

## 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)

### ANALYSIS OF THE RELATIONSHIP BETWEEN POVERTY AND FOREST LOSS AT THE DISTRICT LEVEL IN PERU: APPLICATION OF THE SPATIAL AUTOREGRESSIVE MODEL WITH SPATIAL AUTOREGRESSIVE DISTURBANCES (SARAR)

Luis Ledesma Goyzueta<sup>1</sup>

#### Resumen

La deforestación es un problema que se aborda tanto a escala nacional como global, generando afectaciones a los ecosistemas y a la biodiversidad, y esto, a su vez, puede generar costos sociales y/o económicos. El objetivo de este trabajo fue analizar geoespacialmente el contexto social que puede generar determinadas presiones hacia la pérdida de bosque o deforestación en el Perú, a nivel distrital. La variable de interés o dependiente de estudio fue la cantidad de hectáreas de pérdida de bosque húmedo amazónico, registradas en la plataforma de Geobosques, en el último periodo trienal previo a la pandemia causada por el COVID-19. El método se basó en un análisis espacial de variación discreta, donde los distritos se definen como un conjunto de regiones discretas con vecindad irregular por cada distrito. En este trabajo se presentan los resultados de los modelos de regresión espacial SAR, SEM y SARAR, a fin de evidenciar el nivel de asociación de la pérdida de bosques y la pobreza monetaria. De acuerdo a los resultados, a nivel distrital, la pérdida de bosques presenta una relación negativa respecto a la pobreza monetaria en el modelo elegido (SARAR). Por ello, es relevante que los programas que busquen mejorar las condiciones básicas de poblaciones, principalmente dedicadas a la agricultura, también sean acompañadas de asistencias técnicas en prácticas sostenibles a fin de mitigar la deforestación o el cambio de uso de suelo.

**Palabras clave:** deforestación, pérdida de bosques, pobreza, regresión espacial, SAR, SEM, SARAR.

#### Abstract

Deforestation is a problem addressed both nationally and globally, which generates impacts on ecosystems and biodiversity, and these, in turn, can generate social and/or economic costs. The objective of this study was to geospatially analyze the social context that may exert pressure on forest loss or deforestation in Peru at the district level. The dependent variable of interest was the number of hectares of Amazon rainforest loss, recorded on the Geobosques platform, during the last triennial period prior to the COVID-19 pandemic. The method was based on a spatial analysis of discrete variation, where districts are defined as a set of discrete regions with irregular neighborhoods for each district. This paper presents the results of the spatial regression models SAR, SEM and SARAR, in order to show the level of association between forest loss and monetary poverty. According to the results, at the district level, forest loss presents a negative relationship with monetary poverty in the chosen model (SARAR). Therefore, it is important that programs that seek to improve the basic conditions of populations, mainly dedicated to agriculture, are also accompanied by technical assistance in sustainable practices in order to mitigate deforestation or land use change.

**Key words:** deforestation, forest loss, poverty, spatial regression, SAR, SEM, SARAR.

#### Introducción

En el 2023, la pérdida registrada de bosques primarios tropicales fue de 3.7 millones de hectáreas a nivel global, según la plataforma “Global Forest Watch del World Resources Institute” (WRI, 2024). Esta situación refleja la amenaza aún vigente que presentan los ecosistemas forestales en el mundo, generado principalmente por la continua deforestación, la cual viene incrementándose en el planeta.

De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, por sus siglas en inglés), la deforestación se define como la conversión de los bosques a otro tipo de uso de la tierra, independientemente si es inducido por humanos o no (FAO, 2018; FAO, 2022). Asimismo, el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés) define la deforestación como la remoción permanente

de cobertura forestal y el retiro de la tierra de uso forestal, ya sea de forma deliberada o circunstancial (MINAM, 2022).

En efecto, la deforestación es un fenómeno que afecta a los bosques de diferentes partes del mundo, siendo una problemática que no se restringe a una escala nacional (CEPLAN, 2023). El Perú tiene una superficie de 1 millón 285 mil kilómetros cuadrados (INEI, 2024b), que equivale a 128 millones 500 mil hectáreas, y de acuerdo a la Plataforma Geobosques del Ministerio del Ambiente del Perú, al 2023 en el país 67 654 122 hectáreas están cubiertas de bosques amazónicos, registrándose hasta dicho año alrededor de 3 millones de hectáreas acumuladas de pérdida de bosque (Geobosques, 2024).

Del mismo modo, desde el 2010 al 2019, en el Perú se han deforestado más de 1.4 millones de hectáreas de bosque natural a causa de actividades antrópicas en el bioma amazónico (MINAM, 2022). En efecto, el cambio de uso de suelo por la expansión agrícola, la explotación de especies de madera, la expansión migratoria y la expansión de actividades extractivas, las cuales son de fuente antrópica, son los principales factores que generan la presión de pérdida de los bosques. De acuerdo con el CEPLAN (2023), las regiones con mayor cantidad de áreas deforestadas en el Perú son Loreto, Ucayali, San Martín y Madre de Dios, debido a factores como la migración, cambio de uso de suelo, minería ilegal, tala ilegal, entre otros.

Según Dasgupta (2021), la deforestación erosiona el suelo, aumenta la escorrentía, y reduce la polinización y el control de plagas, lo que genera un costo económico a la sociedad, el cual debería ser compensado cuando las normas o leyes reconocen los derechos de los afectados por la deforestación.

Bajo este contexto, recientes estudios se han realizado en el país para identificar y analizar los determinantes de la deforestación en el Perú, con la finalidad de entender dicha problemática y encontrar posibles recomendaciones de políticas. En el trabajo de Bax *et al.* (2016) se aplica un modelamiento espacial mediante una regresión lineal múltiple estimada por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para evaluar la relación entre la pérdida de bosque primario y las características del paisaje en la región Ucayali en Perú. De acuerdo con Galarza *et al.* (2023), la gobernanza institucional local (subnacional), medida por su índice institucional estimado, se correlaciona significativamente con una menor deforestación; no obstante, dicho efecto no contrarresta al mismo nivel el impacto negativo de la deforestación en zonas cercanas donde se establecen carreteras.

Rico-Straffon *et al.* (2023), mediante un análisis de diferencias en diferencias, evidenciaron que las concesiones forestales no aumentan la pérdida de bosques en la amazonía peruana; no obstante, en el caso de las eco-certificaciones, no se encontraron impactos estadísticamente significativos que demuestren que

dichas certificaciones promuevan la reducción efectiva de la deforestación. Viscarra & Zutta (2022) utilizaron datos subnacionales de 15 regiones, con cobertura boscosa en la Amazonía peruana, para estimar modelos econométricos de deforestación con fines comparativos, en donde se contrastan con proyecciones puramente espaciales para establecer niveles de referencia en el contexto del marco REDD (“Reducing emissions from deforestation and forest degradation in developing countries”); las variables explicativas utilizadas en los modelos econométricos fueron PBI (Producto Bruto Interno), PBI agrícola, densidad poblacional, ingreso medio, proporción de superficie de áreas naturales protegidas (ANP), precio del oro, deforestación histórica, superficie amazónica y área departamental.

Asimismo, en el trabajo de Móstiga *et al.* (2024), mediante un análisis de caminos (“Path analysis”), prueban los efectos de algunos impulsores (“drivers”) de la deforestación sobre la tasa de deforestación en el Perú, tanto a escala nacional como regional, pero utilizando el distrito como unidad espacial. Entre los “drivers” evaluados se incluyeron variables socioeconómicas, como las Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI) y el Índice de Desarrollo Humano (IDH), además de variables asociadas a características demográficas, biofísicas, de accesibilidad (red de transporte) y de superficie (agrícola).

Si bien estos estudios recientes en el Perú utilizan datos espaciales para abordar el análisis de la deforestación, no se ha incluido el componente espacial como un factor de modelamiento en las regresiones utilizadas, aunque en el caso de Bax *et al.* (2016) se descarta dicho enfoque por la ausencia de autocorrelación espacial en la muestra analizada (250 cuadrantes). Por otro lado, la literatura evidencia casuísticas de aplicación de modelos de regresión, que consideran el componente espacial autorregresivo, para analizar variables asociadas a la deforestación (Amin *et al.*, 2015; Ver Hoef *et al.*, 2018; Ngouhouo-Poufoun *et al.*, 2024).

Por otra parte, un elemento relevante abordado en la literatura es determinar el sentido de la relación entre la deforestación y la pobreza, en donde los resultados pueden variar dependiendo de la región, país, localidad o contexto socioeconómico (Atmadja, 2003, Atmadja & Sills, 2015, Busch & Ferretti-Gallon, 2017). Zwane (2007), mediante un análisis de panel de datos en tres periodos (1994, 1996, 1997), demostró que en la selva peruana el nivel de ingresos está correlacionado positivamente con el desmonte de tierra o tala, aunque a una tasa decreciente. En contraste, Niringiye *et al.* (2010) demostraron que la pobreza presentaba una fuerte correlación espacial con la deforestación en el ámbito de la cuenca de Katonga en Uganda, estando positivamente vinculados. Swinton & Quiroz (2003) señalaron que la deforestación en el altiplano peruano se debe, principalmente, a la búsqueda de leña,

evidenciando que los hogares con menores recursos en cuanto a propiedad de la tierra, acceso al crédito, escolarización y acceso a carreteras, fueron los más propensos a deforestar.

Según Angelsen & Kaimowitz (1999), la hipótesis convencional sería que las familias más pobres tienen mayor probabilidad de deforestar, porque tienen horizontes temporales más cortos (tasas de descuento altas), priorizando ganancias inmediatas; aunque el contraargumento, sería que dichas familias tienen menos probabilidades de deforestar debido a la carencia del capital necesario para producir en tierras adicionales. Al respecto, considerando la disponibilidad de información socioeconómica a nivel de distrito, y siendo el ámbito geográfico que corresponde a la división política administrativa más pequeña en el Perú (INEI, 2018b), se plantea como objetivo en este trabajo analizar espacialmente la asociación de la pobreza monetaria con la pérdida de bosque en el Perú, a nivel distrital. Por tanto, para analizar dicha asociación, se utilizaron regresiones que incluyen una ponderación espacial de vecindad entre distritos dentro de la especificación funcional del modelo.

Se propone, como una primera aproximación para la aplicación de una regresión espacial, considerar la pérdida de bosque acumulada entre el 2017 y 2019 como variable dependiente, dentro de un modelamiento con enfoque de variación discreta espacial a través del modelo de regresión espacial. El periodo trienal seleccionado para calcular la variable dependiente responde a que la variable explicativa principal (pobreza monetaria), así como las demás variables exógenas y de control utilizadas, se cuantifican a partir del 2017, dado el último Censo de Población y Vivienda del Perú realizado el 2017 (INEI, 2018a), el Mapa de Pobreza Monetaria 2018 (INEI, 2020), Mapa Nacional de Superficie Agrícola (MIDAGRI, 2018), Datos espaciales de la Red Vial Nacional y Departamental (MTC, 2018), entre otros; asimismo, se optó por definir el periodo de análisis hasta el 2019, por ser el último año previo a la pandemia causada por el COVID-19, siendo este un shock externo que generó una presión adicional hacia la deforestación en el Perú, evidenciándose en el 2020, uno de los picos más altos de deforestación histórica (Céspedes *et al.*, 2023).

## Métodos

El presente trabajo apunta a analizar el vínculo entre la pobreza y la pérdida de bosques a nivel distrital. En ese sentido, al contar con información espacial, se busca que la realización del análisis considere el componente espacial de los datos de corte transversal disponibles, análisis que en general es ampliamente aceptado como altamente relevante en este tipo de datos, tanto en la econometría como en las ciencias físicas, mecánica estadística, ecología, silvicultura,

geología, ciencias del suelo, imágenes médicas y epidemiología (Anselin & Bera, 1998).

De acuerdo a Anselin (1988b), una especificación general del modelo de regresión espacial se puede expresar de la manera mostrada en la Fórmula 1.

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon$$

$$\varepsilon = \lambda W_2 \varepsilon + u$$

### Fórmula 1

Donde  $y$  es un vector  $n \times 1$  de las observaciones de  $k$  variables exógenas,  $W_1$  y  $W_2$  son matrices  $n \times n$  observada de pesos espaciales no estocásticos asociados con el proceso autorregresivo espacial de la variable dependiente y del término de perturbación  $\varepsilon$ , respectivamente. El parámetro  $\rho$  (rho) es el coeficiente de la variable dependiente rezagada espacialmente,  $\lambda$  es el coeficiente autorregresivo espacial para la perturbación  $\varepsilon$ , y  $\beta$  es el vector de parámetros de regresión. Si  $\rho \neq 0$  y  $\lambda \neq 0$  estaríamos ante el modelo autorregresivo espacial con perturbaciones autorregresivas espaciales (SARAR) o también llamado modelo de media móvil autorregresiva espacial (SARMA) (Anselin & Florax, 1995; Drukker *et al.*, 2013).

En caso no se presente un proceso autorregresivo espacial en la variable dependiente ( $\rho = 0$ ) la especificación general de la Fórmula 1 se restringiría al modelo de error espacial (SEM), cuya expresión está dada según la Fórmula 2 (Anselin & Bera, 1998; Bivand & Piras, 2015).

$$y = X\beta + \varepsilon$$

$$\varepsilon = \lambda W \varepsilon + u$$

### Fórmula 2

Si  $\lambda = 0$  y  $\rho \neq 0$ , el modelo espacial general se reduciría a la especificación del modelo autorregresivo espacial (SAR), siendo la versión restringida que mantiene como covariable a la dependiente espacialmente rezagada, pero sin incluir el componente de error espacial, es decir,  $y = \rho W y + X\beta + \varepsilon$  (LeSage & Pace, 2009; Drukker *et al.*, 2013; Bivand & Piras, 2015).

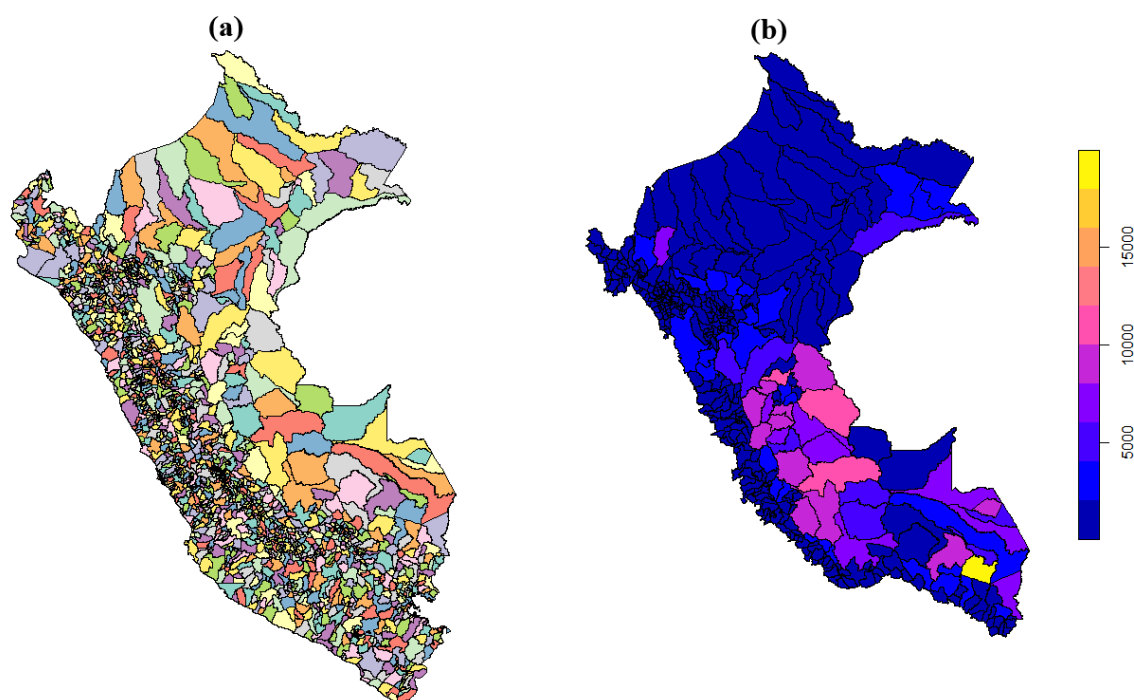
A través del Indicador de Morán se realiza un primer análisis para detectar si en efecto los valores de la variable de pérdida de bosques por distrito están correlacionados con los valores de la misma variable en distritos vecinos (autocorrelación espacial). Al presentarse autocorrelación espacial en la variable dependiente, se hace pertinente identificar qué tipo de dependencia espacial presenta el modelo para

seleccionar la estructura funcional correspondiente de acuerdo a los datos (SEM, SAR o SARAR). Para realizar estos análisis, se calculó la matriz de pesos espaciales  $W$  bajo la determinación de distritos vecinos con fronteras contiguas (vecindad de regiones discretas).

Para estimar los parámetros de los modelos espaciales, se utiliza los comandos de la librería «spatialreg» del software R, en donde el vector  $\beta$  se obtiene aplicando el método de mínimos cuadrados generalizados, mientras que los coeficientes  $\rho$  y  $\lambda$  son estimados mediante el método de máxima verosimilitud. Asimismo, para seleccionar el tipo de modelo de regresión espacial a estimar, se utiliza la prueba de multiplicadores de Lagrange (LM) para el diagnóstico de dependencias espaciales (Anselin, 1988a, 1988b).

#### Datos y variables

Para realizar el análisis espacial de variación discreta, se utilizó la información geoespacial de la capa del límite censal distrital del Censo de Población y Vivienda (CPV) del 2017 (Rev 3.0, actualizado al 2021) en formato shape (.shp), con un registro de 1 873 distritos (INEI, 2021). La variable dependiente en el presente trabajo es la pérdida acumulada de bosques entre el 2017 y 2019, por distrito, de acuerdo a las estadísticas de la plataforma Geobosques del MINAM, en el cual se reporta la información de 400 distritos en el Perú que cuentan con bosques amazónicos. En la Figura 1, en efecto se muestran los distritos del Perú que son justamente las subregiones o áreas espaciales de análisis, así como el nivel de pérdida de bosques en hectáreas, por cada distrito.



**Figura 1.** (a) Distritos del Perú (1 873) y (b) hectáreas de pérdida de bosque entre 2017 y 2019 por distrito (398).

Respecto a las variables explicativas, se ha recogido información demográfica y/o socioeconómica por distrito del Sistema de Información Distrital para la Gestión Pública EstaDist (INEI, 2024a), recogiendo datos para la determinación de las covariables de incidencia de pobreza monetaria, población y saldo de migración; los datos del IDH son obtenidos del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD, 2019). Asimismo, se consideran variables explicativas de control sobre la información histórica registrada de la deforestación de la plataforma Geobosques, tal como la pérdida de bosques del

periodo trienal anterior (2014-2016), el stock de pérdida de bosques (acumulado del 2001 hasta el 2013), así como el área geográfica distrital que no constituye bosque (al 2000). Además, se incluyen las variables de control de superficie agrícola por distrito (MIDAGRI, 2018), longitud de las redes viales nacionales y departamentales por distrito (MTC, 2018) y la proporción de área de ANP por distrito, en base a la información geoespacial del Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas por el Estado (SERNANP, s.f.). Los patrones descriptivos de las variables se muestran en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Estadísticas descriptivas de las variables analizadas a nivel distrital.

| Variable       | Descripción                                                                     | Promedio  | Dev. Std. | Min.    | Máx.      |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------------|-----------|-----------|---------|-----------|
| pb_17_19       | Pérdida de bosque amazónico entre el 2017 y 2019 (hectáreas)                    | 1 153.52  | 2 295.96  | 0       | 18 850.23 |
| pb_14_16       | Pérdida de bosque amazónico entre el 2014 y 2016 (hectáreas)                    | 1 252.97  | 2 343.63  | 0       | 13 272.57 |
| stock_01_13    | Stock de pérdida acumulada de bosque amazónico entre el 2001 y 2013 (hectáreas) | 3 707.30  | 6 810.13  | 0       | 44 924.67 |
| no_bosque      | Área terrestre no categorizada como bosque al 2000 (hectáreas)                  | 14 039.97 | 13 927.97 | 2.88    | 105 771.8 |
| pobreza        | Incidencia de Pobreza Monetaria al 2018 (porcentaje)                            | 36.27     | 14.93     | 1.90    | 81.30     |
| población      | Población censada (personas) según el CPV 2017                                  | 10 922.30 | 18 608.69 | 208     | 149 999   |
| saldo_migra    | Saldo migratorio (personas) según el CPV 2017                                   | -246.72   | 1 494.92  | -22 930 | 8 801     |
| super_agricola | Superficie agrícola 2018 (hectáreas)                                            | 13 629.2  | 17 161.27 | 7.13    | 100 900.7 |
| redes_viales   | Longitud de redes viales nacionales y departamentales (metros)                  | 34 932.7  | 45 444.61 | 0       | 368 296.4 |
| área_protegida | Ratio de superficie de ANP respecto al área total distrital (porcentaje)        | 6.62      | 16.68     | 0       | 90.60     |
| IDH_2019       | Índice de Desarrollo Humano 2019                                                | 0.38      | 0.10      | 0.14    | 0.72      |

Fuentes: Geobosques (2024), INEI (2024a), MIDAGRI (2018), MTC (2018), SERNANP (s./f.) y PNUD (2019).

## Resultados

Mediante simulación Montecarlo (10 000 simulaciones) se realizó el test de permutación del Indicador de Morán, obteniéndose como resultado que el estadístico de prueba alcanzó el valor de 0.51165, con un p-valor de  $9.999 \times 10^{-05}$ , confirmando la presencia de una correlación espacial positiva entre los valores de pérdida de bosque entre distritos colindantes. En ese sentido, se evidencia una asociación entre unidades espaciales vecinas y, con ello, se justifica la aplicación de regresiones espaciales para modelar los valores de pérdida de bosque.

Como se muestra en el Tabla 2, los coeficientes de regresión estimados por MCO de la variable pobreza monetaria son estadísticamente diferentes a cero en los 8 modelos estimados, con un nivel de significancia del 1%. En relación a las otras variables socioeconómicas/demográficas, es decir, el IDH, la población y el saldo migratorio, no resultaron ser estadísticamente significativas. Asimismo, al incluir la expresión cuadrática de la variable pobreza monetaria, se observa que es estadísticamente significativa al nivel del 5% (modelo 2) y al 1% (modelos 3 al 8). Estos resultados evidencian que la pérdida de bosques presenta una relación de tipo U invertida respecto a la pobreza monetaria. No obstante, el test LM confirma que la estructura funcional de los modelos presenta dependencia espacial tanto a nivel de la variable dependiente como en el error, dado que los p-valores de los estadísticos LMlag (SAR) y LMerr (SME), son menores a 5%. Por tanto, los resultados de las estimaciones por MCO no serían válidos debido al sesgo que se presentaría por omitir el componente espacial en el modelo.

Por consiguiente, tomando en cuenta la presencia de correlación espacial y los resultados de los test LM de dependencia espacial, se opta por estimar el modelo

SARAR, cuyos resultados se encuentran en la Tabla 3. Al respecto, en las 8 especificaciones estimadas utilizando el modelo SARAR, se confirma que los parámetros  $\rho$  y  $\lambda$  son estadísticamente diferentes a cero a un nivel de significación del 5%, por lo que el modelo espacial general sería más adecuado que los modelos espaciales SAR y SEM; esto es concordante con los resultados obtenidos del test LM (LMlag, LMerr, LMsac) en la Tabla 2.

Los resultados del modelo SARAR muestran que la variable pobreza monetaria tiene una relación negativa estadísticamente significativa con la pérdida de bosques, en las 8 especificaciones estimadas, mientras que su componente cuadrático no es significativo. Si bien en los modelos SAR estimados (Apéndice 1), como en el caso de las estimaciones MCO (Tabla 2), la pobreza monetaria presenta una forma de U invertida (la relación lineal negativa y la asociación positiva del componente cuadrático son estadísticamente significativos), tanto en las estimaciones de los modelos SEM (Apéndice 2) y SARAR (Tabla 3), se confirma que prevalece la relación negativa que presenta la variable pobreza monetaria con la pérdida de bosques. Esta asociación es concordante con los resultados de Sunderlin *et al.* (2006) sobre la relación positiva entre las tasas de pobreza y cobertura forestal en algunos países en desarrollo, así como la relación positiva entre el nivel de ingresos con el desmonte de tierra o tala encontrada por Zwane (2007) en la selva peruana. Asimismo, en la literatura se ha discutido sobre la complejidad y/o la no determinación concluyente de un sentido de la correlación entre ambas variables (Sunderlin *et al.*, 2006; Chomitz, 2007; Loening & Markussen, 2023).

**Tabla 2.** Estimaciones Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) y resultados del test Multiplicadores de Lagrange (LM) de dependencia espacial.

| Variables                     | pb_17_19                     |                              |                              |                              |                               |                               |                               |                               |
|-------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
|                               | (1)                          | (2)                          | (3)                          | (4)                          | (5)                           | (6)                           | (7)                           | (8)                           |
| <b>pb_14_16</b>               | <b>1.257***</b><br>(0.119)   | <b>1.240***</b><br>(0.113)   | <b>1.235***</b><br>(0.114)   | <b>1.223***</b><br>(0.111)   | <b>1.183***</b><br>(0.112)    | <b>1.179***</b><br>(0.111)    | <b>1.180***</b><br>(0.111)    | <b>1.180***</b><br>(0.111)    |
| <b>stock_01_13</b>            | <b>-0.151***</b><br>(0.0337) | <b>-0.148***</b><br>(0.0322) | <b>-0.148***</b><br>(0.0331) | <b>-0.121***</b><br>(0.0318) | <b>-0.109***</b><br>(0.0313)  | <b>-0.110***</b><br>(0.0312)  | <b>-0.108***</b><br>(0.0313)  | <b>-0.109***</b><br>(0.0315)  |
| <b>no_bosque</b>              | <b>0.00957</b><br>(0.00762)  | <b>0.00991</b><br>(0.00755)  | <b>0.0126</b><br>(0.00821)   | <b>0.0160*</b><br>(0.00830)  | <b>0.00893</b><br>(0.00696)   | <b>0.00839</b><br>(0.00717)   | <b>0.00853</b><br>(0.00717)   | <b>0.00851</b><br>(0.00721)   |
| <b>pobreza</b>                | <b>-13.07***</b><br>(3.213)  | <b>-45.86***</b><br>(15.87)  | <b>-51.11***</b><br>(16.33)  | <b>-49.70***</b><br>(15.83)  | <b>-48.59***</b><br>(15.88)   | <b>-48.05***</b><br>(15.64)   | <b>-41.00***</b><br>(15.20)   | <b>-40.90***</b><br>(15.25)   |
| <b>pobreza^2</b>              |                              | <b>0.451**</b><br>(0.184)    | <b>0.506***</b><br>(0.188)   | <b>0.499***</b><br>(0.183)   | <b>0.498***</b><br>(0.181)    | <b>0.489***</b><br>(0.178)    | <b>0.457***</b><br>(0.172)    | <b>0.456***</b><br>(0.173)    |
| <b>población</b>              |                              |                              | <b>-0.00431</b><br>(0.00381) | <b>-0.00252</b><br>(0.00358) | <b>-0.00178</b><br>(0.00402)  | <b>-0.00194</b><br>(0.00395)  | <b>-0.00318</b><br>(0.00437)  | <b>-0.00304</b><br>(0.00461)  |
| <b>super_agrícola</b>         |                              |                              |                              | <b>-0.0132*</b><br>(0.00746) | <b>-0.0161**</b><br>(0.00629) | <b>-0.0151**</b><br>(0.00613) | <b>-0.0150**</b><br>(0.00609) | <b>-0.0150**</b><br>(0.00611) |
| <b>redes_viales</b>           |                              |                              |                              |                              | <b>0.0051***</b><br>(0.00163) | <b>0.0052***</b><br>(0.00164) | <b>0.0053***</b><br>(0.00168) | <b>0.0053***</b><br>(0.00169) |
| <b>área_protegida</b>         |                              |                              |                              |                              |                               | <b>2.623</b><br>(3.906)       | <b>1.880</b><br>(3.806)       | <b>1.893</b><br>(3.822)       |
| <b>IDH_2019</b>               |                              |                              |                              |                              |                               |                               | <b>985.3</b><br>(649.8)       | <b>979.2</b><br>(648.8)       |
| <b>saldo_migra</b>            |                              |                              |                              |                              |                               |                               |                               | <b>0.00463</b><br>(0.0181)    |
| <b>Constante</b>              | <b>479.9***</b><br>(153.8)   | <b>978.9***</b><br>(328.7)   | <b>1 099***</b><br>(336.0)   | <b>1 088***</b><br>(328.9)   | <b>1 006***</b><br>(336.2)    | <b>986.0***</b><br>(330.8)    | <b>409.3</b><br>(439.0)       | <b>409.9</b><br>(439.4)       |
| <b>N</b>                      | 398                          | 398                          | 398                          | 397                          | 397                           | 397                           | 397                           | 397                           |
| <b>R<sup>2</sup></b>          | 0.881                        | 0.884                        | 0.885                        | 0.888                        | 0.894                         | 0.895                         | 0.895                         | 0.895                         |
| <b>R<sup>2</sup> ajustado</b> | 0.880                        | 0.883                        | 0.884                        | 0.886                        | 0.892                         | 0.892                         | 0.893                         | 0.893                         |
| <b>Estadístico F</b>          | 134.4                        | 112.7                        | 96.07                        | 92.63                        | 84.27                         | 78.30                         | 71.48                         | 65.45                         |
| <b>LMerr (p-valor)</b>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 1.11x10 <sup>-13</sup>        | 6.98x10 <sup>-13</sup>        | 1.45x10 <sup>-12</sup>        | 1.77x10 <sup>-12</sup>        |
| <b>LMlag (p-valor)</b>        | 7.98x10 <sup>-5</sup>        | 0.000769                     | 0.001073                     | 0.002634                     | 0.003322                      | 0.005671                      | 0.004576                      | 0.004731                      |
| <b>LMsac (p-valor)</b>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 2.2x10 <sup>-16</sup>        | 1.03x10 <sup>-12</sup>        | 6.35x10 <sup>-12</sup>        | 1.27x10 <sup>-11</sup>        | 1.55x10 <sup>-16</sup>        |

Errores estándar robustos entre paréntesis. IDH = Índice de Desarrollo Humano. N = número de observaciones.

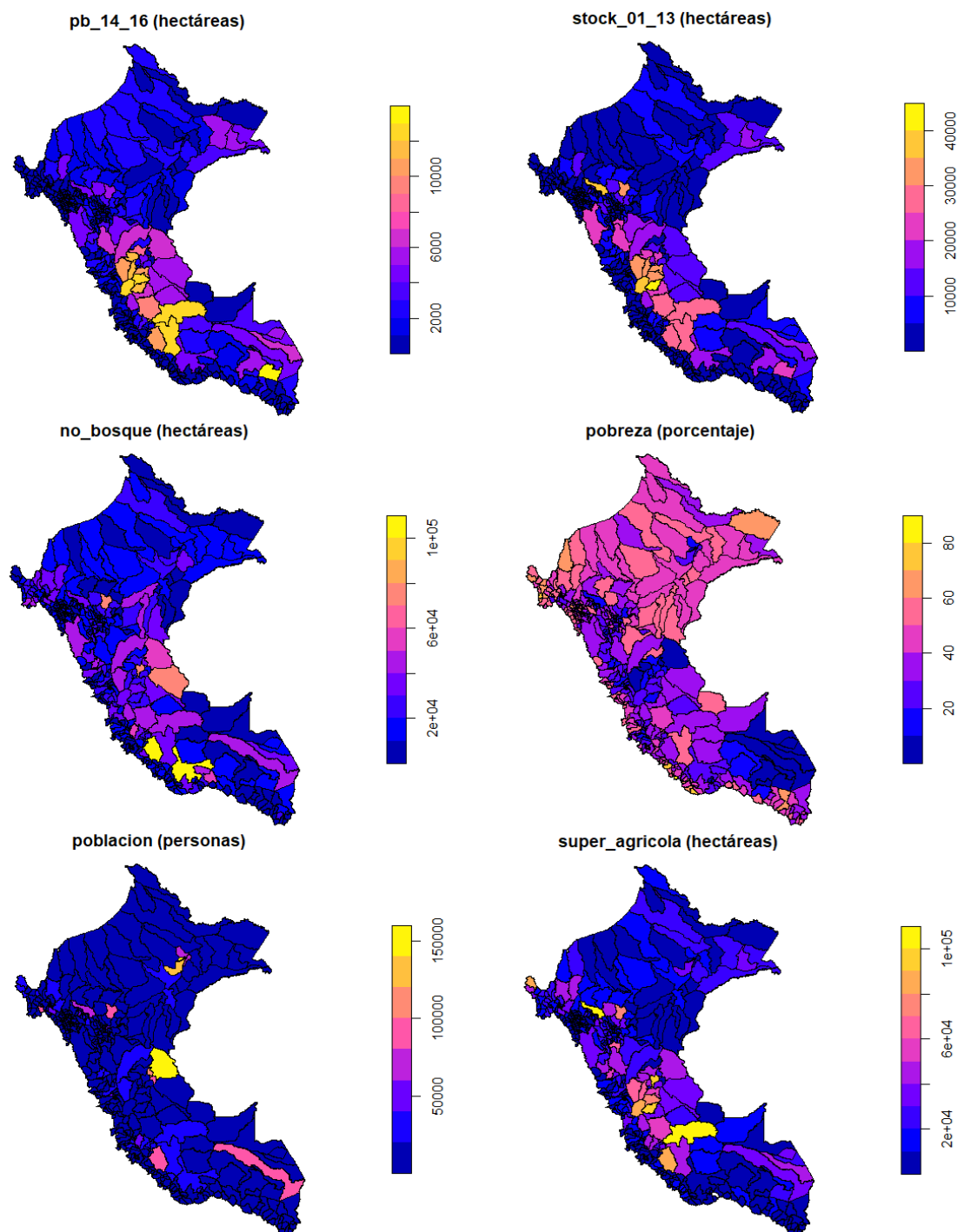
Significancia estadística: \*\*\* p-valor < 0.01, \*\* p-valor < 0.05, \* p-valor < 0.1.

Tabla 3. Estimación de los modelos SARAR.

| Variables             | pb_17_19                      |                               |                              |                               |                               |                               |                              |                              |
|-----------------------|-------------------------------|-------------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------------------------------|------------------------------|
|                       | (1)                           | (2)                           | (3)                          | (4)                           | (5)                           | (6)                           | (7)                          | (8)                          |
| <b>pb_14_16</b>       | <b>1.209***</b><br>(0.040)    | <b>1.209***</b><br>(0.040)    | <b>1.199***</b><br>(0.040)   | <b>1.195***</b><br>(0.040)    | <b>1.179***</b><br>(0.041)    | <b>1.179***</b><br>(0.041)    | <b>1.182***</b><br>(0.041)   | <b>1.181***</b><br>(0.041)   |
| <b>stock_01_13</b>    | <b>-0.119***</b><br>(0.014)   | <b>-0.120***</b><br>(0.014)   | <b>-0.116***</b><br>(0.014)  | <b>-0.095***</b><br>(0.016)   | <b>-0.093***</b><br>(0.016)   | <b>-0.093***</b><br>(0.016)   | <b>-0.093***</b><br>(0.016)  | <b>-0.092***</b><br>(0.016)  |
| <b>no_bosque</b>      | <b>0.009***</b><br>(0.003)    | <b>0.009***</b><br>(0.003)    | <b>0.012***</b><br>(0.003)   | <b>0.015***</b><br>(0.004)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)   | <b>0.012***</b><br>(0.004)   |
| <b>pobreza</b>        | <b>-13.53***</b><br>(3.082)   | <b>-20.249*</b><br>(10.824)   | <b>-29.31***</b><br>(11.327) | <b>-27.640**</b><br>(11.268)  | <b>-28.606**</b><br>(11.181)  | <b>-28.639**</b><br>(11.187)  | <b>-24.886**</b><br>(11.515) | <b>-24.770**</b><br>(11.513) |
| <b>pobreza^2</b>      |                               | <b>0.089</b><br>(0.137)       | <b>0.172</b><br>(0.140)      | <b>0.153</b><br>(0.139)       | <b>0.177</b><br>(0.139)       | <b>0.178</b><br>(0.139)       | <b>0.168</b><br>(0.139)      | <b>0.168</b><br>(0.139)      |
| <b>población</b>      |                               |                               | <b>-0.006***</b><br>(0.002)  | <b>-0.005**</b><br>(0.002)    | <b>-0.005*</b><br>(0.002)     | <b>-0.005*</b><br>(0.002)     | <b>-0.006**</b><br>(0.003)   | <b>-0.006**</b><br>(0.003)   |
| <b>super_agrícola</b> |                               |                               |                              | <b>-0.012***</b><br>(0.005)   | <b>-0.013***</b><br>(0.005)   | <b>-0.013***</b><br>(0.005)   | <b>-0.013***</b><br>(0.005)  | <b>-0.014***</b><br>(0.005)  |
| <b>redes_viales</b>   |                               |                               |                              |                               | <b>0.003**</b><br>(0.001)     | <b>0.003**</b><br>(0.001)     | <b>0.003**</b><br>(0.001)    | <b>0.003**</b><br>(0.001)    |
| <b>área_protegida</b> |                               |                               |                              |                               |                               | <b>-0.379</b><br>(2.287)      | <b>-0.939</b><br>(2.320)     | <b>-0.993</b><br>(2.322)     |
| <b>IDH_2019</b>       |                               |                               |                              |                               |                               |                               | <b>724.717</b><br>(543.950)  | <b>742.133</b><br>(544.904)  |
| <b>saldo_migra</b>    |                               |                               |                              |                               |                               |                               |                              | <b>-0.011</b><br>(0.022)     |
| <b>Constante</b>      | <b>555.16***</b><br>(158.130) | <b>660.09***</b><br>(229.552) | <b>903.07</b><br>(247.377)   | <b>905.83***</b><br>(245.681) | <b>862.18***</b><br>(241.211) | <b>864.15***</b><br>(241.477) | <b>476.11</b><br>(378.088)   | <b>465.03</b><br>(378.709)   |
| <b>rho</b>            | <b>-0.089**</b><br>(0.038)    | <b>-0.088**</b><br>(0.038)    | <b>-0.100***</b><br>(0.038)  | <b>-0.102***</b><br>(0.037)   | <b>-0.079**</b><br>(0.036)    | <b>-0.079**</b><br>(0.037)    | <b>-0.081**</b><br>(0.037)   | <b>-0.081**</b><br>(0.037)   |
| <b>lambda</b>         | <b>0.590***</b><br>(0.056)    | <b>0.583***</b><br>(0.056)    | <b>0.605***</b><br>(0.055)   | <b>0.602***</b><br>(0.055)    | <b>0.562***</b><br>(0.058)    | <b>0.563***</b><br>(0.058)    | <b>0.564***</b><br>(0.058)   | <b>0.564***</b><br>(0.058)   |
| <b>N</b>              | 398                           | 398                           | 398                          | 397                           | 397                           | 397                           | 397                          | 397                          |
| <b>AIC</b>            | 6 374.4                       | 6 376.0                       | 6 370.9                      | 6 351.5                       | 6 348.1                       | 6 350.0                       | 6 350.3                      | 6 352.0                      |
| <b>BIC</b>            | 6 406.3                       | 6 411.9                       | 6 410.8                      | 6 395.3                       | 6 395.9                       | 6 401.8                       | 6 406.1                      | 6 411.8                      |
| <b>RMSE</b>           | 683.89                        | 684.37                        | 675.72                       | 671.31                        | 671.28                        | 671.14                        | 669.57                       | 669.31                       |

Errores estándar entre paréntesis. IDH = Índice de Desarrollo Humano. N = número de observaciones, AIC = Criterio de información de Akaike. BIC = Criterio de información bayesiano. RMSE = Raíz del error cuadrático medio.

Significancia estadística: \*\*\* p-valor < 0.01, \*\* p-valor < 0.05, \* p-valor < 0.1.



**Figura 2.** Variables explicativas del modelo SARAR elegido (Modelo 4).

Por otro lado, en Tabla 3 se observa que las variables de control geográficas (pérdida de bosques del 2014 al 2016, el stock de pérdida de bosque y el área no boscosa) son estadísticamente significativas al nivel de 1%, mientras que la superficie agrícola y la longitud de las vías terrestres son significativas al nivel de 1% y 5%, respectivamente. La variable de población es significativa al nivel de 1%, 5% y 10%, dependiendo

de la especificación del modelo SARAR, mientras que las variables asociadas a las áreas naturales protegidas, IDH y migración, no son significativas en el modelo. Un elemento importante que destacar es que las variables que son significativas en el modelo SARAR, especialmente la variable de pobreza monetaria, mantienen su sentido de relacionamiento en las diferentes especificaciones, reflejando además cierta

estabilidad en la magnitud de los coeficientes estimados. Asimismo, siguiendo los criterios de información Bayesiano (BIC) y de Akaike (AIC), los mejores modelos SARAR serían los modelos (5) y (4), respectivamente, en los cuales se presentan en la menor magnitud. No obstante, considerando que el BIC penaliza con mayor fuerza la complejidad del modelo (Claeskens & Hjort, 2008), el modelo (4) sería el mejor modelo de los presentados en la Tabla 3, al presentar un menor valor del BIC. En la Figura 2, se grafica espacialmente el valor de las variables estadísticamente significativas del modelo SARAR elegido (modelo 4), de acuerdo al criterio BIC.

### Conclusiones

Con base al análisis realizado a nivel distrital en el Perú, bajo un enfoque espacial con campos discretos irregulares, el presente estudio sustenta la elección de un modelamiento econométrico de la variable de pérdida de bosque bajo una dependencia espacial tipo SARAR, siendo confirmado con los resultados del test LM para dependencia espacial. Los valores de los coeficientes de regresión estimados resaltan la asociación negativa entre la pobreza monetaria y la pérdida de bosques a nivel distrital, con un nivel de significancia estadística al 5% en el modelo SARAR elegido (modelo 4), en donde el incremento de una unidad de la pobreza monetaria, representaría una disminución en la pérdida de bosques de 27.64 hectáreas durante un periodo trienal. Si bien en los modelos MCO y SAR la relación entre la pobreza monetaria y la pérdida de bosques presenta una forma de U invertida, dichas especificaciones no estarían capturando completamente la dependencia espacial que muestran los datos, omitiendo principalmente la dependencia espacial en el error, el cual si es considerado en el modelo SARAR.

En ese sentido, los hallazgos encontrados sugieren que mejores condiciones respecto a la satisfacción de necesidades básicas, es decir menor pobreza, están relacionados a una mayor pérdida de bosques o deforestación en la amazonia peruana. Esta asociación podría deberse a que las familias u hogares en pobreza extrema no presentan la capacidad suficiente de inversión para abrir nuevas tierras o expandir sus cultivos, además de ubicarse generalmente en zonas aisladas geográficamente. Este aislamiento y la baja rentabilidad de la tierra (costos de oportunidad bajos) podrían explicar que en la amazonia peruana la deforestación sea menor en distritos muy pobres y remotos. Por otro lado, en distritos con familias u hogares con mejores condiciones de ingreso y accesibilidad, se podría presentar una mayor presión en los bosques por tener mayor capacidad de acceso a capital para producir en tierras adicionales.

Por ello, es importante tener en cuenta, al establecer políticas o programas que buscan incrementar las condiciones de ingresos en poblaciones focalizadas

donde la actividad de sustento es de naturaleza extractiva, principalmente la agricultura, se brinde también fortalecimiento de capacidades o sensibilización sobre la problemática de la deforestación o cambio de uso de suelo. Promoción de prácticas amigables con el ambiente y la orientación a modelos de producción más sostenibles serían relevantes de consideración para evitar las presiones hacia los bosques, donde un mayor incremento de ingresos se traslade a obtener un mayor rendimiento dentro de las fronteras permitidas y así evitar una expansión fuera de ellas para incrementar la producción. Asimismo, si bien el IDH, el saldo de migración y la participación de ANP, resultaron no ser estadísticamente significativas, no necesariamente significa que no tengan algún tipo de relación con la pérdida de bosques, solamente que, a nivel distrital y transversal, y considerando la inclusión de otras variables de control, no hay suficiente evidencia en los datos utilizados para establecer el efecto de dichas variables en los modelos.

### Agradecimientos

Se agradecen los valiosos comentarios y sugerencias recibidas por parte del Sr. Emilio Padilla Rosa (UAB). También se agradece a los revisores anónimos por sus recomendaciones y comentarios constructivos. Todos los errores y omisiones restantes son responsabilidad exclusiva del autor.

### Literatura citada

- Amin A.M., Choumert J., Combes J.-L., Combes P., Nazindigouba E., Ongono J.-G. & Schwartz S. 2015. A spatial econometric approach to spillover effects between protected areas and deforestation in the Brazilian Amazon. *Etudes et Documents* n° 06 (2014). Serie etudes et documents du cerdi. HALSHS-00960476. CERDI (Centre d'etudes et de Recherches sur le Développement International). France. <https://shs.hal.science/halshs-00960476v2>.
- Angelsen, A., & Kaimowitz, D. 1999. Rethinking the causes of deforestation: Lessons from economic models. *The World Bank research observer*, 14 (1): 73-98. <http://documents.worldbank.org/curated/es/264451468180276699>
- Anselin L. & Bera A.K. 1998. Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics. *In: Ullah A. & Giles D.E.A. (Ed.) Handbook of Applied Economic Statistics*. 1st Edition. CRC Press. Boca Raton. 237-290. <https://doi.org/10.1201/9781482269901>.
- Anselin L. & Florax R.J.G.M. 1995. Small Sample Properties of Tests for Spatial Dependence in Regression Models: Some Further Results. *In: Anselin, L., Florax, R.J.G.M. (eds) New Directions in Spatial Econometrics. Advances in Spatial Science*. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-79877-1\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-642-79877-1_2).
- Anselin L. 1988a. Lagrange Multiplier Test Diagnostics for Spatial Dependence and Spatial Heterogeneity. *Geographical Analysis*, 20: 1-17. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1988.tb00159.x>.

- Anselin L. 1988b. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer, Dordrecht. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>.
- Atmadja S. & Sills E. 2015. Identifying the Causes of Tropical Deforestation: Meta-analysis to Test and Develop Economic Theory. En: Köhl M. & Pancel L. (eds) *Tropical Forestry Handbook*. 1-27. First Online: 01 January 2015. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-41554-8\\_252-1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-41554-8_252-1).
- Atmadja S. 2003. Looking for a win-win situation: meta-analysis of deforestation and poverty. Master's thesis. North Carolina State University, Raleigh, USA.
- Bax V., Francesconi W. & Quintero M. 2016. Spatial modeling of deforestation processes in the Central Peruvian Amazon. *Journal for Nature Conservation*, 29: 79-88. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2015.12.002>.
- Bivand R.S. & Piras G. 2015. Comparing Implementations of Estimation Methods for Spatial Econometrics. *Journal of Statistical Software*, 63: 18. <https://doi.org/10.18637/jss.v063.i18>.
- Bivand R.S., Hauke J. & Kossowski T. 2013. Computing the Jacobian in Gaussian spatial autoregressive models: An illustrated comparison of available methods. *Geographical Analysis*, 45(2): 150-179. <https://doi.org/10.1111/gean.12008>.
- Busch J. & Ferretti-Gallon K. 2017. What Drives Deforestation and What Stops It? A Meta-Analysis. *Review of Environmental Economics and Policy*, 11(1): 3-23. <https://doi.org/10.1093/reep/rew013>.
- CEPLAN. 2023. Análisis de la deforestación y pérdida de vegetación a nivel nacional y el impacto a nivel regional. Centro Nacional de Planeamiento Estratégico (CEPLAN). Lima-Perú. [https://geo.ceplan.gob.pe/uploads/Analisis\\_deforestacion.pdf](https://geo.ceplan.gob.pe/uploads/Analisis_deforestacion.pdf).
- Céspedes J., Sylvester J.M., Pérez-Marulanda L., Paz-García P., Reymondin L., Khodadadi M., Tello J.J. & Castro-Núñez A. 2023. Has global deforestation accelerated due to the COVID-19 pandemic?. *Journal of Forestry Research*, 34: 1153-1165. <https://doi.org/10.1007/s11676-022-01561-7>.
- Chomitz K. 2007. At Loggerheads? Agricultural Expansion, Poverty Reduction, and Environment in the Tropical Forests. World Bank Policy Research Report. The World Bank (The International Bank for Reconstruction and Development). <http://hdl.handle.net/10986/7190>.
- Claeskens G. & Hjort N.L. 2008. *Model Selection and Model Averaging*. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511790485>.
- Dasgupta P. 2021. The Economics of Biodiversity: The Dasgupta Review. HM Treasury, London. <https://www.gov.uk/government/publications/final-report-the-economics-of-biodiversity-the-dasgupta-review>.
- Drukker D.M., Prucha I.R. & Raciborski, R. 2013. Maximum Likelihood and Generalized Spatial Two-Stage Least-Squares Estimators for a Spatial-Autoregressive Model with Spatial-Autoregressive Disturbances. *Stata Journal*, 13(2): 221-241. <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1536867X1301300201>.
- FAO. 2018. Términos y definiciones [de la FRA 2020]. Documento de Trabajo 188 de la [serie] Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales (FRA 2020). Roma, FAO. <https://www.fao.org/3/I8661ES/i8661es.pdf>.
- FAO. 2022. El estado de los bosques del mundo 2022: Vías forestales hacia la recuperación verde y la creación de economías inclusivas, resilientes y sostenibles. COMITÉ FORESTAL 26º período de sesiones 3-7 de octubre de 2022. COFO/2022/2 Rev.1. Roma, FAO. <https://doi.org/10.4060/cb9360es>.
- Galarza F.B., Kámiche J. & Gómez, R. 2023. Roads and Deforestation: Do Local Institutions Matter?. Working Paper 192. Peruvian Economic Association, Lima-Perú. <https://perueconomics.org/wp-content/uploads/2023/06/WP-192.pdf>.
- Geobosques. 2024. Bosques y pérdida de bosques. En: GeoBosques: Plataforma de monitoreo de cambios sobre la cobertura de los bosques. Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático. Ministerio del Ambiente. Perú. <https://geobosques.minam.gob.pe/geobosque/view/perdida.php>.
- INEI. 2018a. Censos Nacionales 2017: XII de Población, VII de Vivienda y III de Comunidades Indígenas. Sistema de Consultas de Base de datos. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). REDATAM webserver. Perú. <https://censos2017.inei.gob.pe/redatam/>.
- INEI. 2018b. Directorio Nacional de Centros Poblados. Anexo: Definiciones y Conceptos Censales Básicos. [Página web]. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Perú. Consultado el 04 de octubre de 2024 de: [https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones\\_digitales/Est/Lib1541/index.htm](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1541/index.htm).
- INEI. 2020. Mapa de Pobreza Provincial y Distrital 2018. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Perú. <https://www.gob.pe/es/i/3204872>.
- INEI. 2021. Capa de Limite Censal Departamental - Censo de Población y Vivienda (CPV) 2017 Rev 3.0 al 2021. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Perú. <https://metadatogis.inei.gob.pe/geonetwork/srv/spa/catalog.search?sessionId=23BD1314185FD3F2B0541E7B8D7AA5E0#/metadata/0ab8e891-b1fb-4b7d-b1bd-6c7b5b4299a1>.
- INEI. 2024a. EstaDist: Sistema de Información Distrital para la Gestión Pública. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Perú. [Base de datos]. <https://estadist.inei.gob.pe/>.
- INEI. 2024b. Una mirada al Perú en cifras. Boletín N° 5. Enero. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Perú. <https://www.gob.pe/es/i/5117935>.
- LeSage J.P. & Pace K.R. 2009. *Introduction to Spatial Econometrics*. 1st Edition. Chapman and Hall/CRC. New York. <https://doi.org/10.1201/9781420064254>.
- Loening L.J. & Markussen M. 2003. Pobreza, deforestación y sus eventuales implicaciones para la biodiversidad en Guatemala. *Economía, Sociedad y Territorio*, 4(14): 279-315. <https://doi.org/10.22136/est002003428>.
- MIDAGRI. 2018. Mapa Nacional de Superficie Agrícola del Perú 2018. Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (MIDAGRI). Lima, Perú. <https://www.gob.pe/es/l/1433393>.

- MINAM. 2022. Nivel de referencia de emisiones forestales por deforestación bruta del Perú en el bioma amazónico. Ministerio del Ambiente (MINAM). Lima-Perú. [https://redd.unfccc.int/media/nref\\_peru\\_281122\\_final\\_2\\_.pdf](https://redd.unfccc.int/media/nref_peru_281122_final_2_.pdf).
- Móstiga M., Armenteras D., Vayreda J. & Retana J. 2024. Decoding the drivers and effects of deforestation in Peru: a national and regional analysis. *Environment, Development and Sustainability*. <https://doi.org/10.1007/S10668-024-04638-x>.
- MTC. 2018. Descarga de datos espaciales. [Página web]. Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC). Consultado el 04 de diciembre de 2024 de: <https://portal.mtc.gob.pe/estadisticas/descarga.html>.
- 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>.
- Niringiye A., Wambugu S., Karugia J & Wanga E. 2010. An Investigation of the Poverty- Environmental Degradation Nexus: A Case Study of Katonga Basin in Uganda. *Research Journal of Environmental and Earth Sciences*, 2(2): 82-88. <https://maxwellsci.com/print/rjees/v2-82-88.pdf>.
- PNUD. 2019. Índice de Desarrollo Humano 2019. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD). [Base de datos]. Consultado el 04 de diciembre de 2024 de: <https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/migration/pe/IDH-2019.xlsx>.
- Rico-Straffon J., Wang Z., Panlasigui S., Loucks C.J., Swenson J. & Pfaff A. 2023. Forest concessions and eco-certifications in the Peruvian Amazon: Deforestation impacts of logging rights and logging restrictions. *Journal of Environmental Economics and Management*, 118: 102780. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2022.102780>.
- SERNANP. s./f. GEO ANP - Visor de las Áreas Naturales Protegidas [Página web]. Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas por el Estado. Consultado el 04 de diciembre de 2024 de: <https://geo.sernanp.gob.pe/visorsernanp/>.
- Sunderlin W.D., Dewi S. & Puntodewo A. 2006. Forests, Poverty, and Poverty Alleviation Policies. [Versión:] October, 6. [En:] Background paper for World Bank Policy Research Report titled: "At Loggerheads: Policies for Development, Poverty Alleviation, and Environment in the Tropical Forests" by Kenneth Chomitz. <https://apps.worldagroforestry.org/downloads/Publications/PDFS/PP14810.pdf>.
- Swinton, S.M. & Quiroz, R. 2003. Is poverty to blame for soil, pasture and forest degradation in Peru's Altiplano?. *World Development*, 31(11): 1903-1919. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2003.06.004>.
- Ver Hoef J.M., Peterson E.E., Hooten M.B., Hanks E.M. & Fortin, M.-J. 2018. Spatial autoregressive models for statistical inference from ecological data. *Ecological Monographs*, 88(1): 36-59. <https://doi.org/10.1002/ecm.1283>.
- Viscarra F.E. & Zutta B.R. 2022. Models of deforestation for setting reference levels in the context of REDD: A case study in the Peruvian Amazon. *Environmental Science and Policy*, 136: 198-206. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2022.05.015>.
- World Resources Institute. 2024. Global Forest Review: Global tree cover loss data 2023 [Página web]. Global Forest Review. <https://gfr.wri.org/global-tree-cover-loss-data-2023> (consultado el 24 de febrero de 2025).
- Zwane A.P. 2007. Does poverty constrain deforestation? Econometric evidence from Peru. *Journal of Development Economics*, 84(1): 330-349. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2005.11.007>.

# REUTILIZACIÓN DE BAÑOS DE CROMO Y SU IMPACTO EN EL CUERO

Enero - Julio 2025

## Apéndice 1. Estimación de los modelos SAR.

| Variables      | pb 17 19                      |                               |                               |                               |                               |                               |                                |                                |
|----------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
|                | (1)                           | (2)                           | (3)                           | (4)                           | (5)                           | (6)                           | (7)                            | (8)                            |
| pb_14_16       | <b>1.201***</b><br>(0.045)    | <b>1.195**</b><br>(0.045)     | <b>1.192***</b><br>(0.045)    | <b>1.184***</b><br>(0.044)    | <b>1.146***</b><br>(0.043)    | <b>1.145***</b><br>(0.043)    | <b>1.146***</b><br>(0.043)     | <b>1.146***</b><br>(0.043)     |
| stock_01_13    | <b>-0.148***</b><br>(0.015)   | <b>-0.146***</b><br>(0.015)   | <b>-0.145***</b><br>(0.015)   | <b>-0.121***</b><br>(0.017)   | <b>-0.109***</b><br>(0.017)   | <b>-0.110***</b><br>(0.017)   | <b>-0.108***</b><br>(0.017)    | <b>-0.108***</b><br>(0.017)    |
| no_bosque      | <b>0.010***</b><br>(0.003)    | <b>0.010***</b><br>(0.003)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)    | <b>0.015***</b><br>(0.004)    | <b>0.008**</b><br>(0.004)     | <b>0.008**</b><br>(0.004)     | <b>0.008**</b><br>(0.004)      | <b>0.008**</b><br>(0.004)      |
| pobreza        | <b>-11.19***</b><br>(2.741)   | <b>-38.40***</b><br>(10.514)  | <b>-43.31***</b><br>(10.942)  | <b>-42.62***</b><br>(10.856)  | <b>-41.81***</b><br>(10.625)  | <b>-41.77***</b><br>(10.641)  | <b>-34.33***</b><br>(11.600)   | <b>-34.34***</b><br>(8.357)    |
| pobreza^2      |                               | <b>0.371***</b><br>(0.139)    | <b>0.422***</b><br>(0.142)    | <b>0.423***</b><br>(0.141)    | <b>0.425***</b><br>(0.138)    | <b>0.423***</b><br>(0.138)    | <b>0.387***</b><br>(0.140)     | <b>0.388***</b><br>(0.110)     |
| población      |                               |                               | <b>-0.004</b><br>(0.002)      | <b>-0.002</b><br>(0.003)      | <b>-0.002</b><br>(0.002)      | <b>-0.002</b><br>(0.002)      | <b>-0.003</b><br>(0.003)       | <b>-0.003</b><br>(0.002)       |
| super_agrícola |                               |                               |                               | <b>-0.012***</b><br>(0.004)   | <b>-0.015***</b><br>(0.004)   | <b>-0.014***</b><br>(0.004)   | <b>-0.014***</b><br>(0.004)    | <b>-0.014***</b><br>(0.004)    |
| redes_viales   |                               |                               |                               |                               | <b>0.005***</b><br>(0.001)    | <b>0.005***</b><br>(0.001)    | <b>0.005***</b><br>(0.001)     | <b>0.005***</b><br>(0.001)     |
| área_protegida |                               |                               |                               |                               |                               | <b>1.582</b><br>(2.349)       | <b>0.792</b><br>(2.457)        | <b>0.788</b><br>(2.133)        |
| IDH_2019       |                               |                               |                               |                               |                               |                               | <b>1 023.247*</b><br>(594.459) | <b>1 024.405*</b><br>(564.599) |
| saldo_migra    |                               |                               |                               |                               |                               |                               |                                | <b>-0.001</b><br>(NaN)         |
| Constante      | <b>331.96***</b><br>(123.246) | <b>761.59***</b><br>(199.951) | <b>875.05***</b><br>(212.416) | <b>882.44***</b><br>(210.956) | <b>809.43***</b><br>(207.876) | <b>805.52***</b><br>(208.032) | <b>203.428</b><br>(410.179)    | <b>203.115</b><br>(342.454)    |
| rho            | <b>0.101***</b><br>(0.030)    | <b>0.087***</b><br>(0.029)    | <b>0.085***</b><br>(0.030)    | <b>0.078***</b><br>(0.029)    | <b>0.075***</b><br>(0.027)    | <b>0.072***</b><br>(0.027)    | <b>0.073***</b><br>(0.027)     | <b>0.073***</b><br>(0.026)     |
| N              | 398                           | 398                           | 398                           | 397                           | 397                           | 397                           | 397                            | 397                            |
| AIC            | 6 441.0                       | 6 436.1                       | 6 435.7                       | 6 415.1                       | 6 393.1                       | 6 394.7                       | 6 393.4                        | 6 395.4                        |
| BIC            | 6 468.9                       | 6 468.0                       | 6 471.6                       | 6 454.9                       | 6 436.9                       | 6 442.5                       | 6 445.2                        | 6 451.2                        |
| RMSE           | 776.08                        | 769.54                        | 767.24                        | 761.08                        | 738.48                        | 738.10                        | 735.07                         | 735.07                         |

Errores estándar entre paréntesis. IDH = Índice de Desarrollo Humano. NaN: En sqrt(diag(fdHess)[-1]) NaNs han sido generados. N = número de observaciones, AIC = Criterio de información de Akaike. BIC = Criterio de información bayesiano. RMSE = Raíz del error cuadrático medio.

Significancia estadística: \*\*\* p-valor < 0.01, \*\* p-valor < 0.05, \* p-valor < 0.1.

**Apéndice 2.** Estimación de los modelos SEM.

| Variables             | pb 17 19                      |                              |                               |                               |                              |                               |                              |                              |
|-----------------------|-------------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------------------------------|-------------------------------|------------------------------|------------------------------|
|                       | (1)                           | (2)                          | (3)                           | (4)                           | (5)                          | (6)                           | (7)                          | (8)                          |
| <b>pb_14_16</b>       | <b>1.212***</b><br>(0.041)    | <b>1.210***</b><br>(0.041)   | <b>1.203***</b><br>(0.041)    | <b>1.198***</b><br>(0.041)    | <b>1.176***</b><br>(0.041)   | <b>1.176***</b><br>(0.041)    | <b>1.179***</b><br>(0.041)   | <b>1.178***</b><br>(0.041)   |
| <b>stock_01_13</b>    | <b>-0.126***</b><br>(0.015)   | <b>-0.126***</b><br>(0.015)  | <b>-0.124***</b><br>(0.014)   | <b>-0.103***</b><br>(0.017)   | <b>-0.099***</b><br>(0.017)  | <b>-0.099***</b><br>(0.017)   | <b>-0.098***</b><br>(0.017)  | <b>-0.097***</b><br>(0.017)  |
| <b>no_bosque</b>      | <b>0.009***</b><br>(0.003)    | <b>0.010***</b><br>(0.003)   | <b>0.013***</b><br>(0.004)    | <b>0.016***</b><br>(0.004)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)   | <b>0.012***</b><br>(0.004)    | <b>0.012***</b><br>(0.004)   | <b>0.012***</b><br>(0.004)   |
| <b>pobreza</b>        | <b>-12.71***</b><br>(3.042)   | <b>-20.392*</b><br>(10.826)  | <b>-28.241**</b><br>(11.319)  | <b>-26.602**</b><br>(11.264)  | <b>-28.036**</b><br>(11.099) | <b>-28.076**</b><br>(11.111)  | <b>-24.246**</b><br>(11.504) | <b>-24.174**</b><br>(11.501) |
| <b>pobreza^2</b>      |                               | <b>0.103</b><br>(0.138)      | <b>0.176</b><br>(0.141)       | <b>0.159</b><br>(0.141)       | <b>0.189</b><br>(0.139)      | <b>0.189</b><br>(0.139)       | <b>0.180</b><br>(0.139)      | <b>0.180</b><br>(0.139)      |
| <b>población</b>      |                               |                              | <b>-0.006**</b><br>(0.002)    | <b>-0.004*</b><br>(0.002)     | <b>-0.004*</b><br>(0.002)    | <b>-0.004*</b><br>(0.002)     | <b>-0.005*</b><br>(0.003)    | <b>-0.005**</b><br>(0.003)   |
| <b>super_agrícola</b> |                               |                              |                               | <b>-0.012**</b><br>(0.005)    | <b>-0.013***</b><br>(0.005)  | <b>-0.014***</b><br>(0.005)   | <b>-0.014***</b><br>(0.005)  | <b>-0.014***</b><br>(0.005)  |
| <b>redes_viales</b>   |                               |                              |                               |                               | <b>0.003***</b><br>(0.001)   | <b>0.003***</b><br>(0.001)    | <b>0.003***</b><br>(0.001)   | <b>0.003***</b><br>(0.001)   |
| <b>área_protegida</b> |                               |                              |                               |                               |                              | <b>-0.470</b><br>(2.308)      | <b>-0.998</b><br>(2.344)     | <b>-1.060</b><br>(2.344)     |
| <b>IDH_2019</b>       |                               |                              |                               |                               |                              |                               | <b>707.129</b><br>(551.324)  | <b>727.318</b><br>(552.315)  |
| <b>saldo_migra</b>    |                               |                              |                               |                               |                              |                               |                              | <b>-0.013</b><br>(0.023)     |
| <b>Constante</b>      | <b>412.09***</b><br>(139.532) | <b>534.17**</b><br>(214.767) | <b>726.53***</b><br>(230.339) | <b>722.61***</b><br>(228.618) | <b>716.9***</b><br>(223.477) | <b>719.52***</b><br>(224.186) | <b>332.53</b><br>(376.444)   | <b>322.35</b><br>(376.706)   |
| <b>lambda</b>         | <b>0.513***</b><br>(0.057)    | <b>0.505***</b><br>(0.057)   | <b>0.517***</b><br>(0.056)    | <b>0.513***</b><br>(0.057)    | <b>0.478***</b><br>(0.059)   | <b>0.479***</b><br>(0.059)    | <b>0.475***</b><br>(0.059)   | <b>0.477***</b><br>(0.059)   |
| <b>N</b>              | 398                           | 398                          | 398                           | 397                           | 397                          | 397                           | 397                          | 397                          |
| <b>AIC</b>            | 6 377.6                       | 6 379.1                      | 6 375.5                       | 6 356.4                       | 6 350.2                      | 6 352.2                       | 6 352.5                      | 6 354.2                      |
| <b>BIC</b>            | 6 405.5                       | 6 411.0                      | 6 411.4                       | 6 396.3                       | 6 394.0                      | 6 400.0                       | 6 404.3                      | 6 410.0                      |
| <b>RMSE</b>           | 696.67                        | 696.94                       | 690.95                        | 686.92                        | 682.79                       | 682.62                        | 681.56                       | 681.13                       |

Errores estándar entre paréntesis. IDH = Índice de Desarrollo Humano. N = número de observaciones, AIC = Criterio de información de Akaike. BIC=Criterio de información bayesiano. RMSE=Raíz del error cuadrático medio.

Significancia estadística: \*\*\* p-valor < 0.01, \*\* p-valor < 0.05, \* p-valor < 0.1.

<sup>1</sup> Universitat Autònoma de Barcelona \ Departamento d'Economia Aplicada. Barcelona / España.  
 luismanuel.ledesma@autonoma.cat. ORCID: 0000-0001-7329-1804.