



Configuración espacial de la deforestación amazónica: Un análisis de desbordamiento ocupacional y de mercado en la región San Martín

Spatial configuration of amazon deforestation: An analysis of market and land occupation spillovers in the San Martin region

Rojas-Chipana, Renzo Aarón ^{1*}

¹Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima, Perú

Recibido: 13 Jul. 2026 | **Aceptado:** 05 Set. 2026 | **Publicado:** 23 Set. 2026

Autor de correspondencia*: 20230361@lamolina.edu.pe

Cómo citar este artículo: Rojas-Chipana, R. A. (2026). Configuración espacial de la deforestación amazónica: Un análisis de desbordamiento ocupacional y de mercado en la región San Martín. *Revista Amazónica de Ciencias Económicas*, 5(2), e1700. <https://doi.org/10.51252/race.v5i2.1700>

RESUMEN

El auge del mercado de cacao está modificando significativamente el modo en cómo aprovechamos los suelos de nuestra Amazonía. Lejos de ser objeto de análisis riguroso, la literatura actual lo ha pasado por alto en muchas investigaciones de índole cuantitativa. Por eso, este trabajo buscó analizar la influencia de variables comerciales asociadas al mercado del cacao sobre la deforestación, centrándose en la región San Martín, e identificar la existencia de efectos de desbordamiento o spillovers, lo que se logró estimando un modelo espacial de Durbin (SDM) con una matriz de contigüidad Reina, encontrando el índice de Moran global y contrastando sus estimadores con el método clásico de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Se concluyó que existe una autocorrelación espacial positiva y significativa para la pérdida forestal, impulsada por externalidades que ampliaron la frontera agrícola. También se determinó que fueron los distritos más capitalizados quienes la impulsaron en mayor medida, y que ahora esta se ha convertido en un fenómeno geográficamente interconectado por incentivos económicos, lo que demostró que las políticas de conservación locales resultaron ineficaces al omitir el contagio espacial.

Palabras clave: autocorrelación; cacao; cambio de uso de suelo; frontera agrícola; modelo de Durbin

ABSTRACT

The boom in the cacao market is significantly altering the way land is utilized in our Amazon. Far from being the subject of rigorous analysis, current literature has overlooked this in many quantitative studies. Therefore, this study sought to analyze the influence of commercial variables associated with the cacao market on deforestation, focusing on the San Martín region, and to identify the existence of spillover effects. This was achieved by estimating a Spatial Durbin Model (SDM) using a Queen contiguity matrix, calculating the Global Moran's I, and contrasting its estimators with the traditional Ordinary Least Squares (OLS) method. It was concluded that there is a positive and significant spatial autocorrelation for forest loss, driven by externalities that expanded the agricultural frontier. Furthermore, it was determined that the most highly capitalized districts were the primary drivers of this expansion, and that it has now become a geographically interconnected phenomenon driven by economic incentives, demonstrating that local conservation policies proved ineffective by omitting spatial contagion.

Keywords: autocorrelation; cacao; land-use change; agricultural frontier; Durbin model



1. INTRODUCCIÓN

El cacao (*Theobroma cacao* L.) es uno de los insumos más resaltantes e indispensables para la industria alimentaria mundial (Borda et al., 2021; Huanca-Ccompe et al., 2026), principalmente por el alto valor de sus semillas ricas en grasas y que se utilizan para la fabricación de manteca y polvo derivados, que son procesados como parte de la cadena productiva confitera de gran escala (Kongor, 2024; Shilpa et al., 2026), una alta demanda que a su vez está trayendo una severa amenaza al patrimonio arbóreo de las zonas donde es cultivado.

La Amazonía peruana se enfrenta a un grave proceso de transformación del modo en que se usan los suelos, reflejando que la tala de árboles ya no es un simple fenómeno aislado, sino parte de un dinamismo geográfico interconectado (Urgilez-Clavijo et al., 2025). La región San Martín es una de las más afectadas de esta expansión agrícola nacional, impulsada por la creciente demanda cacaotera interna y externa que, aunque atrajo mayores ingresos a la agricultura familiar local, también está generando una presión sin precedentes sobre los principales ecosistemas (González-González et al., 2021). La Rosa (2022) y Sims et al. (2025) coinciden en que el sector agrícola es el principal impulsor de la deforestación a nivel nacional.

Desde una perspectiva económica tradicional, la modelación que se emplea a menudo para determinar qué variables inciden más en un determinado índice, es la de los Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), pero en el estudio de fenómenos socioambientales esta resulta insuficiente porque considera independientes a todas las unidades territoriales observadas e ignora el componente de autocorrelación en el cambio de uso de suelo, lo que provoca sesgos en los estimadores e impide comprender cómo las perturbaciones en un distrito reconfiguran el equilibrio de los territorios colindantes (Octaviani et al., 2023). Esa es la razón por la que Hängli et al. (2023) sostienen que hacen falta estudios que relacionen unidades subregionales y efectos indirectos en el uso de los suelos.

Estos patrones operan mediante externalidades de mercado; por ejemplo, si un distrito experimenta un choque de precios favorable, entonces el incentivo económico cruza sus fronteras, provocando un efecto de desbordamiento o spatial spillover que amplía la frontera agrícola a nivel provincial y regional (Baumann et al., 2022; Li et al., 2021).

Esta investigación tuvo como objetivo probar la presencia de efectos de derrame espacial y autocorrelación entre los 77 distritos de la región San Martín, demostrar que la deforestación es impulsada también por factores externos de mercado y producción, y definir qué acciones deben llevar a cabo las autoridades competentes a fin de reducir los índices de pérdida de cobertura forestal en nuestra Amazonía.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El estudio se hizo en la región San Martín y abarcó todos sus límites, pues esta es la zona que registra los más altos volúmenes de producción de cacao de todo el país (Higuchi et al., 2022).

Enfoque y diseño de la investigación

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, de nivel explicativo y diseño no experimental de corte longitudinal-espacial, y comprendió el periodo desde el año 2016 hasta el 2024.

Población y muestra

La población estuvo conformada por los 77 distritos que integran la región San Martín. Se hizo un muestreo de tipo censal, incluyendo a todas las unidades distritales dentro del análisis para evitar sesgos de selección artificiales y facilitar el cálculo exacto de las fronteras geográficas continuas.

Operacionalización de variables

La variable respuesta fue la pérdida anual de cobertura boscosa, medida en hectáreas. Las variables independientes incluyeron los precios en chacra y el volumen de producción del cacao (*Theobroma cacao* L.). También se incorporó el Índice de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI) a nivel distrital como variable de control y proxy de la condición socioeconómica de los territorios. Todas las variables se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1. Desempeño de indicadores de turismo regenerativo

Variable	Tipo	Descripción operativa	Unidad de medida	Fuente	Signo esperado
Deforestación (DEF)	Dependiente	Pérdida anual de cobertura boscosa	Hectáreas (ha)	Minam	N/A
Precio del cacao (PRC)	Independiente	Precio en chacra promedio anual	Soles por kilogramo (S/. /Kg)	Midagri	(+)
Producción de cacao (PROD)	Independiente	Volumen anual de producción física	Toneladas métricas (t)	Midagri	(+)
Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI)	Control	Proporción poblacional con al menos una carencia estructural básica	Porcentaje (%)	INEI	(-)
Densidad poblacional (DEN)	Control	Nivel de concentración demográfica	Habitantes por kilómetro cuadrado (hab./km ²)	INEI	(+)

Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Los datos fueron obtenidos de manera documental desde minerías estadísticas provenientes del portal Geobosques del Ministerio del Ambiente (MINAM), para los índices de pérdida forestal; la plataforma SIEA del Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (Midagri), para la información económica; y del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), para la información socioeconómica y geográfica; todas ellas son fuentes gubernamentales de acceso público, por lo que no se recurrió a instrumentos primarios.

Técnicas de análisis de datos

Se emplearon técnicas econométricas diseñadas para aislar y medir los efectos de contagio geográfico. En una primera fase, se evaluó la presencia de autocorrelación espacial mediante el índice de Moran global; las interacciones territoriales se modelaron a través de una matriz de pesos espaciales de contigüidad tipo Reina estandarizada por filas (W), la cual identificó como vecinos a aquellos distritos que compartían al menos un vértice o arista en sus fronteras administrativas (Isnan et al., 2025), y para aislar las externalidades se optó por hacer la estimación con el modelo espacial de Durbin. Para justificar esta decisión, se calculó el índice de Moran y se generó un gráfico de dispersión para la deforestación a nivel distrital, como se muestra en la Figura 1.

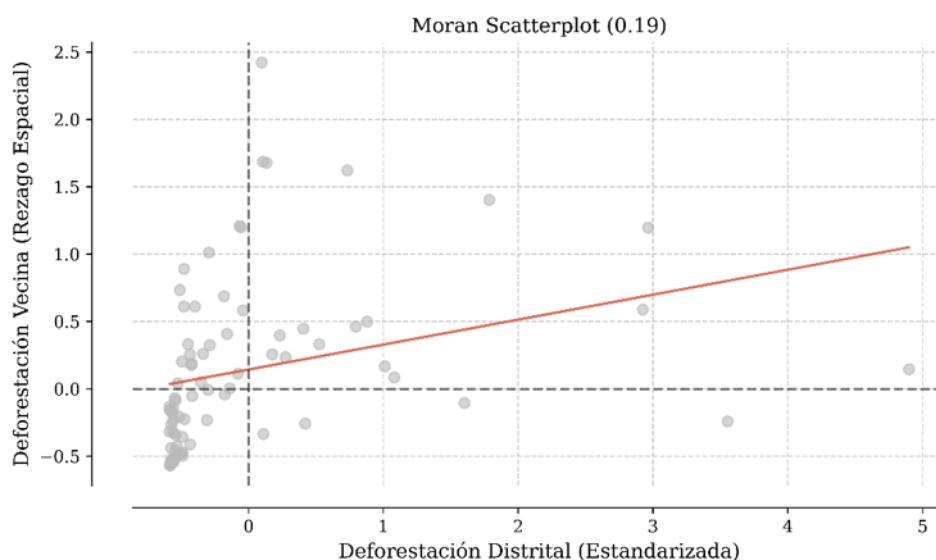


Figura 1. Gráfico de dispersión de Moran para la deforestación a nivel distrital en San Martín

El diagrama de dispersión revela un índice global positivo de 0.19, una línea de ajuste con pendiente positiva y mucha concentración de observaciones en los cuadrantes I y III, lo que confirma que existe una autocorrelación espacial positiva. He aquí la necesidad de emplear un método diferente, que incluya estas interacciones y refleje el panorama de un modo más realista. Para corroborarlo matemáticamente, se hicieron las pruebas de diagnóstico de dependencia espacial sobre los errores del modelo clásico MCO. Los resultados se detallan en la Tabla 2 y Tabla 3.

Tabla 2. Pruebas de diagnóstico espacial con multiplicadores de Lagrange

Sarerr Test	gl	Valor	Prob
Lagrange multiplier (lag)	1	0.152	0.6965
Robust LM (lag)	1	3.974	0.0462
Lagrange multiplier (error)	1	0.054	0.8159
Robust LM (error)	1	3.877	0.0490
Lagrange multiplier (SARMA)	2	4.029	0.1334

Tabla 3. Pruebas de inclusión de rezagos WX

Spatial Durbin Test	gl	Valor	Prob
LM test for WX	4	12.492	0.0140
Robust LM WX test	4	12.394	0.0147
Lagrange multiplier (lag)	1	0.152	0.6965
Robust LM lag - SDM	1	0.054	0.8159
Join test for SDM	5	12.546	0.0280

Las versiones robustas de los multiplicadores de Lagrange confirmaron la presencia de autocorrelación espacial con un nivel de significancia del 5%, y las pruebas enfocadas en el modelo SDM mostraron que los rezagos espaciales incluidos son altamente significativos, tanto en la prueba base ($p = 0.0140$), como en su versión robusta ($p = 0.0147$), lo que rechaza la hipótesis nula de independencia espacial y demuestra que los efectos de derrame sobre la pérdida forestal en San Martín provienen de los mercados dinámicos y rasgos socioeconómicos de las zonas colindantes.

Todo el procesamiento de datos, los mapas y las estimaciones se hicieron íntegramente en el entorno Anaconda 3 basado en Python, y librerías especializadas como GeoPandas y PySAL.

3. RESULTADOS Y DISCUSIONES

A continuación, se detallan los resultados que se obtuvieron tras la investigación, donde se incorporó un análisis estadístico descriptivo e inferencial, el mismo que será más adelante contrastado con hallazgos anteriores.

3.1 Análisis exploratorio de datos espaciales

Luego de compilar la data estadística y geoespacial, se compararon los grados de impacto de la pérdida de árboles por distrito desde el año 2016 hasta el 2024. La evolución del indicador se plasmó en un mapa térmico infrarrojo que se expone en la Figura 2.

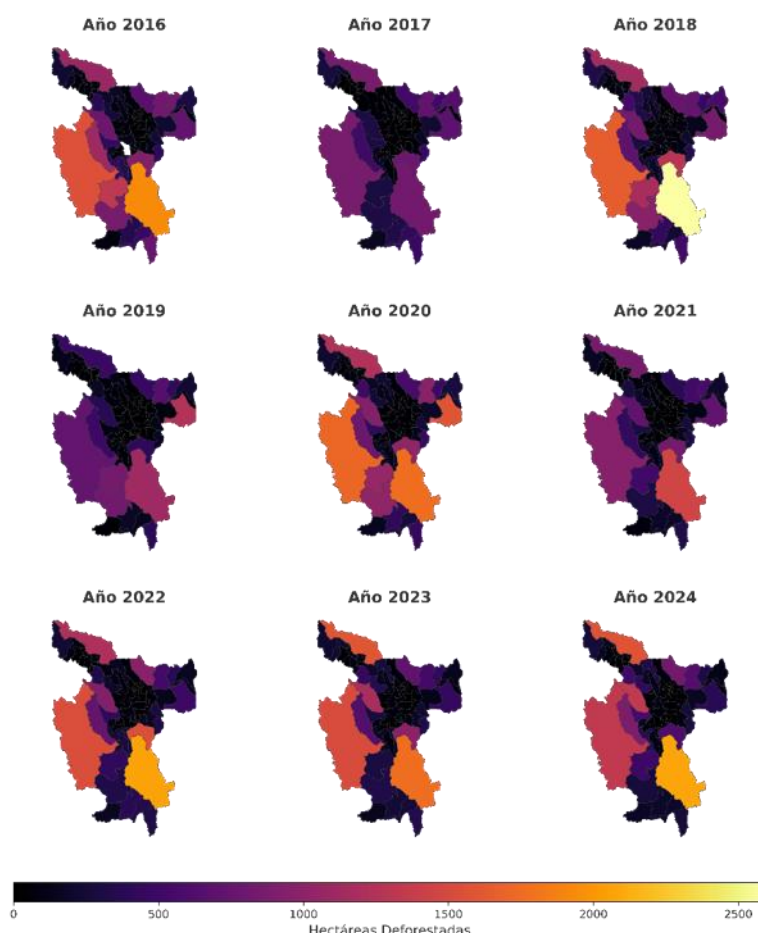


Figura 1. Evolución térmica de la deforestación distrital en San Martín (2016 – 2024). Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Geobosques del MINAM

Como se aprecia, la pérdida de bosque sufrió un bajón de intensidad en torno al 2018, y se concentra en el clúster sureste. En los años posteriores es evidente el impacto del efecto de desbordamiento propuesto por el modelo de Durbin, lo que ha expandido la pérdida forestal hacia las jurisdicciones vecinas.

Estos resultados se corresponden con Tafur et al. (2022) al señalar que en San Martín se vio una disminución notable de la tasa de deforestación del 2018 al 2019, a diferencia de otras regiones como Pasco y Junín, que experimentaron aumentos del 3.62% al 9.41%. Móstiga et al. (2025) identifican como principales impulsores a la agricultura, la red de transporte, la población rural y el fuego, con variaciones según la región.

Ahora, es necesario extraer el escenario transversal más reciente, a fin de evaluar qué tan grave es la situación actualmente. La Figura 3 presenta los grados de intensidad de pérdida en 2024 y contempla la distribución estática del fenómeno.

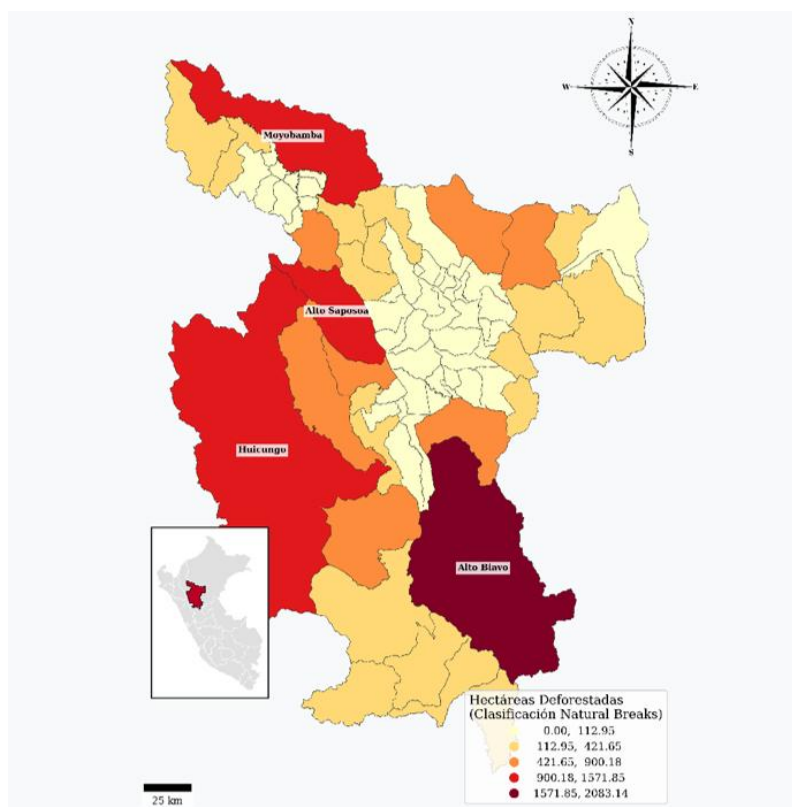


Figura 3. Impacto de la fiebre del cacao en la deforestación amazónica a nivel distrital en San Martín (2024).
Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Geobosques del MINAM

Como se evidencia en la Figura 3, los bosques se han ido perdiendo no de una manera aleatoria en la región, sino que los más afectados han estado rodeados en su mayoría por jurisdicciones con comportamientos similares, lo que confirma la presencia de un fuerte indicio de autocorrelación espacial positiva y vuelve inválido el supuesto de independencia del estimador clásico MCO.

Estas interconexiones se ubicaron gracias a la matriz de pesos espaciales. La Tabla 4 describe la topología de San Martín basada en el aporte de dicha matriz como sigue.

Tabla 4. Estadísticas descriptivas de la matriz de pesos espaciales (W)

Ítem	Valor
Total de distritos (n)	77
Porcentaje de conexiones no	6.95%
Promedio de vecinos por	5.35
Mínimo de vecinos en un	2
Máximo de vecinos en un	9

Es importante señalar que el grado mínimo de conectividad es de 2 vecinos y el máximo de 9, lo que descarta que haya distritos que operen como “islas” espaciales separadas; y que tenemos una densidad de red del 6.95%, lo que hace que esta matriz sea muy sólida para capturar los desbordamientos y confirmar que es factible que las perturbaciones del mercado cacaotero en un distrito se transmitan en cadena hacia las zonas aledañas.

La solidez de estos resultados es compatible con lo señalado por Griffith & Paelinck (2018) respecto a que al optar por el tipo de contigüidad Reina se pueden representar las observaciones que están conectadas por vecindad espacial, lo que encaja perfectamente cuando analizamos unidades colectivas conformadas por agentes racionales dinámicos.

La Figura 4 presenta la matriz gráficamente con los centroides de cada distrito unidos a través de aristas que representan las vías de presión económica y desbordamiento agrícola.

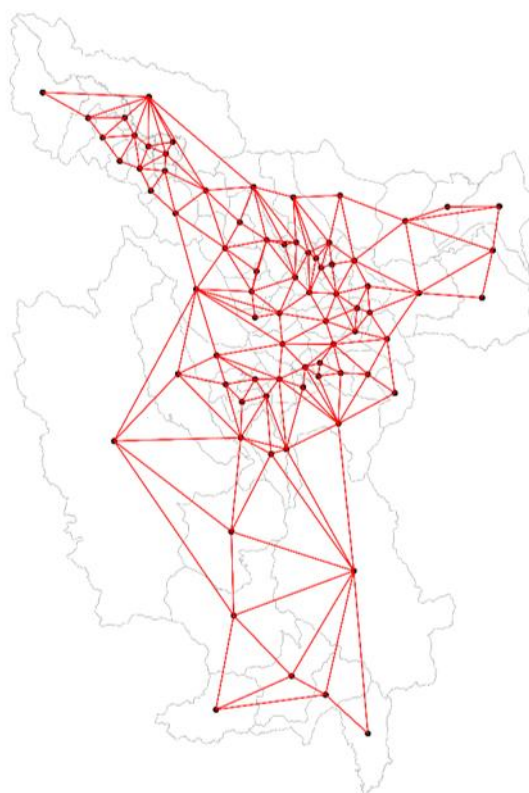


Figura 4. Red de conectividad espacial (matriz W) de San Martín

La configuración de la red demuestra que los vecindarios no operan de forma aislada; esta servirá como base matricial para la estimación del modelo espacial de Durbin que se desarrolla en la siguiente sección.

La utilidad de esta matriz también es avalada por Suryowati et al. (2018), quienes sostienen que esta se rige en torno a que permite dibujar el vecindario estadístico y refleja la influencia espacial que ejerce cada elemento entre sí. Akolo (2022) agrega que este método matricial capta mejor las conexiones al considerar como vecinas a aquellas observaciones que comparten un lado o un vértice, a diferencia de la contigüidad tipo rook, que solo se basa en lados compartidos.

3.2 Estimación del modelo espacial de Durbin

Las pruebas estadísticas arrojaron métricas que reafirman la existencia de alta correlación entre las variables que surgieron al introducir la matriz W en el modelo de pérdida boscosa a nivel distrital.

Tabla 5. Resultados preliminares del modelo espacial de Durbin

Variable independiente	Coefficiente	Error estándar	Estadístico Z
Precio local del cacao	-64.492**	28.848	-2.235
Producción local (PROD)	-0.007	0.034	-0.211
Densidad poblacional	0.198	0.266	0.746
Necesidades Básicas	-5.585**	2.854	-1.956
Precio vecino del cacao	108.769***	37.991	2.863
Producción vecina (W-	0.089*	0.045	1.952
Densidad poblacional	1.096	0.856	1.280
Necesidades Básicas	-13.298**	6.408	-2.075
ρ (Rezago de la	0.035	0.173	0.203

Constante	-119.963	572.174	-0.209
Observaciones	77		
Pseudo R^2	0.317		

Nota. La variable respuesta es la tasa de deforestación local en ha. Nivel de significancia: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

El precio del cacao en los distritos vecinos (W-PRC) es la de mayor impacto, con un coeficiente estimado de 108.769 y altamente significativo. Por otro lado, la presión económica de los precios de chacra (PRC) influye de forma inversa y resulta ser menos significativa. Esto resulta paradójico, pero la realidad es que, ante un aumento en los precios del cacao en el mismo distrito donde se está realizando el análisis, no habrá suficientes incentivos para que los agricultores decidan expandir su frontera agrícola talando más árboles dentro de su territorio.

El nivel de pobreza vecina (W-NBI) y las necesidades básicas insatisfechas locales (NBI) también ejercieron influencia inversa, pero en menor grado. Esto se explica asumiendo la naturaleza racional de los agentes económicos que participan en este mercado. Si las condiciones socioeconómicas del vecino son menos precarias, existirán mayores incentivos en el entorno para no perder en la competencia comercial y depender en mayor grado de la agricultura de exportación, lo que hace que se talen más árboles para ampliar la capacidad productiva (Shao et al., 2024).

Estos resultados guardan correspondencia con Cruz et al. (2023) y Chen et al. (2025), quienes concluyen que factores como el PBI, la urbanización, la agricultura, la industria maderera, la minería, la infraestructura, el cambio climático, la pobreza y la migración son los motores más fuertes y que actúan de forma coordinada. Ravikumar & Lock (2025) agregan que las políticas peruanas no han contribuido como deberían en la reducción de tasas nacionales de deforestación, ya que no enfrentan directamente a estas variables impulsadoras. Asimismo, Aguirre et al. (2021) añaden que estas políticas orientadas a la protección de bosques no son eficientes si son reducidas por la infraestructura vial, y que crear más áreas protegidas en vez de mejorar puede empeorar el panorama.

3.3 Descomposición de efectos espaciales

La interpretación aislada de los estimadores anteriores es insuficiente al existir efectos de retroalimentación endógena entre los distritos, por lo que siguiendo la metodología de LeSage y Pace, debemos descomponerlos en efectos indirectos y totales. El resultado final se observa en la Tabla 6.

Tabla 6. Descomposición de impactos espaciales

Variable	Directo	Indirecto (Spillover)	Total
Precio local del cacao (PRC)	-63.7753	109.6775	45.9022
Producción local (PROD)	-0.0068	0.0921	0.0854
Densidad poblacional local (DEN)	0.2062	1.1370	1.3431
Necesidades Básicas Insatisfechas local	-5.6760	-13.9009	-19.5768

Tras introducir los multiplicadores de LeSage y Pace, los resultados exhiben un efecto directo de -63.77 en la dinámica del mercado de cacao (PRC), lo que propone que a un mayor precio local en cierto distrito, menor será la expansión agrícola dentro de sus fronteras, tal vez por la saturación de tierras o falta de jornaleros; mientras que el efecto indirecto domina con un coeficiente de 109.67, y demuestra que los choques positivos de mercado, lejos de contenerse localmente, exportan una presión ambiental masiva y expanden la frontera agrícola hacia los territorios vecinos, una consecuencia que ya había sido reportada por Paredes & Pastor (2023).

Ello se condice con el efecto indirecto de -13.90 de las necesidades básicas insatisfechas (NBI), que sostiene que, si se reduce la pobreza o se capitaliza más territorio en los distritos vecinos, la pérdida boscosa en el distrito local será mayor. Esto prueba que las jurisdicciones más ricas e integradas al mercado internacional son las que impulsan la tala de árboles en territorios aledaños más vulnerables.

Los resultados coinciden con Ledesma (2025), quien concluye que la pérdida forestal mantiene una relación negativa con la pobreza monetaria, pues al haber hogares más pobres y remotos, poseen menor capital para expandir cultivos. Boillat et al. (2022) también defienden la existencia de una interacción opuesta entre los índices de pobreza y deforestación en su estudio realizado en Bolivia. Ngouhouo-Poufoun et al. (2024) agregan que muchas familias en el Congo copiaron las prácticas de depredación de sus vecinos siendo además incentivadas por el dinamismo del mercado cacaotero y los sistemas de acceso abierto.

CONCLUSIONES

El estudio concluyó que el ritmo de pérdida forestal en la Amazonía peruana no opera de manera aislada, sino como un sistema geográfico interconectado. Al validar el índice de Moran global y realizar las pruebas de multiplicadores de Lagrange, se demostró que existe una fuerte autocorrelación espacial positiva, misma que el método clásico de MCO ignora y por ende genera estimadores sesgados. El modelo espacial de Durbin arrojó que lo que más motiva la deforestación en la región San Martín es el efecto de desbordamiento del mercado de cacao, y que los distritos que pasan por choques de precios favorables no depredan todos sus suelos, sino que presionan a sus vecinos a hacerlo también. Además, se encontró que los distritos con bajos índices de necesidades básicas insatisfechas (NBI) son capitalizadores de la expansión agrícola y la dirigen hacia zonas aledañas más vulnerables. Estas externalidades reflejan la ineficacia de las políticas proambientales de los gobiernos de turno, las cuales están enfocadas en un solo sector y conllevan a que el capital agrícola se reasigne a los territorios fronterizos. Esto hace imperativo un cambio de foco urgente de estas medidas hacia una visión macrorregional que permita internalizar el contagio espacial de la economía de exportación.

AGRADECIMIENTOS

El autor agradece el respaldo institucional del Dr. Ramon Alberto Diez Matallana en calidad de asesor del proyecto de investigación para los fines administrativos de la Universidad Nacional Agraria La Molina.

FINANCIAMIENTO

El autor no recibió ningún patrocinio para llevar a cabo este estudio-artículo.

CONFLICTO DE INTERESES

El autor declara que no existe ningún tipo de conflicto de interés relacionado con la materia del trabajo.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

1. Conceptualización: Renzo Aarón Rojas Chipana
2. Curación de datos: Renzo Aarón Rojas Chipana
3. Análisis formal: Renzo Aarón Rojas Chipana
4. Adquisición de fondos: Renzo Aarón Rojas Chipana
5. Investigación: Renzo Aarón Rojas Chipana
6. Metodología: Renzo Aarón Rojas Chipana
7. Administración del proyecto: Renzo Aarón Rojas Chipana
8. Recursos: Renzo Aarón Rojas Chipana
9. Software: Renzo Aarón Rojas Chipana

10. Supervisión: Renzo Aarón Rojas Chipana
11. Validación: Renzo Aarón Rojas Chipana
12. Visualización: Renzo Aarón Rojas Chipana
13. Redacción - borrador original: Renzo Aarón Rojas Chipana
14. Redacción - revisión y edición: Renzo Aarón Rojas Chipana

DISPONIBILIDAD DE DATOS DEPOSITADOS

El estudio se realizó con datos provenientes de repositorios gubernamentales a los que cualquier usuario puede acceder. La información de pérdida de bosques está disponible en el portal Geobosques del Ministerio del Ambiente (MINAM); las estadísticas agrarias se pueden descargar de la plataforma SIEA del Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (Midagri); y la información socioeconómica está alojada en el catálogo de base de datos de los censos del Instituto Nacional de Estadística Informática (INEI). Los datos procesados y unificados están disponibles por parte del autor de correspondencia previa solicitud razonable.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

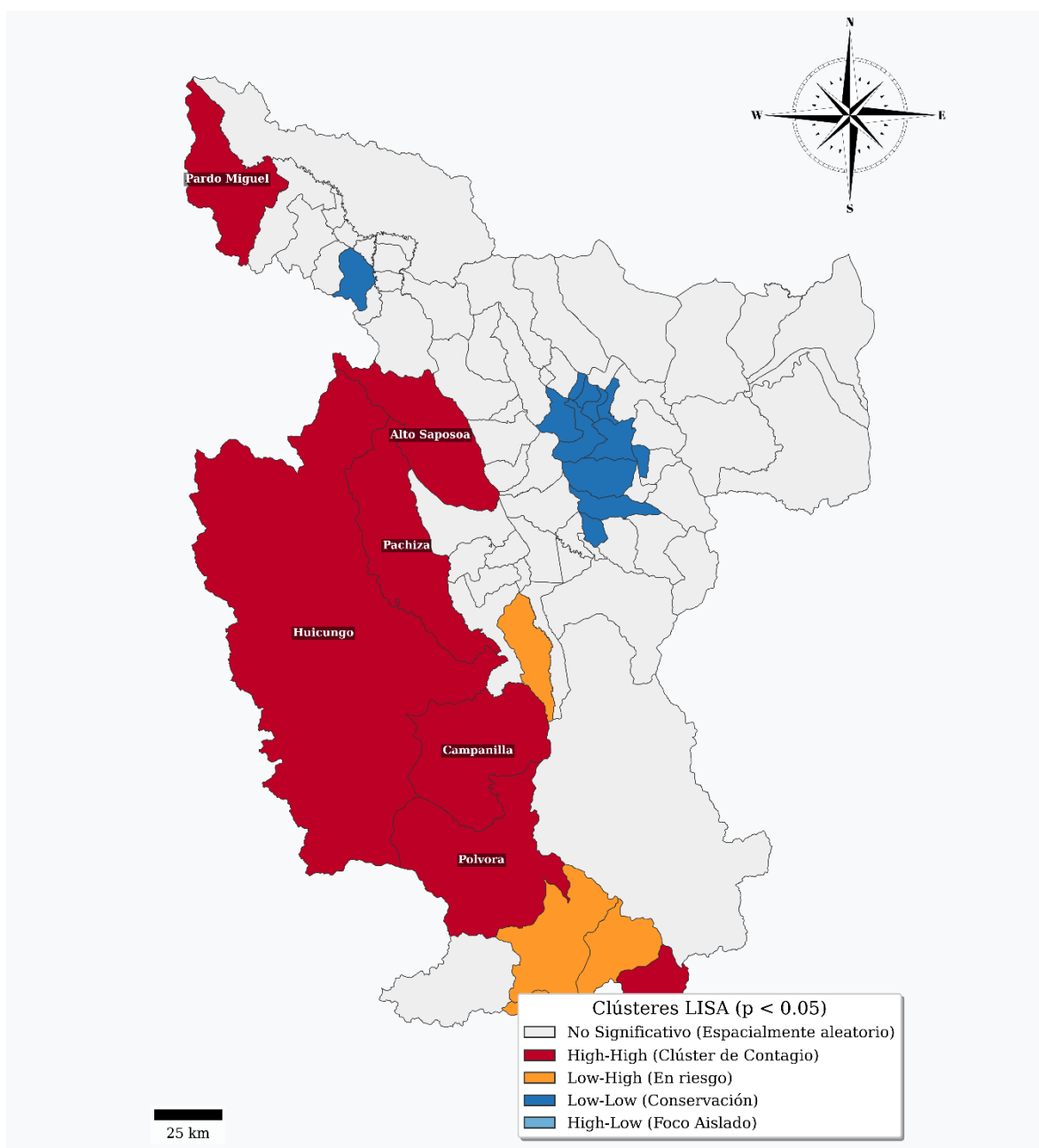
- Aguirre, J., Guerrero, E., & Campana, Y. (2021). How effective are protected natural areas when roads are present? An analysis of the Peruvian case. *Environmental Economics and Policy Studies*, 23, 831-859. <https://doi.org/10.1007/s10018-021-00304-y>
- Akolo, I. R. (2022). Perbandingan Matriks Pembobot Rook Dan Queencontiguity Dalam Analisis Spatial Autoregressive Model (SAR) Dan Spatial Error Model (SEM). *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 3(1), 11-18. <https://doi.org/10.34312/jjps.v3i1.13582>
- Baumann, M., Gasparri, I., Buchadas, A., Oeser, J., Meyfroidt, P., Levers, C., Romero-Muñoz, A., De Waroux, Y. L. P., Müller, D., & Kuemmerle, T. (2022). Frontier metrics for a process-based understanding of deforestation dynamics. *Environmental Research Letters*, 17(9), 095010. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac8b9a>
- Boillat, S., Ceddia, M. G., & Bottazzi, P. (2022). The role of protected areas and land tenure regimes on forest loss in Bolivia: Accounting for spatial spillovers. *Global Environmental Change*, 76, 102571. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2022.102571>
- Borda, A., Morales, O., Teegen, H., Rees, G. H., & Gonzalez-Perez, M. A. (2021). Addressing Sustainable Rural Development with Shared Value: A Peruvian Model from the Cacao Industry. *Sustainability*, 13(14), 8028. <https://doi.org/10.3390/su13148028>
- Chen, X., Wang, H., Zhu, X., & Zhang, X. (2025). Spatial-temporal characteristics of agricultural economic resilience and spatial spillover effects of driving factors: evidence from provincial panel data in China. *Frontiers in Environmental Science*, 13, 1437018. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2025.1437018>
- Cruz, M., Pradel, W., Juarez, H., Hualla, V., & Suarez, V. (2023). Deforestation Dynamics in Peru. A Comprehensive Review of Land Use, Food Systems, and Socio-Economic Drivers. *Centro Internacional de la Papa*. <https://doi.org/10.4160/cip.2023.12.007>
- González-González, A., Villegas, J., Clerici, N., & Salazar, J. (2021). Spatial-temporal dynamics of deforestation and its drivers indicate need for locally-adapted environmental governance in Colombia. *Ecological Indicators*, 126, 107695. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107695>
- Griffith, D. A., & Paelinck, J. H. P. (2018). The Spatial Weights Matrix and ESF. In: *Morphisms for Quantitative Spatial Analysis. Advanced Studies in Theoretical and Applied Econometrics*, 51, 49-60. https://doi.org/10.1007/978-3-319-72553-6_5
- Hänggli, A., Levy, S., Pascual, D. A., Bovolo, I., Brandão, J., Rueda, X., & Garrett, R. (2023). A systematic comparison of deforestation drivers and policy effectiveness across the Amazon biome.

- Environmental Research Letters, 18(7), 073001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acd408>
- Higuchi, A., Coq-Huelva, D., Vasco, C., Alfalla-Luque, R., & Maehara, R. (2022). An evidence-based relationship between technical assistance and productivity in cocoa from Tocache, Peru. *Revista de Economía e Sociología Rural*, 61(1). <https://doi.org/10.1590/1806-9479.2021.253614>
- Huanca-Ccompe, F. R., Carrión-Sánchez, H. M., Chambilla, L. Q., Alcázar-Alay, S., & Pumacahua-Ramos, A. (2026). *Theobroma* spp. Mucilage as a Valuable Natural Ingredient: Composition, Potential for Food Innovation, and Future Perspectives. *Foods*, 15(2), 185. <https://doi.org/10.3390/foods15020185>
- Isnan, S., Abdullah, A. F. B., Shariff, A. R. M., Ishak, I., Ismail, S. N. S., & Appanan, M. R. (2025). Moran's I and Geary's C: investigation of the effects of spatial weight matrices for assessing the distribution of infectious diseases. *Geospatial health*, 20(1). <https://doi.org/10.4081/gh.2025.1277>
- Kongor, J. E., Owusu, M., & Oduro-Yeboah, C. (2024). Cocoa production in the 2020s: challenges and solutions. *CABI Agriculture and Bioscience*, 5, 102. <https://doi.org/10.1186/s43170-024-00310-6>
- La Rosa Salazar, M. A. (2022). Agricultura y Deforestación en la Amazonía Peruana: Una Revisión Bibliométrica. *Natura@economía*, 7(2), 117-130. <http://dx.doi.org/10.21704/ne.v7i2.2140>
- Ledesma Goyzueta, L. (2025). Análisis de la asociación entre la pobreza y la pérdida de bosques a nivel distrital en el Perú: Aplicación del Modelo Autorregresivo Espacial con Perturbaciones Autorregresivas Espaciales (SARAR). *Ecología Aplicada*, 24(1), 89-101. <https://doi.org/10.21704/rea.v24i1.2280>
- Li, F., Feng, S., Lu, H., Qu, F., & D'haese, M. (2021). How do non-farm employment and agricultural mechanization impact on large-scale farming? A spatial panel data analysis from Jiangsu Province, China. *Land Use Policy*, 107, 105517. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105517>
- Móstiga, M., Armenteras, D., Vayreda, J., & Retana, J. (2025) Decoding the drivers and effects of deforestation in Peru: a national and regional analysis. *Environment, Development and Sustainability*, 27, 17395–17415. <https://doi.org/10.1007/s10668-024-04638-x>
- Ngouhouo-Poufoun, J., Chaupain-Guillot, S., Ndiaye, Y., Sonwa, D. J., Yana Njabo, K., Delacote, P. (2024) Cocoa, livelihoods, and deforestation within the Tridom landscape in the Congo Basin: A spatial analysis. *PLoS ONE*, 19(6), e0302598. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0302598>
- Octaviani Hasibuan, D., Pau Teku, H., Drostela Putri, M. F., Setyawan, Y., & Dwi Bakti, R. (2023). Application of Geographically Weighted Regression Method on the Human Development Index of Central Java Province. *Enthusiastic: International Journal of Applied Statistics and Data Science*, 3(2), 189-201. <https://doi.org/10.20885/enthusiastic.vol3.iss2.art6>
- Paredes, M., & Pastor, A. (2023). Illicit crops in the frontier margins: Amazonian indigenous livelihoods and the expansion of coca in Peru. *The Journal of Peasant Studies*, 51(4), 960 - 981. <https://doi.org/10.1080/03066150.2023.2225413>
- Ravikumar, A., & Lock, W. (2025). Between conservation and commodities: Does Peruvian tropical forest conservation challenge or reinforce extractivism? *Environment and Planning E: Nature and Space*, 8(5), 1626-1649. <https://doi.org/10.1177/25148486251356196>
- Shao, J., Zhang, L., & Cai, C. (2024). Dynamic evolution and spatial spillover effect of agricultural green development on eight economic regions in China. *Heliyon*, 10(12), e33188. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33188>
- Shilpa, K. S., Minimol, J. S., Mohanan, S., Nair, R. S., Pulickal, R. T., Joseph, J., Ahlawat, Y., & Muhie, S. H. (2026). Fermentation and chemical composition as determinants of genetic and biochemical variation in cocoa (*Theobroma cacao* L.) bean colour. *Scientific Reports*, 16, 14492. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-45348-w>
- Sims, M. J., Stanimirova, R., Raichuk, A., Neumann, M., Richter, J., Follett, F., MacCarthy, J., Lister, K., Randle, C., Sloat, L. L., Esipova, E., Jupiter, J., Stanton, C., Morris, D., Slay, C. M., Purves, D., & Harris, N. (2025). Global drivers of forest loss at 1 km resolution. *Environmental Research Letters*, 20(7), 074027. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/add606>

- Suryowati, K., Bektı, R. D., & Faradila, A. (2018). A Comparison of Weights Matrices on Computation of Dengue Spatial Autocorrelation. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 335. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/335/1/012052>
- Tafur Anzualdo, V. I., Esenarro, D., Guillen, R., & Reyna, S. (2022). Deforestation in Peru and strategic plan for its reduce Amazonian forests. 3C Tecnología. Glosas de innovación aplicadas a la pyme, Edición Especial, (febrero 2022), 97-111. <https://doi.org/10.17993/3ctecno.2022.specialissue9.97-111>
- Urgilez-Clavijo, A., Rivas-Tabares, D., Gobin, A., Alfonso, A. M. T., & De La Riva Fernández, J. R. (2025). Understanding local connectivity and complexity in the skeleton of deforestation. Scientific Reports, 15, 18192. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02932-w>

Anexos

Anexo 1. Mapa de clústeres (LISA) de la deforestación distrital en San Martín



Anexo 2. Distribución espacial de los residuos del modelo espacial de Durbin