

Este documento ha sido traducido por el Área de Servicios de Información, Traducciones y Lenguas Originarias de la Biblioteca del Congreso de la República con fines meramente informativos para los usuarios de la institución. Se trata de una traducción no oficial del texto en inglés «Geographic Isolation and Vulnerability Across Peru's Ecological Regions: The Influence of Regional Contexts of Extraction»— publicado por Taylor & Francis el 20 de julio del 2023— que no ha sido verificada por esta institución.*

Título del documento:

Inglés: «Geographic Isolation and Vulnerability Across Peru's Ecological Regions: The Influence of Regional Contexts of Extraction»
N° de páginas: 24.
<https://www.tandfonline.com/action/showCopyRight?scroll=top&doi=10.1080%2F24694452.2023.2216762>
Fecha de documento: 20 de julio del 2023.

Español: «Aislamiento geográfico y vulnerabilidad en las regiones ecológicas del Perú: La influencia de contextos de extracción regionales»
N° de páginas: 31.
Fecha de documento: enero 2025

Institución: *Annals of the American Association of Geographers* - Volumen 113, 2023 – N°9
Publicado por: Taylor & Francis Group, LLC.

Derechos de autor: Este es un artículo de Acceso Abierto distribuido bajo los términos de la Licencia de Atribución Creative Commons (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), que permite el uso, distribución y reproducción sin restricciones en cualquier medio, siempre que se cite adecuadamente el trabajo original. Los términos en los que se ha publicado este artículo permiten la publicación del manuscrito aceptado en un repositorio por el autor o autores o con su consentimiento.

Para citar el artículo (en inglés): Hugh B. Roland, Katherine J. Curtis, Kristen M. C. Malecki, Donghoon Lee, Juan Bazo & Paul Block (2023) Geographic Isolation and Vulnerability Across Peru's Ecological Regions: The Influence of Regional Contexts of Extraction, *Annals of the American Association of Geographers*, 113:9, 2126-2148, DOI: 10.1080/24694452.2023.2216762
Enlace al artículo en inglés: <https://doi.org/10.1080/24694452.2023.2216762>

Sobre el emisor o productor:

Taylor & Francis se fundó en Londres en 1852, pero sus raíces se remontan a 1798, cuando Richard Taylor lanzó la *Philosophical Magazine*, una de las primeras revistas científicas. *Routledge*, que Taylor & Francis adquirió en 1998, también se fundó en 1852 y ahora se considera la principal editorial en lengua inglesa de humanidades y ciencias sociales. La empresa fusionada se ha convertido en una de las cinco principales editoriales de investigación del mundo.

Autor del texto: Hugh B. Roland, Katherine J. Curtis, Kristen M. C. Malecki, Donghoon Lee, Juan Bazo & Paul Block.

* N. de la T.: Documento traducido del inglés al español por el Área de Servicios de Información, Traducciones y Lenguas Originarias de la Biblioteca del Congreso de la República (MPZ).

Aislamiento geográfico y vulnerabilidad en las regiones ecológicas del Perú:

La influencia de contextos de extracción regionales

Hugh B. Roland, Katherine J. Curtis, Kristen MC Malecki, Donghoon Lee, Juan Bazo y Paul Block

Para citar el artículo en inglés: Hugh B. Roland, Katherine J. Curtis, Kristen MC Malecki, Donghoon Lee, Juan Bazo & Paul Block (2023). «Geographic Isolation and Vulnerability Across Peru's Ecological Regions: The Influence of Regional Contexts of Extraction», *Annals of the American Association of Geographers*, 113:9, 2126-2148, DOI: 10.1080/24694452.2023.2216762

Enlace del artículo en inglés: <https://doi.org/10.1080/24694452.2023.2216762>

2023 El (los) autor(es). Publicado con licencia por Taylor & Francis Group, LLC.

Este es un artículo de acceso abierto distribuido según los términos de la Licencia de Atribución Creative Commons (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), que permite uso, distribución y reproducción sin restricciones en cualquier medio, siempre que se cite adecuadamente la obra original. Los términos en los que se ha publicado este artículo permiten la publicación del manuscrito aceptado en un repositorio por el autor o autores o con su consentimiento.

Fecha de publicación en línea 20 de julio del 2023.

Aislamiento geográfico y vulnerabilidad en las regiones ecológicas del Perú: La influencia de contextos de extracción regionales

Hugh B. Roland*, Katherine J. Curtis†, Kristen MC Malecki‡, Donghoon Lee§, Juan Bazo¹¹ y Paul Block#

*Departamento de Epidemiología, Escuela de Salud Pública, Universidad de Alabama en Birmingham, EE. UU.

†Departamento de Sociología Comunitaria y Ambiental, Universidad de Wisconsin–Madison, EE.UU.

‡Escuela de Salud Pública, Universidad de Illinois en Chicago, EE.UU.

§Centro de Amenazas Climáticas, Universidad de California, Santa Bárbara, EE.UU.

¹¹Centro Climático de la Cruz Roja-Media Luna Roja, Países Bajos y Universidad Tecnológica del Perú, Perú

#Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad de Wisconsin–Madison, EE.UU.

Los lugares geográficamente aislados son, a menudo, lugares de riesgos ambientales exportados, de intensa extracción de recursos, explotación y marginación, así como espacios olvidados en materia de políticas sociales. Estas condiciones crean desafíos únicos relacionados con la vulnerabilidad y la adaptación que tienen implicaciones directas en la gestión de desastres. Nuestra investigación versa sobre la relación entre el aislamiento geográfico y la vulnerabilidad social relacionada con las inundaciones en las regiones ecológicas del Perú. Las ecorregiones tienen diferentes relaciones con el colonialismo y el capitalismo que dan forma a la vulnerabilidad, y planteamos la hipótesis de que la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico varía entre las ecorregiones. Utilizando técnicas de mapeo y análisis de regresión espacial, nuestros hallazgos indican que las relaciones entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico varían entre las regiones, con diferencias que sugieren alineación con contextos regionales de extracción. Asimismo, encontramos diferencias notables en la vulnerabilidad relacionada con la infraestructura en salud pública y el acceso a los servicios, y entre ecorregiones con historias marcadamente contrastantes de extracción de recursos naturales, e inversión y desinversión.

Palabras claves: *regiones ecológicas, aislamiento geográfico, extracción de recursos, regresión espacial, vulnerabilidad.*

Mientras el cambio climático continúe impactando la habitabilidad de los espacios y la probabilidad de que aumenten los eventos adversos, resulta fundamental comprender las distribuciones espaciales de la vulnerabilidad. Sin embargo, las construcciones espaciales relacionadas con el aislamiento geográfico han recibido menos atención en la investigación de desastres, a pesar de la mayor vulnerabilidad general de las áreas rurales y la heterogeneidad en la resiliencia de estas áreas (Cutter, Ash y Emrich, 2016). El aislamiento geográfico está configurado por la globalización y las respuestas comunitarias

a esta incluidas diferentes historias de inversión y desinversión, y diferentes relaciones con los impulsores sociales y económicos de la vulnerabilidad (LeFebvre, 1991, 46–49, 343–47; Massey 2005; Meyfroidt *et al.*, 2013). Las poblaciones geográficamente aisladas podrían enfrentar oportunidades económicas menos diversificadas, un acceso más deficiente a los servicios de salud y educación, así como costos de transporte más elevados y accesibilidad limitada que restringe la asistencia de emergencia y opciones de adaptación (Shultz *et al.*, 2016; Doogan *et al.*, 2018). Por otro lado, las

poblaciones geográficamente aisladas podrían tener redes de apoyo comunitario particularmente fuertes e historias de adaptación y resiliencia que sean protectoras (Fitzhugh, 2012).

Para investigar las asociaciones entre el aislamiento geográfico y la vulnerabilidad, examinamos la heterogeneidad regional en esta relación basándonos en el entendimiento de que diferentes contextos sociales e históricos, y diferentes niveles y tipos de extracción entre entornos naturales (por ejemplo, diferentes sistemas extractivos entre entornos industriales y regiones ecológicas) dan forma a las condiciones políticas y económicas que sustentan la vulnerabilidad (Bunker, 1988; Tickamyer y Patel-Campillo, 2016; Pearce, 2020). Las regiones se crean mediante procesos sociales y económicos ligados al crecimiento y decrecimiento neoliberales y, por lo tanto, pueden dividirse en áreas de producción y extracción industrial (por ejemplo, áreas de minería de carbón; Massey, 1983; Allen, Massey y Cochrane, 2012). Los efectos de esta regionalización podrían perdurar mucho después de que finalice la actividad económica en un lugar específico, ya que los cambios sociales, económicos y políticos relacionados con el cierre de operaciones mineras, por ejemplo, podrían seguir patrones regionales (Massey, 1983). La investigación espacial fundamental ha sopesado los contextos sociales y económicos para investigar las interacciones regionales y rechazar el «supuesto de constancia», que establece que una relación observada entre todas las unidades también se aplica a las unidades individuales (Freedman *et al.*, 1991; O'Loughlin, Flint y Anselin, 1994). Esta investigación ha utilizado el mapeo y la regresión espacial para explorar las diferencias regionales y el papel de los factores sociales y económicos locales en la configuración de la diferenciación espacial (O'Loughlin, Flint y Anselin, 1994; Curtis, Voss y Long 2012; Autant-Bernard y LeSage, 2019). Ofrecemos un escrutinio contextual similar. Las regiones ecológicas (ecorregiones) del Perú reflejan diferencias sociales, económicas, políticas y culturales vinculadas con los legados del

colonialismo y el capitalismo racial extractivo de recursos específicos (Pearce, 2020). Al considerar las historias sociales y ambientales entrelazadas y el papel de contextos más amplios en la configuración del espacio (Sharkey y Faber, 2014), abordamos las regiones como regiones *socioecológicas* y planteamos la hipótesis de que los aspectos principales de la vulnerabilidad y la relación entre la vulnerabilidad y el aislamiento geográfico varían entre las ecorregiones según las experiencias regionales con la extracción. A través de este análisis, pretendemos ofrecer una comprensión matizada de la vulnerabilidad y el aislamiento geográfico en el Perú, útil tanto para los investigadores espaciales como para los profesionales de respuesta a desastres.

Contexto de aislamiento geográfico y regiones socioecológicas del Perú

Desde la conquista española del Imperio inca a inicios de la mitad del siglo XVI, el colonialismo en el Perú se centró principalmente en la producción de mercancías y la atención espacial cambió dependiendo de la importancia global de las materias primas. La extracción se organizó regionalmente: cultivos comerciales de azúcar y algodón en la costa norte y central, minerales en los Andes, petróleo en la costa norte, lana en las tierras altas del sur y caucho en el Amazonas (Fallaw y Nugent, 2020, 32). Después de la independencia en 1821, la élite de Lima y de las plantaciones costeñas continuó considerando el interior del Perú como una fuente de riqueza para apoyar el desarrollo del nuevo país y a la numerosa población indígena del interior como una fuente de mano de obra para esta extracción (Medd y Guyot, 2019; Fallaw y Nugent, 2020, 26-30). Las regiones más remotas del Amazonas y de los Andes fueron lugares de extracción particularmente intensa. El auge del caucho de finales del siglo XIX y principios del XX redujo rápidamente el aislamiento geográfico de la Amazonía a través de la infraestructura de transporte necesaria para la extracción, a medida que nuevas ciudades, como Iquitos, crecieron para apoyar industrias relacionadas y largas

cadena de suministro (Tully 2011, 67-68). Las operaciones mineras destructivas y los riesgos ambientales y consecuencias sociales y económicas relacionados estaban, y continúan estando, ubicados principalmente en los Andes (ver Figura 1 en Edraki y Unger, 2015). Al agravar los efectos de la actividad extractiva histórica y actual, las políticas de desarrollo rural han exacerbado la desigualdad en lugares geográficamente más aislados, particularmente en las ecorregiones del interior (Flachsbarth *et al.*, 2018).

Construcción de la vulnerabilidad y peligros de inundación

En este estudio, examinamos una construcción de vulnerabilidad relacionada con los peligros de inundaciones. Nos centramos en las inundaciones con fines ilustrativos, utilizando una conceptualización de vulnerabilidad social pertinente a una amenaza común en el Perú para evaluar la diferenciación espacial de la vulnerabilidad. Los investigadores han propuesto muchas definiciones y conceptualizaciones de vulnerabilidad, varias similares y algunas contradictorias (Cutter, 1996). Las clasificaciones recientes diferencian la vulnerabilidad como susceptibilidad a los impactos adversos de las amenazas y la vulnerabilidad social como susceptibilidad a los impactos adversos según lo determinado por las propiedades sociodemográficas y económicas de una comunidad (Wang *et al.*, 2021). Basándose en índices de vulnerabilidad social seminales (Cutter, Boruff y Shirley, 2003), investigaciones recientes también destacan la amplia gama de condiciones que podrían considerarse que influyen en la vulnerabilidad social, incluido el estado de salud, el nivel socioeconómico y el acceso a la asistencia social, las condiciones de vivienda y el entorno construido, así como género, edad, raza, etnia e idioma (Tuccillo y Spielman, 2022). Conceptualizamos la vulnerabilidad social a través de una lente tan inclusiva y abordamos la susceptibilidad a los impactos adversos de las amenazas como un cálculo abrumadoramente

social (Smith, 2006), estrechamente vinculado a los legados coloniales y a la globalización (O'Brien y Leichenko, 2000; Bonilla y LeBron, 2019). Al considerar la susceptibilidad como determinada en gran medida socialmente, también abordamos la vulnerabilidad como abrumadoramente social. Este énfasis social refleja los recientes llamados a investigar la vulnerabilidad a las inundaciones a fin de estudiar los mecanismos que impulsan las disparidades en los impactos (Hino y Nance, 2021).

La investigación sobre la vulnerabilidad ha considerado factores relevantes para el aislamiento geográfico. La investigación que analiza la vulnerabilidad rural ha encontrado que la vulnerabilidad en lugares rurales puede ser generada y exacerbada por economías altamente de subsistencia con pocas alternativas alimentarias (Birkmann y Wisner, 2006), dependencia de una única fuente económica (Bach, 2017) y fuertes asociaciones positivas con otros factores de vulnerabilidades sociales como el bajo nivel de empleo y educación, la mala calidad de la vivienda, alta pobreza y un gran número de grupos raciales y étnicos minorizados (Cutter y Emrich, 2006; Lee *et al.* 2021). También relacionado con el aislamiento geográfico, las recientes investigaciones sobre vulnerabilidad por inundaciones han analizado las relaciones entre vulnerabilidad y acceso a recursos, comodidades, mercados y servicios fundamentales en la respuesta a las inundaciones. (Bashier Abbas y Routray, 2014; Jamshed *et al.*, 2020). Esta reciente investigación constata una mayor vulnerabilidad social general en zonas geográficamente «remotas» y vincula mayores riesgos de graves repercusiones en la salud y los medios de subsistencia en las zonas rurales más alejadas de las ciudades con servicios e instalaciones más débiles (Bashier Abbas y Rutay, 2014; Mavhura, Manyena y Collins 2017; Jamshed *et al.*, 2020). De manera similar, y más local para nuestro caso de investigación, el estudio sobre vulnerabilidad a inundaciones en Arequipa,

Perú, ha examinado las relaciones entre distancia a los recursos de emergencia y la vulnerabilidad a nivel de cuadras (Thouret *et al.*; 2013). Nos basamos en esta investigación,

fundamentales para la gestión de desastres, ya que la investigación puede identificar los tipos de vulnerabilidad más comunes en contextos geográficamente aislados, así como las fuentes

Roland *et al*

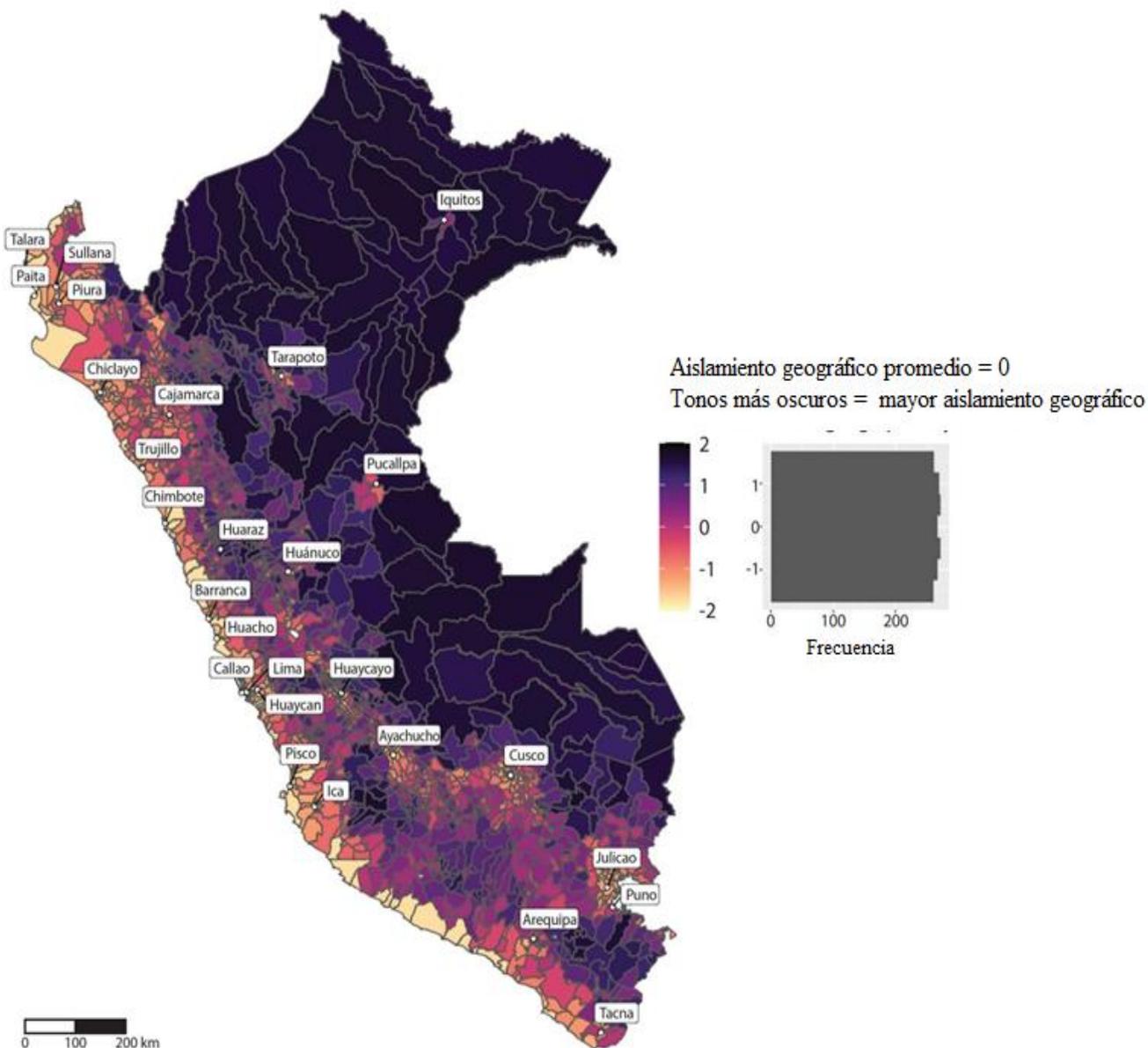


Figura 1. Tiempo de viaje a ciudad más cercana de 50,000 (Nelson, 2008).

evaluando cómo varios aspectos de la vulnerabilidad se relacionan con el aislamiento geográfico en diferentes contextos regionales. Investigar la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico tiene implicaciones

de vulnerabilidades que respaldan las intervenciones en políticas.

Las diferencias regionales en la exposición a peligros y el riesgo acumulativo no se tienen

en cuenta en nuestro análisis espacial de vulnerabilidad, si bien los diferentes tipos y mecanismos de inundaciones en todo el Perú ofrecen antecedentes importantes (Fekete, 2009; Chang y Chen, 2016). Las inundaciones en el lado oeste de los Andes son de inicio rápido, lo que a menudo resulta en inundaciones aparatosas y generalmente están asociadas con precipitaciones extremas y El Niño (temperaturas oceánicas anormalmente cálidas en el Pacífico ecuatorial; Poveda *et al.*, 2020). En los Andes, el retroceso de los glaciares y el correspondiente crecimiento de lagos glaciares aumentan el riesgo de inundaciones y amenazas de avalanchas y deslizamientos de tierra (Huggel *et al.*, 2020). En la Amazonía, las inundaciones extremas suelen estar vinculadas a las condiciones de La Niña (temperaturas oceánicas anormalmente frías en el Pacífico ecuatorial) y, por lo general, evolucionan lentamente debido a las grandes cuencas hidrográficas y a la gran extensión de los ríos. Como en el resto del país, las inundaciones en la Amazonía tienen impactos devastadores en la salud, y la seguridad y abastecimiento alimentarios, pero los ciclos anuales de inundaciones también son fundamentales para sostener los medios de vida amazónicos (Marengo y Espinoza, 2016; Sherman *et al.*, 2016).

Datos y medidas

Indicador de aislamiento geográfico

Operativizamos el aislamiento geográfico como tiempo de viaje hasta la ciudad más cercana para reflejar factores como rutas de transporte e infraestructura relevantes tanto para extracción histórica y actual, y acceso a servicios y asistencia de emergencia. El aislamiento por distancia es la forma más sencilla de determinar el aislamiento geográfico, donde la mayor distancia entre los puntos aumenta relativamente el aislamiento geográfico (Holman *et al.*, 2007). Sin embargo, las barreras naturales, los tipos de superficie terrestre y los cambios de altitud aumentan las dificultades del viaje (White y Barber, 2012), y las escasas conexiones de

tránsito y los altos costos de viaje reducen la accesibilidad (Roy, Schmidt-Vogt y Myrholt, 2009). Estas características relacionadas con la conectividad incluidas en nuestra operacionalización reflejan la disminución de interacción entre lugares.

Usamos un indicador para el tiempo de viaje a la ciudad más cercana creado por la Comisión Europea (Nelson, 2008). El indicador considera las redes de transporte, y factores ambientales y políticos para estimar el tiempo de viaje a la ciudad más cercana de 50,000 habitantes (Uchida y Nelson, 2010). Las redes de transporte incluyen carreteras y ferrocarriles, y ríos navegables. Los factores ambientales incluyen cobertura del suelo y pendiente. La distribución de la población en unidades se contabiliza parcialmente utilizando datos espaciales, incluyendo, por ejemplo, la cobertura terrestre y la distancia a carreteras, lo que aumenta la precisión de la medida hasta el nivel de píxel de 1 km (Uchida y Nelson, 2010). La medida, sin embargo, no considera las diferencias en los costos de transporte ni las disparidades económicas entre lugares que podrían afectar la accesibilidad a los viajes (Roland y Curtis, 2020). El indicador es pertinente a la gestión de desastres y riesgo de inundaciones, y la disponibilidad implícita del indicador o la ausencia de instalaciones y servicios de emergencia se utiliza para medir la capacidad de respuesta ante catástrofes en el panel 510 de la Cruz Roja 510¹.

La figura 1 muestra la métrica de aislamiento geográfico por distrito. Las líneas grises representan los límites del distrito. Se seleccionaron distinciones a nivel de distrito para la métrica de aislamiento geográfico y los indicadores de vulnerabilidad, ya que los distritos son la subdivisión administrativa más pequeña del Perú, después de las provincias y regiones, y la escala más pequeña para la cual hay datos disponibles. El tamaño de la población por distritos varía entre regiones, ya que históricamente las regiones requerían diversos mínimos de población para la creación de nuevos distritos (Instituto Nacional de Estadística e Informática,

1993). Perú tiene 1,832 distritos, pero los datos incluyen 1,873 divisiones ya que algunos distritos están divididos en los datos. Este número adicional de divisiones aumenta la especificidad espacial. Los tonos más oscuros y los números más grandes representan tiempos de viaje más largos hasta la ciudad más cercana y un mayor aislamiento geográfico. El tiempo de viaje osciló entre 0 minutos (muchos distritos) y 4,099 minutos (distrito de Soplín en la Amazonía), con un promedio de 461 minutos (en la figura 1, una puntuación de aislamiento geográfico de 0 representa este promedio nacional). Modificamos la escala y normalizamos los datos de aislamiento geográfico usando z puntuaciones, lo que respalda las comparaciones con las características de vulnerabilidad normalizadas utilizando el mismo procedimiento. Esta operacionalización supone que diferentes cambios en el tiempo de viaje (p. ej., de 0 a 20 minutos en comparación con 40 a 60 minutos) tienen el mismo efecto sobre el aislamiento geográfico. Para evitar que los valores atípicos sesguen la visualización, establecimos límites a dos desviaciones estándar de la media (± 2). Todos los mapas de indicadores y vulnerabilidades en este estudio siguen procedimientos de visualización similares. El I de Moran global utilizando la contigüidad de torres es 0.68 ($p < 0.001$), lo que indica una fuerte autocorrelación espacial positiva (es decir, el tiempo de viaje es similar entre los distritos vecinos).

Identificación y reducción de indicadores de vulnerabilidad

Los estudios de vulnerabilidad suelen construir un índice de indicadores de vulnerabilidad a partir de los aportes de las partes interesadas y de la literatura que vincula empíricamente los indicadores con impactos (Cutter, Boruff y Shirley, 2003). Seguimos el mismo enfoque. Para identificar indicadores relevantes, nos basamos en marcos de vulnerabilidad e índices que enfatizan las dimensiones sociales, económicas, institucio-

nales y culturales de la vulnerabilidad (ver el marco MOVE en Jamshed *et al.*, 2019), influencias sobre los medios de vida (consultar el marco sobre Medios de Vida Sostenibles en Birkmann, 2013) y la vulnerabilidad de la salud (Bashier Abbas y Routray, 2014). Clasificamos los indicadores utilizando un estudio de caso iterativo y un enfoque multimodelo para recopilar comentarios de las partes interesadas. Nuestro estudio es parte de una colaboración más amplia con socios del Centro Climático de la Cruz Roja y de la Media Luna Roja, y la Cruz Roja alemana en el Perú. Las discusiones que mantuvimos con estos socios, así como la visita a Iquitos, el taller de tres días con profesionales de desastres por inundaciones en Lima en junio del 2019, y las entrevistas de seguimiento con los asistentes al taller contribuyeron con información en la selección de indicadores. Asimismo, para clasificar los indicadores realizamos una encuesta en línea a profesionales de desastres por inundaciones en el Perú en diciembre del 2019 y enero del 2020. Los encuestados fueron reclutados por correo electrónico a partir de una lista de asistentes al taller y de las redes profesionales del Centro Climático de la Cruz Roja, la Media Luna Roja y la Cruz Roja alemana en el Perú. La muestra de conveniencia abarcó a partes interesadas involucradas en la preparación y respuesta a desastres en el Perú. De las aproximadamente 150 enviadas por correo electrónico, cincuenta y seis respondieron, y treinta y seis completaron la mayor parte de la encuesta, lo que arroja una tasa de respuesta de 0.37². Los profesionales en desastres por inundaciones asignaron la mayor importancia a la salud y los indicadores relacionados con la pobreza. Otros resultados, incluyendo diferencias en las percepciones relacionadas con los campos de trabajo y ubicación geográfica de los encuestados, se puede encontrar en el informe de nuestra encuesta (Roland *et al.*, 2021).

Presentamos indicadores utilizados en nuestra construcción de vulnerabilidad social relacionada con inundaciones en el Perú en la tabla 1, incluyendo una justificación para la selección del indicador, la clasificación en la

encuesta de profesionales de desastres por inundaciones y una relación hipotética, positiva o negativa, con la vulnerabilidad. Los indicadores se dividen en cinco categorías de vulnerabilidad: entorno construido, demográfico, educativo, sanitario y socioeconómico. Nuestros datos de vulnerabilidad a nivel de distrito son del 2017. El censo nacional del Perú y los datos de la Cruz Roja 510, una recopilación de datos de evaluación de riesgos por parte de la Cruz Roja de Países Bajos (Instituto Nacional de Estadísticas e Informática del Perú del 2017 y los datos 510 de la Cruz Roja de Países Bajos, 2020). Como otros estudios (Oulahen *et al.*, 2015), modificamos la escala y normalizamos los datos utilizando puntuaciones z para comparar datos con diferentes escalas. Este proceso creó datos de vulnerabilidad con medias de 0 y desviaciones estándar de 1.

Para reducir este gran número de indicadores a un menor número de nuevas variables que reflejen diferentes aspectos de la vulnerabilidad, utilizamos un análisis de componentes principales (PCA; Cutter, Boruff y Shirley, 2003). Usando una rotación varimax para aumentar la variación entre cada nuevo factor (Cutter, Boruff y Shirley, 2003), identificamos seis componentes utilizando un diagrama de pedregal (consultar el Apéndice A para el

diagrama). Estos componentes, representados en la tabla 2, explicaron el 73 por ciento de la variación de la vulnerabilidad entre distritos.

Siguiendo un PCA, el próximo paso más común en el análisis de vulnerabilidad consiste en combinar componentes en un modelo aditivo para crear una puntuación de vulnerabilidad compuesta (Cutter, Boruff y Shirley, 2003). Los aportes de expertos generalmente solo se integran en pasos anteriores de la selección de indicadores, lo que conduce a considerar que las medidas de vulnerabilidad compuesta no están suficientemente fundamentadas en percepciones locales de vulnerabilidad (Fekete, 2012). Los índices informados por expertos locales tienen más probabilidades de reflejar con precisión los contextos locales y se perciben como más transparentes que los índices que no fueron informados por los expertos locales (Oulahen *et al.*, 2015; Beccari, 2016). Para integrar más plenamente las aportaciones de los expertos en nuestro análisis, nos basamos en investigaciones que utilizan a las partes interesadas para validar los resultados basados en datos (Oulahen *et al.*, 2015; Álvarez *et al.*, 2018) y que sigue el PCA con análisis estadísticos adicionales utilizando las clasificaciones del indicador de las partes interesadas. (Mascarenhas, Nunes y Ramos, 2015).

Tabla 1. Indicadores de vulnerabilidad sobre inundaciones

Aislamiento geográfico y vulnerabilidad entre ecorregiones

Vulnerabilidad			+ o - relación con vulnerabilidad	Nivel de importancia asignado por profesionales de desastres (1/4 más importante)
categoría	Indicador de vulnerabilidad	Justificación para inclusión		
Entorno construido	Porcentaje de hogares sin suministro público de agua	Agua canalizada de servicio público es más segura que aguas superficiales	+	5.0
		Hogares que carecen de infraestructura de alcantarillado corren mayor riesgo de contraer enfermedades transmisibles	+	7.5
	Porcentaje de hogares sin paredes resistentes	Hogares sin paredes sólidas tienen más probabilidades de sufrir daños por inundaciones	+	14.0
	Porcentaje de hogares sin electricidad	La electricidad es un indicador indirecto de la riqueza y conectividad relacionadas con información y medios de comunicación y accesibilidad a hogares	+	16.5
Demográfico	Porcentaje adultos mayores (> 65) y niños (< 5)	Niños y adultos mayores tienen menor movilidad y mayor riesgo sanitario	+	4.0
	Tamaño del hogar	Mayor tamaño de la familia podría aumentar la vulnerabilidad, aunque individuos aislados podrían tener apoyo social más débil	+	12.0
	Tasa de mortalidad infantil	Tasa de mortalidad infantil está relacionada con numerosos factores social que exacerban la vulnerabilidad	+	13.0
	Porcentaje con discapacidad	Personas con discapacidad tienen menor movilidad y son particularmente vulnerables a los peligros naturales y riesgos de salud.	+	16.5
	Esperanza de vida	Una menor esperanza de vida sugiere una población de adultos mayores más vulnerable	-	19.0
Educación	Porcentaje de mujeres	Mujeres reciben salarios más bajos y tienen más responsabilidades familiares	+	20.0
	Porcentaje de analfabetos	Alfabetismo está estrechamente relacionado con el estatus socioeconómico y los ingresos a lo largo de la vida	+	6.0
	Porcentaje que no terminó escuela primaria	La educación está estrechamente relacionada con el estatus socioeconómico y el potencial de ingresos a lo largo de la vida	+	7.5
	Porcentaje sin título universitario	Education is closely related to socioeconomic status and lifetime earning potential	+	11.0
	Número de centros educativos por 10 000 habitantes	Más centros educativos aumentan proximidad y acceso	-	15.0
Salud	Incidencia de enfermedades transmitidas por el agua	Una mayor incidencia de enfermedades transmitidas por agua indica mayores riesgos sanitarios directamente relacionados con inundaciones y sugiere inundaciones anteriores.		
	Porcentaje de desnutrición Infantil	La desnutrición infantil está relacionada con numerosos factores sociales que agravan la vulnerabilidad	+	1.0
	Número de centros sanitarios por 10,000 personas	Más centros de salud aumentan la proximidad y el acceso a la asistencia	+	3.0
	Porcentaje con seguros de salud	La población no asegurada tiene menos posibilidades de recibir atención médica, aunque esta sea accesible	-	9.5
Socioeconómico	Índice de pobreza	El bienestar permite protegerse mejor de los peligros y recuperarse de pérdidas	+	2.0
	Porcentaje de hogares alquilados	Los inquilinos tienen menos capacidad de tomar medidas paliativas y tienen más probabilidades de ser nómadas y de disponer de menos recursos económicos.	+	18.0

Tabla 2. Componentes de vulnerabilidad y carga de indicadores

Componente	% de diferencia	Peso calculado del estudio de inundaciones profesionales de desastres	Indicadores principales	Correlación
1. Riqueza	23	0.0616	Literatura	0,85
			Finalización de la educación primaria	0,84
			Pobreza	0,79
			Porcentaje con seguro médico	-0,72
			Finalización de la universidad	0,68
			Porcentaje de viviendas que están alquiladas	-0,67
2. Salud pública infraestructura	13	0.0488	Desnutrición infantil	0,63
			Acceso al sistema de alcantarillado.	0,51
			Acceso al suministro público de agua.	0,88
			Acceso a la electricidad	0,75
3 Demográfico (± ajuste)	12	0.0484	Acceso al sistema de alcantarillado.	0,70
			Materiales de construcción de la casa	0,53
			Tamaño del hogar	-0,81
4. Salud	10	0.0238	Porcentaje con discapacidad	0,80
			Porcentaje de ancianos (> 65) y niños (< 5)	0,76
			Esperanza de vida	0,88
5. Acceso a los servicios (+ ajuste)	10	0.0595	Tasa de mortalidad infantil	0,83
			Hospitales por cada 10.000 personas	-0,78
6. Género	6	0.0048	Incidencia de enfermedades transmitidas por el agua	0,78
			Instalaciones educativas por cada 10.000 personas	-0,58
			Género	0,91

Usamos clasificaciones de indicadores de nuestra encuesta sobre inundaciones realizadas a profesionales de desastres para sopesar los componentes de PCA que constituyen el puntaje general de vulnerabilidad según las percepciones de las partes interesadas respecto a la importancia de cada uno de los principales indicadores dentro del componente. Aunque este enfoque solo se aplica a nuestra medida de vulnerabilidad general, significa que, en vez de sumar únicamente, los componentes se combinan de manera que consideren el aporte de los expertos. Al crear una medida de vulnerabilidad general que utiliza los aportes de los profesionales en desastres por inundaciones para sopesar los dominios de vulnerabilidad derivados del método PCA ampliamente utilizado, ofrecemos un enfoque innovador que integra estos métodos comunes, aunque generalmente separados, de indicadores de desarrollo y está basado en datos y en la información brindada por los expertos locales. Si

bien la encuesta a los profesionales de desastres por inundaciones fue diseñada para evaluar la importancia de los indicadores individuales, adaptamos las respectivas clasificaciones de indicadores para ponderar los seis componentes del PCA. Al hacerlo, primero calculamos las ponderaciones proporcionales para cada indicador según:

$$w_i = \frac{n - r_i + 1}{\sum (n - r_i + 1)},$$

donde w_i es la ponderación del indicador de vulnerabilidad i , n es el número total de indicadores en el índice, y r_i es la posición clasificada del indicador i (Oulahen *et al.*, 2015). Las ponderaciones suman 1. Al utilizar las ponderaciones individuales de los indicadores, creamos ponderaciones de componentes calculando el peso promedio de los indicadores

individuales que pesan los principales indicadores de cada componente. Por ejemplo,

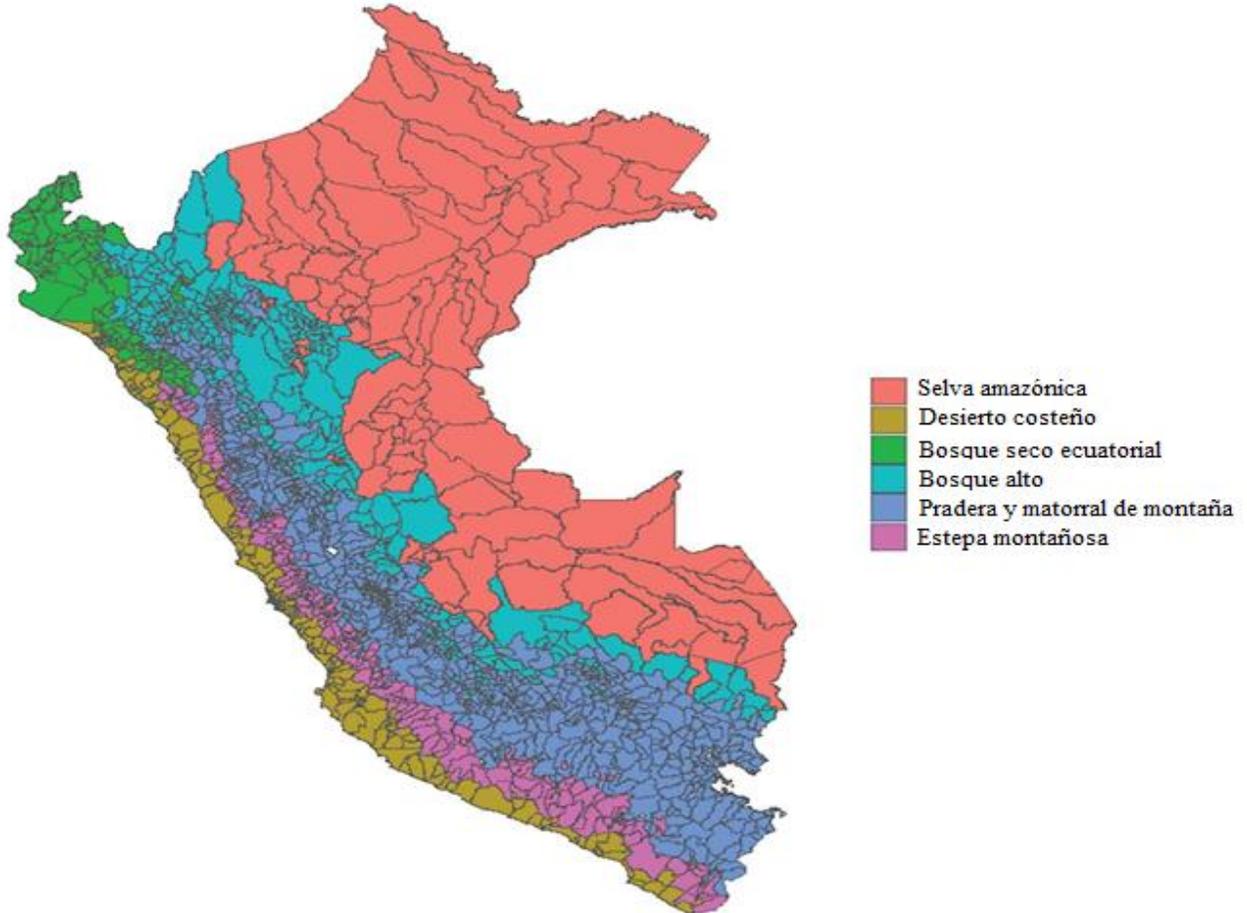


Figura 2. Ecorregiones del Perú (Ministerio del Ambiente del Perú, 2017).

para el componente de salud que incluye la tasa de mortalidad infantil y la esperanza de vida como indicadores principales, calculamos el peso promedio del estudio de estos dos indicadores. Luego multipliquemos este peso promedio por las puntuaciones de los componentes antes de agregar componentes para crear el puntaje compuesto. Este proceso sigue:

$$v_k = \sum_{j=1}^n x_{kj} \left(\frac{\sum_{i=1}^{n_j} w_i}{n_j} \right),$$

donde v_k es el compuesto de vulnerabilidad para el distrito k , x_{kj} es la puntuación del componente para el distrito k y el componente j , w_i es la ponderación del indicador de vulnerabilidad i , y n_j es el número de indicadores en el componente j .

Regiones Ecológicas

Utilizamos las ecorregiones como *proxy* de diferentes experiencias de extracción, liberalización y desinversión para considerar la

influencia de los factores sociales y económicos sobre las diversas relaciones entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico. Por tanto, abordamos las ecorregiones como regiones socioecológicas. Investigar Para analizar esta heterogeneidad regional, utilizamos una variable para ecorregiones del Ministerio del Ambiente del Perú (2017) que originalmente incluía nueve tipos de ecorregiones. Debido a que las ecorregiones no se alinean con los límites de los distritos, entrecruzamos el mapa de la ecorregión con los límites del distrito, y definimos la ecorregión a nivel distrital, conforme al tipo de ecorregión con mayor proporción de superficie terrestre del distrito. Casi todos los distritos se encuentran dentro de seis ecorregiones (figura 2): bosques secos ecuatoriales (131 distritos), desiertos costeros (203 distritos), estepas montañosas (256 distritos), praderas y matorrales de montaña (803 distritos), bosques altos (360 distritos) y la selva amazónica (120 distritos). Dos distritos estaban dentro de otras ecorregiones y fueron subsumidos en las ecorregiones circundantes para ser representados estadísticamente. La comparación del aislamiento geográfico y los mapas de la ecorregión (figuras 1 y 2) indican una variación sustancial entre el aislamiento geográfico y las ecorregiones, lo que respalda la investigación sobre la variación de la relación entre el aislamiento geográfico y la vulnerabilidad por ecorregión.

Método

Mapeo de características de vulnerabilidad

Evaluar la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico en todo el Perú requiere primero comprender dónde son más importantes los diferentes aspectos de la vulnerabilidad. En nuestro primer paso analítico, mapeamos la vulnerabilidad compuesta según la información recogida en la encuesta, los componentes de vulnerabilidad y los indicadores individuales que los profesionales de desastres por inundaciones calificaron más alto. Al igual que otras visualizaciones, estos mapas, presentados en las figuras 3 y 4, se centran alrededor de una

media nacional de 0 y tienen límites en dos desviaciones estándar de la media (± 2). Los tonos más oscuros indican una mayor vulnerabilidad.

Para identificar la agrupación espacial de vulnerabilidad alta y baja (por ejemplo, distritos con alta vulnerabilidad y alta vulnerabilidad en distritos vecinos), mapeamos el I de Moran local para la vulnerabilidad compuesta y los componentes de vulnerabilidad, también presentados en la figura 3 (Anselin, 1995). Seleccionamos una matriz de contigüidad de torres para construir las matrices de ponderaciones espaciales que identifican los distritos vecinos. En esta matriz, a cada distrito vecino se le asigna el mismo peso. A menudo se utiliza una alta autocorrelación espacial estadísticamente significativa para seleccionar una matriz de ponderaciones espaciales (Chi y Zhu, 2019, 40), y la contigüidad de la torre produjo las mayores estadísticas de I de Moran global para la vulnerabilidad general en comparación con la contigüidad de la reina y varios criterios de distancia y vecinos más cercanos. La contigüidad de torre y reina también es común en el análisis espacial de vulnerabilidad social (Gaither *et al.*, 2011; Frigerio y De Amicis, 2016; Hou *et al.*, 2016), y la contigüidad de torre a veces se favorece por su aplicación más estricta de la contigüidad de polígonos. (Frigerio y De Amicis, 2016). En el Perú, donde el tamaño de los distritos y la distancia entre ellos varían ampliamente, este enfoque conservador es apropiado ya que reduce las posibilidades de sobreestimar el alcance geográfico de los patrones espaciales.

Análisis de regresión espacial

El segundo paso de nuestro análisis utiliza la regresión espacial para evaluar la variación en la relación entre el aislamiento geográfico y la vulnerabilidad en todas las ecorregiones del Perú. Nuestros resultados comparativos enfatizan el contexto espacial específico de nuestro estudio y permiten la interpretación en términos de cómo las regiones se relacionan entre sí, incluidos contextos regionales históricos y sociales

contrastantes, basados en nuestro enfoque relacional del espacio (Massey, 2013). Un análisis espacialmente informado es importante porque los distritos son interdependientes: las características de un distrito afectan las de los vecinos (Tobler, 1979; Getis y Ord, 1992). La vulnerabilidad está determinada no solo por los recursos y servicios de un distrito, sino también por los recursos y servicios de los distritos vecinos (por ejemplo, una persona de un distrito podría acceder a atención médica en un distrito vecino) y por las interacciones entre distritos (por ejemplo, una persona de un distrito, podría prestar apoyo a los residentes de un distrito vecino (Voss, Curtis White y Hammer, 2006). Los distritos contiguos también tienen similitudes, ya que los límites de los distritos no reflejan diferencias abruptas en las características sociales y geográficas, o en las historias de extracción (Tolnay, Deane y Beck, 1996). Las medidas de autocorrelación espacial confirman nuestra base teórica para la regresión espacial. La estadística I de Moran global y la estadística global C de Geary encuentran fuertes autocorrelaciones espaciales positivas para las medidas de vulnerabilidad. Generamos nuestra variable espacialmente rezagada, que representa la vulnerabilidad promedio en distritos vecinos, multiplicando las ponderaciones espaciales de nuestra matriz de ponderaciones espaciales por las puntuaciones de vulnerabilidad y sumando para todos los vecinos (Anselin, 1989).

Utilizamos un modelo de regresión de autocorrelación espacial (SAC) para hacer una regresión de los componentes de vulnerabilidad, así como el compuesto de vulnerabilidad, sobre el aislamiento geográfico con una variable ficticia para la ecorregión y un término de interacción para el aislamiento geográfico y la ecorregión (Chi y Zhu, 2019). Un modelo SAC incluye autocorrelación espacial para la variable dependiente, la vulnerabilidad y el término de error. Dada la base teórica para el escrutinio espacial de la vulnerabilidad en los distritos vecinos, es esencial evaluar la dependencia espacial de la vulnerabilidad. El modelo SAC

tiene los valores de criterio de información de Akaike más pequeños para el compuesto de vulnerabilidad y para todos los componentes en comparación con los modelos no espaciales de regresión espacial, error espacial, espacial de Durbin y mínimos cuadrados ordinarios (OLS), lo que sugiere que el modelo SAC se ajusta mejor a los datos. Realizamos nuestro análisis con los modelos alternativos y no encontramos diferencias sustanciales en los resultados (Anselin 1999, 11; LeSage y Pace, 2009, 23, 28-29; consulte el Apéndice B para ver las ecuaciones y los resultados de los modelos alternativos). Ejecutamos el modelo por separado para el conjunto de vulnerabilidades, según lo determinado por el compuesto PCA ponderado por profesionales de catástrofes por inundaciones, así como para cada componente del PCA. El término de interacción es el *quid* de nuestro análisis, ya que evalúa la fuerza condicionante de la ecorregión en la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico. El modelo está expresado en la siguiente ecuación:

$$Y_i = \alpha + \rho \sum_j Y_j W_j + \beta_1 X_i + \beta_2 Z_i + \beta_3 X_i * Z_i + u, \\ u = \lambda \sum_j u_j W_j + \varepsilon_i,$$

donde Y_i es la vulnerabilidad del distrito i , α es la constante de regresión, ρ es la fuerza de la asociación con la vulnerabilidad extra local manteniendo constante la vulnerabilidad del distrito, Y_j es la vulnerabilidad del distrito extra local j , W_j es la proximidad del distrito j al distrito i determinado por la matriz de ponderaciones espaciales, β_1 es el fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico del distrito, X_i es el aislamiento geográfico del distrito i , β_2 es la fuerza de la asociación con la ecorregión, Z_i es la ecorregión del distrito i , β_3 es la fuerza de la asociación con la interacción entre aislamiento geográfico y ecorregión, u es error y error extra local, k es la fuerza de la asociación con el error extra local, u_j es el término de error para el distrito extra local j , y ε_i es el término de error para el distrito i .

Aislamiento geográfico y vulnerabilidad en las ecorregiones

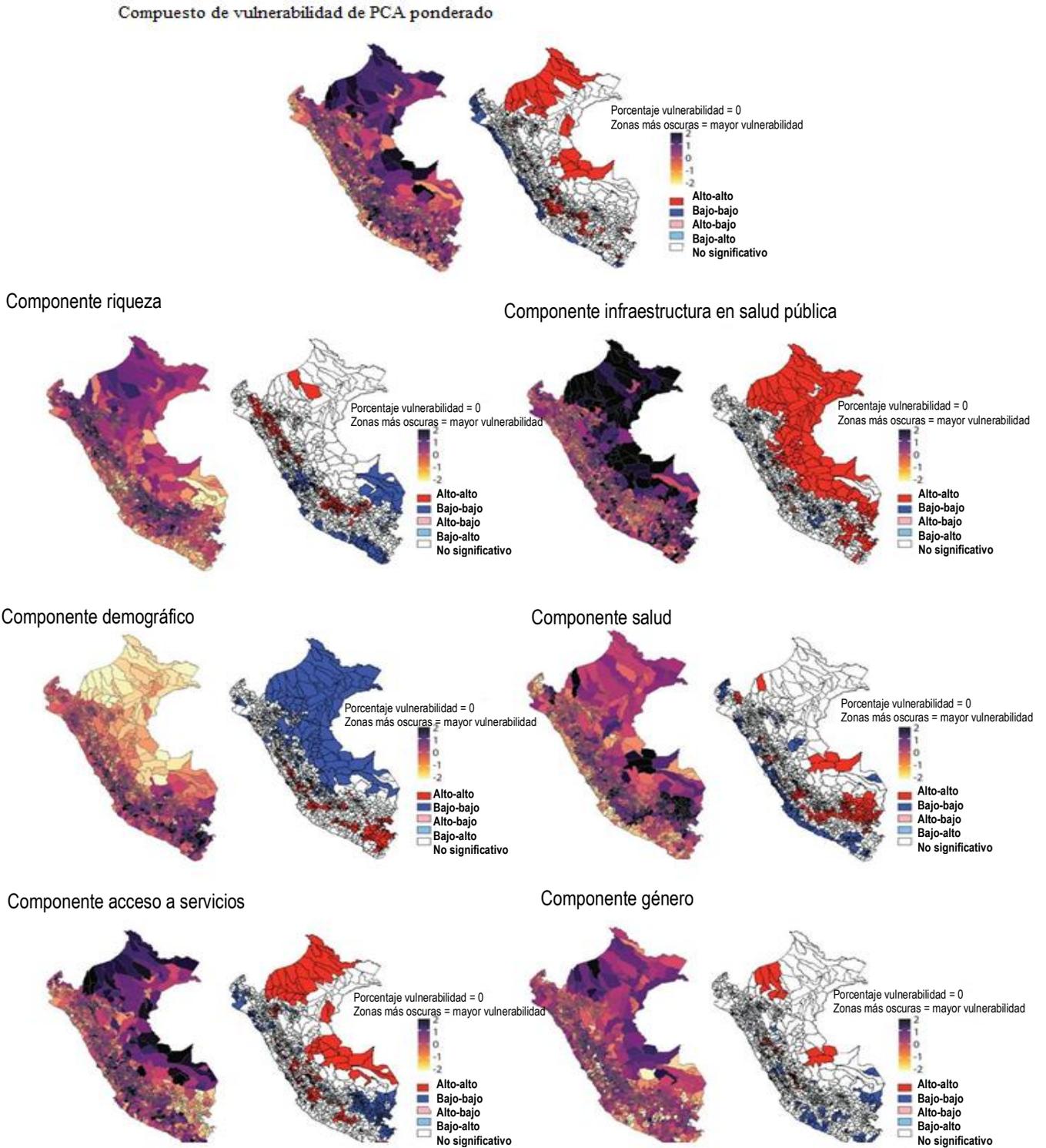
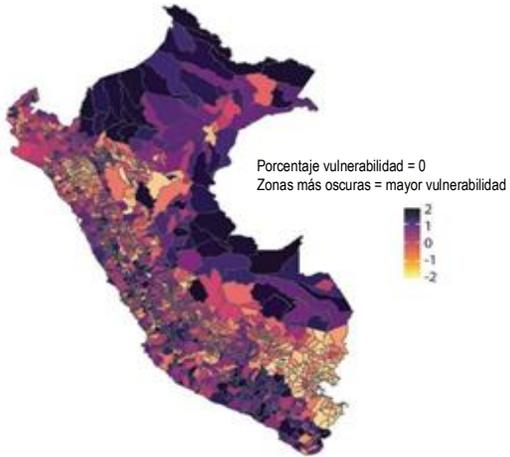
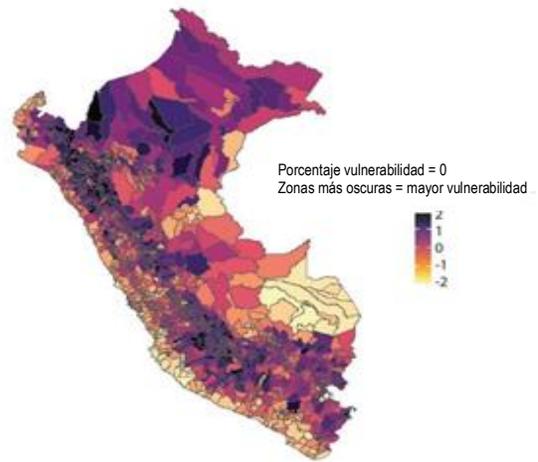


Figura 3. Distribución espacial e I de Moran local del compuesto de vulnerabilidad del análisis de los principales componentes (PCA) informado por los profesionales en desastres por inundaciones y los componentes de vulnerabilidad del PCA.

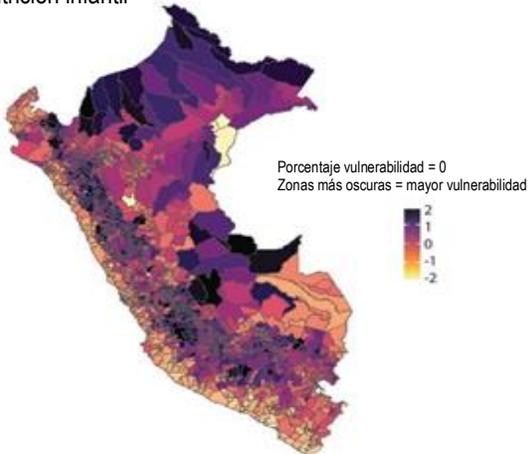
Incidencia de enfermedades por el agua



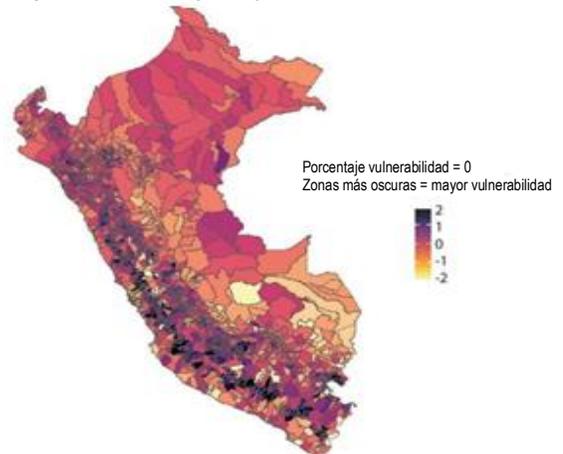
Pobreza



Desnutrición infantil



Porcentaje de adultos mayores y niños



Hogares sin suministro público de agua

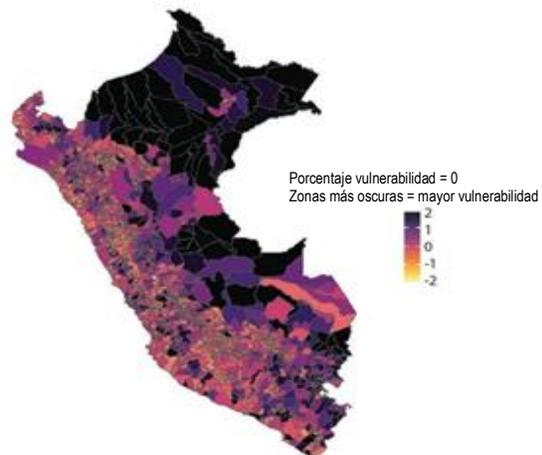


Figura 4. Distribución espacial de la vulnerabilidad para cinco indicadores clasificados como los más importantes en las encuestas de profesionales en desastres por inundaciones en el Perú.

Resultados

Distribución espacial de la vulnerabilidad

Las visualizaciones de la vulnerabilidad social relacionada con las inundaciones muestran patrones espaciales alineados con la ecorregión y el aislamiento geográfico que sugiere una variación regional en la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico. Para la vulnerabilidad general, observamos asociaciones positivas entre la vulnerabilidad y ecorregiones interiores, generalmente más aisladas, así como entre la vulnerabilidad y los distritos más aislados geográficamente dentro de las ecorregiones. Clústeres de alta vulnerabilidad general en las ecorregiones andinas y amazónicas de estepas montañosas interiores y praderas y matorrales de montaña, donde se han concentrado, y se siguen concentrando, intensas actividades extractivas. En todo el país, los clústeres de vulnerabilidad general son más bajos alrededor de las grandes ciudades como Iquitos, Tarapoto, Huancayo, Ayacucho y Cusco.

Los mapas de componentes ilustran dónde son más importantes los aspectos específicos de vulnerabilidad, lo que puede ayudarnos a comprender las relaciones entre diferentes tipos de vulnerabilidad y aislamiento geográfico, así como posibles variaciones regionales en estas relaciones. Las correlaciones con el aislamiento geográfico son notables en la mayoría de los componentes. En el componente de riqueza, los clústeres de baja vulnerabilidad se encuentran principalmente alrededor de las grandes ciudades, y en particular, en ciudades costeñas como Lima, Pisco y Arequipa. De la misma manera, en el componente de infraestructura de salud pública, las ciudades de Iquitos y Pucallpa no están incluidas en el clúster de alta vulnerabilidad que constituye gran parte de la ecorregión de la Amazonía. La vulnerabilidad del componente de mapeo también revela clústeres por ecorregión. La vulnerabilidad alta en numerosos componentes se concentra en la Amazonía y distritos andinos de praderas y matorrales de montaña, y en las ecorregiones de

las estepas montañosas. Por ejemplo, los clústeres de alta vulnerabilidad relacionados con la riqueza en las ecorregiones de praderas y matorrales de montaña, y del bosque alto que limitan al este de los Andes; es alta la vulnerabilidad relacionada con el acceso a los clústeres de servicios en las ecorregiones de la Amazonía y la estepa montañosas, y los clústeres de alta vulnerabilidad relacionados con la infraestructura de salud pública en la ecorregión de la Amazonía. En cambio, la vulnerabilidad es baja en los clústeres de componentes relacionados con la riqueza y la salud en los distritos costeros del desierto.

Mapear indicadores individuales ayuda a sondear las fuentes de diferencia espacial en la vulnerabilidad de los componentes. Los mapas de indicadores individuales que los profesionales de desastres por inundaciones calificaron como los más importantes (es decir, enfermedades transmitidas por el agua, pobreza, desnutrición infantil, porcentaje de adultos mayores y niños, y el acceso al suministro público de agua —los indicadores más importantes—) enfatizan que los atributos claves de la vulnerabilidad social relacionada con las inundaciones se concentran en regiones del interior, particularmente la Amazonía y las ecorregiones andinas de praderas y matorrales de montaña y las estepas montañosas. La pobreza y la desnutrición infantil se concentran en las ecorregiones de la Amazonía y las praderas y los matorrales de montaña. El acceso al agua pública se concentra en gran medida en distritos de la Amazonía y, en menor medida, en distritos selectos de la ecorregión de estepa montañosas. La infraestructura de alcantarillado muestra diferencias regionales similares. La vulnerabilidad relacionada con las poblaciones de adultos mayores y jóvenes es mayor en la ecorregión de estepa montañosas más aislada geográficamente. La incidencia de enfermedades transmitidas por el agua se concentra en las ecorregiones de la Amazonía, de estepas montañosas y las desérticas costeñas.

Resultados de la regresión espacial

Habiendo establecido una comprensión espacialmente informada de la vulnerabilidad en el Perú, utilizamos la regresión para evaluar empíricamente las diferencias regionales en la relación entre el aislamiento geográfico y la vulnerabilidad. Fundamentalmente, el término de interacción en nuestro modelo, entre aislamiento geográfico y ecorregión, estima la diferenciación entre ecorregiones. Los coeficientes presentados en la tabla 3 reflejan la asociación directa del distrito inmediato más que la asociación neta que incluye la influencia de los distritos vecinos. El rho (coeficiente autorregresivo espacial) describe la influencia del resultado variable entre todos los distritos vecinos. Estadísticamente los valores de rho significativos y en su mayoría positivos confirman la importancia de una estructura espacial. Los valores rho positivo oscilan entre 0.7 y 0.9 en vulnerabilidad general y todos los componentes, excepto la salud, reflejan una fuerte retroalimentación espacial positiva donde la vulnerabilidad es más similar entre distritos vecinos que entre distritos no vecinos.

Nuestro modelo encuentra diferencias claras en la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico entre ecorregiones, en particular entre aquellas con niveles contrastantes de inversión y experiencias en materia de extracción. Para la vulnerabilidad general, el aislamiento geográfico se asocia más con una mayor vulnerabilidad en la región de referencia de la Amazonía. En comparación con la región amazónica, el aislamiento geográfico está menos asociado con una mayor vulnerabilidad general en las ecorregiones del desierto costero (-0.456), el bosque alto (-0.456) y praderas y matorrales de montaña (-0.439). Vemos diferencias regionales similares en la vulnerabilidad de los componentes. Las diferencias regionales más resaltantes se encuentran en infraestructura en salud pública y acceso a dominios de servicios, y entre las ecorregiones de la Amazonía y las desérticas costeras, que representan extremos

regionales en el Perú en términos de historia y actividad extractiva actual, y la inversión y desinversión. El aislamiento geográfico se asocia más fuertemente con la vulnerabilidad relacionada con mayores niveles de infraestructura en salud pública en la región de referencia de la Amazonía que en otras ecorregiones. Comparado con la región amazónica, el aislamiento geográfico se asocia más débilmente con mayor vulnerabilidad relacionada con la infraestructura en salud pública en las ecorregiones del desierto costero (-0.270), del bosque ecuatorial seco (-0.380), del bosque alto (-0.334), de las praderas y matorrales de montaña (-0.482) y de la estepa montañosa (-0.470). En el ámbito de la vulnerabilidad del acceso a los servicios, el aislamiento geográfico se asocia de nuevo más fuertemente con una mayor vulnerabilidad en la región de referencia de la Amazonía que en otras ecorregiones. En comparación con la región amazónica, el aislamiento geográfico se asocia más débilmente con una mayor vulnerabilidad relacionada con el acceso a los servicios en las ecorregiones del desierto costero (-0.456), el bosque alto (-0.272), las praderas y matorrales de montaña (-0.252) y la estepa montañosa (-0.204). Curiosamente, en este componente, el aislamiento geográfico se asocia menos con una mayor vulnerabilidad en la ecorregión del desierto costero (-0.456), lo que sugiere que, en esta ecorregión que incluye Lima y otras grandes ciudades, la vulnerabilidad relacionada con el acceso a los servicios es mayor en las zonas urbanas en comparación con otras ecorregiones.

Tabla 3. Resultados de la regresión espacial: modelo de autocorrelación espacial (SAC)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad general	Riqueza	Infraestructura en salud pública	Demográfica	Salud	Acceso a servicios	Género
Constante	-0,629 (0,133)	-0,261 (0,109)	-0,448 (0,121)	-0,023 (0,119)	-0,016 (0,211)	-0,291 (0,121)	-0,019 (0,159)
Tiempo de viaje a la ciudad (TT)	0,528 (0,096)	0,157 (0,078)	0,496 (0,089)	-0,137 (0,085)	-0,005 (0,122)	0,306 (0,087)	0,038 (0,112)
desierto costero	0,290 (0,165)	0,166 (0,154)	0,644 (0,171)	-0,056 (0,166)	-1,105 (0,244)	-0,010 (0,170)	-0,025 (0,224)
Bosque seco ecuatorial	0,828 (0,154)	0,445 (0,127)	0,474 (0,140)	0,060 (0,138)	-0,208 (0,225)	0,407 (0,139)	-0,142 (0,183)
Bosque alto	0,624 (0,137)	0,282 (0,113)	0,377 (0,125)	0,040 (0,123)	0,031 (0,181)	0,283 (0,124)	-0,061 (0,163)
Praderas y matorrales de montaña	0,690 (0,135)	0,298 (0,111)	0,444 (0,122)	0,064 (0,121)	0,066 (0,187)	0,260 (0,122)	0,104 (0,160)
Estepa de montaña	0,743 (0,137)	0,198 (0,112)	0,455 (0,124)	0,226 (0,125)	-0,053 (0,199)	0,391 (0,124)	-0,151 (0,163)
Amazonas	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT Desierto costero	-0,456 (0,135)	-0,105 (0,112)	-0,270 (0,125)	0,176 (0,123)	-0,064 (0,160)	-0,456 (0,125)	-0,174 (0,164)
TT Bosque seco ecuatorial	-0,163 (0,120)	0,027 (0,100)	-0,380 (0,111)	0,206 (0,109)	0,013 (0,158)	-0,125 (0,110)	-0,149 (0,145)
TT Bosque alto	-0,456 (0,101)	-0,113 (0,082)	-0,334 (0,092)	0,057 (0,089)	-0,082 (0,128)	-0,272 (0,091)	-0,077 (0,119)
TT Praderas y matorrales de mon.	-0,439 (0,097)	-0,082 (0,080)	-0,482 (0,090)	0,115 (0,087)	-0,026 (0,126)	-0,252 (0,088)	-0,132 (0,116)
TT Estepa de montaña	-0,269 (0,103)	-0,069 (0,085)	-0,470 (0,097)	0,332 (0,094)	0,017 (0,133)	-0,204 (0,095)	-0,150 (0,124)
rho	0,764	0,889	0,860	0,861	-0,296	0,877	0,724
lambda	-0,365	-0,515	-0,602	-0,456	0,885	-0,654	-0,529
AIC	4,002	3,715	4,197	3,885	3,689	4,296	4,941

Nota: Los errores estándar figuran entre paréntesis. AIC = criterios de información de Akaike.

— $p < 0.05$.

— $p < 0.01$.

— $p < 0.001$.

Discusión

Examinamos las diferencias regionales en la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico en el Perú. Nuestros resultados revelan que, aunque los distritos geográficamente aislados en el Perú tienden a ser más vulnerables, existen relaciones específicas entre la vulnerabilidad y el aislamiento geográfico que varían sustancialmente entre componentes de vulnerabilidad y ecorregiones, en particular, las ecorregiones con niveles contrastantes de inversión y experiencias con la extracción. Las distribuciones espaciales de vulnerabilidad (figuras 3 y 4) ofrecen evidencia de alineación con los legados regionales del capitalismo racial extractivo. La minería y explotación histórica del caucho extrajeron materias primas de la estepa montañosa y las praderas y matorrales de montaña, de las ecorregiones de los Andes y de la Amazonia, respectivamente. Las figuras 3 y 4 muestran una vulnerabilidad general y una vulnerabilidad más alta para la mayoría de componentes que se agrupan en estas ecorregiones. Los resultados de nuestra regresión espacial también reflejan aparentemente diferentes contextos sociales y económicos. En comparación con otras ecorregiones, la infraestructura en salud pública y las vulnerabilidades relacionadas con el acceso a los servicios se asocian en su mayoría con el aislamiento geográfico en la ecorregión de la Amazonía. Este hallazgo enfatiza los desafíos en la construcción de infraestructura y distribución, así como acceso a servicios en la Amazonía, pero también podría reflejar los legados de la extracción y desinversión.

Los resultados de nuestra regresión espacial también podrían reflejar circunstancias sociales y económicas únicas en la ecorregión del desierto costero, específicamente, privación de derechos en asentamientos informales alrededor de Lima. En comparación con las otras ecorregiones, la vulnerabilidad relacionada con el acceso a servicios se asocia menos con el aislamiento geográfico en la ecorregión del desierto costero,

que indica una mayor vulnerabilidad en las áreas urbanas y periurbanas. Los principales indicadores en el componente de acceso a servicios incluyen escuelas y hospitales por cada 10,000 habitantes, lo que sugiere que los distritos desérticos costeros menos aislados geográficamente tienen menos instalaciones per cápita. La ecorregión del desierto costero incluye Lima, donde millones de habitantes, en su mayoría provenientes de pueblos indígenas, han migrado durante el último medio siglo (Korn *et al.*, 2018). Trasladándose a asentamientos informales aislados en la periferia de las laderas de Lima; los inmigrantes se enfrentan a la precariedad del terreno y la construcción, y a servicios e infraestructura inadecuados o inexistentes. Los altos riesgos, los altos costos de mitigación y las políticas sociales que excluyen a los residentes pobres contrastan claramente con las zonas ricas vecinas (Lambert, 2021). Esta población marginada, aunque no está aislada geográficamente en la escala que consideramos en este estudio, podría experimentar desafíos similares a los de las poblaciones geográficamente aisladas de otras ecorregiones.

Al ofrecer información contextual sobre la vulnerabilidad y las variadas asociaciones del aislamiento geográfico, identificamos posibles factores sociales e históricos que impulsan las diferencias en esta relación. La diferenciación espacial que observamos sugiere una variación sistemática según los contextos sociales y económicos regionales y proporciona las bases para futuras investigaciones en niveles espaciales inferiores y en múltiples escalas. Nuestro estudio tiene varias limitaciones importantes, incluido el desafío de teorizar con precisión cómo se relacionan los indicadores de vulnerabilidad comunes con el aislamiento geográfico. Por ejemplo, a las poblaciones que viven en distritos geográficamente aislados de la Amazonía no se les podría asociar condiciones como servicios limitados con vulnerabilidad, sino más bien como protección contra presiones externas que socavan la soberanía local y producen vulnerabilidad. No

hemos incorporado las percepciones de las poblaciones afectadas en nuestras construcciones de vulnerabilidad y aislamiento geográfico; pero nuestra interacción con los profesionales de desastres por inundaciones en el Perú sustentó las consideraciones apropiadas al contexto. Las investigaciones futuras podrían utilizar métodos etnográficos para reflejar mejor la construcción de vulnerabilidad y aislamiento geográfico relevantes para las poblaciones afectadas. Aunque está fuera del alcance de este estudio, explorar las no linealidades en los indicadores desarrollados a partir de esta construcción es un tema digno de investigación. Las investigaciones futuras también podrían utilizar construcciones de vulnerabilidad relevantes para diferentes tipos de amenazas, como la vulnerabilidad a terremotos o deslizamientos de tierra en el Perú, y diferentes entornos geográficos para evaluar posibles diferencias en la relación entre vulnerabilidad y aislamiento geográfico relacionadas con diferentes vulnerabilidades.

Agradecimientos

Agradecemos al grupo de trabajo Spatial Thinking de la Universidad de Wisconsin-Madison por sus valiosos comentarios, así como a Tiffany Newman y Sarah Farr por los guiones R adaptados para este artículo. Los autores también agradecen a la editora técnica del Centro de Riesgos Climáticos de la Universidad de California en Santa Bárbara, Juliet Way-Henthorne, por su cuidadosa corrección de estilo. Los datos que respaldan los hallazgos de este estudio están disponibles públicamente en el censo nacional del Perú del 2017 y en el Panel de Evaluación de Riesgos Comunitarios mantenido por la Cruz Roja de Países Bajos en <https://dashboard.510.global>.

Financiamiento

Esta investigación fue financiada con una subvención UW2020 de la Fundación de Investigación de Alumnos de Wisconsin de la Universidad de Wisconsin-Madison, el Centro de Demografía y Ecología de la Universidad de Wisconsin-Madison (P2C HD047873) y el Programa de Capacitación en Prevención y Control del Cáncer de la Universidad de Alabama en Birmingham (T32 CA047888).

ORCID

Hugh B. Roland <http://orcid.org/0000-0001-5568-5260>

Notas

- ¹.El panel 510 de la Cruz Roja es una herramienta en línea que cartografía datos sociales y ambientales relacionados con los desastres y crea nuevas medidas para facilitar la comprensión del riesgo a los trabajadores de ayuda humanitaria, los responsables de la toma de decisiones y las poblaciones afectadas.
- ².La tasa de respuesta de 0.37 incluye las encuestas parcialmente completadas en el número total de respuestas. La tasa de respuesta se calculó utilizando la calculadora de tasas de respuesta de la Asociación Americana para la Investigación de la Opinión Pública, disponible en: <https://www.aapor.org/Education-Resources/For-Researchers/Poll-Survey-FAQ/Response-Rates-An-Overview.aspx>.

References

- 510 The Netherlands Red Cross. 2020. Community risk assessment dashboard. <https://dashboard.510.global>.
- Allen, J., D. Massey, and A. Cochrane. 2012. Rethinking the region: Spaces of neo-liberalism. London and New York: Routledge.
- Alvarez, S., C. J. Timler, M. Michalscheck, W. Paas, K. Descheemaeker, P. Tittonell, J. A. Andersson, and J. C. J. Groot. 2018. Capturing farm diversity with hypothesis-based typologies: An innovative methodological framework for farming system typology development. *PLoS ONE* 13(5): e0194757. doi: [10.1371/journal.pone.0194757](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194757).
- Anselin, L. 1989. What is special about spatial data? Alternative perspectives on spatial data analysis. Santa Barbara, CA: National Center for Geographic Information and Analysis, UC Santa Barbara.
- Anselin, L. 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis* 27 (2):93–115. doi: [10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x](https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x).
- Anselin, L. 1999. Spatial econometrics. Dallas: Bruton Center, University of Texas at Dallas.
- Autant-Bernard, C., and J. P. LeSage. 2019. A heterogeneous coefficient approach to the knowledge production function. *Spatial Economic Analysis* 14 (2):196–218. doi: [10.1080/17421772.2019.1562201](https://doi.org/10.1080/17421772.2019.1562201).
- Bach, J. L. 2017. Perceptions of environmental change: Nikutoru, Tabiteuea Maiaki, Kiribati. Graduate Student Theses, Dissertations, & Professional Papers, University of Montana.
- Bashier Abbas, H., and J. K. Routray. 2014. Vulnerability to flood-induced public health risks in Sudan. *Disaster Prevention and Management* 23 (4):395–419. doi: [10.1108/DPM-07-2013-0112](https://doi.org/10.1108/DPM-07-2013-0112).
- Beccari, B. 2016. A comparative analysis of disaster risk, vulnerability and resilience composite indicators. *PLoS Currents* 8. doi: [10.1371/currents.dis.453df025e34b682e9737f95070f9b970](https://doi.org/10.1371/currents.dis.453df025e34b682e9737f95070f9b970).
- Birkmann, J. 2013. Measuring vulnerability to promote disaster-resilient societies and to enhance adaptation: Discussion of conceptual frameworks and definitions. In *Measuring vulnerability to natural hazards: Towards disaster resilient societies*, 2nd ed., ed. J. Birkmann, 9–79. Tokyo: United Nations University Press.
- Birkmann, J., and B. Wisner. 2006. Measuring the unmeasurable: The challenge of vulnerability. Bonn, Germany: United Nations University Institute for Environment and Human Security.
- Bonilla, Y., and M. LeBr_on. 2019. Aftershocks of disaster: Puerto Rico before and after the storm. Chicago: Haymarket Books.
- Bunker, S. G. 1988. Underdeveloping the Amazon: Extraction, unequal exchange, and the failure of the modern state. Chicago: University of Chicago Press.
- Chang, H.-S., and T.-L. Chen. 2016. Spatial heterogeneity of local flood vulnerability indicators within flood prone areas in Taiwan. *Environmental Earth Sciences* 75 (23):1–14. doi: [10.1007/s12665-016-6294-x](https://doi.org/10.1007/s12665-016-6294-x).
- Chi, G., and J. Zhu. 2019. Spatial regression models for the social sciences. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Curtis, K. J., P. R. Voss, and D. D. Long. 2012. Spatial variation in poverty-generating processes: Child poverty in the United States. *Social Science Research* 41(1):146–59. doi: [10.1016/j.ssresearch.2011.07.007](https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2011.07.007).
- Cutter, S. L. 1996. Vulnerability to environmental hazards. *Progress in Human Geography* 20 (4):529–39. doi: [10.1177/030913259602000407](https://doi.org/10.1177/030913259602000407).
- Cutter, S. L., K. D. Ash, and C. T. Emrich. 2016. Urban–rural differences in disaster resilience. *Annals of the American Association of Geographers* 106 (6):1236–52. doi: [10.1080/24694452.2016.1194740](https://doi.org/10.1080/24694452.2016.1194740).
- Cutter, S. L., B. J. Boruff, and W. L. Shirley. 2003. Social vulnerability to environmental hazards. *Social Science Quarterly* 84 (2):242–61. doi: [10.1111/1540-6237.8402002](https://doi.org/10.1111/1540-6237.8402002).
- Cutter, S. L., and C. T. Emrich. 2006. Moral hazard, social catastrophe: The changing face of vulnerability along the Hurricane Coasts. *Annals of the American Academy of Political and Social Science* 604 (1):102–12. doi: [10.1177/0002716205285515](https://doi.org/10.1177/0002716205285515).
- Doogan, N. J., M. E. Roberts, M. E. Wewers, E. R. Tanenbaum, E. A. Mumford, and F. A. Stillman. 2018. Validation of a new continuous geographic isolation scale: A tool for rural health disparities research. *Social Science & Medicine* 215:123–32. doi: [10.1016/j.socscimed.2018.09.005](https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2018.09.005).
- Edraki, M., and C. Unger. 2015. Environmental geochemistry of abandoned mines in the Puno Region of Peru—To guide strategic planning for regional development and legacy site management researchers. doi: [10.13140/RG.2.1.1367.6004](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1367.6004).

- Fallow, B., and D. Nugent. 2020. State formation in the liberal era: Capitalisms and claims of citizenship in Mexico and Peru. Tucson: University of Arizona Press.
- Fekete, A. 2009. Validation of a social vulnerability index in context to river-floods in Germany. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 9 (2):393–403. doi: 10.5194/nhess-9-393-2009.
- Fekete, A. 2012. Spatial disaster vulnerability and risk assessments: Challenges in their quality and acceptance. *Natural Hazards* 61 (3):1161–78. doi: 10.1007/s11069-011-9973-7.
- Fitzhugh, B. 2012. Hazards, impacts, and resilience among hunter-gatherers of the Kuril Islands. In *Surviving sudden environmental change: Answers from archaeology*, ed. J. Cooper and P. Sheets, 19–42. Boulder: University Press of Colorado.
- Flachsbarth, I., S. Schotte, J. Lay, and A. Garrido. 2018. Rural structural change, poverty and income distribution: Evidence from Peru. *The Journal of Economic Inequality* 16 (4):631–53. doi: 10.1007/s10888-018-9392-z.
- Freedman, D. A., S. P. Klein, J. Sacks, C. A. Smyth, and C. G. Everett. 1991. Ecological regression and voting rights. *Evaluation Review* 15 (6):673–711. doi: 10.1177/0193841X9101500602.
- Frigerio, I., and M. De Amicis. 2016. Mapping social vulnerability to natural hazards in Italy: A suitable tool for risk mitigation strategies. *Environmental Science & Policy* 63:187–96. doi: 10.1016/j.envsci.2016.06.001.
- Gaither, C. J., N. C. Poudyal, S. Goodrick, J. M. Bowker, S. Malone, and J. Gan. 2011. Wildland fire risk and social vulnerability in the southeastern United States: An exploratory spatial data analysis approach. *Forest Policy and Economics* 13 (1):24–36. doi: 10.1016/j.forpol.2010.07.009.
- Getis, A., and J. K. Ord. 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical Analysis* 24 (3):189–206. doi: 10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x.
- Hino, M., and E. Nance. 2021. Five ways to ensure floodrisk research helps the most vulnerable. *Nature* 595 (7865):27–29. doi: 10.1038/d41586-021-01750-0.
- Holman, E. W., C. Schulze, D. Stauffer, and S. Wichmann. 2007. On the relation between structural diversity and geographical distance among languages: Observations and computer simulations. *Linguistic Typology* 11 (2): 393–421. doi: 10.1515/LINGTY.2007.027.
- Hou, J., J. Lv, X. Chen, and S. Yu. 2016. China's regional social vulnerability to geological disasters: Evaluation and spatial characteristics analysis. *Natural Hazards* 84 (Suppl. 1):97–111. doi: 10.1007/s11069-015-1931-3.
- Huggel, C., M. Carey, A. Emmer, H. Frey, N. Walker-Crawford, and I. Wallimann-Helmer. 2020. Anthropogenic climate change and glacier lake outburst flood risk: Local and global drivers and responsibilities for the case of Lake Palcacocha, Peru. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 20 (8):2175–93. doi: 10.5194/nhess-20-2175-2020.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. 1993. Censos Nacionales 1993 IX de Población y IV de Vivienda [1993 National Population and Housing Censuses]. Accessed June 4, 2023. <http://censos.inei.gob.pe/Censos1993/PeruMapas/#>.
- Jamshed, A., J. Birkmann, I. A. Rana, and D. Feldmeyer. 2020. The effect of spatial proximity to cities on rural vulnerability against flooding: An indicator based approach. *Ecological Indicators* 118:106704. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106704.
- Jamshed, A., I. A. Rana, U. M. Mirza, and J. Birkmann. 2019. Assessing relationship between vulnerability and capacity: An empirical study on rural flooding in Pakistan. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 36:101109. doi: 10.1016/j.ijdrr.2019.101109.
- Korn, A., S. M. Bolton, B. Spencer, J. A. Alarcon, L. Andrews, and J. G. Voss. 2018. Physical and mental health impacts of household gardens in an urban slum in Lima, Peru. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 15 (8):1751. doi: 10.3390/ijerph15081751.
- Lambert, R. 2021. The violence of planning law and the production of risk in Lima. *Geoforum* 122:82–91. doi: 10.1016/j.geoforum.2021.03.012.
- Lee, D., H. Ahmadul, J. Patz, and P. Block. 2021. Predicting social and health vulnerability to floods in Bangladesh. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 21 (6):1807–23. doi: 10.5194/nhess-21-1807-2021.
- LeFebvre, H. 1991. The production of space, trans. D. Nicholson-Smith. Oxford, UK: Blackwell.
- LeSage, J., and R. K. Pace. 2009. *Introduction to spatial econometrics*. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC.
- Marengo, J. A., and J. C. Espinoza. 2016. Extreme seasonal droughts and floods in Amazonia: Causes, trends and impacts. *International Journal*

- of *Climatology* 36 (3):1033–50. doi: 10.1002/joc.4420.
- Mascarenhas, A., L. M. Nunes, and T. B. Ramos. 2015. Selection of sustainability indicators for planning: Combining stakeholders' participation and data reduction techniques. *Journal of Cleaner Production* 92:295–307. doi: 10.1016/j.jclepro.2015.01.005.
- Massey, D. 1983. Industrial restructuring as class restructuring: Production decentralization and local uniqueness. *Regional Studies* 17 (2):73–89. doi: 10.1080/09595238300185081.
- Massey, D. B. 2005. *For space*. London: Sage.
- Massey, D. 2013. *Space, place and gender*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Mavhura, E., B. Manyena, and A. E. Collins. 2017. An approach for measuring social vulnerability in context: The case of flood hazards in Muzarabani district, Zimbabwe. *Geoforum* 86:103–17. doi: 10.1016/j.geoforum.2017.09.008.
- Medd, R. J. M., and H. Guyot. 2019. Eyewitness accounts during the Putumayo rubber boom: Manuel Antonio Mesones Muro—The madman of the Marañon River, Carlos Oyague y Calderón—The state engineer, and Roger Casement—Not of the real world humanitarian. *Journeys* 20 (2):58–94. doi: 10.3167/jys.2019.200204.
- Meyfroidt, P., E. F. Lambin, K.-H. Erb, and T. W. Hertel. 2013. Globalization of land use: Distant drivers of land change and geographic displacement of land use. *Current Opinion in Environmental Sustainability* 5 (5):438–44. doi: 10.1016/j.cosust.2013.04.003.
- Ministry of Environment of Peru. 2017. *Ecoregions of Peru*. General Directorate of Environmental Land Management Geographic Information System, Map N-53.
- Nelson, A. 2008. Estimated travel time to the nearest city of 50,000 or more people in year 2000. Accessed June 4, 2023. <https://forobs.jrc.ec.europa.eu/products/gam/download.php>.
- O'Brien, K. L., and R. M. Leichenko. 2000. Double exposure: Assessing the impacts of climate change within the context of economic globalization. *Global Environmental Change* 10 (3):221–32. doi: 10.1016/S0959-3780(00)00021-2.
- O'Loughlin, J., C. Flint, and L. Anselin. 1994. The geography of the Nazi vote: Context, confession, and class in the Reichstag election of 1930. *Annals of the Association of American Geographers* 84 (3):351–80. doi: 10.1111/j.1467-8306.1994.tb01865.x.
- Oulahen, G., L. Mortsch, K. Tang, and D. Harford. 2015. Unequal vulnerability to flood hazards: "Ground truthing" a social vulnerability index of five municipalities in Metro Vancouver, Canada. *Annals of the Association of American Geographers* 105 (3):473–95. doi: 10.1080/00045608.2015.1012634.
- Pearce, A. J. 2020. Colonial coda: The Andes-Amazonia frontier under Spanish rule. In *Rethinking the Andes-Amazonia divide: A cross-disciplinary exploration*, ed. A. J. Pearce, D. G. Beresford-Jones, and P. Heggarty, 313–24. London: UCL Press.
- Peru Instituto Nacional de Estadísticas e Informática. 2017. 2017 National Census.
- Poveda, G., J. C. Espinoza, M. D. Zuluaga, S. A. Solman, R. Garreaud Salazar, and P. J. van Oevelen. 2020. High impact weather events in the Andes. *Frontiers in Earth Science* 8. doi: 10.3389/feart.2020.00162.
- Roland, H. B., and K. J. Curtis. 2020. The differential influence of geographic isolation on environmental migration: A study of internal migration amidst degrading conditions in the central Pacific. *Population and Environment* 42 (2):161–82. doi: 10.1007/s11111-020-00357-3.
- Roland, H. B., D. Lee, C. Wirz, K. J. Curtis, K. Malecki, D. Brossard, and P. Block. 2021. *Stakeholders' perspectives on flood risk and vulnerability in Peru*. Madison: University of Wisconsin-Madison. Accessed June 4, 2023. <http://digital.library.wisc.edu/1793/82505>
- Roy, R., D. Schmidt-Vogt, and O. Myrholm. 2009. "Humla Development Initiatives" for better livelihoods in the face of isolation and conflict. *Mountain Research and Development* 29 (3):211–19. doi: 10.1659/mrd.00026.
- Sharkey, P., and J. W. Faber. 2014. Where, when, why, and for whom do residential contexts matter? Moving away from the dichotomous understanding of neighborhood effects. *Annual Review of Sociology* 40 (1):59–79. doi: 10.1146/annurev-soc-071913-043350.
- Sherman, M., J. Ford, A. Llanos-Cuentas, and M. J. Valdivia. 2016. Food system vulnerability amidst the extreme 2010–2011 flooding in the Peruvian Amazon: A case study from the Ucayali region. *Food Security* 8 (3):551–70.

- doi: 10.1007/s12571-016-0583-9.
- Shultz, J. M., M. A. Cohen, S. Hermosilla, Z. Espinel, and A. McLean. 2016. Disaster risk reduction and sustainable development for small island developing states. *Disaster Health* 3 (1):32–44.
doi: 10.1080/21665044.2016.1173443.
- Smith, N. 2006. There's no such thing as a natural disaster. Social Science Research Council. Accessed June 4, 2023.
<https://items.ssrc.org/understanding-katrina/theres-no-such-thing-as-a-natural-disaster/>
- Thouret, J.-C., G. Enjolras, K. Martelli, O. Santoni, J. A. Luque, M. Nagata, A. Arguedas, and L. Macedo. 2013. Combining criteria for delineating lahar-and flash-flood-prone hazard and risk zones for the city of Arequipa, Peru. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 13 (2):339–60. doi: 10.5194/nhess-13-339-2013.
- Tickamyer, A. R., and A. Patel-Campillo. 2016. Sociological perspectives on uneven development: The making of regions. In *The sociology of development handbook*, ed. G. Hooks, 293–310. Oakland: University of California Press.
- Tobler, W. R. 1979. Cellular geography. In *Philosophy in geography*, ed. S. Gale and G. Olsson, 379–86 Dordrecht: Springer.
- Tolnay, S. E., G. Deane, and E. M. Beck. 1996. Vicarious violence: Spatial effects on southern lynchings, 1890–1919. *American Journal of Sociology* 102 (3):788–815. doi: 10.1086/230997.
- Tuccillo, J. V., and S. E. Spielman. 2022. A method for measuring coupled individual and social vulnerability to environmental hazards. *Annals of the American Association of Geographers* 112 (6):1702–25.
doi: 10.1080/24694452.2021.1989283.
- Tully, J. 2011. *The devil's milk: A social history of rubber*. New York: NYU Press.
- Uchida, H., and A. Nelson. 2010. Agglomeration index: Towards a new measure of urban concentration (Issue 2010/29). WIDER Working Paper. The United Nations University World Institute for Development Economics Research (UNU-WIDER), Helsinki.
- Voss, P. R., K. J. Curtis White, and R. B. Hammer. 2006. Explorations in spatial demography. In *Population change and rural society*, ed. W. A. Kandel and D. L. Brown, 407–29. Dordrecht: Springer.
- Wang, Y., P. Gardoni, C. Murphy, and S. Guerrier. 2021. Empirical predictive modeling approach to quantifying social vulnerability to natural hazards. *Annals of the American Association of Geographers* 111 (5):1559–83.
doi: 10.1080/24694452.2020.1823807.
- White, D. A., and S. B. Barber. 2012. Geospatial modeling of pedestrian transportation networks: A case study from precolumbian Oaxaca, Mexico. *Journal of Archaeological Science* 39 (8):2684–96. doi: 10.1016/j.jas.2012.04.017.

Hugh B. Roland es becario postdoctoral en el Departamento de Epidemiología, Universidad de Alabama en Birmingham, Escuela de Salud Pública, Birmingham, AL 35233. Correo electrónico: hbroland@uab.edu. Su misión científica es potenciar las respuestas de las comunidades medioambientales y reducir los impactos y disparidades. Para ello, su investigación aborda las dimensiones sociales y los factores de vulnerabilidad, especialmente, la variación espacial, y evalúa las capacidades de adaptación y los obstáculos a la adaptación.

Katherine J. Curtis es catedrática de Sociología Comunitaria y Ambiental, Universidad de Wisconsin-Madison, Madison, WI 53706. Correo electrónico: kcurtis@ssc.wisc.edu. Su investigación aborda las interacciones población-medio ambiente y la desigualdad social asociada.

Kristen M. C. Malecki es catedrática y directora de la División de Salud Ambiental y Laboral. Director de la División de Ciencias de Salud Ambiental y Laboral, Escuela de Salud Pública de la Universidad de Illinois en Chicago, Chicago, IL 60612. También es profesora visitante en la Universidad de Wisconsin-Madison. Correo elec.: kmalecki@uic.edu.

Su investigación incluye la epidemiología ambiental y molecular, y ciencias traslacionales,

que incluye el desarrollo de indicadores para mejorar la vulnerabilidad y susceptibilidad de la población.

Donghoon Lee es investigador posdoctoral en el Centro de Riesgos Climáticos, Universidad de California, Santa Barbara, Santa Barbara, CA 93106.

Correo electrónico donghoonlee@ucsb.edu. Su campo de investigación se centra en los recursos hídricos sostenibles, el riesgo de catástrofes y la gestión agrícola, con especial énfasis en la adaptación al cambio climático.

Juan Bazo es científico del clima con muchos años de experiencia en adaptación al cambio climático, riesgos climáticos y acciones en América Latina y el Caribe. Correo electrónico: bazo@climatecentre.org. Doctor en ciencias climáticas y experiencia con departamentos meteorológicos e hidrológicos, aporta valiosos conocimientos a sus diálogos con el sector humanitario.

Paul Block es profesor asociado del Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad de Wisconsin-Madison, Madison, WI 53706. Correo elec.: paul.block@wisc.edu. Sus investigaciones investigación se centran en enfoques sistémicos de los recursos hídricos en beneficio de la sociedad.

Apéndice A

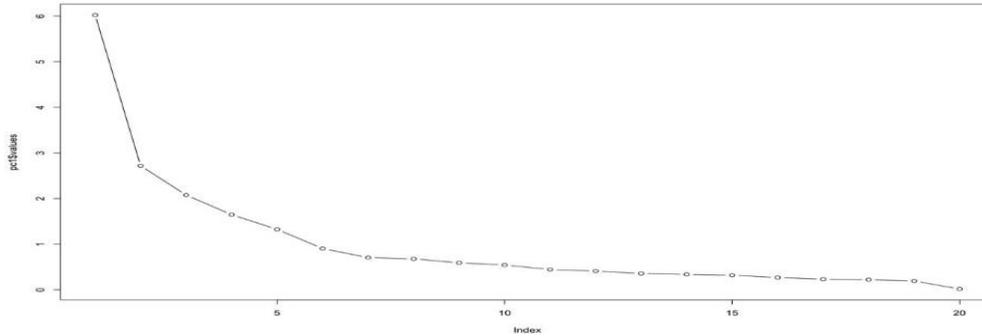


Figura A.1. Gráfico de sedimentación de los principales componentes del análisis que muestra los valores propios (eje-y) y el número de factores (eje-x), identificando seis principales.

Apéndice B: Modelos de regresión y resultados de los modelos MCO (mínimos cuadrados ordinarios), de regresión espacial, de error espacial y espacial de Durbin

MCO

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_i + \beta_2 Z_i + \beta_3 X_i * Z_i + \varepsilon_i,$$

donde Y_i es la vulnerabilidad del distrito i , α es la constante de regresión, β_1 es la fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico del distrito, X_i es el aislamiento geográfico del distrito i , β_2 es la fuerza de la asociación con la ecorregión, Z_i es la ecorregión del distrito i , β_3 es la fuerza de la asociación con la interacción entre aislamiento geográfico y ecorregión, y ε_i es el término de error para el distrito i .

Tabla B.1. Resultados de la regresión: MCO

	Vulnerabilidad global	Componentes de vulnerabilidad					
		Riqueza	Infraestructuras en salud pública	Demografía	Salud	Acceso a los servicios	Género
Constante	-0.989*** (0.188)	-0.548** (0.203)	-0.119 (0.207)	-0.698*** (0.201)	-0.562** (0.202)	-0.405 (0.218)	-0.093 (0.224)
Tiempo de viaje a la ciudad (TT)	0.997*** (0.134)	0.301* (0.144)	1.147*** (0.147)	-0.428** (0.143)	0.402** (0.144)	0.772*** (0.155)	0.128 (0.159)
Desierto costeño	0.358 (0.261)	0.161 (0.281)	0.407 (0.286)	0.845** (0.278)	-0.955*** (0.280)	-0.115 (0.302)	-0.180 (0.310)
Bosque seco ecuatorial	1.146*** (0.220)	1.212** (0.237)	-0.027 (0.242)	0.559* (0.235)	0.329 (0.237)	0.369 (0.255)	-0.258 (0.261)
Bosque alto	1.063*** (0.194)	0.985*** (0.209)	-0.033 (0.213)	0.512* (0.206)	0.491* (0.208)	0.411 (0.224)	-0.081 (0.230)
Praderas y matorrales de montaña	1.219*** (0.191)	0.736*** (0.205)	0.094 (0.209)	0.906*** (0.203)	1.008*** (0.205)	0.301 (0.221)	0.291 (0.226)
Estepa montañosa	1.207*** (0.195)	0.047 (0.210)	0.101 (0.214)	1.422*** (0.208)	0.450* (0.210)	0.835*** (0.226)	-0.298 (0.232)

(Continuación)

(Continuación)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad global	Riqueza	Infraestructuras en salud pública	Demografía	Salud	Acceso a los servicios	Género
TT × Amazonía	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT × Desierto costero	-0.412* (0.189)	0.203 (0.204)	-0.551** (0.208)	0.822*** (0.202)	-0.698*** (0.204)	-0.882*** (0.219)	-0.545* (0.225)
TT × Bosque seco ecuatorial	-0.197 (0.172)	0.210 (0.186)	-0.917*** (0.189)	0.638*** (0.183)	-0.176 (0.185)	-0.260 (0.199)	-0.343 (0.204)
TT × Bosque alto	-0.859*** (0.143)	-0.339* (0.154)	-0.713*** (0.157)	0.187 (0.152)	-0.465** (0.153)	-0.636*** (0.165)	-0.220 (0.169)
TT × Praderas y matorrales en montaña	-0.755*** (0.138)	-0.112 (0.149)	-1.077*** (0.151)	0.427** (0.147)	-0.478** (0.148)	-0.555*** (0.160)	-0.369* (0.164)
TT × Estepa montañosa	-0.411** (0.148)	0.040 (0.159)	-1.100*** (0.162)	0.863*** (0.157)	-0.257 (0.159)	-0.487** (0.171)	-0.352* (0.175)
R ajustada ²	0.346***	-0.240***	0.211***	0.258***	0.245***	0.123***	0.077***
AIC	4,535	4,816	4,886	4,771	4,804	5,083	5,178

Nota: Los errores estándar figuran entre paréntesis. AIC = criterio de información de Akaike.

* $p < 0.05$.

** $p < 0.01$.

*** $p < 0.001$.

Modelo de regresión espacial (utilizando la estimación de máxima verosimilitud)

$$Y_i = \alpha + \rho \sum_j Y_j W_j + \beta_1 X_i + \beta_2 Z_i + \beta_3 X_i * Z_i + \varepsilon_i$$

donde Y_i es la vulnerabilidad del distrito i , α es la constante de regresión, ρ es la fuerza de la asociación con vulnerabilidad extra local manteniendo constante la vulnerabilidad del distrito, Y_j es la vulnerabilidad del distrito extra local j , W_j es la proximidad del distrito j al distrito i determinada por la matriz de ponderaciones espaciales, β_1 es la fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico del distrito, X_i es el aislamiento geográfico del distrito i , β_2 es la fuerza de la asociación con la ecorregión, Z_i es la ecorregión del distrito i , β_3 es la fuerza de la asociación con la interacción entre aislamiento geográfico y ecorregión, y ε_i es el término de error para el distrito i .

Tabla B.2. Resultados de la regresión: Modelo de regresión espacial (utilizando la estimación de máxima verosimilitud)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad global	Riqueza	Infraestructuras en salud pública	Demografía	Salud	Acceso a los servicios	Género
Constante	-0.691*** (0.157)	-0.250 (0.143)	-0.421* (0.167)	-0.139 (0.151)	-0.143 (0.140)	-0.381* (0.172)	-0.042 (0.207)
Tiempo de viaje a la ciudad (TT)	0.622*** (0.112)	0.143 (0.102)	0.697*** (0.120)	-0.180 (0.107)	0.103 (0.099)	0.490*** (0.123)	0.057 (0.147)
Desierto costeño	0.233 (0.218)	0.074 (0.199)	0.590* (0.231)	0.109 (0.209)	-0.671*** (0.194)	-0.016 (0.238)	0.036 (0.287)
Bosque seco ecuatorial	0.870*** (0.184)	0.511** (0.168)	0.408* (0.195)	0.141 (0.176)	0.050 (0.163)	0.479* (0.201)	-0.194 (0.242)
Bosque alto	0.704*** (0.162)	0.314* (0.147)	0.340* (0.172)	0.134 (0.155)	0.123 (0.144)	0.382* (0.176)	-0.067 (0.213)
Praderas y matorrales de montaña	0.794*** (0.159)	0.324* (0.145)	0.416* (0.169)	0.221 (0.153)	0.246 (0.142)	0.328 (0.174)	0.165 (0.210)
Estepa montañosa	0.822*** (0.163)	0.121 (0.148)	0.420* (0.173)	0.431** (0.157)	0.160 (0.145)	0.547** (0.178)	-0.220 (0.214)

(Continuación)

Tabla B.2. (Continuación)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad global	Riqueza	Infraestructuras en salud pública	Demografía	Salud	Acceso a los servicios	Género
TT × Amazonía	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT × Desierto costeño	-0.498** (0.158)	-0.046 (0.144)	-0.427* (0.168)	0.283 (0.152)	-0.434** (0.141)	-0.662*** (0.173)	-0.219 (0.208)
TT × Bosque seco ecuatorial	-0.176 (0.144)	0.099 (0.131)	-0.521*** (0.153)	0.257 (0.138)	-0.098 (0.128)	-0.205 (0.157)	-0.191 (0.189)
TT × Bosque alto	-0.538*** (0.119)	-0.084 (0.109)	-0.477*** (0.127)	0.070 (0.114)	-0.156 (0.106)	-0.441*** (0.130)	-0.125 (0.157)
TT × Pastizales montanos	-0.509*** (0.115)	-0.035 (0.105)	-0.660*** (0.123)	0.146 (0.110)	-0.125 (0.102)	-0.400** (0.126)	-0.209 (0.152)
TT × Estepa de montaña	-0.298*** (0.123)	0.002 (0.112)	-0.677*** (0.132)	0.440*** (0.118)	-0.086 (0.110)	-0.338* (0.135)	-0.186 (0.162)
Rho	0.605***	0.743***	0.640***	0.711***	0.765***	0.657***	0.436***
AIC	4,022	3,777	4,272	3,927	3,703	4,385	4,976

Nota: Los errores estándar figuran entre paréntesis. AIC = criterio de información de Akaike.

* $p < 0.05$.

** $p < 0.01$.

*** $p < 0.001$.

Modelo de error espacial (estimación de máxima verosimilitud)

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_i + \beta_2 Z_i + \beta_3 X_i * Z_i + u,$$

$$u = \lambda \sum_j u_j W_j + \varepsilon_i,$$

donde Y_i es la vulnerabilidad del distrito i , α es la constante de regresión, β_1 es la fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico del distrito, X_i es el aislamiento geográfico del distrito i , β_2 es la fuerza de la asociación con la ecorregión, Z_i es la ecorregión del distrito i , β_3 es la fuerza de la asociación con la interacción entre el aislamiento geográfico y la ecorregión, u es el error y el error extra local, k es la fuerza de la asociación con el error extra local, u_j es el término de error para el distrito extra local j , W_j es la proximidad del distrito j al distrito i determinada por la matriz de ponderaciones espaciales, y ε_i es el término de error para el distrito i .

Tabla B.3. Resultados de la regresión: Modelo de error espacial (utilizando la estimación de máxima verosimilitud)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad general	Riqueza	Infraestructuras en salud pública	Demografía	Género	Salud	Acceso a servicios
Constante	-0.529** (0.200)	-0.091 (0.196)	-0.264 (0.216)	-0.167 (0.204)	-0.009 (0.192)	-0.287 (0.222)	-0.063 (0.244)
Tiempo de viaje a la ciudad (TT)	0.676*** (0.139)	0.078 (0.129)	0.804*** (0.148)	-0.196 (0.136)	0.015 (0.126)	0.655*** (0.152)	0.042 (0.172)
Desierto costeño	-0.276 (0.265)	-0.301 (0.252)	0.227 (0.284)	0.148 (0.264)	-1.135*** (0.246)	-0.195 (0.291)	0.236 (0.328)
Bosque seco ecuatorial	0.488* (0.239)	0.219 (0.231)	0.102 (0.257)	0.211 (0.241)	-0.199 (0.226)	0.234 (0.264)	-0.217 (0.289)
Bosque alto	0.656** (0.201)	0.169 (0.189)	0.273 (0.215)	0.280 (0.198)	0.076 (0.184)	0.313 (0.221)	-0.043 (0.248)
Praderas y matorrales de montaña	0.765*** (0.203)	0.293 (0.194)	0.290 (0.218)	0.378 (0.203)	0.147 (0.189)	0.238 (0.224)	0.181 (0.248)
Estepa montañosa	0.656** (0.211)	0.002 (0.204)	0.254 (0.228)	0.524* (0.213)	-0.005 (0.200)	0.397 (0.234)	-0.229 (0.256)

Tabla B.3. (Continuación)

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad general	Riqueza	Infraestructura en salud pública	Demográfica	Salud	Acceso a servicios	Género
TT × Amazonia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT × Desierto costeño	-0.479** (0.185)	0.035 (0.171)	-0.622** (0.198)	0.339 (0.180)	-0.139 (0.166)	-0.756*** (0.202)	-0.149 (0.234)
TT × Bosque seco ecuatorial	-0.139 (0.179)	0.177 (0.167)	-0.499** (0.191)	0.225 (0.175)	0.012 (0.162)	-0.293 (0.196)	-0.140 (0.221)
TT × Bosque alto	-0.563*** (0.147)	0.057 (0.136)	-0.563*** (0.157)	0.055 (0.143)	-0.104 (0.133)	-0.592*** (0.161)	-0.136 (0.183)
TT × Praderas y matorrales de montaña	-0.559*** (0.143)	0.064 (0.134)	-0.737*** (0.153)	0.100 (0.140)	-0.049 (0.130)	-0.561*** (0.157)	-0.218 (0.178)
TT × Estepa montañosa	-0.316* (0.152)	0.126 (0.141)	-0.786*** (0.162)	0.481** (0.149)	0.010 (0.137)	-0.510*** (0.166)	-0.124 (0.189)
Lambda	0.622***	0.771***	0.659***	0.751***	0.789***	0.671***	0.440***
AIC	4,078	3,803	4,316	3,984	3,704	4,404	4,995

Nota: Los errores estándar figuran entre paréntesis. AIC = criterio de información de Akaike.

* $p < 0.05$.

** $p < 0.01$.

*** $p < 0.001$.

Modelo espacial de Durbin

$$Y_i = \alpha + \rho \sum_j Y_j W_j + \beta_1 X_i + \beta_2 Z_i + \beta_3 X_i * Z_i + \theta \sum_j X_j W_j + \varepsilon_i,$$

donde Y_i es la vulnerabilidad del distrito i , α es la constante de regresión, ρ es la fuerza de la asociación con la vulnerabilidad extra local manteniendo constante la vulnerabilidad del distrito, Y_j es la vulnerabilidad del distrito extra local j , W_j es la proximidad del distrito j al distrito i determinada por la matriz de ponderaciones espaciales, β_1 es la fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico del distrito, X_i es el aislamiento geográfico del distrito i , β_2 es la fuerza de la asociación con la ecorregión, Z_i es la ecorregión del distrito i , β_3 es la fuerza de la asociación con la interacción entre el aislamiento geográfico y la ecorregión, h es la fuerza de la asociación con el aislamiento geográfico extra local manteniendo constante el aislamiento geográfico del distrito, X_j es el aislamiento geográfico del distrito extra local j , y ε_i es el término de error para el distrito i .

Table B.4. Resultados de la regresión: Modelo espacial de Durbin

	Componentes de vulnerabilidad						
	Vulnerabilidad general	Riqueza	Infraestructura en servicio público	Demográfico	Salud	Acceso a servicios	Género
Constante	-0.822*** (0.245)	-0.420 (0.222)	0.039 (0.258)	0.130 (0.233)	-0.470* (0.216)	-0.794** (0.267)	-0.013 (0.319)
Tiempo de viaje a la ciudad (TT)	0.604*** (0.140)	0.088 (0.127)	0.697*** (0.148)	-0.014 (0.133)	-0.022 (0.124)	0.456** (0.152)	-0.028 (0.183)
Desierto costeño	0.023 (0.285)	0.065 (0.259)	1.192*** (0.302)	-0.096 (0.272)	-1.122*** (0.252)	-0.585 (0.311)	0.651 (0.374)
Bosque seco ecuatorial	0.420 (0.261)	0.126 (0.237)	0.730** (0.276)	0.162 (0.249)	-0.181 (0.231)	-0.050 (0.285)	-0.073 (0.342)
Bosque alto	0.609** (0.202)	0.116 (0.183)	0.911*** (0.214)	0.157 (0.193)	0.007 (0.179)	0.078 (0.220)	0.068 (0.265)
Praderas y matorrales de montaña	0.723*** (0.208)	0.317 (0.189)	0.989*** (0.220)	0.144 (0.198)	0.034 (0.184)	0.016 (0.227)	0.136 (0.272)
Estepa montañosa	0.675** (0.226)	0.215 (0.205)	1.044*** (0.239)	0.177 (0.216)	-0.033 (0.200)	-0.008 (0.247)	0.088 (0.296)
TT × Amazonia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT × Desierto costero	0.626 (0.189)	-0.063 (0.172)	-0.614** (0.200)	0.077 (0.181)	-0.159 (0.167)	-0.619** (0.206)	-0.068 (0.248)
TT × Bosque ecuatorial seco	-0.165 (0.185)	0.151 (0.168)	-0.412* (0.195)	-0.004 (0.176)	0.008 (0.163)	-0.125 (0.202)	0.028 (0.242)
TT × Bosque alto	-0.517*** (0.146)	0.065 (0.133)	-0.577*** (0.154)	-0.085 (0.139)	-0.067 (0.129)	-0.427** (0.159)	-0.058 (0.191)
TT × Praderas y pastizales de montaña	-0.533*** (0.144)	0.053 (0.130)	-0.646*** (0.152)	-0.087 (0.137)	-0.003 (0.127)	-0.419** (0.157)	-0.052 (0.188)
TT × Estepa montañosa	-0.312* (0.153)	0.076 (0.139)	-0.704*** (0.162)	0.302* (0.146)	0.025 (0.136)	-0.317 (0.167)	-0.008 (0.201)
Tiempo de viaje a la ciudad rezagado (TT)	0.108 (0.210)	0.180 (0.190)	-0.231 (0.223)	-0.396* (0.200)	0.352 (0.185)	0.275 (0.229)	0.108 (0.274)
Desierto costeño rezagado	0.646 (0.409)	0.456 (0.371)	-0.682 (0.433)	-0.050 (0.390)	1.010** (0.362)	0.863 (0.446)	-1.380* (0.536)
Bosque seco ecuatorial rezagado	0.844* (0.366)	0.718* (0.333)	-0.734 (0.386)	-0.182 (0.349)	0.635* (0.323)	1.020* (0.399)	-0.235 (0.479)
Bosque alto rezagado	0.219 (0.297)	0.509 (0.269)	-1.129*** (0.313)	-0.334 (0.282)	0.369 (0.262)	0.709* (0.323)	-0.282 (0.388)
Praderas y pastizales de montaña rezagadas	0.192 (0.293)	0.158 (0.265)	-1.032*** (0.308)	-0.192 (0.278)	0.566* (0.259)	0.698* (0.318)	0.077 (0.382)
Estepa montañosa rezagada	0.302 (0.311)	0.033 (0.282)	-1.077** (0.328)	0.047 (0.297)	0.428 (0.274)	1.047** (0.339)	-0.406 (0.407)
TT rezagado × Amazonia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia	Referencia
TT rezagado × Desierto costero	0.320 (0.287)	0.128 (0.261)	0.765* (0.304)	0.466 (0.275)	-0.404 (0.254)	-0.367 (0.314)	-0.707 (0.377)
TT rezagado × Bosque ecuatorial seco	0.128 (0.279)	-0.055 (0.253)	0.101 (0.296)	0.639* (0.267)	-0.236 (0.247)	-0.264 (0.304)	-0.382 (0.366)
TT rezagado × Bosque alto	-0.129 (0.220)	-0.439* (0.199)	0.446 (0.232)	0.354 (0.209)	-0.239 (0.194)	-0.185 (0.239)	-0.040 (0.287)
TT rezagado × Praderas y pastizales de montaña	-0.020 (0.214)	-0.225 (0.194)	0.186 (0.227)	0.546*** (0.205)	-0.345 (0.189)	-0.198 (0.233)	-0.214 (0.280)
TT rezagado × Estepa montañosa	-0.011 (0.232)	-0.233 (0.210)	0.300 (0.246)	0.320 (0.222)	-0.307 (0.205)	-0.185 (0.253)	-0.470 (0.304)
Rho	0.588***	0.726***	0.620***	0.695***	0.763***	0.648***	0.403***
AIC	4,026	3,762	4,256	3,923	3,695	4,388	4,959

Nota: Los errores estándar figuran entre paréntesis. AIC = criterio de información de Akaike.

* $p < 0.05$. ** $p < 0.01$. *** $p < 0.001$.