene la institución policial y refleja los altos índices de criminalidad en el país. Para elevar esta eficiencia, es fundamental optimizar la asignación de recursos humanos y mejorar la operatividad de las unidades de policía comunitaria (UPC) en los 221 cantones del Ecuador. Se espera que la implementación de estas mejoras contribuya significativamente a la reducción de la delincuencia. Además, los cantones identificados como más eficientes, gracias a sus buenas prácticas, pueden servir como modelos a seguir para aquellos que necesitan optimizar su gestión y procesos.

El análisis, utilizando regresiones de segunda etapa, ha revelado que el nivel educativo y las tasas de subempleo contribuyen positivamente a la eficiencia policial. Por otro lado, factores como la alta densidad poblacional y la intensa actividad comercial tienen una influencia negativa en esta eficiencia. Además, la disposición geográfica y el tamaño de los cantones también juegan un papel importante en la variación de la eficiencia policial.

El estudio ha identificado una disminución en el cambio de la productividad policial en los últimos años, principalmente atribuida a limitaciones de recursos y un deterioro en el desarrollo tecnológico. La mejora en la eficiencia operativa debe ir acompañada de

inversiones en tecnología y recursos para enfrentar de manera efectiva la creciente delincuencia.

La aplicación de índices como Malmquist y Hicks-Moorsteen ha proporcionado nuevas perspectivas sobre la productividad policial, destacando la necesidad de un enfoque integrado que combine evaluaciones periódicas de eficiencia con un seguimiento de cambios tecnológicos y productivos.

Los aportes de este capítulo permiten un entendimiento más matizado de los determinantes de la eficiencia policial en Ecuador, donde este estudio es pionero. Los resultados destacan la necesidad de optimizar los recursos humanos y mejorar la operatividad de las unidades de policía comunitaria para elevar la eficiencia policial. Por lo tanto, estos hallazgos no solo enriquecen la base teórica y empírica sobre la eficiencia policial, sino que también proporcionan herramientas prácticas para mejorar la gestión y el rendimiento de las fuerzas de seguridad pública en la región.

En el capítulo 1 se detectaron patrones de contagio en algunas zonas y en el capítulo 2 se observó que la disposición geográfica tenía relevancia en la variación de la eficiencia, poniendo de relieve la necesidad de completar el estudio con un análisis espacial, lo que se aborda en el capítulo 3.

La revisión de la literatura sobre el análisis espacial del crimen destaca un progreso considerable en las metodologías, desde los trabajos pioneros de Clifford Shaw y Henry McKay en la década de 1940 hasta la integración de herramientas geoespaciales avanzadas en estudios recientes. Sin embargo, aún se presentan desafíos clave, como la incorporación insuficiente de variables policiales y la práctica de agrupar diversos tipos de delitos en un mismo análisis, lo que puede reducir la precisión de los resultados.

Desde un enfoque al nivel administrativo de tercer orden (Parroquia), se ha encontrado que la distribución de delitos en Ecuador no es aleatoria, sino que exhibe patrones de concentración en determinadas parroquias. El análisis geoespacial identifica *zonas calientes* de alta incidencia delictiva y *zonas frías* de baja incidencia, lo que sugiere la existencia de mecanismos específicos de difusión delictiva. Además, se han detectado corredores delictivos claramente definidos. Estos hallazgos destacan la importancia de incorporar el componente geográfico en el análisis del crimen y sugieren la necesidad de adoptar políticas de seguridad pública que sean geográficamente diferenciadas, concentrando los recursos en las zonas calientes para optimizar la eficacia de las intervenciones.

Los resultados de las regresiones demuestran que la aplicación de términos de rezago espacial es efectiva para gestionar la autocorrelación espacial en el análisis de la delincuencia. Factores como la actividad comercial, los servicios públicos y la planificación urbana también tienen un impacto considerable en la incidencia de delitos. Además, la inclusión de una variable relacionada con el narcotráfico, como las incautaciones de drogas, muestra su influencia significativa en la criminalidad. Estos hallazgos subrayan la importancia de los análisis espaciales para la evaluación y el diseño de políticas de seguridad y prevención del crimen.

La integración de los hallazgos de los capítulos sobre determinantes socioeconómicos, eficiencia policial y análisis espacial del crimen ponen de relieve la necesidad de estudios holísticos, como el que aquí se aborda, que consideren la complejidad de la problemática de la delincuencia en sociedades donde el crimen es una actividad económica que, como un cáncer social, compite, absorbe y corrompe la economía legal.

La relación bidireccional identificada entre la pobreza y la delincuencia indica un ciclo vicioso que afecta el desarrollo socioeconómico. Este hallazgo subraya la necesidad de abordar las causas subyacentes de la delincuencia con estrategias que integren mejoras económicas y sociales. Los determinantes socioeconómicos, como la pobreza, la educación y la urbanización, no solo influyen en la incidencia delictiva general, sino que también afectan a la eficiencia policial. Además, los patrones de concentración delictiva y la difusión del crimen subrayan la importancia de estrategias de seguridad diferenciadas geográficamente. La identificación de *zonas calientes* permite diseñar intervenciones más focalizadas y efectivas. Sin embargo, una de las principales contribuciones de esta investigación es el hallazgo de que la eficiencia policial es un factor crítico para la disuasión de la delincuencia. En el contexto de Ecuador, un país con ingresos moderados y una alta carga de deuda, se ha demostrado que una mejor gestión de las fuerzas policiales puede tener un impacto directo y significativo en la reducción de los índices delictivos.

Por lo tanto, los hallazgos de la tesis sugieren un enfoque multidimensional para abordar la delincuencia en Ecuador. Las políticas públicas deben enfocarse en:

- Implementar programas que reduzcan la pobreza y mejoren el acceso a una educación de calidad.
- Optimizar la asignación de recursos en la Policía Nacional del Ecuador y mejorar la eficiencia operativa de las unidades de policía comunitaria.
- Diseñar estrategias de seguridad pública que sean geográficamente diferenciadas, concentrando los recursos en las zonas calientes para optimizar la eficacia de las intervenciones.
- Utilizar análisis espaciales para identificar patrones delictivos y planificar intervenciones específicas en áreas de alta incidencia delictiva.

4.2 Limitaciones de la investigación

Como destacan Díez-Ticio y Mancebón (2002), la limitación en cuanto a la disponibilidad de datos es un desafío común en estudios sobre delincuencia y seguridad. Para hacer frente a esta situación, en noviembre de 2022, firmé personalmente un convenio de intercambio de información con la PNE, la cual ha proporcionado datos desagregados desde el año 2018. Es relevante mencionar que en Ecuador existe la Ley Orgánica de Transparencia y Acceso a la Información Pública (2023), que garantiza y regula el derecho de acceso a la información pública. Sin embargo, los datos sobre delincuencia y seguridad ciudadana solo están disponibles a un cierto nivel de agregación en las distintas instituciones públicas que abordan estos temas. Esta limitación en la disponibilidad de información ha condicionado el enfoque de cada capítulo de este estudio y ha llevado a la omisión de variables relevantes. Entre estas se incluyen la corrupción y el narcotráfico, este último entendido como el comercio ilegal de drogas desde su producción hasta su distribución y venta. También se ha omitido el análisis de cómo la desintegración de estructuras institucionales de seguridad afecta a estas dinámicas.

A pesar de que hay cierta información disponible sobre estos aspectos, no se logró obtener datos de la calidad necesaria, tanto en términos de fiabilidad como de amplitud, para integrarlos en los modelos cuantitativos empleados.

Figura 1

Variables no incluidas en la investigación: grupos criminales y puertos marítimos

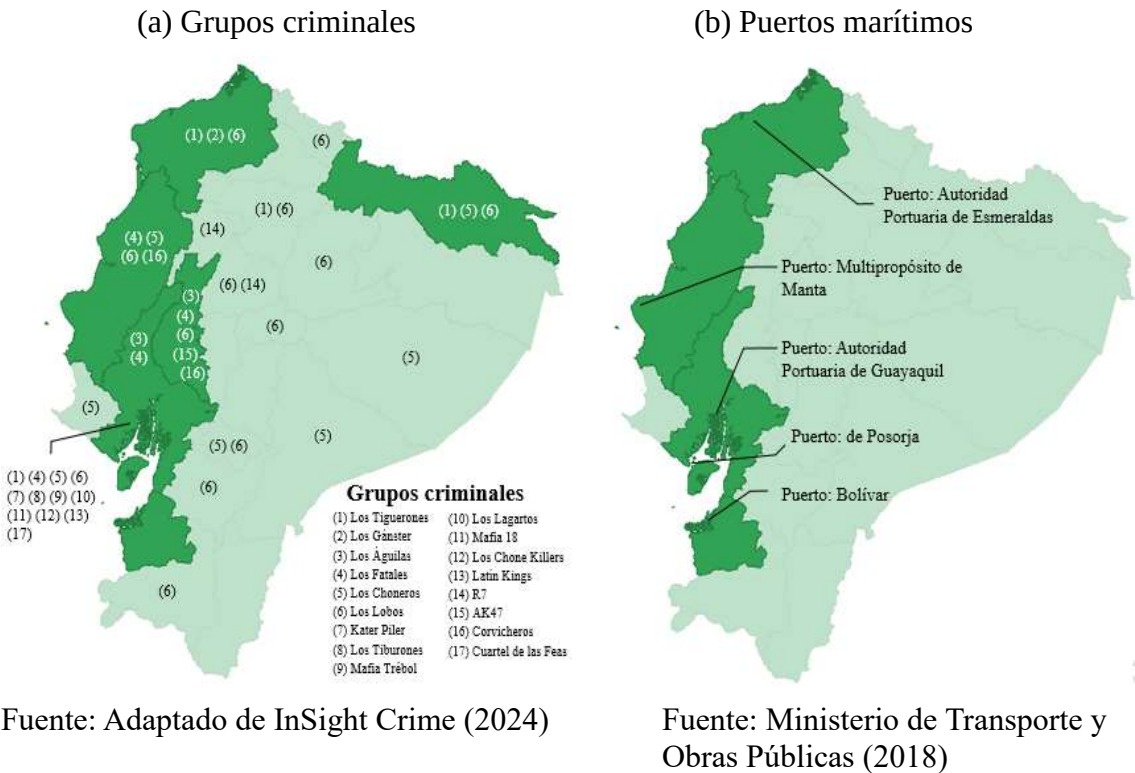
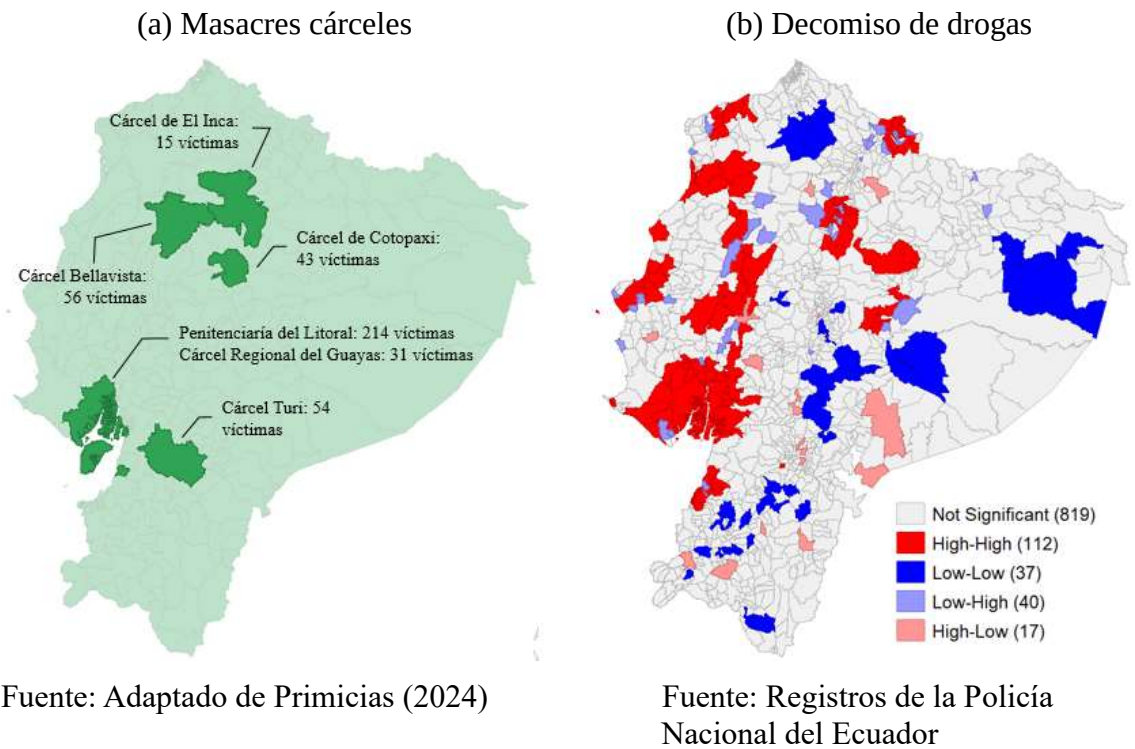


Figura 2

Variables no incluidas en la investigación: cárceles



Por ejemplo, el crimen organizado que incluye a grupos criminales, frecuentemente se involucra en actividades ilícitas como el tráfico de drogas, armas o personas. De acuerdo con el portal *InSight Crime* (2024), en Ecuador existen 17 bandas criminales distribuidas a nivel nacional. Además, los puertos marítimos pueden ser puntos críticos para el tráfico de drogas y otros productos ilícitos. Las Figuras 1a y 1b muestran una coincidencia sospechosa entre la ubicación de la mayor cantidad de bandas y los principales puertos (Ministerio de Transporte y Obras Públicas, 2018).

Según los datos recopilados por el portal Primicias (2024), entre 2021 y 2022 se produjeron 11 masacres en distintas cárceles. Estos eventos, posiblemente vinculados a rivalidades entre grupos criminales, pueden ser considerados como parte del problema del crimen organizado (ver Figura 2a). Además, la Figura 2b muestra clústeres resaltados en rojo, que indican áreas con altos volúmenes de drogas incautadas. Resulta notable la coincidencia entre las ubicaciones de las masacres carcelarias y los puntos de mayor decomiso de drogas, lo que sugiere una posible conexión entre estos acontecimientos.

En cuanto al análisis espacial de estas variables, las estadísticas oficiales también presentan limitaciones significativas debido a que se fundamentan en divisiones administrativas, y no económicas, las cuales resultan inadecuadas para estos análisis. Además, los datos oficiales tienden a ser poco detallados, internamente heterogéneos y enfrentan desafíos topológicos como la irregularidad en las formas de las zonas censales y la fragmentación (Pablo-Martí & Muñoz-Yebra, 2009).

Esta podría ser la razón por la cual pocos investigadores han analizado los problemas asociados con la elección de la escala y las unidades geográficas, a pesar de su importancia en las estimaciones econométricas. Un ejemplo claro es cómo la determinación de clúster delictivos depende en gran medida de la escala utilizada. Además, el solapamiento de delitos en puntos calientes es otro aspecto que todavía está siendo investigado.

En resumen, el análisis espacial enfrenta desafíos importantes debido a las limitaciones de los datos y la elección de las escalas, lo que repercute en la precisión de las estimaciones y en la comprensión de patrones delictivos.

4.3 Futuras líneas de investigación

Durante el proceso de investigación, se identificaron varios temas relevantes que podrían ser objeto de estudio en el futuro, especialmente considerando las dificultades encontradas en la disponibilidad de datos, como se mencionó anteriormente. Algunas áreas que podrían ser exploradas en futuros estudios incluyen:

- Es fundamental ampliar el análisis a otros delitos, como femicidios, secuestros, robo a unidades económicas, narcotráfico, entre otros, abordándolos de manera específica y reconociendo las diversas motivaciones que los originan. Esto permitirá desarrollar estrategias de prevención y control ajustadas a cada tipo de delito.
- Fomentar estudios de eficiencia aplicados a la seguridad pública en diversos contextos y regiones, especialmente en América Latina, para obtener análisis comparables y más completos sobre la gestión de recursos. El objetivo es investigar estrategias para mejorar la asignación de recursos humanos y la utilización óptima de los recursos físicos, así como reforzar la respuesta ante las principales categorías delictivas
- Asimismo, es relevante incorporar estudios que evalúen la influencia de las variables ambientales y determinen su impacto de manera diferenciada. En este sentido,

profundizar en el análisis de los efectos de la separabilidad en la eficiencia resulta fundamental, ya que respalda la adopción de políticas y acciones específicas para abordar los factores ambientales en áreas donde tienen una influencia significativa.

- Realizar evaluaciones periódicas de la productividad policial, combinando criterios de eficiencia y cambios tecnológicos. Esto se puede lograr utilizando índices como el de Malmquist y Hicks-Moorsteen, lo que proporcionaría valiosos *insights* para la toma de decisiones en el ámbito de la seguridad pública.
- Investigar el impacto de las diferencias de escala en las unidades territoriales de análisis (provincias, cantones, parroquias y circuitos) para examinar la densidad del crimen y entender cómo estas variaciones afectan las correlaciones entre variables a nivel agregado. Estas correlaciones pueden no mantenerse con granularidades más finas, lo que implica que los resultados están parcialmente condicionados por la decisión de la escala utilizada, teniendo importantes implicaciones políticas.
- En función de esta información, utilizar diferentes modelos de regresión espacial para comparar resultados y crear un mapa dinámico de priorización, que permita ajustar oportunamente los despliegues de recursos según las tendencias emergentes y las predicciones del modelo.

Referencias Bibliográficas

- Diez-Ticio, A., & Mancebon, M.-J. (2002). The efficiency of the Spanish police service: An application of the multiactivity DEA model. *Applied Economics*, 34(3), 351-362. <https://doi.org/10.1080/00036840110043767>
- InSight Crime. (2024). GameChangers 2023: Ecuador pierde el control sobre el crimen. *insightcrime.org*. https://insightcrime.org/es/noticias/gamechangers-2023-ecuador-pierde-control-crimen/?gad_source=1&gclid=CjwKCAjwxLKxBhA7EiwAXO0R0DhsACenXZSIIdiAfIHocUc2kctrxKNUd4xAnjzCwcfDONAAvgrV8ExoCE1EQAvD_BwE
- Ley Orgánica de Transparencia y Acceso a la Información Pública, RO-245 33 (2023).
- Ministerio de Transporte y Obras Públicas. (2018). Los puertos del Ecuador se proyectan a gran escala. *obraspublicas.gob.ec*. <https://www.obraspublicas.gob.ec/los-puertos-del-ecuador-se-proyectan-a-gran-escala/#:~:text=Con%20una%20inversi%C3%B3n%20aproximada%20de,Puerto%20Bol%C3%ADvar%2C%20Esmeraldas%20y%20Posorja>.
- Pablo-Martí, F., & Muñoz-Yebra, C. (2009). Localización empresarial y economías de aglomeración: El debate en torno a la agregación espacial. *Investigaciones Regionales-Journal of Regional Research*, 15, 139-166.
- Primicias. (2024). Once masacres carcelarias y 413 presos asesinados en 21 meses. *primicias.ec*. <https://www.primicias.ec/noticias/en-exclusiva/carceles-nueve-masacres-victimas-ecuador/#:~:text=Desde%20el%2023%20de%20febrero,seis%20prisiones%20de%20cinco%20ciudades>.