

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES



UNIVERSIDAD COMPLUTENSE MADRID

TRABAJO DE FIN DE MÁSTER

Una especificación bidimensional del tipo del agente en modelos climáticos: vulnerabilidad y capacidad

A bidimensional specification of the agent's type in climate models: vulnerability and capacity

Supervisor/es: Francisco Álvarez González

Julio Rivera Barahona

MÁSTER EN ECONOMÍA
CURSO ACADÉMICO 2024–2025
CONVOCATORIA 2025

Resumen

La provisión eficiente y equitativa del bien público climático depende críticamente de cómo se modelan los incentivos de los países. En la literatura tradicional de bienes públicos, el tipo del agente (θ_i) suele tratarse como una variable unidimensional, lo que ignora la heterogeneidad estructural entre países en términos de vulnerabilidad climática y capacidad de desarrollo. Este trabajo propone una especificación bidimensional del tipo del agente: $\theta_i = (v_i, c_i)$, donde v_i representa la vulnerabilidad y c_i la capacidad.

Esta especificación permite modelar la tensión entre eficiencia y justicia climática, reconociendo que países con alta vulnerabilidad pero baja capacidad enfrentan un doble desafío, mientras que países con alta capacidad pero baja exposición tienen mayores posibilidades de contribuir. Utilizando datos del ND-GAIN Index (1995–2023) y modelos de datos de panel —efectos fijos, efectos aleatorios y GMM dinámico—, se estima la relación causal entre vulnerabilidad y capacidad, medida como *Readiness* e Índice de Desarrollo Humano (IDH).

Los resultados muestran una relación negativa, significativa y robusta: a mayor vulnerabilidad, menor capacidad de adaptación. El modelo GMM confirma este efecto causal incluso después de corregir por endogeneidad dinámica.

Estos hallazgos respaldan la necesidad de diseñar mecanismos de bienes públicos que sean sensibles a la heterogeneidad entre países, alineando la teoría económica con la justicia climática.

Palabras clave: Bienes públicos, cambio climático, vulnerabilidad, capacidad de adaptación, tipo del agente, modelos de datos de panel.

Abstract

The efficient and equitable provision of the climate public good critically depends on how countries' incentives are modeled. In the traditional public goods literature, the agent's type (θ_i) is typically treated as a one-dimensional variable, which overlooks structural heterogeneity among countries in terms of climate vulnerability and development capacity. This document proposes a two-dimensional specification of the agent's type: $\theta_i = (v_i, c_i)$, where v_i represents vulnerability and c_i represents capacity.

This specification allows modeling the tension between efficiency and climate justice, recognizing that countries with high vulnerability but low capacity face a double challenge, while those with high capacity but low exposure have greater potential to contribute. Using data from the ND-GAIN Index (1995–2023) and panel data models — fixed effects, random effects, and dynamic GMM — the causal relationship between vulnerability and capacity is estimated, using *Readiness* and the Human Development Index (HDI) as proxies.

The results show a negative, significant, and robust relationship: higher vulnerability leads to lower adaptive capacity. The GMM model confirms this causal effect even after correcting for dynamic endogeneity.

These findings support the need to design public goods mechanisms that are sensitive to cross-country heterogeneity, aligning economic theory with climate justice.

Keywords: Public goods, climate change, vulnerability, adaptation capacity, agent type, panel data models.

Índice

1. Introducción	4
2. Estudios previos	4
3. Datos	6
4. Especificación econométrica	10
5. Resultados	12
6. Implicaciones teóricas	17
7. Comentarios finales	18
8. Apéndice	20
A. Código	20
B. Figuras	20
C. Lista de países del ND-GAIN	23

1. Introducción

La provisión del bien público global como lo es el clima estable, es uno de los mayores desafíos del siglo XXI. A pesar de los acuerdos internacionales, la cooperación sigue siendo limitada, y las emisiones globales continúan aumentando. La teoría económica de los bienes públicos ofrece un marco poderoso para entender esto, modelando a los países como agentes racionales que deciden su nivel de contribución [Bergstrom et al. \(1986\)](#).

Un elemento central de estos modelos es el *tipo* del agente (θ_i), que representa toda la información privada relevante para la provisión eficiente del bien público. Sin embargo, en la literatura dominante, el tipo se suele reducir a una sola dimensión, como el ingreso o la capacidad de pago. Esta simplificación ignora una realidad crucial: los países enfrentan dos problemas interrelacionados, pero distintos: la *mitigación* (reducción de emisiones) y la *adaptación* (cómo conviven con los impactos del cambio climático).

Esta omisión teórica tiene consecuencias prácticas. Un país como Haití, altamente vulnerable a los impactos climáticos pero con baja capacidad de desarrollo, tiene un perfil de incentivos muy diferente al de un país como Alemania, con baja vulnerabilidad y alta capacidad. La literatura no ha especificado formalmente cómo estas dos dimensiones estructuran el tipo del agente.

Este trabajo se centra en la siguiente pregunta de investigación: **¿Cómo debería especificarse el tipo del agente θ_i en modelos de bienes públicos climáticos para capturar la heterogeneidad real entre países?** Para responder a esta pregunta, se propone que el tipo del agente debe ser inherentemente *bidimensional*: $\theta_i = (v_i, c_i)$, donde v_i representa la *vulnerabilidad climática* (los beneficios marginales de la mitigación) y c_i su *capacidad de desarrollo* (los costos marginales de contribuir). Esta especificación permite modelar el trade-off entre eficiencia y justicia climática, capturando la heterogeneidad real entre países.

Para validar esta propuesta, se lleva a cabo un análisis empírico riguroso utilizando datos de panel del ND-GAIN Index [Chen et al. \(2024\)](#) para 187 países entre 1995 y 2023. Se estiman modelos de efectos fijos, aleatorios y GMM dinámico para evaluar la relación entre vulnerabilidad y capacidad, medida como *Readiness* e Índice de Desarrollo Humano (IDH).

El documento está estructurado de la siguiente manera. En la Sección 2 se revisa la literatura previa sobre el tipo del agente en modelos de bienes públicos, destacando la brecha que este trabajo busca llenar. Se hace una descripción y se analizan algunos elementos de interés en la sección de 3 sobre las principales características de los datos que servirán de insumo para la estimación econométrica. En la Sección 4 se describe la estrategia empírica, incluyendo la especificación de los modelos de panel y el enfoque de variables instrumentales. En la Sección 5 se presentan los resultados empíricos, mostrando una relación negativa, significativa y robusta entre vulnerabilidad y capacidad. Una vez que se han discutido los resultados de la evidencia empírica, se esbozan en la sección 6 algunas implicaciones teóricas interesantes para profundizar en futuras investigaciones. Finalmente, en la Sección 7 se plantean los comentarios y reflexión final sobre que contribuciones metodológicas, empíricas y teóricas entrega este trabajo.

2. Estudios previos

La provisión eficiente y equitativa del bien público climático depende críticamente de cómo se modelan los incentivos de los países. En los modelos de bienes públicos globales, el tipo del agente (θ_i) juega un papel central: determina sus preferencias por el bien público, sus costos de mitigación y, por tanto, su disposición a contribuir. Sin embargo, en la literatura tradicional, θ_i suele tratarse como una variable unidimensional —por ejemplo, una valoración abstracta del clima estable—, lo que deja de lado dimensiones estructurales clave como la responsabilidad histórica, la capacidad económica o la vulnerabilidad climática.

Este trabajo parte de la premisa de que caracterizar adecuadamente el tipo del agente es esencial para diseñar mecanismos climáticos que sean no solo eficientes, sino también justos. Ignorar la heterogeneidad real entre países —como la diferencia entre un país altamente vulnerable pero con baja capacidad y uno con alta capacidad pero baja exposición— lleva a predicciones erróneas sobre cooperación, transferencias y provisión del bien público. Por ello, surge la pregunta central: ¿qué debemos incluir en θ_i para que sea una representación realista del agente en el sistema climático global?

En la teoría de mecanismos, el tipo del agente (θ_i) representa toda la información privada relevante para la provisión eficiente de un bien público [Baliga and Maskin \(2003\)](#). Esta información no es observada por nadie que no sea el propio agente, pero influye en las decisiones estratégicas del agente. El concepto se formaliza en trabajos fundacionales como [Groves and Ledyard \(1977\)](#), donde se supone que cada agente posee una valoración privada del bien público, que puede revelarse mediante un diseño adecuado de pagos. Este enfoque sentó las bases del mecanismo de Groves, en el que revelar la verdad se incentiva mediante transferencias que dependen de las contribuciones ajenas.

En este marco, el tipo no es un parámetro arbitrario, sino una construcción teórica que permite diseñar reglas que funcionen bajo asimetría informativa. Aunque [Bergstrom et al. \(1986\)](#) no usa el término tipo explíci-

tamente, introduce la idea de agrupar agentes con preferencias similares para extender resultados de modelos con homogeneidad. De forma similar, [Warr \(1983\)](#) aborda implícitamente la heterogeneidad entre agentes, reconociendo que características como el ingreso individual —determinado exógenamente— generan diferencias en sus elecciones.

Estos trabajos establecen que el tipo debe capturar diferencias estructurales que afectan los incentivos, lo que abre la puerta a definiciones más ricas que vayan más allá de una simple preferencia por el bien público.

En el contexto específico del cambio climático, el tipo del agente debe reflejar las dimensiones que determinan tanto los costos como los beneficios de la mitigación. Dos trabajos clave orientan esta discusión.

Por un lado, [Jouni Paavola \(2006\)](#) argumenta que la vulnerabilidad y la capacidad son características esenciales para definir el papel de un país en la agenda climática. Países con alta vulnerabilidad enfrentan mayores daños por el cambio climático, lo que aumenta su beneficio marginal de una reducción global de emisiones. Por otro lado, países con mayor capacidad tienen menores costos marginales de mitigación y, por tanto, pueden contribuir más sin comprometer su bienestar. Este enfoque reconoce que el tipo no es uniforme, sino que está ligado a la justicia climática.

Por otro lado, [Alessandro Tavoni \(2011\)](#) muestra experimentalmente que la desigualdad en capacidades afecta negativamente la cooperación. Un hallazgo crucial es que el éxito en la provisión del bien público climático depende de que los países ricos asuman una carga desproporcionada desde el inicio. Sin embargo, los autores advierten que esta extrapolación debe tomarse con cautela, ya que el entorno experimental no captura la incertidumbre y la escala del problema real.

Estos estudios indican que el tipo en modelos climáticos debe incluir al menos dos dimensiones: *vulnerabilidad* (beneficios del bien público) y *capacidad* (costos de contribución).

La pregunta entonces es: ¿puede θ_i reducirse a una sola dimensión, como la capacidad o la vulnerabilidad, o debe ser inherentemente multidimensional?

Si bien algunos modelos asumen que θ_i depende únicamente de la riqueza o del costo de mitigación [Acheampong and Opoku \(2023\)](#), esta simplificación ignora que un país pobre y vulnerable puede tener altos beneficios marginales por mitigar (por los daños que evita), pero altos costos marginales (por su limitado margen de maniobra fiscal). Esta tensión no puede capturarse con un tipo unidimensional.

Este trabajo intenta mostrar, por tanto, que el tipo del agente es *multidimensional*: $\theta_i = (v_i, c_i)$, donde v_i representa la vulnerabilidad climática y c_i la capacidad económica y de desarrollo. Esta especificación permite modelar la heterogeneidad real entre países y alinear el diseño del mecanismo con el principio de responsabilidad común pero diferenciada. Si θ_i depende de ambas dimensiones, surge una pregunta clave: ¿son estas variables independientes, o están correlacionadas?

La evidencia empírica sugiere que la vulnerabilidad tiene efectos endógenos sobre la capacidad. Trabajos como [Dell et al. \(2012\)](#) utilizan shocks de temperatura como variables instrumentales y muestran que estos reducen significativamente el crecimiento económico en países en desarrollo, incluso después de controlar por instituciones y políticas. Este hallazgo establece una relación causal: el clima afecta el desarrollo.

Este resultado se refuerza en [Burke et al. \(2015\)](#), que muestra que el impacto de la temperatura sobre el PIB es no lineal y asimétrico: mientras los países cálidos y pobres sufren pérdidas, los templados y ricos pueden incluso beneficiarse. Esto implica que la vulnerabilidad no es solo una condición geográfica, sino que tiene consecuencias económicas acumulativas.

Además, [Tsopmo et al. \(2022\)](#) muestra que la vulnerabilidad climática reduce directamente la capacidad de los gobiernos en países en desarrollo para movilizar ingresos fiscales. Este deterioro en la recaudación limita su inversión en servicios públicos, infraestructura y adaptación, lo que crea un círculo vicioso: más vulnerabilidad, implica menos ingresos, esto provoca menos inversión, que su vez implica más vulnerabilidad. Este hallazgo confirma que c_i es endógena y justifica la necesidad de transferencias internacionales para romper este ciclo.

Por otro lado, [Chapagain et al. \(2025\)](#) realiza una revisión sistemática de la literatura y confirma que la capacidad de adaptación es inherentemente multidimensional, con dimensiones económicas, institucionales y sociales que son las más frecuentemente utilizadas. Este hallazgo respalda la validez del índice de *Readiness* del ND-GAIN como proxy de la capacidad del agente en modelos de bienes públicos climáticos.

Además, [Auffhammer \(2018\)](#) revisa sistemáticamente la literatura sobre daños económicos y encuentra que muchos modelos subestiman el costo social del carbono porque no actualizan sus funciones de daño. Subestimar estos daños afecta especialmente a países vulnerables, lo que refuerza la necesidad de modelos dinámicos que integren esta retroalimentación.

En conjunto, estos trabajos permiten concluir que:

1. La *vulnerabilidad* (v_i) puede considerarse una variable *exógena* o predeterminada, ligada a factores geográficos, sociales e institucionales.
2. La *capacidad* (c_i), aunque inicialmente dada, es *endógena* en un marco dinámico, ya que puede deteriorarse como consecuencia de los impactos no mitigados del cambio climático.

3. Existe una relación causal: la vulnerabilidad afecta endógenamente la capacidad a través de sus efectos sobre el crecimiento económico.

Por tanto, la especificación $\theta_i = (v_i, c_i)$ no es solo teóricamente justificada, sino empíricamente robusta. Permite capturar tanto la heterogeneidad inicial entre países como la dinámica de desarrollo asociada a los impactos climáticos, lo que es crucial para diseñar mecanismos sostenibles en el tiempo.

3. Datos

Para el análisis empírico que sustenta la especificación del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$, se utiliza el *ND-GAIN Country Index* (Notre Dame Global Adaptation Index) 2024 [Chen et al. \(2024\)](#), una fuente de datos globalmente reconocida que mide la vulnerabilidad al cambio climático y la capacidad de adaptación de 192 países desde el año 1985 hasta el año 2023 ¹.

El índice ND-GAIN se construye a partir de seis elementos, agrupados en dos dimensiones principales: *Vulnerabilidad* y *Capacidad de Adaptación* (denominada *Readiness* en el informe). Los pilares de *Vulnerabilidad* incluyen: Alimentación, Agua y Salud. Los pilares de *Capacidad* incluyen: Gobernanza, Educación e Innovación. Cada pilar se compone de indicadores específicos derivados de más de 40 fuentes oficiales, como el Banco Mundial (WDI), la FAO, la OMS, la UNESCO y la ONU.

En este trabajo, se utilizan las siguientes variables extraídas del ND-GAIN:

- **Vulnerability:** Subíndice que refleja la exposición y sensibilidad de un país a los impactos climáticos.
- **Readiness:** Subíndice que mide la capacidad institucional, económica y social para implementar soluciones de adaptación.

Es importante destacar que el *Readiness* del ND-GAIN no mide directamente la capacidad de un país para *mitigar* emisiones, sino su capacidad para *adaptarse* a los impactos del cambio climático. Aunque ambos procesos están relacionados, son distintos. Un país puede tener alta capacidad para adaptarse (alta *Readiness*) porque está obligado a hacerlo por su alta vulnerabilidad, pero esto no implica necesariamente que tenga alta capacidad para mitigar. Esta distinción es crucial para la especificación teórica del tipo del agente.

Además, se complementan estos datos con información de otras fuentes:

- **Índice de Desarrollo Humano (IDH):** Tomado del Informe sobre Desarrollo Humano del PNUD, se utiliza como una medida adicional del nivel de desarrollo del país.
- **PIB per cápita:** Extraído de la base de datos del Banco Mundial (World Development Indicators), se usa como proxy de la capacidad económica.
- **Emisiones de CO2 por habitante:** Obtenidas del European Commission's Emissions Database for Global Atmospheric Research (EDGAR) [Crippa et al. \(2023\)](#), para contextualizar la responsabilidad histórica y actual de los países.

Se construye un panel de datos balanceado, esta estructura de panel (países y tiempo) hace posible la estimación de modelos econométricos que controlan por efectos fijos y heterogeneidad no observada, siguiendo la metodología de trabajos seminales como [Burke et al. \(2015\)](#) y [Dell et al. \(2012\)](#).

La elección del ND-GAIN como fuente principal se justifica porque es una de las pocas bases de datos que combina sistemáticamente vulnerabilidad y capacidad en un marco comparable entre países, lo que alinea directamente con la definición propuesta de $\theta_i = (v_i, c_i)$.

Un aspecto fundamental para la especificación del tipo del agente es determinar qué variable mejor captura la *capacidad* (c_i) del país. Aunque el *Readiness* del ND-GAIN es una medida específica de la capacidad de adaptación, su relación con el *IDH* permite evaluar si ambas pueden servir como proxies válidos de la capacidad general.

Además, la literatura reciente proporciona evidencia empírica que respalda la elección del Índice de Desarrollo Humano (IDH) como proxy de la capacidad del agente (c_i). Aunque el IDH no mide directamente la mitigación de emisiones, refleja el nivel de desarrollo humano —salud, educación e ingresos— que está estrechamente asociado con la capacidad institucional, tecnológica y financiera para enfrentar el cambio climático.

Estudios como [Narayan et al. \(2016\)](#) y [Du et al. \(2019\)](#) muestran que la relación entre crecimiento económico y emisiones de carbono no es uniforme, y que algunos países logran desacoplar el crecimiento de las emisiones, especialmente en sectores clave como la construcción. Este desacoplamiento no ocurre por sí solo, sino que depende de factores como la eficiencia energética, la innovación tecnológica y la calidad de las instituciones —dimensiones que el IDH capta de forma sintética. Por otro lado, [Moore et al. \(2017\)](#) demuestra que los

¹Véase en sección C del apéndice

modelos económicos tradicionales subestiman gravemente los daños del cambio climático en sectores como la agricultura, lo que afecta especialmente a los países con menor desarrollo. Este hallazgo refuerza la idea de que la capacidad de un país para adaptarse y mitigar no es exógena, sino que puede deteriorarse como consecuencia de los impactos climáticos no mitigados. En este sentido, la capacidad (c_i) es una variable endógena, y el IDH, al reflejar el estado acumulado de desarrollo humano, emerge como una proxy razonable y robusta para capturar esta dinámica.

En conjunto, estos trabajos indican que el IDH no solo mide bienestar, sino que también es un indicador clave de la resiliencia climática y la capacidad de contribución al bien público global. Por tanto, su uso como proxy de c_i en el modelo teórico es teóricamente justificado y empíricamente respaldado.

La Figura 1 presenta un gráfico de dispersión entre el Índice de Desarrollo Humano (IDH) y el *Readiness*. La nube de puntos muestra una relación fuertemente positiva, lo que sugiere que los países con mayor desarrollo humano tienden a tener mayor capacidad para adaptarse al cambio climático.

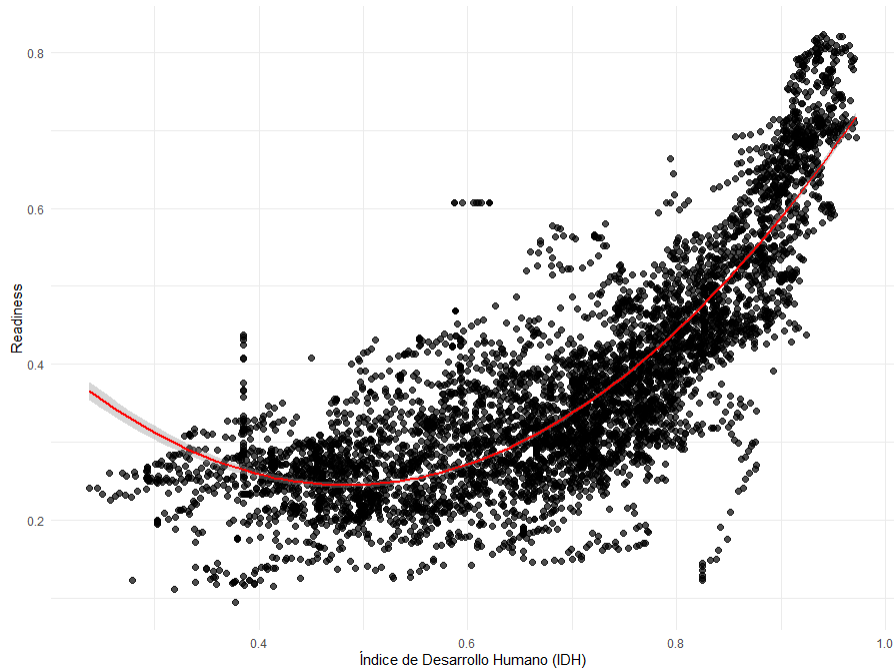


Figura 1: Relación entre IDH y Readiness. Elaboración propia con datos del ND-GAIN Index

La Figura 1 presenta un gráfico de dispersión entre el Índice de Desarrollo Humano (IDH) y el *Readiness*, revelando una relación claramente positiva: los países con mayor desarrollo humano tienden a exhibir una mayor capacidad para adaptarse al cambio climático. Esta asociación visual se confirma empíricamente mediante la estimación de modelos lineales y cuadráticos, cuyos resultados se reportan en la Tabla 1. El modelo lineal explica el 58.3% de la variación en el *Readiness*, mientras que el modelo cuadrático mejora sustancialmente el ajuste, alcanzando un R^2 ajustado de 0.732. El coeficiente positivo y altamente significativo del término $I(\text{IDH}^2)$ confirma que la relación entre ambas variables es **convexa**: los beneficios marginales en capacidad de adaptación por unidad adicional de IDH son decrecientes.

Cuadro 1: Regresiones de Readiness sobre IDH

	Modelo Lineal (1)	Modelo Cuadrático (2)
Coefficientes		
Intercepto	-0,0894*** (0,0055)	0,7113*** (0,0152)
IDH	0,6827*** (0,0078)	-1,9240*** (0,0476)
I(IDH ²)	-	1,9860*** (0,0359)
Estadísticas y pruebas		
R-cuadrado	0.5831	0.7318
Ajustado R-cuadrado	0.5830	0.7317
F-statistic	7705	7512
Observaciones	5509	5508

Nota: Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,001$.

Cuadro 2: Regresión de *Readiness* sobre IDH: Modelos lineales y cuadráticos por año

	1995		2005		2023	
	Lineal	Cuadrática	Lineal	Cuadrática	Lineal	Cuadrática
Coefficientes						
Intercepto	0,0423 (0,0230)	0,5446*** (0,0588)	-0,0588* (0,0254)	0,7017*** (0,0708)	-0,2018*** (0,0341)	0,8567*** (0,1258)
IDH	0,5074*** (0,0360)	-1,3400*** (0,2064)	0,6388*** (0,0369)	-1,8854*** (0,2276)	0,8149*** (0,0451)	-2,2969*** (0,3621)
I(IDH ²)		1,5631*** (0,1728)		1,9574*** (0,1751)		2,1829*** (0,2526)
Estadísticas y pruebas						
Observaciones	190	190	190	190	190	190
R-cuadrado (ajustado)	0.5116	0.6585	0.6126	0.7666	0.6329	0.7363
F-statistic / F-prueba	199.00	183.20	299.90	311.30	326.90	264.90
p-value (F)	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001

- Nota: Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,001$, ** $p < 0,01$, * $p < 0,05$, $p < 0,1$.
- Modelos estimados con datos de 190 países para cada año.
- El modelo cuadrático es $readiness = \beta_0 + \beta_1 \cdot hdi + \beta_2 \cdot hdi^2 + \varepsilon$.

Este patrón se mantiene a lo largo del tiempo, como lo demuestra el análisis de tres puntos clave del periodo: 1995 (inicio), 2005 (intermedio) y 2023 (final). En todos los años, el modelo cuadrático presenta una mejor bondad de ajuste que el lineal, con R^2 ajustados que oscilan entre 0.6585 y 0.7666 para el modelo cuadrático, frente a valores entre 0.5116 y 0.6329 para el lineal. Este hallazgo robusto a través del tiempo indica que la relación no lineal es una característica estructural del sistema, no muestral.

La convexidad de esta relación tiene implicaciones teóricas profundas. Sugiere que los países con bajo IDH inicial enfrentan un camino más largo y costoso hacia la resiliencia climática: requieren incrementos sustanciales en desarrollo humano para lograr mejoras modestas en su *Readiness*. En contraste, los países con alto IDH inicial pueden amplificar significativamente su capacidad de adaptación con pequeños avances adicionales en desarrollo. Esta asimetría en los retornos marginales sobre la inversión en desarrollo humano no puede pasar desapercibida en el diseño de mecanismos de bienes públicos climáticos. Implica que una política de cooperación climática eficiente y justa debe reconocer que la capacidad (c_i) no es solo un nivel, sino una función con rendimientos decrecientes. Por tanto, la ayuda internacional dirigida a países con bajo IDH no solo es un imperativo de justicia, sino también una inversión altamente rentable en la capacidad global de adaptación, ya que moviliza las mayores ganancias marginales en resiliencia.

Para explorar la heterogeneidad entre países en el espacio de vulnerabilidad y capacidad, se construyen gráficos de dispersión que dividen el plano en cuatro cuadrantes utilizando las medianas de cada variable. Esta elección es metodológicamente sólida porque la mediana es robusta frente a valores atípicos y divide la muestra en dos grupos de tamaño igual, lo que permite una interpretación equilibrada de los patrones globales. La Figura

2 presenta al *Índice de Desarrollo Humano (IDH)* como proxy de capacidad de mitigación en relación al índice de vulnerabilidad del índice asignando a los agentes en cuatro posibles grupos:

1. **Baja vulnerabilidad y alta capacidad:** Países con baja exposición climática y alto nivel de desarrollo o adaptación.
2. **Alta vulnerabilidad y alta capacidad:** Países con alta exposición climática pero con fuertes capacidades institucionales o económicas.
3. **Alta vulnerabilidad y baja capacidad:** Países en mayor riesgo, con alta exposición y escasa capacidad para adaptarse.
4. **Baja vulnerabilidad y baja capacidad:** Países con baja exposición pero también con bajos niveles de desarrollo.

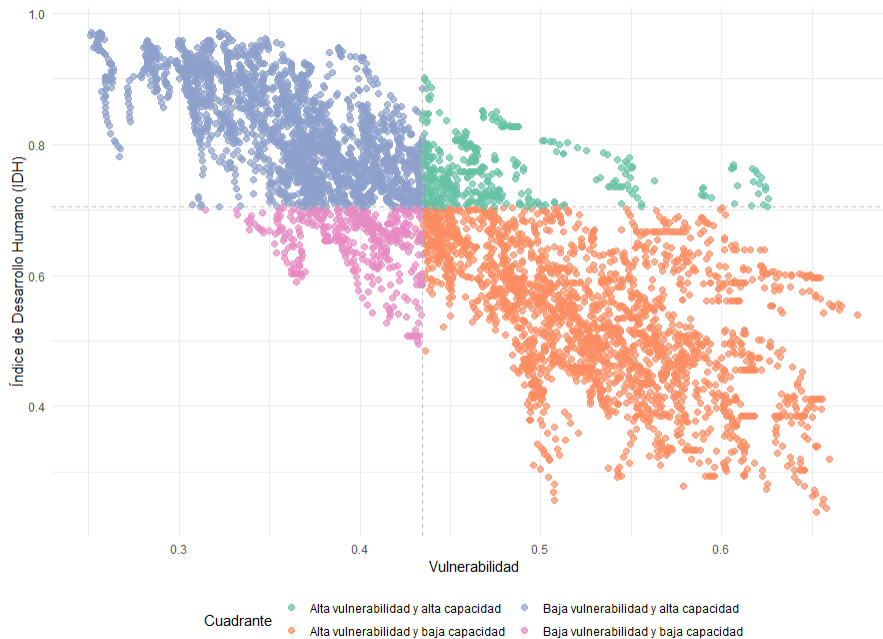


Figura 2: Distribución de países en el espacio de vulnerabilidad y capacidad. Las líneas punteadas representan las medianas globales. Elaboración propia con datos del ND-GAIN Index

En la figura 2 donde capacidad se ve a través del *IDH* se aprecia que el cuadrante de alta vulnerabilidad y baja capacidad es el más grande, además muestra una fuerte relación negativa entre vulnerabilidad y desarrollo humano en todos los cuadrantes. En otras figuras cuando *Readiness* está en el eje y, se ve que el cuadrante de alta vulnerabilidad y baja capacidad es el más denso, lo que sugiere que la mayoría de países enfrentan un doble desafío de alta exposición y poca preparación para enfrentar fenómenos climáticos.²

Estas visualizaciones son clave para la discusión del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$, ya que revelan que la heterogeneidad no es uniforme y que la capacidad puede tener diferentes dimensiones. La distribución distinta de los países según la medida de capacidad elegida indica que no existe una única forma de ser capaz en el contexto del cambio climático.

Para complementar el análisis estático, se presenta una visualización dinámica del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$ para ocho países representativos entre 1995 y 2023, considerando dos medidas distintas de capacidad: *Readiness* e *Índice de Desarrollo Humano (IDH)*. A diferencia del análisis estático basado en medianas (Figura 2), esta representación no busca clasificar países en cuadrantes, sino rastrear su evolución en el tiempo, lo que permite una discusión más profunda sobre la naturaleza del tipo del agente.

². Véase figura 9 en apéndice

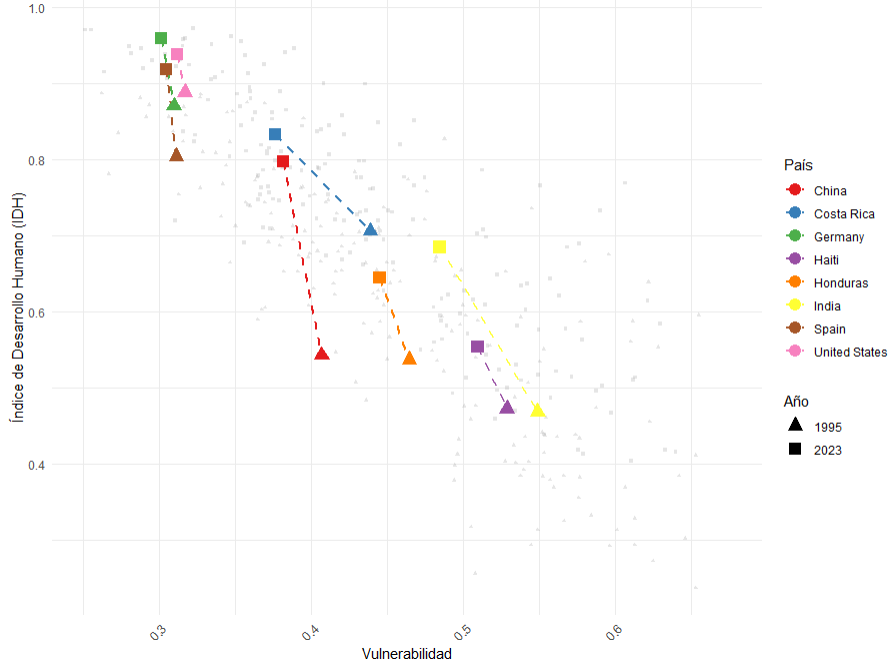


Figura 3: Evolución del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$ para ocho países representativos entre 1995 y 2023. Elaboración propia con datos del ND-GAIN Index

Un hallazgo central es que la vulnerabilidad ha disminuido en todos los países analizados, independientemente de su nivel inicial de desarrollo. Este descenso es consistente en las dos dimensiones de capacidad, lo que sugiere que la vulnerabilidad no es una característica puramente exógena, determinada únicamente por factores geográficos o climáticos, sino que es endógena y puede ser reducida mediante políticas de adaptación, mejoras institucionales o inversión en infraestructura. La comparación entre países con alta y baja capacidad inicial revela patrones distintos. Por ejemplo, Estados Unidos y Alemania, países con alta capacidad en 1995, lograron reducir ligeramente su vulnerabilidad mientras aumentaban su IDH y *Readiness*.³

Esta heterogeneidad en las trayectorias de los países subraya la necesidad de especificar el tipo del agente como un vector multidimensional y dinámico. Los modelos estáticos o de corte transversal no pueden capturar estos cambios temporales. Por el contrario, el uso de datos de panel permite modelar la evolución del tipo del agente, controlar por heterogeneidad no observada constante en el tiempo (mediante efectos fijos) y estimar efectos dinámicos, como la reversibilidad entre vulnerabilidad y capacidad. Este enfoque es esencial para desarrollar mecanismos de bienes públicos que sean robustos, justos y sostenibles en el tiempo.

4. Especificación econométrica

En las secciones anteriores se ha revisado un conjunto de literatura que desarrolla la idea del tipo en los modelos teóricos de economía del cambio climático, cuyo análisis es central para la obtención de resultados teóricos robustos y en donde se ha visto que diversos autores han explorado en su definición, así como su caracterización. De esta forma basados en la literatura, es posible argumentar esta bidimensionalidad del tipo caracterizada por la vulnerabilidad y capacidad de los países; Sin embargo para que el análisis esté completo, es importante saber si existe una relación de dependencia entre estas dos dimensiones, ya que tanto los diseños de los modelos como sus resultados podrían verse afectados por la existencia o no de una relación causal. En caso de que se comprobara evidencia estadística de esta relación ¿Existe monotonía o no? ¿Esta relación se cumple en todos los casos o es dependiente de los elementos de la muestra?

El objetivo de esta sección es presentar un marco econométrico riguroso para estimar la relación entre dos dimensiones clave del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$: la vulnerabilidad climática y la capacidad de desarrollo. Dado que el análisis se basa en datos de panel, es fundamental especificar claramente los supuestos sobre la exogeneidad de los regresores y la naturaleza de los efectos individuales.

Consideremos un modelo lineal estático con efectos individuales:

$$c_{it} = \beta_0 + \beta_1 v_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

³La figura para readiness puede verse en 10 en apéndice

donde c_{it} es la variable dependiente (Una medida de capacidad), v_{it} es el regresor de interés (Una medida de vulnerabilidad), α_i representa los efectos individuales (heterogeneidad no observada constante en el tiempo), y ε_{it} es el error idiosincrásico.

Para que el estimador de β_1 sea *insesgado y consistente*, es necesario que el regresor v_{it} sea *exógeno* con respecto al término de error compuesto $u_{it} = \alpha_i + \varepsilon_{it}$. Por tanto se debe cumplir:

$$\mathbb{E}[\varepsilon_{it} \mid \alpha_i, v_{i1}, \dots, v_{iT}] = 0. \quad (2)$$

Este supuesto implica que v_{it} no está correlacionado con los factores no observados que afectan a c_{it} , ni en forma contemporánea ni en forma dinámica. Sin embargo, en el contexto del cambio climático, es razonable sospechar que v_{it} (la vulnerabilidad) podría estar correlacionada con α_i (por ejemplo, por factores geográficos, institucionales o históricos que afectan tanto a la vulnerabilidad como a la capacidad). En este caso, el supuesto de exogeneidad estricta no se cumple, y el estimador de Mínimos Cuadrados Agrupados (pooled OLS) sería *inconsistente*.

Ante la posibilidad de que v_{it} esté correlacionado con α_i , se plantea la elección entre dos modelos sustancialmente diferentes:

- **Modelo de efectos fijos (FE):** Permite que v_{it} esté correlacionado con α_i . El estimador se obtiene mediante la transformación *within* (demeaning):

$$\tilde{c}_{it} = \beta_1 \tilde{v}_{it} + \tilde{\varepsilon}_{it}, \quad (3)$$

donde $\tilde{c}_{it} = c_{it} - \bar{c}_i$ y $\tilde{v}_{it} = v_{it} - \bar{v}_i$. Este estimador es consistente incluso si existe correlación entre v_{it} y α_i , ya que la transformación elimina α_i . Sin embargo, solo utiliza la variación *intra-país* y no puede estimar el efecto de variables que no varían en el tiempo.

- **Modelo de efectos aleatorios (RE):** Supone que α_i no está correlacionado con v_{it} . El estimador de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS) combina información *within* y *between*, lo que lo hace más eficiente que el estimador de efectos fijos si el supuesto de exogeneidad es válido. Sin embargo, si α_i está correlacionado con v_{it} , el estimador de RE es inconsistente.

La elección entre FE y RE se puede decidir mediante el *test de Hausman*. Este contraste evalúa si la diferencia entre los estimadores de FE y RE es sistemática:

$$H_0 : \text{El estimador de efectos aleatorios es consistente.}$$

Si se rechaza H_0 , se concluye que α_i está correlacionado con v_{it} , y por tanto, el modelo de efectos fijos es el más apropiado.

Sin embargo, el modelo de efectos fijos, aunque consistente ante la correlación entre v_{it} y α_i , no resuelve todos los problemas de endogeneidad. En particular, sigue siendo vulnerable a:

- **Reversibilidad (feedback):** Si la capacidad c_{it} afecta futuros niveles de vulnerabilidad v_{it} , existe un problema de simultaneidad que no se elimina con la transformación *within*.
- **Errores de medición:** Si v_{it} (por ejemplo, un índice de vulnerabilidad) está medido con error, el estimador de efectos fijos puede estar sesgado, ya que el error en v_{it} se correlaciona con el error en \tilde{v}_{it} .
- **Omisión de variables que cambian en el tiempo:** Si existen factores relevantes que afectan tanto a c_{it} como a v_{it} y que no están incluidos en el modelo, el estimador puede seguir siendo inconsistente.

Para abordar estos problemas, se recurre a un enfoque de *variables instrumentales* (IV) en el contexto de modelos dinámicos para datos de panel. Una metodología ampliamente utilizada es el estimador de **Arellano and Bond (1991)**, basado en el Método Generalizado de Momentos (GMM) en primeras diferencias.

Este estimador se aplica a un modelo dinámico de la forma:

$$c_{it} = \gamma c_{it-1} + \beta_1 v_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it}, \quad (4)$$

donde se incluye el retardo de la variable dependiente para capturar la inercia del desarrollo. El estimador de Arellano-Bond transforma el modelo en primeras diferencias para eliminar α_i :

$$\Delta c_{it} = \gamma \Delta c_{it-1} + \beta_1 \Delta v_{it} + \Delta \varepsilon_{it}, \quad (5)$$

y utiliza retardos de c_{it} como instrumentos válidos para Δc_{it-1} . Bajo el supuesto de que los errores ε_{it} son ruido blanco, estos instrumentos están correlacionados con el regresor endógeno Δc_{it-1} , pero no con el error $\Delta \varepsilon_{it}$.

Este enfoque no solo corrige por heterogeneidad no observada, sino que también permite obtener estimadores consistentes en presencia de endogeneidad dinámica, ofreciendo así una estimación más robusta del efecto de la vulnerabilidad sobre la capacidad de desarrollo.

5. Resultados

En esta sección se presentan y analizan los resultados bajo tres especificaciones econométricas distintas del modelo de datos de panel: efectos fijos (FE), efectos aleatorios (RE) y el estimador GMM de Arellano-Bond. En cada especificación, se estima el efecto de la vulnerabilidad climática sobre dos diferentes concepciones de la capacidad, utilizadas como proxies del componente c_{it} en la especificación del tipo del agente $\theta_i = (v_{it}, c_{it})$. Estas dos medidas de capacidad son: *Readiness*, e *IDH*; estas variables, aunque distintas, capturan aspectos complementarios de la capacidad institucional, económica y social de un país para enfrentar los desafíos del cambio climático.

Los resultados empíricos de las diferentes especificaciones del modelo presentados en la Tabla 3, revelan una relación robusta, negativa y significativa entre la vulnerabilidad climática y la capacidad de adaptación. Esta coherencia entre modelos refuerza la validez causal de los hallazgos y respalda la especificación del tipo del agente como $\theta_i = (v_{it}, c_{it})$.

Cuadro 3: Estimación del efecto de la vulnerabilidad sobre el *Readiness*

	Modelos Lineales			Modelos en Logaritmos		
	(FE)	(RE)	(GMM)	(FE)	(RE)	(GMM)
Coefficientes						
Vulnerability / log(Vulnerability)	-0,8796*** (0,0430)	-0,9035*** (0,0380)	-0,1860*** (0,0331)	-1,0751*** (0,0541)	-1,0923*** (0,0460)	-0,3269*** (0,0560)
Intercepto		0,7784*** (0,0185)			-1,9557*** (0,0426)	
<i>Readiness</i> _{<i>t</i>-1} / log(<i>Readiness</i> _{<i>t</i>-1})			0,7619*** (0,0284)			0,6935*** (0,0395)
Estadísticas y pruebas						
Observaciones		5423 / 4869			5423 / 4869	
Países (<i>n</i>)		187 / 186			187 / 186	
Años (<i>T</i>)		29 / 11–29			29 / 11–29	
R-cuadrado (ajustado)	0.0408	0.0942	–	0.0369	0.0939	–
F / Chi-cuadrado	417.70	564.90	< 0,001	394.97	562.91	< 0,001
<i>p</i> -value (Hausman)		0.2371	–		0.5456	–
Sargan test (<i>p</i>)	–	–	0.7850	–	–	0.2694
AR(2) test (<i>p</i>)	–	–	0.8195	–	–	0.8279

- Nota: Modelos estimados con panel de 187 países (1995–2023). Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,001$.
- FE = Efectos Fijos; RE = Efectos Aleatorios; GMM = Arellano-Bond en diferencias.
- Para el GMM: Wald test $p < 0,001$ en todos los casos. Transformación: primeras diferencias.
- Los modelos en logaritmos reportan elasticidades. La línea vertical separa modelos en niveles de modelos en logaritmos.

El coeficiente estimado para la vulnerabilidad en el modelo de efectos fijos es $-0,8796$, altamente significativo ($p < 0,001$). Este valor indica que, dentro de cada país, un aumento de una unidad en el índice de vulnerabilidad se asocia con una disminución de 0.8796 puntos en el índice de *Readiness*. Debido a que no es tan inmediata la interpretación del coeficiente en niveles, se ha especificado un modelo en logaritmos cuya interpretación es que dado un aumento de un 1% en el índice de vulnerabilidad se reporta en promedio una caída del 1,075% en el índice de capacidad de adaptación, lo que indica que ante un aumento de vulnerabilidad existe una caída de capacidad cuasi-proporcional. Este coeficiente es consistente incluso ante la presencia de factores no observados constantes en el tiempo, como la geografía, las instituciones profundas o la historia colonial, ya que el modelo de efectos fijos elimina estos efectos mediante la transformación *within*. Este hallazgo confirma que la vulnerabilidad no es solo una característica pasiva, sino que tiene un efecto marginal negativo directo sobre la capacidad.

Por otro lado, el modelo de efectos aleatorios estima un intercepto de $0,7784$, altamente significativo que representa el nivel promedio de *Readiness* cuando la vulnerabilidad es cero, ajustado por la heterogeneidad aleatoria entre países. Este nivel base es elevado, lo que sugiere que, en ausencia de presiones climáticas, muchos países ya poseen capacidades institucionales, educativas y de gobernanza que les permiten adaptarse eficazmente. Este hallazgo es coherente con la literatura que señala que factores como la educación, la innovación y la calidad institucional mejoran la capacidad de adaptación independientemente del clima (O quizá esto se debe a la relación con el IDH como hemos discutido previamente). No obstante, el coeficiente de la vulnerabilidad ($-0,9035$) e indica que cada unidad de aumento en la vulnerabilidad reduce este nivel base en casi un punto

completo, este mismo razonamiento se puede seguir con la estimación del modelo en logaritmos. Este resultado implica que la vulnerabilidad actúa como un *impuesto sobre el desarrollo*, erosionando las capacidades que un país podría tener en un clima estable. Este efecto adverso es consistente con la evidencia empírica de que los choques climáticos reducen el crecimiento económico, especialmente en países en desarrollo.

La elección entre el modelo de efectos fijos (FE) y efectos aleatorios (RE) plantea una tensión entre la evidencia estadística y la justificación teórica. Desde el punto de vista estadístico, el test de Hausman arroja un p -valor de 0.2371, lo que indica que no se rechaza la hipótesis nula de consistencia del estimador de efectos aleatorios. Este resultado sugiere que los efectos individuales no observados (α_i) no están correlacionados con la vulnerabilidad, lo que favorecería el uso del modelo de efectos aleatorios. Sin embargo, desde una perspectiva teórica, se argumenta que factores estructurales como la geografía, las instituciones o la historia colonial influyen simultáneamente en la vulnerabilidad y la capacidad, lo que implicaría una correlación entre α_i y la variable explicativa. Dado que esta variable es altamente persistente y cambia muy lentamente a lo largo del tiempo, el estimador de efectos fijos, que depende exclusivamente de la variación *intra-país*, se ve privado de poder explicativo. Esta falta de dinamismo en la variable explicativa reduce la eficiencia del estimador y puede llevar a estimaciones con alta varianza, a pesar de su consistencia teórica.

Este problema subraya la necesidad de una especificación que no dependa únicamente de la variación temporal, sino que aproveche la estructura dinámica del modelo. En este sentido, el estimador GMM de Arellano-Bond en diferencias emerge como la especificación más adecuada. Al modelar explícitamente la persistencia del *Readiness* a través de su rezago y al utilizar instrumentos válidos (rezagos en niveles), el GMM corrige por posibles sesgos de endogeneidad dinámica, como la relación inversa entre capacidad y vulnerabilidad, sin depender de cambios significativos en la vulnerabilidad a lo largo del tiempo.

Los resultados del modelo GMM respaldan esta elección: el coeficiente de vulnerabilidad es negativo y significativo ($-0,1860$), el test de Sargan no rechaza la validez de los instrumentos ($p = 0,7850$), y el test de autocorrelación de segundo orden no detecta problemas de especificación ($p = 0,8195$). Estas pruebas indican que el modelo está bien especificado y que el efecto estimado es causal. Por tanto, aunque el test de Hausman sugiere que el modelo de efectos aleatorios podría ser consistente, la naturaleza persistente de la vulnerabilidad y la necesidad de corregir por endogeneidad dinámica justifican el uso del GMM como especificación principal, que proporciona una estimación más robusta y causalmente interpretable del impacto de v_i sobre c_i .

Dado este dilema, el modelo más adecuado es el GMM de Arellano-Bond en diferencias, que no depende de la elección entre FE y RE, sino que corrige directamente por problemas de endogeneidad dinámica, como la reversibilidad (donde la baja capacidad puede aumentar la vulnerabilidad) y los errores de medición en los índices. Además, el modelo GMM confirma un efecto causal negativo y significativo de la vulnerabilidad sobre el *Readiness*, con un coeficiente de $-0,1860$ y un test de Sargan no significativo ($p = 0,7850$), lo que valida la especificación del modelo. Por tanto, aunque el test de Hausman favorece RE, el marco teórico y la presencia de endogeneidad dinámica justifican el uso del GMM como especificación principal.

El coeficiente de vulnerabilidad en la especificación logarítmica del modelo GMM, que estima un valor de -0.3269 , se interpreta como el efecto causal de una variación porcentual en la vulnerabilidad sobre el cambio porcentual en el *Readiness*. Dado que el estimador GMM de Arellano-Bond opera en primeras diferencias, el modelo no explica niveles, sino cambios: el coeficiente indica que un aumento del 1% en la vulnerabilidad se asocia con una reducción del 0.3269% en el *Readiness* en el periodo siguiente. Este coeficiente es más bajo en magnitud que los estimados por efectos fijos y efectos aleatorios en logaritmos porque el GMM corrige por sesgos de endogeneidad dinámica, como la relación inversa (donde la baja capacidad puede aumentar la vulnerabilidad en el futuro) y los errores de medición en los índices. Mientras que los modelos estáticos capturan una asociación negativa fuerte, posiblemente inflada por estos sesgos, el GMM proporciona una estimación más conservadora y causalmente robusta al aislar el efecto exógeno de la vulnerabilidad mediante instrumentos válidos. Por tanto, la reducción en la magnitud refleja una corrección hacia la causalidad pura, no una atenuación del efecto real.

El análisis de la relación entre vulnerabilidad y capacidad de adaptación, aunque valioso, debe interpretarse como un componente complementario dentro de una evaluación más amplia del tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$. Este tipo no puede caracterizarse únicamente por la capacidad de adaptación, sino que requiere una medida más integral del desarrollo humano, que capture las dimensiones económicas, sociales e institucionales que determinan la disposición y la capacidad de un país para contribuir al bien público climático.

Por ello, es fundamental complementar el análisis con la relación entre vulnerabilidad y el Índice de Desarrollo Humano (IDH), un indicador sintético y robusto del nivel de desarrollo humano. Aunque el IDH no mide directamente la mitigación de emisiones, refleja la capacidad estructural de un país para implementar políticas climáticas, invertir en tecnologías limpias y movilizar recursos, lo que lo convierte en una proxy razonable de c_i en un marco de bienes públicos globales.

En la Tabla 5 se presentan los resultados de esta relación, que no solo refuerzan la evidencia de que la vulnerabilidad erosiona el desarrollo humano, sino que también abren la puerta a nuevas extensiones teóricas, como la endogeneidad de la capacidad y la necesidad de mecanismos de financiamiento climático condicionados a la trayectoria del tipo del agente.

Los resultados presentados en la Tabla 5 ofrecen evidencia empírica contundente y matizada sobre la relación

Cuadro 4: Estimación del efecto de la vulnerabilidad sobre el desarrollo humano (IDH)

	Modelos Lineales			Modelos en Logaritmos		
	(FE)	(RE)	(GMM)	(FE)	(RE)	(GMM)
Coefficientes						
Vulnerability / log(Vulnerability)	-2,3057*** (0,0361)	-2,0898*** (0,0318)	-0,0631*** (0,0171)	-1,6761*** (0,0307)	-1,4767*** (0,0262)	-0,0345*** (0,0099)
Intercepto		1,6121*** (0,0153)			-1,6444*** (0,0242)	
HDI_{t-1} / log(HDI_{t-1})			0,9605*** (0,0117)			0,9592*** (0,0102)
Estadísticas y pruebas						
Observaciones		5394 / 4844			5394 / 4844	
Países (n)		186 / 184			186 / 184	
Años (T)		29 / 13–29			29 / 13–29	
R-cuadrado (ajustado)	0.4188	0.4454	–	0.3420	0.3703	–
F / Chi-cuadrado	4071.43	4332.01	< 0,001	2989.09	3172.34	< 0,001
p -value (Hausman)		< 0,001	–		< 0,001	–
Sargan test (p)	–	–	0.4824	–	–	0.3476
AR(2) test (p)	–	–	0.6146	–	–	0.3594

- Nota: Modelos estimados con panel de 186 países (1995–2023). Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,001$.
- FE = Efectos Fijos; RE = Efectos Aleatorios; GMM = Arellano-Bond en diferencias.
- Para el GMM: Wald test $p < 0,001$ en todos los casos. Transformación: primeras diferencias.
- Los modelos en logaritmos reportan elasticidades. La línea vertical separa modelos en niveles de modelos en logaritmos.

entre la vulnerabilidad climática y el IDH. En primer lugar, los modelos estáticos revelan un efecto negativo, altamente significativo y de gran magnitud: un aumento del 1 % en la vulnerabilidad se asocia con una reducción del 1.676 % en el IDH (efectos fijos) y del 1.477 % (efectos aleatorios). Este hallazgo no solo confirma que la vulnerabilidad tiene un impacto adverso sobre el bienestar humano, sino que sugiere que este efecto es más que proporcional, lo cual refuerza la hipótesis de que el cambio climático actúa como un impuesto sobre el desarrollo, especialmente en países con menores capacidades estructurales.

La elección del modelo de efectos fijos como especificación principal se justifica tanto por razones teóricas como estadísticas. El test de Hausman arroja un p valor bajo, lo que lleva al rechazo de la hipótesis nula de consistencia del estimador de efectos aleatorios. Esto indica que los efectos individuales no observados (como la geografía, las instituciones o la historia colonial) están correlacionados con la vulnerabilidad, una situación que el modelo de efectos fijos corrige adecuadamente. Esta evidencia es más clara con el IDH que con el *Readiness*, posiblemente porque el IDH captura dimensiones más fundamentales y persistentes de la heterogeneidad entre países, lo que hace más evidente la endogeneidad entre los efectos individuales y la variable explicativa.

No obstante, los modelos estáticos, aunque robustos, no resuelven todos los problemas de endogeneidad dinámica, como la reversibilidad (donde el bajo desarrollo puede aumentar la percepción de vulnerabilidad) o los errores de medición en el índice de vulnerabilidad. Es aquí donde el modelo GMM de Arellano-Bond emerge como una especificación superior. El coeficiente estimado para la vulnerabilidad en logaritmos (–0,0345) es menor en magnitud que en los modelos estáticos, lo que refleja una corrección por sesgos dinámicos. Sin embargo, su signo negativo y significancia confirman que el efecto causal es robusto incluso bajo una especificación que corrige por endogeneidad.

Además, el modelo GMM revela una **alta persistencia** en el IDH (0,9592), lo que indica que el desarrollo humano, una vez alcanzado, tiende a mantenerse en el tiempo. no solo indica inercia, sino que sugiere una dinámica de **equilibrio de largo plazo estacionario**: una vez que un país alcanza un cierto nivel de desarrollo humano, tiende a permanecer en él. Esto es válido tanto para niveles altos (países desarrollados) como para niveles bajos (países en desarrollo). Por tanto países con bajos niveles de IDH en el período t es muy probable que mantengan niveles bajos en $t + 1$, $t + 2$, y así sucesivamente, a menos que se implementen intervenciones fuertes y sostenidas. Este hallazgo tiene implicaciones profundas para el diseño de mecanismos de bienes públicos: las políticas de adaptación no solo deben enfocarse en reducir la vulnerabilidad, sino también en romper el círculo vicioso entre baja capacidad y alta exposición, especialmente en países con bajo IDH inicial.

En cuanto a la diferencia de signo observada en el intercepto del modelo de efectos aleatorios (positivo

en niveles, negativo en logaritmos), se debe a la transformación logarítmica, que cambia la interpretación del término constante. En el modelo en niveles, el intercepto representa el nivel esperado de IDH cuando la vulnerabilidad es cero, mientras que en logaritmos, representa el logaritmo del IDH base, cuyo signo negativo es coherente con un valor base menor que 1.

Finalmente, la validez del modelo GMM se confirma mediante el test de Sargan ($p = 0,3476$), que no rechaza la hipótesis de validez de los instrumentos, y el test de autocorrelación de segundo orden ($p = 0,3594$), que no detecta problemas de especificación. Estos resultados indican que el modelo está bien especificado y que el efecto estimado es causal.

En conjunto, estos hallazgos reafirman la especificación del tipo del agente como $\theta_i = (v_i, c_i)$, pero también sugieren que c_i , cuando se mide mediante el IDH, es una dimensión más fundamental y estructural de la capacidad, cuya evolución está profundamente ligada a la trayectoria de vulnerabilidad del país. Por tanto, los mecanismos de cooperación climática deben diseñarse no solo para corregir incentivos estáticos, sino también para apoyar trayectorias de desarrollo sostenible que rompan la dinámica negativa entre vulnerabilidad y capacidad.

Los resultados previos han establecido de manera robusta dos hechos empíricos fundamentales: primero, que la vulnerabilidad climática tiene un efecto negativo, significativo y causal sobre la capacidad de adaptación (*Readiness*); y segundo, que este efecto también se manifiesta sobre el desarrollo humano, medido a través del IDH. Estos hallazgos, respaldados por modelos de efectos fijos, aleatorios y GMM dinámico, confirman que el tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$ debe ser inherentemente bidimensional, ya que ambas componentes —la exposición al riesgo y la capacidad de respuesta— son relevantes para explicar el comportamiento frente al bien público climático.

Este análisis plantea una pregunta natural: dado que el IDH y el *Readiness* están estrechamente relacionados, como lo muestra la fuerte correlación positiva y no lineal entre ambos indicadores, ¿qué sucede si se incorpora el IDH como variable explicativa en el modelo que explica el *Readiness*? Es decir, ¿cuál es el efecto de la vulnerabilidad sobre la capacidad de adaptación una vez que se controla por el nivel de desarrollo humano?

Esta especificación no solo es empíricamente coherente, sino que también refuerza la validez del marco teórico. En un modelo de bienes públicos con asimetrías, el tipo del agente debe capturar tanto los beneficios marginales (ligados a la vulnerabilidad) como los costos marginales (ligados a la capacidad) de contribuir al bien público. Al incluir el IDH como determinante del *Readiness*, se reconoce que el desarrollo humano es una fuente fundamental de capacidad institucional, económica y social, y que, por tanto, debe ser una dimensión estructural y exógena del tipo del agente. Mientras que el *Readiness* puede verse afectado directamente por shocks climáticos o cambios de política, el IDH representa una base de desarrollo más estable y acumulada, lo que lo convierte en una mejor proxy de c_i en un contexto teórico.

Por ello, esta especificación permite aislar el efecto causal de la vulnerabilidad sobre la capacidad de adaptación, neto del desarrollo humano del país. Si el coeficiente de vulnerabilidad sigue siendo negativo y significativo, esto indicaría que la exposición climática tiene un impacto directo sobre la capacidad de adaptación, más allá de su efecto indirecto a través del deterioro del bienestar. Este hallazgo sería clave para el diseño de mecanismos de cooperación climática, ya que sugeriría que los países altamente vulnerables requieren apoyo adicional, incluso si su nivel de desarrollo es relativamente alto. En este sentido, el modelo no solo enriquece el análisis empírico, sino que también abre la puerta a mecanismos más sofisticados, donde las transferencias dependan de la interacción entre v_i y c_i , asegurando así una provisión eficiente y justa del bien público climático.

Cuadro 5: Estimación del efecto de la vulnerabilidad y el IDH sobre el *Readiness*

	Modelos Lineales			Modelos en Logaritmos		
	(FE)	(RE)	(GMM)	(FE)	(RE)	(GMM)
Coefficientes						
Vulnerability / log(Vulnerability)	-0,1866*** (0,0558)	-0,2791*** (0,0476)	-0,0438 (0,0428)	-1,0073*** (0,0681)	-1,0492*** (0,0582)	-0,1595** (0,0617)
hdi / log(hdi)	0,3043*** (0,0160)	0,3109*** (0,0155)	0,1503*** (0,0253)	0,0469 (0,0245)	0,0517*** (0,0211)	0,2277*** (0,0445)
<i>Readiness</i> _{t-1} / log(<i>Readiness</i> _{t-1})			0,7083*** (0,0419)			0,6464*** (0,0501)
Estadísticas y pruebas						
Observaciones		5394 / 4844			5394 / 4844	
Países (<i>n</i>)		186 / 184			186 / 184	
Años (<i>T</i>)		29 / 13–29			29 / 13–29	
R-cuadrado (ajustado)	0.1038	0.1657	–	0.0387	0.0625	–
F / Chi-cuadrado	405.76	1072.78	< 0,001	201.92	875.22	< 0,001
<i>p</i> -value (Hausman)		< 0,001	–		< 0,001	–
Sargan test (<i>p</i>)	–	–	0.0600	–	–	0.1014
AR(2) test (<i>p</i>)	–	–	0.8823	–	–	0.9708

- Nota: Modelos estimados con panel de 186 países (1995–2023). Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,001$, ** $p < 0,01$, * $p < 0,05$, $p < 0,1$.
- FE = Efectos Fijos; RE = Efectos Aleatorios; GMM = Arellano-Bond en diferencias.
- Para el GMM: Wald test $p < 0,001$ en todos los casos. Transformación: primeras diferencias.
- Los modelos en logaritmos reportan elasticidades. La línea vertical separa modelos en niveles de modelos en logaritmos.

Los resultados presentados en la Tabla 5 confirman de manera robusta la especificación del tipo del agente como $\theta_i = (v_i, c_i)$, al mostrar que tanto la vulnerabilidad (v_i) como el desarrollo humano (c_i , medido por el IDH) son determinantes estadísticamente significativos de la capacidad de adaptación (*Readiness*). En primer lugar, el efecto negativo y significativo de la vulnerabilidad sobre el *Readiness*, incluso al controlar por el IDH, indica que la exposición climática tiene un impacto adverso directo sobre la capacidad institucional y económica de un país, más allá de su nivel de desarrollo. Este hallazgo refuerza la idea de que la vulnerabilidad actúa como un impuesto sobre la capacidad, limitando la efectividad de las políticas de adaptación. Por otro lado, el efecto positivo y altamente significativo del IDH sugiere que el desarrollo humano es un pilar fundamental de la resiliencia climática, lo que justifica su uso como proxy de c_i en modelos de bienes públicos.

Desde el punto de vista estadístico, los modelos en logaritmos presentan una mejor performance en ciertos aspectos: el coeficiente de vulnerabilidad es significativo en el modelo GMM ($-0,1595$) y los tests de Sargan ($p = 0.1014$) y AR(2) ($p = 0.9708$) no rechazan la validez de los instrumentos ni la ausencia de autocorrelación, lo que respalda la consistencia del estimador causal. Sin embargo, esta superioridad no es abrumadora: los modelos estáticos (FE y RE) también muestran resultados robustos, y el GMM no ofrece una mejora sustancial en términos de poder explicativo o precisión. Esto sugiere que, en este contexto, los sesgos de endogeneidad dinámica (como la reversibilidad o los errores de medición) pueden ser limitados, y que los modelos estáticos capturan adecuadamente la relación estructural entre las variables.

Dado que el test de Hausman rechaza claramente la hipótesis nula tanto en niveles como en logaritmos, el modelo de efectos fijos emerge como la especificación principal, ya que controla de manera consistente por la heterogeneidad no observada entre países. Este resultado tiene implicaciones teóricas profundas: indica que los factores estructurales (como la geografía, las instituciones o la historia) están correlacionados con la vulnerabilidad y el desarrollo, lo que invalida el supuesto de exogeneidad del modelo de efectos aleatorios. Por tanto, el diseño de mecanismos de bienes públicos climáticos debe basarse en un marco que reconozca esta heterogeneidad persistente, donde las transferencias y los incentivos se ajusten no solo a los niveles actuales de v_i y c_i , sino también a sus trayectorias históricas. Este enfoque permite avanzar hacia mecanismos más justos y eficientes, que reconozcan que el tipo del agente es una construcción multidimensional y dinámica.

6. Implicaciones teóricas

Teniendo en consideración la evidencia empírica encontrada en este documento es posible esbozar algunas implicaciones teóricas, partiendo de la función de utilidad de un agente (país) estándar en el problema de bienes públicos climáticos:

$$U(\theta_i, y_i) = \theta_i r^\alpha - r_i + t_i, \quad (6)$$

donde r es el nivel agregado del bien público climático, r_i la contribución del país i , y t_i una transferencia, adquiere nuevas implicaciones cuando el tipo del agente se especifica como un vector bidimensional:

$$\theta_i = (v_i, c_i),$$

La inclusión de ambas dimensiones permite analizar escenarios en los cuales la mayor valoración del bien público (derivada de v_i) no se corresponde necesariamente con una mayor capacidad de contribución (c_i). Esto genera tensiones estructurales entre eficiencia y justicia que los modelos unidimensionales no logran capturar.

Supongamos un modelo con dos países ($i = 1, 2$), donde (u_1, u_2) es el vector de contribuciones y (c_1, c_2) el vector de capacidades.

1. **Caso 1:** No existen restricciones de capacidad ($c_1, c_2 \rightarrow \infty$) ni problemas de información. El país 2 presenta mayor vulnerabilidad ($v_2 > v_1$), por lo que su valoración marginal del bien público es más alta. En equilibrio, el punto eficiente (u_1^*, u_2^*) se encuentra en la intersección de la curva de indiferencia social \bar{U} con la línea de 45°, reflejando contribuciones proporcionales a las valoraciones.

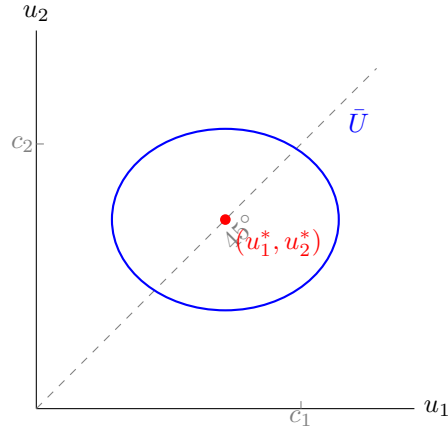


Figura 4: Caso 1: País 2 tiene mayor vulnerabilidad y no hay limitación de capacidad. Las contribuciones óptimas son (u_1^*, u_2^*) .

2. **Caso 2:** El país 2, siendo más vulnerable, dispone ahora de menor capacidad ($c_2 < c_1$). En este escenario, la solución eficiente se encuentra restringida: la contribución factible pasa a ser

$$(u_1^\nu, u_2^\nu), \quad \text{donde } u_2^\nu = c_2, \quad u_1^\nu < u_1^* < c_1.$$

La restricción de capacidad del país más vulnerable impide alcanzar el equilibrio de Pareto sin mecanismos compensatorios ($t_i \neq 0$).

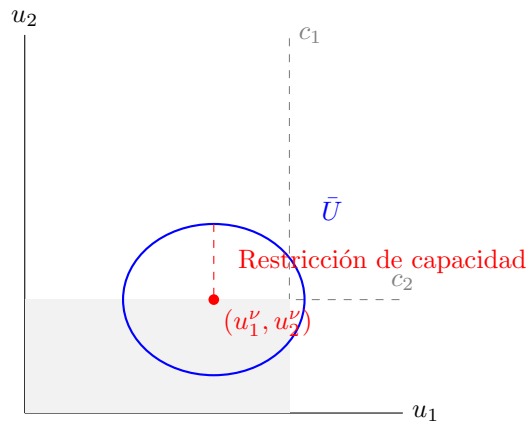


Figura 5: Caso 2: País 2 tiene mayor vulnerabilidad pero menor capacidad ($c_2 < c_1$). La solución factible es (u_1^v, u_2^v) con $u_2^v = c_2$.

Este ejemplo, aunque sencillo, actúa como elemento motivador para una agenda de investigación más profunda:

- **Eficiencia y justicia como condiciones conjuntas:** la correlación negativa entre vulnerabilidad y capacidad implica que la eficiencia en la provisión del bien público requiere transferencias redistributivas.
- **Tipos dinámicos:** dado que v_i erosiona endógenamente a c_i , el tipo θ_i evoluciona en el tiempo, lo que obliga a pasar de modelos estáticos a dinámicos.
- **Diseño de mecanismos:** las transferencias t_i no deben concebirse como subsidios exógenos, sino como parte integral de un mecanismo óptimo de bienes públicos globales.

De esta forma, la bidimensionalidad del tipo del agente abre la puerta a repensar los fundamentos de la cooperación climática, ofreciendo un marco formal para justificar instrumentos como el *Green Climate Fund* u otros similares ⁴.

7. Comentarios finales

Los comentarios finales que surgen de este análisis trascienden el mero ejercicio econométrico y tocan el corazón del diseño institucional para la cooperación climática global. El hallazgo central —que el tipo del agente $\theta_i = (v_i, c_i)$ debe especificarse como una variable bidimensional que capta tanto la vulnerabilidad climática como la capacidad de desarrollo— no es solo una mejora técnica, sino una afirmación fundamental sobre la eficiencia y la justicia en la provisión de un bien público esencial.

En primer lugar, este trabajo desafía la simplificación común en la literatura de bienes públicos de tratar el tipo del agente como una dimensión unidimensional o como un costo de mitigación estático. Al demostrar empíricamente que el IDH es un determinante significativo, estructural y persistente del *Readiness*, se refuerza la idea de que la capacidad no es un atributo dado, sino una dimensión endógena que puede erosionarse ante el impacto no mitigado del cambio climático. El hallazgo de que un aumento del 1% en la vulnerabilidad se asocia con una caída del 0.3269% en el *Readiness* —incluso después de controlar por el nivel de desarrollo— sugiere que la vulnerabilidad actúa como un *impuesto sobre la capacidad*, limitando la efectividad de las políticas de adaptación. Esto implica que los mecanismos de cooperación deben diseñarse no solo para incentivar la mitigación, sino también para proteger y fortalecer la capacidad institucional y humana de los países más vulnerables.

En segundo lugar, la evidencia de una relación causal entre vulnerabilidad y deterioro del desarrollo humano revela que el cambio climático no es solo una amenaza ambiental, sino una fuerza capaz de revertir décadas de progreso social. Esta retroalimentación negativa —donde la vulnerabilidad erosiona la capacidad, y esta, a su vez, reduce la resiliencia— genera un círculo vicioso particularmente pernicioso para los países con bajo IDH inicial. Romper este ciclo exige políticas que vayan más allá de las transferencias tradicionales: las inversiones en salud, educación e instituciones deben integrarse como pilares centrales de la cooperación climática.

Finalmente, este trabajo abre la puerta a una nueva generación de modelos de bienes públicos que reconozcan la multidimensionalidad, la dinámica y la endogeneidad del tipo del agente. Futuras investigaciones podrían explorar mecanismos dinámicos donde θ_i evolucione endógenamente con el tiempo, o modelos con n agentes

⁴Página web

en los que las transferencias se ajusten no solo a v_i y c_i , sino también a sus trayectorias históricas. Solo así se podrá diseñar un sistema climático global que sea verdaderamente eficiente, estable y justo —alineado con el principio de responsabilidad común pero diferenciada, y con la realidad heterogénea de los países en el sistema climático global.

Referencias

- Acheampong, A. O. and Opoku, E. E. O. (2023). Environmental degradation and economic growth: Investigating linkages and potential pathways. Energy Economics, 123:106734.
- Alessandro Tavoni, Astrid Dannenberg, G. K. y. A. L. (2011). Inequality, communication, and the avoidance of disastrous climate change in a public goods game. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (PNAS), page DOI: 10.1073/pnas.1102493108.
- Arellano, M. and 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.
- Auffhammer, M. (2018). Quantifying economic damages from climate change: A review of the empirical literature. Journal of Economic Perspectives, 32(4):33–52.
- Baliga, S. and Maskin, E. (2003). Mechanism design for the environment, volume 1. Elsevier, 1 edition.
- Bergstrom, T., Blume, L., and Varian, H. (1986). On the private provision of public goods. Journal of Public Economics, pages 25–49.
- Burke, M., Hsiang, S. M., and Miguel, E. (2015). Global non-linear effect of temperature on economic production. Nature, 527(7577):235–239.
- Chapagain, P. S., Banskota, T. R., Shrestha, S., Khanal, N. R., Yili, Z., Yan, J., Linshan, L., Paudel, B., Rai, S. C., Islam, M. N., and Poudel, K. R. (2025). Studies on adaptive capacity to climate change: a synthesis of changing concepts, dimensions, and indicators. Humanities and Social Sciences Communications, 12:331.
- Chen, C., Noble, I., Hellmann, J., Coffee, J., Murillo, M., and Chawla, N. (2024). Nd-gain country index technical report 2024. Technical report, Notre Dame Global Adaptation Initiative, University of Notre Dame.
- Crippa, M., Guizzardi, D., Pagani, F., et al. (2023). Ghg emissions of all world countries.
- Dell, M., Jones, B. F., and Olken, B. A. (2012). Temperature shocks and economic growth: Evidence from the last half century. American Economic Journal: Macroeconomics, 4(3):66–95.
- Du, Q., Zhou, J., Pan, T., Sun, Q., and Wu, M. (2019). Relationship of carbon emissions and economic growth in china’s construction industry. Journal of Cleaner Production, pages 99–109.
- Groves, T. and Ledyard, J. (1977). Optimal allocation of public goods: A solution to the ”free rider” problem. Econometrica, 45(4):783–809.
- Jouni Paavola, W. N. A. (2006). Fair adaptation to climate change. Ecological Economics, pages 594–609.
- Moore, F. C., Baldos, C., Hertel, T., and Diaz, D. (2017). New science of climate change impacts on agriculture implies higher social cost of carbon. Nature Communications, 8:1607.
- Narayan, P. K., Saboori, B., and Soleymani, A. (2016). Economic growth and carbon emissions. Economic Modelling, pages 388–397.
- Tsopmo, P. C., Foudjo, S. I., and Ekila Elanga, M. (2022). Climate vulnerability and government resource mobilization in developing countries. WIDER Working Paper, 2022(153):1–27.
- Warr, P. G. (1983). The private provision of a public good is independent of the distribution of income. Economics Letters, pages 207–211.

8. Apéndice

A. Código

La transparencia metodológica es un pilar fundamental de la ciencia robusta. Para facilitar la replicación, verificación y profundización del análisis presentado, todo el código en R y los datos utilizados en este trabajo han sido publicados de forma abierta. El código, disponible en [este repositorio de GitHub](#), contiene un script integral que guía al lector a través de todo el proceso: desde la carga y transformación de los datos en formato largo, hasta la estimación de los modelos de efectos fijos, aleatorios y GMM dinámico, y la generación de las visualizaciones clave. Los datos, accesibles en [esta carpeta de Google Drive](#), provienen de el ND-GAIN Index. Esta apertura permite a otros investigadores no solo verificar los resultados reportados, sino también explorar nuevas especificaciones, como la inclusión de otras variables de control, la prueba de diferentes estructuras de rezagos en los modelos GMM, o la aplicación de técnicas de agrupamiento para analizar heterogeneidad entre regiones. Esta práctica fortalece la credibilidad del trabajo y fomenta la colaboración científica, permitiendo que los hallazgos aquí presentados sirvan como una base para investigaciones futuras en el campo de la economía del cambio climático.

B. Figuras

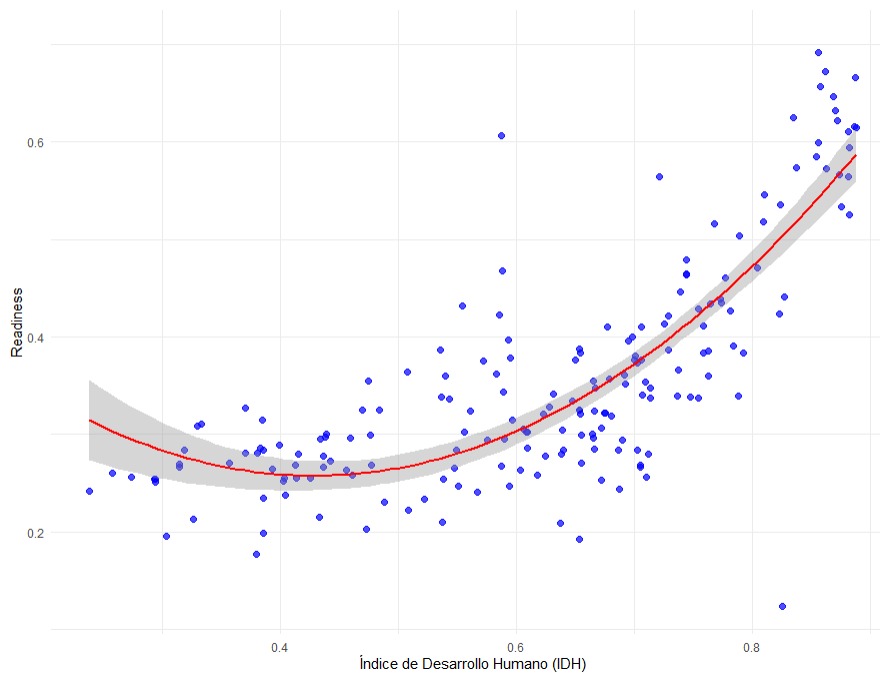


Figura 6: Relación entre IDH y Readiness en 1995

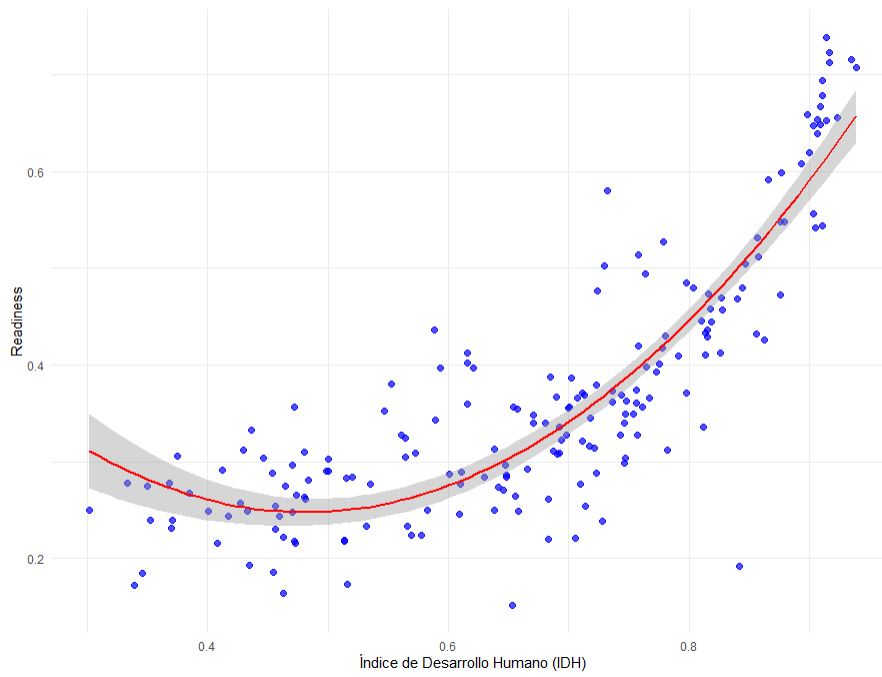


Figura 7: Relación entre IDH y Readiness en 2005

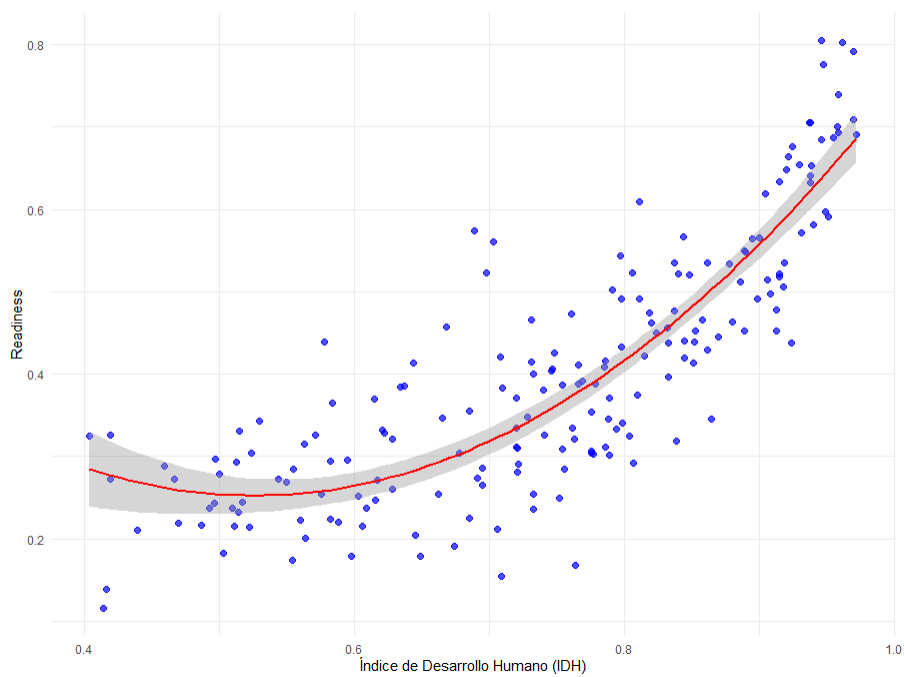


Figura 8: Relación entre IDH y Readiness en 2023



Figura 9

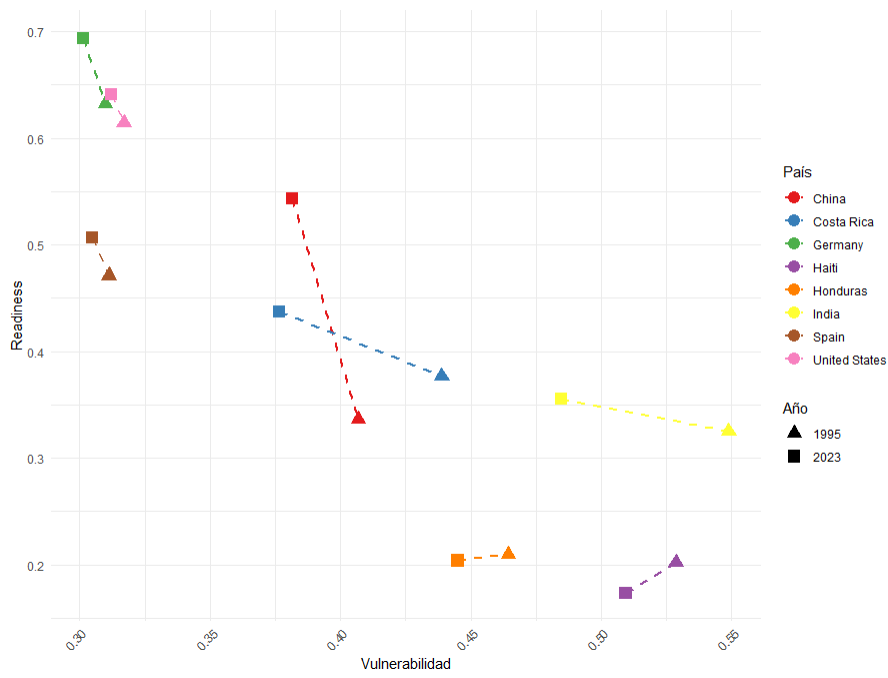


Figura 10

C. Lista de países del ND-GAIN

América

1. Antigua and Barbuda (ATG)
2. Argentina (ARG)
3. Bahamas (BHS)
4. Barbados (BRB)
5. Belize (BLZ)
6. Bolivia (BOL)
7. Brazil (BRA)
8. Canada (CAN)
9. Chile (CHL)
10. Colombia (COL)
11. Costa Rica (CRI)
12. Cuba (CUB)
13. Dominica (DMA)
14. Dominican Republic (DOM)
15. Ecuador (ECU)
16. El Salvador (SLV)
17. Grenada (GRD)
18. Guatemala (GTM)
19. Guyana (GUY)
20. Haiti (HTI)
21. Honduras (HND)
22. Jamaica (JAM)
23. Mexico (MEX)
24. Nicaragua (NIC)
25. Panama (PAN)
26. Paraguay (PRY)
27. Peru (PER)
28. Saint Kitts and Nevis (KNA)
29. Saint Lucia (LCA)
30. Saint Vincent and the Grenadines (VCT)
31. Suriname (SUR)
32. Trinidad and Tobago (TTO)
33. United States (USA)
34. Uruguay (URY)
35. Venezuela (VEN)

Europa

1. Albania (ALB)
2. Armenia (ARM)
3. Austria (AUT)
4. Azerbaijan (AZE)
5. Belgium (BEL)
6. Bosnia and Herzegovina (BIH)
7. Bulgaria (BGR)
8. Croatia (HRV)
9. Cyprus (CYP)
10. Czech Republic (CZE)
11. Denmark (DNK)
12. Estonia (EST)
13. Finland (FIN)
14. France (FRA)
15. Georgia (GEO)
16. Germany (DEU)
17. Greece (GRC)
18. Hungary (HUN)
19. Iceland (ISL)
20. Ireland (IRL)
21. Italy (ITA)
22. Latvia (LVA)
23. Liechtenstein (LIE)
24. Lithuania (LTU)
25. Luxembourg (LUX)
26. Malta (MLT)
27. Moldova (MDA)
28. Monaco (MCO)
29. Montenegro (MNE)
30. Netherlands (NLD)
31. North Macedonia (MKD)
32. Norway (NOR)
33. Poland (POL)
34. Portugal (PRT)
35. Romania (ROU)
36. Russia (RUS)

37. San Marino (SMR)
38. Serbia (SRB)
39. Slovakia (SVK)
40. Slovenia (SVN)
41. Spain (ESP)
42. Sweden (SWE)
43. Switzerland (CHE)
44. Turkey (TUR)
45. Ukraine (UKR)
46. United Kingdom (GBR)

África

1. Angola (AGO)
2. Benin (BEN)
3. Burkina Faso (BFA)
4. Burundi (BDI)
5. Cameroon (CMR)
6. Cape Verde (CPV)
7. Central African Republic (CAF)
8. Chad (TCD)
9. Comoros (COM)
10. Congo (COG)
11. Democratic Republic of the Congo (COD)
12. Côte d'Ivoire (CIV)
13. Djibouti (DJI)
14. Eritrea (ERI)
15. Ethiopia (ETH)
16. Gambia (GMB)
17. Ghana (GHA)
18. Guinea (GIN)
19. Guinea-Bissau (GNB)
20. Kenya (KEN)
21. Lesotho (LSO)
22. Liberia (LBR)
23. Libya (LBY)
24. Madagascar (MDG)
25. Malawi (MWI)
26. Mali (MLI)

27. Mauritania (MRT)
28. Mauritius (MUS)
29. Morocco (MAR)
30. Mozambique (MOZ)
31. Namibia (NAM)
32. Niger (NER)
33. Nigeria (NGA)
34. Sao Tome and Principe (STP)
35. Senegal (SEN)
36. Seychelles (SYC)
37. Sierra Leone (SLE)
38. Somalia (SOM)
39. South Africa (ZAF)
40. South Sudan (SSD)
41. Sudan (SDN)
42. Swaziland (SWZ)
43. Tanzania (TZA)
44. Togo (TGO)
45. Tunisia (TUN)
46. Uganda (UGA)
47. Zambia (ZMB)
48. Zimbabwe (ZWE)

Asia

1. Afghanistan (AFG)
2. Bahrain (BHR)
3. Bangladesh (BGD)
4. Brunei (BRN)
5. Cambodia (KHM)
6. China (CHN)
7. Georgia (GEO)
8. India (IND)
9. Indonesia (IDN)
10. Iran (IRN)
11. Iraq (IRQ)
12. Israel (ISR)
13. Japan (JPN)
14. Jordan (JOR)

15. Kazakhstan (KAZ)
16. Kuwait (KWT)
17. Kyrgyzstan (KGZ)
18. Laos (LAO)
19. Lebanon (LBN)
20. Malaysia (MYS)
21. Maldives (MDV)
22. Mongolia (MNG)
23. Myanmar (MMR)
24. Nepal (NPL)
25. North Korea (PRK)
26. Oman (OMN)
27. Pakistan (PAK)
28. Palestine (PSE)
29. Philippines (PHL)
30. Qatar (QAT)
31. Russia (RUS)
32. Saudi Arabia (SAU)
33. Singapore (SGP)
34. South Korea (KOR)
35. Sri Lanka (LKA)
36. Syria (SYR)
37. Tajikistan (TJK)
38. Thailand (THA)
39. Timor-Leste (TLS)
40. Turkey (TUR)
41. Turkmenistan (TKM)
42. UAE (ARE)
43. Uzbekistan (UZB)
44. Vietnam (VNM)
45. Yemen (YEM)

Oceanía

1. Australia (AUS)
2. Fiji (FJI)
3. Kiribati (KIR)
4. Marshall Islands (MHL)
5. Micronesia (FSM)

6. Nauru (NRU)
7. New Zealand (NZL)
8. Palau (PLW)
9. Papua New Guinea (PNG)
10. Samoa (WSM)
11. Solomon Islands (SLB)
12. Tonga (TON)
13. Tuvalu (TUV)
14. Vanuatu (VUT)
15. Palau (PLW)
16. Solomon Islands (SLB)
17. Tonga (TON)
18. Tuvalu (TUV)