



FACULTAD DE ESTUDIOS ESTADÍSTICOS

GRADO EN ESTADISTICA APLICADA

Curso 2024/2025

Trabajo de Fin de Grado

TÍTULO: Estudio estadístico del riesgo país

Alumno: Mónica López Alonso

Tutor: Cipriano Quiros

Junio de 2025



UNIVERSIDAD COMPLUTENSE
MADRID

ÍNDICE

1. RESUMEN	5
Resumen.	5
Abstract.	5
2. INTRODUCCIÓN	6
Relevancia del riesgo país.....	6
Marco general.	7
Riesgo y España.	9
Actualidad.	11
Objetivo.	11
3. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	12
Evolución del concepto de riesgo país.....	12
Principales enfoques metodológicos para medir el riesgo país.	12
Estudios aplicados al caso de España y economías similares.	12
Principales enfoques estadísticos en el estudio del riesgo país.	13
4. CONCEPTO Y ESTIMACIONES DEL RIESGO PAIS / SOBERANO	15
Concepto de riesgo país y sus componentes.	15
Deuda externa y naturaleza del deudor.	15
El rating como herramienta de medición.	16
Agencias calificadoras de riesgo soberano.	17
a) Standard & Poor's (S&P)	17
b) Moody's Investors Service	17
c) Fitch Ratings	17
5. DATOS Y METODOLOGÍA	21
Variables incluidas en el análisis del riesgo país.	21
Predicciones iniciales.....	24
Estudio de missings.....	26
Análisis de variables.....	29
Variable objetivo: TE.....	29
Variables predictivas.....	30
Método de imputación por k-Nearest Neighbors (kNN).	34
Análisis de componentes principales (PCA).	36
Análisis clúster.....	42
Análisis de Correspondencias (CA).	46
Test chi-cuadrado.	46
Análisis predictivo.	49

Validación cruzada repetida	49
Métodos de selección de variables:	49
Modelos lineales generales.....	50
Modelo de regresión lineal múltiple	50
Regresión logística multinomial: LOGIT	51
Árbol de regresión (CART).	52
Importancia de variables.....	52
Random Forest.....	53
6. RESULTADOS	55
7. CONCLUSIÓN.....	57
8. BIBLIOGRAFÍA.....	59

Índice de tablas

Tabla 1: Tabla comparativa de la calificación de algunos países mostrando su calificación S&P y el valor de la prima de riesgo. Elaboración propia con datos de S&P Global, Banco de España, Trading Economics.	7
Tabla 2: Grados de inversión según calificaciones del riesgo país de S&P, Moodys, Fitch.	18
Tabla 3: Calificaciones del riesgo país de S&P, Moodys, Fitch y su valor TE correspondiente. Febrero 2025.....	20
Tabla 4: Variables usadas y abreviaturas.	23
Tabla 5: Variables con mayor correlación con la variable objetivo.....	24
Tabla 6: Clasificación de las variables más utilizadas y representativas según la literatura estudiada.	25
Tabla 7: Porcentaje de datos faltantes de las variables con más del 40% de missings	26
Tabla 8: Correlación de las variables con más de un 40% de missings con la variable objetivo	27
Tabla 9: Resumen de variables con más de un 40% de missings	28
Tabla 10: Países con pocos datos.	28
Tabla 11: Resumen descriptivo de la variable objetivo.....	29
Tabla 12: Resumen, frecuencia de valores y relación con la variable objetivo de cada variable.....	33
Tabla 13: Comparación distribución pre y post imputación.	36
Tabla 14: Análisis colinealidad con VIF.	37
Tabla 15: Porcentaje de varianza explicada por cada dimensión.....	38
Tabla 16: Contribución de cada variable a las dimensiones	38
Ilustración 14: Contribuciones dim 1 y 2.....	38
Tabla 17: Correlación de cada variable con cada componente.....	39
Tabla 18: Porcentaje varianza explicada por cada número de clústers.	42
Tabla 19: N° países por clúster.	42
Tabla 20: Clustering k=5	43
Tabla 21: Resumen Clustering k=5	44
Tabla 22: Clustering k=6	45
Tabla 23: Text chi-cuadrado	46
Tabla 24: Información de modelos creados a partir de los diferentes métodos de selección	49
Tabla 25: ANOVA otros modelos.....	50
Tabla 26: Exponentes de los coeficientes logit.....	51
Tabla 27: Evaluación del árbol de decisión en Train y Test	53
Tabla 28: Evaluación del rendimiento del modelo Random Forest en Train y Test.....	53

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Mapa de la unión europeo según la calificación S&P del riesgo país. Elaboración propia con datos de S&P Global (2024) 8

Ilustración 2: Mapa del mundo según calificación S&P del riesgo país. Elaboración propia con datos de S&P Global (2024) 9

Ilustración 3: Gráfico de la evolución de la prima de riesgo española frente a la alemana. Elaboración propia a partir de datos de Datosmacro. 10

Ilustración 4: Gráfico de la evolución de la prima de riesgo española frente a la alemana comparando los niveles pre crisis vs post crisis. Elaboración propia a partir de datos de Datosmacro. 10

Ilustración 5: modelo de regresión simple con las variables con mayor correlación con la variable objetivo y su matriz de correlación 24

Ilustración 6: Test VIF variables del modelo inicial 24

Ilustración 7: Modelo de regresión lineal sin multicolinealidad 25

Ilustración 8: Modelos de regresión lineal según la literatura 26

Ilustración 9: Matriz de correlaciones de las variables con más de un 40% de missings 27

Ilustración 10: Frecuencia de valores de la variable objetivo 29

Ilustración 11: Valor de la variable objetivo por países. 29

Ilustración 12: Correlación variables 37

Ilustración 13: Varianza explicada por cada dimensión 38

Ilustración 14: Contribuciones dim 1 y 2 38

Ilustración 15: Contribución de las variables a las dimensiones principales 39

Ilustración 16: Contribución de las variables a las dimensiones principales 39

Ilustración 17: Análisis Componentes principales: visualización en dos dimensiones 40

Ilustración 18: Análisis Componentes principales con mejor visualización (dos dimensiones) 40

Ilustración 19: Análisis Componentes principales añadiendo una tercera dimensión (dim4) 41

Ilustración 20: Análisis Componentes principales añadiendo una tercera dimensión (dim4) (2) 41

Ilustración 21: Elección del número óptimo de clústers 42

Ilustración 22: Clustering k=5 43

Ilustración 23: Distribución del riesgo país por cada clúster 43

Ilustración 24: Mapa mundial por clúster de riesgo país 44

Ilustración 25: Clustering k=6 45

Ilustración 26: Distribución del riesgo país por cluster 45

Ilustración 27: Mapa mundial según clusters k=6 46

Ilustración 28: Análisis de correspondencias 47

Ilustración 29: CA generalizado 48

Ilustración 30: Boxplot de los modelos creados 49

Ilustración 31: ANOVA modelo AIC 50

Ilustración 32: Modelo logit 51

Ilustración 33: Correlación modelo logit 51

Ilustración 34: Árbol de decisión 52

Ilustración 35: Importancia de variables en el modelo CART 53

Ilustración 36: Importancia de variables en el modelo RF 54

1. RESUMEN

Resumen.

Este Trabajo de Fin de Grado analiza el riesgo país desde una perspectiva estadística, con el objetivo de identificar las variables económicas, fiscales e institucionales que mejor explican y predicen su comportamiento. A partir de un conjunto de datos compuesto por indicadores de más de 160 países, se aplican técnicas de análisis multivariante como el Análisis de Componentes Principales (PCA), clústeres y correspondencias, junto con modelos predictivos como regresión múltiple o logit, árboles de decisión (CART) y Random Forest. Los resultados muestran que las variables más relevantes en la determinación del riesgo país son el PIB per cápita (PPA), la fragilidad institucional, el índice de democracia y los préstamos no productivos. El modelo Random Forest presentó el mejor desempeño predictivo ($R^2 = 0.81$ en test), seguido de la regresión múltiple y el modelo CART. Además, el análisis clasificatorio permitió segmentar a los países en perfiles de riesgo coherentes con las calificaciones internacionales. Se concluye que el riesgo país es un fenómeno multidimensional que no puede explicarse exclusivamente desde una óptica económica, sino que requiere incorporar factores institucionales y estructurales para su comprensión y seguimiento.

Abstract.

This Final Degree Project analyzes country risk from a statistical perspective, aiming to identify the economic, fiscal, and institutional variables that best explain and predict its behavior. Using a dataset composed of indicators from over 160 countries, multivariate analysis techniques are applied, including Principal Component Analysis (PCA), cluster analysis, and correspondence analysis, alongside predictive models such as multiple regression or logit, decision trees (CART), and Random Forest. The results show that the most relevant variables in determining country risk are GDP per capita (PPP), institutional fragility, the democracy index, and non-performing loans. The Random Forest model achieved the best predictive performance ($R^2 = 0.81$ on the test set), followed by multiple regression and the CART model. Moreover, the classification analysis allowed countries to be grouped into coherent risk profiles consistent with international ratings. The study concludes that country risk is a multidimensional phenomenon that cannot be fully explained by economic factors alone, requiring the inclusion of institutional and structural variables for accurate analysis and monitoring.

2. INTRODUCCIÓN

Relevancia del riesgo país.

La economía mundial ha evolucionado en los últimos años, especialmente desde los años 80, hacia una interdependencia cada vez mayor, impulsada por el aumento de los flujos comerciales, financieros y de inversión. (Obstfeld, M., & Taylor, A.M, 2004)

Actualmente, la mayor parte del capital internacional busca rentabilidad inmediata, priorizando las oportunidades de corto plazo frente a las estrategias de largo recorrido, lo que incrementa su sensibilidad frente a la volatilidad de los tipos de interés, los tipos de cambio, la inflación y el entorno financiero en su conjunto. La alta volatilidad y la creciente internacionalización de los mercados financieros pueden generar efectos adversos sobre la economía global, entre los que destaca el llamado 'efecto contagio' (Claessens & Forbes, 2001), por el cual una perturbación económica en un país o región puede extenderse rápidamente al resto de los mercados internacionales."

Las economías nacionales están cada vez más conectadas y dependen unas de otras para su funcionamiento, por lo que ya no es posible analizar la realidad económica de un país de forma aislada.

Por otro lado, los últimos avances en tecnología y la digitalización de los mercados financieros han facilitado el acceso de los inversores a una amplia variedad de instrumentos, lo que a su vez permite una mayor diversificación de las carteras a nivel global. En este contexto, uno de los activos más relevantes son los bonos de deuda pública externa a largo plazo, también conocidos como deuda soberana. Estos instrumentos representan préstamos que los inversores hacen al gobierno de un país, generalmente en moneda extranjera, y se consideran fundamentales en las estrategias de inversión debido a su liquidez y a su relación directa con la estabilidad macroeconómica del emisor.

Se denominan "soberanos" (Eaton, 1986) porque están emitidos directamente por el Estado o garantizados por él, lo que implica que, en caso de impago, los acreedores no pueden ejercer mecanismos de ejecución forzosa contra el gobierno debido a su condición de sujeto soberano. Esta característica introduce un componente de riesgo particular, ya que el cumplimiento de los pagos depende tanto de la capacidad financiera del país como de su voluntad política de honrar sus compromisos.

Este proceso de globalización ha generado una profunda transformación en la forma en que los agentes económicos perciben y gestionan los riesgos asociados a la actividad internacional.

En particular, el riesgo país se ha consolidado como una variable clave para la toma de decisiones en los mercados financieros, influyendo directamente en la evaluación que hacen los inversores sobre la estabilidad y fiabilidad de una economía (Cantor & Packer, 1996). Su importancia radica en que puede condicionar el acceso a la financiación internacional, determinar la prima de riesgo exigida por los mercados, e incluso afectar al flujo de inversiones hacia un país.

En un entorno donde los movimientos de capital son inmediatos y sensibles a la percepción de estabilidad, contar con mecanismos que permitan interpretar y anticipar los cambios en el riesgo país resulta esencial. No se trata únicamente de una preocupación de gobiernos e instituciones financieras, sino también de un factor que impacta directamente

sobre la ciudadanía afectando aspectos clave como el coste de la deuda pública o el margen fiscal para financiar políticas sociales, sanitarias o de inversión.

En definitiva, el riesgo país representa una variable esencial para comprender la posición de una economía en el escenario global, resume la voluntad y la capacidad de una economía de cumplir con sus obligaciones financieras (García, 2000). Su evolución condiciona las decisiones de inversión, el acceso al crédito y la estabilidad macroeconómica, al tiempo que refleja la confianza de los mercados internacionales en las políticas económicas y el entorno institucional de cada país.

Tabla comparativa de calificaciones de países.

País	Calificación S&P	Prima de Riesgo (p.b.)
Alemania	AAA	0
España	A	110
Italia	BBB	170
Argentina	CCC	1900

Alemania, con calificación AAA y prima nula, se toma como referencia en los mercados europeos. En el extremo opuesto, Argentina presenta una calificación especulativa y un diferencial de riesgo muy elevado, reflejo de su inestabilidad macroeconómica y financiera.

Tabla 1: Tabla comparativa de la calificación de algunos países mostrando su calificación S&P y el valor de la prima de riesgo. Elaboración propia con datos de S&P Global, Banco de España, Trading Economics.

Marco general.

En el contexto de una economía globalizada e interdependiente, el análisis de riesgos se ha convertido en una herramienta imprescindible que condensa múltiples dimensiones económicas, fiscales y políticas. Además, refleja el grado de incertidumbre que perciben los inversores respecto al cumplimiento de los compromisos financieros de un país.

Entre los diferentes tipos de riesgo asociados a la actividad financiera internacional, el riesgo país se ha consolidado como un indicador clave que sintetiza múltiples dimensiones: estabilidad macroeconómica, disciplina fiscal, capacidad institucional y gobernabilidad política. (International Monetary Fund. 2013.)

No existe una fórmula ni una metodología única para cuantificarlo, pero su uso se ha estandarizado gracias a la labor de agencias calificadoras internacionales que traducen esta complejidad en escalas de riesgos comprensibles para los mercados. Estas agencias otorgan calificaciones que resumen la capacidad y voluntad de un estado para hacerse frente a sus obligaciones financieras, especialmente el pago de deuda soberana en moneda extranjera, debido a razones económicas, políticas o sociales.

A diferencia de otros riesgos financieros que dependen principalmente de variables de mercado, el riesgo país es una medida compuesta que refleja tanto factores cuantificables como cualitativos.

Esta evaluación incluye elementos como el crecimiento económico, el déficit fiscal, el endeudamiento externo, la estabilidad política, el cumplimiento del Estado de derecho o la calidad de la regulación financiera. Las calificaciones se presentan en forma de escalas

que agrupan a los países según su solvencia relativa. Dichas escalas, aunque simplificadas, tienen un efecto directo sobre el coste de financiación y la percepción de estabilidad institucional de los países evaluados.

El riesgo país, por tanto, no solo condiciona el acceso a la financiación internacional, sino que también influye en el coste de emisión de deuda, en la percepción externa de la economía y en las decisiones estratégicas de inversión extranjera. A menudo, los países que presentan un riesgo país elevado deben ofrecer mayores rentabilidades para atraer capital, como es lógico, lo que incrementa su carga financiera y reduce su margen fiscal. Esta situación puede derivar en un círculo vicioso ya que un deterioro de las finanzas públicas genera un aumento del riesgo país, lo que a su vez dificulta aún más el acceso a recursos financieros en condiciones favorables.

En los últimos años, la atención al riesgo país ha cobrado especial importancia en escenarios de incertidumbre global, como la crisis financiera de 2008, la pandemia de COVID-19 o las tensiones geopolíticas en Europa del Este y Oriente Medio. Estos eventos han demostrado que el riesgo país no es estático, sino altamente sensible a los cambios no solo políticos sino en el entorno internacional y en la política interna de cada nación. (World Bank. 2022.)

Para concluir, el análisis y la predicción del riesgo país son fundamentales para anticipar desequilibrios, orientar políticas públicas y guiar decisiones de inversión.

Calificación S&P de la Unión Europea (2024)

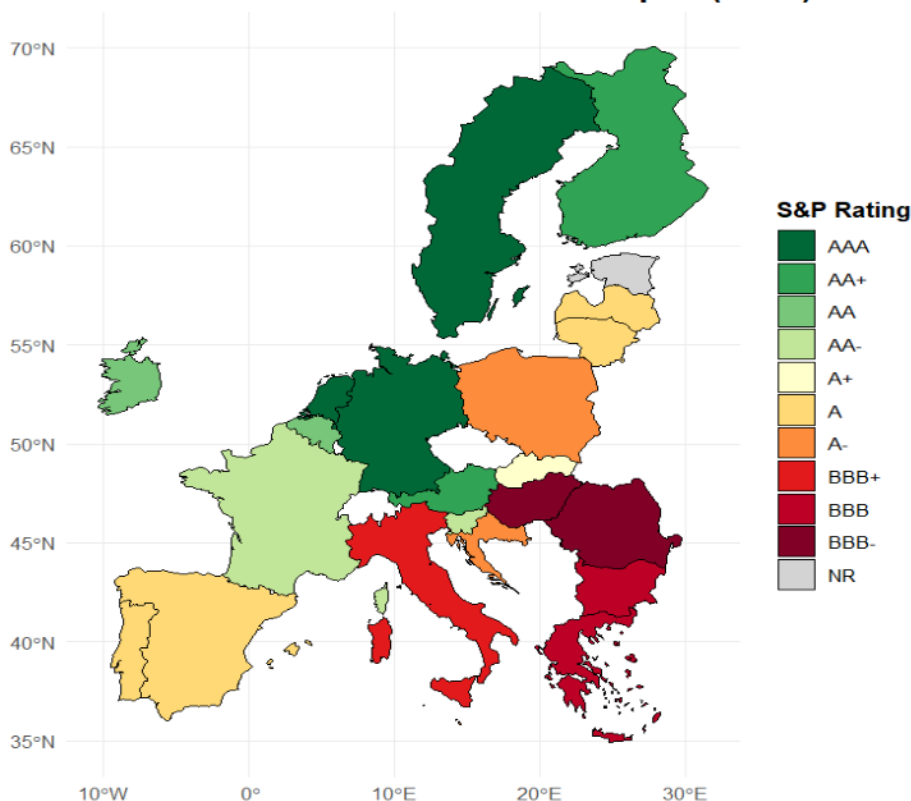


Ilustración 1: Mapa de la unión europeo según la calificación S&P del riesgo país. Elaboración propia con datos de S&P Global (2024)

Mapa Mundial del Riesgo País según Calificación S&P (2024)

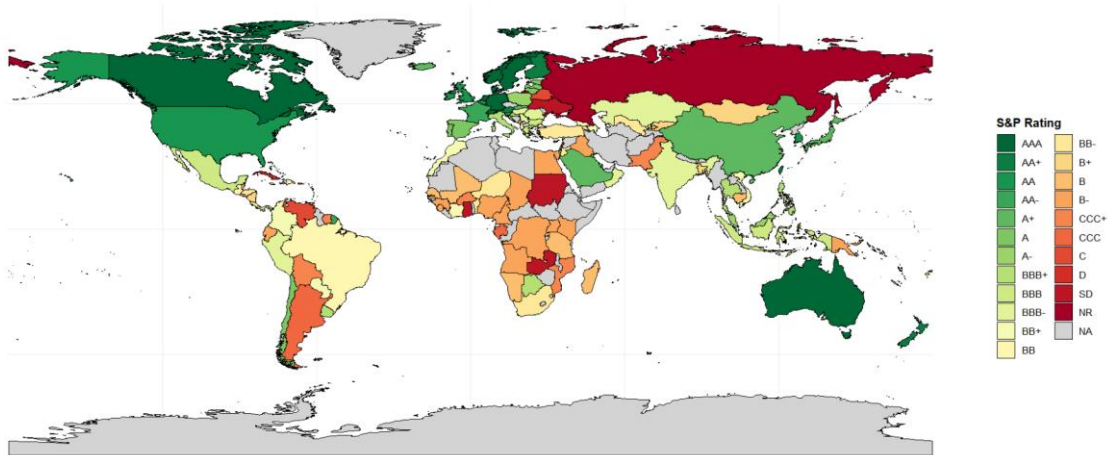


Ilustración 2: Mapa del mundo según calificación S&P del riesgo país. Elaboración propia con datos de S&P Global (2024)

Riesgo y España.

La economía española, como economía avanzada integrada en la Unión Europea, se enfrenta a una situación particular respecto al riesgo país, ya que, pese a que tradicionalmente ha contado con un acceso estable a los mercados internacionales de capital, su percepción de riesgo soberano ha variado significativamente en los últimos años, influida tanto por factores internos como por su exposición al contexto global. (Comisión Europea, 2023)

Uno de los principales momentos críticos en este ámbito, fue la brutal crisis de deuda soberana que afectó a los países del sur de Europa en 2010, en la cual España, junto a Italia, Portugal y Grecia se vio brutalmente afectada. En ese periodo, el riesgo país de España (medido a través de indicadores como la prima de riesgo o las calificaciones de las agencias crediticias), se disparó como consecuencia del aumento del déficit público, el fuerte endeudamiento, la debilidad del sistema bancario y la pérdida de confianza internacional, basada en la percepción negativa de los inversores internacionales respecto a la solvencia del país (Banco de España, 2023).

A partir de ahí, se implementaron una serie de reformas estructurales en áreas como el mercado laboral, que contribuyeron a una mejora progresiva en su percepción de solvencia, lo que contribuyó a la mejora del riesgo país. Aun así, el valor del riesgo país de España sigue condicionado por factores como el endeudamiento público, la capacidad de crecimiento económico del país, la estabilidad política interna

Por otro lado, el hecho de pertenecer a la eurozona aporta ciertas garantías institucionales, ya que con el respaldo del Banco Central Europeo (BCE) y la posibilidad de acceder a mecanismos de asistencia financiera se reducen el riesgo de impago. Sin embargo, también tiene ciertas limitaciones como la pérdida de autonomía en la política monetaria nacional. Al no disponer de control sobre su propia moneda ni sobre los tipos de interés, España no puede recurrir a herramientas tradicionales como la devaluación o la expansión monetaria para afrontar crisis económicas. Esto hace que otras variables, como el diferencial de tipos respecto a Alemania o la dependencia de los mercados financieros internacionales, cobren un papel más relevante en la evolución del riesgo soberano.

Hoy en día, España mantiene una posición sólida en las clasificaciones internacionales, con una calificación crediticia de 'A' por parte de S&P, 'Baa1' por Moody's y 'A' por Fitch. Sin embargo, esta posición sigue siendo inferior a los niveles máximos previos a la crisis de 2008 (Standard & Poor's, 2023; Moody's Investors Service, 2023; Fitch Ratings, 2023).

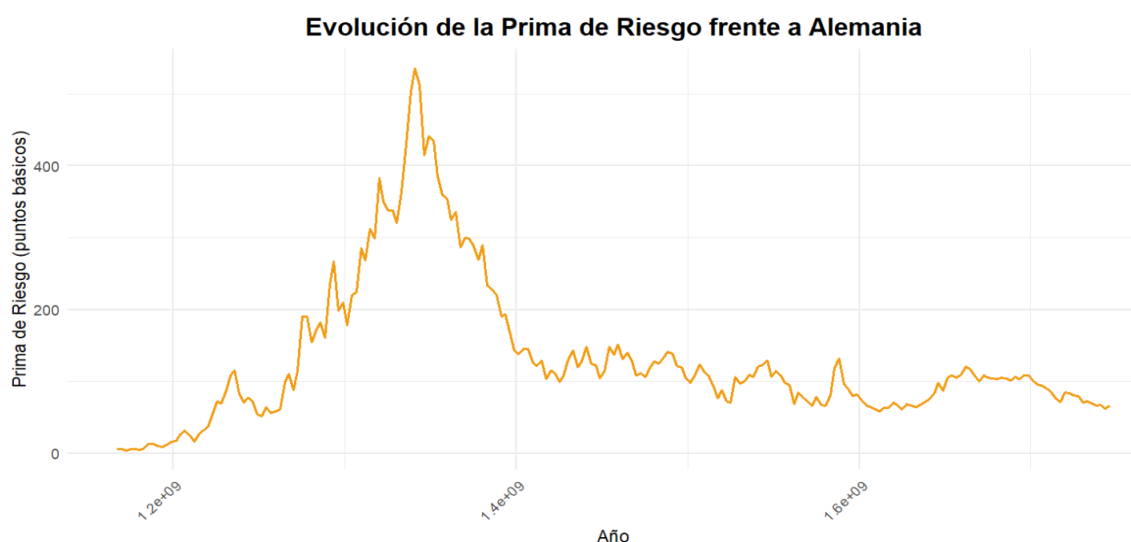


Ilustración 3: Gráfico de la evolución de la prima de riesgo española frente a la alemana. Elaboración propia a partir de datos de Datosmacro.

Este gráfico muestra la prima de riesgo histórica española frente a la alemana. La prima de riesgo “es la diferencia entre la rentabilidad del bono español a 10 años y el bono alemán a 10 años(bund)” (Datosmacro, 2024) y actúa como indicador de riesgo país en tiempo real; cuanto mayor es la desconfianza de los mercados, mayor es el rendimiento exigido al bono nacional. Como puede observarse en el gráfico, los máximos alcanzados entre 2011 y 2012 coinciden con el punto más crítico de la crisis de deuda soberana en Europa, reflejando así el aumento del riesgo percibido. Aunque recientemente la prima de riesgo ha descendido notablemente, como se mencionaba antes está lejos de los valores previos a la crisis financiera global.

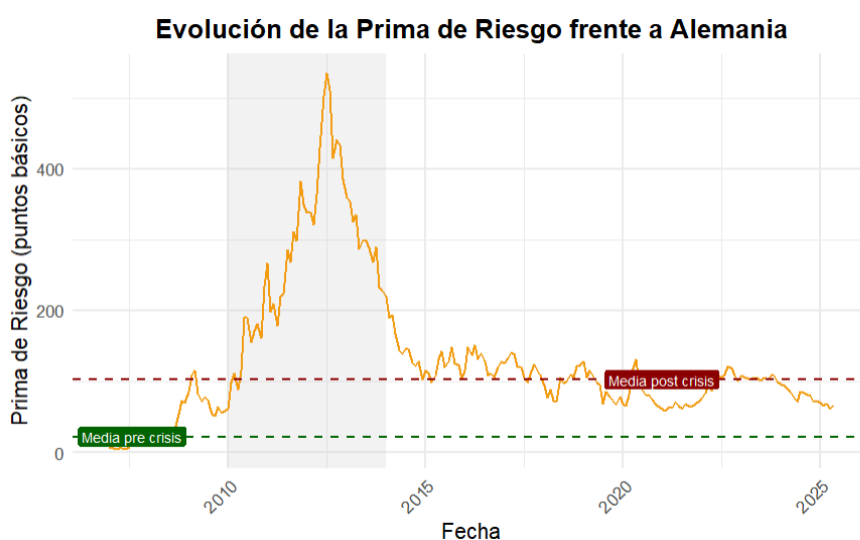


Ilustración 4: Gráfico de la evolución de la prima de riesgo española frente a la alemana comparando los niveles pre crisis vs post crisis. Elaboración propia a partir de datos de Datosmacro.

Actualidad.

El 16 de mayo de 2025, Moody's rebajó la calificación crediticia de Estados Unidos de la "Aaa" a "Aa1", marcando la primera vez desde 1917 que el país posee la máxima calificación de las tres principales agencias crediticias. Esta decisión se basó en el creciente déficit fiscal, el aumento de la deuda nacional, que alcanza los 36 billones de dólares, y los elevados costos de refinamientos debido a tasas de interés más altas.

Este acontecimiento recalca la importancia del indicador en la que se basa este estudio, y es interesante estudiar la predicción y clasificación que harán nuestros modelos para esta país, teniendo en cuenta que los datos se han obtenido antes de la que Moody's baje la calificación.

Objetivo.

Existen agencias especializadas, como Standard & Poor's, Moody's, Euromoney, ..., y muchas otras entidades bancarias nacionales e internacionales que analizan el Riesgo País; sin embargo, este trabajo no se centrará únicamente en las estimaciones que estas agencias emiten, sino en entender qué factores explican dichas calificaciones y cómo se puede anticipar su evolución a partir de variables observables.

El objetivo principal de este trabajo es analizar el riesgo país como un indicador compuesto, identificar las variables económicas, fiscales e institucionales que explican el riesgo país, y construir modelos estadísticos capaces de predecirlo con precisión a partir de datos observables. Para ello, se busca responder a las siguientes preguntas clave:

1. ¿Qué entendemos por riesgo país y cuáles son sus componentes principales?
2. ¿Qué variables explican con mayor fuerza el riesgo país?
3. ¿Tienen más capacidad predictiva los factores económicos o los institucionales?
4. ¿Existen diferencias entre economías desarrolladas y emergentes respecto a los factores que determinan el riesgo país?
5. ¿Qué modelos ofrecen mejores resultados para predecir el riesgo país?
6. ¿Es posible clasificar a los países en grupos homogéneos según su perfil de riesgo?
7. ¿Puede este enfoque servir como herramienta práctica para el seguimiento del riesgo soberano?
8. Asimismo, se quiere analizar el caso particular de Estados Unidos como ejemplo de cómo los modelos anticipan cambios de en el riesgo, se responderá a la pregunta: ¿Qué pasa con Estados Unidos en los distintos modelos?

A partir de estas cuestiones, se construirá un modelo capaz de explicar las estimaciones de riesgo emitidas por las Agencias-Calificadoras, así como predecir los cambios de tales estimaciones.

3. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Evolución del concepto de riesgo país.

El concepto de riesgo país ha ido variando desde hace varias décadas, especialmente toma auge en los años 80 con las sucesivas crisis de deuda externa que afectaron a América Latina. En un principio, el riesgo país se centraba en reflejar la probabilidad de que un país no pudiera hacer frente al pago de su deuda pública. A partir de los años 90, a la idea de capacidad económica se empieza a sumar la voluntad política de cumplir con el pago de los compromisos adquiridos. (García, 2000)

Con el tiempo, ha dejado de ser un concepto exclusivo de economías emergentes para convertirse en una variable clave para el análisis de cualquier economía. Esta evolución ha contribuido a ampliar los marcos analíticos y las metodologías aplicadas al estudio del riesgo soberano.

Principales enfoques metodológicos para medir el riesgo país.

Existen múltiples enfoques para cuantificar el riesgo país, que van desde modelos cualitativos hasta técnicas econométricas avanzadas. Uno de los estudios más influyentes en este campo es el de Cantor y Packer (1996), quienes analizaron las calificaciones de riesgo soberano emitidas por Moody's y Standard & Poor's, y concluyeron que estas responden en gran medida a variables observables como el crecimiento económico, la inflación, el saldo fiscal, la deuda externa y los antecedentes de impago.

Por otro lado, otros trabajos aplican técnicas estadísticas multivariantes como el análisis de regresión, modelos logit/probit y la correlación canónica, con el objetivo de predecir la calificación crediticia o construir indicadores propios de riesgo. Estos modelos permiten identificar qué variables tienen un mayor peso en la percepción del riesgo por parte de los mercados.

Paralelamente, las agencias especializadas en calificación crediticia como Moody's, Fitch o Standard & Poor's han desarrollado metodologías propias, combinando indicadores cuantitativos con otros cualitativos sobre el entorno institucional, la estabilidad política o la efectividad del gobierno, aunque sus modelos no son públicos.

Estudios aplicados al caso de España y economías similares.

Con motivo de la crisis de deuda soberana de 2010, existen numerosos estudios que se centran en España y en las economías que más se vieron afectadas tras este suceso. Autores como Afonso, Furceri y Gomes (2012) analizaron el efecto de las variables fiscales y la confianza del mercado sobre las primas de riesgo en países como España, Italia, Grecia y Portugal, evidenciando que la percepción de riesgo está fuertemente influida por la sostenibilidad fiscal y la estabilidad institucional.

En el caso específico de España, destacan los trabajos que combinan variables económicas (PIB per cápita, inflación, deuda, paro, etc.) con métodos estadísticos para estimar el comportamiento del riesgo soberano. El estudio de Sofía García y José Vicéns Otero (2000) es particularmente relevante en este ámbito, ya que propone un modelo

basado en el análisis de correlación canónica para explicar y predecir las calificaciones de riesgo país en función de variables observables. Su enfoque permite no solo interpretar las valoraciones emitidas por las agencias, sino también anticipar cambios en la percepción de riesgo, aspecto clave en la gestión económica y financiera del Estado.

La literatura reciente también destaca la importancia de factores externos, como la política monetaria del Banco Central Europeo o las tensiones geopolíticas globales, en la evolución del riesgo país de las economías integradas en la eurozona.

En años más recientes, se han desarrollado modelos que integran el impacto de la política monetaria del BCE y los efectos de la pandemia de COVID-19 sobre el riesgo soberano (Corsetti et al., 2022; FMI, 2021). Asimismo, estudios como los de Panizza y Presbitero (2014) profundizan en la relación entre confianza institucional y prima de riesgo, mientras que por otro lado, trabajos recientes del Banco de España han analizado el comportamiento del riesgo país en contextos de elevada inflación y subidas de tipos de interés (Banco de España, 2023).

Principales enfoques estadísticos en el estudio del riesgo país.

Regresión lineal múltiple (MCO) (Cantor, 1996)

Este estudio analiza cómo variables macroeconómicas como el PIB per cápita, la inflación y el historial de impagos influyen en las calificaciones de riesgo soberano asignadas por agencias como Moody's y S&P. Los autores encuentran que estos factores explican una parte significativa de las variaciones en las calificaciones crediticias.

Modelos logit y probit (Manasse, 2003)

Este trabajo utiliza un modelo logit para predecir crisis de deuda soberana, identificando variables clave como el crecimiento económico, la deuda externa y las reservas internacionales. El modelo logra predecir aproximadamente el 74% de las crisis, proporcionando una herramienta útil para la alerta temprana de posibles incumplimientos.

Análisis discriminante (Frank, 1971)

Este estudio aplica el análisis discriminante para evaluar la capacidad de los países en desarrollo para cumplir con sus obligaciones de deuda. Al clasificar países en categorías de riesgo, el modelo proporciona una perspectiva sobre la probabilidad de incumplimiento basada en indicadores económicos y financieros.

Análisis de componentes principales (Litterman, 1991)

Este trabajo utiliza un análisis PCA para identificar factores comunes que afectan los rendimientos de los bonos soberanos. Los autores llegan a la conclusión de que un pequeño número de componentes principales puede explicar la mayor parte de la variación en los rendimientos, lo que sugiere la existencia de factores de riesgo sistemáticos en los mercados de deuda soberana.

Modelos VAR y VECM (Afonso, 2010)

Este estudio emplea un modelo VECM para analizar los determinantes a corto y largo plazo de los rendimientos de los bonos soberanos en la UE. Los autores encuentran que factores

como el déficit fiscal y la deuda pública tienen efectos significativos en los rendimientos, tanto en el corto como en el largo plazo.

Correlación canónica (García, 2000)

Este trabajo aplica la correlación canónica para explorar la relación entre variables macroeconómicas y las calificaciones de riesgo país. El estudio demuestra que este enfoque multivariante es eficaz para identificar las combinaciones de variables que mejor explican las variaciones en las calificaciones soberanas.

Método de los momentos generalizados (Arellano, 1991)

Aunque este estudio se centra en ecuaciones de empleo, introduce el estimador GMM para datos de panel, que ha sido ampliamente adoptado en estudios de riesgo soberano. El método permite manejar problemas de endogeneidad y heterocedasticidad, mejorando la estimación de modelos dinámicos.

Modelos de aprendizaje automático (Bussmann, 2021)

Este estudio compara la eficacia de técnicas de aprendizaje automático, como los bosques aleatorios y las máquinas de soporte vectorial, con métodos econométricos tradicionales en la predicción del riesgo soberano en la zona euro. Los resultados muestran que los modelos de aprendizaje automático ofrecen mejoras significativas en la precisión predictiva.

A diferencia de otros trabajos centrados únicamente en técnicas econométricas o en análisis cualitativos, este estudio adopta un enfoque metodológico integrado. Se combinan herramientas exploratorias (como el Análisis de Componentes Principales), clasificatorias (clústeres y análisis de correspondencias) y predictivas (regresión, CART, Random Forest), permitiendo una evaluación más completa y robusta del riesgo país. Este enfoque integrador, de alta capacidad explicativa, no es habitual en la literatura previa y representa una de las principales aportaciones metodológicas del trabajo.

4. CONCEPTO Y ESTIMACIONES DEL RIESGO PAIS / SOBERANO

Concepto de riesgo país y sus componentes.

El riesgo país se define como “la probabilidad de que un conjunto de prestatarios de una nación determinada no pueda cumplir con los pagos de intereses y del principal de sus obligaciones externas en los términos acordados originalmente”. (García, 2000). Esta definición no solo recalca el componente económico, sino también su dimensión sistémica, al englobar tanto al sector público como al privado.

Dentro del riesgo país, se identifican dos tipos fundamentales de riesgo. (Ontiveros, 1991)

- ❖ Por un lado, el riesgo soberano, que es el “poseído por los acreedores de los estados o entidades garantizadas por ellos, en cuanto pueden ser ineficaces las acciones contra el prestatario o último obligado al pago por razones de soberanía.”
- ❖ Por otro lado, tenemos el riesgo de transferencia: “es el de los acreedores extranjeros con respecto a un país que experimenta una incapacidad general para hacer frente a sus deudas, por carecer de la divisa o divisas en que están denominadas.”

Ambos tipos de riesgo reflejan situaciones distintas, pero tienden a generar reacciones similares en los mercados financieros, como el aumento de las primas de riesgo, la reducción de la inversión extranjera directa y una mayor cautela por parte de los organismos multilaterales.

Entender estas dos dimensiones del riesgo país resulta esencial para analizar su impacto en la economía real y en el acceso a la financiación internacional. A continuación, se profundiza en la composición de la deuda externa y en cómo esta se relaciona con los distintos niveles de exposición al riesgo.

Deuda externa y naturaleza del deudor.

La división del riesgo país está estrechamente relacionada con la composición de la deuda externa. Esta puede clasificarse en dos grandes grupos:

- ❖ Deuda externa soberana: compuesta por pasivos contratados directamente por el gobierno central o garantizados por él, incluyendo deuda emitida en los mercados internacionales o préstamos bilaterales y multilaterales. Es la forma de deuda más vinculada al análisis de riesgo país, ya que está sujeta a decisiones de política pública y refleja la credibilidad del Estado frente a sus acreedores.
- ❖ Deuda externa privada sin garantía pública: corresponde a obligaciones asumidas por empresas o bancos nacionales sin el respaldo del Estado. Aunque su impago no implica directamente un default soberano, puede ser un indicador de tensiones financieras que afecten también al sector público, sobre todo si se generaliza en contextos de crisis económica.

El riesgo país relacionado con la deuda soberana tiene una particularidad importante que lo diferencia de otros tipos de deuda: la soberanía del Estado. (Ontiveros, 1991). Esto

significa que, al tratarse de un país y no de una empresa o de un particular, los acreedores no pueden actuar legalmente de la misma forma en caso de impago. Mientras que en las deudas privadas existen mecanismos jurídicos internacionales para reclamar el pago, en el caso de un Estado soberano el proceso es algo distinto, los recursos son mucho más limitados o, directamente, no se pueden aplicar.

Esto se debe a que los países tienen un estatus especial dentro del derecho internacional que les otorga ciertas protecciones frente a reclamaciones externas. En consecuencia, cuando un gobierno decide no pagar (ya sea por motivos económicos reales o por decisión política), los acreedores extranjeros suelen tener muy pocas herramientas legales para obligarlo a cumplir. Esta situación introduce un componente de incertidumbre adicional para los inversores internacionales, que deben tener en cuenta no solo si un país puede pagar su deuda, sino también si querrá hacerlo en el momento oportuno.

El rating como herramienta de medición.

Una de las formas de evaluar el riesgo país es a través de las calificaciones de crédito o ratings emitidas por agencias especializadas. Estas calificaciones reflejan la capacidad (y como ya he mencionado antes, la voluntad) de pago de un emisor respecto a sus obligaciones financieras. Estas calificaciones, que en sus inicios estaban centradas en las emisiones de deuda internacional, actualmente se han ido ampliando a una amplia variedad de instrumentos: bonos soberanos, deuda subnacional, emisiones empresariales, titulizaciones y entidades financieras.

Es importante mencionar que las calificaciones crediticias (ratings) no constituyen una recomendación de compra, venta o mantenimiento de activos financieros, sino que representan una evaluación técnica e independiente sobre la capacidad de pago del emisor. Estas calificaciones se expresan mediante escalas alfabéticas que reflejan el nivel de riesgo crediticio percibido por las agencias. Generalmente, se agrupan en dos grandes categorías:

- Grado de inversión (alta calidad crediticia): AAA, AA, A, BBB.- Indicadores de alta o moderada calidad crediticia.
- Grado especulativo o alto riesgo: BB, B, CCC, CC, C y D.- Asociados a un mayor riesgo de impago o incluso default.

Por último, es importante destacar que, como norma general, las calificaciones asignadas a emisiones privadas no pueden superar la calificación soberana del país de origen. Es decir, la calificación de un país actúa como techo para las emisiones privadas de entidades dentro del mismo territorio, lo que implica que ninguna empresa nacional puede obtener un rating superior al del Estado al que pertenece, salvo contadas excepciones con estructuras jurídicas internacionales.

Agencias calificadoras de riesgo soberano.

Actualmente, tres agencias dominan el mercado mundial de calificaciones crediticias: (López, 1996)

a) Standard & Poor's (S&P)

Fundada en 1860 en EE. UU., comenzó calificando emisores corporativos y municipales, actualmente emite ratings sobre una amplia gama de emisores: corporaciones, instituciones financieras, proyectos de infraestructura, compañías de seguros, gobiernos subnacionales y soberanos. En el caso de estos últimos, evalúa tanto el riesgo en moneda local como en divisas extranjeras. La metodología de S&P se basa en el análisis de seis grandes bloques: marco institucional, posición fiscal, estructura económica, flexibilidad monetaria, vulnerabilidad externa y perfil político.

b) Moody's Investors Service

Esta agencia, creada en 1900 por John Moody, es conocida por haber introducido el sistema de letras (Aaa a C) que aún se utiliza para clasificar el riesgo crediticio. Su análisis abarca gobiernos, empresas, fondos, titulizaciones y derivados. Moody's ha ampliado notablemente su actividad en las últimas décadas y actualmente valora más de 14 billones de dólares en títulos de deuda en más de 90 países. En el ámbito soberano, evalúa factores como el crecimiento económico, la política fiscal, la deuda pública, la capacidad institucional y los riesgos externos.

c) Fitch Ratings

Fundada en 1997 tras la fusión entre Fitch Investors Service (EE. UU.) y IBCA (Reino Unido), es la tercera gran agencia de rating global. Fitch analiza sectores como instituciones financieras, corporaciones industriales, gobiernos locales y nacionales, infraestructuras y mercados emergentes. Al igual que S&P y Moody's, distingue entre deuda de corto y largo plazo, y utiliza metodologías propias, pero con criterios similares en cuanto a solvencia, liquidez y gobernabilidad.

Estas tres agencias, son las que determinan la calificación del riesgo de la de la mediante un sistema de letras (AAA, ..., D) al que se le puede añadir un signo más "+" o menos "-", para aumentar la precisión en distinguir si la deuda tiene el grado de inversiones o especulativo. La nomenclatura empleada entre las tres compañías puede variar en ciertos aspectos.

A continuación, presento la tabla de valoraciones de las tres agencias.

S&P	Moody's	Fitch	Descripción
Grado de Inversión			
AAA	Aaa	AAA	Máxima calidad y capacidad extremadamente alta para cumplir con los pagos.
AA+	Aa1	AA+	Muy alta capacidad de pago; elementos de protección pueden variar moderadamente.
AA	Aa2	AA	Muy alta capacidad de pago; elementos de protección pueden variar moderadamente.
AA-	Aa3	AA-	Muy alta capacidad de pago; elementos de protección pueden variar moderadamente.
A+	A1	A+	Alta capacidad de pago; más susceptible a condiciones económicas adversas.
A	A2	A	Alta capacidad de pago; más susceptible a condiciones económicas adversas.
A-	A3	A-	Alta capacidad de pago; más susceptible a condiciones económicas adversas.
BBB+	Baa1	BBB+	Capacidad de pago adecuada; condiciones económicas adversas pueden afectar.
BBB	Baa2	BBB	Capacidad de pago adecuada; condiciones económicas adversas pueden afectar.
BBB-	Baa3	BBB-	Capacidad de pago adecuada; condiciones económicas adversas pueden afectar.
Grado Especulativo			
BB+	Ba1	BB+	Cierto grado de contenido especulativo; posición incierta.
BB	Ba2	BB	Cierto grado de contenido especulativo; posición incierta.
BB-	Ba3	BB-	Cierto grado de contenido especulativo; posición incierta.
B+	B1	B+	Mayor grado especulativo; condiciones económicas adversas pueden afectar.
B	B2	B	Mayor grado especulativo; condiciones económicas adversas pueden afectar.
B-	B3	B-	Mayor grado especulativo; condiciones económicas adversas pueden afectar.
CCC+	Caa1	CCC+	Vulnerable; depende de condiciones económicas favorables para cumplir.
CCC	Caa2	CCC	Vulnerable; depende de condiciones económicas favorables para cumplir.
CCC-	Caa3	CCC-	Vulnerable; depende de condiciones económicas favorables para cumplir.
CC	Ca	CC	Muy vulnerable; alto riesgo de incumplimiento.
C	C	C	Extremadamente vulnerable; riesgo de incumplimiento inminente.
D	D	D	Incumplimiento de pago.

Tabla 2: Grados de inversión según calificaciones del riesgo país de S&P, Moodys, Fitch.

La siguiente tabla muestra las valoraciones de riesgo soberano a largo plazo actual obtenidas de trading economics. Será la variable objetivo de este TFG.

	S&P	Moody's	DBRS	TE
Australia, Canadá, Dinamarca, Alemania, Liechtenstein, Luxemburgo, Países Bajos, Suiza	AAA	Aaa	AAA	100
Noruega, Suecia	AAA	Aaa	AAA	99
Unión Europea, Singapur	AA	Aaa	AAA	98
Estados Unidos	AA+	Aaa	AAA	97
Austria, Finlandia	AA+	Aa1	AAA	96
Nueva Zelandia	AA+	Aaa		95
Taiwán, Emiratos Arabes	AA+	Aa3		90
Francia, Hong Kong, Irlanda, Catar	AA-	Aa3	AA (high)	88
Bélgica, Isla de Man, Macau, Reino Unido	AA	Aa3	AA	87
Corea Del Sur	AA	Aa2		86
Islas Caimán, Republica Checa		Aa3		85
Kuwait	A+	A1		81
Estonia, Arabia Saudita	NR	A1	AA (low)	80
Bermuda, China	A+	A2	A	78
Japón	A+	A1	A (high)	77
Islandia, Lituania, Eslovenia	A+	A1		76
Malta	A-	A2	A (high)	75
Chile, Israel, Eslovaquia,	A	A2	N/A	73
Letonia	A	A3	A	72
Polonia, Portugal, España	A-	A2	A	71
Croacia	A-	A3	A	70
Malasia	A-	A3		68
Botsuana, Chipre	BBB+	A3		67
Andorra	A-	Baa1		66
Tailandia	BBB+	Baa1		65
Italia	BBB+	Baa3	BBB (high)	62
Bulgaria, Filipinas, Uruguay	BBB	Baa1	BBB (high)	61
Indonesia, Perú	BBB	Baa2		60
Hungría, Kazajstán, México	BBB-	Baa2		58
Aruba	BBB+			57
India	BBB-	Baa3	BBB	56
Colombia, Grecia, Mauricio, Montserrat, Rumania	BB+	Baa2	BBB (low)	55
Panamá	BBB-	Baa3		53
Omán, Paraguay	BBB-	Ba1		51
Azerbaiyán, Marruecos, San Marino, Trinidad y Tobago	BB+	Ba1		50

Serbia	BBB-	Ba2		48
Guatemala, Vietnam, Brasil, Georgia	BB	Ba1		46
Vietnam	BB+	Ba2		46
Costa-Rica, República Dominicana, Costa de Marfil, Sudáfrica	BB-	Ba3		41
Albania, Seychelles, Uzbekistán	BB	Ba3		40
Armenia, Jamaica, Jordania	BB-	Ba3		38
Honduras, Namibia	BB-	B1		37
Benin, Turquía, Bahamas, Bangladesh, Fiji, Montenegro, Turkmenistan	BB-	B1		36
Baréin, Ruanda	B+	B2		33
Tanzania		B1		32
Mongolia	B+	B2		31
Barbados, Cambodia, Kirgustan, Lesoto, Nicaragua, Senegal, Zambia	B	B2		30
Uganda	B-	B3		28
Bosnia Y Herzegovina, Cabo Verde, Papúa Nueva Guinea, Tayikistan, Togo	B+	B3		27
Angola, Chad, Egipto, Madagascar, Moldova, Islas Salomón, San Vicente y las granadinas, Suazilandia	B-	B3		25
Camerún, Gabón, Irak, Kenia, Nigeria	B-	Caa1		23
Congo, Maldivas	B-	B3		22
El Salvador, Túnez	B-	Caa1		21
Belice, Burkina Faso, Ecuador	B-	Caa1		20
Mozambique, Pakistán, República del Congo	CCC+	Caa2		18
Bolivia, Suriname	CCC+	Ca		16
Etiopía, Laos, Malí, Niger	SD	Caa3		15
Rusia	NR	NR		14
Argentina	CCC	Caa3	B (low)	13
Bielorrusia, Ghana, Sri Lanka, Ucrania, Venezuela	NR	C		11
Líbano	D	C		8
Cuba		N/A		5
Puerto Rico	D			0

Tabla 3: Calificaciones del riesgo país de S&P, Moody's, Fitch y su valor TE correspondiente. Febrero 2025

Para algunos países, Granada, Kosovo y Nepal no tenemos valor de TE, y consultando diversas fuentes, no salen valorados, lo que puede atribuirse a que sus economías son pequeñas o bien no emiten deuda en mercados internacionales, carecen de datos económicos suficientes o no han solicitado una calificación oficial a las agencias crediticias, por lo que las vamos a excluir de nuestro análisis.

5. DATOS Y METODOLOGÍA

Variables incluidas en el análisis del riesgo país.

Para realizar el análisis del riesgo país es importante estudiar ciertos indicadores tanto económicos como políticos, que reflejen la capacidad de una economía para cumplir con el pago de sus compromisos financieros.

Según la diversa bibliografía que he consultado, se deben incluir factores internos que muestren las perspectivas de crecimiento económico de un país y las variables que reflejen su política fiscal y monetaria, destacando la tendencia a la inflación. Por otro lado, también debemos incluir otros factores externos que reflejen la política de cambio y la liquidez internacional.

Finalmente, las variables seleccionadas para este estudio han sido:

- ❖ **Crecimiento medio del PIB (% anual):** Mide la evolución promedio del Producto Interior Bruto durante los últimos cinco años. [Fuente: Datos de cuentas nacionales del Banco Mundial y archivos de datos de Cuentas Nacionales de la OCDE.](#)
- ❖ **PIB, PPA (\$ a precios internacionales constantes de 2017):** representa el valor total de los bienes y servicios producidos por un país, ajustado por paridad de poder adquisitivo (PPA), permitiendo comparaciones más reales entre economías. [Fuente: Programa de Comparación Internacional, Banco Mundial | Base de datos de indicadores de desarrollo mundial, Banco Mundial | Programa PPP Eurostat-OCDE.](#)
- ❖ **PIB per cápita, PPA (\$ a precios internacionales constantes de 2017):** refleja el ingreso medio por habitante, considerando el poder adquisitivo local, y es una medida clave del nivel de vida económico individual. [Fuente: Programa de Comparación Internacional, Banco Mundial | Base de datos de indicadores de desarrollo mundial, Banco Mundial | Programa PPP Eurostat-OCDE.](#)
- ❖ **Desempleo, total (% de la fuerza laboral total):** indica el porcentaje de personas activas sin trabajo, es un reflejo de la salud del mercado laboral. [Fuente: Organización Internacional del Trabajo. "Base de datos de estimaciones y proyecciones modeladas de la OIT \(ILOEST\)" ILOSTAT.](#)
- ❖ **Inflación, precios al consumidor (% anual):** mide el ritmo al que aumentan los precios de los bienes y servicios de consumo, lo que incide directamente en el poder adquisitivo de la población. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Estadísticas Financieras Internacionales y archivos de datos.](#)
- ❖ **Gasto (%del PIB):** representa el nivel de gasto público en relación con el tamaño de la economía. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Anuario de Estadísticas de las Finanzas Públicas y archivos de datos, y estimaciones del PIB del Banco Mundial y la OCDE.](#)
- ❖ **Saldo de la cuenta corriente como porcentaje del PIB:** refleja la diferencia entre los ingresos y egresos por comercio exterior, rentas y transferencias, siendo un indicador del equilibrio externo del país. Indica si el país mantiene un superávit o déficit externo. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Anuario de Estadísticas de balanza de pagos y archivos de datos, y estimaciones del PIB del Banco Mundial y la OCDE.](#)

- ❖ **Tasa de interés real (%) promedio de los últimos 5 años:** refleja el costo real del crédito, ajustado por inflación, y afecta tanto a la inversión como al endeudamiento. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Estadísticas Financieras Internacionales y archivos de datos que utilizan datos del Banco Mundial sobre el deflactor del PIB.](#)

- ❖ **Deuda del gobierno central, total (% del PIB):** expresa el peso de la deuda pública sobre la economía nacional. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Anuario de Estadísticas de Finanzas Públicas y archivos de datos, y estimaciones del PIB del Banco Mundial y la OCDE.](#)

- ❖ **Deuda externa acumulada:** representa el endeudamiento total frente al exterior, relevante para medir la exposición a riesgos internacionales. [Fuente: Banco Mundial, Flujos Mundiales de Financiamiento para el Desarrollo.](#)

- ❖ **Exportaciones de bienes y servicios (% del crecimiento anual):** capta la capacidad del país para competir en mercados internacionales y generar divisas. [Fuente: Datos sobre las cuentas nacionales del Banco Mundial y archivos de datos sobre cuentas nacionales de la OCDE.](#)

- ❖ **Total de reservas (% del total de la deuda externa):** estima la capacidad de un país para cubrir sus compromisos financieros externos, sirviendo como medida de solvencia frente a shocks internacionales. [Fuente: Banco Mundial, Flujos Mundiales de Financiamiento para el Desarrollo .](#)

- ❖ **Préstamos no productivos del Banco y total de préstamos brutos (%):** mide la calidad del sistema financiero, indicando qué proporción del crédito otorgado está en situación de morosidad o impago. [Fuente: Fondo Monetario Internacional, Informe sobre la estabilidad financiera mundial.](#)

- ❖ **Duración promedio de los gobiernos en lo que va de siglo: Duración del último jefe de gobierno:** refleja la estabilidad institucional mediante el tiempo promedio que los jefes de gobierno permanecen en el cargo. [Fuente: Wikipedia](#)

- ❖ **Índice de estabilidad gubernamental política y terrorismo:** evalúa el riesgo asociado a conflictos internos, ataques terroristas o inestabilidad política que pueda afectar la gobernabilidad y el entorno económico. [Fuente: Banco Mundial](#)

- ❖ **Índice de percepción de la corrupción:** mide el nivel percibido de corrupción en el sector público, lo que afecta la confianza institucional, la inversión extranjera y la eficiencia del gasto. [Fuente: datosmacro](#)

- ❖ **Índice de democracia:** clasifica a los países en función de su grado de pluralismo, libertades civiles, funcionamiento del gobierno y participación política, siendo clave para el análisis institucional. [Fuente: Wikipedia](#)

- ❖ **Índice de competitividad:** evalúa la capacidad de un país para generar crecimiento sostenido a largo plazo a través de factores como infraestructura, innovación, mercado laboral y eficiencia del Estado. [Fuente: datosmacro](#)

- ❖ **Índice de fragilidad:** mide la vulnerabilidad estructural de los países ante conflictos internos, debilidad institucional o falta de cohesión social. [Fuente: datosmacro](#)

Inicialmente se cuenta con un total de 22 variables de las cuales 1 es la variable TE, que es la variable objetivo, 2 son variables identificadoras, es decir país y country code, y 19 variables predictoras. Por otro lado, hay 294 observaciones (contando países y unión de países como la UE, África al sur del Sahara, ...), de las cuales, tras la eliminación de aquellas para las cuales no hay calificación del riesgo país, quedan 162 países.

Se renombran las variables para que no ocupen tanto:

Nombre original	Nombre nuevo
país	país
Countrycode	code
Crecimiento medio del PIB en los últimos 5 años	crec_pib5a
PIB, PPA (\$ a precios internacionales constantes de 2017) (paridad de poder adquisitivo)	pib_ppa
PIB per cápita, PPA (\$ a precios internacionales constantes de 2017)	pib_pc_ppa
Desempleo, total(% de la fuerza laboral total) (estimación modelada de la OIT)	desempleo
Inflación, precios al consumidor (% anual)	inflacion
Gasto (% del PIB)	gasto_pib
Saldo en cuenta corriente (% de IPIB)	saldo_cc
Tasa de interés real (%) (media 5 años)	tasa_interes_real
Deuda del gobierno central, total (% del PIB)	deuda_gob_pib
Deuda externa acumulada, total (DOD, US\$ a precios actuales)	deuda_ext_total
Exportaciones de bienes y servicios (% del crecimiento anual) (media 5 años)	exportaciones
Total de reservas (% del total de la deuda externa)	reservas_deuda_ext
Préstamos no productivos del Banco y total de préstamos brutos (%)	prestamos_noproductivos
Estabilidad política	estabilidad_politica
TE	TE
Índice democracia	indice_democracia
Duración jefe de gobierno	duracion_gob
Índice de Competitividad	competitividad
Índice de Corrupción	corrupcion
Índice de Fragilidad	fragilidad

Tabla 4: Variables usadas y abreviaturas.

Antes de empezar con el estudio y la imputación, se realizará una serie de predicciones iniciales para comprobar que el estudio está bien encaminado.

Predicciones iniciales.

Primero se estudia la correlación de las variables con la variable objetivo, ya que es una buena opción pensar que las variables con mayor correlación con TE, tendrán más poder predictivo:

Variable	Correlación TE
Índice de Competitividad	0.891888633
Índice de Fragilidad	- 0.832598606
PIB per cápita, PPA (\$ a precios internacionales constantes de 2017)	0.810561370
Índice de Corrupción	0.798317251

Tabla 5: Variables con mayor correlación con la variable objetivo

```
Call:
lm(formula = TE ~ competitividad + fragilidad + pib_pc_ppa +
    corrupcion + indice_democracia, data = datos_conTE)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-33.432  -5.089   1.115   6.233  22.179
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -2.302e+01  1.616e+01  -1.424  0.1572
competitividad  1.259e+00  1.799e-01   6.995 2.17e-10 ***
fragilidad    -2.146e-01  1.101e-01  -1.949  0.0539 .
pib_pc_ppa     1.203e-04  7.133e-05   1.687  0.0945 .
corrupcion     2.399e-01  1.254e-01   1.912  0.0584 .
indice_democracia -7.571e-01  7.667e-01  -0.988  0.3255
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 10.39 on 110 degrees of freedom
(43 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.8576,    Adjusted R-squared:  0.8511
F-statistic: 132.4 on 5 and 110 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

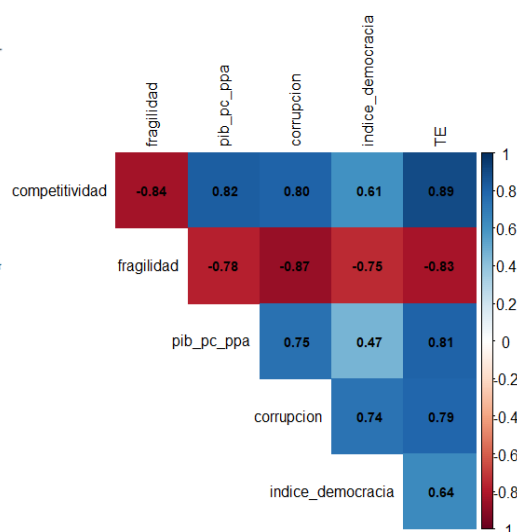


Ilustración 5: modelo de regresión simple con las variables con mayor correlación con la variable objetivo y su matriz de correlación

Hay gran porcentaje de la variabilidad de la modelo explicada (85%), lo que indica un ajuste adecuado, pero es todo por parte de la misma variable, esto puede deberse a que las variables están altamente correlacionadas entre sí, como se observa en la matriz de correlaciones:

Para detectar multicolinealidad se realiza el test VIF que indica problemas de multicolinealidad con valores superiores a 5.

competitividad	fragilidad	pib_pc_ppa	corrupcion	indice_democracia
4.740012	7.083836	4.132922	5.653595	2.804814

Ilustración 6: Test VIF variables del modelo inicial

Las variables fragilidad y corrupción presentan un VIF superior de 5, por lo que están altamente correladas con las demás variables, como se puede observar también en la matriz de correlaciones. Así que se excluyen del modelo inicial y se creó un segundo modelo con las variables “Índice de competitividad”, “Pib per cápita” e “Índice de democracia”.

```
Call:
lm(formula = TE ~ competitividad + pib_pc_ppa + indice_democracia,
    data = datos_conTE)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-32.642  -4.921   1.007   6.524  25.131
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -5.304e+01  7.831e+00  -6.774 5.94e-10 ***
competitividad  1.502e+00  1.653e-01   9.089 3.91e-15 ***
pib_pc_ppa     2.422e-04  6.378e-05   3.798 0.000237 ***
indice_democracia 9.040e-01  6.074e-01   1.488 0.139456
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 10.78 on 113 degrees of freedom
(42 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.8449,    Adjusted R-squared:  0.8408
F-statistic: 205.1 on 3 and 113 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
competitividad      pib_pc_ppa indice_democracia
      3.822582           3.111602           1.639961
```

Ilustración 7: Modelo de regresión lineal sin multicolinealidad

Este segundo modelo compuesto por las variables competitividad, pib per cápita (PPA) e índice de democracia es muy robusto para explicar el índice TE. Es significativo globalmente y explica un 84% de la variabilidad del modelo. Las dos primeras variables son potentes predictores altamente significativos y no presentan multicolinealidad.

Se realizará otro modelo de predicción inicial con las variables más significativas según la literatura estudiada.

En base a los trabajos estudiados sobre riesgo país y calificaciones soberanas (Baldacci et al. (2011), Afonso et al.(2011), Reinhart & Rogoff.) las variables con mayor poder predictivo suelen agruparse en 4 grandes grupos:

<p>Solidez económica:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Crecimiento del PIB - PIB per cápita (PPA) - Tasa de desempleo - Inflación 	<p>Sostenibilidad fiscal y deuda:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Deuda pública sobre PIB - Saldo en cuenta corriente (% PIB) - Gasto público
<p>Estabilidad financiera:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Tasa de interés real - Reservas internacionales (% deuda externa) - Préstamos no productivos (% total préstamos brutos) 	<p>Institucional y gobernanza:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Índice de competitividad - Índice de democracia - Índice de corrupción - Estabilidad política

Tabla 6: Clasificación de las variables más utilizadas y representativas según la literatura estudiada.

A partir de esta tabla se realizarán dos modelos de regresión lineal. Ambos con las variables “Índice de competitividad”, “Pib per cápita” e “Inflación” y además se añadir en uno la variable “Deuda del gobierno central”, y en otro “Saldo de la cuenta corriente”.

```
Call:
lm(formula = TE ~ competitividad + pib_pc_ppa + inflacion +
deuda_gob_pib,
data = datos_conTE)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-12.7583  -6.2440   0.9864   5.5270  15.8522
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -5.373e+01  1.113e+01  -4.829 2.53e-05 ***
competitividad  1.671e+00  2.034e-01   8.217 8.92e-10 ***
pib_pc_ppa      2.779e-04  9.031e-05   3.077 0.00399 **
inflacion      -2.787e-01  1.575e-01  -1.769 0.08533 .
deuda_gob_pib  -5.841e-02  3.217e-02  -1.816 0.07777 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 8.021 on 36 degrees of freedom
(118 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9098, Adjusted R-squared:  0.8998
F-statistic: 90.81 on 4 and 36 DF, p-value: < 2.2e-16
```

```
competitividad    pib_pc_ppa    inflacion    deuda_gob_pib
      3.120760         3.014291         1.069577         1.102484
```

```
Call:
lm(formula = TE ~ competitividad + pib_pc_ppa + inflacion +
saldo_cc,
data = datos_conTE)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-33.402  -4.916   1.015   5.670  27.115
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -5.537e+01  9.001e+00  -6.152 1.59e-08 ***
competitividad  1.676e+00  1.609e-01  10.417 < 2e-16 ***
pib_pc_ppa      2.004e-04  6.776e-05   2.958 0.00387 **
inflacion      -2.834e-01  1.339e-01  -2.116 0.03679 *
saldo_cc        1.298e-01  1.797e-01   0.722 0.47170
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 10.36 on 100 degrees of freedom
(54 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.8517, Adjusted R-squared:  0.8458
F-statistic: 143.6 on 4 and 100 DF, p-value: < 2.2e-16
```

```
competitividad    pib_pc_ppa    inflacion    saldo_cc
      3.072756         3.380254         1.099384         1.319468
```

Ilustración 8: Modelos de regresión lineal según la literatura.

Estos modelos son estadísticamente robusto y con alta capacidad explicativa en términos de ajuste y estabilidad. Las variables competitividad y pib_pc_ppa son claves. Inflación y deuda pública tienen efectos más débiles, pero son teóricamente algo relevantes, mientras que el saldo de la cuenta corriente no es significativo para determinar el riesgo país. Los modelos explican entorno al 90% y 85% de la variabilidad total respectivamente y no hay multicolinealidad problemática.

Tras estas estimaciones iniciales se determina que las variables tienen poder predictivo sobre la variable objetivo por lo que se puede avanzar con el análisis. Además, muestra una primera hipótesis sobre que, de los cuatro grandes grupos, la **Solidez económica** y la **Gobernanza** son las dimensiones que más influyen en la determinación del riesgo país.

Estudio de missings.

Originalmente se cuenta con 294 observaciones (contando países y unión de países como la UE, ...), de las cuales, tras la eliminación de aquellas para las cuales no hay calificación del riesgo país, quedan 162.

Una vez hecho esto, primero se estudiarán cuáles son las variables con más datos faltantes y se barajará la posibilidad de eliminarlas. Según la literatura estudiada (Raymond, 1987), aquellas variables con un porcentaje de “missings” por encima del 40% deberán eliminarse, salvo que sean muy importante para predecir a la variable objetivo.

En este caso de las variables con más de un 40% de datos faltantes son las siguientes:

Variable	% datos faltantes
Deuda del gobierno central, total (% del PIB)	71.69811
Total de reservas (% del total de la deuda externa)	62.26415
Deuda externa acumulada, total (DOD, US\$ a precios actuales)	48.42767
Tasa de interés real (%)	45.91195
Gasto (% del PIB)	42.76730

Tabla 7: Porcentaje de datos faltantes de las variables con más del 40% de missings

La deuda del gobierno central es una de las variables más comunes en estudios de riesgo país y ratings soberanos, por ejemplo, en el artículo Afonso, 2011, la deuda pública fue altamente significativa para explicar la calificación, por lo que a pesar del alto porcentaje de missings, es una variable muy importante y si se puede imputar con calidad se recomienda no eliminarla.

El total de reservas aparece en varios modelos de solvencia externa (por ejemplo, en estudios del FMI y del Banco Mundial). Sirve como indicador de capacidad de pago externo y especialmente aparece como relevante para los países emergentes o en vías de desarrollo (International Monetary Fund, 2011). Dado que se cuenta con otras variables indicadoras de la capacidad de pago externo, se puede sopesar eliminarla.

La deuda externa acumulado resulta útil sobre todo para los modelos que analizan el riesgo de impago externo, especialmente en combinación con exportaciones, reservas y balanza de pagos (World Bank, 2004).

La tasa de interés real no es una variable fundamental en la mayoría de los estudios de riesgo soberano por lo que es recomendable eliminarla.

El gasto público tiene valor, pero menos que otras variables fiscales, por lo que se podrá prescindir de ella.

Por otro lado, se estudiará la correlación de la variable objetivo (TE) con estas variables conflictivas

Variable	Correlación variable TE
Deuda del gobierno central, total (% del PIB)	0.1138021
Total de reservas (% del total de la deuda externa)	0.2090267
Deuda externa acumulada, total (DOD, US\$ a precios actuales)	0.4523453
Tasa de interés real (%)	-0.1881065
Gasto (% del PIB)	0.2777256

Tabla 8: Correlación de las variables con más de un 40% de missings con la variable objetivo

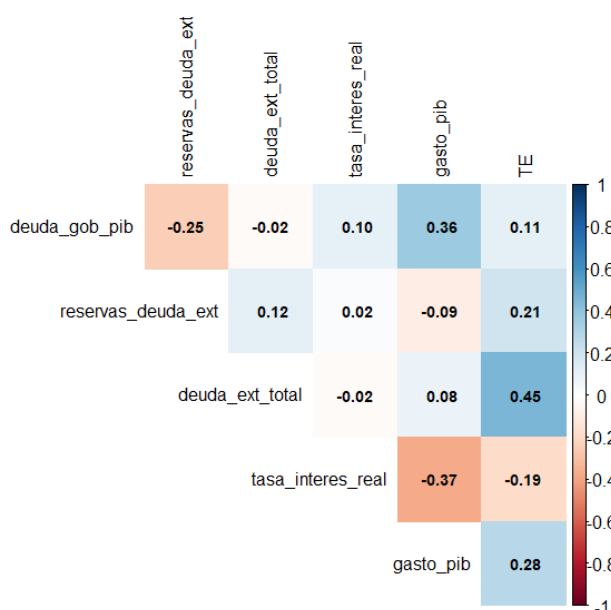


Ilustración 9: Matriz de correlaciones de las variables con más de un 40% de missings

Variable	% missings	¿Se usa en la literatura?	Correlación	Nota
Deuda gobierno central	72.2%	✓ Muy frecuente	0.11	Muy usada, pero muchos missings y baja correlación con la variable objetivo
Total de reservas	63%	✓ Moderada	0.21	Útil en contextos externos.
Deuda externa acumulada	48.8%	✓ Moderada	0.45	Alta correlación con variable objetivo
Tasa interés real	45.7%	✗ Menos frecuente	-0.19	Eliminar
Gasto público	42.6%	✗ Menos frecuente	0.28	Correlacionada con otras variables

Tabla 9: Resumen de variables con más de un 40% de missings

Tras este análisis se eliminarán las de “Tasa de interés real”, Gasto público” y “Total Reservas” Las otras variables son útiles en la bibliografía estudiada por lo que en un principio se mantendrán en el conjunto de datos.

A continuación, se estudiarán que países aportan muy poco al modelo debido a que tienen un alto porcentaje de missings. Cierta literatura sugiere eliminar aquellas observaciones con más de un 60% de datos faltantes (Enders, 2010) (Kang, 2014).

Pais	% missings
macau	81.818182
moldova	81.818182
montserrat	81.818182
congo	77.272727
isla de man	72.272723
taiwan	72.272723
liechtenstein	68.181818
suazilandia	68.181818
aruba	59.090909

Tabla 10: Países con pocos datos.

Análisis de variables.

Variable objetivo: TE

Mínimo	1. er Cuartil	Mediana	Media	3. er Cuartil	Máximo
0.00	27.00	43.00	49.29	72.75	100.00

Tabla 11: Resumen descriptivo de la variable objetivo

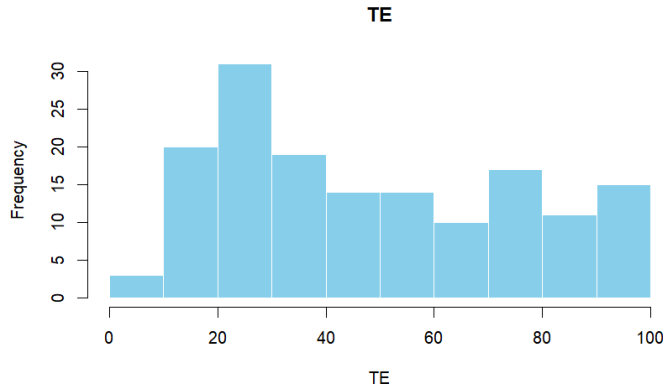


Ilustración 10: Frecuencia de valores de la variable objetivo

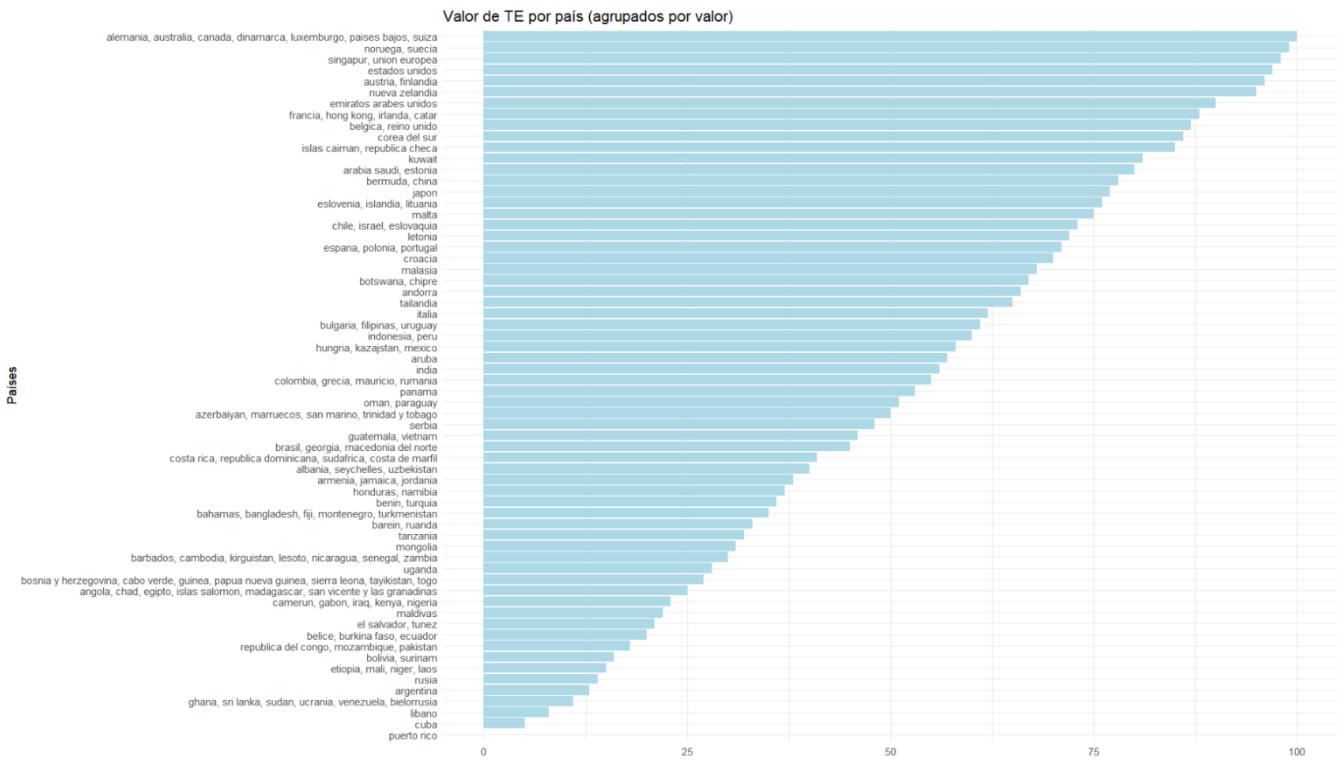
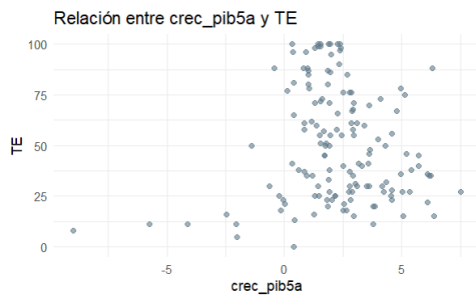
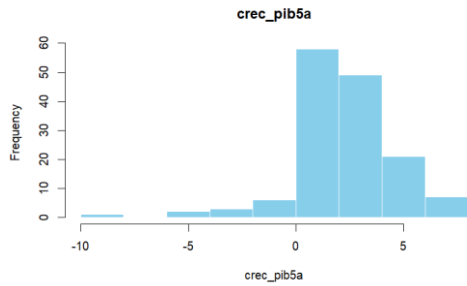


Ilustración 11: Valor de la variable objetivo por países.

Variables predictivas

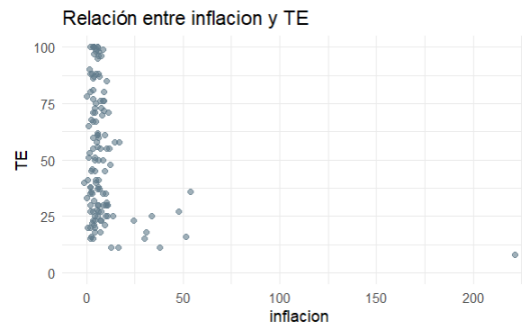
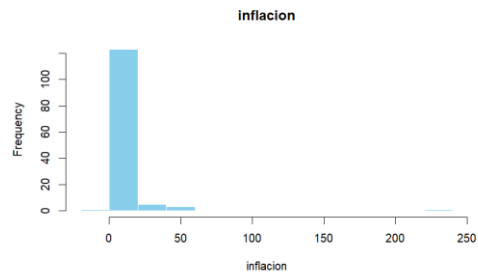
crec_pib5a

Mín. : -8.984
 1st Qu.: 1.269
 Median : 2.223
 Mean : 2.273
 3rd Qu.: 3.536
 Max. : 7.500
 NA's : 7



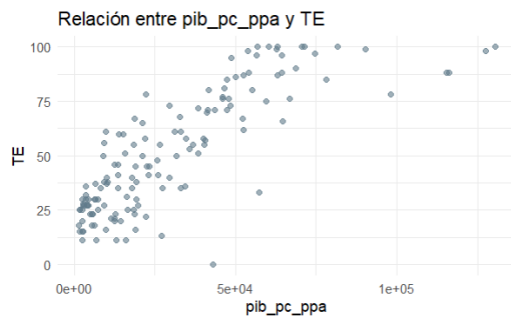
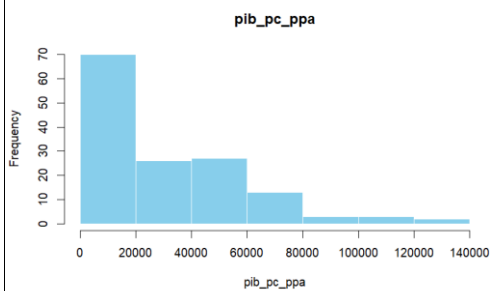
inflacion

Mín. : -1.035
 1st Qu.: 3.541
 Median : 5.622
 Mean : 9.329
 3rd Qu.: 8.736
 Max. : 221.342
 NA's : 21



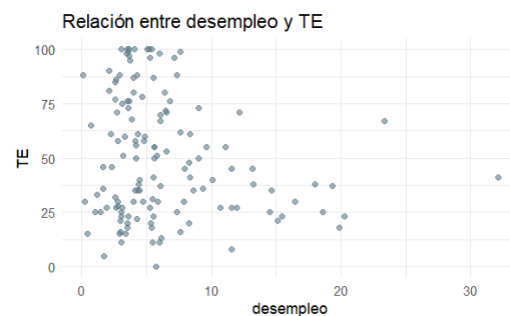
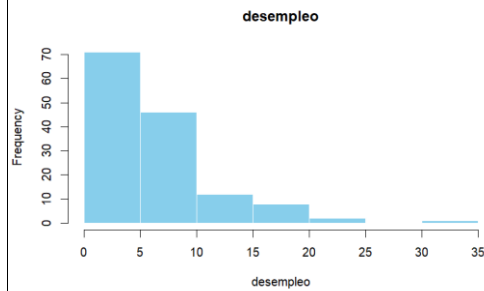
pib_pc_ppa

Mín. : 1512
 1st Qu.: 9344
 Median : 21568
 Mean : 30979
 3rd Qu.: 47337
 Max. : 130373
 NA's : 10



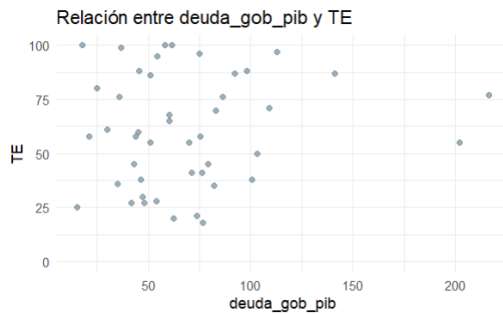
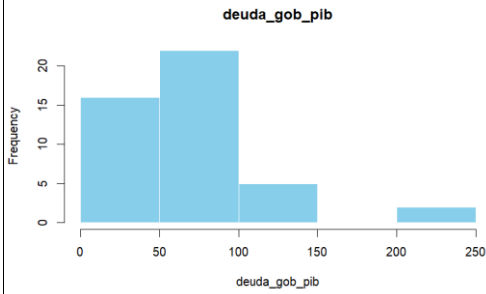
desempleo

Mín. : 0.130
 1st Qu.: 3.142
 Median : 4.860
 Mean : 6.367
 3rd Qu.: 7.628
 Max. : 32.098
 NA's : 14



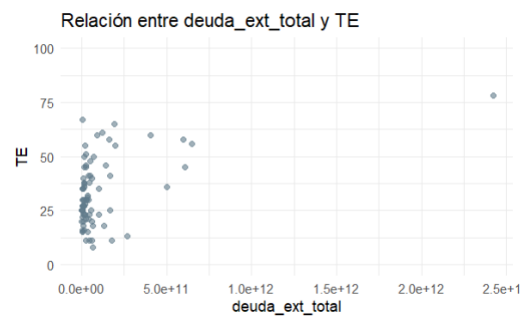
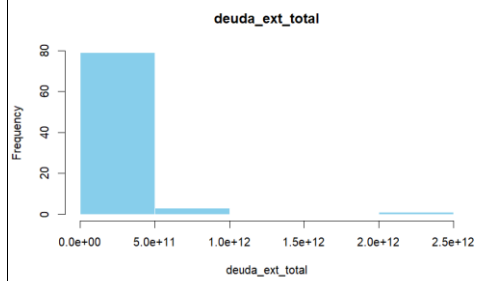
deuda_gob_pib

Mín. : 15.39
1st Qu. : 45.34
Median : 60.35
Mean : 69.27
3rd Qu. : 82.16
Max. : 216.21
NA's : 109



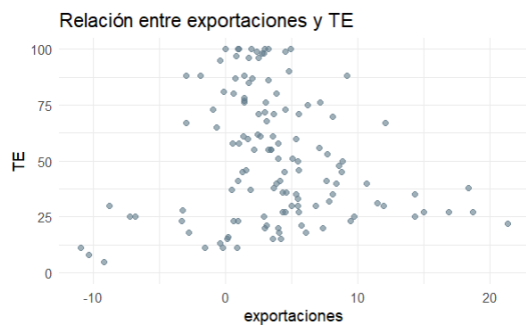
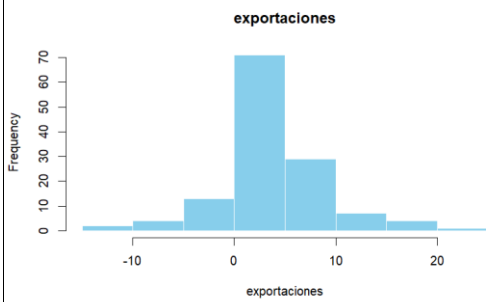
deuda_ext_total

Mín. : 5.278e+08
1st Qu. : 8.198e+09
Median : 2.274e+10
Mean : 1.037e+11
3rd Qu. : 6.657e+10
Max. : 2.420e+12
NA's : 71



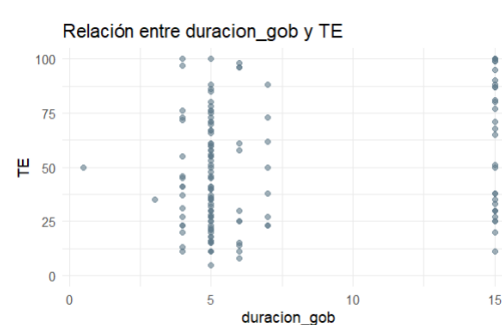
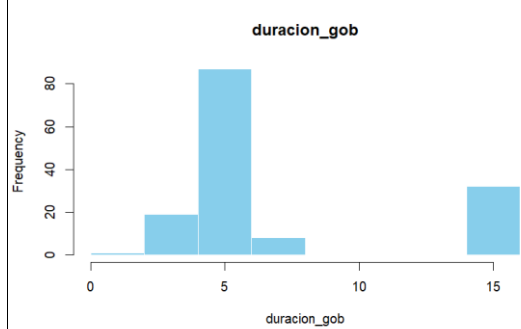
exportaciones

Mín. : -10.906
1st Qu. : 1.025
Median : 3.257
Mean : 3.747
3rd Qu. : 5.548
Max. : 21.284
NA's : 23



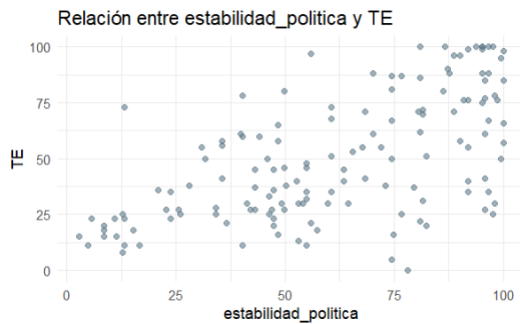
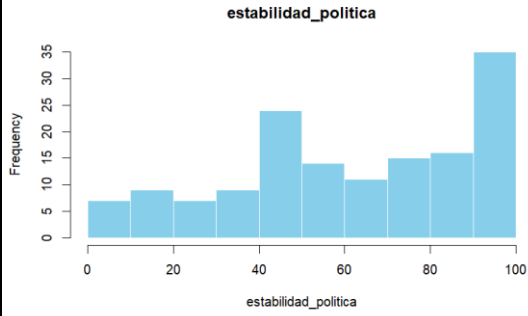
duracion_gob

Mín. : 0.500
1st Qu. : 5.000
Median : 5.000
Mean : 7.201
3rd Qu. : 7.000
Max. : 15.000
NA's : 7



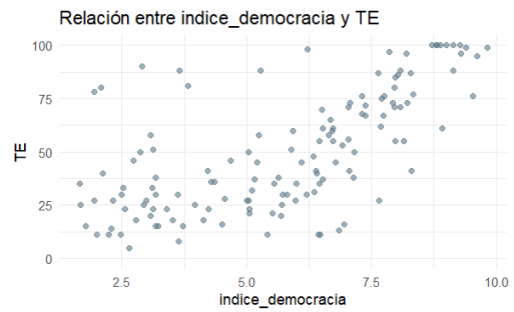
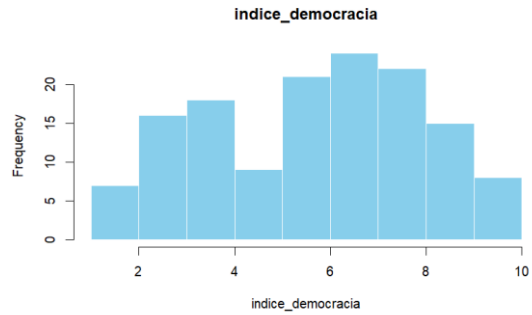
estabilidad_politica

Mín. :2.844
1st Qu.: 42.654
Median : 60.664
Mean : 61.421
3rd Qu.: 88.152
Max. :100.000
NA's :7



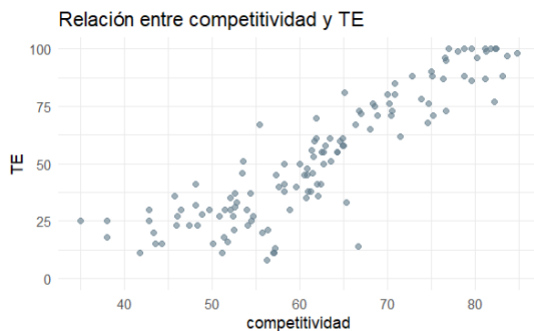
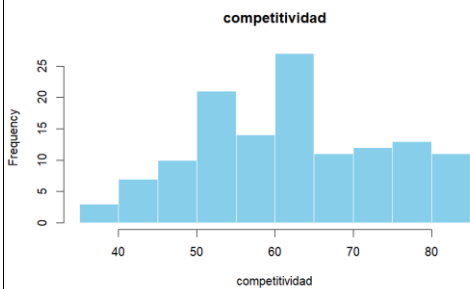
indice_democracia

Mín. :1.660
1st Qu.:3.592
Median :5.980
Mean :5.671
3rd Qu.:7.445
Max. :9.810
NA's :14



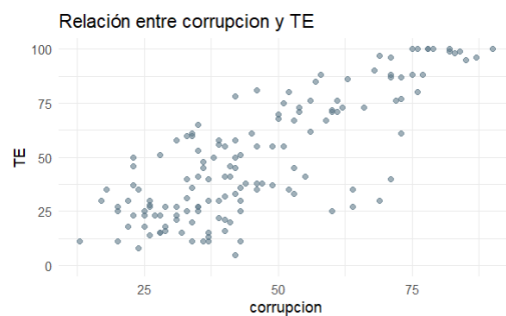
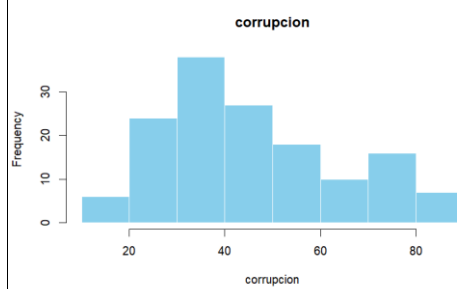
competitividad

Mín. :35.08
1st Qu.:52.82
Median :61.64
Mean:61.95
3rd Qu.:70.54
Max. :84.78
NA's :25



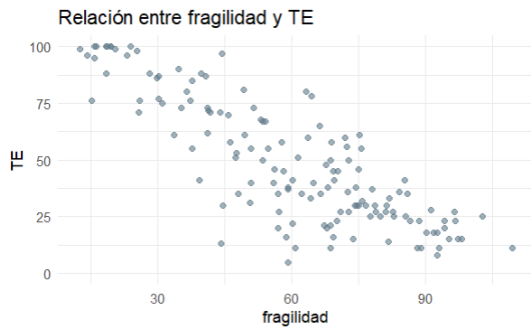
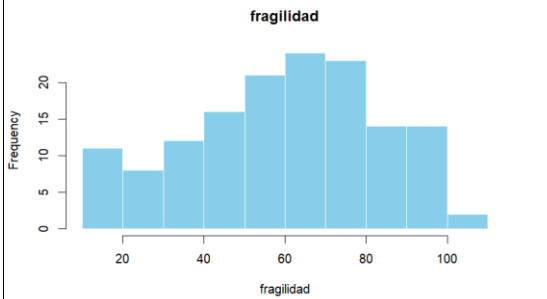
corrupción

Mín. :13.00
1st Qu.:33.00
Median :42.00
Mean:45.90
3rd Qu.:58.75
Max. :90.00
NA's :8



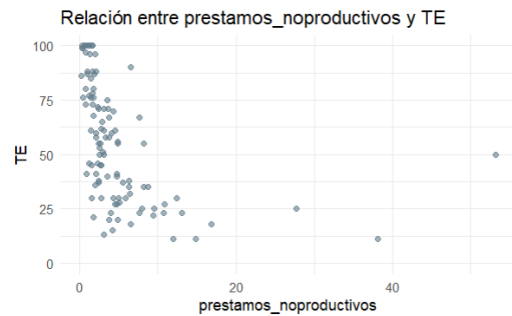
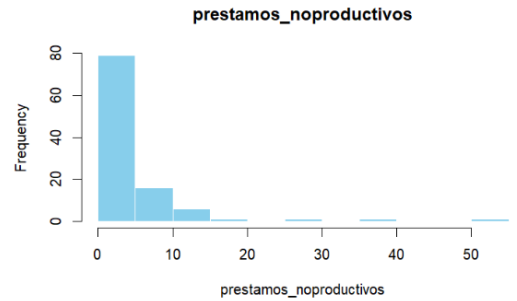
fragilidad

Mín. : 12.70
 1st Qu. : 44.00
 Median : 62.20
 Mean : 60.06
 3rd Qu. : 75.70
 Max. : 109.30
 NA's : 9



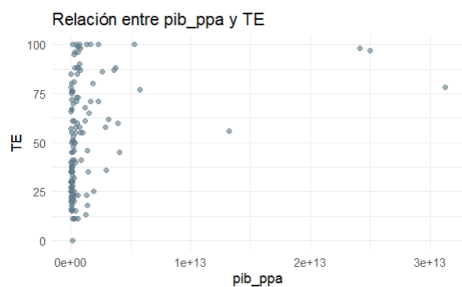
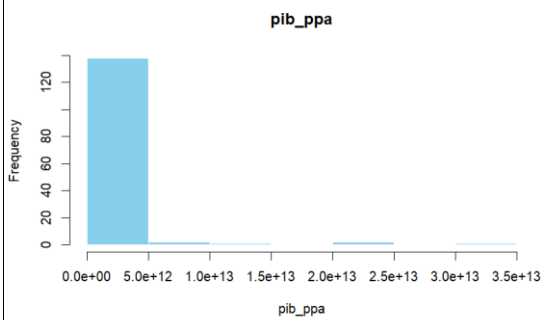
prestamos_noproductivos

Min. : 0.2422
 1st Qu.: 1.6577
 Median : 2.8409
 Mean : 4.9231
 3rd Qu.: 4.9807
 Max. : 53.1364
 NA's : 46



pi_b_ppa

Min : 1.858e+09
 1st Qu.: 5.047e+10
 Median : 1.593e+11
 Mean : 1.233e+12
 3rd Qu.: 7.089e+11
 Max. : 3.123e+13
 NA's : 10



saldo_cc

Mín. : -28.1037
 1st Qu.: -3.4345
 Median : -0.3061
 Mean : 0.2622
 3rd Qu.: 3.0036
 Max. : 37.0168
 NA's : 33

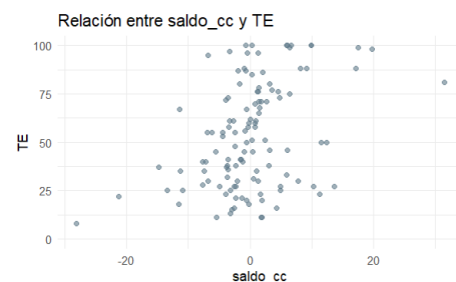
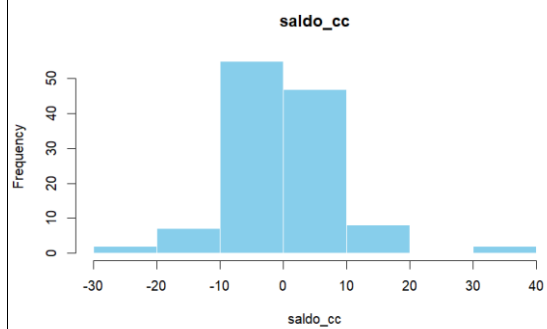


Tabla 12: Resumen, frecuencia de valores y relación con la variable objetivo de cada variable

Método de imputación por k-Nearest Neighbors (kNN).

Antes de llevar a cabo los diferentes análisis econométricos, es fundamental tratar adecuadamente los valores faltantes de la base de datos, ya que la ausencia de datos puede producir sesgos o reducir la potencia estadística de los modelos si se eliminan las observaciones completas. Por esta razón se aplicará una técnica de imputación que mantenga la estructura multivariante de los datos y no requiera suposiciones estrictas sobre la distribución de las variables.

Se empleará el método de imputación por vecinos más cercanos, que es una técnica no paramétrica que estima los valores ausentes en función de la similitud entre observaciones. Coge las k observaciones más parecidas (vecinas) a una fila con faltantes basándose en las variables que sí están completas y utiliza el promedio de esas variables para imputar esas observaciones faltantes.

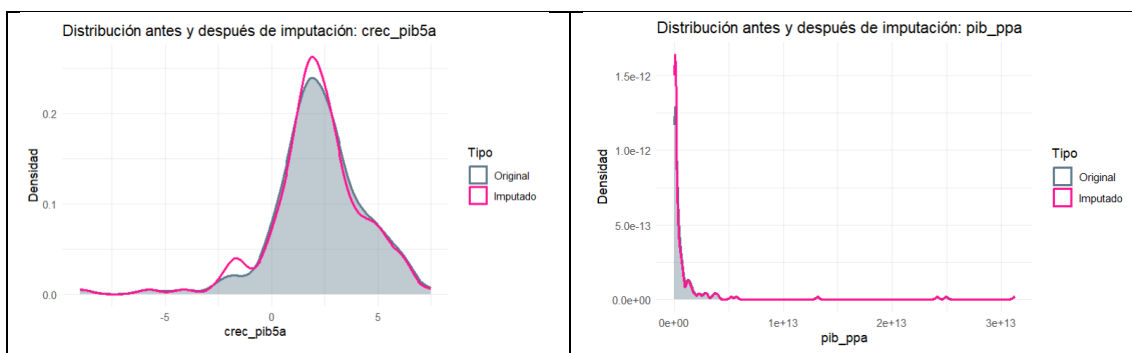
Este método es recurrente cuando las observaciones son similares entre si (clústeres naturales) como es el caso habitual de las bases de datos con países.

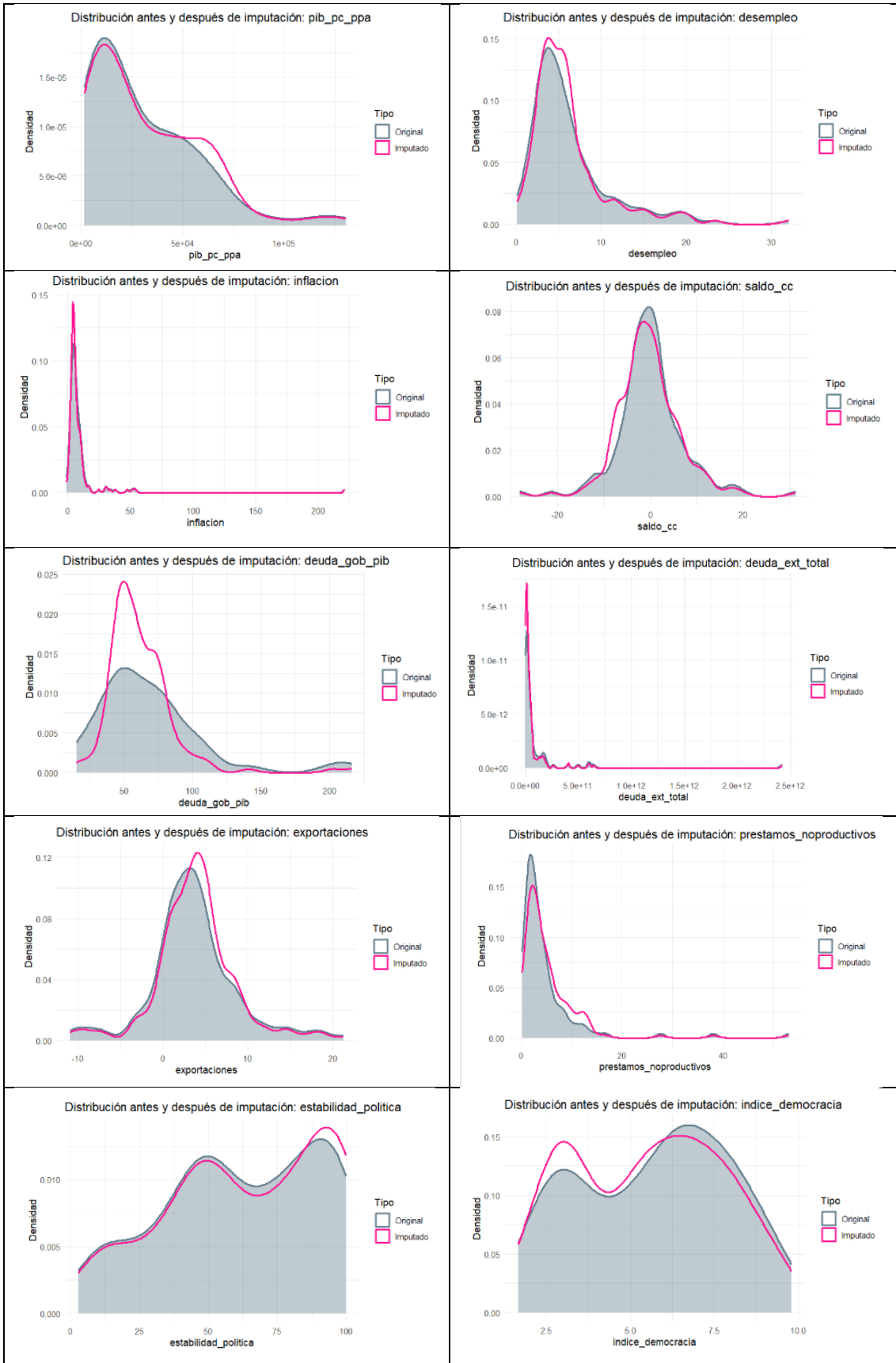
Esta metodología ha sido aplicada en situaciones parecidas como el *INFORM Global Risk Index* (Poljanšek, 2020), donde se imputan indicadores de riesgo país y variables macroeconómicas comparables a las de este estudio.

Antes de imputar los datos por kNN se deben escalar, ya que este método funciona mejor si las variables están escaladas, sobre todo en casos en los que hay grandes diferencias entre unidades como puede ser el caso de la variable *piib_ppa* que está en millones, con las demás variables. En este caso la noción de “vecindad” se distorsiona y países “cercaños” en términos de desempleo o inflación podrían parecer distantes solo porque tienen un PIB muy diferente.

Para llevar a cabo la imputación por este método se ha establecido el número de vecinos en $k=5$. Dicho valor proporciona un equilibrio adecuado entre la variabilidad local y la estabilidad global del proceso de imputación. (Van Buuren, 2018). Un valor demasiado bajo puede hacer que los datos imputados estén excesivamente influenciados por valores atípicos generando imputaciones poco robustas. Por el contrario, valores demasiados altos pueden promediar observaciones poco similares, y aplanar la variabilidad real y borrar patrones locales. Utilizar un $K=5$ permite mantener la similitud ente observaciones sin sacrificar la variabilidad inherente a los datos.

Comparación distribuciones pre-imputación vs post-imputación





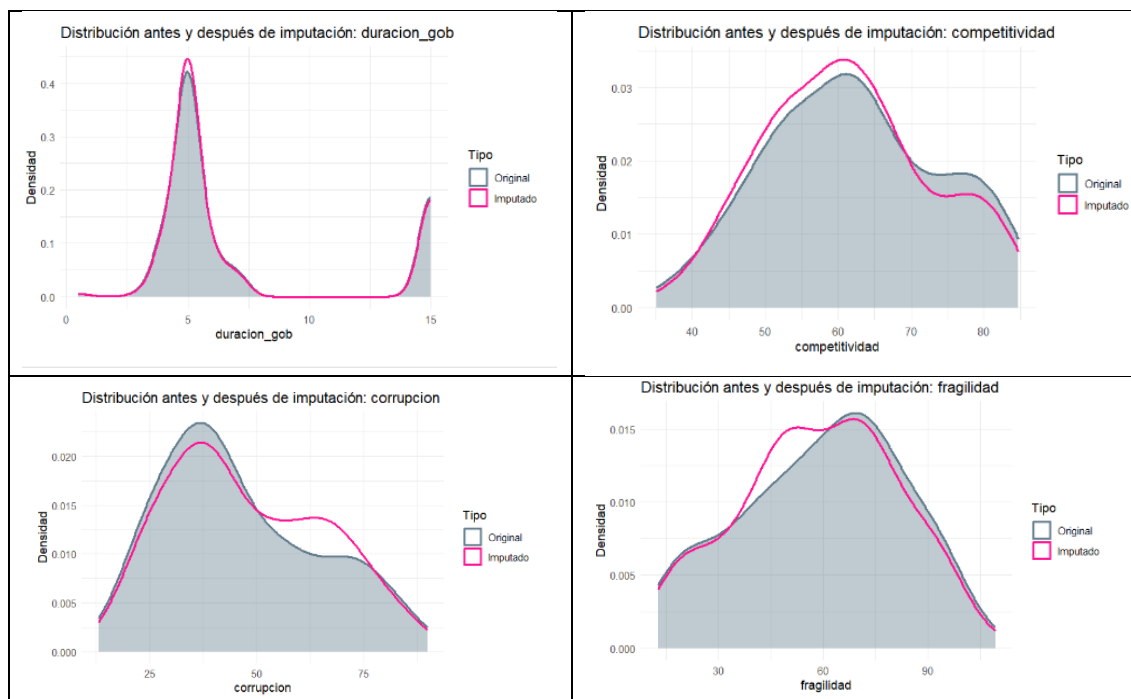


Tabla 13: Comparación distribución pre y post imputación.

Como se puede visualizar en los gráficos todas las variables siguen una distribución muy similar a la original, salvo en el caso de la variable “Deuda del gobierno central” que se desvía significativamente de la distribución original, además su porcentaje de imputados es bastante elevado.

Correlación con TE \Rightarrow 0.08656959
 % datos imputados \Rightarrow 71.69811%

Una vez analizado el elevado porcentaje de valores imputados, la apreciable distorsión en su distribución tras la imputación y la baja correlación con la variable objetivo (TE), se concluye que esta variable no aporta información fiable ni relevante al modelo, por lo que se excluye del análisis posterior.

Análisis de componentes principales (PCA).

En el presente estudio, se realiza un análisis de componentes principales con el objetivo de identificar grupos de países que comparten características macroeconómicas y estructurales similares. Además, descubrir cómo se relacionan entre sí las variables empleadas para explicar el riesgo país.

Este método es común en estudios económicos de análisis de riesgo financiero como Baldacci et al. (2011), en el cual emplearon técnicas de reducción de variables, como PCA, para identificar los factores que más influyen en la vulnerabilidad fiscal de los países.

Antes de aplicar el análisis de componentes principales, se estudió la correlación de las variables y la colinealidad mediante la matriz de correlaciones y el factor de inflación de la varianza (VIF) con el fin de evitar posibles problemas de multicolinealidad y redundancia entre las variables explicativas, y así mejorar la interpretabilidad del análisis, reducir el

ruido de los componentes menores y facilitar luego el modelado predictivo, ya que menos variables, producirán menos overfitting.

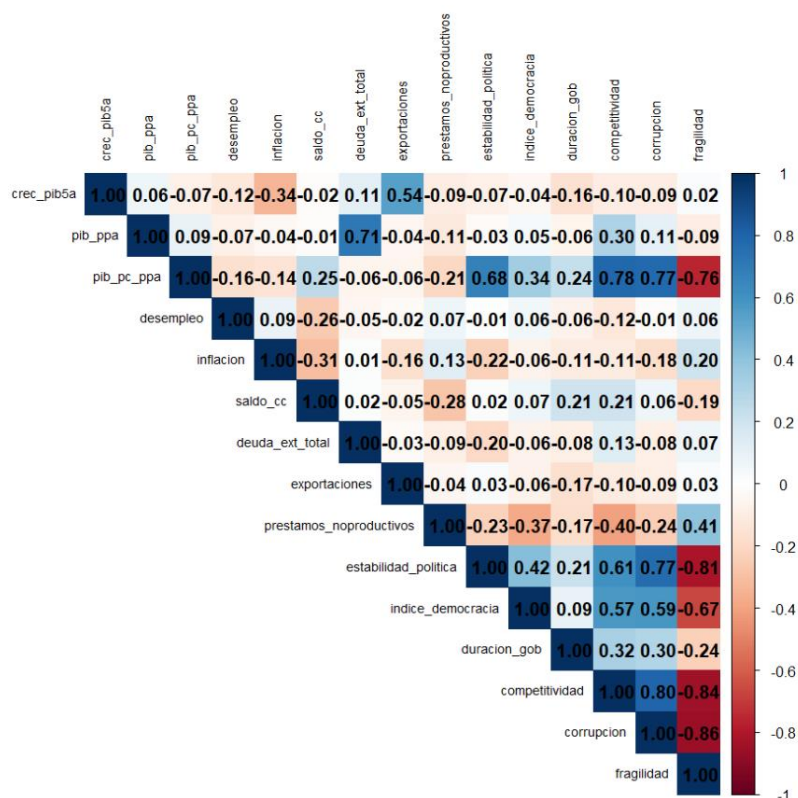


Ilustración 12: Correlación variables

Estudio colinealidad con VIF:

crec_pib5a: 1.785877	inflacion: 1.440719	prestamos_nopr: 1.473801
pib_ppa: 2.357244	saldo_cc: 1.607221	estabilidad_politica: 4.430586
pib_pc_ppa: 4.485263	deuda_ext_total: 2.253599	indice_democracia: 2.502752
desempleo: 1.144474	exportaciones: 1.497485	duración_gob: 1.3227843
competitividad: 6.931554	corrupción: 5.840726	fragilidad: 10.607802

Tabla 14: Análisis colinealidad con VIF.

Tras este análisis se observó que las variables fragilidad, competitividad y corrupción está altamente correlacionadas (correlación superior a 0.80) y presentan problemas de colinealidad con valores elevados del VIF, esto sugiere que están midiendo dimensiones muy similares del riesgo institucional y estructural generando redundancia, por lo que se deben eliminar al menos 2 de estas 3 variables. Además, pib_pc y estabilidad_politica también pueden presentar algún problema de multicolinealidad.

Con el objetivo de mejorar este análisis, se eliminarán las variables corrupción, competitividad y estabilidad_politica antes de ejecutar el PCA, y así reducir la multicolinealidad y simplificar la estructura de los componentes sin perder información relevante, ya que las dimensiones que representaban dichas variables están cubiertas por otras variables conservadas como fragilidad o indice_democracia.

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5
Variance	2.749	1.880	1.669	1.317	0.928
% of var.	22.912	15.666	13.906	10.976	7.732
Cumulative % of var.	22.912	38.579	52.486	63.463	71.195

Tabla 15: Porcentaje de varianza explicada por cada dimensión

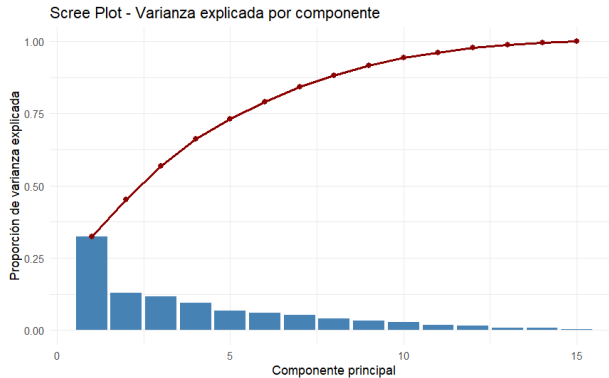


Ilustración 13: Varianza explicada por cada dimensión

Se retienen las 4 primeras dimensiones teniendo en cuenta la regla del codo, a partir de la cuarta componente la ganancia adicional de varianza explicada es marginal. Además, esta selección permite una representación adecuada de los datos con una reducción significativa de la dimensionalidad.

Un ejemplo relevante es el trabajo de González Taborda (2015), quien aplicó un análisis de componentes principales a variables relacionadas con la calidad de apoyos de madera. En su estudio, las primeras cinco componentes explicaban aproximadamente el 66% de la varianza total, lo cual fue considerado suficiente para la interpretación de los datos.

Variable	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4
crec_pib5a	0.003	27.97	12.92	1.67
pib_ppa	0.716	16.97	30.43	0.10
pib_pc_ppa	21.35	0.567	0.04	0.10
desempleo	1.604	2.959	0.26	23.44
inflacion	4.297	8.271	8.80	4.54
saldo_cc	7.950	0.439	0.82	28.40
deuda_ext_total	0.002	19.64	28.90	0.13
exportaciones	0.189	16.37	17.68	5.72
prestamos_noproductivos	12.82	1.454	0.02	0.57
índice_democracia	16.32	0.942	0.12	18.02
duracion_gob	5.958	4.051	0.01	11.17
fragilidad	28.79	0.368	0.00	6.12

Tabla 16: Contribución de cada variable a las dimensiones

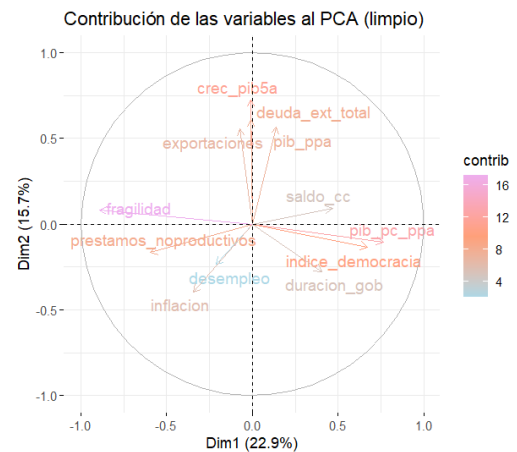


Ilustración 14: Contribuciones dim 1 y 2

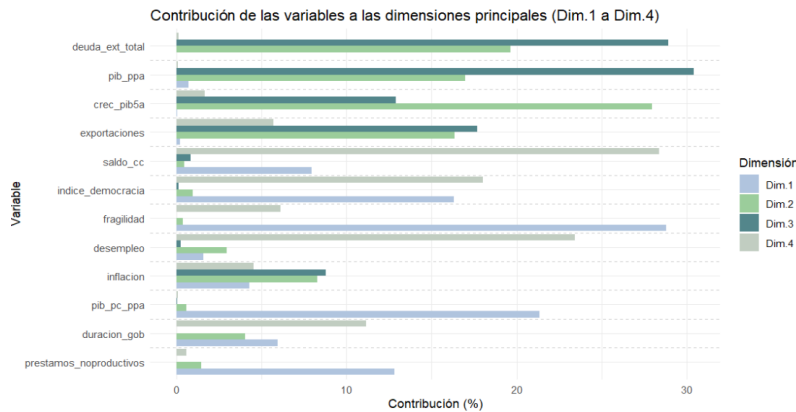


Ilustración 15: Contribución de las variables a las dimensiones principales

Se puede observar que las dimensiones 1 y 2 concentran las mayores contribuciones individuales de las variables, siendo especialmente significativas en Dim.1: fragilidad, índice_democracia y pib_pc_ppa, y en Dim.2: crec_pib5a, pib_ppa y deuda_ext_total. En contraste, las dimensiones 3 y 4 tienen contribuciones más dispersas y en su mayoría muy bajas o explican las mismas variables que las dimensiones 1 y 2, con la única excepción de saldo_cc en Dim.4.

Este patrón se refuerza al analizar los valores de \cos^2 , donde la mayoría de las variables muestran una buena representación (valores altos) en Dim.1 y Dim.2.

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4
crec_pib5a	0.01	52.58	21.56	2.20
pib_ppa	1.97	31.90	50.79	0.14
pib_pc_ppa	58.71	1.07	0.06	0.13
desempleo	4.41	5.56	0.44	30.88
inflacion	11.81	15.55	14.69	5.98
saldo_cc	21.86	0.83	1.37	37.41
deuda_ext_total	0.01	36.93	48.23	0.18
exportaciones	0.52	30.78	29.50	7.54
prestamos_noproductivos	35.24	2.73	0.03	0.74
indice_democracia	44.87	1.77	0.20	23.74
duracion_gob	16.38	7.62	0.02	14.72
fragilidad	79.16	0.69	0.00	8.06

Tabla 17: Correlación de cada variable con cada componente

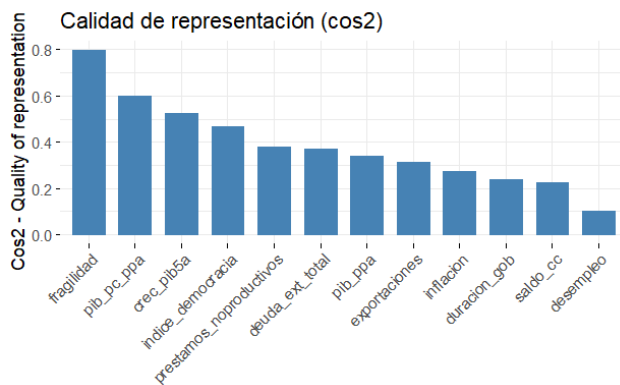


Ilustración 16: Contribución de las variables a las dimensiones principales

En esta ilustración se muestra la calidad de representación de las variables sobre los dos primeros componentes principales del análisis. Esto permite evaluar como de bien se proyecta cada variable en el plano definido por las dos dimensiones seleccionadas. Los valores de \cos^2 oscilan entre 0 y 1, donde valores más cercanos a 1 indican una mejor representación.

Las variables con mayor representación en este espacio son fragilidad, pib_pc_ppa y crec_pib5a, con valores superiores a 0.5. Esto implica que estas variables tienen un peso importante en la construcción de las primeras dimensiones, y por tanto desempeñan un papel clave en la estructuración de la variabilidad del conjunto de datos.

Por otro lado, las variables desempleo, salco_cc y duración_gob presentan valores por debajo de 0.3, lo cual sugiere que su variabilidad no está tan bien captada por las primeras dimensiones.

Por tanto, para simplificar e interpretar el espacio factorial de forma efectiva, nos centraremos en las dimensiones 1 y 2, ya que no solo explican un 38.6% de la varianza total, sino que también concentran las principales variables explicativas del análisis. Las demás dimensiones no parecen introducir ejes conceptuales nuevos de forma clara.

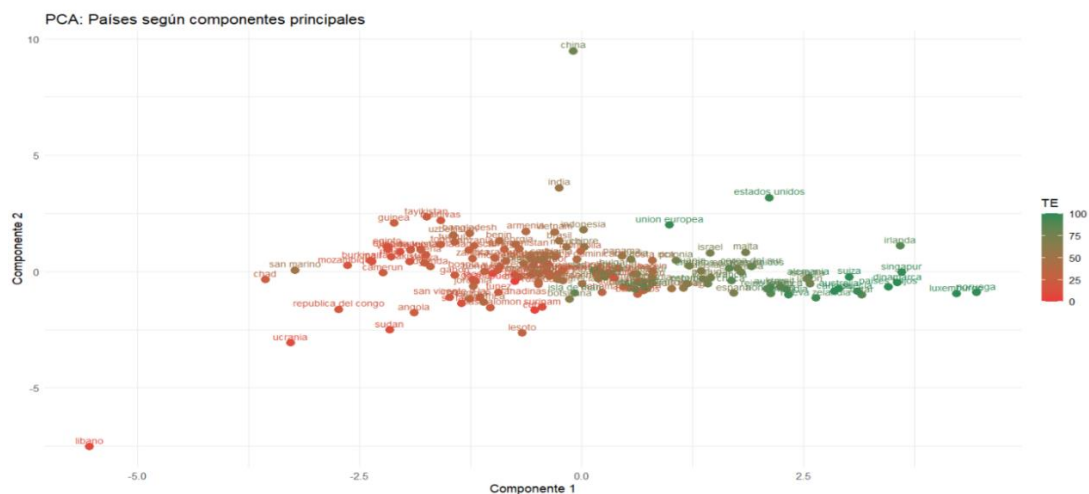


Ilustración 17: Análisis Componentes principales: visualización en dos dimensiones

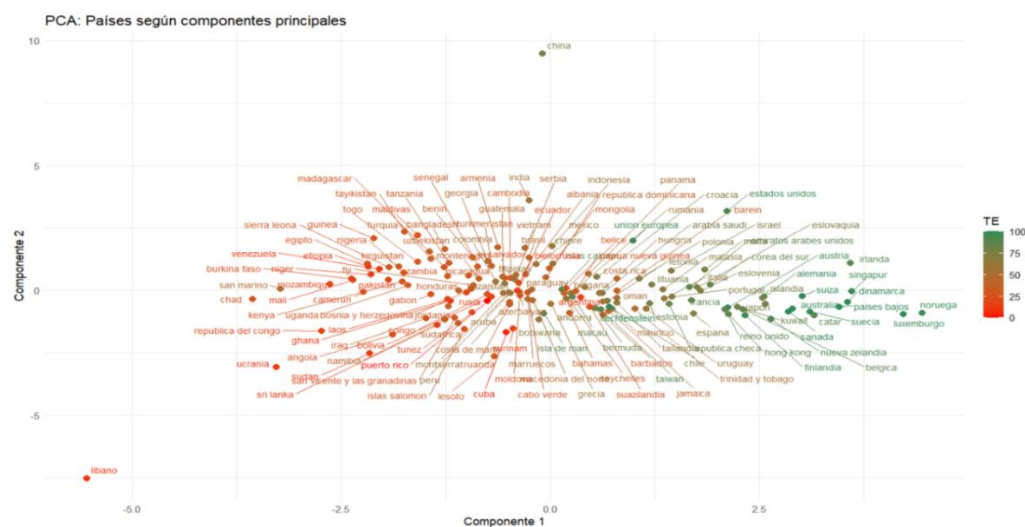


Ilustración 18: Análisis Componentes principales con mejor visualización (dos dimensiones)

El primer componente, Dim1, explica el 22,9% de la varianza. Parece ser, que este eje muestra una dimensión estructural-institucional del riesgo país, donde los países más desarrollados, con mayor gobernanza y menor fragilidad, se sitúan en el extremo derecho del gráfico. Se puede observar como el riesgo país aumenta a medida que avanza el eje x. Se ve claramente como los países van variando del rojo al verde.

El segundo componente, Dim2, explica un 15.7% de la varianza. Está dominado por variables más relacionadas con el dinamismo económico de un país y la apertura exterior. Las variables que más información aportan son el crecimiento del pib medio, la deuda externa total y las exportaciones. Destacan en esta dimensión casos particulares como China e India.

En el gráfico de individuos, ilustración 18, se pueden observar algunos agrupamientos bastante coherentes:

- Países con mejor calificación (verde), como Luxemburgo, Noruega o Singapur, tienden a concentrarse a la derecha del eje 1.
- Países con peor calificación (rojo), como Líbano, Ucrania o República del Congo, aparecen más a la izquierda y/o en posiciones extremas en el eje 2.
- Casos atípicos como China, Estados Unidos, Libano e India se destacan por su separación vertical (eje 2), lo que indica rasgos económicos más singulares.

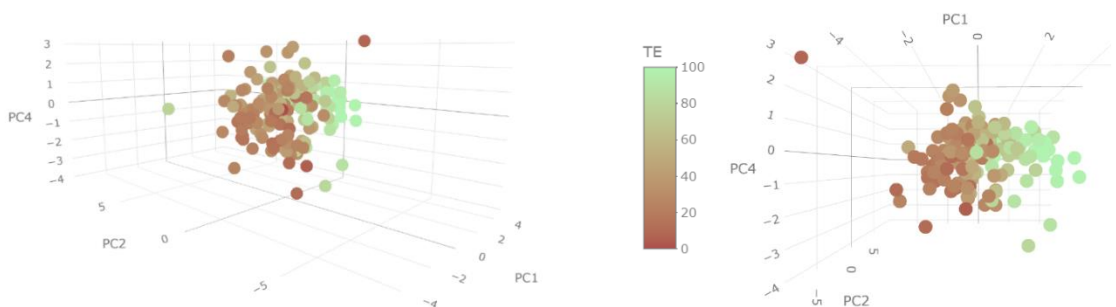


Ilustración 19: Análisis Componentes principales añadiendo una tercera dimensión (dim4)

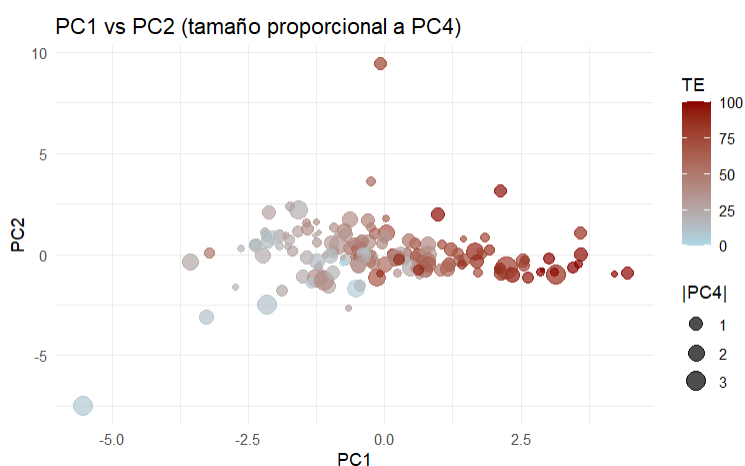


Ilustración 20: Análisis Componentes principales añadiendo una tercera dimensión (dim4) (2)

El tamaño de los círculos representa la importancia relativa de cada observación en la cuarta dimensión del PCA. Estos países, como China, Ucrania o Libano, con círculos más grandes tienen un perfil específico en las variables que más contribuyen a PC4, es decir saldo_cc, desempleo e índice de democracia.

Este análisis, aparte de reducir la dimensionalidad del problema, refleja los ejes conceptuales latentes en los datos. La dimensión 1, dominada por variables como fragilidad institucional, PIB per cápita y préstamos no productivos, parece reflejar un eje de calidad institucional y eficacia del sistema financiero. Por otro lado, la dimensión 2, mas influida por variables como el crecimiento del PIB, la deuda externa y las exportaciones, recoge información sobre el dinamismo económico de un país y su apertura exterior.

A partir de esta estructura visual, se aplicará un análisis clúster.

Análisis clúster.

Una vez identificadas las principales dimensiones latentes mediante el PCA, se aplicará un análisis de clústers con el objetivo de agrupar países según su perfil macroeconómico y estructural, de esta forma detectar patrones y segmentaciones naturales dentro del conjunto de observaciones.

Se ha optado por el algoritmo k-means. La agrupación se realizará sobre las coordenadas de los países en el espacio reducido del PCA, lo que garantiza que las variables utilizadas están previamente estandarizadas y que la información redundante haya sido eliminada.

El número óptimo de clústeres se determina mediante el método del codo, que busca encontrar un equilibrio entre la simplicidad de usar pocos clústers y la precisión, con una buena separación entre grupos. Este método calcula para los distintos k (nº clusters), la suma de los errores cuadráticos dentro de los grupos:

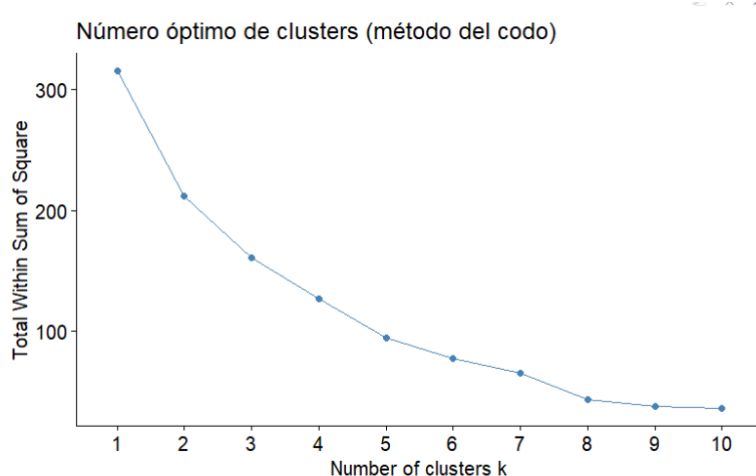


Ilustración 21: Elección del número óptimo de clústers

Según el gráfico, se observa un punto de inflexión en k=3, donde la reducción de la varianza intra-clúster empieza a ralentizarse de forma significativa. A partir del clúster 6, la curva se aplana por lo que no se justifica aumentar más clústeres.

	K=3	K=4	K=5	K=6
R ²	0.4941	0.6174	0.7131	0.7855

Tabla 18: Porcentaje varianza explicada por cada número de clústers.

Los modelos con 3 o 4 clústers explican un porcentaje muy bajo por lo que se elegirá entre k=5 y k=6.

		Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 5	Grupo 6
Nº países	5 clústers	1	68	40	15	35	
	6 clústers	57	52	3	28	1	18

Tabla 19: Nº países por clúster.

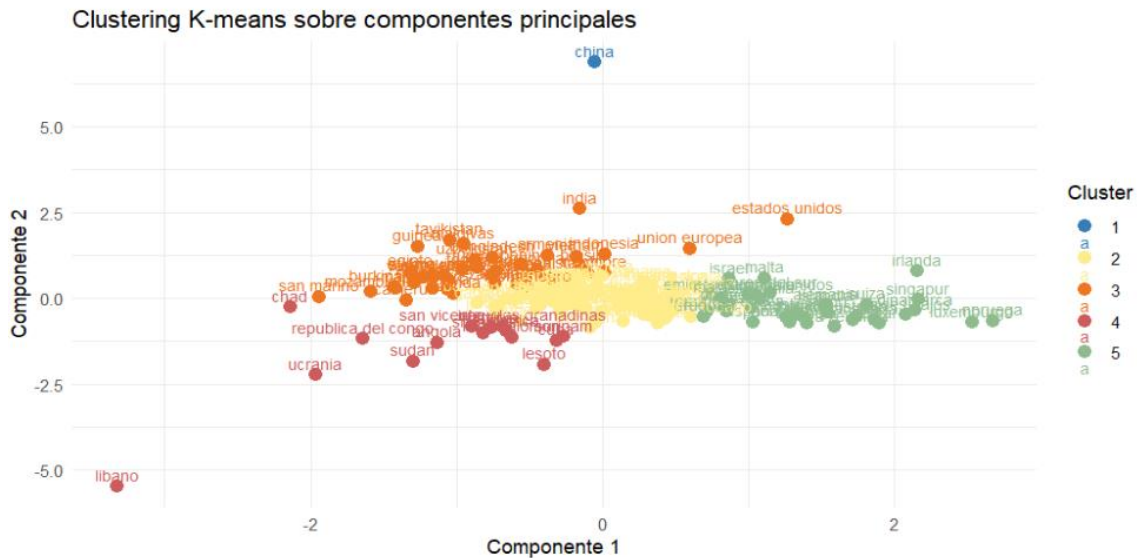


Ilustración 22: Clustering k=5

Clúster 1: china
Clúster 2: albania, andorra, arabia saudí, argentina, aruba, azerbaiyan, bahamas, barein, barbados, belice, bermuda, bolivia, bosnia y herzegovina, botswana, bulgaria, cabo verde, colombia, costa rica, croacia, ecuador, el salvador, fiji, filipinas, gabon, ghana, grecia, guatemala, honduras, hungria, isla de man, islas caiman, jamaica, jordania, kazajstan, letonia, liechtenstein, lituania, macedonia del norte, marruecos, mauricio, mongolia, oman, panama, papua nueva guinea, paraguay, peru, polonia, puerto rico, republica dominicana, rumania, serbia, seychelles, tailandia, trinidad y tobago, tunez, bielorrusia, congo, costa de marfil, laos, macau, moldova, montserrat, ruanda, rusia, suazilandia, taiwan
Clúster 3: armenia, bangladesh, benin, brasil, burkina faso, camerun, chipre, egipto, estados unidos, etiopia, georgia, guinea, india, indonesia, kenya, kirguistan, madagascar, maldivas, mali, mexico, montenegro, mozambique, nicaragua, niger, nigeria, pakistan, san marino, senegal, sierra leona, tanzania, tayikistan, togo, turkmenistan, turquia, uganda, union europea, uzbekistan, venezuela, vietnam, zambia
Clúster 4: angola, chad, republica del congo, cuba, iraq, islas salomon, lesoto, libano, namibia, san vicente y las granadinas, sri lanka, sudafrica, sudan, surinam, ucrania
Clúster 5: alemania, australia, austria, belgica, canada, corea del sur, dinamarca, emiratos arabes unidos, eslovenia, espana, estonia, finlandia, francia, hong kong, irlanda, islandia, israel, italia, japon, kuwait, luxemburgo, malasia, malta, noruega, nueva zelandia, países bajos, portugal, catar, reino unido, república checa, singapur, suecia, suiza, uruguay, eslovaquia

Tabla 20: Clustering k=5

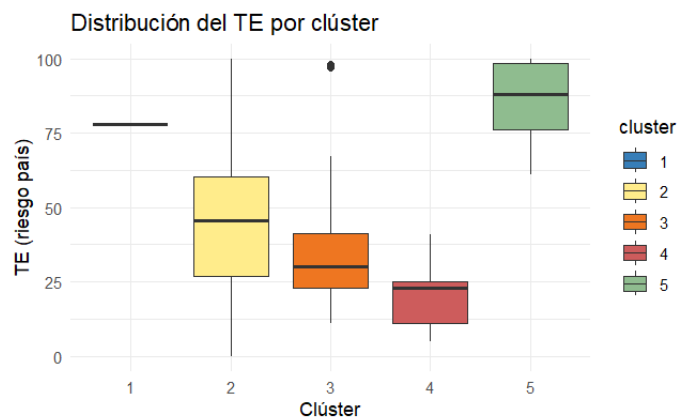


Ilustración 23: Distribución del riesgo país por cada clúster

Este gráfico de cajas permite observar cómo varía el índice de riesgo país (TE) entre los distintos clústeres.

- El clúster 5 presenta los valores con mejor calificación del riesgo país, lo que sugiere que agrupa a países con economías avanzadas y estables. Se corresponde con países como Alemania, Reino Unido, Catar o España.
- Por el contrario, el clúster 4 agrupa países con las peores clasificaciones de riesgo, lo que se corresponde con un perfil económico e institucional más vulnerable. Son sobre todo países africanos.
- Los clústeres 2 y 3 contienen valores intermedios, posiblemente representando economías emergentes o en transición.
- Finalmente, el clúster 1 representa a China, que tiene un riesgo país similar al grupo 1, pero no comparten las demás características. Es una observación atípica.

Clúster	Características principales	Nivel de riesgo
1	China (caso específico)	Medio
2	Economías en transición/ emergentes	Medio-alto
3	Economías emergentes y desarrolladas grandes	Mixto
4	Países frágiles o inestables	Alto
5	Economías avanzadas	Bajo

Tabla 21: Resumen Clustering k=5

Mapa mundial por clúster de riesgo país

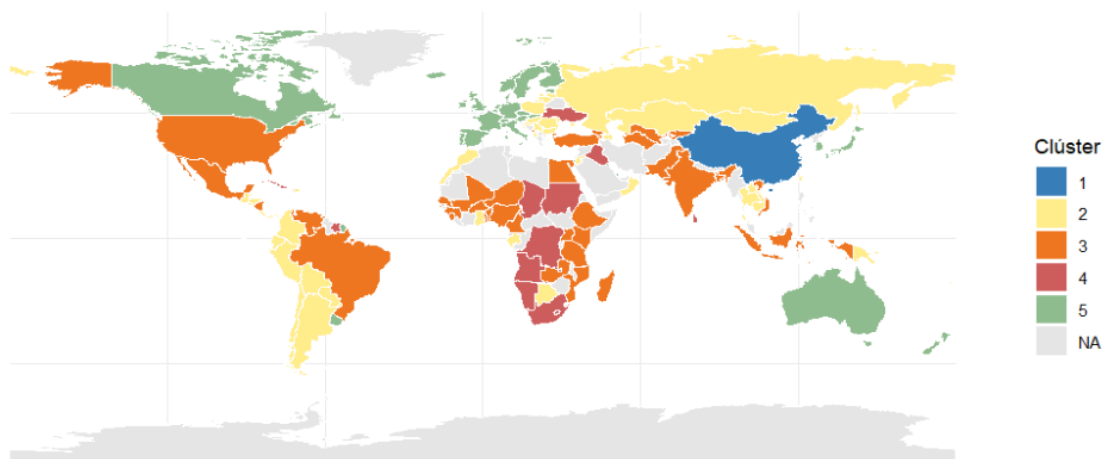


Ilustración 24: Mapa mundial por clúster de riesgo país

Este mapa mundial coloreado por clústeres refuerza esta interpretación, mostrando una distribución geográfica coherente con las dinámicas económicas y de riesgo regional: las economías más desarrolladas aparecen concentradas en el clúster de menor riesgo, mientras que gran parte de África Subsahariana y Oriente Medio se asocian a los clústeres con mayor vulnerabilidad.

También se realizará el mismo análisis con 6 clusters

Mapa mundial por clúster de riesgo país

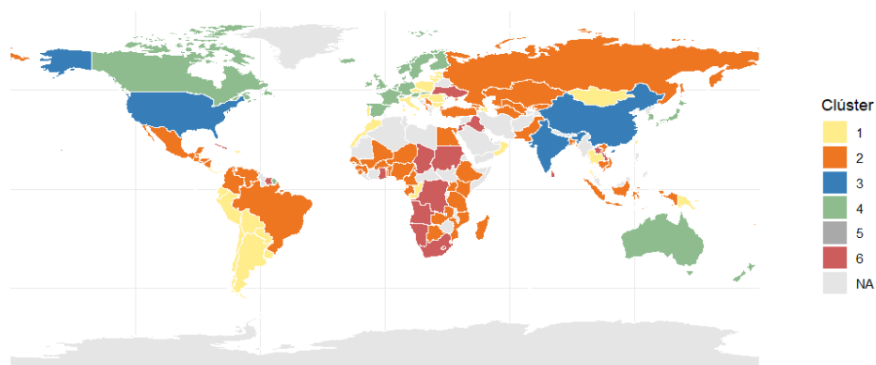


Ilustración 27: Mapa mundial según clusters k=6

Se pueden observar ciertas diferencias entre los dos modelos. La principal es que EEUU, que en k=5 estaba en el cluster con TE bajo, ahora está justo China e India en un clúster superior (el segundo mejor).

Análisis de Correspondencias (CA).

Con el objetivo de identificar qué variables se asocian más con determinados grupos de países, se ha incorporado una nueva variable categórica denominada clasificación, que resume el tipo de economía o el perfil de riesgo según los resultados obtenidos según el análisis de clústeres con K=5. Esta clasificación agrupa a los países en cinco categorías: “China”, “Economías en transición”, “Economías emergentes y desarrolladas grandes”, “países frágiles o inestables”, “Economías avanzadas”.

A partir de esta clasificación, se procede a aplicar un Análisis de Correspondencias (CA) y de esta forma se obtendrá una representación gráfica de las asociaciones entre categorías de variables, facilitando la interpretación de los perfiles característicos de cada grupo y entender mejor el análisis clúster.

Para ello, primero se crea la variable “Clasificación”, que toma valores: "China", "Economías en transición", "Emergentes y desarrolladas grandes", "Países frágiles o inestables", "Economías avanzadas".

Después, las variables explicativas continuas, es decir todas, se transformarán en variables categóricas mediante discretización en cuartiles. Esta recodificación permite construir una tabla de contingencia adecuada para el análisis CA. Además, facilita la interpretación visual de las asociaciones entre perfiles de países y niveles de cada variable.

Test chi-cuadrado.

El análisis de correspondencias se basa matemáticamente en la descomposición del estadístico chi-cuadrado de la tabla de contingencia, por tanto, se debe estudiar previamente el valor de este estadístico. Si no existe dependencia significativa entre las filas y las columnas, es decir entre las variables y los países, el análisis CA tendrá poco sentido.

p-valor	≈0
χ^2	781.38
gl	188

Tabla 23: Text chi-cuadrado

El p-valor es nulo, por lo que se rechaza la hipótesis nula de independencia, por tanto, se concluye que existe asociación significativa entre los grupos de países (clasificación) y las categorías de las variables explicativas.

La distribución de categorías no es aleatoria respecto a los grupos, lo que justifica plenamente el análisis de correspondencias.

Tras analizar las dimensiones se toman las siguientes conclusiones:

- Variables o países representados en la dim1:
 - o Positivos: **Economías avanzadas**, Desempleo_Q2, Deuda_exta_Q3, Indice_democracia_Q3, pib_pc_ppa_q4, Prestamos_Q1, saldo_cc_Q4
 - o Negativos. **Economías frágiles e inestables**, **Economías emergentes y desarrolladas**, Deuda_ext_Q1, Indice_democracia_Q2, Saldo_cc,Q1, Inflacion_Q4.
- Variables o países representados en la dim2:
 - o Positivos: **China**, **Economías emergentes y desarrolladas**, Crecimiento_pib_5ª_Q4, desempleo_Q1, fragilidad_Q4, pib_pc_ppa_Q1, pib_ppa_Q1
 - o Negativos: **Economías en transición**, Crecimiento_pib_5ª_Q2, indice-democracia_Q3, presatamos_Q3

Lo que se puede visualizar en el siguiente gráfico

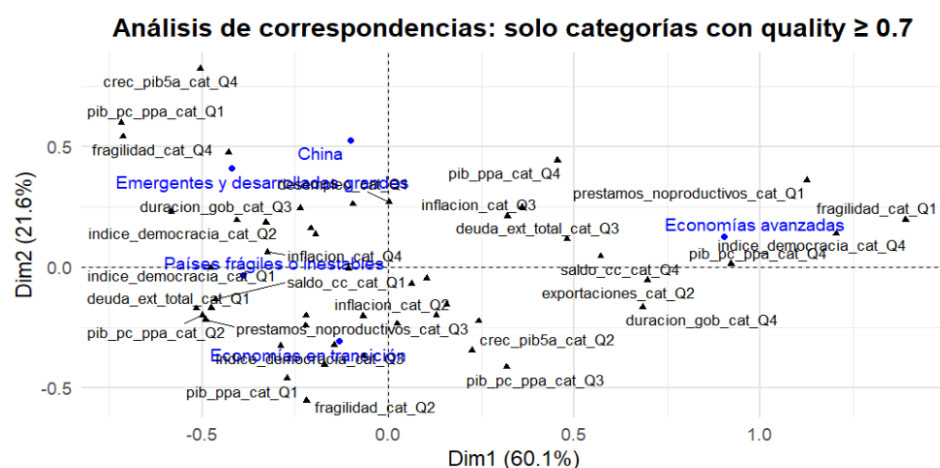


Ilustración 28: Análisis de correspondencias

La dimensión uno parece captar un eje de desarrollo económico, mientras que la dimensión 2 puede estar relacionada con la estabilidad institucional o gobernanza.

Las economías avanzadas están determinadas por la alta democracia, el Pib pc alto y poco prestamos improductivos. Los países frágiles e inestables se caracterizan por baja democracia y alta inflación. China se caracteriza por su crecimiento, igual que las economías emergentes/desarrolladas, que se encuentran en una zona intermedia con indicadores económicos potentes, pero no necesariamente democráticos. Por último, las economías en transición caracterizadas con alta fragilidad y baja democracia.

Para facilitar la interpretación del análisis de correspondencias, se ha realizado un agrupamiento visual de las variables explicativas categorizadas. Se han agrupado las categorías de cada variable original y se ha calculado el centroide medio de sus

coordenadas en el plano factorial, calculando la media de sus posiciones en los dos ejes (dim1 y dim2). De modo que se señalan las zonas del espacio factorial donde cada variable ejerce mayor influencia.

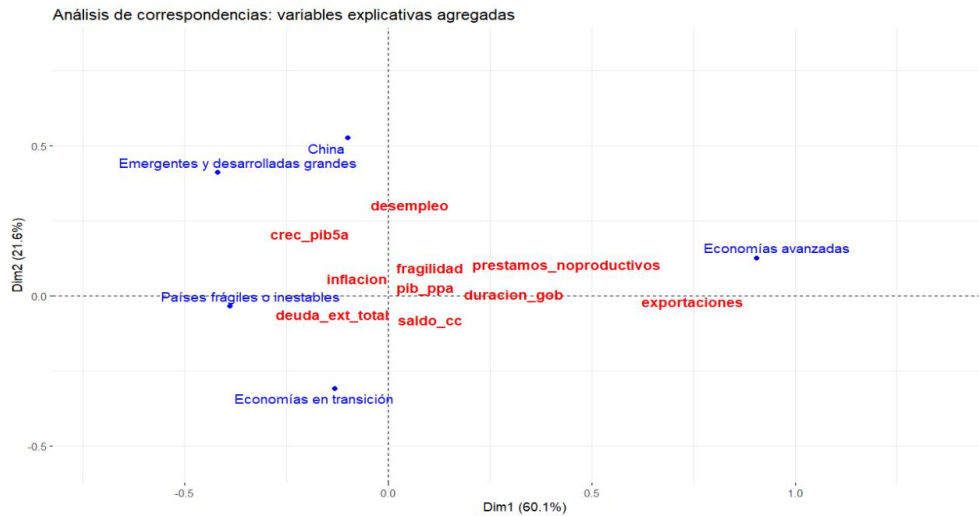


Ilustración 29: CA generalizado

En el gráfico resultante se visualiza cómo cada grupo de países se asocia con determinadas variables explicativas. Por ejemplo:

- Las economías avanzadas se relacionan con mayores valores en exportaciones y PIB per cápita.
- China y los países emergentes grandes se asocian con un mayor crecimiento del PIB y niveles de desempleo moderados
- Los países frágiles o inestables tienden a agruparse cerca de valores elevados de deuda externa, inflación y fragilidad institucional.

Este análisis permite identificar patrones estructurales que vinculan las características socioeconómicas e institucionales con los perfiles de riesgo país.

Una vez realizado estos métodos exploratorios y de clasificación se procederá a realizar una serie de modelos que permitan identificar qué variables predicen mejor el riesgo país (TE).

Análisis predictivo.

Para seguir con este análisis del riesgo país se realizan unos métodos predictivos que permitirán estimar el valor del índice de riesgo (TE) a partir de diferentes conjuntos de variables explicativas, evaluar el rendimiento de los modelos y comparar su capacidad predictiva bajo distintos enfoques teóricos (económicos, políticos y mixtos).

Validación cruzada repetida

Todos los modelos se entrenarán con datos train y posteriormente serán evaluados bajo los datos test. La división en conjuntos de entrenamiento (TRAIN) y prueba (TEST) es fundamental para evaluar la capacidad de generalización del modelo, evitando así el sobreajuste y asegurando que el rendimiento estimado sea representativo en datos no vistos.

Métodos de selección de variables:

Se han usado varios métodos de selección de variables.

		Nº vars	Vars	Descripción
MMPC Max-Min Parents and Children	Test Ind Fisher	3	"pib_ppa", "pib_pc_ppa", "duracion_gob"	es un algoritmo basado en pruebas de independencia condicional que selecciona las variables más relevantes para predecir la variable objetivo, controlando interdependencias.
	Test Ind Reg	3	"fragilidad", "pib_pc_ppa", "pib_ppa"	
AIC (Criterio de Información de Akaike)		7	"fragilidad", "pib_pc_ppa", "pib_ppa", "indice_democracia", "duracion_gob", "crec_pib5a", "prestamos_noproductivos"	selecciona el modelo que mejor equilibra ajuste y complejidad, penalizando el número de parámetros para evitar sobreajuste.
BIC (Criterio de Información Bayesiano)		5	"fragilidad", "pib_pc_ppa", "pib_ppa", "indice_democracia", "duracion_gob"	es similar al AIC pero penaliza más fuertemente la complejidad del modelo, favoreciendo modelos más simples.
RFE (Recursive Feature Elimination)		7	"pib_pc_ppa", "fragilidad", "prestamos_noproductivos", "indice_democracia", "pib_ppa", "deuda_ext_total", "desempleo"	elimina iterativamente las variables menos importantes según un modelo base (como Random Forest o regresión) hasta encontrar el subconjunto óptimo.

Tabla 24: Información de modelos creados a partir de los diferentes métodos de selección

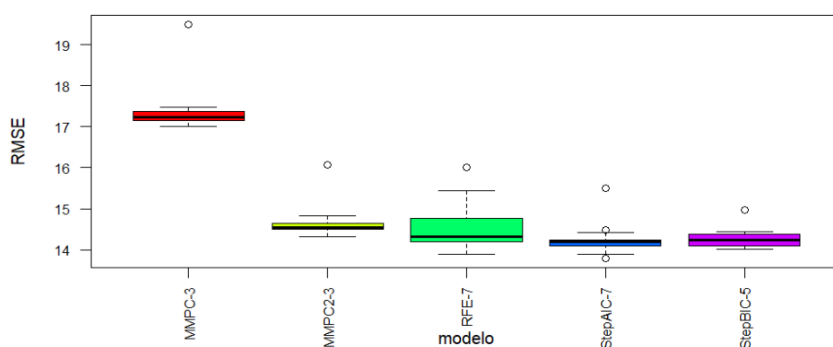


Ilustración 30: Boxplot de los modelos creados

Se ha elegido el model AIC debido a su baja variabilidad y valor más bajo de RMSE, quedando el modelo de la siguiente forma: $TE \sim \text{fragilidad} + \text{pib_pc_ppa} + \text{pib_ppa} + \text{indice_democracia} + \text{duracion_gob} + \text{crec_pib5a} + \text{prestamos_noproductivos}$

Modelos lineales generales.

Modelo de regresión lineal multiple

```
Call:
lm(formula = TE ~ fragilidad + pib_pc_ppa + pib_ppa + indice_democracia +
    duracion_gob + crec_pib5a + prestamos_noproductivos, data = datos_conTE4)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-45.930  -6.182   1.938   8.432  30.589
```

```
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.867e+01  1.133e+01  3.413 0.000824 ***
fragilidad   -3.563e-01  1.056e-01  -3.373 0.000944 ***
pib_pc_ppa    4.469e-04  6.695e-05  6.676 4.40e-10 ***
pib_ppa       1.350e-12  2.901e-13  4.655 7.05e-06 ***
indice_democracia  2.221e+00  7.274e-01  3.053 0.002678 **
duracion_gob  5.948e-01  2.782e-01  2.138 0.034125 *
crec_pib5a    7.792e-01  5.105e-01  1.526 0.128980
prestamos_noproductivos -3.674e-01  2.052e-01  -1.791 0.075349 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 13.87 on 151 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7663,    Adjusted R-squared:  0.7554
F-statistic: 70.72 on 7 and 151 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Ilustración 31: ANOVA modelo AIC

El modelo mixto explica aproximadamente el 76.6% de la varianza del TE ($R^2 = 0.7663$) y es globalmente significativo ($p < 2.2e-16$). Las variables fragilidad, pib_pc_ppa, pib_ppa e índice de democracia son altamente significativas ($p < 0.01$), confirmando su peso en la predicción del riesgo país. Crecimiento del PIB y duración del gobierno también aportan información útil ($p < 0.1$), mientras que los préstamos no productivos no alcanzan significación estadística clara ($p \approx 0.075$).

Se estudian también los otros modelos:

<p>BIC: $TE \sim \text{fragilidad} + \text{pib_pc_ppa} + \text{pib_ppa} + \text{indice_democracia} + \text{duracion_gob}$ Adjusted R-squared: 0.7486</p>
<p>RFE: $TE \sim \text{fragilidad} + \text{pib_pc_ppa} + \text{pib_ppa} + \text{prestamos_noproductivos} + \text{indice_democracia} + \text{deuda_ext_total} + \text{desempleo}$ Adjusted R-squared: 0.7485</p>
<p>MMPC: $TE \sim \text{pib_pc_ppa} + \text{pib_ppa} + \text{duracion_gob}$ Adjusted R-squared: 0.6264</p>
<p>MMPC2: $TE \sim \text{pib_pc_ppa} + \text{pib_ppa} + \text{fragilidad}$ Adjusted R-squared: 0.7299</p>

Tabla 25: ANOVA otros modelos

Regresión logística multinomial: LOGIT

Se realiza un modelo logit para lo que se transforma la variable TE en niveles de riesgo: “Bajo”, “Medio”, “alto”.

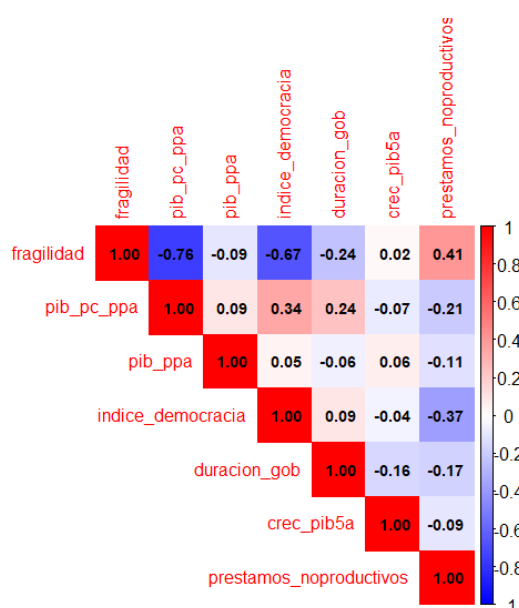
```
Call:
multinom(formula = riesgo_cat ~ fragilidad + pib_pc_ppa + pib_ppa +
  indice_democracia + duracion_gob + crec_pib5a + prestamos_noproductivos,
  data = datos_conTE4)

Coefficients:
(Intercept) fragilidad pib_pc_ppa pib_ppa indice_democracia duracion_gob crec_pib5a prestamos_noproductivos
medio 1.584302 -0.06169898 3.035102e-05 1.203591e-12 0.3599758 -0.06621076 0.2167042 -0.06241868
alto -1.235618 -0.16495682 1.650084e-04 1.423411e-12 0.6271492 0.07710407 0.5298433 -0.44750601

Std. Errors:
(Intercept) fragilidad pib_pc_ppa pib_ppa indice_democracia duracion_gob crec_pib5a prestamos_noproductivos
medio 7.794787e-25 5.863060e-23 1.163870e-20 4.617631e-13 3.829523e-24 4.711025e-24 2.301542e-24 4.242115e-24
alto 6.862133e-26 3.899022e-24 2.634785e-21 4.748384e-13 2.908293e-25 6.730524e-25 1.787861e-25 1.643351e-25

Residual Deviance: 138.9665
AIC: 170.9665
```

Ilustración 32: Modelo logit



Exp(coef)	medio	alto
Fragilidad	0.29	1.87
Pib_pc_ppa	0.9	0.93
Pib_ppa	0.8	1.08
Indice_democracia	1	1.24
Dur_gobierno	1	1.69
Crec_pib_5a	1	0.93
Prestamos_noprod	1	0.63

Tabla 26: Exponentes de los coeficientes logit

Ilustración 33: Correlación modelo logit

Algunas de las conclusiones obtenidas son que, a mayor fragilidad, la probabilidad de estar en riesgo medio frente a bajo disminuye un 71%, mientras que aumenta un 87% la probabilidad de riesgo alto frente a bajo, lo cual es coherente, los países muy frágiles suelen concentrarse en el extremo más alto de riesgo, saltándose el nivel intermedio.

El PIB indica que a mayor PIB menos probabilidad de tener riesgo medio o alto frente a bajo, por otro lado, el índice de democracia no tiene efecto en el nivel medio, pero aumenta en un 24% la probabilidad de riesgo alto.

Un aumento en la duración de los gobiernos parece estar asociado con una mayor probabilidad de riesgo alto. Esto podría reflejar regímenes autoritarios o inestables a largo plazo, lo que tiene sentido en algunos contextos (Venezuela, por ejemplo).

Árbol de regresión (CART).

Para continuar con el análisis predictivo de la variable objetivo, se realizará el método CART (classification and regresión tres), una técnica de aprendizaje supervisado que busca construir modelos predictivos es este caso, al ser la variable objetivo-continua, se aplica CART en su versión de regresión.

El algoritmo CART construye un árbol de decisión que representa una segmentación de los datos a partir de una serie de reglas simples, que se aplican de forma jerárquica y secuencial. Además, proporciona una representación gráfica del modelo, lo cual facilita la identificación de las variables más relevantes y su interacción en la explicación del riesgo soberano.

Árbol de decisión para predicción del TE

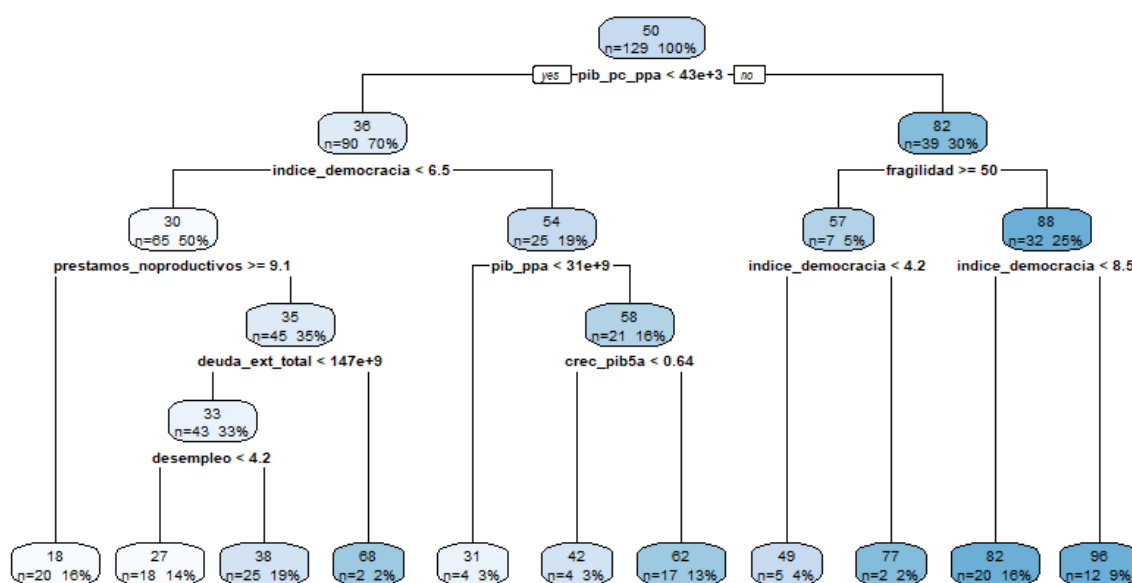


Ilustración 34: Árbol de decisión

El árbol de decisión muestra que el riesgo país (TE) se explica principalmente por el nivel de PIB per cápita, seguido del índice de democracia y la fragilidad estructural. Los países con bajo desarrollo económico e institucional presentan mayor riesgo. Variables como préstamos no productivos y desempleo también influyen en grupos específicos. El modelo segmenta con claridad perfiles de riesgo alto y bajo.

Importancia de variables.

El gráfico muestra la importancia relativa de las variables predictoras en el modelo CART. Esta medida refleja cuánto contribuye cada variable a reducir la varianza en la predicción del índice de riesgo país (TE). Cuanto mayor es la reducción de la varianza que genera una variable en las divisiones del árbol, mayor es su importancia.

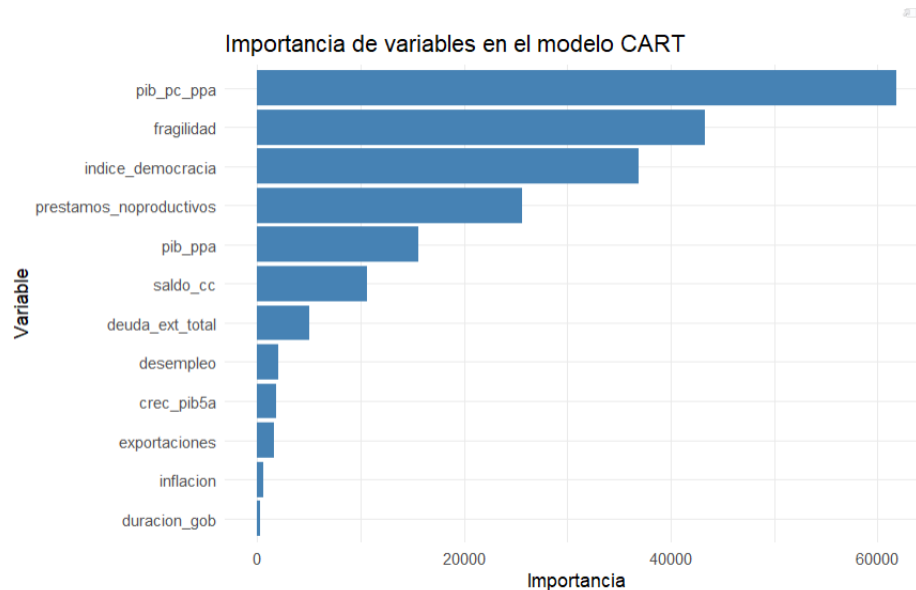


Ilustración 35: Importancia de variables en el modelo CART

En este caso, las tres variables más influyentes son:

- **PIB per cápita (pib_pc_ppa):** es la variable más determinante para segmentar el conjunto de países en niveles de riesgo distintos.
- **Fragilidad estructural (fragilidad):** es una variable altamente relacionada con la capacidad institucional y la estabilidad del país.
- **Índice de democracia (indice_democracia):** también muy relevante, lo que refuerza el papel de la calidad institucional en la percepción del riesgo soberano.

Variables como los **préstamos no productivos**, el **saldo en cuenta corriente** o la **deuda externa** también contribuyen, aunque en menor medida. Finalmente, otras como la **inflación** o la **duración del gobierno** tienen una influencia residual dentro del modelo.

	RMSE	R ²
Train	10.23	0.86
Test	15.43	0.73

Tabla 27: Evaluación del árbol de decisión en Train y Test

El modelo CART explica aproximadamente el 86% de la variabilidad del riesgo paos en el modelo de entrenamiento, y un 73% en el de prueba, lo que muestra una buena capacidad predictiva y bajo sobreajuste.

Random Forest.

Random Forest es un modelo de aprendizaje supervisado basado en la agregación de múltiples árboles de decisión. Al combinar muchos árboles (ensamblaje), se obtiene un modelo más robusto, menos sensible a los errores de partición de los datos y con mejor capacidad predictiva que un árbol individual. Tiene ciertas ventajas sobre un árbol de decisión simple ya que se mejora el rendimiento predictivo, se reduce la varianza del modelo y se mantiene la capacidad de evaluar la importancia de variables, como desventaja se pierde la visualización del modelo.

	RMSE	R ²
Train	6.24	0.95
Test	12.28	0.81

Tabla 28: Evaluación del rendimiento del modelo Random Forest en Train y Test

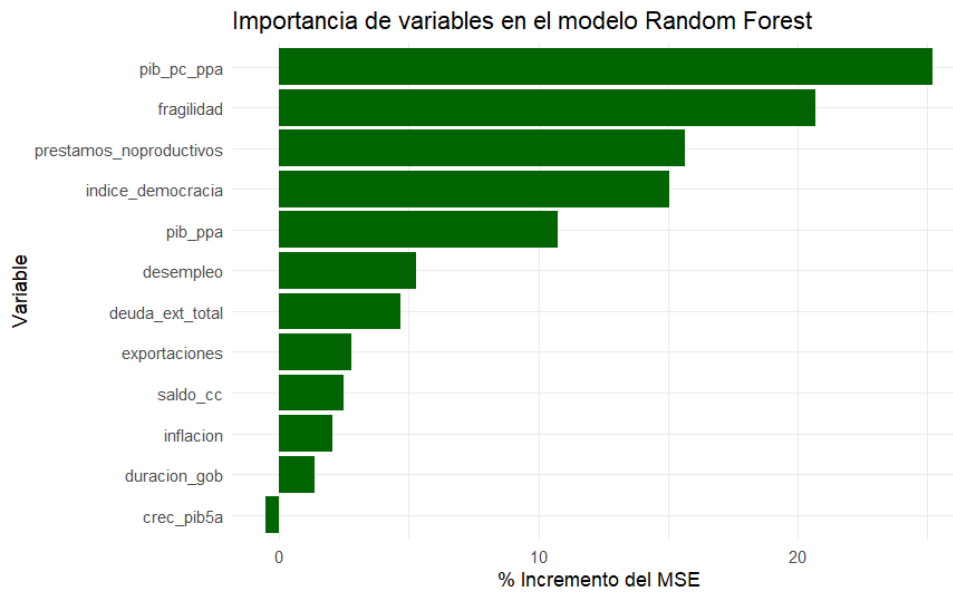


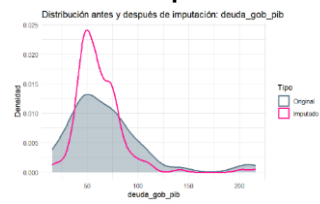
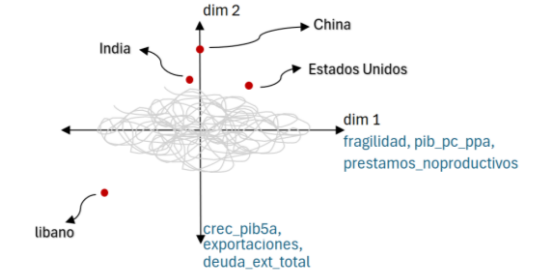
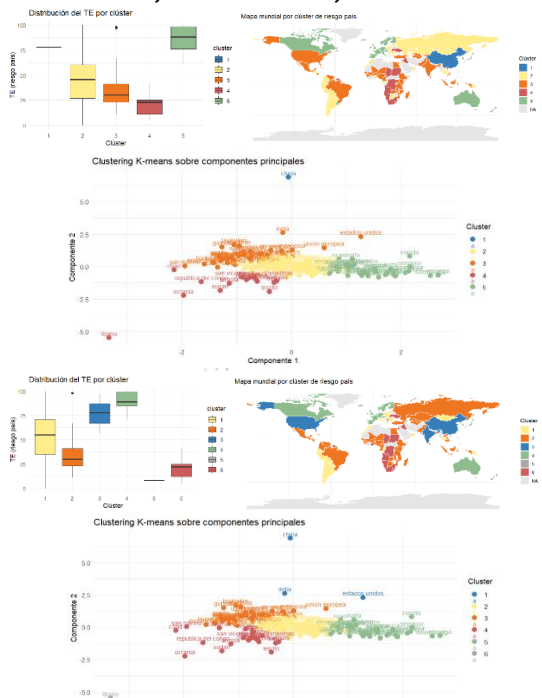
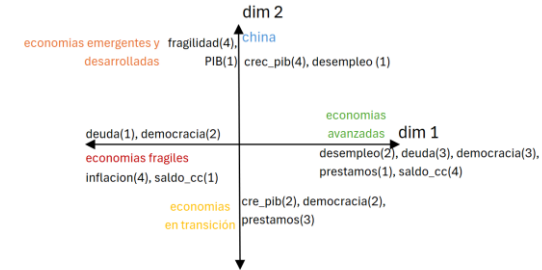
Ilustración 36: Importancia de variables en el modelo RF

Se calcula la importancia de variables a partir del incremento porcentual del error (MSE) al permutar cada variable, lo que indica cuánto se deteriora el modelo si esa variable se elimina. En este sentido, destacan como más influyentes:

- PIB per cápita (pib_pc_ppa) y fragilidad estructural (fragilidad), que aparecen como los factores más determinantes para explicar el riesgo país.
- Le siguen variables como los préstamos no productivos, el índice de democracia y el PIB total (pib_ppa), que también tienen un peso relevante.
- Otras variables como el desempleo, la deuda externa total o las exportaciones aportan información, aunque en menor medida.
- Finalmente, variables como el crecimiento del PIB a 5 años (crec_pib5a) o la duración del gobierno tienen una importancia muy reducida dentro del modelo.

6. RESULTADOS

A continuación, se presenta una tabla resumen de los procedimientos realizados con sus resultados.

Objetivo general:	Identificar las variables que mejor explican y predicen el riesgo país (TE).																								
Variable objetivo (TE):	Índice numérico (0-100) que resume la calificación soberana según las agencias y Tradin-Economics																								
Vars iniciales:	19 variables predictoras (económicas, fiscales e institucionales).																								
Tratamiento de datos faltantes																									
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Variable</th> <th>% missings</th> <th>¿Se usa en la literatura?</th> <th>Correlación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Deuda gobierno central</td> <td>72.2%</td> <td>✓ Muy frecuente</td> <td>0.11</td> </tr> <tr> <td>Total de reservas</td> <td>63%</td> <td>✓ Moderada (casos concretos)</td> <td>0.21</td> </tr> <tr> <td>Deuda externa acumulada</td> <td>48.8%</td> <td>✓ Moderada</td> <td>0.45</td> </tr> <tr> <td>Tasa Interés real</td> <td>45.7%</td> <td>✗ Menos frecuente</td> <td>-0.19</td> </tr> <tr> <td>Gasto público</td> <td>42.6%</td> <td>✗ Menos frecuente</td> <td>0.28</td> </tr> </tbody> </table> <p>Se eliminan tasa_interes_real, gasto_publico y reservas_deuda_ext</p>	Variable	% missings	¿Se usa en la literatura?	Correlación	Deuda gobierno central	72.2%	✓ Muy frecuente	0.11	Total de reservas	63%	✓ Moderada (casos concretos)	0.21	Deuda externa acumulada	48.8%	✓ Moderada	0.45	Tasa Interés real	45.7%	✗ Menos frecuente	-0.19	Gasto público	42.6%	✗ Menos frecuente	0.28	Método de imputación kNN (K=5): Eliminamos deuda_gob_pib ya que tras la imputación se aleja de la distribución original 
Variable	% missings	¿Se usa en la literatura?	Correlación																						
Deuda gobierno central	72.2%	✓ Muy frecuente	0.11																						
Total de reservas	63%	✓ Moderada (casos concretos)	0.21																						
Deuda externa acumulada	48.8%	✓ Moderada	0.45																						
Tasa Interés real	45.7%	✗ Menos frecuente	-0.19																						
Gasto público	42.6%	✗ Menos frecuente	0.28																						
Análisis exploratorio y clasificatorio																									
<p>Análisis de componente principales (PCA): 4 dim → 63.463% varianza explicada Variables más contribuyentes en las 2 primeras dimensiones → 38.579% varianza explicada: fragilidad, pi_b_pc_ppa, crec_pib5a, índice_democracia, prestamos_noproctivos, deuda_ext_total, pi_b_ppa, exportaciones, inflación.</p>  <p>Dim1: calidad institucional y eficacia del sistema financiero. Países con mejor calificación del riesgo país a la derecha (europeos), y con peor a la izquierda.</p> <p>Dim2: dinamismo económico y apertura exterior. Destaca china sobre todo por su crecimiento del PIB.</p> <p>Se elimina corrupción, competitividad y estabilidad_politica por problemas de multicolinealidad</p>	<p>Análisis clúster: $R^2: k=5 \Rightarrow 71,31\%$ $k=6 \Rightarrow 78,55\%$</p> 																								
<p>Análisis de correspondencias (CA): Test χ^2 ⇒ se rechaza H0, por lo que se concluye relación entre países y variables.</p> <p>Economías avanzadas: exportaciones Economías frágiles: deuda bajo inflación alta Economías emergentes y China: desempleo moderado y crecimiento del PIB Economías en transición: saldo_cc</p>																									

Análisis de predicción																			
<p>AIC: 76,63% fragilidad, pib_pc_ppa, pib_ppa, índice_democracia, duración_gob, cre_pib5a, prestamos_noproductivos</p> <p>BIC: 75,76 % fragilidad, pib_pc_ppa, pib_ppa, índice_democracia, duración_gob</p> <p>RFE: 75,97% fragilidad, pib_pc_ppa, pib_ppa, índice_democracia, prestamos_noproductivos, desempleo, deuda_ext</p> <p>MMPC: 63,35 % pib_pc_ppa, pib_ppa, duración_gob</p> <p>MMPC2: 73,5% fragilidad, pib_pc_ppa, pib_ppa</p>	<p>Árbol (CART):</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>RMSE</th> <th>R²</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Train</td> <td>10.23</td> <td>0.86</td> </tr> <tr> <td>Test</td> <td>15.43</td> <td>0.73</td> </tr> </tbody> </table> <p>pib_pc_ppa, fragilidad, democracia, prestamos, pib_ppa, saldo_cc</p> <p>Randon Forest:</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>RMSE</th> <th>R²</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Train</td> <td>6.24</td> <td>0.95</td> </tr> <tr> <td>Test</td> <td>12.28</td> <td>0.81</td> </tr> </tbody> </table> <p>pib_pc_ppa, fragilidad, prestamos, democracia, pib_ppa, desempleo, deuda_ext, exportaciones, saldo_cc, inflación</p>		RMSE	R ²	Train	10.23	0.86	Test	15.43	0.73		RMSE	R ²	Train	6.24	0.95	Test	12.28	0.81
	RMSE	R ²																	
Train	10.23	0.86																	
Test	15.43	0.73																	
	RMSE	R ²																	
Train	6.24	0.95																	
Test	12.28	0.81																	
<p>Logit multinomial: Transforma TE en niveles (“bajo”, “medio”, “alto”)</p> <ul style="list-style-type: none"> - Fragilidad alta: reduce la probabilidad de riesgo medio (0.29), pero aumenta la de riesgo alto (1.87). - PIB per cápita (PPA): menor PIB implica mayor riesgo. - Índice de democracia: no afecta al nivel medio, pero sí aumenta el riesgo alto (OR = 1.24). - Duración del gobierno alto: asociada a mayor riesgo alto (1.69), regímenes autoritarios o inestables. - Préstamos no productivos: menor valor asociado a riesgo alto. 																			

Tabla 29: Resumen de resultados

Var: variables eliminadas.
Var: variables no significativas (Alpha: 0.01)
Var: Variables significativas (Alpha: 0.1)
Var: Variables + relevantes.

Además de la capacidad predictiva de los modelos, el análisis de clasificación reveló agrupamientos interesantes que permiten interpretar mejor las dinámicas del riesgo país. Aunque la mayoría de las economías desarrolladas se concentran en el clúster de menor riesgo (clúster 5), sorprende la exclusión de Portugal e Italia que aparecen en el clúster 6, junto a economías con menor calificación, lo que puede deberse por su elevado nivel de deuda pública, menor crecimiento potencial o una percepción institucional más débil.

Por otro lado, destaca la agrupación de China, India y Estados Unidos a pesar de sus diferencias estructurales. Esto puede responder a un perfil común en economías de gran tamaño y alto crecimiento económico, pero con vulnerabilidades institucionales o fiscales.

También resulta interesante el tratamiento de países como Uruguay, Chile o Israel que, a pesar de contar con una calificación oficial relativamente alta, se agrupan con economías en transición o emergentes. Este comportamiento sugiere que ciertos déficits institucionales o debilidades estructurales penalizan su posición en el modelo.

Asimismo, sorprende la posición de la Unión Europea como entidad individual, ya que su comportamiento agregado no representa fielmente la heterogeneidad de sus Estados y aparece más próxima a una economía emergente-grande que a uno de baja vulnerabilidad.

Finalmente, destaca también la dispersión de países petroleros como Qatar, Emiratos Árabes o Arabia Saudita, que no siempre coinciden en un mismo clúster, a pesar de compartir sólidos fundamentos macroeconómicos. Esto podría deberse a factores institucionales como baja democracia, dependencia sectorial o fragilidad interna, que el modelo también recoge con sensibilidad.

En conjunto, los resultados muestran que el riesgo país no puede explicarse únicamente a partir de indicadores económicos; variables institucionales, de gobernanza y fragilidad estructural también desempeñan un papel central. Este enfoque multivariado y comparativo proporciona una herramienta sólida tanto para el análisis como para el seguimiento dinámico del riesgo soberano a nivel global.

7. CONCLUSIÓN

A lo largo del estudio se ha llevado a cabo un análisis exhaustivo del riesgo país mediante la aplicación de técnicas estadísticas tanto exploratorias como predictivas. El uso combinado de análisis de componentes principales (PCA), análisis de clústeres, análisis de correspondencias, y modelos de predicción como la regresión múltiple, CART y Random Forest, ha permitido identificar los factores más determinantes en la configuración del índice de riesgo país (TE). Las variables con mayor capacidad explicativa y predictiva han sido el PIB per cápita (PPA), la fragilidad estructural, el índice de democracia y los préstamos no productivos, mientras que otras como la duración del gobierno, el desempleo o la inflación también han aportado información relevante. Entre los modelos utilizados, Random Forest alcanzó el mejor desempeño predictivo ($R^2 = 0.95$ en train, 0.81 en test), seguido por la regresión lineal múltiple (R^2 ajustado = 0.77) y el modelo CART ($R^2 = 0.73$ en test).

A continuación, se responden las preguntas planteadas en la introducción, basándose en los resultados obtenidos a lo largo del análisis.

1. ¿Qué entendemos por riesgo país y cuáles son sus componentes principales?

El riesgo país se define como la probabilidad de que un país no pueda o no quiera cumplir con sus obligaciones financieras externas. Sus componentes principales, según el marco conceptual y empírico del estudio se puede resumir en tres grandes componentes:

- La solidez económica estructural: nivel de desarrollo, crecimiento, deuda externa y exportaciones
- Calidad institucional y gobernanza: democracia, estabilidad política y fragilidad del Estado
- Robustez del sistema financiero: morosidad bancaria (préstamos no productivos)

2. ¿Qué variables explican con mayor fuerza el riesgo país?

Las variables que mayor peso han demostrado en los modelos predictivos son el PIB per cápita (PPA), el índice de fragilidad institucional, el índice de democracia y los préstamos no productivos. Otras variables como el PIB total, la deuda externa y el desempleo o la inflación también aportan capacidad explicativa, aunque en menor medida. Estas variables reflejan tanto la solidez económica como la estabilidad institucional, dos pilares clave en la percepción del riesgo soberano.

3. ¿Tienen más capacidad predictiva los factores económicos o los institucionales?

Los resultados demuestran que ambos grupos son complementarios. Los factores económicos (como PIB per cápita o deuda) presentan un mayor peso en los modelos lineales, mientras que los factores institucionales (como democracia o fragilidad) son especialmente relevantes en modelos no lineales como CART o Random Forest. Por tanto, ningún grupo es superior de forma sistemática, sino que la combinación de ambos ofrece los mejores resultados predictivos.

4. ¿Existen diferencias entre economías desarrolladas y emergentes respecto a los factores que determinan el riesgo país?

Sí. Las economías desarrolladas suelen presentar perfiles más estables, con puntuaciones altas en variables institucionales y menor fragilidad, lo que les sitúa en clústeres de bajo riesgo. En cambio, las economías emergentes o en transición se caracterizan por tener un mayor dinamismo económico, pero también mayor vulnerabilidad estructural.

Además, el modelo LOGIT refuerza esta conclusión: los países con mayor fragilidad institucional presentan una probabilidad significativamente mayor de situarse en el nivel alto de riesgo, mientras que las economías con mayor PIB per cápita tienen menor probabilidad de pertenecer a los grupos de riesgo medio o alto. También se observa que ciertas características institucionales, como la duración prolongada de los gobiernos o niveles bajos de democracia, están asociadas a una mayor probabilidad de riesgo elevado, rasgos más comunes en economías emergentes o inestables.

5. ¿Qué modelos ofrecen mejores resultados para predecir el riesgo país?

El modelo con mayor capacidad predictiva ha sido el Random Forest, que obtuvo un R^2 del 0.81 en el conjunto de test, y un 0.95 en el conjunto train, seguido por la regresión múltiple basada en AIC ($R^2 = 0.77$) y el modelo CART ($R^2 = 0.73$). Random Forest destaca por su robustez y por capturar relaciones no lineales.

6. ¿Es posible clasificar a los países en grupos homogéneos según su perfil de riesgo?

Sí. El uso de técnicas como el PCA y el análisis de clústeres (k-means) permitió identificar grupos coherentes de países, como las economías avanzadas (bajo riesgo), las economías frágiles (alto riesgo), y los perfiles intermedios como las economías emergentes o en transición.

7. ¿Puede este enfoque servir como herramienta práctica para el seguimiento del riesgo soberano?

Definitivamente. Los modelos desarrollados no solo permiten estimar el riesgo país con precisión a partir de variables observables, sino también monitorizar su evolución mediante actualizaciones periódicas de datos. Esta herramienta puede ser útil para inversores, instituciones financieras y organismos públicos que requieran un seguimiento objetivo y dinámico del riesgo soberano en diferentes regiones del mundo.

8. ¿Qué pasa con Estados Unidos?

Como se ha mencionado antes, Moody's acaba de bajarle la calificación a Estados Unidos, por lo que es muy buena señal para la calidad del modelo que no haya agrupado a Estados Unidos con los países con bajo riesgo, sino que lo ha agrupado en un clúster intermedio. Esto pone de manifiesto que, más allá del tamaño económico, el riesgo país también responde a percepciones sobre sostenibilidad fiscal, estabilidad política y credibilidad institucional. Es decir, había indicadores suficientes, con datos de 2023, para reducir la calificación de deuda soberana de Estados Unidos.

En conjunto, estos resultados permiten no solo entender mejor las dinámicas del riesgo soberano, sino también anticipar escenarios de inestabilidad con implicaciones directas para el diseño de políticas económicas, la inversión extranjera y la cooperación internacional.

Una línea de trabajo futura podría consistir en adaptar el modelo de forma periódica o añadir datos históricos para mejorar la predicción.

8. BIBLIOGRAFIA

- ❖ Afonso, A., Gomes, P., & Rother, P. (2011). Short- and long-run determinants of sovereign debt credit ratings. *International Journal of Finance & Economics*, 16(1), 1–15.
- ❖ Afonso, A., & Rault, C. (2010). Long-run and short-run determinants of sovereign bond yields in the EU15 (CESifo Working Paper No. 3308).
- ❖ Arellano, M., & Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The Review of Economic Studies*, 58(2), 277–297.
- ❖ Baldacci, E., Gupta, S., & Mati, A. (2011). Political and fiscal risk determinants of sovereign spreads in emerging markets. *Review of Development Finance*, 1(3), 109–122.
- ❖ Baldacci, E., Gupta, S., & Mulas-Granados, C. (2013). Debt reduction, fiscal adjustment, and growth in credit-constrained economies (IMF Working Paper No. 13/238).
- ❖ Baldacci, E., McHugh, J., & Petrova, I. (2011). Measuring fiscal vulnerability and fiscal stress: A proposed set of indicators (IMF Working Paper No. 11/94).
- ❖ Banco de España. (2023). *Informe anual 2022*.
- ❖ Bussmann, N., & Plank, T. (2021). Forecasting sovereign risk in the Euro Area via machine learning. *Journal of Forecasting*, 40(6), 1011–1024.
- ❖ Cantor, R., & Packer, F. (1996). Determinants and impact of sovereign credit ratings. *Economic Policy Review*, 2(2), 37–53.
- ❖ Claessens, S., & Forbes, K. J. (Eds.). (2001). *International financial contagion*. Springer.
- ❖ Comisión Europea. (2023). *España – Informe de seguimiento de políticas económicas y fiscales*.
- ❖ Corsetti, G., Meier, A., & Müller, G. J. (2022). Sovereign risk, fiscal policy, and macroeconomic stability in the Euro Area. *European Economic Review*, 145, 104100. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2022.104100>
- ❖ Datosmacro. (2024). *Prima de riesgo de España*. Expansión. <https://datosmacro.expansion.com/prima-riesgo/espana?dr=2022-05>
- ❖ Determinants of Sovereign Credit Ratings (Afonso, Gomes & Rother, 2011)
- ❖ De Groeve, T., Poljansek, K., & Vernaccini, L. (2019). Imputation of missing values in the INFORM Global Risk Index. Joint Research Centre, European Commission.
- ❖ Eichengreen, B., Hausmann, R., & Panizza, U. (2005). The pain of original sin. In B.
- ❖ Eichengreen & R. Hausmann (Eds.), *Other people's money: Debt denomination and financial instability in emerging market economies* (pp. 13–47). University of Chicago Press.
- ❖ Fich IBCA. <https://www.fitchibca.com>
- ❖ Frank, C. R., & Cline, W. R. (1971). Measurement of debt-servicing capacity: An application of discriminant analysis. *Journal of International Economics*, 1(3), 327–344.
- ❖ Fondo Monetario Internacional (FMI). (2021). *Fiscal Monitor: Strengthening the credibility of public finances*. International Monetary Fund.
- ❖ García, S., & Vicéns Otero, J. (2000). *Especificación y estimación de un modelo de riesgo país*. Universidad Autónoma de Madrid.
- ❖ González Taborda, J. A. (2015). *Análisis multivariante de la calidad de los apoyos de madera en una red de distribución eléctrica*.
- ❖ International Monetary Fund. (2011). *Assessing reserve adequacy* (IMF Policy Paper).
- ❖ International Monetary Fund. (2013). *Risk Assessment Matrix (RAM): Guidance Note*.
- ❖ Kang, H. (2013). The prevention and handling of the missing data. *Korean Journal of Anesthesiology*, 64(5), 402–406.
- ❖ Litterman, R., & Scheinkman, J. (1991). Common factors affecting bond returns. *The Journal of Fixed Income*, 1(1), 54–61.
- ❖ López, P. J. (1996). *El rating y las agencias de calificación*. Dykinson.
- ❖ Manasse, P., Roubini, N., & Schimmelpfennig, A. (2003). Predicting sovereign debt crises (IMF Working Paper No. WP/03/221).
- ❖ Moody's Investor Service. <http://www.moody.com>
- ❖ Obstfeld, M., & Taylor, A. M. (2004). *Global capital markets: Integration, crisis, and growth*. Cambridge University Press.
- ❖ Ontiveros, Á., Berges, D., Manzano, D., & Valero, F. (1991). *Mercados financieros internacionales*. Espasa-Calpe.

- ❖ Panizza, U., & Presbitero, A. F. (2014). Public debt and economic growth: Is there a causal effect? *Journal of Macroeconomics*, 41, 21–41.
- ❖ Poljanšek, K., Vernaccini, L., Nweke, E. P., & Marin-Ferrer, M. (2020). Imputation of missing values in the INFORM Global Risk Index (EUR 30037 EN). Publications Office of the European Union.
- ❖ Raymond, L., & Roberts, K. (1987). Les données manquantes: Introduction aux concepts de base à l'intention du chercheur novice. *Canadian Journal of Nursing Research*, 19(3), 85–88.
- ❖ Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2010). Growth in a time of debt. *American Economic Review*, 100(2), 573–578. <https://doi.org/10.1257/aer.100.2.573>
- ❖ Standard & Poor's. <http://www.standardandpoors.com>
- ❖ Standard & Poor's Global Ratings. (2023). Spain - Sovereign Rating Report.
- ❖ Van Buuren, S. (2018). Flexible imputation of missing data (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- ❖ World Bank. (2004). External debt statistics: Guide for compilers and users. International Monetary Fund & World Bank.
- ❖ World Bank. (2022). Global Economic Prospects, January 2022: A world in turmoil. World Bank Group.

Bases de datos

1. Banco Mundial. (2024). *Activos de instituciones financieras (% del PIB)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/FB.AST.NPER.ZS?locations=XO>
2. Banco Mundial. (2024). *Crecimiento de las exportaciones de bienes y servicios (% anual)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/NE.EXP.GNFS.KD.ZG>
3. Banco Mundial. (2024). *Crecimiento del PIB (% anual)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/NY.GDP.MKTP.KD.ZG>
4. Banco Mundial. (2024). *Deuda externa total (USD a precios corrientes)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/DT.DOD.DECT.CD>
5. Banco Mundial. (2024). *Deuda total del gobierno general (% del PIB)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/GC.DOD.TOTL.GD.ZS>
6. Banco Mundial. (2024). *Déficit por cuenta corriente (% del PIB)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/BN.CAB.XOKA.GD.ZS>
7. Banco Mundial. (2024). *Gasto público total (% del PIB)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/GC.XPN.TOTL.GD.ZS>
8. Banco Mundial. (2024). *Índice de precios al consumidor (inflación anual)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/FP.CPI.TOTL.ZG>
9. Banco Mundial. (2024). *PIB per cápita (PPA, USD constantes de 2017)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/NY.GDP.PCAP.PP.KD>
10. Banco Mundial. (2024). *PIB total (PPA, USD constantes de 2017)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/NY.GDP.MKTP.PP.KD>
11. Banco Mundial. (2024). *Posición de reservas internacionales (% del PIB)*. URL: <http://datos.bancomundial.org/indicador/FI.RES.TOTL.DT.ZS?locations=XL>
12. Banco Mundial. (2024). *Rango de percepción del país en el percentil superior*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/PV.PER.RNK.UPPER>
13. Banco Mundial. (2024). *Tasa de desempleo total (% de la población activa)*. URL: <https://datos.bancomundial.org/indicador/SL.UEM.TOTL.ZS>
14. Datosmacro. (2024). *Índice de competitividad global*. Expansión. URL: <https://datosmacro.expansion.com/estado/indice-competitividad-global>
15. Datosmacro. (2024). *Índice de fragilidad estatal*. Expansión. URL: <https://datosmacro.expansion.com/estado/indice-mundial-fragilidad>
16. Datosmacro. (2024). *Índice de percepción de la corrupción*. Expansión. URL: <https://datosmacro.expansion.com/estado/indice-percepcion-corrupcion>
17. Wikipedia. (2024). *Duración de mandato*. URL: https://es.wikipedia.org/wiki/Duraci%C3%B3n_de_mandato
18. Wikipedia. (2024). *Índice de democracia*. URL: https://es.wikipedia.org/wiki/%C3%8Dndice_de_democracia