
Transformación del Uso del Suelo Agropecuario por Procesos de Ganaderización en Colombia durante el Periodo 2017-2019

Laura Vanessa Cuestas Hernández^a
lauracuestas@usantotomas.edu.co

Wilmer Pineda Ríos^b
wilmarpineda@usantotomas.edu.co

Resumen

El sector agropecuario en Colombia desempeña un papel crucial en el desarrollo económico del país. Sin embargo, persisten conflictos en el uso del suelo asociados principalmente a las actividades ganaderas, los cuales afectan la producción en las áreas agrícolas.

La ineficiente asignación del suelo en Colombia se refleja en que el 67.59 % del territorio presenta un uso adecuado, mientras que el 13.07 % se encuentra subutilizado y el 15.54 % sobreutilizado. Esta situación evidencia problemas significativos de degradación y desaprovechamiento del suelo, particularmente en los departamentos de Sucre, Atlántico, Norte de Santander, Caldas, Santander y Tolima (IGAC, 2014).

En este contexto, mediante la aplicación de modelos autorregresivos espaciales simultáneos (SAR) y técnicas de análisis de datos composicionales, este estudio busca identificar los cambios en el uso del suelo agropecuario en Colombia y evaluar su correspondencia con la vocación del suelo durante el período 2017–2019.

Los resultados evidencian la existencia de patrones espaciales significativos en la transformación del uso del suelo, confirmando la expansión de la actividad ganadera sobre áreas tradicionalmente agrícolas, especialmente en regiones con alta presión productiva. Se observa que la producción agrícola incrementa la proporción de áreas agrícolas ($\beta \approx 0.31$), mientras que reduce las áreas destinadas a la ganadería. Asimismo, las áreas sembradas, las áreas cosechadas y el rendimiento presentan efectos positivos sobre la proporción agrícola, lo que resalta la importancia de la planificación, la tecnificación y la eficiencia productiva.

Finalmente, el estudio muestra que, a pesar de las políticas públicas orientadas a frenar la expansión ganadera, no se han logrado cambios significativos en la protección de las áreas de conservación ni en la reducción de la subutilización de las áreas agrícolas. En consecuencia, para el año 2019 se evidencia una disminución de estas áreas en varias regiones del país, atribuida principalmente a la expansión ganadera, la praderización de bosques, el desarrollo de infraestructura y la presencia de actividades ilícitas.

—
Palabras clave: (Variabilidad espacial, Conflictos del uso del suelo, Pastoreo extensivo, sistema productivo, efectos ambientales, Uso del suelo, Modelos autorregresivos espaciales (SAR), Dependencia espacial, Datos composicionales, Ganaderización, Áreas de conservación, Conflictos de uso del suelo, Productividad agropecuaria, Ordenamiento territorial, Sostenibilidad ambiental).

1. Introducción

En Colombia, el sector agropecuario es clave para el buen comportamiento de la economía y tiene potencial de crecimiento debido al aumento en la demanda mundial de alimentos, las condiciones geoclimáticas favorables, y el incremento del presupuesto nacional dirigido al sector (Lafaurie, 2010). Según el Ministerio de Agricultura (2014), aproximadamente el 38.6 % del uso del suelo colombiano está destinado a actividades agropecuarias, donde el 80.3 % se utiliza para pastoreo y el 19.7 % para agricultura, por lo cual, gran parte del uso del suelo colombiano es dirigido al sector agropecuario.

^a Autor

^b Docente tutor del trabajo de grado

Además, en 2023, el sector creció un 1.8 % y se estima que en 2024 aumente un 2.5 %, impulsado principalmente por la agricultura, la producción cafetera, y la ganadería. Además, la inflación de alimentos ha disminuido, reflejando la estabilidad en el sector (Orbegozo & Pardo, 2024). Sin embargo, el presupuesto para 2025 se reducirá significativamente, lo que podría afectar iniciativas clave como la Reforma Rural Integral (SAC, 2024).

Una de las causas del conflicto por el uso del suelo en Colombia radica en la tendencia histórica hacia la preferencia del uso del suelo para actividades ganaderas. Según el Instituto Geográfico Agustín Codazzi IGAC en 2012, de las tierras que se deberían usar para la actividad agrícola las cuales suman en total 15.1 millones de hectáreas, solo se están utilizando 5.3 millones de hectáreas. De manera contraria ocurre con el sector pecuario el cual utiliza 34.8 millones de hectáreas y solo debería utilizar 6.03 millones de hectáreas (Delgado, 2019). Lo que resulta que el 67.59 % del territorio colombiano tiene un uso adecuado, el 13.07 % está subutilizada, y el 15.54 % sobre utilizada (Ministerio de Agricultura, 2016).

Los conflictos de uso del suelo en Colombia se concentran en las regiones Caribe y Andina. En la región Caribe, los departamentos de Sucre, Atlántico y Norte de Santander sostienen conflictos principalmente por la sobreutilización en actividades ganaderas. De manera similar, en la región Andina presentan conflictos en sus territorios principalmente en los departamentos de Caldas, Santander y Tolima (IGAC, 2014).

A pesar de esta problemática, existe un número reducido de investigaciones que empleen métodos geoestadísticos para determinar la existencia de cambios en el uso del suelo de los sectores agrícola y pecuario en Colombia. Entre los más destacados resaltan los estudios locales del IGAC (1998), Lafaurie (2010) y Mora et al. (2017) los cuales exponen los problemas que genera los conflictos en el uso de tierras en el país en especial el uso excesivo de las tierras del sector ganadero mediante revisiones.

Uno de estos estudios fue el de Arias H. y Antoşová, G. (2024), llamado “Agricultural Production Conditions in Boyacá”, el cual, mediante métodos espaciales puntualmente un modelo de error espacial analizó la relación entre el desempeño productivo agrícola en relación con factores económicos rurales. Las conclusiones del estudio mostraron que el desempeño productivo del departamento está influenciado por shocks comunes y condiciones rurales compartidas y la producción se sustenta principalmente en cultivos transitorios, desarrollados en pequeñas unidades productivas, con baja mecanización.

A nivel internacional, se destacan estudios exploratorios sobre el impacto de la ganadería en los sistemas agropecuarios. Dos de estas investigaciones fueron realizadas por Parco (2017) en Ecuador y Ríos Flores et al. (2008), el cual su objetivo de investigación se centró en el estudio del proceso de ganaderización en las áreas agrícolas en el que se determinó que los pequeños productores estaban utilizando más de su área productiva en actividades pecuarias.

Por otra parte, se utilizó la aplicación de métodos de estadística espacial para analizar las modificaciones en el uso del suelo, concentrándose particularmente en el desarrollo urbano en las zonas periféricas de las ciudades como es el caso de las investigaciones de Dávila et al. (2016) y Apaolaza et al. (2021) en los cuales registraron los cambios que existieron en la utilización del suelo en las periferias con el incremento de los asentamientos humanos.

Aunque existen estudios adicionales que emplean metodologías espaciales en el sector agropecuario y no se centran directamente en las transformaciones del uso del suelo, proporcionan una nueva visión sobre la capacidad de estos de analizar los efectos de diferentes fenómenos en la producción y rendimiento agrícola, destacando especialmente el modelo autorregresivo simultáneo (SAR). Los estudios basados en esta metodología se centraron en identificar cómo la producción ganadera y agrícola se relaciona espacialmente entre municipios como es el caso de Pegorare et al. (2018). Asimismo, Thomas-Agnan et al. (2020) muestran que los modelos SAR capturan de manera más completa los efectos directos y espaciales en el uso del suelo, ofreciendo una interpretación más sólida de los patrones espaciales.

La presente investigación se enfoca en identificar los cambios del uso del suelo colombiano en relación de las actividades agropecuarias realizando un estudio particular en el fenómeno de la ganaderización y su efecto en la producción y en la extensión de las áreas de producción agrícola en los años 2017 y 2019. El estudio de este fenómeno es relevante puesto que según información del Sistema de Información para la Planificación Rural Agropecuaria (SIPRA), actualmente Colombia utiliza 27.1 millones de hectáreas aptas para la producción de carne bovina en pastoreo, equivalente al 69.2 % de la frontera agrícola nacional (UPRA, 2025), en consecuencia, de las 15.1 millones de hectáreas destinadas a la agricultura, solo se aprovechan 5.3 millones, mientras que el sector pecuario utiliza 34.8 millones de hectáreas, mucho más de las 6.03 millones que debería ocupar (Delgado, 2019).

Por último, el presente documento está dividido en cuatro secciones. La primera es la introducción, la cual contiene una breve presentación del contexto actual del sector agropecuario en Colombia y del estado del arte

del tema de investigación. Acto seguido, se encuentra el marco teórico, en la cual se presentan la explicación a detalle de la naturaleza de los datos composicionales y de los modelos de autocorrelación en específico el Modelo Autoregresivo Simultáneo (SAR) el cual fue implementado para el desarrollo de esta investigación.

La tercera parte del documento corresponde a la descripción de la metodología empleada para observar el efecto de los cambios en la configuración del uso de los suelos durante el periodo de investigación en la rentabilidad y producción agrícola de los agricultores colombianos para evaluar el efecto en la economía del sector a nivel nacional. De igual forma, esta sección contiene el desarrollo del modelo de autocorrelación espacial y los resultados obtenidos.

La cuarta y última parte, se compara el uso y la vocación del suelo usando información del IGAC (2013) para mostrar los posibles conflictos del uso del suelo utilizados por el sector agropecuario se exponen las principales conclusiones de la investigación realizada. Se debe mencionar que, debido a su complejidad técnica y logística que implica su elaboración, la última publicación del IGAC de estudios en relación a las características biofísicas del suelo corresponde al año 2013.

2. Marco teórico

2.1. Uso y conflictos del suelo en Colombia

Para contextualizar la problemática del uso del suelo en Colombia, es necesario en primera medida partir de algunos conceptos clave. La ganaderización se entiende como el fenómeno de conversión de tierras agrícolas en ganaderas, definido por la CEPAL y la FAO (1985) a partir del aumento de la población bovina en América Latina, que había venido ocurriendo de América Latina, debido a la adquisición de pequeñas tierras productoras agrícolas con el propósito de formar unidades ganaderas a diferentes escalas. Por consiguiente, al reemplazar estos cultivos, comúnmente de ciclo corto, provoca una caída en el empleo agropecuario.

El suelo, por su parte, es la capa superficial biológicamente activa de la corteza terrestre siendo un elemento del ambiente limitado que realiza procesos continuos para naturaleza biótica y abiótica. (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2016). Su manejo debe ser un proceso dinámico que genere acuerdos entre actores sociales e institucionales con el propósito de asegurar un uso adecuado, que responda a criterios de conservación y sostenibilidad y garantice la protección de los derechos de las partes involucradas, incorporando en su definición aspectos sociales, ambientales y económicos (FAO & MADS, 2018).

El uso de suelo hace referencia a la ocupación de un territorio determinado en relación con su capacidad productiva y se clasifica según su ubicación como urbanas, suburbanas o de expansión urbana (Procuraduría Ambiental y del Ordenamiento Territorial del DF - PAOT, 2003). Los tipos de suelos urbanos son Residencial, Institucional, Industrial, Recreativo y Comercial y de Servicios y los suelos rurales se clasifican con base a la actividad productiva ejercida en el área como forestal, agrícola, ganadera o minera (FAO & MADS, 2018).

La vocación de uso del suelo indica la clasificación de una superficie de suelo más adecuada para su uso, teniendo en cuenta qué tipo de actividades productivas son sostenibles desde un punto de vista biofísico. En otras palabras, se refiere al uso más apropiado respecto a la capacidad de los diferentes suelos del territorio, promoviendo una producción sostenible y sin deterioro del medio ambiente (IGAC, 2012).

Por último, los conflictos del uso del suelo lo define el IGAC (2012) como el resultado de la discrepancia entre el uso que el hombre hace actualmente del medio natural y el uso que debería tener de acuerdo con sus potencialidades y restricciones ambientales, ecológicas, culturales, sociales y económicas y por el grado de armonía que existe entre la conservación de la oferta ambiental y el desarrollo sostenible del territorio.

Los anteriores conceptos son particularmente relevantes en el contexto colombiano, donde el sector agropecuario en Colombia es fundamental para el desarrollo económico del territorio y según Finagro existe una oportunidad de crecimiento debido a tres factores: el incremento en la demanda mundial de alimentos y condiciones geo climáticas; la evolución reciente de sector agropecuario y el aumento del presupuesto nacional dirigido al sector agropecuario (Lafaurie, 2010); además, el 38.6 % del uso del suelo colombiano es utilizado por estos dos sectores, siendo el 80.3 % de esta extensión empleado para actividades de pastoreo y rastrojos, mientras que el 19.7 % corresponde al sector agrícola. (Ministerio de Agricultura, 2014).

Adicionalmente, en los últimos años este sector ha mostrado un crecimiento positivo. Para el 2023, creció un 1.8 % tras haberse contraído un 0.8 % en 2022 y en el 2024, se estima un crecimiento del 2.5 %, impulsado principalmente por la agricultura (2.0 %), la producción cafetera (8.1 %) y la ganadería (1.4 %). Esto se debe a la reducción en los costos de insumos y a condiciones climáticas más favorables, a pesar de la influencia del fenómeno de El Niño desde el segundo semestre del año. Como resultado, tres de los cinco subsectores (agricultura, ganadería, pesca y silvicultura) han superado los niveles de 2019, mostrando un comportamiento positivo, en especial en el último semestre de 2023 (Orbegozo & Pardo, 2024). Por otra parte, la inflación de los precios de los alimentos refleja el comportamiento del sector disminuyendo su ritmo de 27.8 % en diciembre de 2022 a 5.0 % en el último trimestre de 2023 y se predice que se sostenga entre 1.2 % y 4.8 % para el 2024.

Respecto al año 2024, el sector agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca, aportó positivamente al valor agregado en el segundo trimestre debido a su aumento en 10.2 % con respecto al mismo período del año anterior, aportando en 1.0 % de la variación del PIB total. Fue la segunda actividad económica con mayor crecimiento, registrando el mayor aumento anual desde 2018 (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2024).

Sin embargo, el presupuesto general para la nación (PGN) para agricultura y desarrollo rural en 2025 fue de alrededor de \$3 billones de pesos según el Ministerio de Hacienda y Crédito Público, lo que representa una reducción del 64 % respecto a los \$9.2 billones asignados este año. Este recorte se debe a la disminución del 71 % en el presupuesto destinado a inversiones, dejando solo \$2.3 billones para el sector agropecuario. Lo anterior puede afectar a la implementación de la Reforma Rural Integral (RRI) que propone reformas estructurales importantes para la transformación estructural del campo y crear las condiciones necesarias para el bienestar de la población rural (SAC, 2024). En este contexto, es crucial resolver los problemas que afectan al sector, como la falta de presupuesto, las precarias condiciones laborales y de vida de los trabajadores rurales, los conflictos por la tenencia de tierras, el uso ineficiente de los suelos rurales, entre otros. Abordar estas cuestiones es fundamental para mantener el crecimiento de un sector que es clave para garantizar la seguridad alimentaria del país.

Entre las problemáticas mencionadas, los conflictos por la tenencia de tierras han sido históricamente uno de los más comunes, especialmente en relación con las tierras de vocación agrícola destinadas a actividades pecuarias, esto genera una presión sobre los ecosistemas (Pinto, 2018). Según el Instituto Geográfico Agustín Codazzi IGAC en 2012, de las tierras que se deberían usar para la actividad agrícola las cuales suman en total 15.1 millones de hectáreas, solo se están utilizando 5.3 millones de hectáreas. De manera contraria ocurre con el sector pecuario el cual utiliza 34.8 millones de hectáreas y solo debería utilizar 6.03 millones de hectáreas (Delgado, 2019). Lo anterior sigue el comportamiento en el uso de tierras a nivel mundial puesto que en 2016 del 66.7 % de las tierras agrícolas que están destinadas a las actividades pecuarias, equivalente a 3,333 mega hectáreas son destinadas al pastoreo (FAO, 2020).

Como resultado, el 67.59 % del territorio colombiano tiene un uso adecuado, el 13.07 % está subutilizada, y el 15.54 % sobre utilizada. Lo que significa que al no usar la tierra de manera eficiente puede generar su degradación, en el caso de la sobre utilización, o desaprovechamiento en su uso. Además de evidenciar la disfuncionalidad del mercado de tierras, que debería ajustar a la baja los precios o excluir del mercado aquellas tierras utilizadas en actividades que no se alinean con su vocación (Ministerio de Agricultura, 2016).

En consecuencia, también se ve reflejado en los conflictos de suelo que viven la región caribe, principalmente en los departamentos de Sucre, Atlántico y Norte de Santander con 78 %, 78 % y 72 % respectivamente de sus suelos presentan conflictos principalmente por la sobreutilización en actividades ganaderas. De manera similar se comporta la región andina con departamentos de Caldas, Santander y Tolima los cuales sostienen conflictos de uso de suelos en el 63 %, 58 % y 54 % en el total de su territorio correspondientemente. En conclusión, se muestra que en las zonas más pobladas de Colombia se producen mayores conflictos del suelo lo cual conduce a posibles efectos ambientales que afecten a la población (IGAC, 2014). Esta situación es preocupante según Juan Antonio Nieto Escalante ex director del IGAC, el cual reflexionó acerca de este caso indicando:

“Las zonas más productivas y pobladas de Colombia están prácticamente en proceso de deforestación, lo que puede representar futuras tragedias tanto en épocas de sequía como de lluvia” (IGAC, 2014, p. 1).

Sin embargo, Colombia cuenta con un número reducido de estudios empíricos que tengan como objetivo aplicar un modelo de estadística espacial para determinar la existencia de cambios en el uso del suelo del sector agrícola y pecuario en Colombia. Dentro de estos, se destaca el informe elaborado por la IGAC (1998) denominado

“Estudio general de suelos y zonificación de tierras”, el cual brinda recomendaciones adecuadas para cada uno de los departamentos sobre el uso y manejo de tierras para la planificación y ordenamiento territorial y clasifica tierras según sus fines agropecuarios y forestales; sin embargo, no se realiza una evaluación de los posibles cambios de la utilización de suelo en el territorio.

En el ámbito local, se han llevado a cabo investigaciones sobre los impactos de la ganadería en la calidad del suelo y los conflictos asociados al uso de la tierra en el país. No obstante, estas investigaciones han estado mayormente centradas en la revisión de la literatura existente. Dentro de ellos se destaca el estudio realizado por Mora et al. (2017) en el que se examina el impacto de la actividad ganadera en el suelo de Colombia, proporcionando una visión histórica de su desarrollo. Se destaca la afectación generada por el sistema de pastoreo extensivo, que induce cambios perjudiciales en las propiedades del suelo. La investigación se clasifica como descriptiva con un enfoque analítico, detallando el análisis de la actividad ganadera nacional y sus implicaciones medioambientales.

Así mismo, Lafaurie (2010) en conjunto con Fedegan explora el conflicto de uso de la tierra en Colombia y presenta propuestas para reorganizar productivamente este recurso. El objetivo es fomentar la utilización sensata de los suelos según su capacidad, aumentar la rentabilidad de estos y promover el desarrollo sostenible en el sector agropecuario; para ello presenta como posible solución implementar un nuevo sistema de catastro y los subsidios preferenciales de energía eléctrica para los productores del sector agropecuario y pesquero.

Un ejemplo de estudios que utilizaron métodos espaciales para explorar fenómenos económicos presentes en la agricultura es el caso del trabajo realizado por Arias H. y Antošov, G. en 2024, llamado “Agricultural Production Conditions in Boyac”, el cual estudia la relacin entre el desempeo productivo agrcola y los determinantes econmicos rurales, como la fragmentacin de las unidades agrcolas, el trabajo familiar y la baja mecanizacin. Utilizando un modelo de error espacial, identificaron patrones de produccin y cmo estos factores influyen en la produccin agrcola en Boyac. Concluyeron que existe una concentracin de tierras, con la mayora de los productores siendo pequeos, lo que afecta la tecnificacin. Adicionalmente, la produccin se basa en cultivos anuales, a diferencia de la tendencia nacional.

A nivel internacional, se encuentran algunos estudios exploratorios en esta materia, de los que se destaca el realizado por el estudio en Ecuador de Parco (2017) en que se aplic una metodologa no probabilstica con el objetivo principal de identificar las transformaciones fundamentales en los sistemas agropecuarios como resultado del proceso de ganaderizacin en las reas agrcolas de Tungurahua. Se seleccionaron 47 unidades productivas y se les realiz una encuesta acerca de aspectos demogrficos, causas que encaminan a una ganaderizacin e impactos en la agricultura por efecto de la ganaderizacin. Los resultados evidenciaron que existe un aumento de la ganadera minifundista y est relacionada con la incorporacin de programas ganaderos por parte del gobierno destinando los pequeos productores el 26.9 % de hectreas a la agricultura, el 58 % para la ganadera. Adems, exponen que las principales motivaciones para ejercer la actividad pecuaria son: la produccin constante de leche, la generacin de ingresos permanentes, la menor dedicacin de horas de trabajo y la mayor viabilidad frente a las fluctuaciones climticas.

Otra investigacin relevante fue llevada a cabo por Ros Flores et al. (2008), con el propsito de evaluar los impactos de la ganaderizacin en las zonas agrcola y la inversin de trabajo por hectrea en el empleo rural, especficamente en la agricultura irrigada en La Laguna, durante el periodo comprendido entre 1990 y 2005. Utilizaron datos estadsticos de ciclos agrcolas de 1990-1992 y 2003-2005, analizando variables como superficie cosechada y empleo por cultivo. Con una metodologa macroeconmica y matemtica, concluyeron que la superficie agrcola disminuy y el rea ganadera aument, pasando de 15 % y 85 % a 44 % y 56 % respectivamente, con una reduccin en la productividad del 30.6 %.

Ahora bien, los mtodos geoestadsticos se emplearon para evaluar los cambios en el uso del suelo, pero centrndose en el crecimiento de desarrollos urbanos en las reas perifricas de las ciudades. Uno de ellos fue realizado por Dvila et al. (2016) en el que se evalu el cambio y transicin en la cobertura y uso de suelo en la zona metropolitana de Chihuahua por medio de un anlisis geoespacial realizado por Arcmap de ArcGis 9.0. Se busc comprender los procesos que impulsan estos cambios, con un enfoque en el crecimiento urbano en las periferias de la ciudad. La principal conclusin fue que las clases de suelo, como Agricultura de riego y temporal, Comunidades de matorral, Comunidades de pastizal y Bosque de encino-pino expusieron tasas de cambio de -2.64, -2.34, -2.72 y -0.51, respectivamente y en contraste con los asentamientos humanos, este tipo de suelo muestra un cambio de 71.93 %, lo que equivale a 11,912.92 hectreas.

Del mismo modo, la investigacin realizada por Apaolaza et al. (2021) analiza la tendencia hacia la urbanizacin en la periferia metropolitana de Buenos Aires de suelos desvalorizados o anteriormente utilizados por actividades extractivas y humedales. El anterior objetivo se logr empleando anlisis satelital y geoestadstico de las reas de expansin urbanstica en la periferia del rea Metropolitana de Buenos Aires (AMBA, por sus

siglas) a escala municipal. Los resultados del estudio mostraron que 62 urbanizaciones que representan el 37 % del total de nuevas urbanizaciones en el periodo de 2001 al 2020, habitaron terrenos previamente ocupados por humedales, mientras que 30 urbanizaciones, es decir 18 %, ocuparon suelos anteriormente utilizados por actividades productivas ladrilleras artesanales u otras extractivas.

Aunque otros estudios que utilizan metodologías de estadística espacial relacionado con el sector agropecuario no abordan directamente las transformaciones en el uso del suelo; sin embargo, ofrecen una nueva perspectiva de los alcances que pueden tener para analizar efectos en la producción y rendimientos agrícolas en especial los modelos autorregresivos condicionales (CAR) y los modelos autorregresivos espaciales simultáneos (SAR) para el estudio de áreas.

Los estudios encontrados bajo esta metodología se focalizaron principalmente en la evaluación de la contaminación como es el caso de Charkovska et al. (2015) que a través de su estudio realizaron un inventario espacial de las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) en el sector agrícola en Polonia y analizar las incertidumbres asociadas. Se enfoca en la emisión de metano (CH₄) y óxido nitroso (N₂O) debido a la fermentación entérica de animales y el uso de fertilizantes en suelos agrícolas, utilizando modelos matemáticos y herramientas de sistemas de información geográfica (GIS). Con la utilización del método de autorregresivo condicional, se concluyó que las emisiones de metano provienen de la fermentación entérica del ganado en los voivodatos de Mazovia, Gran Polonia y Podlaskie. Adicionalmente, el análisis espacial y la reducción de incertidumbre son cruciales para mejorar la precisión de los inventarios nacionales y regionales de GEI.

Por otra parte, Yang et al. (2014) realizaron su estudio en relación la posesión per cápita de grano en el Delta del Río Amarillo, utilizando un modelo autorregresivo condicional (CAR) para analizar la variabilidad espacial y temporal. Se busco predecir y evaluar la posesión de grano per cápita a nivel de condado, considerando factores relacionados con el área de siembra de granos, el riego eficiente y las condiciones de la maquinaria agrícola. Como conclusión principal se destacó que en áreas como los distritos de Hekou y Dongying, la posesión per cápita era inferior a 250 kg, mientras que en otras áreas como los condados de Huimin, Wudi y las ciudades de Laoling y Zouping, la posesión oscilaba entre 750 kg y 1000 kg.

Ahora bien, bajo la implementación de los modelos SAR se tiene el texto de Pegorare et al. (2018) que evaluó en la Región Centro-Oeste de Brasil la dependencia espacial del Producto Interno Bruto de la agricultura y la ganadería y el valor de la producción respecto a las principales commodities agrícolas y pecuarias. Se utilizan datos de los municipios del estado de Mato Grosso do Sul (MS) entre 2000 y 2010. Se implementaron tres modelos espaciales SAR los cuales indicaron que el ganado bovino presentó el mayor valor de producción, el cultivo de caña de azúcar permitió un mayor incremento en el PIB agropecuario.

Por último, Thomas-Agnan et al. (2020) comparan los modelos SAR con otros enfoques (como SEM) y muestran que los SAR capturan tanto los efectos directos como los efectos espaciales entre municipios en el uso del suelo. Los resultados de la investigación muestran que sin importar la transformación que se realice a los datos composicionales, estos modelos representan adecuadamente la estructura espacial y ofrecen mejores interpretaciones de los impactos, confirmando que son una herramienta robusta para estudiar patrones de uso del suelo con dependencia espacial.

2.2. Análisis de datos composicionales

Si se tiene un vector $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$ como una composición de D partes cuando todos sus componentes son estrictamente positivos y contienen información relativa. Es decir, que no representan valores absolutos si no razones o proporciones que muestran como los componentes se relacionan entre sí dentro de un conjunto y hacen parte de un todo (Egozcue et al., 2007).

$$\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_D] \in \mathbb{R}_+^D$$

$$S^D = \left\{ \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_D] \mid x_i > 0, i = 1, 2, \dots, D; \sum_{i=1}^D x_i = \kappa \right\}$$

$$C(\mathbf{z}) = \left[\frac{\kappa \cdot z_1}{\sum_{i=1}^D z_i}, \frac{\kappa \cdot z_2}{\sum_{i=1}^D z_i}, \dots, \frac{\kappa \cdot z_D}{\sum_{i=1}^D z_i} \right]$$

Se entiende como subcomposición x_s como un subconjunto de s partes de una composición x . Dado que en varios casos no se tiene información de todas las componentes, se genera un subvector el cual contiene solo unas partes de la composición seleccionadas:

$$[x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_s}]$$

donde los índices $i_1, i_2, \dots, i_s$ son componentes elegidas. Cabe mencionar que, los subconjuntos deben cumplir con el principio de coherencia subcomposicional el cual hace referencia a que el análisis de estos datos debe realizarse con el fin de obtener los mismos resultados que se derivarían de la composición completa. En una gran parte de los casos, se limita las subcomposiciones a 3 partes y su representación gráfica es un triángulo equilátero, como se presenta en la siguiente ilustración con vértices en $A = [\kappa, 0, 0]$, $B = [0, \kappa, 0]$ y $C = [0, 0, \kappa]$ en forma de un diagrama ternario (Egozcue et al., 2007).

Un diagrama ternario representa composiciones cerradas de tres partes en un triángulo equilátero, donde cada vértice corresponde a una subcomposición $A = (1, 0, 0)$, $B = (0, 1, 0)$, $C = (0, 0, 1)$. Los puntos dentro del triángulo muestran proporciones relativas: la distancia de un punto a cada lado indica el aporte de cada componente.

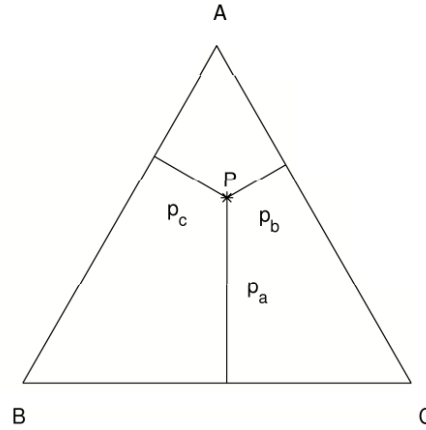


Figura 1: Diagrama Ternario

Fuente: Obtenida de Egozcue et al. (2007).

Lo anterior se definen como datos composicionales y desde inicio trae consigo dificultades metodológicas. Uno de los primeros antecedentes se encuentra en el trabajo de Karl Pearson (1897), quien al estudiar índices o proporciones observó que, aun cuando las variables absolutas fueran independientes, sus cocientes podían mostrar una correlación aparente. A este fenómeno lo denominó correlación espuria. Por lo cual, Aitchison (1986) menciona que las composiciones debe cumplir con tres condiciones para poder generar inferencias con este tipo de datos: invarianza de escala, invarianza por permutación y coherencia subcomposicional.

Invarianza ante cambios de escala

Dos composiciones positivas $x, y \in \mathbb{R}_+^D$ se consideran equivalentes si existe un escalar positivo $\alpha > 0$ tal que $x = \alpha y$. Esta relación implica que ambas generan la misma composición cerrada, es decir, $C(x) = C(y)$. En consecuencia, una función f es invariante ante cambios de escala si cumple que $f(\alpha x) = f(x)$ para todo $\alpha > 0$ y $x \in S^D$.

Esta propiedad garantiza que el análisis produce el mismo resultado para vectores composicionalmente equivalentes, es decir, para aquellos que difieren únicamente en un factor de escala común (Egozcue et al., 2007).

Invarianza a la permutación

Este principio consiste en que si se cambia el orden de la composición, por ejemplo de $(A = [Q, F, R]) = (A = [F, R, Q])$ da resultados equivalentes sin importar el orden de las partes en una composición.

Coherencia subcomposicional

La coherencia subcomposicional establece que las subcomposiciones deben comportarse de manera análoga a las proyecciones ortogonales en el análisis real convencional. El tamaño de una subcomposición proyectada debe ser menor o igual que el de la composición completa. Este principio garantiza que los análisis realizados con subconjuntos de datos sean consistentes con los resultados obtenidos a partir de la composición total (Egozcue et al., 2007).

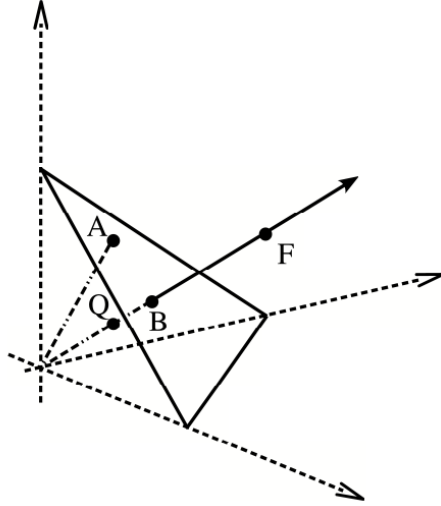


Figura 2: Representación de la equivalencia composicional entre la composición original (A) y la final (B), considerando escenarios de adición de feldespato (F) y agotamiento de cuarzo (Q)

Fuente: Obtenida de Egozcue et al. (2007).

La geometría euclídea que se implementa en los procesos de estadística en la cual se estudia las propiedades y relaciones de los puntos, las rectas, las figuras y los cuerpos en un espacio plano o tridimensional, precisando en el cálculo de distancias, ángulos, rectas, circunferencias y volúmenes en un espacio plano. Esta geometría no es aplicable en datos composicionales debido a que su interpretación depende de relaciones relativas más que absolutas. Por ejemplo se tiene las composiciones $A = [5, 65, 30]$, $B = [10, 60, 30]$, $C = [50, 20, 30]$ y $D = [55, 15, 30]$, si se calcula la distancia euclídea entre los vectores A y B y C y D, la diferencia es de 5 unidades en todos sus componentes si se restan sus valores absolutos. Sin embargo, cuando se calcula el cambio en términos relativos se obtiene del primer componente se duplica (de 5 a 10), mientras que en el segundo par el cambio relativo es apenas del 10 % (de 60 a 65). Desde el punto de vista composicional, la distancia euclídea no funciona para describir la variabilidad relativa por lo cual Aitchison propone una geometría para el simplex el cual es el conjunto de todos los vectores positivos que, al sumarse, dan un valor constante el cual es una composición (Egozcue et al., 2007).

2.2.1. Operaciones básicas para vectores con geometría de Aitchison

Como una alternativa a las operaciones convencionales, Aitchison (1986) propone un conjunto de operaciones básicas que se implementan en el tratamiento de vectores dentro de un simplex las cuales se definen a continuación:

Perturbación como Suma Composicional

En la geometría del simplex, la operación análoga a la suma en el espacio euclídeo es la perturbación. Esta operación se define como un producto componente a componente entre dos composiciones.

La perturbación de una composición $x \in S^D$ por una composición $y \in S^D$ se define como:

$$x \oplus y = \mathcal{C}[x_1y_1, x_2y_2, \dots, x_Dy_D].$$

donde $\mathcal{C}$ representa la operación de cierre, es decir, normalizar los valores para que la suma total sea igual a 1.

Potenciación como Multiplicación Escalar Composicional

El producto de vectores por un escalar se reemplaza por la potenciación, se realiza potenciando cada uno de los componentes por un escalar. Esta transformación potencial de una composición $x \in S^D$ por una constante $\alpha \in \mathbb{R}$ se define de la siguiente manera:

$$\alpha \odot x = \mathcal{C}[x_1^\alpha, x_2^\alpha, \dots, x_D^\alpha].$$

Con el fin de que se puedan aplicar estas operaciones en un espacio vectorial se deben cumplir con ciertas propiedades. En el caso de la Perturbación son las siguientes:

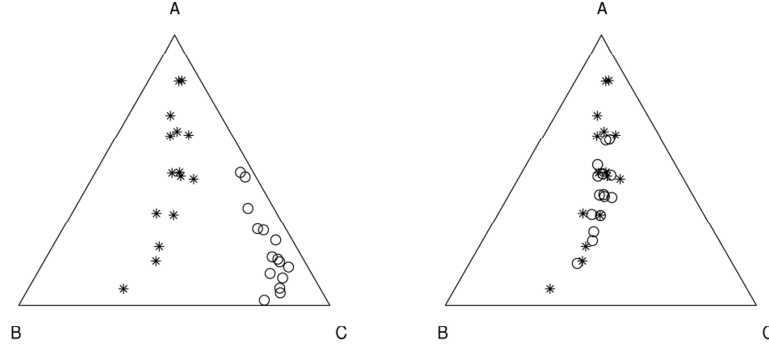


Figura 3: Figura 3.1. A la izquierda se presenta la perturbación de composiciones iniciales ($\circ$) mediante $p = [0.1, 0.1, 0.8]$, que da lugar a nuevas composiciones; a la derecha se muestra la transformación de potencia de las composiciones ($*$) con $\alpha = 0.2$, obteniendo composiciones transformadas.

Fuente: Obtenida de Egozcue et al. (2007).

Propiedad conmutativa:

$$x \oplus y = y \oplus x$$

Propiedad asociativa:

$$(x \oplus y) \oplus z = x \oplus (y \oplus z)$$

Elemento neutro:

$$n = \mathcal{C}[1, 1, \dots, 1] = \left[\frac{1}{D}, \frac{1}{D}, \dots, \frac{1}{D}\right]$$

El vector n es el **baricentro del símplex** y es único.

Inverso de x :

$$x^{-1} = \mathcal{C}[x_1^{-1}, x_2^{-1}, \dots, x_D^{-1}]$$

Por lo tanto:

$$x \oplus x^{-1} = n$$

Respecto a la Potenciación, a continuación se muestran las propiedades que deben cumplirse para su correcta aplicación en la geometría de Aitchison:

Propiedad asociativa:

$$\alpha \odot (\beta \odot x) = (\alpha \cdot \beta) \odot x$$

Propiedad distributiva 1:

$$\alpha \odot (x \oplus y) = (\alpha \odot x) \oplus (\alpha \odot y)$$

Propiedad distributiva 2:

$$(\alpha + \beta) \odot x = (\alpha \odot x) \oplus (\beta \odot x)$$

Elemento neutro:

$$1 \odot x = x$$

El elemento neutro es único.

2.2.2. Producto interno, norma y distancia

El producto interno, junto con la norma y la distancia asociadas, se definen de la siguiente manera. Estas definiciones permiten trabajar con composiciones dentro de un espacio vectorial que conserva las propiedades propias del simplex, pero con un comportamiento análogo al de un espacio euclidiano (Egozcue et al., 2007).

Producto interno de $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in S^D$:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle_a = \frac{1}{2D} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \ln \frac{x_i}{x_j} \ln \frac{y_i}{y_j}$$

Norma de $\mathbf{x} \in S^D$:

$$\|\mathbf{x}\|_a = \sqrt{\frac{1}{2D} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \left(\ln \frac{x_i}{x_j} \right)^2}$$

Distancia entre $\mathbf{x}$ y $\mathbf{y} \in S^D$:

$$d_a(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{x} \ominus \mathbf{y}\|_a = \sqrt{\frac{1}{2D} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \left(\ln \frac{x_i}{x_j} - \ln \frac{y_i}{y_j} \right)^2}$$

Donde la operación $\ominus$ corresponde a la perturbación inversa en la geometría de Aitchison y se define como:

$$x \ominus y = C \left(\frac{x_1}{y_1}, \frac{x_2}{y_2}, \dots, \frac{x_D}{y_D} \right),$$

donde $C(\cdot)$ denota el operador de clausura, el cual garantiza que el resultado pertenezca nuevamente al simplex S^D .

Compatibilidad con perturbación:

$$d_a(p \oplus x, p \oplus y) = d_a(x, y)$$

Esto significa que si a dos composiciones se les “suma” (mediante perturbación) una misma composición, la distancia entre ellas no cambia.

Compatibilidad con potenciación (escalar multiplicación):

$$d_a(\alpha \odot x, \alpha \odot y) = |\alpha| d_a(x, y)$$

La distancia escala es proporcional cuando multiplicamos ambas composiciones por un mismo factor.

2.2.3. Figuras Geometricas

Para definir como se muestran geoméricamente el simplex se define una línea composicional se define como:

$$y = x_0 \oplus (\alpha \odot x),$$

donde x_0 es el punto de partida, x indica la dirección de la línea, $\alpha \in \mathbb{R}$ similar a la pendiente o escala de la línea y $\oplus$ y $\odot$ son las operaciones definidas por Aitchison. Ahora bien, las líneas paralelas comparten el mismo vector director x , pero parten de un punto inicial distinto (x_0). Por último, los vectores directores son ortogonales cuando producto interno composicional es cero y da como resultado $\langle x_1, x_2 \rangle_a = 0$.

Como ejemplo está estos diagramas ternarios, en donde el de la izquierda muestra cuadrículas de líneas composicionales, igualmente espaciadas en una unidad en distancia Aitchison y el de la derecha muestra la misma cuadrícula, pero rotada 45° . Estas cuadrículas forman un sistema de coordenadas ortogonal dentro del simplex, lo que permite definir y medir figuras geométricas como cuadrados, círculos, elipses o romboides, pero en el espacio composicional (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

2.2.4. Representación en coordenadas

Las transformaciones aplicadas a los datos composicionales deben tratarse de manera especial, ya que no es posible emplear directamente transformaciones basadas en razones simples. Por esta razón, se utilizan tres transformaciones principalmente: CLR (Centered Log-Ratio), ALR (Additive Log-Ratio) y ILR (Isometric Log-Ratio).

CLR (Centered Log-Ratio)

Para Aitchison (1986), mediante las operaciones de perturbación, potenciación y producto escalar, se puede constituir una estructura en un espacio euclidiano de dimensión $(D - 1)$ en el simplex. Esto significa que puede

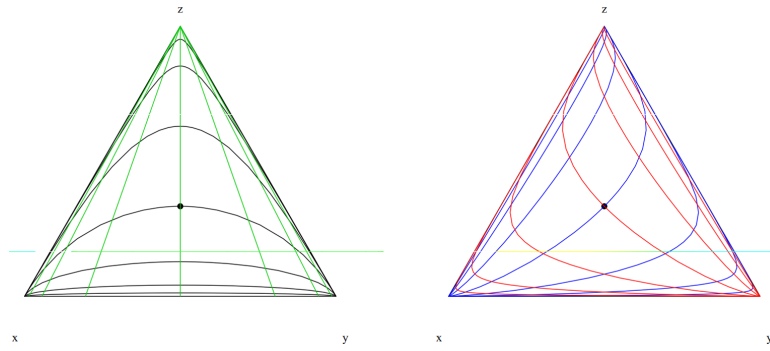


Figura 4: Rejillas ortogonales de líneas composicionales en S^3 , igualmente espaciadas, a una unidad de distancia de Aitchison (Def. 3.5). La rejilla de la derecha está rotada 45° con respecto a la rejilla de la izquierda.

Fuente: Obtenida de Egozcue et al. (2007).

trasladar vectores reales a composiciones, ya que un espacio euclidiano siempre es equivalente al espacio real (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013). Se debe a la isometría, que transforma el simplex al espacio real y preserva los ángulos y distancias de sus vectores. La transformación que posee esta característica es la centered log-ratio transformation (CLR):

$$clr(\mathbf{x}) = \left(\ln \frac{x_i}{g(\mathbf{x})} \right)_{i=1, \dots, D}$$

donde la media geométrica de los componentes es:

$$g(\mathbf{x}) = \sqrt[D]{x_1 \cdot x_2 \cdot \dots \cdot x_D}$$

Las características de esta transformación se centran en que los valores transformados mediante esta técnica siempre suman 0, el resultado no ocupa todo $\mathbb{R}^D$, sino un hiperplano llamado clr-plane y conserva distancias y ángulos, gracias a que es una isometría (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

ILR (Isometric Log-Ratio)

Esta transformación proviene de la transformación CLR tomando un espacio euclidiano de dimensión $(D - 1)$, básicamente se hacen logaritmos de las razones de cada componente respecto a la media geométrica (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

$$clr(x) = \left(\ln \frac{x_1}{g(x)}, \ln \frac{x_2}{g(x)}, \dots, \ln \frac{x_D}{g(x)} \right)$$

donde la media geométrica es:

$$g(x) = \left(\prod_{i=1}^D x_i \right)^{1/D}$$

ILR toma el resultado del CLR y lo proyecta en una base ortonormal definida por una matriz V :

$$ilr(x) = clr(x) \cdot V^t$$

donde V es una matriz de dimensión $D \times (D - 1)$ cuyas columnas forman una base ortonormal en la geometría de Aitchison, es decir, cumplen:

$$V^T V = I_{D-1} \quad \text{y} \quad V^T \mathbf{1} = 0,$$

siendo I_{D-1} la matriz identidad de dimensión $D - 1$ y $\mathbf{1}$ el vector de unos en $\mathbb{R}^D$.

La matriz V^T representa, por tanto, la proyección ortonormal del espacio CLR hacia un espacio euclídeo real de dimensión $D - 1$, eliminando la restricción de suma cero y permitiendo aplicar métodos estadísticos tradicionales.

ALR (Additive Log-Ratio Transformation)

ALR fue introducida por Aitchison (1986) y su objetivo, al igual que clr e ilr, es transformar proporciones a un espacio euclidiano donde puedan aplicarse métodos estadísticos convencionales. Para una composición $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$, la transformación ALR se define como:

$$alr(\mathbf{x}) = \left(\ln \frac{x_1}{x_D}, \ln \frac{x_2}{x_D}, \dots, \ln \frac{x_{D-1}}{x_D} \right)$$

El último componente x_D se usa como denominador de referencia, por lo que las nuevas coordenadas son razones logarítmicas. Además, las composiciones están sujetas a la restricción de cierre $\sum_{i=1}^D x_i = 1$, el espacio composicional tiene dimensión $D - 1$; por esta razón, la transformación ALR produce un vector en $\mathbb{R}^{D-1}$.

En lugar de ser una transformación isométrica como las transformaciones CLR e ILR son isométricas, es decir, preservan distancias, ángulos y formas de las proporciones en el espacio luego de ser transformado. ALR no es isométrica y deforma las distancias y los ángulos, lo cual puede afectar los resultados en análisis geométricos o de distancias (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

2.2.5. Análisis Exploratorio de Datos Composicionales

El análisis exploratorio para este tipo de datos tiene como propósito describir y visualizar las relaciones entre las partes de una composición, respetando las propiedades del espacio simplex. A diferencia del análisis que se realiza dentro de un espacio euclidiano ($\mathbb{R}^n$), los datos composicionales viven en un espacio restringido, el simplex (S^D), donde la suma de las partes es constante y se deben analizar con técnicas distintas (Egozcue et al., 2007).

Media, varianza total y matriz de variación

Aitchison (1986) mencionó que la tendencia central, dispersión y codependencia deben tener propiedades de invarianza con respecto a ciertas variaciones como:

- Traslación (perturbación con una composición constante): la composición no debe cambiar su medida de dispersión, solo debería trasladar el centro.
- Reescalado: debería solamente reescalar su centro, mientras que la dispersión y la codependencia deberían escalarse al cuadrado.

El centro de un conjunto de composiciones $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ se define como la media geométrica cerrada de sus partes: $g = C[g_1, g_2, \dots, g_D]$, donde $g_i = (\prod_{k=1}^n x_{ki})^{1/n}$

La operación de cierre $C[\cdot]$ garantiza que la composición calculada esté dentro del simplex, es decir, que la suma de sus componentes sea igual a uno. Por lo cual, el centro geométrico es el punto de equilibrio de las composiciones, y es similar a la media geométrica en el espacio euclidiano, ya que muestra la proporción de cada componente en el simplex. En el análisis en un espacio euclidiano, los datos se centran restando su media; sin embargo, cuando se usan datos composicionales, el centrado se realiza perturbando por el inverso del centro, de la siguiente manera (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013):

$$X^* = X \ominus \bar{x}$$

donde $\bar{x}$ es el centro composicional del conjunto de composiciones, definido como:

$$\bar{x} = C \left[\left(\prod_{i=1}^n x_{i1} \right)^{1/n}, \left(\prod_{i=1}^n x_{i2} \right)^{1/n}, \dots, \left(\prod_{i=1}^n x_{iD} \right)^{1/n} \right],$$

siendo x_{ij} el valor del componente j en la composición i y n el número de observaciones.

Esto implica que el centrado elimina las diferencias debidas a la posición de las composiciones en el simplex, conservando únicamente la variabilidad relativa entre ellas.

Varianza Métrica

Una de las medidas de dispersión para datos composicionales es la varianza métrica, también conocida como varianza total o varianza generalizada:

$$\text{mvar}(\mathbf{X}) = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N d_A^2(\mathbf{x}_n, \bar{\mathbf{x}}),$$

Donde d_A representa la distancia de Aitchison, $\mathbf{x}_n$ es la n -ésima observación composicional, y $\bar{\mathbf{x}}$ corresponde al centro o media composicional del conjunto. Esta es la distancia promedio al cuadrado desde el centro hasta cada observación, con la corrección por grados de libertad $(N - 1)$, de manera similar a como se realiza con la varianza en el espacio euclidiano (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

Desviación estándar métrica

También las varianzas composicionales son difíciles de interpretar de manera cuantitativa, por lo que se introduce la desviación estándar métrica como una medida alterna para su interpretación.

$$\text{msd}(\mathbf{X}) = \sqrt{\frac{1}{D-1} \text{mvar}(\mathbf{X})}$$

donde D es el número de componentes y $\text{mvar}(\mathbf{X})$ la varianza total composicional. Si la variación es igual en todas las direcciones, esta cantidad representaría la desviación estándar radial en escala logarítmica. Pero cuando la variación difiere entre direcciones, es una medida promedio de dispersión. Por último cabe destacar que, si se tiene en cuenta el principio de coherencia subcomposicional, la varianza métrica de una subcomposición nunca supera la de la composición original (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

Matriz de Variación

La matriz de variación es una medida que se usa para mostrar la codependencia de los componentes debido a que con correlaciones o covarianzas crudas se capturan efectos espurios. Esta matriz tiene D^2 componentes, cada uno definido como:

$$\tau_{ij} = \text{var} \left(\ln \frac{x_i}{x_j} \right)$$

donde x_i y x_j corresponden a los componentes i y j de una composición $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$, con $x_k > 0$ y $\sum_{k=1}^D x_k = 1$.

El estimador por:

$$\hat{\tau}_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \ln^2 \left(\frac{x_{ni}}{x_{nj}} \right) - \ln^2 \left(\frac{\bar{x}_i}{\bar{x}_j} \right)$$

Esta es una matriz simétrica, dado que $\ln(a/b) = -\ln(b/a)$ y $\text{var}(-c) = \text{var}(c)$. Un valor pequeño de $\tau_{ij} = \tau_{ji}$ resulta en una pequeña varianza de $\ln(x_i/x_j)$, y por tanto una buena proporcionalidad $x_i \propto x_j$, por lo tanto, cuan más pequeña sea la variación, existe una mayor proporcionalidad entre los dos componentes. Para su interpretación, Aitchison (1997) propone la transformación $\rho_{ij} = \exp(-\tau_{ij}^2/2)$ e interpretarla como un coeficiente de correlación (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

$$t_{ij} = \text{cov}(\text{clr}_i(x), \text{clr}_j(x)) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\ln \frac{g(x^{(n)})}{x_{ni}} \cdot \ln \frac{g(x^{(n)})}{x_{nj}} \right] - \ln \frac{g(\bar{x})}{\bar{x}_i} \cdot \ln \frac{g(\bar{x})}{\bar{x}_j}$$

Matrices de Varianza

Para usar un método clásico en el análisis de estos datos, se tiene la matriz de varianza clr. Los elementos $\hat{\Sigma}_{ij}$ representan las covarianzas entre los componentes i y j transformados mediante CLR:

$$\hat{\Sigma}_{ij} = \text{cov}(\text{clr}_i(\mathbf{x}), \text{clr}_j(\mathbf{x})) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln \frac{x_{ni}}{g(\mathbf{x}_n)} \cdot \ln \frac{x_{nj}}{g(\mathbf{x}_n)} - \ln \frac{\bar{x}_i}{g(\bar{\mathbf{x}})} \cdot \ln \frac{\bar{x}_j}{g(\bar{\mathbf{x}})}$$

donde es el centro composicional:

$$\bar{\mathbf{x}} = [\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_D]$$

Esta matriz caracteriza la dependencia logarítmica entre las partes de una composición en el espacio CLR, manteniendo la estructura relativa inherente a los datos composicionales. Tanto los componentes del clr, como la matriz de varianza clr suman cero, y también cada una de sus filas y columnas. Adicionalmente, cada covarianza involucra todas las partes en su cálculo mediante el factor $g(x)$ (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

Regiones de Predicción y Confianza Basadas en la Normal

Para la representación gráfica de los datos composicionales, se debe tener en cuenta la estructura de centro y dispersión de los datos. Esta elipse puede corresponder a una región de confianza p sobre la media, si tomamos

el radio r de acuerdo con una distribución F de Fisher con $(D - 1)$ y $(N - D + 1)$ grados de libertad:

$$r = \sqrt{\frac{D - 1}{N - D + 1} \cdot \mathcal{F}_p(D - 1, N - D + 1)}.$$

Valido para una distribución normal para composiciones, o si el número de observaciones N es grande. Si es el caso, se tomará el teorema del límite central composicional. En el siguiente diagrama ternario se representa una elipse de confianza al 95 % (línea continua) centrada en el punto medio composicional, junto con una región discontinua que delimita el área donde se concentra aproximadamente el 95 % de la población composicional. El punto central corresponde al centro geométrico de la composición.

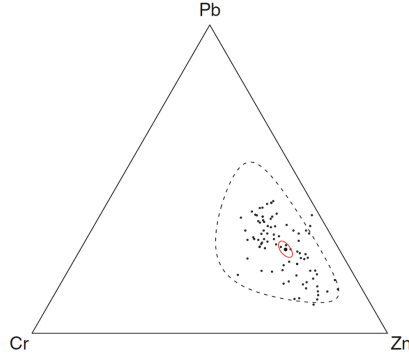


Figura 5: Región de confianza elíptica del 95 % alrededor del centro (línea continua) y región de probabilidad del 95 % de la población (línea discontinua) en un diagrama ternario. El centro también se representa mediante un punto.

Fuente: van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013

Se pueden definir regiones de probabilidad p si los datos composicionales siguen una distribución normal y tienen una matriz de varianza conocida. En este contexto, el radio de las elipses de confianza viene determinado por la distribución χ^2 con $(D - 1)$ grados de libertad:

$$r = \sqrt{\chi_{\alpha}^2(D - 1)}.$$

2.2.6. Regresión lineal composicional en el simplex

La regresión lineal identifica y estima una relación lineal a partir de datos de respuesta que dependen de una o más variables. Además, las observaciones están afectadas por errores aleatorios respecto al promedio y el método más común obtener y ajustar los coeficientes de regresión son los mínimos cuadrados ordinarios. Si la regresión cuenta con una respuesta composicional, se dispone de una muestra composicional en S^D denotada por:

$$\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$$

Se dispone de una muestra composicional en S^D denotada por $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$. Cada $\mathbf{x}_i$ está asociado con una o más variables externas $\mathbf{t}_i = [t_{i0}, t_{i1}, \dots, t_{ir}]$ donde $t_{i0} = 1$. El objetivo es estimar los coeficientes de una curva o superficie en S^D :

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \beta_0 \oplus (t_1 \odot \beta_1) \oplus \dots \oplus (t_r \odot \beta_r) = \bigoplus_{j=0}^r (t_j \odot \beta_j)$$

donde

$$t = [t_0, t_1, \dots, t_r]$$

Lo anterior genera los parámetros de la curva o superficie; el primer parámetro se define como la constante $t_0 = 1$. Los coeficientes composicionales del modelo, $\beta_j \in S^D$ deben estimarse a partir de los datos observados (van den Boogaart & Tolosana-Delgado, 2013).

Ajuste del modelo composicional

El método más popular es el criterio de mínimos cuadrados. Dado que la variable dependiente $\mathbf{x}(t)$ es composicional, y se debe medir las desviaciones en el simplex usando los conceptos de la geometría de Aitchison y esta se define como:

$$\hat{\mathbf{x}}(t_i) \ominus \mathbf{x}_i$$

La función objetivo (suma de errores cuadrados, SSE) es:

$$SSE = \sum_{i=1}^n \|\hat{\mathbf{x}}(t_i) - \mathbf{x}_i\|_a^2,$$

la cual debe minimizarse como una función de los coeficientes composicionales β_j , que están implícitos en $\hat{\mathbf{x}}(t_i)$.

2.3. Teoría sobre Modelos de Autocorrelación Espacial

2.3.1. Autocorrelación Espacial

Si se tiene un atributo Z observado en un punto en el espacio $s = [x, y]'$, $Z(s)$, se tiene que la AE se refiere a la correlación entre $Z(s_i)$ y $Z(s_j)$ (Schabenberger & Gotway, 2005). En consecuencia, el término de AE toma relevancia para comprender la variación de un fenómeno en un marco geográfico de referencia. Para medir esta relación se tienen índices estadísticos de autocorrelación que brindan una idea general de la dispersión de $Z(s_i)$ en el espacio, los cuales se abordarán más adelante.

2.3.2. Medidas en Mallas

Existe un tipo de datos espaciales que se denomina Malla o datos en áreas los cuales se refiere a una estructura en la que los datos están organizados en una cuadrícula o red regular. Este tipo de datos cuenta el número de eventos en conjuntos no superpuestos $A_1, \dots, A_m$ del dominio D , lo que genera una estructura de retícula. Un proceso de malla se puede crear a partir de un proceso geoestadístico integrando $Z(s)$ sobre los conjuntos $A_1, \dots, A_m$. Con el fin de analizar estas estructuras se utiliza la conectividad espacial. Se tiene que cada rendija de la malla está asociada a una ubicación puntual y la conectividad entre rendijas de la malla se expresa en términos de distancia entre ellas. A cada par de rendijas se les asigna un peso w_{ij} , el cual es cero si no están conectados y distinto de cero si están conectados (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019). Lo anterior se puede describir de la siguiente manera:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si los sitios } i \text{ y } j \text{ están conectados} \\ 0 & \text{si los sitios } i \text{ y } j \text{ no están conectados.} \end{cases}$$

Cabe destacar que en la mayoría de los estadísticos clasifican el agrupamiento de los datos en tres tipos. Uno de ellos se presenta cuando el fenómeno analizado tiende a agruparse en áreas homogéneas. Es decir, si muestra una tendencia a formar conglomerados o clústeres, se evidencia la existencia de autocorrelación positiva como se evidencia en la figura 6.

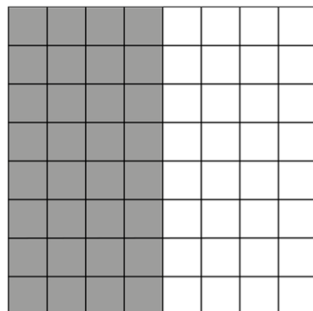


Figura 6: Autocorrelación espacial positiva - Patrón clúster

Fuente: Siabato & Guzmán-Manrique, 2019

En cambio, si los atributos de una variable tienden a ser distintos en contraste a sus vecinos cercanos se considera que la AE es negativa, es decir, si el fenómeno tiende a estar disperso como se muestra en la figura 7.

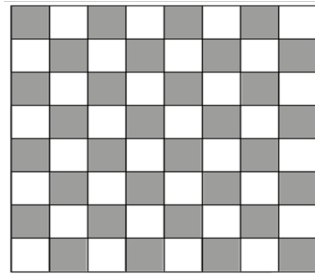


Figura 7: Autocorrelación espacial negativa - Patrón disperso
Fuente: Siabato & Guzmán-Manrique, 2019

Ahora, si cuando se mide el fenómeno se observa que exhibe un comportamiento aleatorio y no se detecta un patrón claro o estructurado, se afirma que no hay autocorrelación espacial. Lo que significa que la presencia o ausencia de un atributo en punto del espacio no afecta a la medición de ese mismo atributo en puntos vecinos (Getis, 2008).

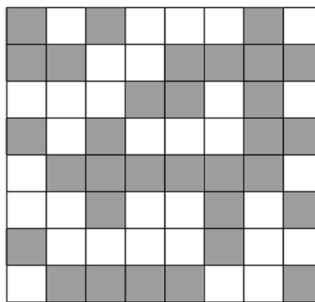


Figura 8: Ausencia de autocorrelación espacial - Patrón aleatorio
Fuente: Siabato & Guzmán-Manrique, 2019

2.3.3. Índices de autocorrelación espacial

Los índices que facilitan el análisis de la autocorrelación espacial según Siabato & Guzmán-Manrique (2019), resaltan los siguientes y que se analizarán en la siguiente sección:

- I de Moran (representación de covarianza global).
- c de Geary (representación de diferencias globales).
- LISA (indicadores locales de asociación espacial).

Índice de Moran:

El I de Moran es uno de los índices globales más conocidos y extendidos para evaluar autocorrelación espacial, en el cual Z es un atributo continuo. Ahora supóngase que el proceso es estacionario de primer orden, es decir, que su media no varía espacialmente $E[Z(s)] = \mu$, entonces la cercanía de los atributos en los sitios s_i y s_j puede expresarse mediante varias medidas:

$$U_{ij} = (Z(s_i) - \bar{Z})(Z(s_j) - \bar{Z})$$

Bajo el supuesto de estacionariedad de primer orden, se tiene que $E[(Z(s_i) - \bar{Z})(Z(s_j) - \bar{Z})]$ es consistente con el estimador $Cov[Z(s_i), Z(s_j)]$

Por lo que, si se combina las contribuciones de todas las ubicaciones y los pesos de conectividad espacial w_{ij} , se obtiene la estadística conocida como I de Moran:

$$I = \frac{n}{(n-1)S^2w..} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (Z(s_i) - \bar{Z})(Z(s_j) - \bar{Z})$$

donde n es el número total de unidades espaciales (observaciones), $Z(s_i)$ es el valor de la variable en la ubicación i , $\bar{Z}$ es el promedio muestral de $Z(s)$, w_{ij} representa el peso espacial que cuantifica la relación de vecindad entre las ubicaciones i y j , y S_0 es la suma total de los pesos espaciales, definida como $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$.

El dominio del Índice de Moran está entre -1 y 1 y su interpretación es que, si su valor es menor que 0 indica una AE negativa, mientras que un valor mayor que 0 sugiere AE positiva. En el caso de $I = 0$ o cercano a cero, el fenómeno se distribuye aleatoriamente. Como recomendación empírica, se considera aleatoriedad cuando I está en el rango $[-0.35, 0.35]$. Valores fuera de este rango sugieren patrones de clúster ($I > 0.35$) o dispersión ($I < -0.35$) (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019).

El coeficiente de Geary:

Este nace debido al interés de Robert Charles Geary en crear métodos estadísticos que describieran y evaluaran las relaciones espaciales, con el desarrollo del término razón de contigüidad c para evaluar patrones espaciales (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019). Para este fin se formuló una medida global de AE denominada c de Geary, el cual tiene un dominio entre $[0, 2]$. Cuando el índice es cercano a 0 indica autocorrelación espacial positiva (valores similares tienden a agruparse); valores cercanos a 1 sugieren ausencia de autocorrelación espacial (aleatoriedad); y valores cercanos a 2 indican autocorrelación espacial negativa (Schabenberger & Gotway, 2005).

$$C = \frac{1}{2S^2 S_0} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (Z(s_i) - Z(s_j))^2$$

donde n es el número de unidades espaciales, w_{ij} son los pesos espaciales entre las ubicaciones i y j , $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ es la suma total de los pesos espaciales, y S^2 es la varianza muestral de $Z(s)$.

Es importante mencionar que, la I de Moran se fundamenta en las covarianzas, que miden similitudes entre valores, mientras que la C de Geary se basa en las diferencias cuadráticas, reflejando disimilitudes. Por esta razón, la C de Geary tiende a ser más sensible a las variaciones locales en comparación con la I de Moran, pero ambos se calculan bajo el supuesto de media constante (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019).

Índices de autocorrelación espacial local (LISA):

Los indicadores de autocorrelación espacial local (LISA) fueron desarrollados por Anselin (1995) son estadísticos que cumplen tres requerimientos:

- 1) Para cada observación (unidad de análisis central), el LISA brinda una medida de agrupamiento espacial con base a los valores que se encuentran en las unidades vecinas.
- 2) La suma de las medidas LISA de todas las observaciones es proporcional al indicador global de autocorrelación espacial.
- 3) Permiten evaluar la contribución de cada observación local al valor de los estadísticos globales de autocorrelación espacial, como el índice I de Moran o el coeficiente C de Geary (Schabenberger & Gotway, 2005).

En consecuencia, la estadística de M_2 de Mantel para la asociación de matrices, se puede describir como una suma de contribuciones de puntos de datos individuales:

$$M_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} U_{ij} = \sum_{i=1}^n M_i$$

donde W_{ij} son los pesos espaciales entre las unidades i y j , U_{ij} representa la contribución pareada (por ejemplo, el producto cruzado centrado entre las observaciones en i y j), y $M_i = \sum_j W_{ij} U_{ij}$ es la contribución local de la observación i al estadístico global M_2 .

Dado que, la estadística I de Moran y la estadística C de Geary son casos particulares de M_2 , pueden ser fácilmente transformados en indicadores locales de autocorrelación espacial. Una versión local del I de Moran que satisface estos requisitos es:

$$I(s_i) = \frac{n}{(n-1)S^2} (Z(s_i) - \bar{Z}) \sum_{j=1}^n w_{ij} (Z(s_j) - \bar{Z})$$

La interpretación de $I(s_i)$ se deriva de la estadística global. Si $I(s_i) > E[I(s_i)]$ los sitios cercanos tienen valores similares, indicando autocorrelación positiva. Si $I(s_i) < E[I(s_i)]$, los valores son disímiles, lo que refleja autocorrelación negativa. Estos indicadores locales son útiles para identificar patrones espaciales de agrupamiento o dispersión. Estos estadísticos locales son herramientas exploratorias de datos espaciales para identificar (Schabenberger & Gotway, 2005):

- 1) Detectar regiones en la autocorrelación espacial es diferente de otras áreas en el dominio.
- 2) Identificar clusters espaciales locales mediante la detección de puntos calientes, donde los valores de $Z(s_i)$ alcanzan extremos, considerando las medidas de los sitios circundantes. Un punto caliente, en este contexto, es un grupo de uno o más sitios adyacentes en los que los indicadores locales muestran valores inusualmente elevados o disminuidos.
- 3) Distinguir outliers espaciales de outliers distribucionales. Los outliers distribucionales son valores atípicos en un diagrama de caja de $Z(s_i)$, mientras que los outliers espaciales pueden parecer normales en la distribución general pero inusuales en relación con los sitios vecinos.

2.3.4. Modelos Autorregresivos Espaciales

Existen otros enfoques para modelar la autocorrelación espacial en modelos de regresión espacial que permiten incorporar explícitamente las estructuras de vecindario comúnmente utilizadas en el análisis de datos regionales.

En el caso de las series temporales, los modelos autorregresivos representan los datos en el tiempo t como una combinación lineal de valores pasados de una variable. En el ámbito espacial representa la información de la variable en la ubicación s como una combinación lineal de valores vecinos. Entonces, en lugar de especificar solo la estructura de autocorrelación espacial, los modelos autorregresivos espaciales inducen AE en los datos a través de una autorregresión en conjunto con la medida de proximidad espacial para definir estructura espacial en los datos (Schabenberger & Gotway, 2005).

2.3.4.1. Modelos Autorregresivos Simultáneos (SAR)

Con base al modelo de regresión lineal espacial con datos Gaussianos, se aplica el concepto de autocorrelación espacial sobre los errores.

$$\begin{aligned} Z(s) &= X(s)\beta + e(s) \\ e(s) &= Be(s) + v \end{aligned}$$

Donde B es una matriz de parámetros de dependencia espacial cuya diagonal es igual a 0, dado que una observación no puede depender de sí misma. Asimismo, se asume que el vector de errores autorregresivos v tiene media cero, es decir, $E(v) = 0$, y que su matriz de varianza-covarianza es diagonal, $\Sigma_v = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2)$, lo cual implica que los errores son incorrelacionados entre unidades espaciales y presentan varianzas potencialmente distintas.

Por lo cual, si $b_{i,j}$ es igual a 0, no existe autorregresión espacial lo que el modelo se reduce un modelo de regresión lineal tradicional.

El modelo anteriormente ilustrado también se puede ilustrar de la siguiente manera:

$$(I - B)(Z(s) - X(s)\beta) = v$$

Con una matriz de covarianza

$$\Sigma_{SAR} = \text{Var}[Z(s)] = (I - B)^{-1} \Sigma_v (I - B')^{-1}$$

El modelo descrito fue realizado por Whittle (1954) y se denomina el modelo autorregresivo simultáneo (SAR), donde la palabra “simultáneo” se brinda por las n autorregresiones que ocurren de manera simultánea en cada ubicación de conjunto de datos. Este modelo tiene que $B = \rho W$, donde W es la matriz de proximidad espacial. En consecuencia, el modelo puede ser escrito de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}\mathbf{Z}(s) &= \mathbf{X}(s)\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}(s) \\ \mathbf{e}(s) &= \rho \mathbf{W}\mathbf{e}(s) + \mathbf{v}, B = \rho W \\ Z(s) &= \mathbf{X}(s)\boldsymbol{\beta} - \rho \mathbf{W}\mathbf{X}(s)\boldsymbol{\beta} + \rho \mathbf{W}\mathbf{Z}(s) + \mathbf{v}\end{aligned}$$

Cabe destacar que, los términos $\rho \mathbf{W}\mathbf{X}(s)\boldsymbol{\beta}$ y $\rho \mathbf{W}\mathbf{Z}(s)$ son variables rezagadas espacialmente. Entonces, si el parámetro ρ es conocido, se usa el método mínimos cuadrados generalizados para calcular $\boldsymbol{\beta}$ y obtener una estimación de σ^2 . Así,

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_{gls} &= (\mathbf{X}(s)' \Sigma_{SAR}^{-1} \mathbf{X}(s))^{-1} \mathbf{X}(s)' \Sigma_{SAR}^{-1} \mathbf{Z}(s) \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{(\mathbf{Z}(s) - \mathbf{X}(s)\hat{\beta}_{gls})' \Sigma_{SAR}^{-1} (\mathbf{Z}(s) - \mathbf{X}(s)\hat{\beta}_{gls})}{n - k}\end{aligned}$$

Sin embargo, dado que Σ_{SAR} se obtiene a través de $B = \rho W$ y $\Sigma_v = \sigma^2 I$, surge el problema de que ρ no es conocido, lo que introduce dos parámetros desconocidos. Es posible generar un estimador de mínimos cuadrados para ρ , pero, aunque dicho estimador es consistente, resulta ser ineficiente (Schabenberger & Gotway, 2005).

$$\hat{\rho} = \frac{Z(s)' W' W Z(s)}{Z(s)' W' W^2 Z(s)}$$

En la práctica, para obtener estimaciones más eficientes y robustas de ρ y $\boldsymbol{\beta}$, se emplean métodos alternativos al estimador de mínimos cuadrados. Entre los más utilizados se encuentran:

- (i) el método de máxima verosimilitud (ML), que permite estimar conjuntamente ρ , $\boldsymbol{\beta}$ y σ^2 bajo supuestos de normalidad;
- (ii) el método de cuasi-máxima verosimilitud (QML), que relaja parcialmente los supuestos distribucionales;
- (iii) los métodos de variables instrumentales y GMM (Método Generalizado de los Momentos), especialmente útiles cuando existe endogeneidad en el término espacialmente rezagado $WZ(s)$;
- (iv) enfoques bayesianos, que incorporan información a priori sobre ρ y permiten una caracterización completa de la incertidumbre asociada a los parámetros.

Estos métodos son preferidos en aplicaciones empíricas debido a su mayor eficiencia estadística y mejor comportamiento en muestras finitas.

2.3.4.2. Modelo Autoregresivo Condicional (CAR)

Se trata de un modelo multivariante que describe las interacciones espaciales entre los datos, basado en los Modelos Autorregresivos Simultáneos (SAR). Este modelo especifica distribuciones de probabilidad condicional para cada observación $Z(s_i)$, considerando los valores observados de todas las demás observaciones. Es decir, se modela $f(Z(s_i)|Z(s)_{-i})$, donde $Z(s)_{-i}$ incluye la información de todas las ubicaciones excepto $Z(s_i)$; este proceso se repite para todas las observaciones.

Este proceso se logra mediante el proceso de Markov, el cual asume que la variable $Z(s_i)$ depende solamente de las observaciones vecinas, lo que significa que, $Z(s_i)$ depende de $Z(s_j)$ si s_j hace parte del conjunto de vecinos de s_i y por lo tanto, $Z(s)$ se denomina campo aleatorio de Markov.

En consecuencia, mediante el enfoque de autorregresión condicional se modelan modelos para $f(Z(s_i)|Z(s_j), s_j \in N_i)$ donde N_i denota el conjunto de vecinos de la ubicación s_i , definido de acuerdo con una matriz de pesos espaciales $W = (w_{ij})$, tal que: $N_i = \{s_j : w_{ij} \neq 0\}$ y w_{ij} mide el grado de proximidad espacial entre las ubicaciones s_i y s_j .

Con el enfoque de autorregresión condicional, se construyen un modelo para $f(Z(s_i)|Z(s_j), s_j \in N_i)$ bajo el supuesto de que estas distribuciones son gaussianas, la esperanza y varianza pueden ser expresada de la siguiente manera:

$$\mathbb{E}[Z(s_i)|Z(s)_{-i}] = \mathbf{x}(s_i)' \boldsymbol{\beta} + \sum_{j=1}^n c_{ij} (Z(s_j) - \mathbf{x}(s_j)' \boldsymbol{\beta})$$

$$\text{Var}[Z(s_i)|Z(s)_{-i}] = \sigma_i^2, i = 1, \dots, n$$

En donde c_{ij} esta la matriz de parámetros de dependencia espacial expresando la existencia de vecindad entre las observaciones si $s_j \in N_i$ y $c_{ii} = 0$. En este caso de distribuciones condicionales, es necesario asegurar la existencia de la distribución conjunta valida según las restricciones del teorema de Hammersley-Clifford para realizar inferencias y estimaciones. Si las distribuciones condicionales son gaussianas, se establece una media $X(s)\beta$ y varianza $\Sigma_{CAR} = (I - C)^{-1}\Sigma_c$.

Donde, $\Sigma_c = \text{diag}[\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2]$ y se espera que $\sigma_j^2 c_{ij} = \sigma_i^2 c_{ji}$ con el propósito de que la matriz de varianza y covarianza sea simétrica. El modelo CAR es similar al modelo SAR en esencia, sin embargo, manejan diferentes matrices de varianza-covarianza. A pesar de ello un modelo SAR con matriz de dependencia espacial B puede expresarse como un modelo CAR con matriz de dependencia espacial $C = B + B' - BB'$.

El modelo SAR es similar al modelo CAR, pero difieren en sus matrices de varianza-covarianza. Si establecemos matrices de varianza-covarianza específicas para ambos modelos, podemos ver que cualquier modelo SAR con matriz de dependencia espacial B puede expresarse como un modelo CAR mediante la siguiente matriz de dependencia espacial $C = B + B' - BB'$. Sin embargo, en sentido contrario (de un modelo CAR a uno SAR) no se puede transformar de manera sencilla debido a que las estructuras de vecindad no siempre coinciden.

En el caso donde $\Sigma_c = \sigma^2 I$, se tiene un solo se tiene un único parámetro de autocorrelación espacial $C = \rho W$. A diferencia de los modelos SAR, se puede calcular el parámetro ρ sin que este sea inconsistente. Consecuentemente, es posible utilizar mínimos cuadrados generalizados iterativamente reponderados para estimar todos los parámetros del modelo CAR, siendo β estimado por mínimos cuadrados generalizados, utilizando $\Sigma(\theta) = \Sigma_{CAR} = \Sigma_{CAR}(\rho)$, en la que θ representa el vector de parámetros del modelo, en este caso $\theta = (\rho, \sigma^2)$, y ρ es estimado por:

$$\hat{\rho}_{OLS} = \frac{\hat{\epsilon}' W \hat{\epsilon}}{\hat{\epsilon}' W^2 \hat{\epsilon}}$$

Donde $\mathbf{e}$ representa el vector de residuos obtenido de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios (OLS) (Schabenberger & Gotway, 2005).

3. Metodología

3.1. Fuentes de Información y Construcción de las Base de Datos

Se empleó la información contenida en la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA), impulsada por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) en Colombia durante los años 2017 y 2019. La encuesta suministra información acerca del uso del suelo, las áreas de cultivo, la producción y el rendimiento de los cultivos, así como la distribución de árboles frutales, áreas dedicadas a pastos y bosques, la producción lechera y el inventario pecuario en los 32 departamentos de Colombia desde 2013 al 2019, a excepción del año 2018.

En esta dirección, el objeto de estudio para esta encuesta son las unidades de producción agropecuarias (UPA), las cuales están conformadas por “unidad económica de producción que cuenta con una gerencia definida y que comprende todas las actividades agropecuarias, forestales y pesqueras que se desarrollan en su interior, sin considerar su título de propiedad, personería jurídica o tamaño” (DANE, 2019, pág. 19).

Para el propósito de esta investigación se manejaron seis bases de datos por año contenidas en la encuesta las cuales son: Cultivos, Cosechas, Lotes, Pecuaria, Uso de suelo e Identificación. La primera base contiene información de identificación de los tipos de cultivos respecto al área sembrada, características del cultivo, entre otros; La base *Cosechas* muestra la información relacionada con el volumen y características de la cosecha de la UPA; la base *Lotes*, identifica el tipo de lote y el tipo de cobertura; por otra parte, la base *Pecuaria* registra la actividad pecuaria en la UPA, incluyendo la cantidad de hembras y machos de cada especie, producción de leche, inventario de aves, vacunación, entre otros. Finalmente, las bases más relevantes son, *Uso del suelo* puesto que describe las área existente en cada uno de los usos, agrícolas y pecuarios; e *Identificación* que busca describir la Unidad Productora Agropecuaria - UPA, y al productor agropecuario.

A continuación, se muestra el listado de variables elegidas para el desarrollo de la investigación:

Variable	Descripción
UM_USUELO	Unidad de medida en que se reporta la información del uso del suelo
AR_TRAN	Área de los cultivos transitorios
AR_PERM	Área en cultivos permanentes
AR_BAR	Área en barbecho
AR_DES	Área en descanso
AR_PASF	Área en pastos
AR_MALRAS	Área en malezas y/o rastrojos
AR_INFPEC	Área de infraestructura pecuaria
AR_INFAGR	Área de infraestructura agrícola
AR_USUELO	Área total usada por la UPA (Suma de las variables de áreas anteriores)
AR_AGRO	Área utilizada para actividades agropecuarias
TOTAL_ANIMALES	Total de animales de la UPA
BOVINOS	Número de bovinos
AVES	Número de aves
COD_DPTO	Código del departamento
UPA	Código único de la UPA
UPA_UM	Unidad de medida de la UPA
UPA_AREA	Área de la UPA
FEX	Factor de expansión
AR_COS	Área cosechada
COSECHA_CANT	Cantidad cosechada
AR_SEMOPLAN	Área sembrada o planificada
COSECHA_EQKY	Cantidad cosechada equivalente en kilogramos
REND_DEF	Rendimiento definitivo
AR_GAN	Área destinada a la ganadería
YEAR	Año de recolección de datos
PRODUCCION	Producción total generada por la UPA
RENDIMIENTO	Rendimiento del cultivo o actividad
EVAProducción	Variación estimada asociada a la producción
EVARendimiento	Variación estimada asociada al rendimiento
PORAR_AGRO	Proporción del área destinada a actividades agropecuarias
PORAR_GAN	Proporción del área destinada a ganadería
PORAR_OTR	Proporción del área destinada a otros usos (no agropecuarios ni ganaderos)
Valor_Credito_2019	Valor del crédito recibido por la UPA en 2019
total_fincas_con_bovinos_2019	Número de UPA con bovinos en 2019
total_bovinos_2019	Número total de bovinos en 2019
Credito_Cantidad_2019	Número de créditos recibidos por la UPA en 2019
Valor_Credito_2017	Valor del crédito recibido por la UPA en 2017
total_fincas_con_bovinos_2017	Número de UPA con bovinos en 2017
total_bovinos_2017	Número total de bovinos en 2017
Credito_Cantidad_2017	Número de créditos recibidos por la UPA en 2017

Tabla 1: Descripción de variables utilizadas en el presente estudio

Con el fin de garantizar la comparabilidad entre las distintas fuentes de información, se estandarizan todas las unidades de medida de área empleadas en los diferentes módulos del operativo estadístico. En particular, las variables de área asociadas a los cultivos área sembrada (AR_SEMOPLAN). Área cosechada (AR_COS) y área de la UPA (UPA_AREA) y área total de uso del suelo (AR_USUELO) se transforman a una unidad común (hectáreas). Luego, se aplicó el factor de expansión (FEX) para todas las variables numéricas relevantes con el fin de expandir los datos muestrales para representar correctamente los valores poblacionales.

4. Análisis exploratorio espacial

En primera medida, se realizó un análisis de las variables mencionadas anteriormente con el objetivo de evaluar su correlación espacial a través del índice Moran. Posteriormente, el comportamiento de estas variables para 2017 y 2019, Con el fin de identificar si existen tendencias, variaciones o cambios en su estructura espacial a lo largo del tiempo.

En relación con el índice de Moran, los resultados que se generaron muestran que, en 2017, las variables Proporción Ganadería (PORAR_GAN) y Proporción Agro (PORAR_AGRO) presentan valores de Moran I de 0.1475 (p-value 0.0001) y 0.1312 (p-value 0.0001), respectivamente, lo que indica una autocorrelación espacial significativa. De la misma manera en un menor grado, la Producción Agrícola (PRODUCCION) presenta un valor positivo de 0.0809 (p-value 0.0011), manifestando una cierta dependencia espacial. En contraposición, las

variables Rendimiento (RENDIMIENTO) y las Cabezas de Ganado (TOTAL_ANIMALES) muestran valores negativos de Moran (-0.0065, p-value 0.2356, y -0.0079, p-value 0.2652, respectivamente), lo que sugiere una ausencia de patrones espaciales significativos.

Se obtienen resultados similares en 2019, donde se observa que Proporción Ganadería (PORAR_GAN), obtiene con un índice de Moran de 0.0410 con un p-valor de 0.0251, Proporción Agro (PORAR_AGRO) mantiene una correlación espacial significativa con un índice de 0.1201 (p-value 0.0001) y Producción Agrícola (PRODUCCION) obtiene con un índice de Moran de 0.0537 con un p-valor de 0.0106. Por otro lado, de manera similar que en 2017, Rendimiento (RENDIMIENTO) y Cabezas de Ganado (TOTAL_ANIMALES) presentan una débil correlación espacial con índices de Moran de 0.0016 (p-value 0.1668) y 0.0168 (p-value 0.0970).

Estos resultados indican que, aunque ciertas variables como la PORAR_GAN, PORAR_AGRO y PRODUCCION mantienen patrones espaciales a lo largo del tiempo, otras como RENDIMIENTO y TOTAL_ANIMALES no presentan una autocorrelación espacial significativa en ambos años. En consecuencia, se tomarán en consideración las variables PORAR_GAN, PORAR_AGRO y PRODUCCION para el análisis del problema de estudio.

Año	Variable	Moran_I	P_Value
2017	PORAR_GAN	0.1475	0.0000
2017	PORAR_AGRO	0.1312	0.0000
2017	RENDIMIENTO	-0.0065	0.2356
2017	PRODUCCION	0.0809	0.0011
2017	TOTAL_ANIMALES	-0.0079	0.2652
2019	PORAR_GAN	0.0410	0.0251
2019	PORAR_AGRO	0.1201	0.0000
2019	RENDIMIENTO	0.0016	0.1669
2019	PRODUCCION	0.0537	0.0106
2019	TOTAL_ANIMALES	0.0168	0.0970

Tabla 2: Índice de Moran de variables de la encuesta ENA utilizadas en el presente estudio

Para observar si hubo cambios significativos en la configuración de las áreas de ganadería se realizó mapas para comparar la distribución espacial de la proporción de ganadería en los años 2017 y 2019 por departamento.

En las figuras 9 y 10 muestran una expansión de la ganadería en la mayoría de los departamentos con un aumento significativo en la región Caribe, especialmente en Córdoba, Cesar y Magdalena, y en el oriente del país, destacando Arauca, Casanare y Meta, mientras que en Amazonas y Vaupés se generó una disminución de hectáreas destinadas a la ganadería.

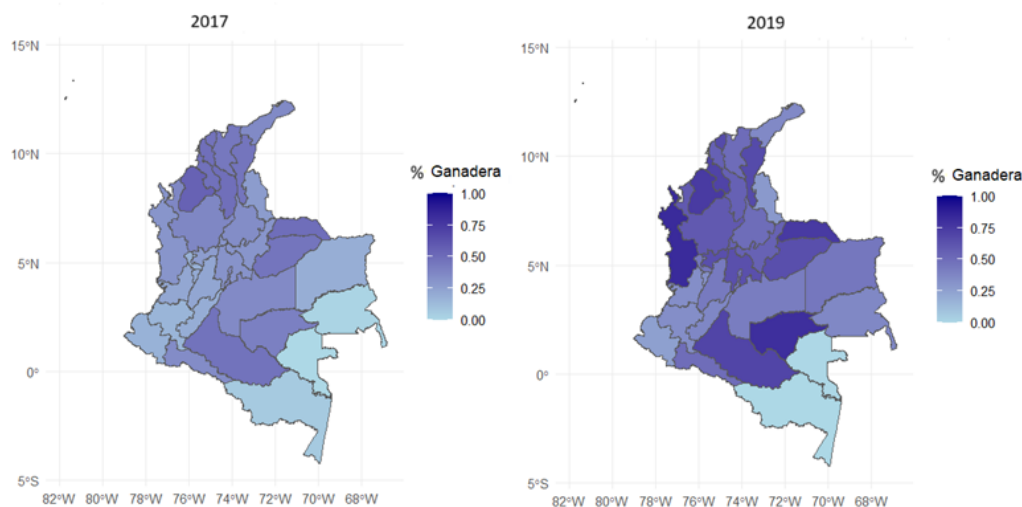


Figura 9: Distribución del porcentaje de territorio dedicado a la ganadería en Colombia en 2017 y 2019

Fuente: Resultados Propios con Información de la ENA

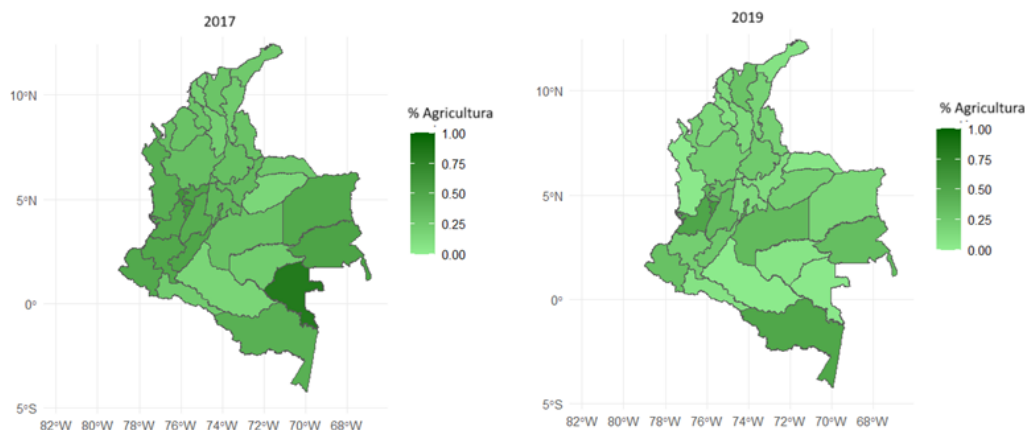


Figura 10: Distribución del porcentaje de territorio dedicado a la agricultura en Colombia en 2017 y 2019
Fuente: Resultados Propios con Información de la ENA

Ahora bien, en cuanto los diagramas ternarios los cuales presentan la distribución porcentual de áreas donde se ejercen las actividades de Ganadería, Agricultura y Otros. Al realizar un comparativo de estos para los años 2017 y 2019 se evidencia que para el año 2017, los departamentos se encuentran más concentrados en la parte central del diagrama, lo que indica que muchas unidades presentan una distribución relativamente equilibrada entre las tres categorías. Esto sugiere que en ese año no había una dominancia marcada de una sola actividad en la mayoría de los casos, sino una combinación entre agricultura, ganadería y otros usos.

Para el año 2019, se observa una mayor dispersión de los puntos dentro del diagrama ternario. En particular, hay un desplazamiento de varias unidades hacia la parte superior del triángulo, lo que indica un incremento en la proporción de ganadería en algunos casos. Esto sugiere una tendencia al crecimiento de la actividad ganadera en ciertas unidades de análisis. Además, algunos puntos han cambiado significativamente de posición, mostrando una transición en la estructura productiva de las regiones estudiadas.

Al comparar ambos años, se puede notar que en 2019 hay una mayor presencia de unidades con altos porcentajes de ganadería, mientras que en 2017 la distribución era más uniforme. También se identifican casos en los que la composición de actividades se ha mantenido relativamente estable.

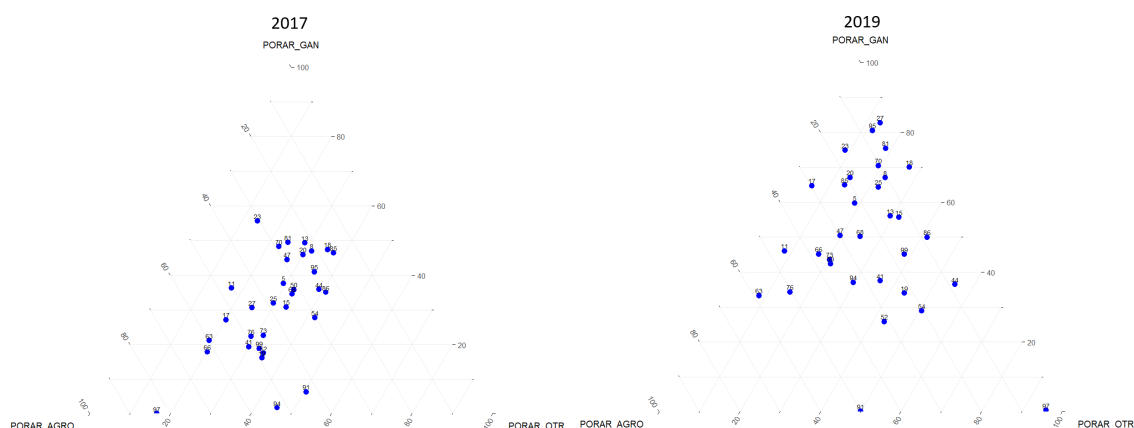


Figura 11: Diagramas ternarios de la distribución porcentual de áreas donde se ejercen las actividades de Ganadería, Agricultura y Otros
Fuente: Resultados Propios con Información de la ENA

Al observar la relación que tiene cada una de las variables independientes con las proporciones de Agricultura, ganadería y otras actividades productivas se observa lo siguiente:

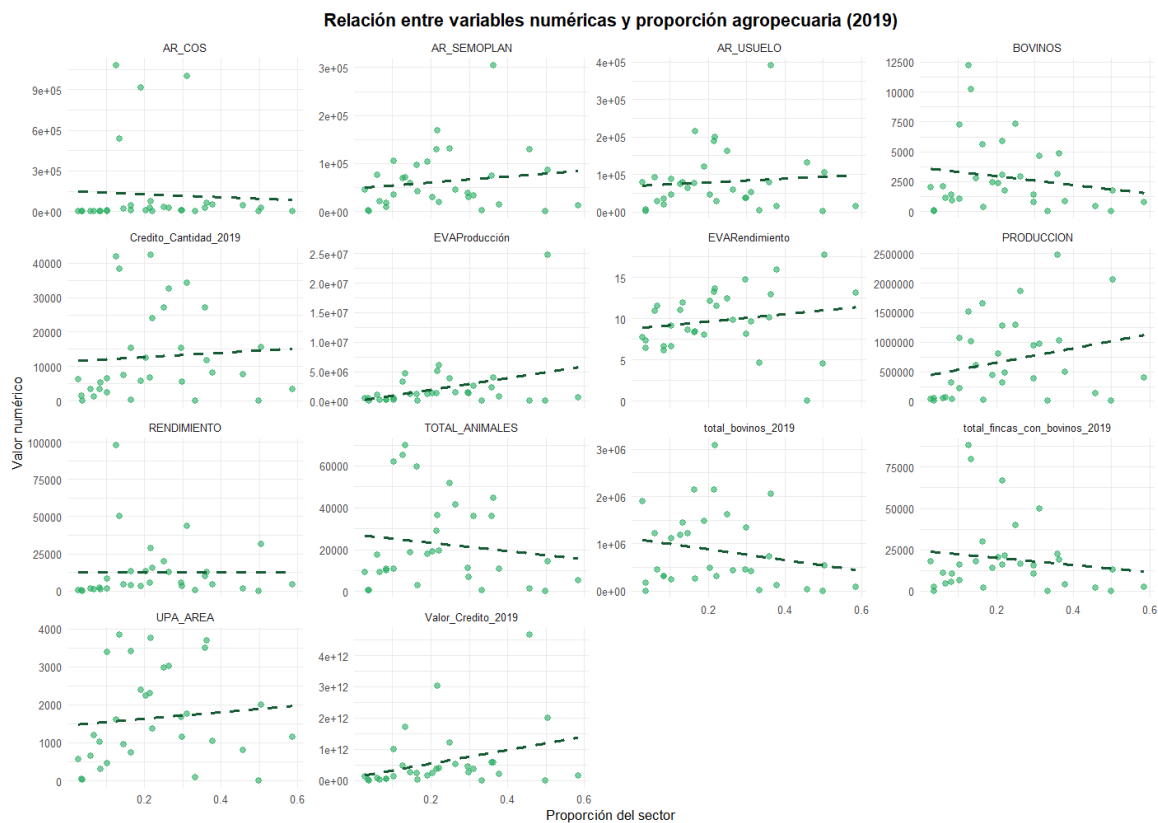


Figura 12: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso agrícola (2019)

Fuente: Resultados Propios con Información de la ENA

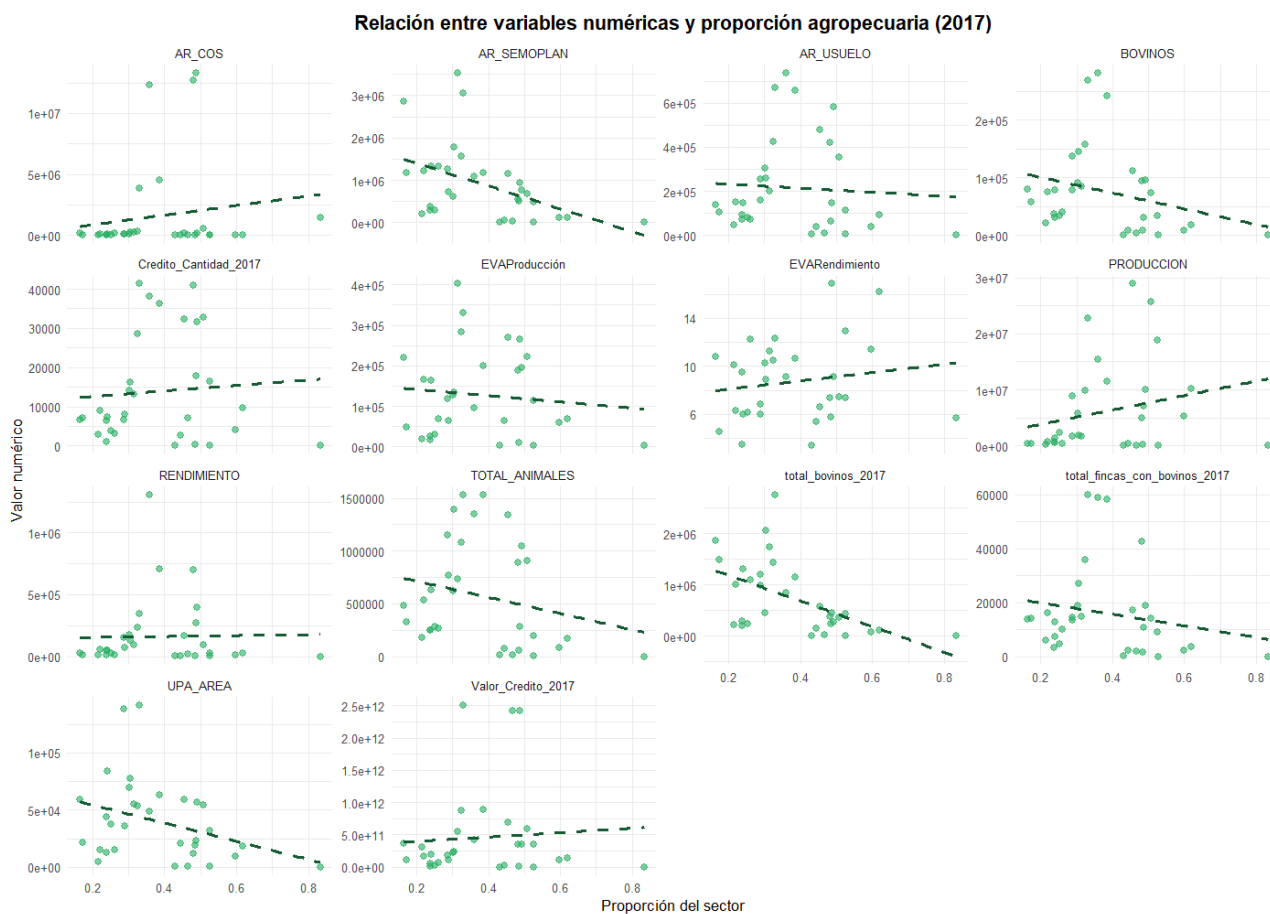


Figura 13: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso agrícola (2017). Resultados propios con información de la ENA.

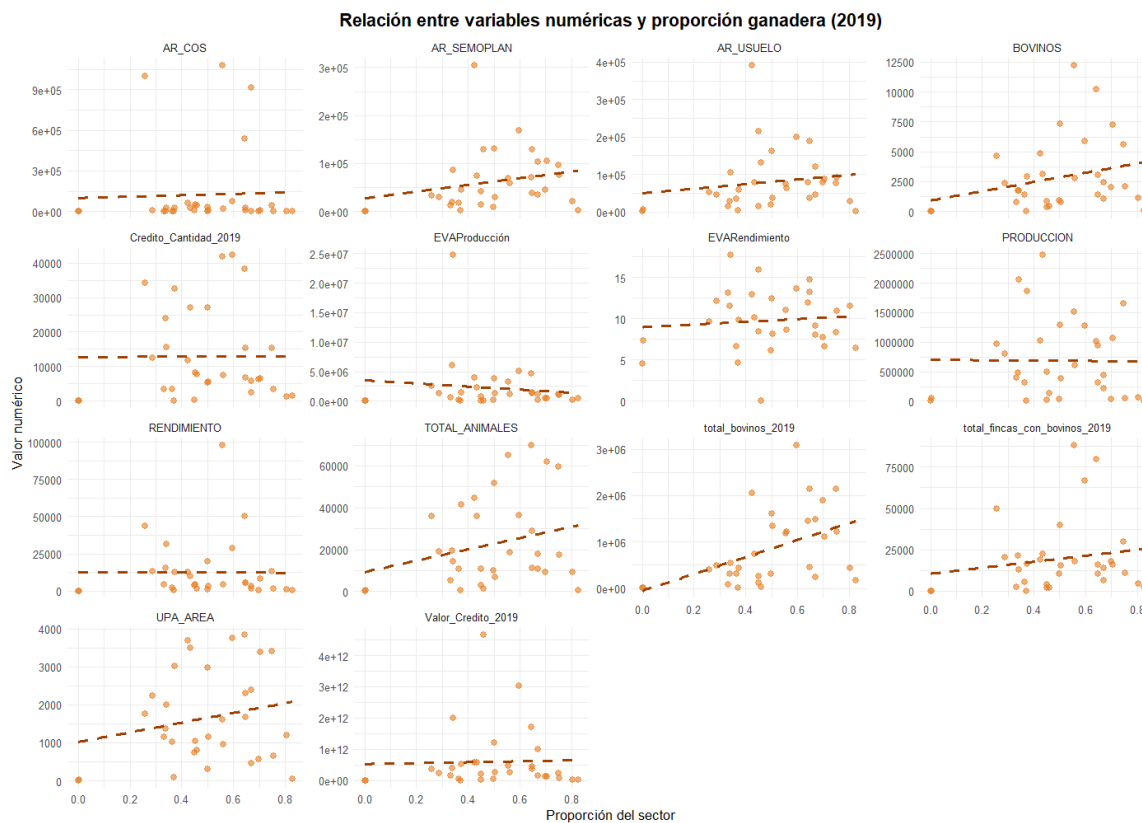


Figura 14: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso ganadero (2019). Resultados propios con información de la ENA.

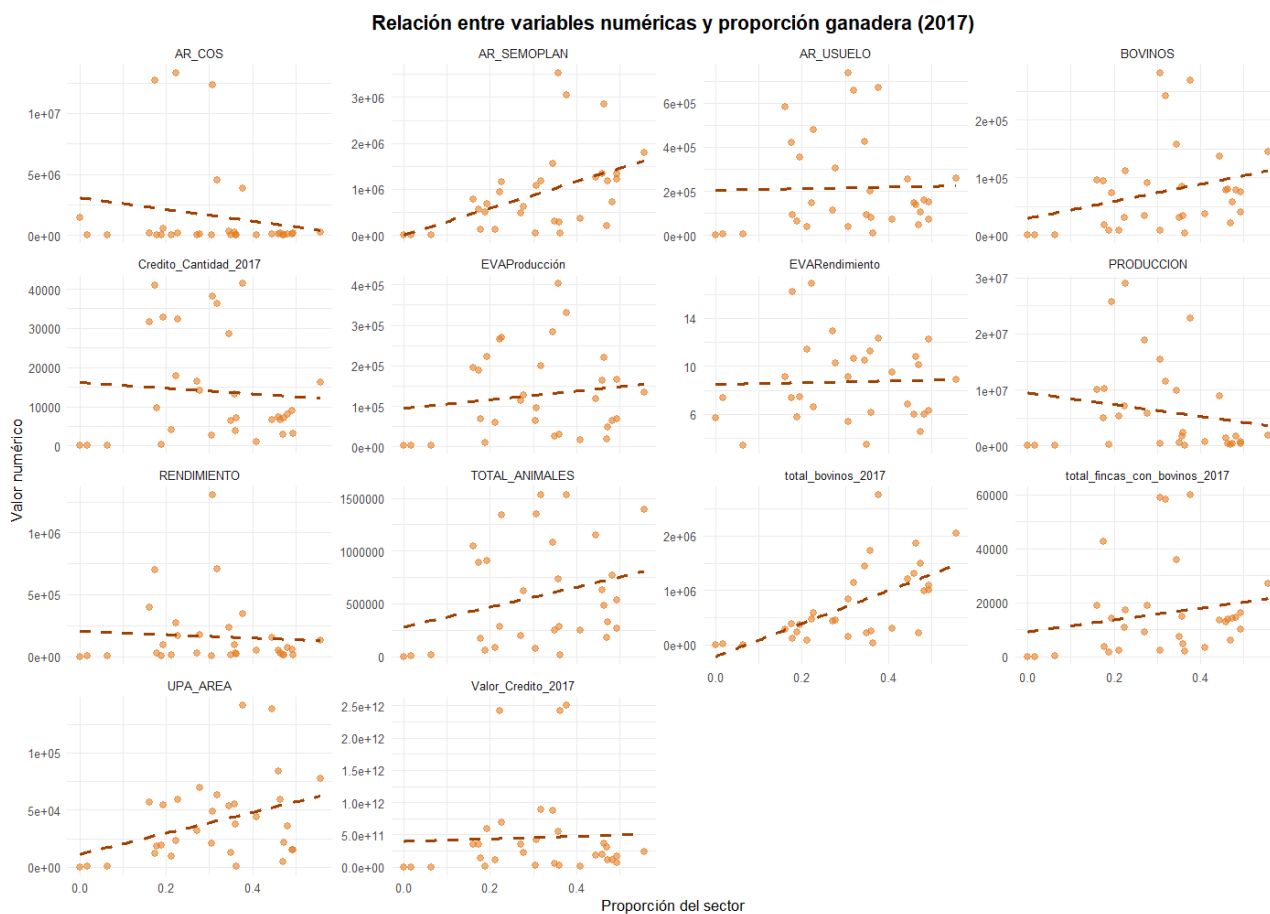


Figura 15: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso ganadero (2017). Resultados propios con información de la ENA.

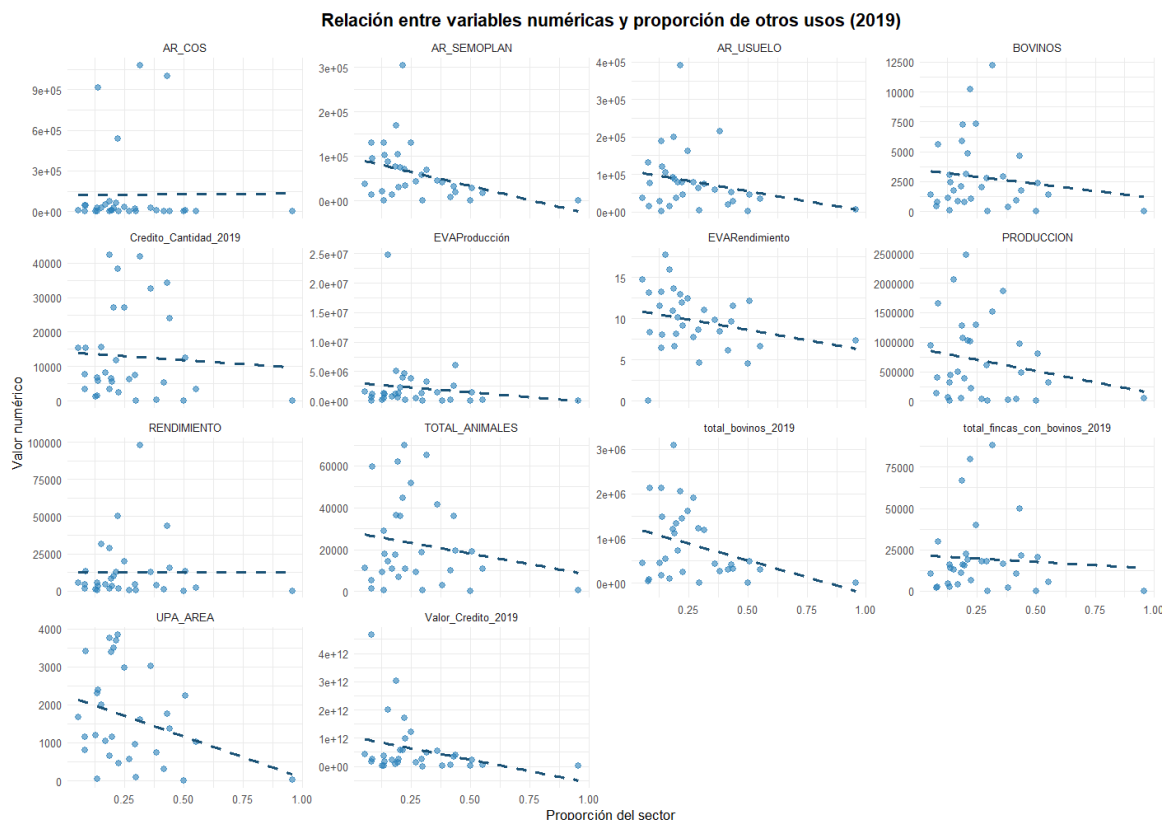


Figura 16: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso agrícola (2019). Resultados propios con información de la ENA.

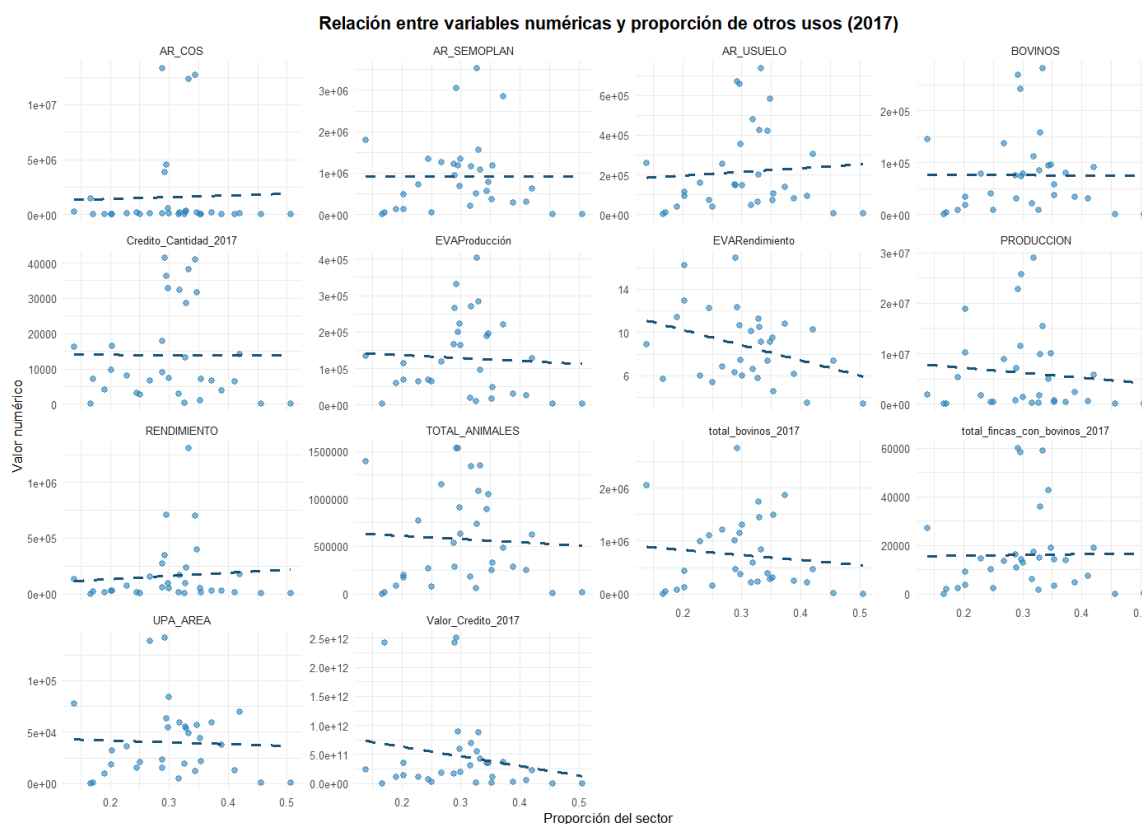


Figura 17: Relación entre la variables de estudio y el porcentaje de uso agrícola (2017). Resultados propios con información de la ENA.

En primera instancia, se observa la relación entre el uso del suelo y las variables de producción, área de la unidad productiva (UPA.AREA), área cosechada (AR.COS) y área sembrada (AR.SEMOPLAN) durante los

años 2017 y 2019. Los patrones que se muestran en las gráficas de dispersión concuerdan con la estructura productiva rural de Colombia, puesto que, se generó una disminución del área del suelo productivo para todos los tipos de actividad. Además, la variable UPA_AREA, AR_COS y PRODUCCIÓN muestran una tendencia positiva con la proporción de uso agrícola (PORAR_AGRO), lo que sugiere que los predios con mayor dedicación agrícola tienden a ser más extensos y a su vez mayormente productivos. Sin embargo, cuando las áreas se destinan a otros sectores productivos, se disminuye la productividad agrícola. Cabe destacar que de 2017 a 2019 hubo un aumento en el número de áreas sembradas y un cambio de tendencia positiva hacia la agricultura, reflejando una recuperación y aumento de las áreas sembradas en el país como se muestra en su respectiva gráfica.

Cabe destacar que, la producción muestra una disminución en su magnitud y de un año a otro la relación entre esta variable y el uso del suelo se aplanan ligeramente. Lo anterior se explica con los diagnósticos nacionales que señalan una baja productividad agrícola estructural debido a que el 38 % del territorio colombiano tiene uso agrícola efectivo y vinculada más a informalidad de la tenencia de la tierra, el acceso al crédito y la infraestructura que al tipo de uso declarado del suelo como posibles causas (Camacho & Toledo, 2022).

En relación entre el número de bovinos, el total de animales y el total de fincas con bovinos frente a la proporción de uso del suelo en los sectores agropecuarios, existe una asociación positiva debido a que las zonas que ejercen principalmente actividades ganaderas tienden a concentrar una mayor cantidad de animales, lo cual coincide puesto que el pastoreo es el uso agropecuario más extendido en el país y según el DANE (2025), muestran que el uso para actividades pecuarias representan más del 77 % del suelo agropecuario en el país.

En Colombia, los territorios con mayor proporción de suelo dedicado al sector agropecuario muestran una relación positiva tanto con la cantidad y el valor de los créditos otorgados, en consecuencia, las áreas con mayor vocación agrícola tienden a solicitar y recibir más financiamiento por parte de entidades bancarias. Si se observa el acceso al financiamiento de los pequeños productores, se encuentra que a pesar de enfrentar barreras a la inclusión financiera como costos de transacción, asimetrías de información y riesgo climático (Gáfar-González et al., 2025), los desembolsos recientes han aumentado los desembolsos alcanzando más de 56 billones de pesos entre 2022 y 2024 para productores (Finagro, agosto 2024). En contraste, las áreas de uso ganadería muestran una relación más débil con los créditos, lo cual puede explicarse debido que la ganadería cuenta con áreas de producción extensivas que dependen en menor medida de maquinaria e insumos, por lo cual, representaban solo el 22 % de los desembolsos agropecuarios de Banco Agrario de Colombia durante 2015 (Finagro, 2015).

Por último, en ambos años, en la variable de rentabilidad se observa que las dispersiones y las líneas de tendencia indican una relación débil entre el tipo de uso del suelo y el rendimiento. Se puede inferir que el rendimiento no depende de un uso específico del suelo reportado.

5. Resultados

Para encontrar un modelo que muestre el comportamiento de la proporción del uso de las áreas se evaluaron varias posibilidades dentro de los modelos de regresión espacial SAR.

Se eligió los modelos SAR debido a lo mencionado por parte de Ver Hoef, Hanks y Hooten (2018). Los autores mencionan que los modelos CAR describen la dependencia espacial mediante distribuciones condicionales locales, donde cada unidad depende únicamente de sus vecinos inmediatos. En contraste, los modelos SAR especifican la dependencia espacial mediante un rezago simultáneo que permite que los efectos se propaguen más allá de la vecindad inmediata, capturando patrones espaciales de alcance más amplio. Los modelos SAR son más flexibles para representar procesos con interacciones espaciales globales. Este fundamento respalda su uso en fenómenos como la ganaderización, donde los cambios se miran desde un punto de vista global.

Si bien los modelos Modelo de Error Espacial (SEM) constituyen una alternativa válida dentro de la econometría espacial, su uso se justifica principalmente cuando se asume que la dependencia espacial opera a través de factores no observados reflejados en el término de error. Dado que el objetivo central de este trabajo es identificar los determinantes observables que afectan directamente la proporción de uso del suelo, se priorizó una especificación en la que la interacción espacial actúa sobre la variable dependiente (modelo SAR).

En la tabla 3, se encuentran los modelos testeados durante el estudio en el cual se utilizaron diferentes transformaciones de los datos y fueron evaluados por su capacidad de predicción (a través del MAPE), además del p-valor de las variables de manera individual, dado el énfasis explicativo y aplicado del estudio.

Si bien se calcularon criterios de información como AIC y BIC para las distintas especificaciones, estos no condujeron a un aporte significativo para la evaluación entre modelos, ya que en algunos casos las especificaciones con menores valores de AIC/BIC no coincidían a coeficientes más significativos o mejor desempeño predictivo. En este contexto, AIC y BIC se utilizaron como medidas complementarias de ajuste global y no como criterio

principal para la selección final de los modelos reportados.

Para cada modelo, se utilizaron como variables dependientes los datos composicionales que representan las proporciones de uso del suelo en Agricultura, Ganadería y Otros Usos. Como variables independientes se incluyeron aquellas previamente descritas en el estudio. La evaluación de los modelos se utilizó tres medidas para este fin como el p-value de significancia de las variables, el AIC y el MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Para ello, primero se ajustaron los modelos y se calcularon los valores p de cada uno. Posteriormente, se estimó el MAPE a partir de una simulación que consistió en intervenir artificialmente la producción de un único departamento: Boyacá.

Durante cada iteración de la simulación, se modificó el valor de producción del departamento intervenido (Boyacá), mientras se mantuvieron constantes los valores correspondientes a los demás departamentos. A partir de los valores modificados, se generaron predicciones para Boyacá, las cuales se compararon con los valores reales para calcular el MAPE. Se probaron diferentes transformaciones de las variables, tales como transformaciones logarítmicas, Splines, ILR (Isometric Log-Ratio), y CLR (Centered Log-Ratio), entre otras. Para cada transformación se ajustaron dos modelos: uno para Ganadería y otro para Agricultura. En el caso particular de la transformación CLR, también se incluyó un modelo adicional para la categoría de Otros Usos (OTR).

Finalmente, cada modelo fue evaluado según las métricas mencionadas (MAPE, p-valor), permitiendo así comparar su desempeño y así utilizar la predicción para el análisis de datos composicionales. Los pasos descritos con anterioridad se realizaron con el año 2017.

Tabla 3: Modelos estimados para 2019

Modelo	Agro	Gan	Otros
ILRV1: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2019}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{RENDIMIENTO}) + \log(\text{Credito_Cantidad_2019}) + \log(\text{AR_COS}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVAREndimiento})$ ILRV2: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2019}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{RENDIMIENTO}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{BOVINOS}) + \log(\text{Credito_Cantidad_2019}) + \log(\text{AR_COS}) + \log(\text{AR_SEMOPLAN}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVAREndimiento})$	0.2784	0.3948	0.1912
ILRV1: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ILRV2: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.2771	0.3504	0.177
ILRV1: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ILRV2: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.2771	0.3504	0.177
ILRV1: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ILRV2: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.3069	0.4193	0.2612
ILRV1: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2019}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2019}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{Credito_Cantidad_2019})$ ILRV2: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2019}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{TOTAL_ANIMALES}) + \log(\text{AR_COS}) + \log(\text{AR_SEMOPLAN}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVAREndimiento})$	0.2571	0.3368	0.1791
CLR_AGRO, CLR_GAN, CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_AGRO, CLR_GAN, CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.3365	0.2084	0.2372
CLR_AGRO: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2019}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{Credito_Cantidad_2019}) + \log 1p(\text{EVAProducción})$ CLR_GAN: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2019}) + \log(\text{total_bovinos_2019}) + \log(\text{RENDIMIENTO}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{Credito_Cantidad_2019}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVAREndimiento})$ CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2019}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{AR_USUELO})$	0.4480	0.2552	0.3969

Modelo	Agro	Gan	Otros
CLR_AGRO, CLR_GAN, CLR_OTR: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.3037	0.2051	0.2365
CLR_AGRO: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito}_2019) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_bovinos}_2019) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{BOVINOS}) + \log(\text{Credito_Cantidad}_2019) + \log(\text{AR_COS})$ CLR_GAN: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos}_2019) + \log(\text{total_bovinos}_2019) + \log(\text{RENDIMIENTO}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{TOTAL_ANIMALES}) + \log(\text{Credito_Cantidad}_2019) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento})$ CLR_OTR: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito}_2019) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos}_2019) + \log(\text{total_bovinos}_2019) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS}) + \log(\text{AR_SEMOPLAN}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento})$	0.2239	0.2239	0.2368
ALR_AGRO $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ALR_GAN $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$	0.2597	0.1900	0.2231
ALR_AGRO $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{BOVINOS}) + \log(\text{AR_COS}) + \log(\text{AR_SEMOPLAN}) + \log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento})$ ALR_GAN $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos}_2019) + \log(\text{total_bovinos}_2019) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{Credito_Cantidad}_2019) + \log(\text{AR_SEMOPLAN})$	0.3382	0.3019	0.2683
ALR_AGRO $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{BOVINOS}) + \log(\text{AR_COS}) + \log(\text{AR_SEMOPLAN}) + \log 1p(\text{EVARendimiento})$ ALR_GAN $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos}_2019) + \log(\text{total_bovinos}_2019) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{Credito_Cantidad}_2019) + \log(\text{AR_SEMOPLAN})$	0.3600	0.3082	0.3141

Para el año 2019 se eligió el último modelo con una transformación ALR en la variable dependiente y una transformación logarítmica en las variables independientes descrito en la tabla anterior debido al nivel de significancia de todas las variables dentro de los modelos para agricultura y ganadería, además el nivel bajo del MAPE en la predicción de las proporciones de las áreas de agricultura, ganadería y otros fines productivos.

En el modelo sí se especificó un componente de referencia para la transformación ALR, utilizando como denominador la Proporción de Otros Usos (PORAR_OTR). Por ello, las transformaciones se definieron como $\log(\text{AGRO}/\text{OTR})$ y $\log(\text{GAN}/\text{OTR})$, que corresponden a las razones logarítmicas entre cada componente productivo y el componente de referencia.

En cuanto a los resultados de los modelos SAR (Spatial Autoregressive Model), el resumen estadístico mostró que el parámetro de autocorrelación espacial (ρ) fue estadísticamente significativo, confirmando la presencia de dependencia espacial en las variables respuesta. Lo que concuerda con los resultados de los índices de Moran realizados. Asimismo, la mayoría de los coeficientes asociados a las variables explicativas resultaron significativos al nivel de confianza del 95 %, manteniendo los signos esperados de acuerdo con la teoría y estudios previos.

El primer modelo muestra los siguientes indicios

- **$\log(\text{PRODUCCION})$ (0.305, $p < 0.001$):** Una mayor producción total está asociada con un aumento en la proporción agrícola, manteniendo el resto constante. Este resultado concuerda con el crecimiento del sector agropecuario en 2019, dado que el PIB agropecuario aumentó 2.5 %, impulsado por los cultivos permanentes y de exportación (DANE, 2020).
- **$\log(\text{AR_USUELO})$ (-1.679, $p < 0.001$):** A mayor área total de uso del suelo, menor proporción relativa agrícola, lo que sugiere que territorios con mucho suelo disponible tienden a diversificar más usos. Según el DANE (2020), el total del uso del suelo rural en 2019 fue de 50.102.269 hectáreas, de las cuales el uso pecuario ocupó 39.017,179 hectáreas (77.9 %), mientras que el uso agrícola ocupó solo 4.617,116 hectáreas (9.2 %).
- **$\log(\text{BOVINOS})$ (-1.176, $p < 0.001$):** Más cabezas de ganado se asocian negativamente con la proporción

agrícola, coherente con un desplazamiento hacia ganadería. La ganadería extensiva ocupa una gran parte del suelo agrícola: se estima que un 89 % de la tierra agrícola se dedica a la ganadería en 2019 (Castellanos, Lara, & Rodríguez, 2020).

- **log(AR_COS) (0.202, $p < 0.001$):** Mayor área cosechada impulsa la proporción agrícola. Sin embargo, el área cosechada ha disminuido a través de los años, posicionando este año como uno de los de menores áreas cosechadas en los últimos 16 años (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2025).
- **log(AR_SEMOPLAN) (1.999, $p < 0.001$):** Las áreas sembradas en cultivos permanentes/planeados tienen un fuerte efecto positivo sobre el uso agrícola. No obstante, las hectáreas sembradas disminuyeron de 2017 a 2019, pasando de 5,460,174 ha a 5,264,116 ha (UPRA, 2025).
- **log1p(EVARendimiento) (1.278, $p < 0.005$):** Este resultado indica que territorios con mayores niveles relativos de rendimiento tienden a asignar una mayor proporción de su superficie. Cabe destacar que, según el Ministerio de Agricultura (2025) la rentabilidad desde 2013 había venido creciendo durante siete años consecutivos, obteniendo en 2019 una rentabilidad agrícola promedio de 1.26; sin embargo, a partir de 2019 los índices han decrecido hasta alcanzar 0.98 en 2023.

Tabla 4: Ajuste del Modelo SAR ALR_AGRO

Variable	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.7469	0.9864	-0.7572	0.4489
log(PRODUCCION)	0.3047	0.0901	3.3803	0.0007
log(AR_USUELO)	-1.6787	0.1930	-8.6965	$< 2.2 \times 10^{-16}$
log(BOVINOS)	-1.1763	0.1765	-6.6658	2.633×10^{-11}
log(AR_COS)	0.2024	0.0604	3.3525	0.0008
log(AR_SEMOPLAN)	1.9990	0.2124	9.4122	$< 2.2 \times 10^{-16}$
log1p(EVAProducción)	-0.1729	0.0891	-1.9420	0.0521
log1p(EVARendimiento)	1.2779	0.4532	2.8199	0.0048

Respecto al segundo modelo muestra los siguientes hallazgos:

- **log(PRODUCCION) (-0.310, $p < 0.01$):** Una mayor producción total se asocia con una menor proporción de área destinada a ganadería. La competencia por uso notable por área se muestra puesto que, aunque Colombia en 2014 poseía alrededor de 15 millones de hectáreas con vocación ganadera; no obstante, más de 35 millones (ha) se usan para la ganadería, indicando un uso inadecuado de tierras forestales y agrícolas (Ardila, 2024).
- **log(total_fincas_con_bovinos_2019) (-1.376, $p < 0.001$):** Un mayor número de fincas con bovinos se asocia fuertemente con una menor proporción ganadera. Se explica por la estructura de la ganadería en el país. Según datos del DANE y el Instituto Colombiano Agropecuario (ICA), el 80 % de las fincas ganaderas en Colombia tienen menos de 50 cabezas de ganado, lo que indica una alta dispersión de la actividad ganadera en pequeños predios (BBVA Research, 2024).
- **log(total_bovinos_2019) (0.909, $p < 0.001$):** Más cabezas de ganado están asociadas positivamente con la proporción ganadera, lo que es coherente con un uso más intensivo para esta actividad. En el año 2019 en contraste con el año 2017 hubo un aumento en la producción ganadera, obteniendo 4.966.000 ton obteniendo una variación del 7.1 % (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2025).
- **log(AR_USUELO) (-1.237, $p < 0.001$):** A mayor área total de uso del suelo, menor proporción ganadera, lo que sugiere que en territorios más extensos hay mayor diversificación hacia otros usos.
- **log(Credito_Cantidad_2019) (0.828, $p < 0.001$):** Mayores montos de crédito se relacionan positivamente con la proporción ganadera, lo que podría indicar que el financiamiento impulsa esta actividad.
- **log(AR_SEMOPLAN) (1.305, $p < 0.001$):** Las áreas sembradas en cultivos permanentes o planificados se asocian de forma positiva con la proporción ganadera, lo que podría reflejar complementariedad entre estas actividades.

Modelo SAR ALR_GAN

Tabla 5: Ajuste del Modelo SAR ALR_AGRO

Variable	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-3.2295	0.9732	-3.3185	0.0009
log(PRODUCCION)	-0.1726	0.1235	-1.3984	0.1620
log(total_fincas_con_bovinos_2019)	-1.2971	0.3194	-4.0612	0.0000
log(total_bovinos_2019)	1.4370	0.2451	5.8625	4.6×10^{-9}
log(RENDIMIENTO)	0.3428	0.1368	2.5056	0.0122
log(AR_USUELO)	-1.3750	0.1651	-8.3264	$< 2.2 \times 10^{-16}$
log(TOTAL_ANIMALES)	-0.1963	0.1761	-1.1147	0.2650
log(Credito_Cantidad_2019)	0.6244	0.1786	3.4961	0.0005
log(AR_SEMOPLAN)	0.9627	0.2212	4.3522	0.0000
log1p(EVAProducción)	-0.4523	0.1007	-4.4908	7.1×10^{-6}
log1p(EVARendimiento)	1.6023	0.4348	3.6853	0.0002

Los resultados obtenidos en la predicción de los niveles de producción del departamento fijo que en este caso es Boyacá, indica que el error porcentual medio absoluto se mantuvo en valores relativamente bajos, lo cual sugiere un buen ajuste global del modelo a los datos observados. En conjunto, la combinación de un bajo MAPE y la significancia de los parámetros clave indica que el modelo presenta un adecuado ajuste y una sólida capacidad predictiva, siendo útil para la proyección de valores en unidades territoriales no muestreadas y para la identificación de patrones espaciales relevantes.

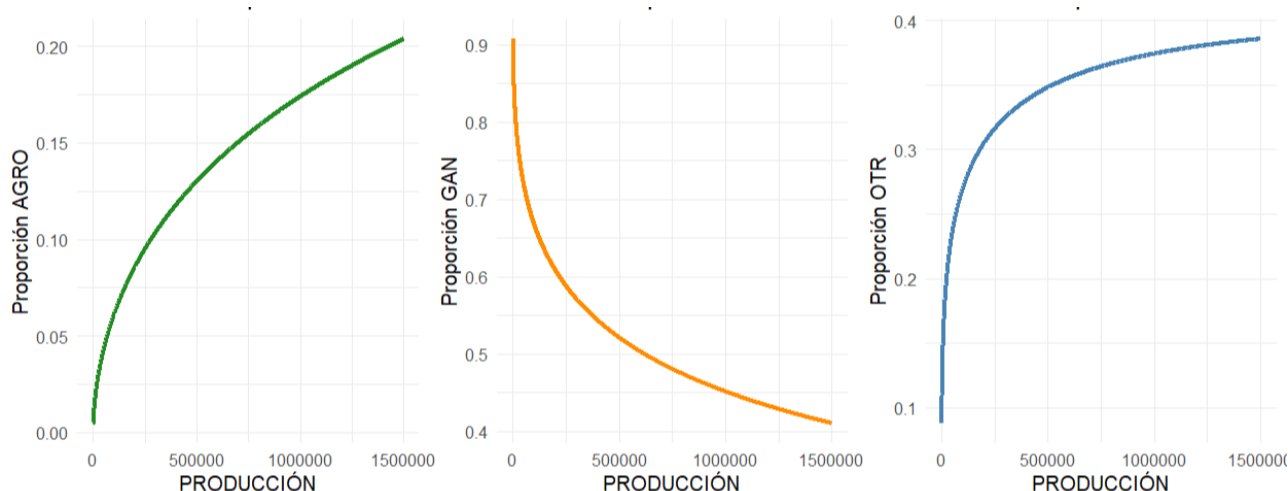


Figura 18: Predicciones del modelo SAR para la producción en Boyacá según el % del tipo del suelo (2019). Resultados propios con información de la ENA.

Aplicando este modelo para el departamento de Boyacá, si los valores observados por el porcentaje del uso de áreas, se estima que 12.72 % del área se destina a actividades de agricultura, 55.67 % de ganadería y 31.60 % de otros usos del suelo. Si se contrasta la información observada con lo proyectado, especialmente para niveles altos de producción se encuentra dentro del rango. Acorde con los resultados del modelo SAR, la proporción agrícola y otros usos tienden a incrementarse conforme crece la producción agrícola, mientras que la proporción ganadera disminuye paulatinamente, lo cual se infiere que si se expanden las áreas de uso ganadero puede influir negativamente en la producción, en cambio, si se usa el suelo para fines agropecuario u otros fines distintos a la ganadería impactan positivamente en la producción. La estructura productiva del departamento concuerda con los resultados del modelo debido a que las actividades de agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca representan el 14.5 % del PIB, representando la segunda actividad económica más importante (FEDEPAPA, 2023). Los MAPE promedio (34.13 % para AGRO, 30.09 % para GAN y 30.78 % para OTR) reflejan una precisión moderada y consistente del modelo, respaldando la interpretación del comportamiento productivo del departamento.

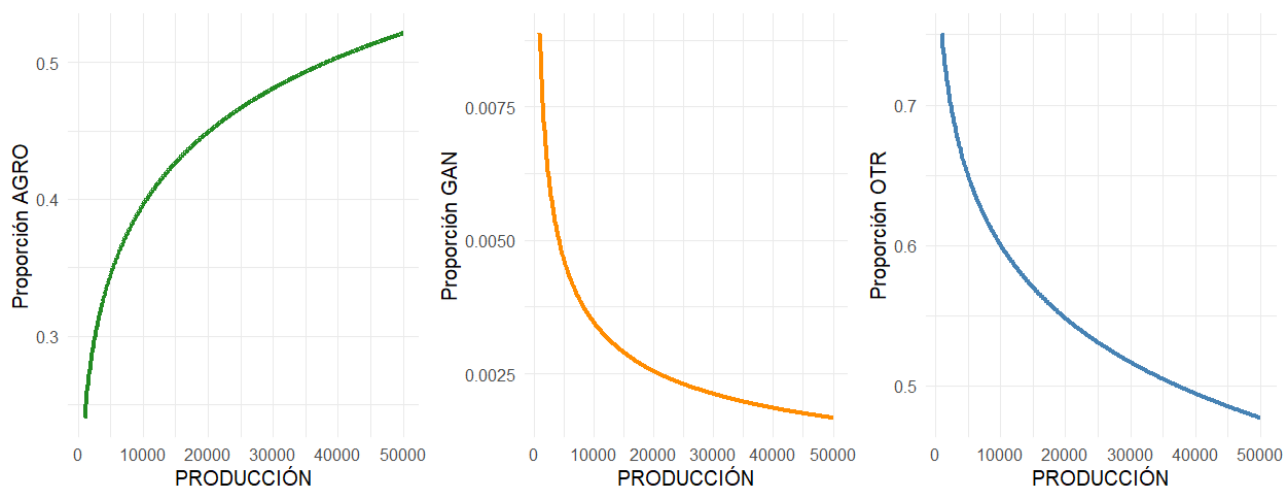


Figura 19: Predicciones del modelo SAR para la producción en Amazonas según el % del tipo del suelo (2019). Resultados propios con información de la ENA.

En cuanto al departamento del Amazonas, los valores observados para el porcentaje del uso de áreas, 49.91 % del área se destina a actividades agrícolas, 0.17 % a ganadería y 49.91 % a otros usos del suelo. Al contrastar la información observada con los datos predichos del modelo, se encuentra que los valores se ubican dentro de los rangos estimados por el modelo. De acuerdo con los resultados del modelo SAR, la proporción agrícola muestra una tendencia creciente conforme aumenta la producción, mientras que la proporción ganadera disminuye hacia valores cercanos a cero. Por su parte, la proporción destinada a otros usos tiene una tendencia negativa, lo que sugiere una estructura productiva orientada principalmente hacia actividades agropecuarias. Lo anterior concuerda con el contexto actual puesto que, Amazonas presenta una economía marcada por su vocación forestal y de subsistencia y cuenta con áreas dedicadas a la agricultura principalmente para autoconsumo cultivando arroz, cacao, caña panelera, frijol, maíz, plátano y yuca (Meisel Roca, Bonilla Mejía, & Sánchez Jabba, 2013). Los MAPE promedio (33.69 % para AGRO, 22.52 % para GAN y 30.02 % para OTR) reflejan una precisión moderada y consistente del modelo, respaldando la coherencia entre las predicciones y la configuración productiva observada en el departamento.

Tabla 6: Modelos estimados para 2017

Modelo	Agro	Gan	Otros
ILRV1: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2017}) + \log(\text{total_bovinos_2017}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS})$ ILRV2: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{AR_USUELO})$	0.1687	0.1685	0.1935
ILRV1: $\log(\text{todas las variables})$ ILRV2: $\log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.1687	0.1685	0.1935
ILRV1 (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos_2017}) + \log(\text{total_bovinos_2017}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS})$ ILRV2 (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito_2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{AR_USUELO})$	0.1775	0.1756	0.2022
ILRV1 (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ILRV2 (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.2571	0.3368	0.1791
ALR_AGRO: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ALR_GAN: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.1393	0.1696	0.1888

Nota: Los valores presentados corresponden a MAPE.

Modelo	Agro	Gan	Otros
ALR_AGRO: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ ALR_GAN: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.1406	0.1434	0.1868
ALR_AGRO: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito.2017}) + \log(\text{UPA_AREA})$ ALR_GAN: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito.2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos.2017}) + \log(\text{total_bovinos.2017}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS})$	0.1907	0.1742	0.2141
ALR_AGRO: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{TOTAL_ANIMALES}) + \log(\text{AR_COS})$ ALR_GAN: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito.2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{AR_COS})$	0.1393	0.1696	0.1888
CLR_AGRO: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_GAN: $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.1366	0.1392	0.1802
CLR_AGRO: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_GAN: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.1286	0.1661	0.1838
CLR_AGRO (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_GAN (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ CLR_OTR (Splines): $bs(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{todas las variables})$ Excepto: $\log 1p(\text{EVAProducción}) + \log 1p(\text{EVARendimiento}) + \log(\text{BOVINOS})$	0.136	0.1512	0.2079
CLR_AGRO: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos.2017}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS})$ CLR_GAN: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{Valor_Credito.2017}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos.2017}) + \log(\text{total_bovinos.2017}) + \log(\text{AR_USUELO}) + \log(\text{AR_COS})$ CLR_OTR: $\log(\text{PRODUCCION}) + \log(\text{UPA_AREA}) + \log(\text{total_fincas_con_bovinos.2017}) + \log(\text{total_bovinos.2017}) + \log(\text{AR_USUELO})$	0.1382	0.1867	0.1772

En 2017 se optó por un modelo SAR aplicando una transformación CLR a la variable dependiente y una transformación logarítmica a las variables independientes, tal como se describe en la tabla anterior. Esta especificación fue seleccionada debido a que la mayoría de los coeficientes resultaron estadísticamente significativos para las variables composicionales analizadas (agricultura, ganadería y otros usos productivos), además de que el modelo mostró un MAPE bajo al predecir las proporciones de área correspondientes a cada uso del suelo.

Cabe mencionar que, al evaluar distintas transformaciones composicionales de la variable dependiente, incluyendo ALR, ILR y CLR, con el fin de identificar el modelo que presentará un mejor desempeño. Los resultados mostraron que los modelos basados en la transformación CLR presentaron un mejor ajuste global, mayor estabilidad en la estimación de los coeficientes y una interpretación más clara de los efectos espaciales en comparación con las alternativas ALR e ILR. Si bien se reconoce que la transformación CLR induce una matriz de covarianza singular debido a la restricción de suma cero, en la práctica las estimaciones por máxima verosimilitud no presentaron problemas de convergencia ni de identificación de parámetros.

En cuanto a los modelos SAR, el análisis estadístico evidenció que el parámetro de autocorrelación espacial (ρ) fue significativo, confirmando la existencia de dependencia espacial en las variables de interés. Este resultado es coherente con los índices de Moran calculados previamente, lo cual respalda la pertinencia del enfoque espacial empleado. Asimismo, la mayoría de las variables explicativas presentaron significancia estadística al 95 % de confianza.

Modelo SAR CLR_AGRO

- **log(PRODUCCION)** (0.169, $p < 0.001$): Un aumento en la producción total está asociado con un incremento en la proporción agrícola, manteniendo constantes las demás variables. Este resultado concuerda con el crecimiento del sector agropecuario en 2017, dado que el PIB agropecuario aumentó 4.9 %, impulsado por los cultivos permanentes y de exportación (DANE, 2018).
- **log(UPA_AREA)** (-0.248, $p < 0.001$): A mayor tamaño promedio de las UPA, menor proporción agrícola, lo que sugiere que predios más grandes tienden a destinar mayor proporción del área a otros usos. DANE (2019), menciona que el total del uso del suelo rural en 2019 fue de 50.102.269 hectáreas, de las cuales el uso pecuario ocupó 40,872,884 hectáreas (78.2 %), mientras que el uso agrícola ocupó solo 3,819,723 hectáreas (7.3 %).
- **log(total_fincas_con_bovinos_2017)** (-0.499, $p < 0.001$): Un mayor número de fincas con ganado bovino se asocia negativamente con la proporción agrícola, coherente con un desplazamiento hacia actividades ganaderas. Es relevante mencionar que, en Colombia la ganadería ocupa aproximadamente un tercio de su área rural, equivalente a 34.4 millones de hectáreas en 2015. Un alto porcentaje de esta actividad se realiza bajo sistemas productivos extensivos, en praderas de baja productividad, algunas veces severamente degradadas, y con densidades bajas de ganado bovino (CIPAV, 2021).
- **log(AR_USUELO)** (0.281, $p < 0.01$): Una mayor superficie de uso agropecuario se vincula positivamente con la proporción agrícola.
- **log(AR_COS)** (0.083, $p < 0.001$): Un incremento en el área cosechada favorece la proporción agrícola, aunque con un efecto menor. Las áreas cosechadas en el 2017 ascendieron a 4,738,322 hectáreas teniendo un crecimiento de 3.8 % con respecto al año anterior (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2025).

Tabla 7: Ajuste del modelo SAR CLR_AGRO

Variable	Estimación	Error Est.	z-value	p-value
(Intercept)	0.4685	0.3641	1.2868	0.1982
log(PRODUCCION)	0.1692	0.0239	7.0778	1.465×10^{-12}
log(UPA_AREA)	-0.2479	0.0360	-6.8804	5.969×10^{-12}
log(total_fincas_con_bovinos_2017)	-0.4988	0.0694	-7.1817	6.886×10^{-13}
log(AR_USUELO)	0.2811	0.1043	2.6942	0.0071
log(AR_COS)	0.0830	0.0211	3.9291	8.527×10^{-05}

Modelo SAR ALR_GAN

- **log(PRODUCCION)** (-0.130, $p < 0.001$): Una mayor producción total se asocia negativamente con la proporción ganadera, sugiriendo que, al especializarse en actividades agrícolas, la participación ganadera disminuye. Se muestra una competencia por el espacio de la ganadería hacia otros tipos de uso, puesto que según el instituto Humboldt, el pastoreo de ganado es el uso de tierra más extendido en Colombia y también un importante motor de la expansión de la frontera agropecuaria (Zuluaga & Etter, 2017).
- **log(Valor_Credito_2017)** (0.100, $p < 0.01$): Un mayor acceso a crédito se relaciona positivamente con la actividad ganadera.
- **log(UPA_AREA)** (0.520, $p < 0.001$): Unidades productivas más extensas presentan una mayor proporción de uso ganadero. concluye que los sistemas ganaderos predominantes siguen siendo extensivos, orientados por la ocupación de grandes superficies de pasturas (y expansión de tierras) en lugar de intensificación (Campuzano Duque, Triana Ángel, & Burkart, 2022).
- **log(total_fincas_con_bovinos_2017)** (0.847, $p < 0.001$): Un mayor número de predios ganaderos incrementa significativamente la proporción dedicada a esta actividad.
- **log(total_bovinos_2017)** (-0.175, $p < 0.01$): Un mayor número de cabezas de ganado podría reflejar concentración productiva y menor proporción ganadera. La producción en bovinos en el 2017 ascendió a 1,756,590 hectáreas teniendo un crecimiento de 4.13 % con respecto al año anterior (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2025).
- **log(AR_USUELO)** (-0.796, $p < 0.001$): Áreas más extensas podrían destinarse a otros usos distintos a la ganadería.

- **log(AR_COS)** (-0.116, $p < 0.001$): Evidencia de competencia entre uso agrícola y ganadero del suelo.

Tabla 8: Ajuste del modelo SAR ALR_GAN

Variable	Estimación	Error Est.	z-value	p-value
(Intercept)	-2.5539	0.5640	-4.5289	0.0000
log(PRODUCCION)	-0.1302	0.0329	-3.9494	0.0001
log(Valor_Credito_2017)	0.1002	0.0385	2.6041	0.0092
log(UPA_AREA)	0.5201	0.0564	9.2179	$< 2.2 \times 10^{-16}$
log(total_fincas_con_bovinos_2017)	0.8473	0.1087	7.7976	6.311×10^{-15}
log(total_bovinos_2017)	-0.1754	0.0615	-2.8544	0.0043
log(AR_USUELO)	-0.7962	0.0865	-9.2043	$< 2.2 \times 10^{-16}$
log(AR_COS)	-0.1160	0.0272	-4.2638	0.0000

Modelo SAR ALR_OTR

- **(Intercept)** (-1.554, $p < 0.05$): El intercepto negativo no representa una situación real del territorio, ya que las variables explicativas se encuentran transformadas en logaritmos. Su valor debe interpretarse como un término de ajuste del modelo que indica que, en promedio y una vez considerados los efectos de las demás variables y la dependencia espacial, la proporción relativa asociada a los otros usos del suelo se ubica en un nivel bajo respecto a la categoría de referencia.
- **log(PRODUCCION)** (-0.035, $p = 0.305$): Aunque no es estadísticamente significativo, una mayor producción total se asocia de forma negativa con la variable dependiente, lo que podría sugerir que territorios con mayor producción agrícola general tienden a presentar un menor valor en la variable de interés, posiblemente por especialización en actividades distintas a la analizada.
- **log(UPA_AREA)** (-0.302, $p < 0.001$): Un mayor tamaño promedio de las Unidades de Producción Agropecuaria se asocia de forma negativa con la variable dependiente, lo que indicaría que predios más extensos presentan menor intensidad relativa en la actividad analizada, posiblemente por dedicarse a otros usos.
- **log(total_fincas_con_bovinos_2017)** (-0.430, $p < 0.001$): Un mayor número de fincas con bovinos se asocia negativamente con la variable dependiente, lo que podría reflejar un desplazamiento de la actividad de interés por la actividad ganadera.
- **log(total_bovinos_2017)** (0.155, $p < 0.05$): Un mayor número de cabezas de ganado está asociado positivamente con la variable dependiente, lo que podría indicar que cierta intensidad ganadera contribuye al desarrollo de la actividad analizada.
- **log(AR_USUELO)** (0.592, $p < 0.001$): A mayor área total de uso del suelo, la variable dependiente tiende a aumentar, lo que sugiere que en territorios con mayor superficie disponible se destina más a la actividad medida.

Tabla 9: Ajuste del modelo SAR ALR_OTR

Variable	Estimación	Error Est.	z-value	p-value
(Intercept)	-1.55432	0.68002	-2.2857	0.02227
log(PRODUCCION)	-0.03493	0.03402	-1.0267	0.30454
log(UPA_AREA)	-0.30203	0.04804	-6.2868	3.240e-10
log(total_fincas_con_bovinos_2017)	-0.43013	0.13009	-3.3065	0.0009447
log(total_bovinos_2017)	0.15535	0.06924	2.2436	0.02486
log(AR_USUELO)	0.59235	0.15033	3.9403	8.137e-05

Los resultados obtenidos en la predicción de los niveles de producción del departamento fijo que en este caso es Boyacá, indica que el error porcentual medio absoluto se mantuvo en valores relativamente bajos, lo cual sugiere un buen ajuste global del modelo a los datos observados. En conjunto, la combinación de un bajo MAPE y la significancia de los parámetros clave indica que el modelo presenta un adecuado ajuste y una sólida capacidad predictiva, siendo útil para la proyección de valores en unidades territoriales no muestreadas y para la identificación de patrones espaciales relevantes.

Efecto de la PRODUCCIÓN sobre proporciones CLR invertidas

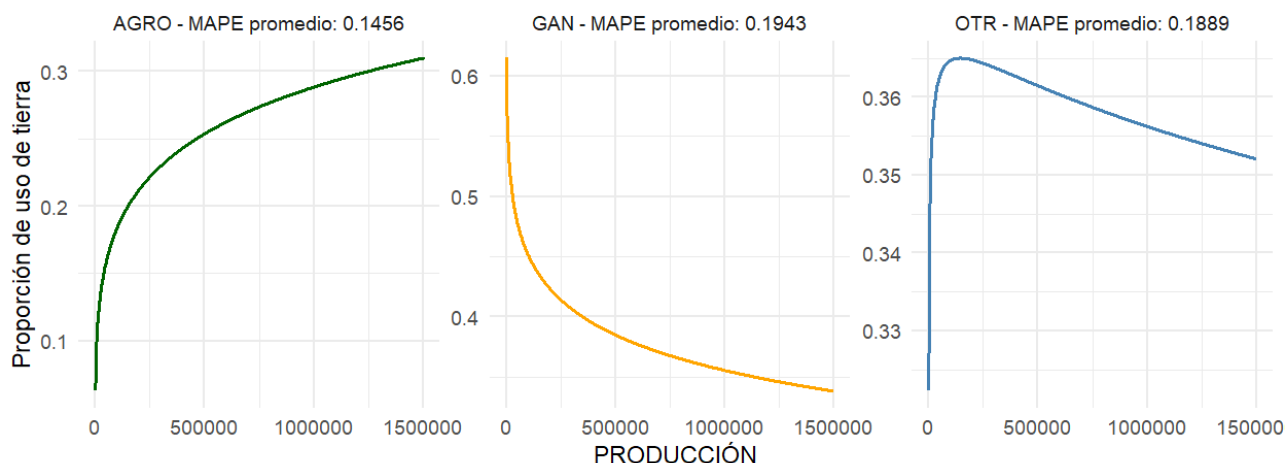


Figura 20: Predicciones del modelo SAR para la producción en Boyacá según el % del tipo del suelo (2019). Resultados propios con información de la ENA.

En el caso de Boyacá, en los valores observados en la ENA se observa que 35.92 % del área corresponde a uso agrícola, 30.74 % a ganadería y 33.34 % a otros usos del suelo. Al contrastar lo observado con lo proyectado en el modelo, se evidencia que los valores observados se mantienen dentro del rango proyectado, particularmente en niveles altos de producción. Según los resultados del modelo SAR para 2017, la proporción agrícola y otros usos del suelo tienden a incrementarse a medida que aumenta la producción, mientras que la proporción ganadera disminuye de forma progresiva, lo cual conserva la estructura productiva que se muestra en 2019. Boyacá en relación a las actividades agropecuarias participó en 2017 un 9,9 % de su valor agregado siendo la sexta actividad más relevante para el departamento lo que sugiere la coexistencia de otras actividades predominantes en el departamento que aportan a la productividad agrícola.

Efecto de la PRODUCCIÓN sobre proporciones CLR invertidas

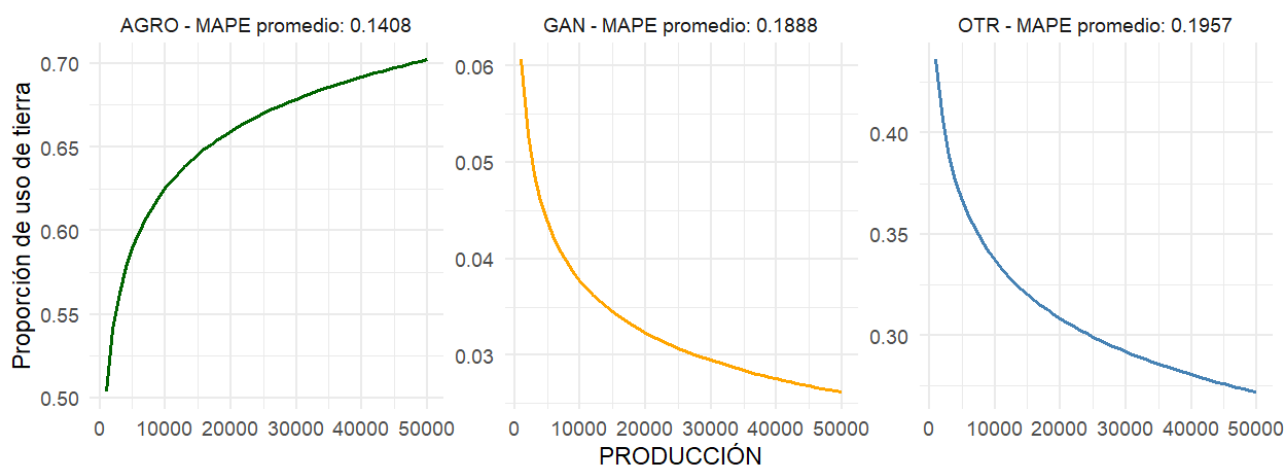


Figura 21: Predicciones del modelo SAR para la producción en Boyacá según el % del tipo del suelo (2019). Resultados propios con información de la ENA.

En Amazonas, se muestra que 43.06 % del área se destina a actividades agrícolas, 6.35 % a ganadería y 50.59 % a otros usos del suelo. En contraste con lo proyectado por el modelo SAR, se observa que las predicciones se mantienen dentro de los rangos esperados para los diferentes niveles de producción. Las tendencias estimadas señalan que, en escenarios de mayor producción, la proporción agrícola aumenta gradualmente, mientras que la proporción ganadera tiende a disminuir hasta niveles muy bajos. La proporción destinada a otros usos evidencia un comportamiento mixto, pero manteniéndose dominante dentro de la estructura espacial del departamento. Esto coincide con las características socioeconómicas de la región, donde prevalece una economía basada en actividades agrícolas de subsistencia y alta presencia de territorio con vocación forestal.

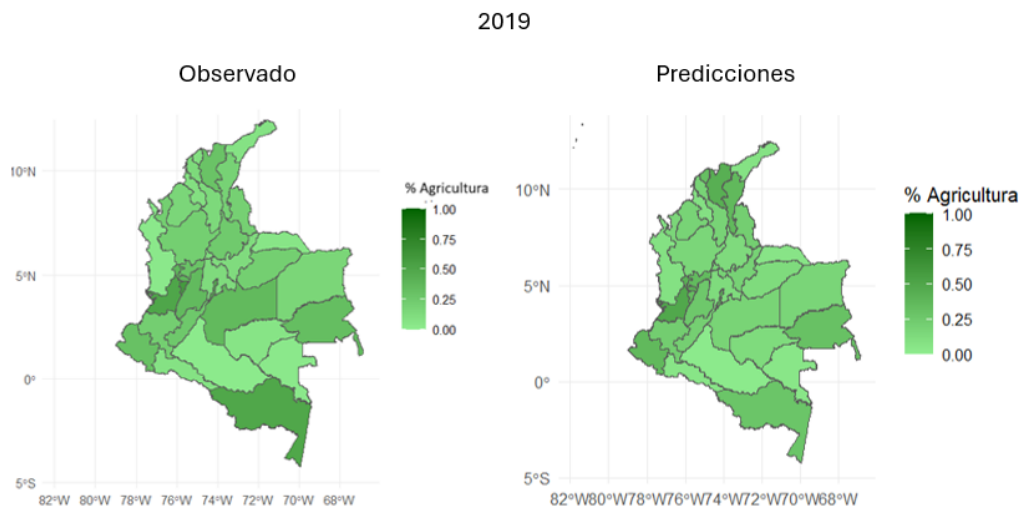


Figura 22: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo agricultura (2019). Resultados propios con información de la ENA.

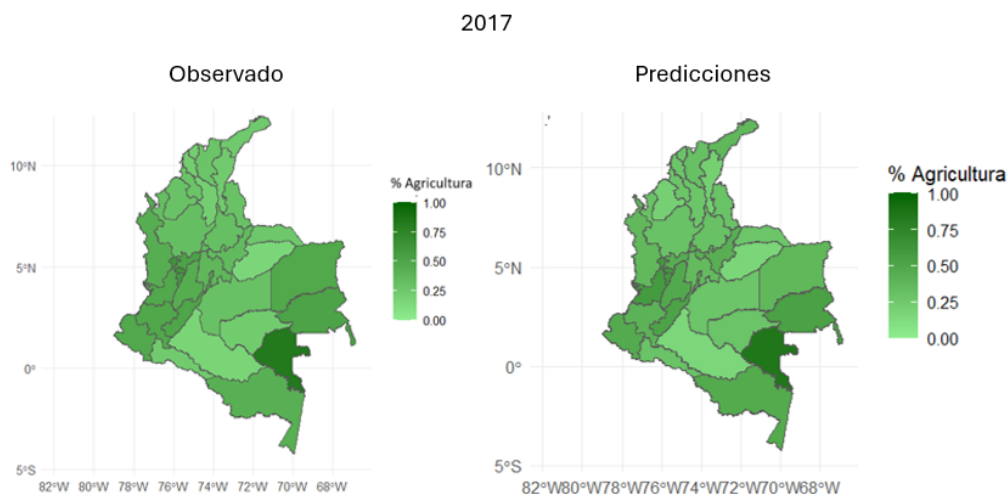


Figura 23: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo agricultura (2019). Resultados propios con información de la ENA.

Los mapas de observado y predicciones para la proporción de uso agrícola del suelo en Colombia durante 2017 y 2019 se observa coherencia y similitud entre datos reales y los estimados por los modelos SAR, ya que reproducen la mayor concentración de actividades agrícolas en la región Andina y algunos departamentos del Caribe, donde se encuentran las zonas con mayor producción agrícola (Singh, y otros, 2024). Los departamentos los que el modelo más sobrestiman el porcentaje de áreas agrícolas son Amazonas y Meta.

Al contrastar los años 2017 y 2019 se observa un aumento de las áreas agrícolas principalmente en los departamentos de Tolima, Huila y Valle del Cauca, lo que sugiere una reconversión de suelos anteriormente ganaderos o de otros usos hacia la producción agrícola. En contraste, Vaupés y Guaviare, presentan reducción en la proporción de suelos agrícolas, lo que puede explicarse por factores ambientales y de control territorial, así como por procesos de reforestación y disminuir la expansión de ocupación de áreas para fines agropecuarios promovidos por el Programa Visión Amazonía y por el Incentivo a la Tasa de Interés para el Pago por Servicios Ambientales (ITPS)” que buscan reducir la deforestación del Amazonas (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2021). Este aumento de hectáreas a estas zonas se debe a que, durante 2019 la oficina del Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural (MADR) reporta que se pusieron en marcha nuevas líneas de crédito para el sector, como “Agro Colombia Produce”, que impulsaron al sector (Finagro, 2019). En el caso puntual de Vaupés, la producción agrícola decreció drásticamente puesto a que no hubo registro del cultivo de caña panelera, el cual era el uno de los más prevalentes en el año 2017 (DANE, 2020).

En términos generales, el periodo analizado evidencia una redistribución espacial del uso agrícola, con consolidación en zonas tradicionalmente productivas y contracción en áreas periféricas. Una de las causas de la disminución de áreas en algunas zonas es debido al fenómeno de las Niña (2018–2019) mientras algunas regiones

sufrieron pérdidas y transformaciones temporales en el uso de pastos, otras iniciaron procesos de recuperación y ajustes productivos que condujeron a una reconfiguración territorial del uso agrícola (Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres. 2023).

2019

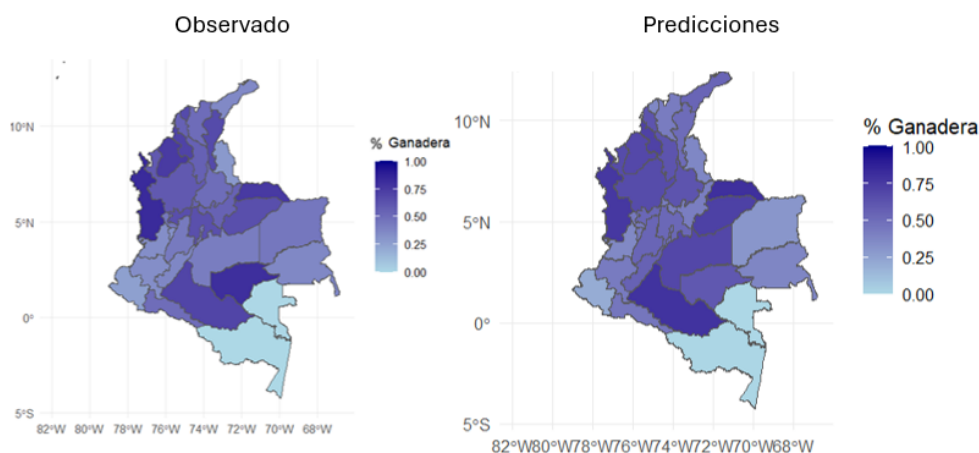


Figura 24: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo ganadería (2019). Resultados propios con información de la ENA.

2017

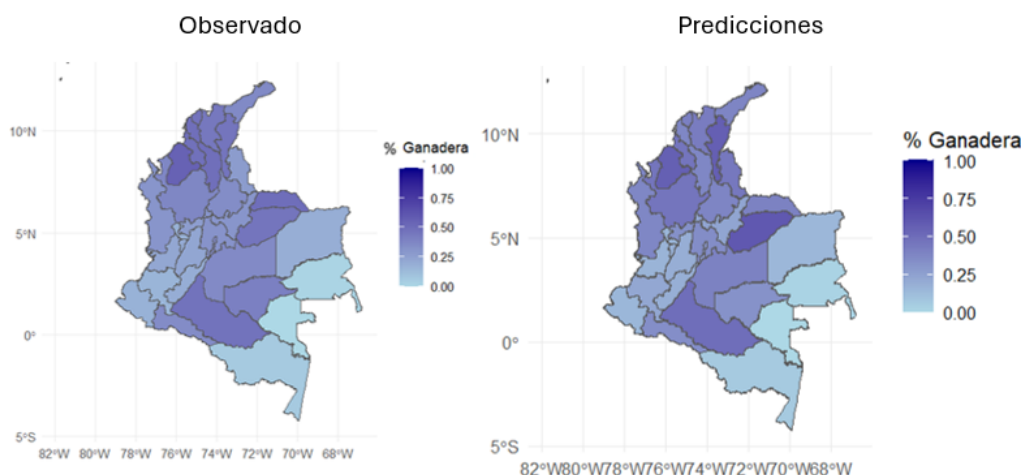


Figura 25: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo ganadería (2019). Resultados propios con información de la ENA.

La información observada y predicha en los periodos de estudio muestran un asentamiento del uso ganadero en el territorio, lo que puede reflejar una consolidación de la ganadería como principal actividad con uso del suelo, en consecuencia, la ganadería sigue siendo dominante en el esquema de uso del suelo rural colombiano a pesar de que la superficie pecuaria pasó de 40,87 millones ha en 2017 a 39,02 millones ha en 2019.

Esta leve reducción del área entre 2017 y 2019, es debido a los esfuerzos de proyectos como “Ganadería Colombiana Sostenible” el cual realiza la reconversión de praderas extensivas hacia sistemas intensificados, reduciendo el área necesaria para la misma o mayor producción. Se logra mediante la adopción de sistemas silvopastoriles o agroforestales, con el fin de recuperar suelos degradados y cambiar el uso del suelo (The Nature Conservancy, 2019).

Sin embargo, entre 2017 y 2019 se observan variaciones espaciales significativas en la proporción de suelo utilizada en actividades de ganadería en Colombia. Se evidencia una expansión del uso ganadero en Meta, Casanare, Arauca, Caquetá y Guaviare respecto a 2017. En contraste, departamentos como Boyacá y Cundinamarca y en la región del Pacífico presentan leves reducciones. Por último, la región Caribe, la participación ganadera se mantiene elevada y relativamente estable, consistente con los procesos de expansión agropecuaria documentados en los últimos años.

Al comparar los valores observados y predichos del modelo SAR, se aprecia un buen ajuste general, aunque con diferencias regionales. El modelo subestima las áreas ganaderas en Córdoba, Sucre y Cesar, mientras que

sobreestima en Cundinamarca, Cauca y Valle del Cauca.

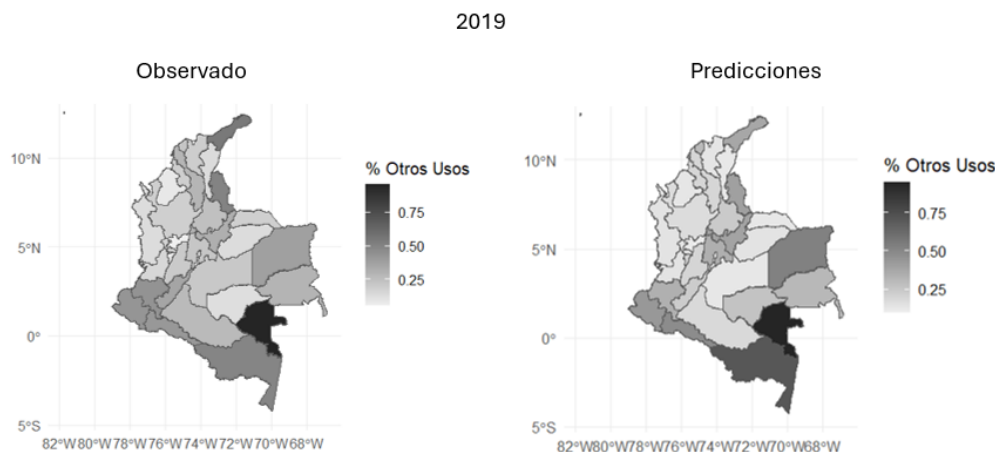


Figura 26: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo para otras actividades (2019). Resultados propios con información de la ENA.

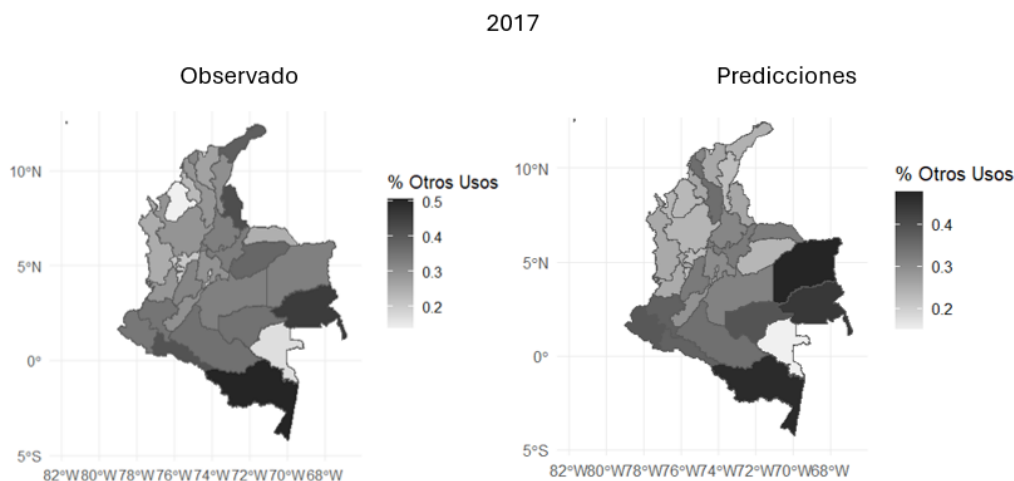


Figura 27: Observado vs Predicciones del modelo SAR para % uso de suelo para otras actividades (2019). Resultados propios con información de la ENA.

Se tomó la decisión de implementar diferentes transformaciones para ambos años debido a que la estructura de las composiciones del uso del suelo no es la misma en 2017 y 2019, y esto se refleja claramente en los gráficos ternarios de la Figura 11. En 2017, los departamentos presentan un mayor uso productivo hacia actividades de agricultura y “otros usos”, mientras que en 2019 se observa un incremento en el uso del suelo en ganadería, con distribuciones más dispersas y menos simétricas. Esta diferencia en la geometría de los datos implica que las transformaciones composicionales no funcionan correctamente.

En 2017, los modelos con transformación CLR muestra un mejor nivel de significancia entre las variables debido al nivel menor de asimetría mostrado en los diagramas ternarios. En cambio, en 2019 la composición presenta mayor asimetría, especialmente por el aumento de la ganadería en varios departamentos, lo cual hace que la transformación ALR capture mejor la variación relativa entre componentes y produzca menores errores MAPE y mayor significancia estadística.

En ambos años, los mapas de predicciones reproducen de manera consistente los patrones espaciales observados, lo cual sugiere que el modelo SAR captura la dependencia espacial del uso del suelo. Las zonas con mayores proporciones de áreas con otros usos distintos al agropecuario, principalmente el suroriente y parte del Caribe, presentan coherencia entre lo observado y lo estimado.

Entre 2017 y 2019 se evidencia un aumento en la proporción de suelo destinado a otros tipos de uso en algunas zonas del país, especialmente en Caquetá, Putumayo y en las regiones del Pacífico y Caribe, en el restante del país muestran valores no muestran variaciones significativas. El DANE (2019) mediante la ENA reporta una reducción de las áreas agropecuarias en la parte sur del país y un aumento de áreas destinadas a conservación,

reforestación o usos no agropecuarios, impulsado por iniciativas gubernamentales como lo es el decreto 1007 de 2018 trajo consigo el programa de gobierno llamado “Incentivo a la Tasa de Interés para el Pago por Servicios Ambientales (ITPS)” el cual consisten en generar incentivos a propietarios de tierras que de manera voluntaria realizaban acciones de conservación y restauración ecológica dentro de sus predios. Este programa va dirigido principalmente a zonas de alta importancia ecológica (Colombia, 2018).

6. Análisis y discusión de resultados

En esta sección se presentan y analizan los principales resultados obtenidos a partir de los modelos SAR. El análisis se centra en identificar los cambios del uso del suelo colombiano en relación con las actividades agropecuarias, realizando un estudio particular del fenómeno de la ganaderización y su efecto en la producción y en la extensión de las áreas de producción agrícola en los años 2017 y 2019. A partir de los resultados obtenidos, se busca interpretar los patrones hallados en función del contexto teórico y empírico que sustenta la investigación.

Para el año 2019, se generaron los modelos SAR con transformación ALR en la variable dependiente y logarítmica en las independientes. Se evidenció la existencia de dependencia espacial significativa, es decir, que el comportamiento de la estructura productiva en un departamento es influenciado por el comportamiento de los departamentos vecinos. Esto fue confirmado tanto por el parámetro de autocorrelación (ρ) como por los índices de Moran, lo que respalda la necesidad de utilizar modelos espaciales para analizar la estructura productiva agropecuaria en Colombia. Además, los valores aceptables del MAPE en las tres proporciones predichas permiten inferir que los modelos mantienen un buen ajuste y capacidad predictiva para representar las dinámicas productivas del año 2019.

Al comparar los modelos para la estimación del porcentaje utilizado por las actividades agrícolas y ganaderas, se evidencia que existe una competencia estructural entre los usos agrícolas y ganaderos del suelo. El modelo agrícola (ALR_AGRO) mostró que una mayor producción agrícola ($\beta \approx 0.31$, $p < 0.001$) incrementa la proporción de áreas destinadas a cultivos, mientras que el modelo ganadero (ALR_GAN) muestra el efecto contrario, obteniendo una relación negativa con la producción agrícola ($\beta \approx -0.31$, $p < 0.01$). Esto sugiere que la producción agrícola tiende a frenar la expansión ganadera, como lo reporta el DANE en 2020, donde se indica que en 2019 el PIB agropecuario creció 2.5 %, mientras que la ganadería mostró un comportamiento más estable.

Así mismo, en ambos modelos la variable *AR_USUELO* presentó coeficientes negativos, lo que sugiere que tener grandes extensiones de hectáreas no incrementa la productividad, como consecuencia de la baja intensidad productiva. Estos resultados se asocian a la baja productividad del sector, dado que en los últimos veinte años la productividad agropecuaria en Colombia fue de 18.4 %, por debajo del promedio latinoamericano (48.1 %). Aunque en el país la productividad aumentó en ese periodo (43.7 %), lo hizo a un ritmo menor que la región (57.2 %) según la CAF (2021).

Respecto a las áreas cosechadas ($\beta \approx 0.20$) y las áreas sembradas ($\beta \approx 1.99$), se sostiene una relación positiva con las áreas de uso agrícola, lo que demuestra la influencia de la planificación y tecnificación del uso del suelo. Sin embargo, el Ministerio de Agricultura (2025) muestra una disminución sostenida en las áreas cosechadas en los últimos años, lo que podría limitar el crecimiento del sector en el futuro. En esta línea, la variable rendimiento ($\beta \approx 1.28$) mostró un impacto positivo y significativo, evidenciando que las mejoras tecnológicas y de eficiencia son determinantes para sostener la proporción agrícola en el territorio (Ministerio de Agricultura y Ganadería de Ecuador, 2023).

Por el contrario, el modelo ganadero destacó el peso del número de animales y la disponibilidad de crédito. La variable $\log(\text{total_bovinos_2019})$ ($\beta \approx 1.44$, $p < 0.001$) fue positiva, indicando que un mayor número de cabezas de ganado se asocia con un aumento en la proporción ganadera. Además, el efecto positivo del crédito agropecuario ($\beta \approx 0.62$, $p < 0.001$) sugiere que los flujos financieros continúan favoreciendo la expansión ganadera sobre la agrícola. De acuerdo con Finagro (2023), cerca del 60 % de los créditos rurales se destinan a la ganadería por su menor riesgo operativo e inversión inicial.

Lo anterior confirma la existencia de una competencia territorial entre ambos sectores. Este comportamiento coincide con la postura del IDEAM (2025), que resalta la necesidad de generar políticas para reestructurar la cadena productiva del sector, promoviendo así una agricultura sostenible y la reducción de la expansión ganadera extensiva para conservar la integridad de los bosques nacionales.

Para 2017, el modelo con transformación CLR también mostró una relación positiva entre la producción agrícola y las áreas de uso agrícola ($\beta \approx 0.17$, $p < 0.001$), mientras que el tamaño promedio de las UPA y el número de fincas con bovinos presentaron efectos negativos, lo que sugiere que predios más extensos y con mayor presencia ganadera reducen el uso agrícola del suelo.

En 2017, la relación positiva entre el uso total del suelo (AR_USUELO) y la proporción agrícola refleja un escenario de mayor productividad, donde el aprovechamiento del suelo se traduciría en mayores rendimientos por hectárea (11.76 ton). Sin embargo, para 2019 esta relación se invierte, mostrando un signo negativo, lo cual puede explicarse por la disminución de los rendimientos agrícolas registrada en el país durante ese periodo (11.04 ton).

En el modelo ganadero (ALR_GAN), las variables UPA_AREA ($\beta \approx 0.52$, $p < 0.001$) y $total_fincas_con_bovinos_2017$ ($\beta \approx 0.85$, $p < 0.001$) se asociaron positivamente con la proporción ganadera, evidenciando la consolidación territorial de la actividad. Además, el crédito agropecuario mantuvo un efecto positivo ($\beta \approx 0.10$, $p < 0.01$), coherente con los reportes de Finagro (2023), que señalan que cerca del 60 % de los créditos rurales se destinan a la ganadería por su menor riesgo operativo.

Finalmente, la variable rendimiento mostró un efecto positivo y significativo, reflejando el papel de la tecnificación y la eficiencia productiva (Ministerio de Agricultura y Ganadería de Ecuador, 2023). En conjunto, los resultados refuerzan la necesidad de políticas de ordenamiento y sostenibilidad productiva, tal como plantea el IDEAM (2025), para equilibrar la expansión ganadera y agrícola y conservar los ecosistemas rurales.

6.1. Patrones espaciales de uso vs. vocación del suelo

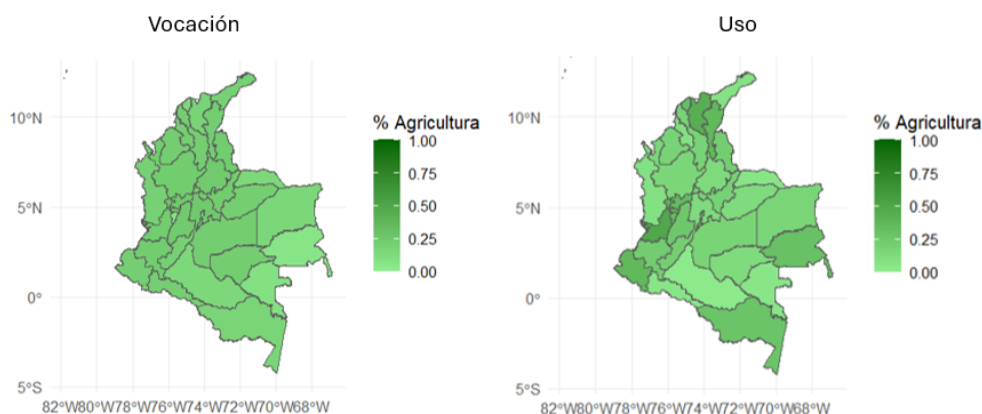


Figura 28: Vocación vs Observado del % uso de suelo para agricultura (2019). Resultados propios con información de la ENA e IGAC (2012).

En esta gráfica se compara el porcentaje del uso del suelo hacia actividades agrícolas según la vocación del suelo y su uso efectivo en 2019. En relación con la vocación agrícola refleja que las zonas del país con las condiciones físicas y biológicas más favorables son las que se encuentran en las zonas dentro de la Región Caribe la cual cuenta con la mayor proporción de tierras con vocación agrícola (40 %), sin embargo, su uso es el más bajo entre todas las regiones del país (19 %) generando posibles conflictos de uso del suelo (Delgado Barrera, 2019).

Se evidencia, en primer lugar, una muy baja participación de la actividad agrícola que utiliza apenas el 19 % de las tierras con dicha vocación en la región, en tanto que en la actividad ganadera se utiliza el doble de las tierras consideradas aptas para este fin (Delgado Barrera, 2019).

Esto coincide con los resultados del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (2012), que identificó cerca de 22 millones de hectáreas con aptitud agrícola, de acuerdo con el DANE (2020), solo el 9,2 % del área agropecuaria se destinaba a cultivos agrícolas, mientras que 77 % correspondía a pastos para ganadería. La comparación evidencia un patrón de subutilización agrícola del territorio colombiano y aunque existan departamentos con alta vocación (como Tolima, Huila, Valle del Cauca y Santander), el uso real es bajo o desigual, reflejando una transición hacia modelos ganaderos extensivos incluso en zonas agrícolas.

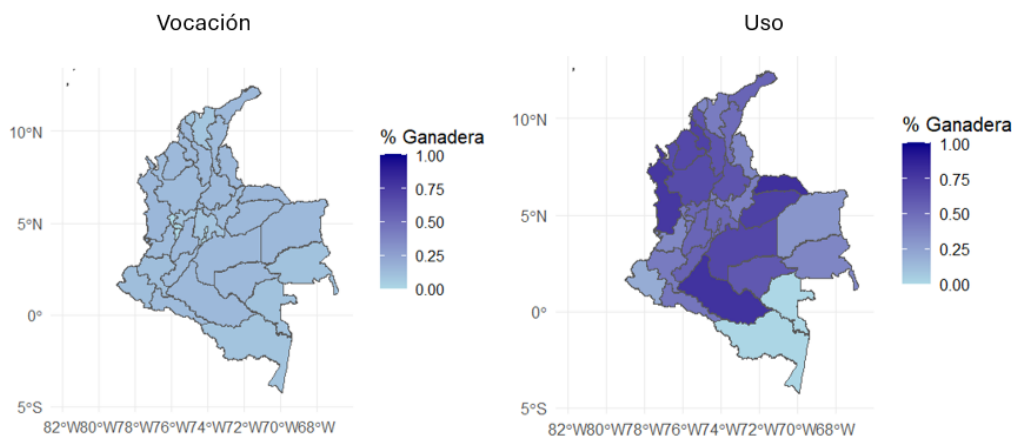


Figura 29: Vocación vs Observado del % uso de suelo para ganadería (2019). Resultados propios con información de la ENA.

El porcentaje áreas que deberían usar la actividad económica ganadera en el territorio colombiano teniendo en cuenta las condiciones biofísicas es bajo en la mayoría de las zonas siendo el alrededor de 15 %. Sin embargo, si se observa el mapa de la derecha que hace referencia al porcentaje del uso actual de suelo hacia actividades ganaderas, está más oscuro en muchos departamentos: indicando una proporción real de tierra destinada a ganadería mucho mayor que a su vocación.

La ganadería extensiva es la actividad económica más común en el uso agropecuario del suelo en Colombia y es una actividad que requiere del uso extensivo de suelo, generando acaparamiento de tierras, erosión y deforestación (FEDEGÁN & FNG, 2024). La estructura productiva actual se debe a que, la ganadería en Colombia se estableció históricamente como actividad de baja inversión por hectárea, ocupando tierras incluso en zonas de aptitud diversa (World Bank, 2021).

Se observa que, a pesar de que Cundinamarca, Boyacá, Tolima, Antioquia y Santander muestran una vocación mayormente agrícola, el uso ganadero también está presente en estos territorios. En la región de Orinoquía, específicamente Meta, Casanare y Vichada el uso de suelo para ganadería es alto pese a que la vocación formal puede señalar áreas más aptas para bosque o usos distintos; esto es consistente con la expansión de ganadería extensiva y conversión de cubierta. Muestran conflicto de uso de suelo puesto que, según Juan Antonio Nieto Escalante, director general del IGAC, menciona que solo 15.9% de los suelos de la Orinoquia tienen aptitud reconocida para ganadería, lo que implica que gran parte del territorio donde se practica ganadería está fuera de la vocación formal para ese uso (FEDEGAN, 2017). En la región caribe se presentan los mayores conflictos de uso de suelo donde pastos ocupan grandes extensiones de aproximadamente 3,732,881 ha (31 % del área regional), pero la vocación a actividades ganaderas asciende a 1,782,996 ha (15 % del área regional) siendo más del doble de su vocación.

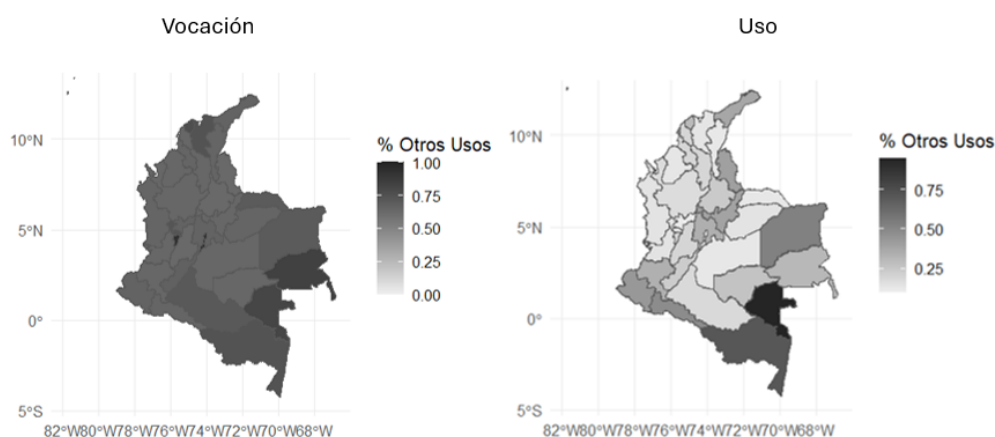


Figura 30: Vocación vs Observado del % uso de suelo para otras actividades (2019). Resultados propios con información de la ENA e IGAC (2012).

Existe un patrón en relación con las áreas destinadas a otros usos no agropecuarios. La vocación biofísica del territorio colombiano indica una proporción elevada destinada a otros tipos de usos, principalmente áreas forestales y de conservación, mientras que el uso efectivo en 2019 registra una distribución distinta de estas

áreas de importación ecológica (Instituto Geográfico Agustín Codazzi, 2014).

La vocación refleja la aptitud natural del territorio, es decir, las áreas donde por condiciones de suelo, pendiente y clima es más apropiado mantener coberturas forestales, reservas hídricas o usos de conservación debido a que para el año 2024, Colombia conserva una superficie de bosque natural de 59.078.025 ha, equivalentes al 51.8 % del territorio continental e insular del país. Por lo que identifican a Colombia como uno de los países con mayor cobertura boscosa a nivel global, con el 1.5 % del bosque del planeta (IDEAM – MADS, 2025). Según el IDEAM (2025), Las causas directas más relevantes de la deforestación durante 2024, fueron la praderización de boques, la ganadería extensiva, el desarrollo de infraestructura de transporte, los cultivos de uso ilícito, tala de madera ilegal, entre otros.

6.2. Implicaciones sociales, ambientales y de política pública

Entre las áreas rurales y urbanas al tener una brecha económica significativa, han hecho que la estructura productiva de los territorios sea deficiente. En consecuencia, los procesos de ocupación del territorio han transformado las zonas rurales debido a la presencia de ganadería extensiva, que ocasiona conflictos de uso con el suelo agrícola y afecta los procesos de deforestación; la explotación de minero energéticos; la urbanización de las áreas rurales, entre otros (Márquez, 2016).

Los posibles impactos sociales relacionados están relacionados con la dependencia a esta actividad en áreas rurales. Ahora bien, la UPRA determina que alrededor del 70 % de la producción de alimentos de autoconsumo proviene de pequeños productores, por lo que, en el sector de ganadería el 80 % de sus predios tiene entre 1 y 50 cabezas. Además, Fedegán (2025) menciona que, el sector genera 1.09 millones de puestos de trabajo, distribuidos en todo el territorio nacional, siendo la ganadería la actividad más importante en la generación de empleo rural; sin embargo, otro tipo de actividades traería más empleabilidad a las áreas rurales y generaría menos conflictos de uso entre los terratenientes y las comunidades.

Por otro lado, la ganadería promueve un modelo de acumulación de la tierra para realizarla de manera extensiva, por lo cual comenzó a ocupar lugares con otros usos como selvas y bosques, principalmente Guaviare y Guainía (Gallo Aponte & Sanabria Rodelo, 2004). Esta ocupación de tierras con otra vocación tiene afectaciones ambientales, la expansión ganadera ha sido uno de los principales motores de deforestación. El IDEAM reporta la “ganadería extensiva” como uno de los principales impulsores de la deforestación reciente. Asimismo, casi el 40 % del territorio presenta grados severos de erosión. Los departamentos más afectados por la degradación de suelos por erosión son La Guajira (28.1 %), Magdalena (16.5 %), Cesar (12 %), Huila (8.4 %), Sucre (7.6 %), Santander (7.6 %), Tolima (7.5 %), entre otros. Es evidente que en los departamentos donde se muestran mayores degradaciones son los que existen mayores conflictos del suelo, por lo cual es importante resolver discrepancias entre uso y vocación con el fin de garantizar la productividad futura del sector agropecuario (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2015).

Recientemente, Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible (2023) reporta 61 % de la pérdida de bosque natural se concentra principalmente en los departamentos del Meta, Caquetá, Guaviare y Putumayo. Asimismo, destaca que la deforestación acumulada entre 2001 y 2023 asciende a 3,3 millones de hectáreas, concentradas mayoritariamente en la Amazonía. Estos datos recientes refuerzan que la expansión ganadera sin planificación es uno de los principales impulsores de la pérdida de bosque natural en el país.

El gobierno nacional ha realizado acciones para mitigar los conflictos de suelo producidos por la ganadería, se ve reflejado en la disminución áreas agropecuarias en la parte sur del país y un aumento de áreas destinadas a conservación, reforestación o usos no agropecuarios. La superficie pecuaria pasó de 40,87 millones ha en 2017 a 39,02 millones ha en 2019; sin embargo, la ganadería sigue siendo dominante en el esquema de uso del suelo rural colombiano. Impulsado por iniciativas gubernamentales como lo es el decreto 1007 de 2018 trajo consigo el programa de gobierno llamado Incentivo a la Tasa de Interés para el Pago por Servicios Ambientales (ITPS)” el cual consisten en generar incentivos a propietarios de tierras que de manera voluntaria realizaban acciones de conservación y restauración ecológica dentro de sus predios. Este programa va dirigido principalmente a zonas de alta importancia ecológica (Colombia, 2018). La Ley 1561 de 2012 junto con los Planes de Ordenamiento Territorio de cada municipio, genero el marco jurídico para formalizar la tenencia de predios rurales pequeños e incentiva a las familias campesinas a utilizar la tierra de manera productiva y sostenible, destinándola acorde a su vocación (Congreso de la República de Colombia, 2012). Por su parte, La Resolución 0261 de 2018 del Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural de Colombia define la Frontera Agrícola Nacional la cual limita el suelo rural en el que pueden desarrollarse actividades agropecuarias y las separa de las áreas con vocación ecológica u otros usos no agrícolas, esta delimitación permite orientar los desarrollos productivos hacia las zonas adecuadas (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2018).

Conclusiones

La ganadería es la actividad que domina el uso del suelo agropecuario en Colombia. Más del 77 % de la superficie agropecuaria se dedica a ganado. Además, se evidencian conflictos del uso del suelo puesto que de las 15.1 millones de hectáreas aptas para agricultura sólo se aprovechan 5.3 millones, en contraste con cerca de 34.8 millones que utiliza la ganadería cuando debería ocupar 6.03 millones. En consecuencia, el 67.59 % del territorio tiene un uso adecuado; un 13.07 % está subutilizado y un 15.54 % sobreutilizado.

En cuanto a las áreas destinadas a otros usos productivos, la vocación del territorio indica que una gran parte de Colombia tiene áreas de conservación, forestales y de ecosistemas estratégicos. Sin embargo, el uso real en 2019 muestra una reducción de estas áreas en varias zonas, atribuida principalmente a la expansión ganadera, la praderización de bosques, el desarrollo de infraestructura y actividades ilícitas. A pesar de que Colombia es uno de los países con mayor cobertura boscosa en el mundo, Colombia está ejerciendo de manera crítica presión en suelos de conservación lo que pone en riesgo la seguridad alimentaria y la viabilidad de ecosistemas.

Los conflictos de uso del suelo se concentran en las regiones Caribe y Andina. En el Caribe (Sucre, Atlántico, Norte de Santander) se registra sobreutilización ganadera, mientras que en el Andino (Caldas, Santander, Tolima) ocurren tensiones similares.

Se debe mencionar que, debido a su complejidad técnica y logística que implica su elaboración, la última publicación del IGAC de estudios en relación a las características biofísicas del suelo corresponde al año 2013.

Entre 2017 y 2019 se observó una contracción en pequeña magnitud del área pecuaria, de 40.87 a 39.02 millones de hectáreas, atribuible en parte a programas de intensificación sostenible. No obstante, la expansión ganadera fue evidente en regiones como Meta, Casanare, Arauca, Caquetá y Guaviare, mientras que Boyacá, Cundinamarca y la región Pacífico registraron reducciones en el uso ganadero. Esto indica que existe una reconfiguración territorial: la ganadería se consolida en algunas áreas y la agricultura ajusta su extensión. Lo que muestra la dependencia espacial también comprobada en el análisis descriptivo como en el modelo propuestos en ambos periodos de tiempo.

Los modelos espaciales de regresión (SAR) revelan una competencia marcada entre usos agrícolas y pecuarios. Un aumento en la producción agrícola incrementa la proporción de tierras cultivadas ($\beta \approx +0.31$; $p < 0.001$) y paraliza la expansión ganadera ($\beta \approx -0.31$; $p < 0.01$). A su vez, un mayor número de cabezas de ganado y más crédito agropecuario impulsan la proporción de suelo ganadero ($\beta \approx +1.44$ y $\beta \approx +0.62$, respectivamente), mientras que predios más extensos tienden a reducir el uso agrícola. Estos resultados confirman que los recursos disponibles (ganado, crédito) inclinan la balanza territorial hacia un sector u otro.

El análisis evidencia una competencia estructural entre agricultura y ganadería, en la que el crecimiento de uno de los sectores reduce la proporción del otro. En 2019, la producción agrícola aumentó la proporción destinada a cultivos, mientras que redujo significativamente la proporción ganadera. Al mismo tiempo, el número de bovinos y el crédito rural favorecieron la expansión ganadera, mostrando que los flujos financieros y la estructura productiva del país continúan incentivando un modelo ganadero extensivo, incluso en áreas con alta vocación agrícola.

Los resultados también reflejan una baja intensidad productiva. En ambos años, el tamaño total del suelo disponible (*AR_USUELO*) mostró signos negativos o marginales, lo que sugiere que la ampliación de áreas no se traduce en mayor productividad debido a prácticas extensivas y limitaciones tecnológicas. Este patrón coincide con el rezago nacional en productividad agropecuaria frente al promedio latinoamericano, como lo reporta la CAF.

Variables como el área sembrada, el área cosechada y el rendimiento muestran que la eficiencia y la tecnificación tienen un peso determinante en la consolidación de áreas agrícolas. Sin embargo, la disminución de áreas cosechadas registrada por el Ministerio de Agricultura advierte un riesgo para el crecimiento futuro del sector. En contraste, la ganadería se expande de manera sostenida, respaldada por mayores disponibilidades de crédito y un modelo histórico de bajo costo y alta ocupación territorial.

Al comparar 2017 y 2019, se observa un cambio estructural en la relación entre uso total del suelo y uso agrícola. Mientras que en 2017 un mayor aprovechamiento del territorio favorecía la productividad agrícola, en 2019 esta relación se torna negativa, reflejando una caída de los rendimientos y una mayor presión del modelo ganadero extensivo sobre áreas aptas para la producción agrícola.

Los análisis espaciales confirman patrones geográficos consistentes. Se detectó autocorrelación espacial significativa (índices de Moran y parámetro ρ estadísticamente relevantes), lo que respalda el uso de modelos SAR. El ajuste de estos modelos fue adecuado (bajo MAPE) y las predicciones espaciales reprodujeron fielmente los patrones observados. En conjunto, los modelos espaciales capturan la dependencia geográfica del uso del suelo agropecuario, validando el enfoque geoestadístico empleado.

El sobreuso ganadero tiene graves implicaciones ambientales y sociales. Impulsa la deforestación, por ejemplo, el Meta, Caquetá, Guaviare y Putumayo concentran el 61 % de la pérdida de bosque reciente (2001–2023) y la degradación de suelos (aproximadamente el 40 % del territorio presenta erosión severa; La Guajira lidera con 28.1 % de área degradada). Aunque la ganadería genera alrededor de 1.09 millones de empleos rurales, la concentración de la tierra en sistemas extensivos agrava conflictos con las comunidades locales. En conjunto, estos hallazgos subrayan la urgencia de políticas de ordenamiento territorial que promuevan una producción agrícola sostenible y regulen la expansión ganadera para conservar los ecosistemas rurales.

Se evaluaron múltiples configuraciones de modelos SAR aplicados a datos composicionales para explicar y predecir la proporción de uso del suelo (Agricultura, Ganadería y Otros Usos) en Colombia. La comparación entre transformaciones para datos composicionales (ILR, CLR, ALR), formas funcionales para las demás variables (logaritmos, splines) y combinaciones de variables permitió identificar los modelos con mejor desempeño según criterios estadísticos (p-valor) y predictivos (MAPE).

En términos metodológicos, se justificó adecuadamente el uso de los modelos SAR frente a los CAR, dado que los SAR permiten capturar dependencias espaciales de mayor alcance, acordes con procesos territoriales como la ganaderización, la expansión agrícola y la reorganización del uso del suelo.

Se eligieron distintas transformaciones para datos composicionales para 2017 y 2019 debido a la geometría de las composiciones del uso del suelo la cual cambia entre ambos años, como se observa en los diagramas ternarios: en 2017 la distribución es más simétrica y orientada hacia agricultura y otros usos, lo que favorece el desempeño del modelo con transformación CLR; mientras que en 2019 la mayor asimetría generada por el incremento de la ganadería hace que la transformación ALR represente mejor las relaciones relativas entre componentes, logrando menor error MAPE y mayor significancia estadística.

Para este estudio fue necesario trabajar con las bases de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA); sin embargo, solo para los años 2017 y 2019 la ENA dispone de información desagregada a nivel departamental. En los demás años, la encuesta únicamente reporta datos agregados para áreas que ellos mismos tipifican, lo cual no resulta útil para este análisis, ya que el objetivo es evaluar el uso y la vocación del suelo a nivel departamental, capturando patrones espaciales y heterogeneidades territoriales.

Referencias

- J. Aitchison. *The statistical analysis of compositional data*. Chapman and Hall, London, 1986.
- L. Anselin. Local indicators of spatial association—*lisa*. *Geographical Analysis*, 27(2):93–115, 1995. doi: 10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x.
- R. Apaolaza and J. Venturini. Cambios de usos del suelo en la periferia del área metropolitana de buenos aires. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 17(1), 2021. URL <https://www.geograficando.fahce.unlp.edu.ar/article/view/GE0e087/13800>.
- C. Ardila. Naturaleza, ganadería y alimentación: Reflexiones desde colombia sobre los debates de los sistemas alimentarios, Mar. 2024. URL <https://www.tabledebates.org/essay/naturaleza-ganaderia-y-alimentacion-reflexiones-desde-colombia-sobre-los-debates-de-los>.
- H. Arias and G. Antošov. Agricultural production conditions in boyac. *Apuntes del CENES*, 43(77):243–269, 2024. URL <https://doi.org/10.19053/uptc.01203053.v43.n77.2024.16304>.
- BBVA Research. Informe ganado bovino – *sembrando el futuro: Sector agropecuario*, 2024. URL <https://www.bbvaresearch.com/wp-content/uploads/2024/05/Informe-ganado-bovino-Sembrando-el-futuro-sector-agropecuario.pdf>.
- CAF – Banco de Desarrollo de Amrica Latina. Nota de productividad colombia: Desafos de la productividad en el sector agropecuario, 2021. URL https://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1877/Nota%20de%20Productividad%20Colombia_Desaf%C3%ADos%20de%20la%20productividad%20en%20el%20sector%20agropecuario.pdf?sequence=4&isAllowed=y.
- A. Castellanos, F. Lara, and A. Rodrguez. La capacidad de carga bovina: Una investigacin sobre el uso de la tierra para ganadera por hectrea en colombia, 2020. URL https://observatorio.ant.gov.co/sites/default/files/2024-12/documentos/archivos/carga-bovina-en-los-pospr_0.pdf.
- CEPAL and FAO. *Taller CEPAL/FAO sobre poltica agrcola y desarrollo rural*. Santiago de Chile, 1985. URL <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/dcaa49f3-4ed7-44b2-99f2-a7e8fd084076/content>.
- N. Charkovska, R. Bun, O. Danylo, J. Horabik-Pyzel, and J. Matthias. *Statistical Methods for Spatial Data Analysis*. Chapman Hall/CRC Taylor Francis Group, Boca Raton, 2005.
- N. Charkovska, R. Bun, O. Danylo, J. Horabik-Pyzel, and J. Matthias. *Spatial GHG inventory in the Agriculture sector and uncertainty analysis: A case study for Poland*. 4th International Workshop on Uncertainty in Atmospheric Emissions. Systems Research Institute, Poland, 2015. URL <https://pure.iiasa.ac.at/id/eprint/11885/2/4thWorkshopProceedings.pdf>.
- J. Chils and P. Delfiner. *Geostatistics - Modeling Spatial Uncertainty*. Academic Press, London, 1982.
- Congreso de la Repblica de Colombia. Ley 1561 de 2012, 2012. URL <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=48379>.
- DANE. *Metodologa general Encuesta Nacional Agropecuaria – ENA*. Bogot, 2019. URL <https://microdatos.dane.gov.co/index.php/catalog/749/download/22998>.
- DANE. La economa colombiana creci 3,3 % en el 2019, 2020. URL https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/pib/cp_PIB_IVtrim19.pdf.
- M. de Agricultura. *Uso, cobertura y tenencia del suelo - 3er Censo Nacional Agropecuario 2014*. Bogot, 2014. URL <https://www.dane.gov.co/files/CensoAgropecuario/entrega-definitiva/Boletin-1-Uso-del-suelo/1-Presentacion.pdf>.
- M. de Agricultura. *Mercado de tierras rurales productivas en Colombia - Caracterizacin, Marco Conceptual, Jurdico e Institucional*. Bogot, 2016. URL <https://repository.agrosavia.co/handle/20.500.12324/36444>.
- M. de Agricultura y Desarrollo Rural. El agro crece 10,2 URL <https://www.minagricultura.gov.co/noticias/Paginas/El-agro-crece-10,2-en-el-segundo-trimestre-de-2024,-consolid%C3%A1ndose-como-uno-de-los-motores-que-mueve-la-econom%C3%ADa.aspx>.

- M. de Ambiente y Desarrollo Sostenible. *Política para la Gestión Sostenible del Suelo*. Bogotá DC: Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Bogotá, 2016. URL https://archivo.minambiente.gov.co/images/AsuntosambientalesySectorialyUrbana/pdf/suelo/Pol%C3%ADtica_para_la_gesti%C3%B3n_sostenible_del_suelo_FINAL.pdf.
- M. Delgado. Uso potencial y efectivo de la tierra agrícola en Colombia: resultados del censo nacional agropecuario. *Fedesarrollo*, (67), 2019. URL https://www.repository.fedesarrollo.org.co/bitstream/handle/11445/4079/Repor_Septiembre_2019_Delgado_05_05_2022.pdf?sequence=4&isAllowed=y.
- M. Delgado Barrera. *Uso potencial y efectivo de la tierra agrícola en Colombia: Resultados del Censo Nacional Agropecuario*. Fedesarrollo, Bogotá DC, 2019.
- A. Dávila, E. Corona, A. Pinedo, G. Jiménez, C. Pinedo, and R. Rojas. Marginación y cambio de cobertura y uso del suelo de la zona metropolitana de chihuahua. *Investigación y Ciencia: de la Universidad Autónoma de Aguascalientes*, (67):482–488, 2016. URL <https://revistas.uaa.mx/index.php/investycien/article/view/2274/2105>.
- J. J. Egozcue, V. Pawlowsky-Glahn, G. Mateu-Figueras, and C. Barceló-Vidal. *Isometric logratio transformations for compositional data analysis*. 2007. URL <http://www.sediment.uni-goettingen.de/staff/tolosana/extra/CoDa.pdf>. Lecture Notes on Compositional Data Analysis, Georg-August Universität Göttingen.
- FAO and MADS. *Guía de Buenas Prácticas para la Gestión y Uso Sostenible de los Suelos en Áreas Rurales*. Bogotá, 2018. URL <https://www.fao.org/3/i8864es/I8864ES.pdf>.
- FAO and MADS. *Uso de la tierra en la agricultura según las cifras*. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura, Bogotá, 2020. URL <https://www.fao.org/sustainability/news/detail/es/c/1279267/#:~:text=Tendencias%20mundiales,y%20pastizales%20para%20el%20pastoreo>.
- FEDEGAN. 15,9% del suelo de la orinoquia puede soportar la presencia del ganado, 2017. URL <https://www.contextoganadero.com/regiones/159-del-suelo-de-la-orinoquia-puede-soportar-la-presencia-del-ganado>.
- FEDEGAN. El empleo que genera la ganadería colombiana, 2025. URL https://estadisticas.fedegan.org.co/DOC/download.jsp?pRealName=Empleo_Generado_Sector_Ganadero.pdf&iIdFiles=1163. Oficina de Planeación y Estudios Económicos.
- FEDEGÁN and FNG. Afectaciones climáticas sector ganadero: Comportamiento, impactos y propuestas, 2024. URL https://estadisticas.fedegan.org.co/DOC/download.jsp?pRealName=Afectaciones_climaticas_sector_ganadero_2024_3v.pdf&iIdFiles=1178.
- FEDEPAPA. Estudios económicos fedepapa-fnfp. boletín regional: Boyacá, 2023. URL <https://fedepapa.com/home/wp-content/uploads/2024/10/Regional-Boyaca.pdf>.
- W. I. Gallo Aponte and A. Sanabria Rodelo. Evaluación de impacto ambiental y ganadería extensiva en Colombia, 2004. URL <http://bdigital.uexternado.edu.co/server/api/core/bitstreams/0e08b404-c874-4031-a755-5b0d1c168d7c/content>.
- A. Getis. A history of the concept of spatial autocorrelation: A geographer's perspective. *Geographical Analysis*, 40:297–309, 2008. URL https://dces.wisc.edu/wp-content/uploads/sites/128/2013/08/W5_Getis2008.pdf.
- R. Giraldo. *Estudio de los conflictos de uso del territorio Colombiano*. IGAC, Bogotá, 2012. URL <https://repository.agrosavia.co/handle/20.500.12324/12723>.
- R. Giraldo. *Introducción a la Geoestadística*. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, 2021. URL https://geoinnova.org/wp-content/uploads/2021/08/LIBRO_-DE-_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf.
- L. Heydari, H. Bayat, and A. Castrigna. Scale-dependent geostatistical modelling of crop-soil relationships in view of precision agriculture. *Precision Agric*, 24:1261–1287, 2018. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s11119-023-09989-5>.
- IDEAM – MADS. Monitoreo de la superficie de bosque y la deforestación en Colombia: Resumen ejecutivo de resultados de monitoreo, 2025. URL <https://www.ideam.gov.co/sala-de-prensa/informes/Informe-anual-del-monitoreo-de-bosque-y-la-deforestacion>.

- IGAC. *IGAC revela “anti ranking” de los departamentos con los mayores conflictos de los suelos en Colombia.* Bogotá, 2014. URL <https://igac.gov.co/es/noticias/igac-revela-anti-ranking-de-los-departamentos-con-los-mayores-conflictos-de-los-suelos-en#:~:text=Arauca%2C%20Quind%C3%ADo%20y%20Valle%20del,%C3%A1rea%20con%20conflictos%20de%20suelo.&text=sobreutilizados%20por%20el%20exces>.
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Mapa digital de clasificación de las tierras por su vocación de uso, república de Colombia, escala 1:100.000. año 2013, 2014. URL <https://metadatos.icde.gov.co/geonetwork/srv/spa/catalog.search#/metadata/bd0c917d-6880-4c4e-a44d-ce2e44facf0b>.
- J. Lafaurie. *La tierra y el desarrollo rural en Colombia: Una propuesta de política pública.* Finagro, Bogotá, 2010. URL https://repository.agrosavia.co/bitstream/handle/20.500.12324/2325/45308_61848.pdf?sequence=1&isAllowed=y.
- S. McKillup and M. Darby. *Geostatistics Explained: An Introductory Guide for Earth Scientists.* Cambridge University Press, New York, 2012. URL <https://www.geokniga.org/bookfiles/geokniga-geostatistics-explained-introductory-guide-earth-scientists.pdf>.
- A. Meisel Roca, L. Bonilla Mejía, and A. Sánchez Jabba. *Geografía económica de la Amazonía colombiana.* Banco de la República, Cartagena, 2013. URL https://d1b4gd4m8561gs.cloudfront.net/sites/default/files/publicaciones/archivos/dtser_193.pdf.
- C. Melo. Análisis geoestadístico espacio tiempo basado en distancias y splines con aplicaciones. Master’s thesis, Universidad de Barcelona, Barcelona, 2012.
- Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. Resolución 0261 de 2018 (28 de febrero), 2018. URL https://compilacionmsf.ica.gov.co:4443/compilacion/docs/pdf/resolucion_minagricultura_0261_2018.pdf.
- Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. Agronet: Estadísticas del sector agropecuario, 2025. URL <https://www.agronet.gov.co/estadistica/Paginas/home.aspx?cod=1>.
- Ministerio de Agricultura y Ganadería de Ecuador. Determinantes de la productividad de la papa 2023, 2023. URL https://pidara.mag.gob.ec/wp-content/uploads/2024/12/Informe_determinantes_productividad_papa_2023.pdf.
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Entidades colombianas presentan nuevas acciones para el fortalecimiento de los suelos del país, 2015. URL <https://archivo.minambiente.gov.co/index.php/noticias-minambiente/1852-entidades-colombianas-presentan-nuevas-acciones-para-el-fortalecimiento-de-los-suelos-del-pais>.
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Plan integral de contención a la deforestación 2023–2026, 2023. URL <https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2025/03/Plan-Integral-Contencion-Deforestacion-2023-2026.pdf>.
- I. D. Márquez. Análisis de los conflictos de ordenamiento territorial y productivo que afectan el uso eficiente del suelo rural, 2016. URL https://upra.gov.co/sites/default/files/publicaciones/documentos/Analisis_conflictos_OT.pdf.
- M. Orbegozo and J. Pardo. *Informe Perspectiva Sectorial - Agropecuario: Perspectivas de crecimiento y precios del sector agropecuario para 2024.* Departamento de Investigaciones, Bogotá, 2024. URL https://investigaciones.corfi.com/documents/38211/0/Perspectiva%20sectorial_Panorama%20sector%20agropecuario%20Feb%202024.pdf/5a8a0bc3-246a-4385-135a-a87d3fe1c099.
- PAOT. *Informe Anual 2003.* México, 2003. URL <https://paot.org.mx/centro/paot/informe2003/temas/suelo.pdf>.
- A. Parco. Cambios en los sistemas agropecuarios campesinos: la ganaderización en zonas agrícolas de tungurahua. Master’s thesis, Universidad Técnica de Ambato UTA, Tungurahua, 2017. URL <https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/26215/1/Tesis-167%20%20Ingenier%c3%ada%20Agron%c3%b3mica%20-CD%20505.pdf>.
- K. Pearson. Mathematical contributions to the theory of evolution.—on a form of spurious correlation which may arise when indices are used in the measurement of organs. *Proceedings of the Royal Society of London*, 60:489–502, 1897.

- A. Pinto. *Análisis de los conflictos de ordenamiento territorial y productivo que afectan el eficiente uso del suelo rural*. Departamento de Investigaciones, Bogotá, 2018. URL https://www.upra.gov.co/es-co/Publicaciones/Analisis_conflictos_OT.pdf.
- J. Ríos, M. Torres, S. Flores, J. Blando, and R. Rojas. Ganaderización del patrón agrícola y su impacto en el empleo rural en la agricultura bajo riego por gravedad en la comarca lagunera, mexico de 1990 a 2005. *Revista Chapingo Serie Zonas Áridas*, 7:115–124, 2008. URL <https://www.redalyc.org/pdf/4555/45554506014.pdf>.
- SAC. Maraton sac - los gremios hablan de la sostenibilidad, seguridad y perspectivas para el 2024. *Revista Nacional de Agricultura*, 1046:1–32, 2024. URL <https://sac.org.co/wp-content/uploads/2024/05/Revista-SAC-1046.pdf>.
- O. Schabenberger and C. Gotway. *Statistical Methods for Spatial Data Analysis*. Chapman Hall/CRC Taylor Francis Group, Boca Raton.
- S. Shaddad, G. Buttafuoco, A. Elrys, and A. Castrign. Site-specific management of salt affected soils: A case study from egypt. science of the total environment. *Revista Chapingo Serie Zonas Áridas*, 688:153–161, 2019. URL <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.06.214>.
- UPRA. Evaluaciones agropecuarias municipales (eva), 2025. URL <https://upra.gov.co/es-co/eva>.
- K. G. van den Boogaart and R. Tolosana-Delgado. *Analyzing compositional data with R*. Springer, 2013. doi: 10.1007/978-3-642-36809-7.
- World Bank. Not the cow, the how: Increasing livestock productivity, improving natural resource management, and enhancing environmental services in colombia, 2021. URL <https://www.worldbank.org/en/results/2021/03/01/enhancing-environmental-services-in-colombia>.