

UCUENCA

Facultad de Ciencias Agropecuarias

Carrera de Ingeniería Agronómica

**Evaluación de la variabilidad espacial de propiedades del suelo bajo diferentes
usos/coberturas en la Granja El Romeral de la Universidad de Cuenca**

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de

Ingeniero Agrónomo

Autor:

Darwin Remigio Guachún Calderón

CI: 0106535552

Correo electrónico: gu08.jimmy@gmail.com

Director:

Ing. Pablo Marcelo Borja Ramón, PhD

CI: 0102949088

Cuenca, Ecuador
30-septiembre-2022

RESUMEN

Las diferentes prácticas de uso y manejo del suelo tienen un gran impacto sobre las propiedades del suelo, por ende, es importante saber cómo varían estas propiedades del suelo en diferentes contextos de uso/coberturas del suelo con el fin de realizar estrategias de gestión del suelo, y que permita ejecutar la agricultura de precisión. Para ello, se realizó un estudio en diferentes parcelas experimentales de la Granja “El Romeral” de la Universidad de Cuenca, donde se evaluó la variabilidad de algunas propiedades del suelo en función de diferentes categorías de uso o cobertura de la tierra (agroforestal, pastizal y agrícola), y a continuación se mapeo su distribución espacial. Se ejecutó un muestreo aleatorio con un total de 74 puntos de muestreo en un diseño de estratos geográficos compactos. En consecuencia, se midió y recolectó muestras alteradas e inalteradas del suelo de 0 a 15 cm de profundidad y fueron analizadas para las variables: densidad aparente (Da), resistencia a la penetración (RP), materia orgánica (MO) y pH del suelo. Los resultados analizados con estadística clásica, técnicas geoestadísticas y SIG mostraron que no solo existieron cambios en los niveles de las variables evaluadas derivados del efecto del uso de la tierra y su cobertura vegetal, sino que también existió influencia sobre la variabilidad espacial entre las parcelas estudiadas. Por ello, se pudo inferir que aparte de los factores intrínsecos y extrínsecos, el uso de del suelo y la cobertura vegetal presente desempeñaron un papel vital sobre la distribución espacial. Finalmente, algunos mapas de variabilidad espacial generados proporcionan información útil para para los administradores e investigadores que intervengan sobre las parcelas experimentales para sus respectivos intereses.

Palabras claves: Variabilidad espacial. Suelo. Geoestadística. GIS.

ABSTRACT

Different land use and management practices have a great impact on soil properties, therefore, it is important to know how these soil properties vary in different land use/cover contexts in order to carry out soil management strategies, that allows precision agriculture to be carried out. For this reason, a study was conducted in different experimental plots of the “El Romeral” Farm of the University of Cuenca, where the variability of some soil properties was evaluated according to different categories of land use or coverage (agroforestry, pasture and agricultural), and later its spatial distribution was mapped. Random sampling was performed with a total of 74 sampling points in a compact geographic strata design. Consequently, altered and undisturbed soil samples from 0 to 15 cm deep were measured and collected and analyzed for the variables: bulk density (Da), penetration resistance (RP), organic matter (OM) and soil pH. The results analyzed with classical statistics, geostatistical techniques and GIS confirmed that there were not only changes in the levels of the evaluated variables derived from the effect of land use and its vegetation cover, but also influenced the spatial variability between the studied plots. Therefore, it could be inferred that apart from intrinsic and extrinsic factors, the actual land use and the vegetation cover played a vital role on the spatial distribution. Finally, some spatial variability maps provide useful information for administrators and researchers who intervene on the experimental plots for their interests.

Keywords: Spatial variability. Soil. Geostatistical. GIS.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	14
2. OBJETIVOS	15
2.1. Objetivo general del proyecto (OG)	15
2.2. Objetivos específicos (OE)	15
3. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	15
4. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	16
4.1. El recurso suelo	16
4.2. Composición y propiedades del suelo	16
4.2.1. Densidad aparente.....	18
4.2.2. Resistencia a la penetración.....	18
4.2.3. Materia orgánica	18
4.2.4. pH	19
4.3. Variabilidad espacial de las propiedades del suelo.....	19
4.4. Técnicas geoestadísticas y SIG.....	21
4.5. Autocorrelación y dependencia espacial	22
4.6. Semivarianza y semivariograma.....	23
4.7. Técnicas de interpolación geoestadístico.....	25
5. MATERIALES Y MÉTODOS	27
5.1. Ubicación y descripción del área de estudio.....	27
5.2. Materiales	28
5.3. Selección de parcelas experimentales.....	29
5.4. Diseño de muestreo	30
5.5. Muestreo en campo.....	31
5.6. Análisis en laboratorio.....	32
5.7. Análisis estadístico	33
5.8. Análisis geoestadístico	34
5.9. Elaboración y validación de mapas	36
6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
6.1. Estadística descriptiva	39
6.2. Relaciones entre las propiedades del suelo.....	41
6.3. Análisis geoestadístico	42

6.4. Predicción de la variabilidad espacial del suelo	43
6.4.1. Modelamiento: Semivariogramas.....	43
6.4.2. Autocorrelación espacial	45
6.4.3. Dependencia espacial de las propiedades del suelo.....	46
6.4.4. Mapas de variabilidad espacial.....	49
6.5. Validación de mapas.....	54
7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	56
7.1. Conclusiones.....	56
7.2. Recomendaciones	57
8. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.....	58
9. ANEXOS	65

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1

Clasificación dfe interpretación general de los valores de las propiedades del suelo..... 17

Tabla 2

Características climáticas del área de estudio 27

Tabla 3

Materiales utilizados en el estudio..... 29

Tabla 4

Parámetros y metodología para muestrear en campo. 32

Tabla 5

Parámetros y metodología para el análisis en laboratorio. 32

Tabla 6

Estadística descriptiva de las propiedades del suelo bajo diferentes usos/coberturas del suelo 39

Tabla 7

Resultados de autocorrelación espacial “I de Moran”. 45

Tabla 8

Modelos de semivariograma y sus parámetros de las propiedades del suelo para los diferentes usos del suelo..... 48

Tabla 9

Índices del rendimiento predictivo de las propiedades del suelo en los diferentes usos del suelo 54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	
<i>Composición del suelo</i>	17
Figura 2	
<i>Esquema de un semivariograma</i>	23
Figura 3	
<i>Mapa del área de estudio y parcelas experimentales</i>	28
Figura 4	
<i>Imágenes de las parcelas experimentales</i>	30
Figura 5	
<i>Distribución de puntos de muestreo para las parcelas con cobertura: a) agroforestal, b) pastizal y c) agrícola</i>	31
Figura 6	
<i>Esquema de la metodología del análisis geoestadístico del estudio</i>	34
Figura 7	
<i>Distribución de puntos de validación para las parcelas con uso/cobertura; a) agroforestal, b) pastizal y c) agrícola</i>	37
Figura 8	
<i>Gráfico de correlación entre las propiedades seleccionadas bajo: a) suelo agroforestal, b) suelo pastizal y c) suelo agrícola</i>	42
Figura 9	
<i>Semivariogramas de las propiedades del suelo bajo las diferentes coberturas del suelo</i>	44
Figura 10	
<i>Mapa de la distribución espacial de (D_a) densidad aparente del suelo</i>	49
Figura 11	
<i>Mapa de la distribución espacial de (RP) resistencia a la penetración del suelo</i>	50
Figura 12	
<i>Mapa de la distribución espacial de (MO) materia orgánica del suelo</i>	50
Figura 13	
<i>Mapa de la distribución espacial de pH del suelo</i>	51

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1	
<i>Parcela con uso/cobertura agroforestal</i>	65
Anexo 2	
<i>Parcela con uso/cobertura pastizal</i>	65
Anexo 3	
<i>Parcela con uso/cobertura agrícola</i>	66
Anexo 4	
<i>Trazado y establecimientos de puntos de observación</i>	66
Anexo 5	
<i>Levantamiento de muestras de suelo</i>	67
Anexo 6	
<i>Medición de la resistencia de suelo in situ mediante el penetrómetro</i>	67
Anexo 7	
<i>Equipos utilizados en el laboratorio para el análisis de suelo</i>	68

ABREVIATURAS Y SIMBOLOGIA

UTM: Universal transversal de Mercator.

Da: Densidad aparente.

RP: Resistencia a la penetración.

MO: Materia orgánica.

CV: Coeficiente de variación.

R²: Coeficiente de determinación.

RSS: Suma de cuadrados de los residuales.

GDE: Grado de dependencia espacial.

ME: Error medio.

RMSE: Raíz del error cuadrático medio.

RME: ME relativo.

RRMSE: RMSE relativo.

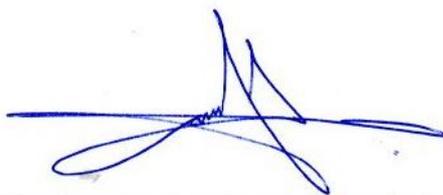
g/cm³: gramo por centímetro cubico.

MPa: Mega pascal.

Darwin Remigio Guachún Calderón en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación **“Evaluación de la variabilidad espacial de propiedades del suelo bajo diferentes usos/coberturas en la Granja El Romeral de la Universidad de Cuenca”**, de conformidad con el Art. 114 del CODIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 30 de septiembre de 2022

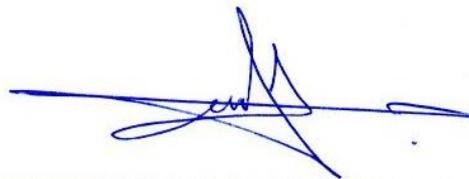


Darwin Remigio Guachún Calderón

C.I: 0106535552

Darwin Remigio Guachún Calderón, autor/a del trabajo de titulación “**Evaluación de la variabilidad espacial de propiedades del suelo bajo diferentes usos/coberturas en la Granja El Romeral de la Universidad de Cuenca**”, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 30 de septiembre de 2022



Darwin Remigio Guachún Calderón

C.I: 0106535552

AGRADECIMIENTOS

De todos los triunfos y derrotas le he dado las gracias a Dios, por permitirme ser partícipe de la misma. Este trabajo no puede quedar excluido para demostrar mi Fe sobre él.

A mis familiares cercanos, sobre todo a mis padres por el apoyo incondicional en todos los sentidos para poder continuar con mis estudios.

A las autoridades, docentes y amigos de la Carrera de Ingeniería Agronómica por la formación, los saberes y emociones transmitidos que me permitieron aprender y divertirme durante la etapa universitaria.

A mi director Dr. Pablo Borja, quien me atendió y motivo durante la investigación.

DEDICATORIA

La presente investigación le dedico a los familiares y amigos que me apoyaron y empujaron en el buen sentido para terminar la etapa de estudiantil, la cual me permitirá introducirme a la vida profesional.

Esta va por Uds.

1. INTRODUCCIÓN

La falta de información y de estudios previos sobre la distribución espacial de algunas propiedades del suelo en la Granja “El Romeral” de la Universidad de Cuenca dificulta realizar protocolos de gestión o prácticas de manejo adecuado para el suelo, lo que conlleva a que el personal administrativo y operativo realice prácticas agronómicas empíricas y homogéneas sobre el suelo. Además, al carecer de información edafológica detallada dificulta la interpretación de resultados de algunos estudios que se realiza sobre parcelas experimentales.

La variabilidad espacial de diferentes propiedades del suelo en una superficie determinada es evidente debido al efecto combinado de procesos pedogenéticos como son las ganancias, las pérdidas, las traslocaciones, las transformaciones, y sobre todo los factores formadores de suelo (clima, material parental, relieve, tiempo y los organismos vivos o biota incluyendo el hombre) (Jaramillo, 2002). Más aún, si se realiza diferentes prácticas de uso y manejo del suelo, que tienen un gran impacto sobre las propiedades del suelo (Jaramillo et al., 2008; Maestre & de Andreu, 2009).

El conocimiento de la distribución espacial de propiedades del suelo y que sea a una suficiente escala es crucial para realizar estrategias de gestión del suelo, que permita ejecutar la agricultura de precisión o manejo por sitio-específico, donde al realizar un manejo diferenciado por sitio, resulte eficiente y sostenible frente al manejo uniforme u homogéneo en la parcela (Denton et al., 2017; Maestre & de Andreu, 2009; Oliver, 2010; Vargas et al., 2015).

Con estos antecedentes surge la necesidad de saber cómo varían estas propiedades del suelo en diferentes contextos de uso del suelo con el fin de realizar estrategias u obras de conservación, mejoramiento o restauración adecuada para las zonas pertinentes y de esta manera frenar la degradación acelerada del recurso suelo.

Además, el mapeo de las áreas de estudio mediante técnicas geoestadísticas y sistemas de información geográfica (SIG), pretende ayudar a los administradores y los trabajadores de la Granja a tomar decisiones de gestión eficientes basadas en la comprensión adecuada de las condiciones de los suelos existentes bajo diferentes usos/cobertura de la tierra. Al mismo tiempo, los resultados de este estudio permitirán a futuros investigadores tener una escala de muestreo para obtener mayor precisión y confiabilidad de los resultados, igualmente, permitirá mejorar la interpretación de los resultados de los ensayos que se realice en las parcelas experimentales.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general del proyecto (OG)

- Evaluar la variabilidad espacial de las propiedades del suelo seleccionadas bajo diferentes coberturas: agrícola, pastizal y agroforestal.

2.2. Objetivos específicos (OE)

- Explorar la existencia de diferencias en la variabilidad de las propiedades del suelo entre tres coberturas del suelo.
- Evaluar las relaciones entre las propiedades seleccionadas bajo las diferentes coberturas del suelo.
- Mapear la distribución espacial de las variables usando técnicas geoestadísticas (Kriging).

3. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Será mayor la variabilidad espacial de las propiedades en estudio en suelo con cobertura agrícola frente a los suelos bajo cobertura agroforestal y pastizal?

4. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

4.1. El recurso suelo

El suelo es un recurso finito, lo que implica que su pérdida y degradación no son reversibles en el curso de una vida humana. La degradación de los suelos es causada por usos y prácticas de ordenación de la tierra insostenibles y por fenómenos climáticos extremos resultantes de diferentes factores sociales, económicos y de gobernanza (FAO, 2015).

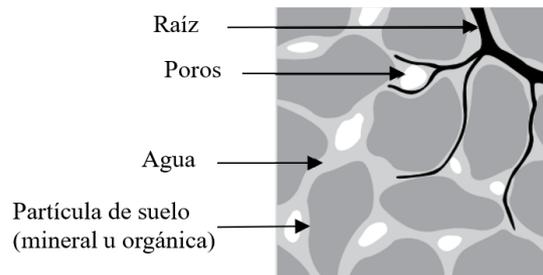
Los suelos son cuerpos variables aún en cortas distancias, debido al producto de las interacciones entre factores y procesos formadores de suelos (Andriotti, 2003), donde sus características se definen y se forman a partir del clima, el material parental, el relieve, el tiempo y los organismos (la biota, la materia orgánica, el hombre y la vegetación), en una serie de procesos pedogenéticos como son las ganancias, las pérdidas, las translocaciones y las transformaciones (Jaramillo, 2002). Por ende, estudiar su comportamiento a través del espacio e interpretarlos son temas especialmente relevantes para muchos problemas ambientales y de gestión de la tierra que desafía la sociedad (Díaz, 2010; Hazelton & Murphy, 2017).

4.2. Composición y propiedades del suelo

El suelo al ser desmenuzado en fragmentos muy pequeños, permite observar partículas de diferentes tamaños, la mayoría de estas se originan de la meteorización de rocas, restos de plantas y animales dando lugar a partículas minerales y orgánicas (Carrazón, 2007).

Figura 1

Composición del suelo



Nota. Adaptado de Carrazón (2007).

El estado y la calidad del suelo comúnmente son evaluados mediante indicadores, estos corresponden a propiedades físicas, químicas y biológicas (Bautista et al., 2004; Doran & Jones, 1997). Estos indicadores pueden tomar diferentes valores derivados de factores intrínsecos (factores formadores del suelo) y extrínsecos (actividades antropogénicas) (Kalhor et al., 2017; Phillips, 2001). Por ello, para su interpretación se opera bajo las siguientes clasificaciones de valores:

Tabla 1

Clasificación e interpretación general de los valores de las propiedades del suelo

Densidad aparente (g/cm ³)	Resistencia a la penetración (MPa)	Materia orgánica (%)	pH
< 1.0 (muy bajo)	< 0.5 (suelto)	< 0.7 (extremadamente bajo)	< 5.6 (fuertemente ácido)
1.0 - 1.3 (bajo)	0.5 - 1.25 (medio)	0.7 - 1.00 (muy bajo)	5.6 - 6.0 (moderadamente ácido)
1.3 - 1.6 (moderado)	1.25 - 2.0 (denso)	1.00 - 1.70 (bajo)	6.1 - 6.5 (ligeramente ácido)
1.6 - 1.9 (alto)	2.0 - 3.0 (muy denso)	1.70 - 3.00 (moderado)	6.6 - 7.3 (neutral)
> 1.9 (muy alto)	> 3.0 (extremadamente denso)	3.00 - 5.15 (alto)	7.4 - 7.8 (ligeramente alcalino)

Nota. Adaptado de Hazelton & Murphy (2017).

4.2.1. Densidad aparente

El suelo al ser un cuerpo poroso, facilita la medición de esta propiedad física que evalúa el grado de compactación, importante para conocer y aprovechar la calidad y productividad del suelo (LI et al., 2019).

Por ejemplo, si la capa del suelo presenta el problema de compactación, se puede evidenciar con los valores de densidad aparente altos (Doran & Jones, 1997). Los niveles de compactación se pueden interpretar mediante los valores en g/cm^3 de “Da” (Tabla 1).

4.2.2. Resistencia a la penetración

La compactación del suelo que es la reducción del espacio poroso también se también se suele estimar mediante la resistencia que ofrece el suelo a ser penetrado por una herramienta de corte (Penetrómetro). Su importancia va de la mano con la densidad aparente, donde un suelo compactado aumenta la resistencia del suelo, y reduce la fertilidad física del suelo a través del estrechamiento de almacenamiento para agua y nutrientes (Hamza & Anderson, 2005). Arshad et al. (1997) indican que una restricción severa, para la penetración de la raíz en el suelo y el desarrollo para muchos cultivos importantes, se encuentra en aproximadamente $> 2 \text{ MPa}$, mayor detalle de los rangos de “RP” se presenta en la Tabla 1.

4.2.3. Materia orgánica

Se conoce como materia orgánica del suelo a un conjunto de residuos orgánicos, que se acumulan tanto en la superficie como dentro del perfil del suelo, ya sea de origen animal y/o vegetal, que están en diferentes etapas de descomposición (Rosell, 1999).

La determinación de materia orgánica “MO” es fundamental para identificar la estructura y estabilidad del suelo y fertilidad nutritiva, donde un valor alto de MO hace referencia a un suelo que conserva un fertilidad nutritiva alta, y a valores bajos de MO se considera un suelo con fertilidad pobre y sin estructura (Prieto et al., 2014; Six et al., 2002).

4.2.4. pH

El pH al ser una propiedad química del suelo, tiene una función importante en el desarrollo de las plantas. Su lectura se refiere a la concentración de iones hidrógeno activos (H^+) que se da en la interfaz líquida del suelo, por la interacción de los componentes sólidos y líquidos (Doran & Jones, 1997).

El pH del suelo también tiene un impacto profundo en otras propiedades del suelo. La acidez o alcalinidad alta cambiarán la disponibilidad de nutrientes y darán como resultado una absorción desequilibrada de elementos en las plantas (Zhao et al., 2011).

Los suelos productivos por lo general deben estar dentro de los rangos de pH; ligeramente ácido y neutro (Doran & Jones, 1997), esta clasificación también se presenta en la Tabla 1.

4.3. Variabilidad espacial de las propiedades del suelo

Las propiedades del suelo varían espacialmente de un campo a una escala regional mayor, y son el efecto de factores intrínsecos (factores formadores del suelo y procesos pedogenéticos) y extrínsecos (prácticas de manejo del suelo, fertilización y rotación de cultivos, etc.) (Cambardella & Karlen, 1999; Denton et al., 2017; Jaramillo et al., 2008; Panday et al., 2019).

La variabilidad y distribución espacial se caracteriza porque las propiedades que la presentan adquieren valores diferentes dependiendo de la ubicación y/o del espaciamiento entre las muestras, es decir, que el valor que toma la variable en un sitio depende de la distancia y/o de la dirección a la cual se ubica de otro sitio vecino (Jaramillo, 2006).

El beneficio de conocer la variabilidad de las propiedades del suelo radica sobre la agricultura de precisión o de manejo de sitio-específico, que al realizar un manejo diferenciado por sitio resulte eficiente y sostenible frente al manejo uniforme (Denton et al., 2017; Maestre & de Andreu, 2009; Oliver, 2010; Vargas et al., 2015).

De igual manera, Jaramillo et al. (2008) describen que su evaluación tiene varias aplicaciones prácticas como:

- Elaboración de mapas de propiedades del suelo por procesos de interpolación.
- Realizar controles de calidad de mapas de suelos.
- Definir el tamaño y la ubicación de unidades experimentales en el campo.
- Mejorar los sistemas de muestreo de suelos.
- Optimizar la interpretación de resultados de investigación.

Diferentes estudios indican que el uso de la tierra y las prácticas de manejo del suelo, así como las operaciones de labranza y la aplicación de fertilizantes (actividades antropogénicas) son los principales factores determinantes para la distribución espacial de las propiedades del suelo (Azuka & Igué, 2020; Kilic et al., 2012; Kingsley et al., 2019; LI et al., 2019; Wang et al., 2009). De igual manera, Miheretu & Yimer (2018); Sahu et al. (2020);

Takoutsing et al. (2017) indican que los patrones de distribución espacial de las propiedades del suelo varían mucho según el uso/cobertura del suelo, la topografía y el clima del lugar.

Estas variaciones espaciales pueden estudiarse a través de técnicas geoestadísticas, y sobre todo los métodos de interpolación no sesgados (Kriging), que permiten elaborar mapas que ayudan a entender la variabilidad de las propiedades del suelo en un área determinada (Mao et al., 2014; Oliver & Webster, 2014; Sahu et al., 2020).

4.4. Técnicas geoestadísticas y SIG

El tratamiento estadístico puro o clásico del problema de heterogeneidad ignora la existencia de correlación espacial, supone que las observaciones son independientes, mientras que un análisis geoestadístico calcula las correlaciones entre las observaciones hechas en diferentes sitios vecinos (Johnston et al., 2001; Webster & Burgess, 1980). Estas técnicas geoestadísticas son métodos más adecuados para la estimación de las propiedades del suelo que otros métodos de interpolación (Sahu et al., 2020; Sokouti & Mahdian, 2009; Webster & Burgess, 1980).

Esta técnica consiste en dos fases, a) análisis estructural; el cual describe la correlación existente entre diferentes puntos en el espacio de muestreo, y b) la predicción; crear predicciones por medio de algoritmos de interpolación (Kriging) para ubicaciones no muestreadas, el cual considera la correlación entre muestras tomadas de los sitios adyacentes con la mínima varianza establecida en la primera fase para estimar el valor interpolado (Petitgas, 1996).

4.5. Autocorrelación y dependencia espacial

La autocorrelación espacial de una variable existe cuando los pares de observaciones que están más cercanos entre sí son más similares o dependientes, y los pares de observaciones que están muy separados entre sí tienen menos probabilidades de ser similares (Griffith & Chun, 2016).

Existen diferentes indicadores espaciales que permiten medir el grado de autocorrelación espacial, sin embargo, los índices de Moran (I) son los más extendidos y comúnmente usados en el análisis espacial de varios fenómenos naturales (Siabato & Guzmán, 2019). Su beneficio es su fácil y directa interpretación, ya que evalúa el tipo de patrón de correlación de un conjunto de datos espaciales en función de las ubicaciones y los valores de la variable (Moran, 1950).

Los valores de I de Moran se encuentran en un rango entre +1 a -1. Cuando I es igual a +1, sugiere que el patrón observado está agrupado espacialmente (tipo clúster: valores altos o valores bajos se agrupan juntos), y cuando I es igual a -1, sugiere dispersión (tablero de ajedrez), mientras que valores cercanos o iguales a cero indica ausencia de autocorrelación (Yavitt et al., 2018). Sin embargo, Siabato & Guzmán (2019) en la práctica sugiere pensar en un patrón aleatorio (ausencia de correlación) cuando el índice se encuentra en el rango $-0,35 \leq I \leq 0,35$. En consecuencia, estos valores estadísticos se completan con las técnicas de mapeo bajo modelos de semivariogramas, que permiten identificar patrones espaciales visualmente (Johnston et al., 2001; Oliver & Webster, 2014).

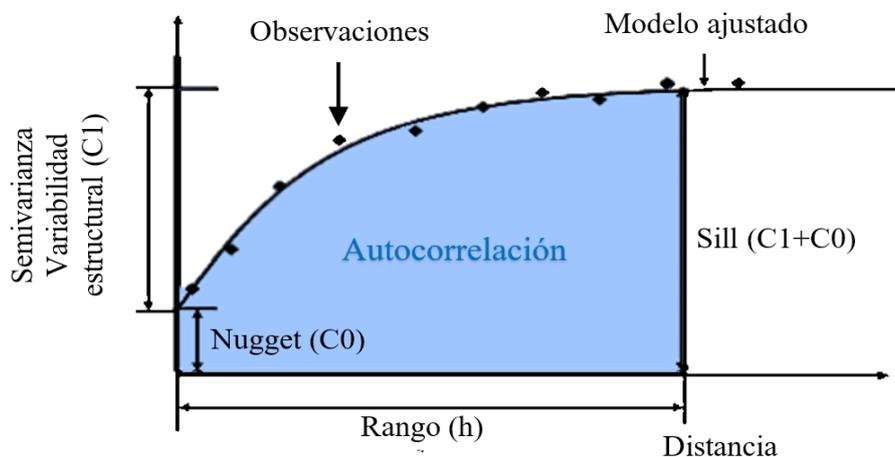
4.6. Semivarianza y semivariograma

Se entiende como semivarianza a la medida del grado de similitud que puede existir entre dos puntos muestreados situadas a una distancia determinada, a mayor similitud menor semivarianza y viceversa, habitualmente la varianza entre las observaciones se reduce a medida que disminuye la distancia de separación (Ovalles, 2001).

El gráfico de la semivarianza contra la distancia se conoce como el semivariograma, en la Figura 2 se presenta el esquema de un semivariograma, donde el conjunto de observaciones ubicadas en la gráfica conforma el semivariograma experimental, y ajustándose a un modelo teórico en forma visual se puede realizar predicciones sobre el comportamiento espacial de la variable (Jaramillo et al., 2008).

Figura 2

Esquema de un semivariograma



Nota. Adaptado de Jaramillo (2002).

Según Mao et al. (2014), los parámetros del semivariograma modelado incluyen:

- Valor de Nugget o pepita (C_0): que es el nivel de variación aleatoria dentro de los datos.

- Componente estructural (C1): es el nivel de variación de la estructura dentro de los datos.
- Valor del Sill o umbral (C0 + C1): la variación total presente.
- Rango efectivo (h): la distancia de separación a la cual la dependencia espacial es evidente.

La información del semivariograma es importante para determinar la magnitud de variabilidad espacial en base al grado de dependencia espacial (GDE), esta medida corresponde a la relación entre el valor de nugget y sill; $[C0 / (C0 + C1)] \times 100$, que se agrupa en tres clases según Cambardella et al. (1994), de manera que puede existir:

- Fuerte dependencia espacial: si la relación es $< 25\%$.
- Moderada dependencia espacial: si la relación esta entre 25 y 75%.
- Débil dependencia espacial: si la relación es $> 75\%$.

Un paso clave en cualquier análisis geoestadístico es el ajuste de los modelos a los valores del semivariograma experimental (Goovaerts, 1998). Por lo tanto, es necesario que el semivariograma modelado presente buen ajuste de manera que refleje la variabilidad real presente en la zona, los modelos comúnmente más usados en el ajuste de los semivariogramas son el lineal, esférico, exponencial, logarítmico y gaussiano (Webster & Oliver, 1990).

El arte de modelar consiste en construir un modelo permisible que capture las principales características espaciales de la variable en estudio (Goovaerts, 1997). Oliver & Webster (2014) recomienda ciertas pautas que se adopta en la mayoría de los programas modernos, las cuáles son:

1. Trazar el variograma experimental.
2. Elegir varios modelos que parezcan tener la forma correcta y se ajusten cada uno a su vez por mínimos cuadrados ponderados en un programa acreditado.
3. Trazar los modelos ajustados en la gráfica del variograma experimental y evaluar si el ajuste parece razonable.
4. Si todos los modelos estimados parecen encajar bien, elegir el que tenga la suma de cuadrados residual más pequeña (RSS).

4.7. Técnicas de interpolación geoestadística

Existen muchas metodologías de interpolación espacial que se utilizan para predecir variables ambientales y agrícolas, incluyendo interpolación geoestadística y no geoestadística (Castro Franco et al., 2017; Li & Heap, 2008). En la interpolación geoestadística todos pertenecen a la familia Kriging; Kriging ordinario (KO), simple (KS), universal (KU) u otros (Webster & Oliver, 2007).

A diferencia de los demás métodos, las interpolaciones KO implican un proceso de variograma para modelar la autocorrelación espacial de los datos para asignar pesos, lo que puede resultar en mejores interpolaciones bajo un diseño de muestreo apropiado (Oliver & Webster, 2014). No obstante, lleva mucho tiempo y sigue siendo subjetivo, ya que implica muchas decisiones de los usuarios (Li & Heap, 2014).

En este método es necesario considerar una serie de parámetros, como la normalidad y estacionariedad (sin tendencia en alguna dirección), incluida la distancia de corte, la isotropía y anisotropía de los datos, así como el modelo teórico y sus parámetros, donde la transformación de datos debe tenerse en cuenta cuando los datos están sesgados y son anisotrópicos (Li, 2019; Oliver & Webster, 2014).

Para ello, el análisis exploratorio de datos espaciales (ESDA) es necesario y útil para tomar decisiones (Celemín, 2009). Sin embargo, en la actualidad los usuarios tienen la capacidad de explorar grandes cantidades de datos georreferenciados gracias al software R de código abierto (Jaya & Sunengsih, 2020) y otros softwares similares.

La evaluación del rendimiento de las técnicas de interpolación es fundamental, ya que determina la calidad de las predicciones resultantes, su evaluación está en función de los métodos de validación; validación de retención, validación cruzada, o el uso de muestras nuevas que no se utilizan para el entrenamiento de modelos (Li, 2019). Algunos índices de validación reconocidos son; el error medio (ME) y la raíz del cuadrado medio del error (RMSE), que conceden un resumen de la diferencia media entre los valores observados y pronosticados (Li & Heap, 2008).

5. MATERIALES Y MÉTODOS

5.1. Ubicación y descripción del área de estudio

El estudio se realizó en la Granja “El Romeral” de la Universidad de Cuenca, ubicada al Noreste de la Provincia del Azuay; en el kilómetro 10 de la vía Paute – Guachapala del Cantón Guachapala, en las coordenadas X = 755676 m y Y = 9695425 m bajo el sistema de proyección UTM (Universal Transversal de Mercator), zona 17 S, datum WGS84 (EPSG: 32717), con una altitud de 2200 m s.n.m. (Figura 3).

El tipo de suelo predominante dentro del área de estudio corresponde a un Vertisol (Aucapiña & Cajamarca, 2019), este suelo posee alto contenido de arcilla pesada y expansiva, la estructura es de tipo granular y masiva, y su textura es franco arcillo limosa (FAL) y franco arcilloso (FA). Este orden de suelo se caracteriza porque son muy plásticos y pegajosos cuando están húmedos y muy duros cuando se secan (Jaramillo, 2002).

El clima según la estación meteorológica de la granja se caracteriza por tener valores mensuales de:

Tabla 2

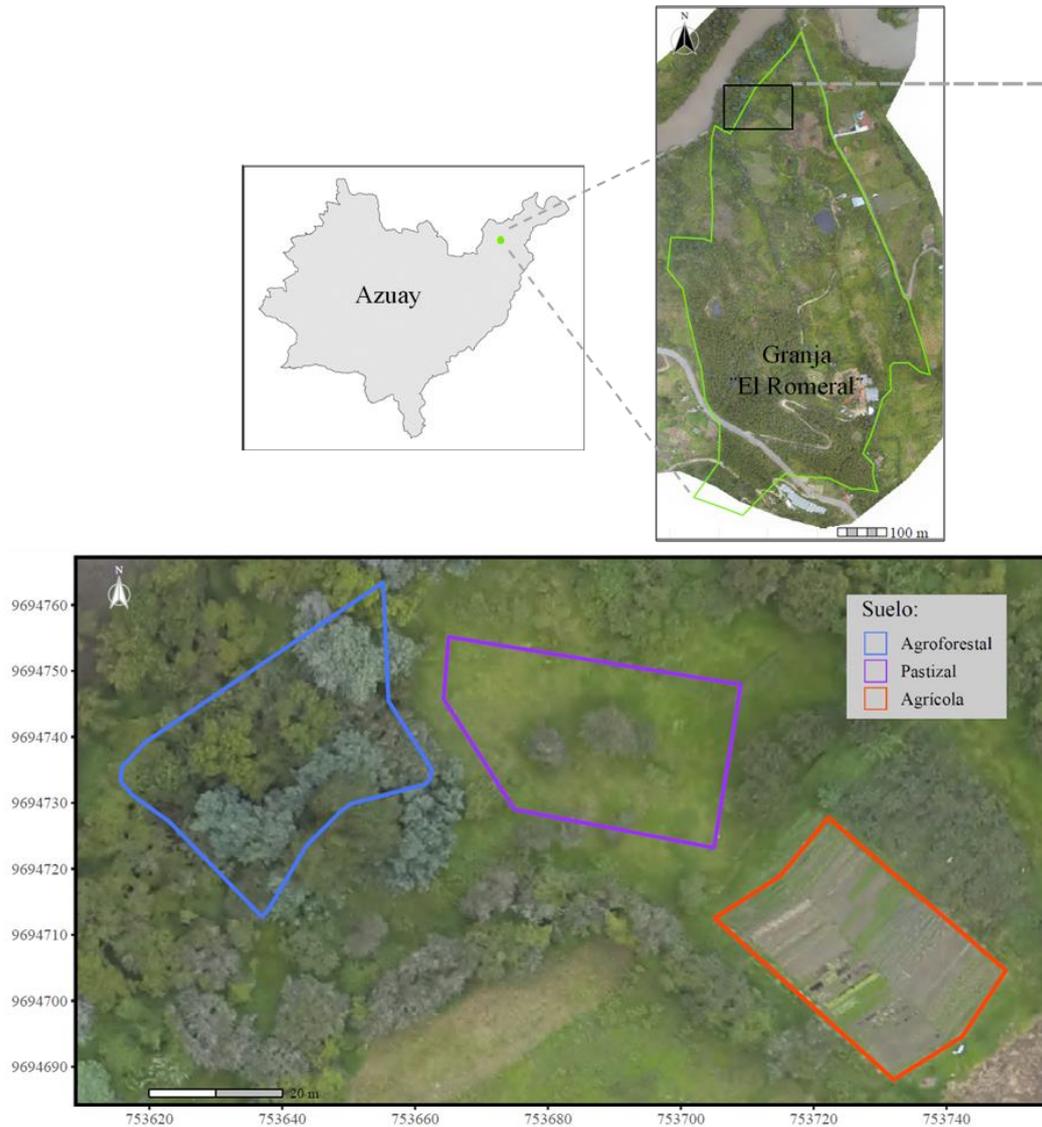
Características climáticas del área de estudio

Elementos del clima	Valor
Temperatura media	16 °C
Temperatura máxima	24 °C
Temperatura mínima	7 °C
Precipitación	27 - 97 mm
Humedad relativa	79 %

Nota. Adaptado de Francois (2019).

Figura 3

Mapa del área de estudio y parcelas experimentales



5.2. Materiales

Los principales materiales utilizados en el estudio se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 3

Materiales utilizados en el estudio

Materiales físicos y edafológicos	Materiales de oficina
<ul style="list-style-type: none"> · Barreno · Anillos de Kopecky de 100 cm³ <ul style="list-style-type: none"> · GPS · Cámara fotográfica <ul style="list-style-type: none"> · Cuchillo · Fundas plásticas · Toma muestras · Penetrómetro · Estacas de madera <ul style="list-style-type: none"> · Otros 	<ul style="list-style-type: none"> · Computador · Calculadora · Libreta de campo · Software: Word, Excel, RStudio.

5.3. Selección de parcelas experimentales

Dentro del área de estudio se seleccionó tres parcelas adyacentes con uso o cobertura diferente:

- La parcela agroforestal (1100.8 m²): combina el cultivo de café (*Coffea arabica* L.) con diferentes especies forestales como el sauce (*Salix spp.*), la acacia (*Acacia de albata*) y el pino (*Pinus radiata*). Además está cubierto por abundantes malezas como son: la campanilla azul (*Ipomoea indica*) y el ojo de susana (*Thunbergia alata*), ver figura 4. En la parcela se evidenció poca intervención humana, y se caracterizó por su pendiente promedio de 10% en dirección noroeste, lugar donde cruza el cauce del Rio Paute.
- La parcela pastizal (979.5 m²): con un suelo completamente plano sin pendiente y cubierto completamente de pasto, siendo dominada por kikuyo (*Pennisetum clandestinum*) y seguido por el trébol blanco (*Trifolium repens*), su uso es básicamente para el pastoreo de ganado vacuno.
- Y la parcela de uso agrícola (841.3 m²) cultivada por más de 4 años, las especies hortícolas que se siembran son: lechuga (*Lactuca sativa* L.), col (*Brássica olerácea* var.

capitata L.), remolacha (*Beta vulgaris* L.), coliflor (*Brássica olerácea* var. *botrytis*), zanahoria (*Daucus carota* L.), brócoli (*Brássica olerácea* var. *italica*). La preparación del suelo se realiza con tractor agrícola y motocultor, además la siembra de hortalizas se hace sobre pilas o camas con sus respectivos caminos con la finalidad de evitar el pisoteo de la personas. Cabe mencionar que el muestreo para esta parcela se realizó 2 meses después de la primera pasada con tractor agrícola.

Figura 4

Imágenes de las parcelas experimentales



5.4. Diseño de muestreo

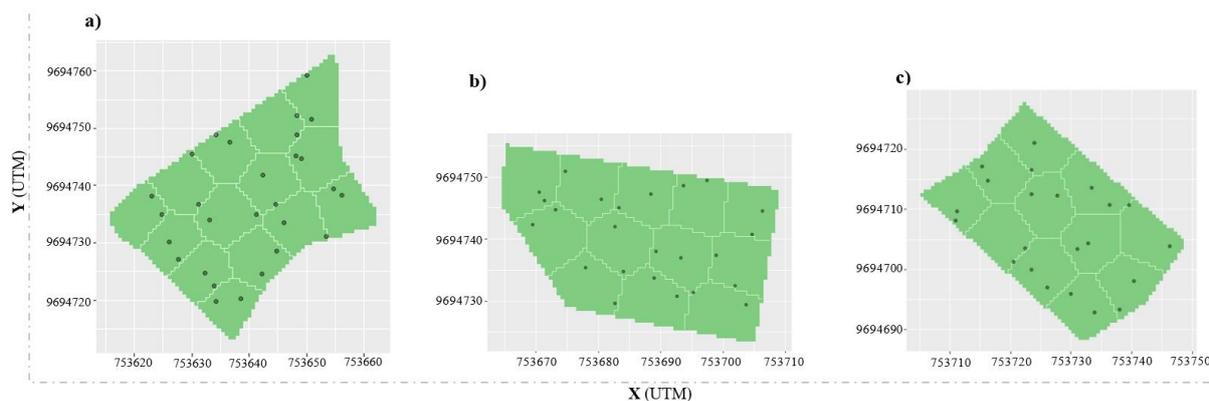
Para el estudio se realizó un muestreo aleatorio de estratos geográficos compactos, debido a que esta estrategia garantiza que las observaciones seleccionadas al azar cubran el área objetivo de la forma más completa posible con altas eficiencias de predicción (Brus et al., 1999; de Gruijter et al., 2006).

El procedimiento partió en la formación de estratos geográficos compactos de igual tamaño (alrededor de 81 m²) para cada parcela experimental, mediante el algoritmo de agrupamiento de k-means con el paquete “spcosa” (Walvoort et al., 2010), implementados en el programa R (R Core Team, 2018). Una vez determinados los estratos, se seleccionaron 2 puntos al azar dentro de cada uno de ellos, ya que este procedimiento revelan grandes ganancias en eficiencia de precisión (Berry, 1962). Por lo cual, finalmente se estableció 28, 24 y 22 puntos

de observación (1^{ra} muestra) para la parcela con cobertura agroforestal, pastizal y agrícola, respectivamente. Dando como resultado, un total de 74 puntos de muestreo (Figura 5).

Figura 5

Distribución de puntos de muestreo para las parcelas con cobertura: a) agroforestal, b) pastizal y c) agrícola



5.5. Muestreo en campo

Primeramente los vértices de las parcelas fueron georreferenciados con un GPS diferencial, y a partir de estos se encontraron los puntos de muestreo con la ayuda de una cinta métrica y técnicas de geometría (punto de intersección a partir de los vértices). En cada punto de muestreo, o lo más cercano a éste (por interposiciones con los árboles), se recolectó muestras alteradas e inalteradas dependiendo de la variable o parámetro analizado.

Las muestras alteradas e inalteradas y la medición en campo se tomaron a una profundidad de 0 – 15 cm, y se realizó en días donde las condiciones climáticas fueron similares. Finalmente, se etiquetó para llevar al laboratorio. Los parámetros muestreados y medidos en el estudio fueron:

Tabla 4

Parámetros y metodología para muestrear en campo.

Parámetros muestreados y evaluados en campo	Método de muestreo
Materia orgánica (MO) pH	Recolección de muestras alteradas de 1 Kg aproximadamente, con ayuda de una pala y fundas plásticas.
Densidad aparente (Da)	Método del cilindro, Anillos de Kopecky de 100 cm ³ con ayuda de una toma muestras.
Resistencia a la penetración (RP)	Con el instrumento penetrómetro, se midió la fuerza necesaria en MPa para introducir la punta hasta llegar a 15 cm de profundidad.

5.6. Análisis en laboratorio

Esta fase se realizó en el Laboratorio de Suelos de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad de Cuenca, para cada punto se realizó dos repeticiones en el análisis para posterior determinar su promedio.

El método de análisis para las propiedades se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 5

Parámetros y metodología para el análisis en laboratorio.

Parámetros de análisis en laboratorio	Método de análisis
Densidad aparente (Da)	Método del cilindro o núcleo, para ser secado en estufa durante 24 horas a 105 °C (Sarkar & Haldar, 2005).
Materia orgánica (MO)	Método de calcinación o pérdida por ignición (LOI) a 400 °C por 8 horas en la mufla (Salehi et al., 2011).
pH	Se midió con un potenciómetro marca "Horiba" la relación suelo/agua; 1:2.5 (Sarkar & Haldar, 2005).

5.7. Análisis estadístico

Con la información levantada en campo y análisis en laboratorio se determinaron las siguientes propiedades del suelo:

- Da: Densidad aparente (g/cm^3)
- RP: Resistencia a la penetración (MPa)
- MO: Materia Orgánica (%)
- pH

Primeramente, se realizó un análisis exploratorio de los datos de todas las variables mediante gráficos de cajas e histogramas. Además, se verificó la homogeneidad de varianzas con la prueba de Bartlett, y se comprobó la normalidad mediante la prueba de Shapiro-Wilk.

Luego, se realizó el análisis con estadística descriptiva: media, primer cuartil, mediana, tercer cuartil, desviación estándar y coeficiente de variación (CV) de las propiedades del suelo estudiadas en función de la cobertura vegetal del suelo. Para la interpretación de las variables se basó en la clasificación de valores según Hazelton & Murphy (2017) (ver Tabla 1).

El CV se utilizó principalmente para evaluar la variabilidad entre variables diferentes en estudio, este parámetro fue analizado con el criterio de (Wilding, 1985): en el cual valores inferiores a 15% son considerados de baja variabilidad, valores entre 15% y 35% variabilidad moderada y valores superiores a 35% de alta variabilidad.

También se realizó el análisis de correlación lineal de “Pearson” y no lineal de “Spearman” mediante el paquete “psych” en R, que permitió visualizar los gráficos de dispersión, histogramas y coeficientes de correlación con los niveles de significación (Revelle & Revelle,

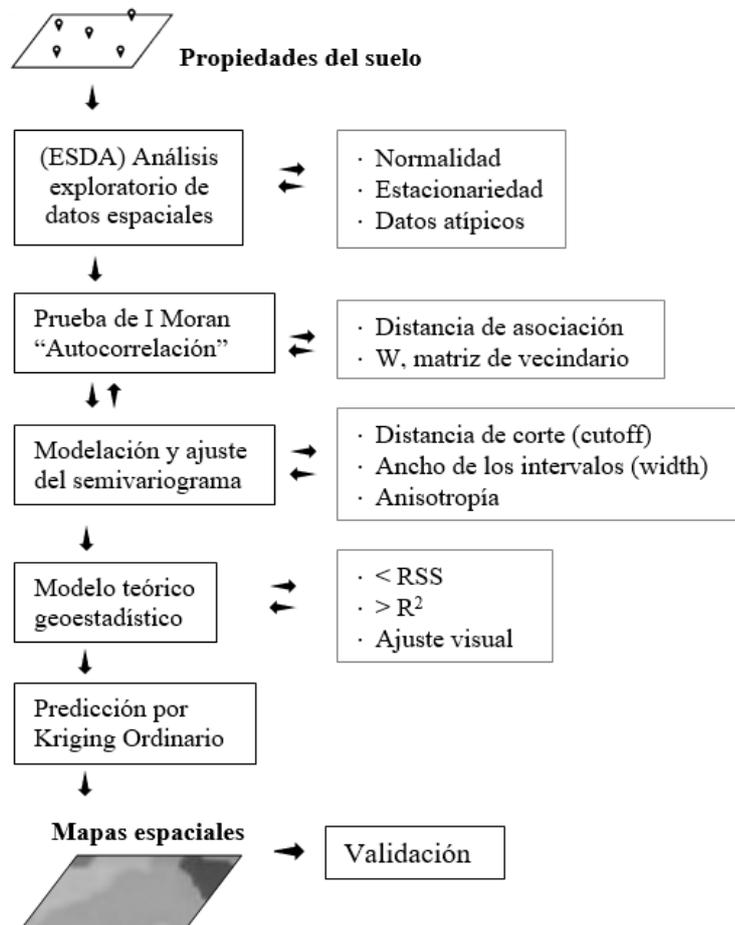
2015), con la finalidad de evaluar las relaciones entre las diferentes propiedades del suelo: Densidad aparente - pH- Resistencia a la penetración - Materia Orgánica.

El análisis, como la generación de los gráficos y de las matrices se realizó en el programa de análisis de datos R (R Core Team, 2018).

5.8. Análisis geoestadístico

Figura 6

Esquema de la metodología del análisis geoestadístico del estudio



El análisis geoestadístico partió con el análisis exploratorio de datos espaciales (ESDA), el cual consistió en revisar los supuestos de normalidad, estacionariedad, como requisitos para la

modelación, de igual manera para los datos que no cumplieron con estos supuestos se realizó la respectiva transformación para normalizarlos, y en otros casos fue necesario la eliminación de datos atípicos, como lo recomienda Webster & Oliver (2007).

En el análisis de autocorrelación espacial en los diferentes grupos de datos se utilizó el método de Moran's I, que permite medir el grado de dispersión en una muestra (Moran, 1950). Sus valores se interpretaron de +1 (una autocorrelación positiva fuerte) a 0 (un patrón aleatorio, sin autocorrelación) a -1 (una autocorrelación negativa fuerte) (Yavitt et al., 2018). El índice se calculó usando el paquete “spdep” en el programa R (Bivand et al., 2015), donde se estableció una distancia de asociación entre puntos igual del rango de dependencia espacial para establecer la matriz del vecindario (W), lo que permitió determinar el índice de Moran junto con el valor-p para validar aún más el índice estadísticamente.

Para la caracterización de la variabilidad espacial de las propiedades en estudio, se realizó corridas en el software R con el paquete “gstat” (Pebesma et al., 2015), bajo los lineamientos de Hengl (2007) y Pebesma (2001), que permitieron el modelamiento y la definición de los semivariogramas con sus respectivos parámetros como; nugget (C_0), sill ($C_0 + C_1$) y rango (h). Para el cálculo de los semivariogramas experimentales de los datos se estableció una distancia de corte (cutoff) para la inclusión de pares de puntos en las estimaciones de semivarianza del 80% de la distancia máxima de todos los puntos dentro de cada parcela experimental, ya que más allá no muestran suficiente dependencia, y esta distancia se dividió en 15 clases igualmente espaciadas para el ancho de los intervalos (width), que es el lugar donde se agrupan los pares de puntos de datos para estimaciones de correlaciones.

También, se determinó la posible existencia de anisotropía en las variables estudiadas para diferentes direcciones (0° , 45° , 90° , 135°), que se describe cuando los cambios de las variables pueden ser mayores en una dirección que en otra (Goovaerts, 1997). Para ello, Wang

et al. (2009) indican que se puede considerar la existencia de anisotropía si la relación entre las pendientes de las direcciones para variaciones máximas y mínimas es superior a 2.5. De ser el caso, se podría solucionar con procesos de transformación de las coordenadas (Oliver & Webster, 2014).

Para la selección del modelo teórico del semivariograma se realizó en base al menor valor posible de la suma de cuadrados de los residuales (RSS) y al mayor coeficiente de determinación (R^2), que indican qué tan bien se ajusta el modelo de predicción a los datos del semivariograma (Mao et al., 2014; Oliver & Webster, 2014). También se examinó visualmente si los modelos tenían buen ajuste a los semivariogramas, de manera que brinden la información confiable para comprender los fenómenos espaciales (Webster & Oliver, 2007).

Una vez establecido el modelo teórico de cada propiedad del suelo, se verificó el grado de dependencia espacial (GDE), esto se pudo reflejar mediante el cálculo de la relación Nugget/Sill en porcentaje:

$$GDE = \frac{C_0}{C_0 + C_1} \times 100$$

El porcentaje del GDE se categorizó bajo la clasificación propuesta por Cambardella et al. (1994), que considera que las variables tienen una fuerte dependencia espacial si la relación es menor al 25%, moderada cuando está en el intervalo 25% -75% y débil (variabilidad espacial alta) cuando el valor es más del 75% (Denton et al., 2017; Jaramillo et al., 2008).

5.9. Elaboración y validación de mapas

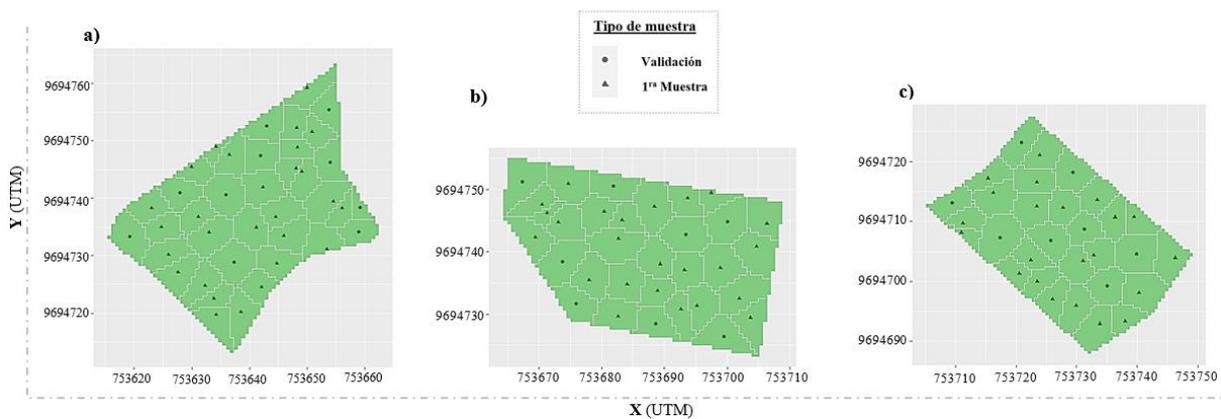
Posterior de la definición de modelos teóricos del semivariograma y de haber determinado sus parámetros, se elaboró mapas de variabilidad a través del método de interpolación Kriging Ordinario, con el objetivo de visualizar la variabilidad espacial de las propiedades estudiadas

presentes en el lugar de estudio. Para la generación de gráficos se utilizó el paquete “gstat” (Pebesma et al., 2015), y el paquete “ggplot2” en R (Wickham et al., 2016).

La evaluación de la calidad del mapa generado, se realizó mediante la recopilación de datos adicionales (Figura 7). Respecto al número de muestras utilizadas para el estudio de la variabilidad espacial (1^{ra} muestra), se calculó aproximadamente el 35% de nuevos puntos de muestreo (validación), que se estableció a través del muestreo aleatorio simple estratificado teniendo en cuenta los puntos anteriores muestreados, debido a que es catalogada como una estrategia eficiente para la validación (Brus et al., 2011). Estos puntos de muestreo se obtuvieron usando el paquete “spcosa” en R (Walvoort et al., 2010). Cabe mencionar que las muestras de validación, se tomaron en campo en las mismas fechas que el primer muestreo.

Figura 7

Distribución de puntos de validación para las parcelas con uso/cobertura; a) agroforestal, b) pastizal y c) agrícola



Finalmente, para la validación de los mapas de variabilidad espacial se realizó bajo los índices del rendimiento predictivo, que miden la relación entre los valores pronosticados con los valores reales. Para el análisis se calculó el error medio (ME) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) (Li & Heap, 2008), sin embargo, su magnitud es totalmente dependiente de la

escala/unidad, lo que limitó evaluar la precisión de los modelos predictivos entre diferentes variables. Por lo tanto, para solucionar esto se utilizaron dos medidas a partir de los criterios anteriores; ME relativo (RME) y RMSE relativo (RRMSE) que son independientes de unidad/escala (Li, 2017). Las fórmulas matemáticas se presentan a continuación:

$$ME = \sum_1^n (y_i - \hat{y}_i) / n$$

$$RMSE = \sum_1^n \sqrt{(y_i - \hat{y}_i)^2 / n}$$

$$RME = \left(\frac{ME}{\bar{y}} \right) \times 100 \text{ (\%)}$$

$$RRMSE = \left(\frac{RMSE}{\bar{y}} \right) \times 100 \text{ (\%)}$$

Donde, n : es el número de observaciones en un conjunto de datos de validación, y_i : es el valor observado en los datos de validación, \hat{y}_i : es el valor predicho, \bar{y} : es la media de los valores observados.

Los valores de RME y RRMSE se revelan en porcentaje, mientras más cercanos al 0% significa que existe menor grado de error en las estimaciones, y por ende existe mayor precisión de los modelos de predicción para la generación de mapas espaciales.

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

6.1. Estadística descriptiva

La estadística descriptiva de los datos obtenidos en la investigación es presentada en la siguiente tabla:

Tabla 6

Estadística descriptiva de las propiedades del suelo bajo diferentes usos/coberturas del suelo

Variable	Suelo	Media	Q ₁	Me	Q ₃	DE	CV (%)	p S-W
Da Densidad aparente (g/cm ³)	Agroforestal	1.16	1.10	1.14	1.19	0.08	6.92 [*]	0.143
	Pastizal	1.25	1.18	1.25	1.32	0.10	8.10 [*]	0.568
	Agrícola	1.27	1.23	1.28	1.32	0.07	5.52 [*]	0.041 [0.080]
RP Resistencia a la penetración (MPa)	Agroforestal	2.07	1.54	2.15	2.59	0.55	26.60 ^{**}	0.108
	Pastizal	1.85	1.44	1.73	2.26	0.43	23.50 ^{**}	0.065
	Agrícola	1.02	0.70	1.08	1.28	0.30	29.10 ^{**}	0.140
MO Materia Orgánica (%)	Agroforestal	7.46	4.62	7.75	9.38	2.68	35.90 ^{**}	0.395
	Pastizal	7.29	6.00	7.50	8.38	1.69	23.10 ^{**}	0.447
	Agrícola	4.43	3.50	4.25	5.00	0.99	22.40 ^{**}	0.037 [0.074]
pH	Agroforestal	6.57	6.48	6.60	6.69	0.15	2.29 [*]	0.221
	Pastizal	6.54	6.45	6.52	6.65	0.12	1.87 [*]	0.341
	Agrícola	6.55	6.51	6.55	6.61	0.08	1.15 [*]	0.287

Nota. Q₁ (Primer cuartil), Me (Mediana), Q₃ (Tercer cuartil), DE (Desviación estándar), CV (Coeficiente de variación): se simbolizó con ^{**} (variabilidad alta), ^{*} (variabilidad moderada) y ^{*} (variabilidad baja), p S-W (Valor p de Shapiro-Wilks), [...]: indica el valor p de datos transformados menos datos atípicos.

En base a la clasificación e interpretación de los valores de las propiedades del suelo por Hazelton y Murphy (2017), se encontró que todas las parcelas con su respectiva cobertura tenían Da bajas con valores medios de 1.16 a 1.27 g/cm³. Mientras que en la variable RP, el suelo agroforestal presentó una media de 2.07 MPa (muy denso), el suelo pastizal presentó una media de 1.85 MPa (denso), y el suelo agrícola presentó una media de 1.02 MPa (medio). De manera

general, se puede inferir que los suelos estudiados presentaron una compactación baja a moderada, indicando que no existe una restricción significativa para el desarrollo de las raíces, y tampoco una inhibición considerable en la capacidad de las raíces para penetrar el suelo. A excepción del suelo agroforestal que presentó valores de $RP > 2$ MPa, indicado que existió una reducción del espacio poroso del suelo en esta parcela (Arshad et al., 1997), esto podría deberse al trayecto y pisoteo de los trabajadores en dicho lugar, y la ausencia de la preparación del suelo.

Para los contenidos de MO: el suelo agroforestal y pastizal presentaron medias de 7.46 - 7.29 % respectivamente (niveles muy altos), mientras que el suelo agrícola mostró una media de 4.43% (nivel alto). Indicando que a nivel parcelario los tres suelos poseen buen contenido de materia orgánica en el suelo, lo que aporta a la fertilidad y a las estructuras del suelo (Six et al., 2002).

Finalmente, en niveles de pH: todos los suelos mostraron valores medios de 6.54 a 6.57 y se clasificaron como suelos ligeramente ácidos (Tabla 1), lo que estimula a una buena disponibilidad de nutrientes en el suelo, lo que permitirá una absorción equilibrada de los mismos por las plantas (Zhao et al., 2011).

Esta descripción general concuerda con algunas investigaciones cerca del lugar de estudio (Azuay – Ecuador) sobre suelos del Orden Vertisol (Aucapiña & Cajamarca, 2019; Déleg, 2018), quienes encontraron resultados similares en las variables del suelo.

En cuanto al coeficiente de variación (CV), según la categorización de Wilding (1985), las variables Da y pH en las tres coberturas del suelo se comportaron de manera similar con una variabilidad baja ($< 15\%$). Sin embargo, las variables RP y MO para los diferentes suelos presentaron una variabilidad moderada (15% a 35%). Asumiendo, en términos de CV, que las propiedades del suelo varían de igual manera en las diferentes coberturas y usos del suelo. Estas

variaciones son semejantes a los resultados para la región de Meta (Colombia) reportados por Arciniegas & Gómez (2018), quienes usaron un tamaño de muestras similar en su estudio.

Algunas investigaciones también encontraron coeficientes de variación bajos en pH en comparación con otras propiedades del suelo (Addis et al., 2015; Déleg, 2018; Idowu et al., 2003; Kilic et al., 2012; Tamburi et al., 2021; Yescas et al., 2018). La razón de esta variabilidad pequeña probablemente se debe a que los valores de pH están en una escala logarítmica y corresponde a la concentración de los protones (H^+) en la solución del suelo (Reza et al., 2017).

6.2. Relaciones entre las propiedades del suelo

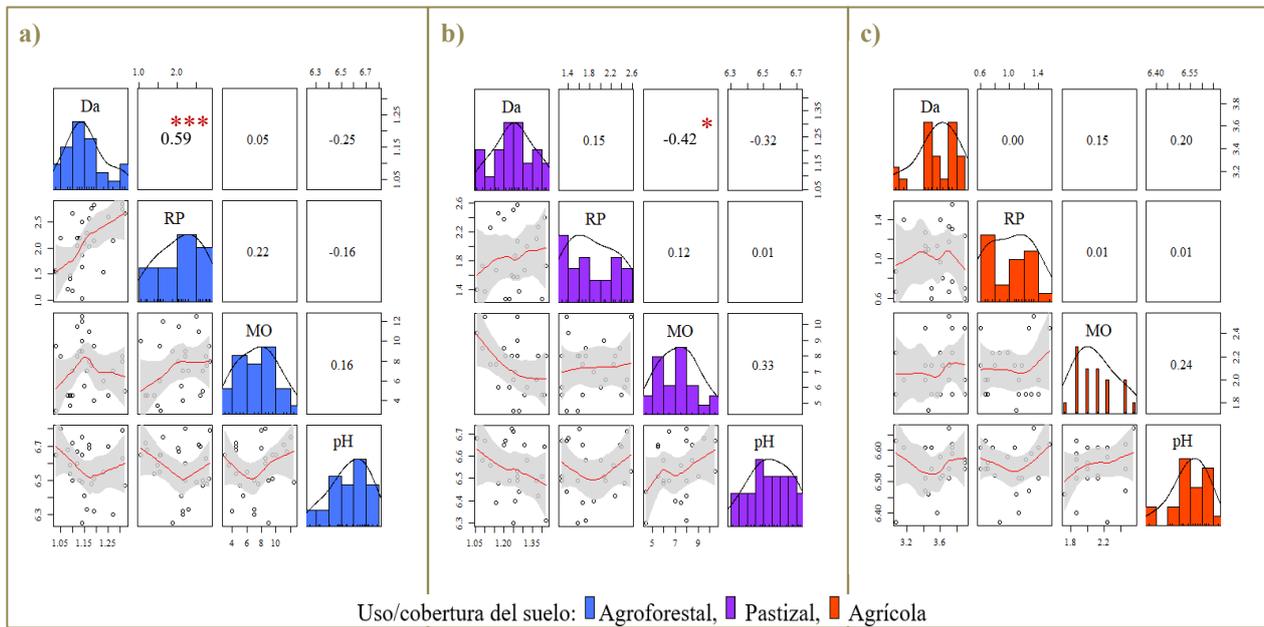
Para evaluar las relaciones entre las propiedades seleccionadas en estudio, se analizó mediante la correlación de Spearman, el cual indicó que sobre el suelo agroforestal; solo la variable D_a posee una correlación positiva moderada significativa con RP ($r_s = 0.59, p < 0.001$), indicando que una parte de la variabilidad encontrada estaría explicada por la relación entre las dos variables, lo cual indica que en algunos sitios de mayor densidad aparente también existe una mayor resistencia a la penetración del suelo. Un efecto similar fue reportado por Gülser et al. (2016) sobre un campo experimental en Samsun-Turkey, donde encontraron que los valores de RP aumentan con el aumento de D_a , infiriendo que esta tendencia positiva es debido a que a mayor compactación existe menos volumen de poros de aire y agua en el suelo por ende la fuerza necesaria para introducir la punta del penetrómetro en el suelo es mayor.

Y en el suelo pastizal se encontró una correlación negativa moderada significativa entre D_a y MO ($r_s = -0.42, p < 0.05$), lo que significa que a menor contenido de materia orgánica en el suelo existe mayor densidad aparente del suelo. Esta correlación inversa entre D_a y MO también se encontró en los estudios de Addis et al. (2015); Gülser et al. (2016); Miheretu & Yimer (2018) sobre suelos poco intervenidos. Quienes indican que este efecto podría explicarse

porque la MO aumenta la macro porosidad del suelo y en consecuencia disminuye el grado de compactación, y favorece a la retención de agua.

Figura 8

Gráfico de correlación entre las propiedades seleccionadas bajo: a) suelo agroforestal, b) suelo pastizal y c) suelo agrícola



Nota. Da: Densidad aparente, RP: Resistencia a la penetración, MO: Materia Orgánica, *** y * indican que la correlación es significativa a un nivel de $p < 0.001$ y $p < 0.05$, respectivamente.

6.3. Análisis geoestadístico

Durante la revisión y análisis de los supuestos básicos para el análisis geoestadístico se encontró que algunos conjuntos de datos no se agruparon en una distribución normal (Tabla 6), para normalizarlos se usaron transformaciones: exponencial y raíz cuadrática para las variables Da y MO, respectivamente en el suelo agrícola.

6.4. Predicción de la variabilidad espacial del suelo

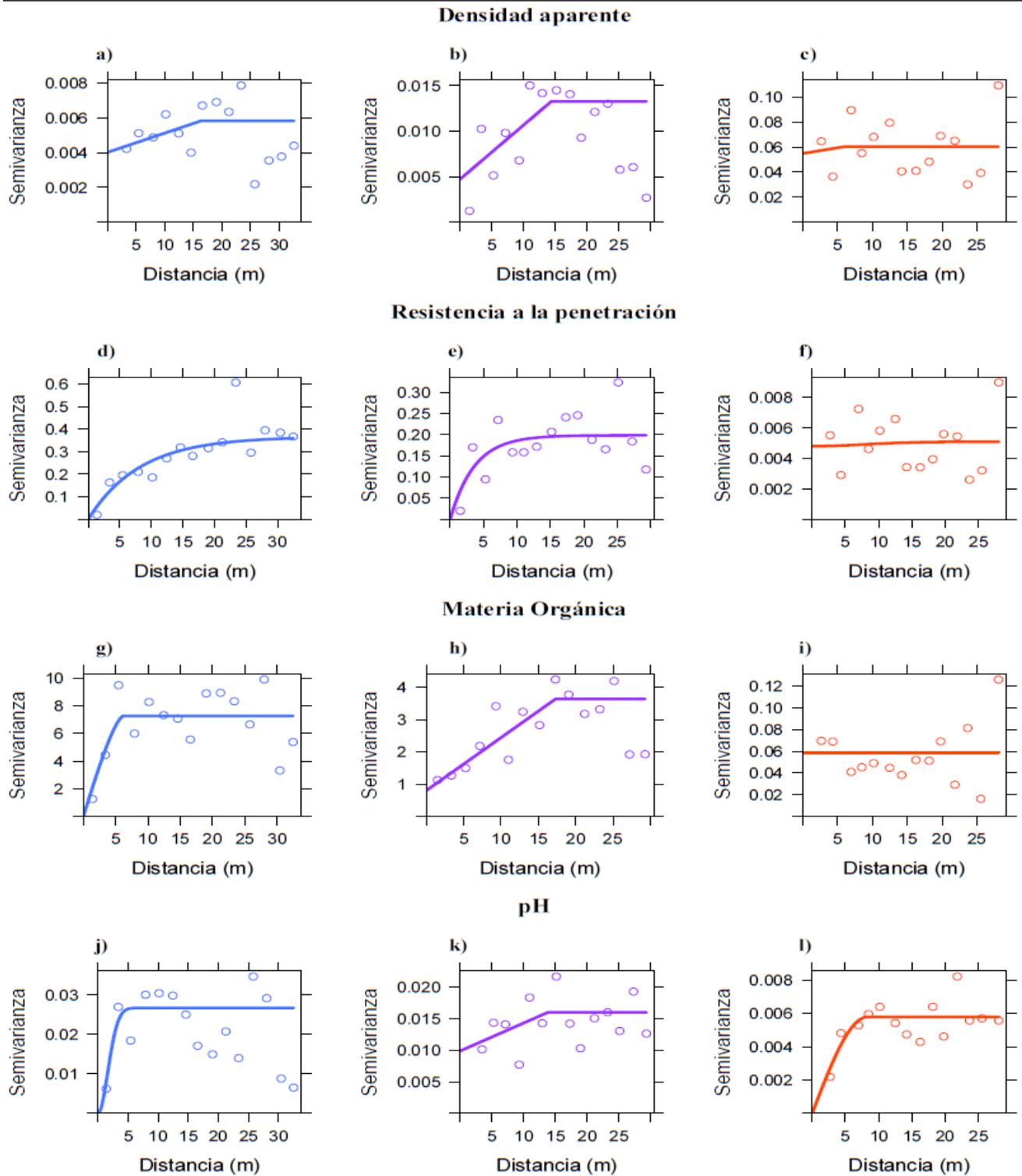
6.4.1. Modelamiento: Semivariogramas

Para evaluar la variabilidad espacial, se modelaron varios semivariogramas omnidireccionales o isotrópicos, ya que no se encontró anisotropías considerables. La pendiente suele ser una de las causas más comunes de anisotropía, y en este caso la relación entre las pendientes de las direcciones para variaciones máximas y mínimas no superó el 2.5% (Wang et al., 2009). A su vez se identificaron los mejores modelos de semivariograma teóricos que tenían el menor valor en la suma de cuadrados de los residuales (RSS) (Tabla 8). Cabe indicar que no se consideró el coeficiente de determinación (R^2) debido a que presentó valores muy bajos para algunas variables. Además, Laekemariam et al. (2018), Li (2017), Li & Heap (2008) y Willmott (1982) argumentan que este parámetro no debe usarse como una medida de desempeño del modelo porque es insuficiente y a menudo engañosa.

A excepción de las variables Da, RP y MO en el suelo agrícola que presentaron estructuras planas y un nugget puro (Figura 9 c, f, i), la mayoría de los semivariogramas experimentales presentaron buen ajuste visual. Estos resultados concuerdan con los hallazgos de Webster & Oliver (1992), quienes encontraron que con el aumento del tamaño de muestras se obtiene una mejora en los datos que permiten estimar el variograma con gran precisión.

Figura 9

Semivariogramas de las propiedades del suelo bajo las diferentes coberturas del suelo



6.4.2. Autocorrelación espacial

Los resultados del análisis “I de Moran local” se presentan en la Tabla 7, donde las variables del suelo dependientemente de la cobertura del suelo presentaron valores bajos de autocorrelación ($I \text{ Moran} = -0.34$ a 0.36), y solo una variable mostro un valor de autocorrelación espacial significativo a un nivel de significación de 0.01.

Tabla 7

Resultados de autocorrelación espacial “I de Moran”.

Variable	Suelo	I Moran	Puntaje z	Valor p
Densidad aparente	Agroforestal	0.08	1.88	0.03
	Pastizal	0.25	2.24	0.01
	Agrícola	-0.01	0.17	0.43
Resistencia a la penetración	Agroforestal	0.36	3.20	0.00 **
	Pastizal	0.11	2.05	0.02
	Agrícola	-0.34	-1.08	0.86
Materia orgánica	Agroforestal	0.36	1.51	0.07
	Pastizal	0.22	2.04	0.02
	Agrícola	-0.07	-0.13	0.55
pH	Agroforestal	0.13	0.67	0.25
	Pastizal	0.02	0.34	0.37
	Agrícola	0.10	0.61	0.27

Nota. Valores en negrita: indican que presentan autocorrelación espacial de $I \text{ Moran} > 0.35$, **: indica que la correlación es significativa a un nivel de $p < 0.01$.

No obstante, en referencia a Siabato & Guzmán (2019) que sugieren pensar en un patrón espacial aleatorio (ausencia de autocorrelación espacial) cuando: $-0,35 \leq I \text{ Moran} \leq 0,35$, se pudo inferir que se encontró solo una autocorrelación positiva significativa en la variable RP en el suelo agroforestal ($I = 0.36$, puntaje $z = 3.2$ y $p < 0.01$), indicando la existencia de un patrón espacial tipo clúster o agrupamiento espacial (Figura 11).

Cabe indicar que la prueba de I de Moran se basó en el método de distancia euclidiana en la matriz de vecindad (W), la cual mostró mejores resultados con distancias de corte (cutoff)

igual al alcance de la dependencia espacial (Rango) de los semivariogramas modelados. Sin embargo no se encontró resultados consistentes porque la distancia de asociación entre observaciones (width) fue muy corta para la mayoría de las variables y el conjunto de datos analizados fue pequeño. Por ello, no se realizaron interpretaciones detalladas con el fin de evitar confusiones. Esto es apoyado por Fu et al. (2014) y Negreiros et al. (2010), quienes mencionan que el valor de I es bastante sensible a la matriz de vecindad especialmente cuando se utilizan distancias, las cual puede influir en las conclusiones sobre un fenómeno.

6.4.3. Dependencia espacial de las propiedades del suelo

El ajuste estadístico y visual de los modelos teóricos a los semivariogramas experimentales van de la mano para obtener resultados confiables y mayor precisión (Webster & Oliver, 2007). En consecuencia, en el presente estudio no se consideró, para determinar el grado de variabilidad y la elaboración del mapa, a los modelos que visualmente presentaron ajustes imprecisos en los semivariogramas experimentales, con la finalidad de evitar resultados sesgados.

El mal ajuste por la gran dispersión de los datos en los semivariogramas experimentales de las variables Da, RP y MO en el suelo agrícola (Figura 9 c, f, i), posiblemente se deba al tamaño de la muestra usada para esta parcela experimental (22 puntos de observación). Estos resultados coinciden con lo que manifiesta Webster & Oliver (2007), quienes indican que a medida que reduce el tamaño de la muestra, la dispersión aumenta y la forma del variograma se vuelve menos clara.

Otra explicación de la falta de dependencia espacial en las propiedades del suelo se debe principalmente al proceso aleatorio natural per se, o por el error de medición (Li & Heap, 2008). También este efecto, se debe a que posiblemente existió un proceso de homogenización entre

los agregados del suelo durante los trabajos con maquinaria, lo que condujo a que la dependencia espacial produjera a distancias menores que los intervalos de muestreo utilizado en esta parcela (< 0.2 m). Esto sugiere muestrear más densamente, reduciendo la distancia entre las muestras para poder encontrar una autocorrelación entre las mismas.

En términos de la clasificación del grado de dependencia espacial (GDE) de Cambardella et al. (1994). En el estudio se encontró dependencia espacial de moderada a fuerte para las variables: Da, RP, MO y pH en los suelos agroforestal y pastizal. Y una dependencia fuerte para pH en el suelo agrícola. Lo anterior sugiere, que para estas variables independientemente del uso del suelo, el diseño y la escala de muestreo fue apropiado ya que sí se encontró correlación o dependencia entre las observaciones.

No obstante, Oliver & Webster (2014) indican que este conocimiento de la relación Nugget/Sill, no refleja nada acerca de la variabilidad, solo muestra el porcentaje de sesgo en el muestreo. Si la relación es pequeña puede señalar que los errores de medición fueron insignificantes (Li & Heap, 2008). Por ende, en este estudio se llegó a inferir que las predicciones que se realizarán para las variables que mostraron dependencia espacial presentaran mayor confiabilidad, ya que se encontró valores medios a bajos de GDE.

Tabla 8

Modelos de semivariograma y sus parámetros de las propiedades del suelo para los diferentes usos del suelo

Variable	Suelo	Modelo	Nugget	Sill	Rango (m)	RSS	R ²	GDE (%)
Da	Agroforestal*	Lineal	0.004	0.006	16.4	0.134	0.03	66.7 [■]
	Pastizal	Lineal	0.005	0.013	14.4	0.186	0.22	38.5 [■]
	Agrícola~	Lineal	0.055	0.06	6	1.35	0.41	-
RP	Agroforestal	Exponencial	0	0.366	8.2	5.328	0.35	0 [■]
	Pastizal	Exponencial	0	0.198	3.6	4.461	0.03	0 [■]
	Agrícola	Gaussiano	0.005	0.005	10.9	2.013	0.24	-
MO	Agroforestal	Circular	0	7.258	6.2	173.494	0.11	0 [■]
	Pastizal	Lineal	0.796	3.635	17.3	37.76	0.42	21.9 [■]
	Agrícola~	Nugget	0.059	0.059	-	-	-	-
pH	Agroforestal	Gaussiano	0	0.027	2.4	0.507	0.18	0 [■]
	Pastizal*	Lineal	0.01	0.016	13.9	0.357	0.01	62.5 [■]
	Agrícola	Esférico	0	0.006	8.3	0.121	0.02	0 [■]

Nota. GDE (Grado de dependencia espacial): se simbolizó con [■] (fuerte dependencia espacial), [■] (moderada dependencia espacial) y [■] (débil dependencia espacial). Los símbolos * y ~ significa datos atípicos eliminados y datos transformados respectivamente, y valores tachados indica que existió mucha dispersión en los semivariogramas.

Por otro lado, los semivariogramas modelados mostraron un alcance de dependencia espacial (rango) diverso, donde las variables que mostraron rangos muy cortos (< 4 m) fueron RP y pH en el suelo pastizal y agroforestal respectivamente, lo que indica que las muestras se auto correlacionan a distancias pequeñas (Laekemariam et al., 2018). Los rangos encontrados en el presente estudio son inferiores a los reportados por Déleg (2018) y Tamburi et al. (2021), quienes evaluaron la variabilidad espacial sobre suelos del orden Vertisol, y recalcaron que esta variabilidad podría deberse al efecto combinado de las prácticas de manejo, las condiciones ambientales y el material parental en el lugar.

6.4.4. Mapas de variabilidad espacial

La existencia de dependencia espacial permitió estimar los valores de las propiedades del suelo en lugares no muestreados con Kriging Ordinario (KO). Las Figuras 10, 11, 12 y 13 muestran la distribución espacial estimada de las propiedades del suelo dentro de cada parcela. No obstante, para las variables en sus respectivas parcelas que no presentaron dependencia espacial, el mejor estimador para cualquier punto del área es la media (Oliver & Webster, 2014), por lo que en la parcela de suelo agrícola no se representa la variación espacial para las variables Da, RP y MO.

Figura 10

Mapa de la distribución espacial de (Da) densidad aparente del suelo

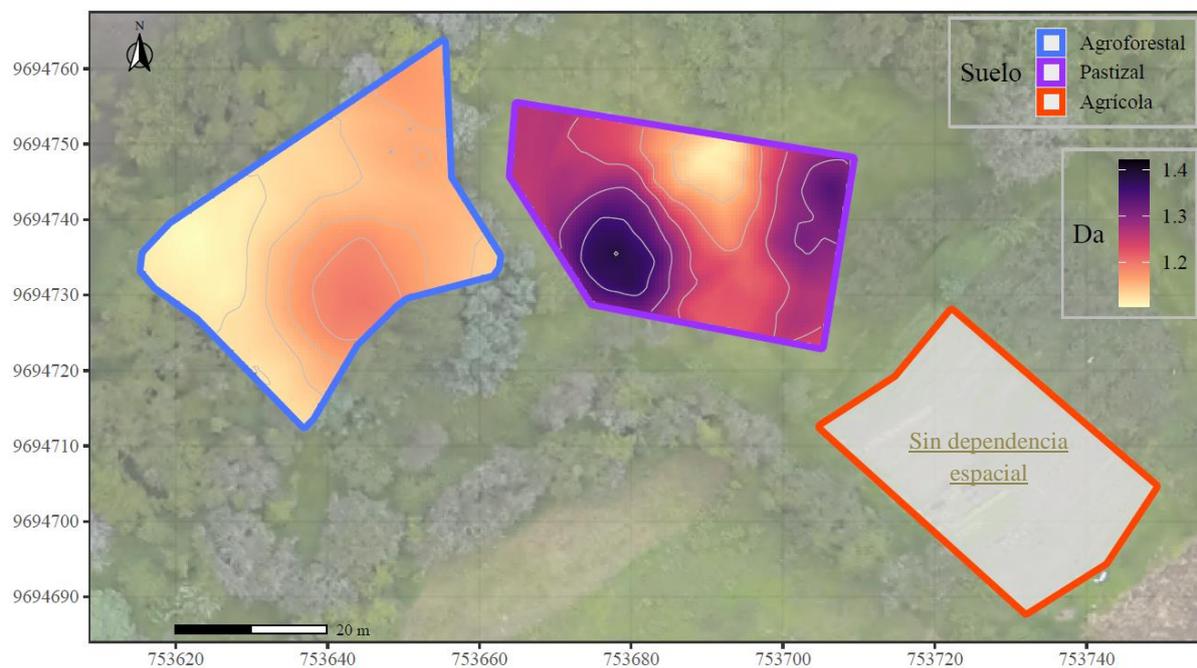


Figura 11

Mapa de la distribución espacial de (RP) resistencia a la penetración del suelo

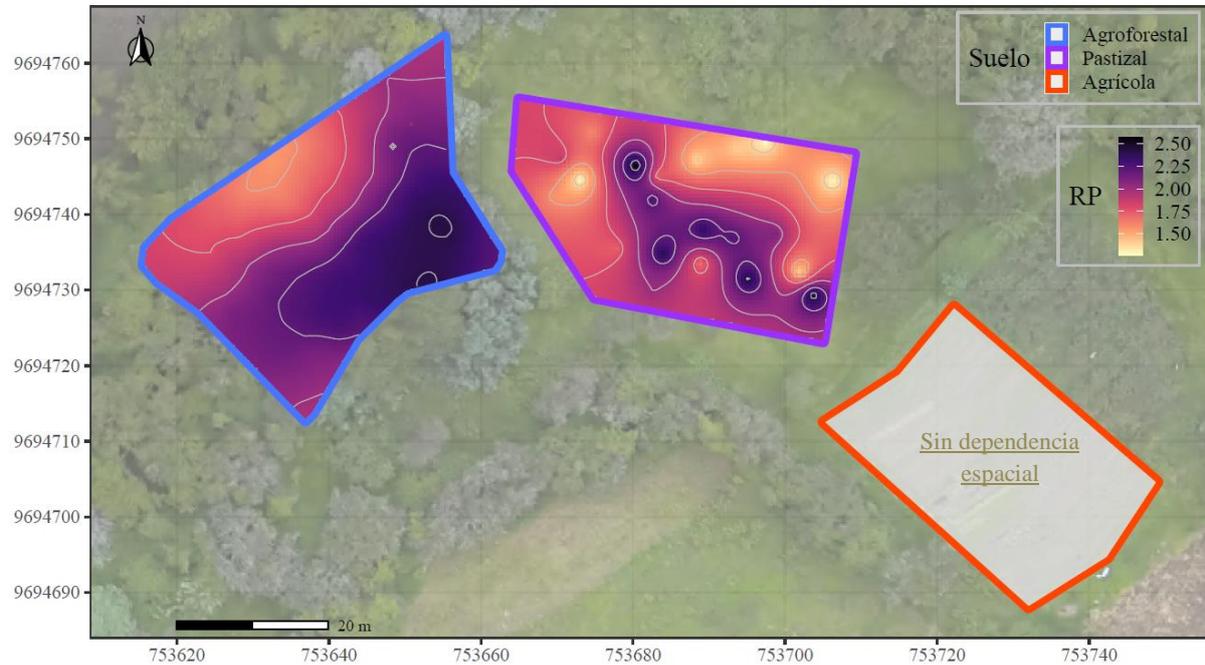


Figura 12

Mapa de la distribución espacial de (MO) materia orgánica del suelo

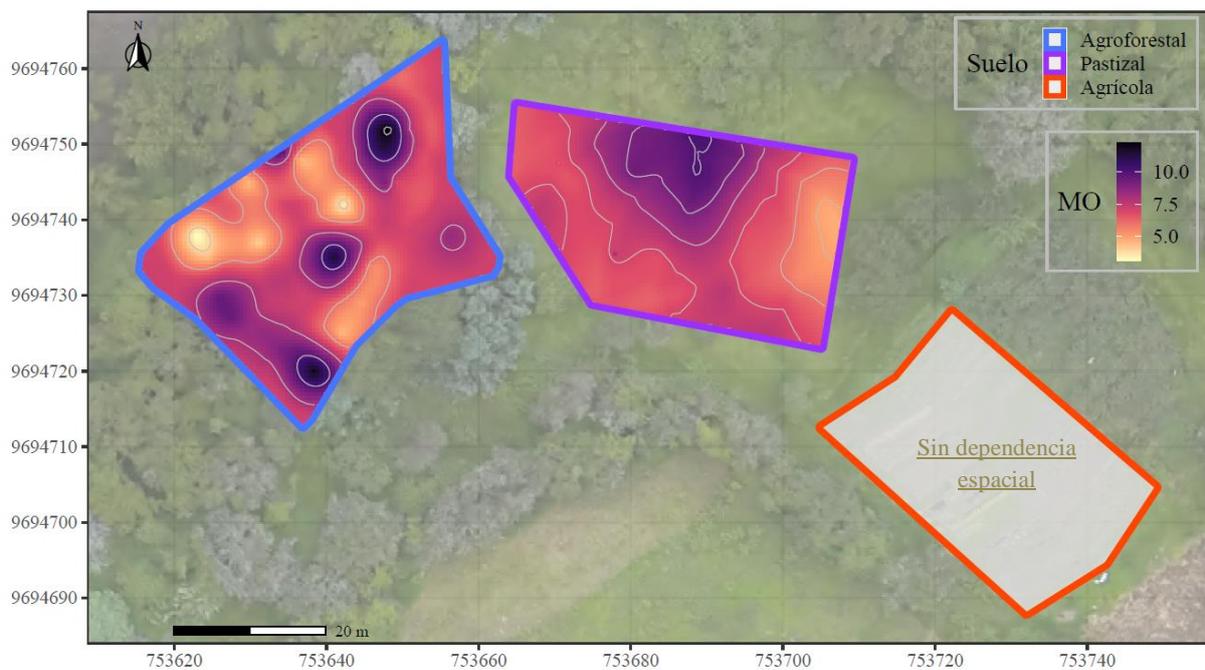
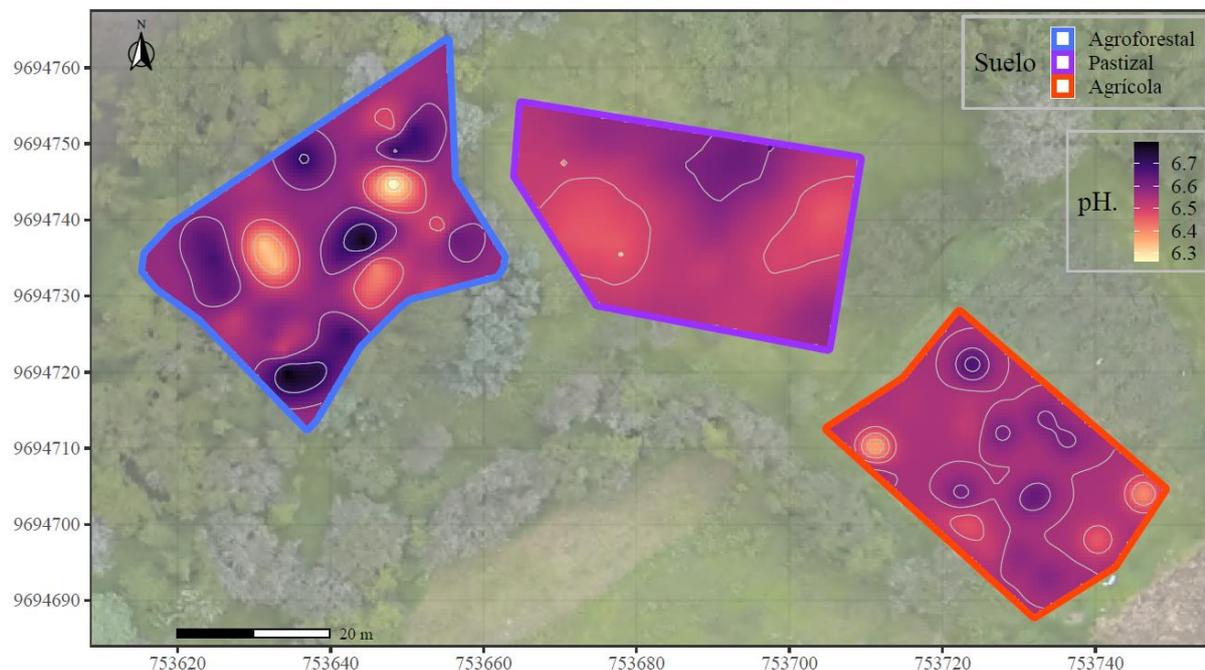


Figura 13

Mapa de la distribución espacial de pH del suelo



En la figura 10 es posible visualizar las diferencias entre los patrones de variabilidad espacial de la variable densidad aparente (D_a) de la parcela de uso/cobertura agroforestal frente a la parcela pastizal. La mayor variabilidad se observó en la parcela pastizal, donde la D_a varió desde 1.10 a 1.42 g/cm^3 distribuidos en mayor número de grupos o parches espaciales en comparación con la parcela agroforestal que mostró valores de 1.11 a 1.20 g/cm^3 .

De igual manera, para la variable RP se pudo visualizar una mayor variabilidad espacial en la parcela de uso/cobertura pastizal en comparación con la parcela agroforestal. En dicho lugar, los valores de resistencia a la penetración variaron de 1.27 a 2.53 MPa distribuidos en mayor número de parches espaciales a diferencia de la parcela agroforestal donde la variable varió de 1.55 a 2.57 MPa distribuidos en dos agrupaciones (Figura 11).

En consecuencia, la mayor variabilidad espacial encontrada en las variables Da y RP sobre el suelo pastizal, probablemente se deba a la falta de planificación de pastoreo para el ganado, lo que provoca heterogeneidad y cambios en la compactación por el pisoteo sobre el área, ya que algunos lugares estaban más pastoreados que otros. Lo que indica que el ganado probablemente influye sobre la estructura del suelo y su distribución espacial. Este resultado concuerda con Hamza & Anderson (2005), quienes indican que la compactación del suelo por pisoteo de animales es uno de los factores responsables de cambios en la estructura del suelo.

Los mapas generados para la variables Da y RP sobre el suelo agroforestal están en línea con los resultados del análisis de Spearman (Figura 8a). Las dos variables presentaron un patrón espacial muy similar; la zona de mayor densidad aparente mostró una mayor resistencia del suelo, lo que valida la correlación encontrada anteriormente.

Por otra parte, en la figura 12 se puede visualizar que para la variable MO también existió diferencias de los patrones espaciales entre los suelos con cobertura agroforestal y pastizal. La mayor variabilidad espacial se presentó en el suelo agroforestal, donde los contenidos de materia orgánica variaron de 3.17 a 12.26 % con mayor número de parches espaciales distribuidos en dicha área, en contraste al suelo pastizal donde se encontró menos parches espaciales con variación de 4.70 a 10.13 % de contenido de materia orgánica.

De igual manera, para la variable pH (Figura 13), se observó una mayor variabilidad sobre el suelo con cobertura agroforestal donde los valores de acidez variaron desde 6.26 hasta 6.80. Seguido por una variabilidad moderada sobre el suelo agrícola, lugar donde su acidez varió de 6.37 a 6.66, y se presentaron distribuidos en varios parches espaciales sobre la parcela. Y la menor variabilidad se presentó sobre el suelo pastizal; donde los valores de pH variaron en menor proporción de 6.31 a 6.67.

La causa de la mayor variabilidad espacial encontrada sobre el suelo agroforestal en las propiedades químicas MO y pH se puede atribuir a la alta diversidad de plantas y su alta cobertura vegetal distribuidos aleatoriamente en el área, donde la integración de la hojarasca de los mismos es desproporcionada espacialmente en el suelo, lo que estimula a una mayor variabilidad en tasas de descomposición y niveles de acidez sobre el suelo. Esto concuerda con Pritchett (1986), quien reportó que la hojarasca producida en los árboles caducifolios se descompone relativamente rápido lo que conduce a diferentes niveles de materia orgánica, en tanto que la hojarasca aportada por plantas coníferas es bastante resistente a la descomposición y fuertemente ácida, lo que estimula a cambios de acidez del suelo.

En el mismo sentido, la variabilidad espacial de pH sobre el suelo agrícola puede estar derivada de las tasas de aplicación de fertilizantes y agroquímicos sobre el suelo. Esto también fue reportado por Tamburi et al. (2021) y Zarazúa et al. (2007), quienes indican que las prácticas agrícolas individuales y el tipo de cultivo modifican los valores de esta variable, y los hacen más heterogéneas espacialmente.

No obstante, en la presente investigación, la variabilidad espacial posiblemente no siempre estuvo relacionada con la cobertura o las prácticas de manejo del suelo. En el caso de la parcela agroforestal; en las variables Da y RP, se encontró que la densidad aparente y la resistencia a la penetración disminuyen pendiente abajo en dirección noroeste (Figura 10, 11). Las posibles causas que influyeron sobre la distribución espacial en una dirección es la topografía del terreno y/o el cauce del río. Resultados similares fueron reportados por Wubie & Assen (2019) en su estudio, quienes encontraron que en la parte baja de la pendiente generalmente se acumulan las partículas finas del suelo transportadas desde las posiciones altas, lo que causa densidades aparentes bajas en dicho lugar. Además, la influencia del río probablemente provocó densidades aparentes bajas cerca de la orilla, debido a las deposiciones

de material aluvial. Esto concuerda con la investigación Déleg (2018) en la provincia del Azuay (Ecuador), quien encontró un patrón similar debido al efecto de una quebrada.

Sin embargo, estos mapas de distribución espacial generados por el estudio no significan que la labranza u otras prácticas agronómicas sobre el suelo agrícola no influyeron en la variabilidad espacial de las propiedades del suelo (Da, RP y MO), quizás con un muestreo con mayor número de observaciones, y a menores distancias sea posible evidenciar la variabilidad real en el suelo estudiado.

6.5. Validación de mapas

Los índices del rendimiento predictivo para las diferentes variables del estudio están reportados en la Tabla 9, que son el resultado de la comparación entre los valores estimados a partir de los modelos de los semivariogramas contra los valores nuevamente observados.

Tabla 9

Índices del rendimiento predictivo de las propiedades del suelo en los diferentes usos del suelo

Variable	Suelo	Media	ME	RMSE	RME (%)	RRMSE (%)
Densidad aparente (Da)	Agroforestal	1.16	0.063	0.101	5.43	8.71
	Pastizal	1.25	0.045	0.088	3.60	7.04
	Agrícola	1.27	-	-	-	-
Resistencia a la penetración (RP)	Agroforestal	2.07	-0.237	0.408	-11.45	19.71
	Pastizal	1.85	-0.324	0.430	-17.51	23.24
	Agrícola	1.02	-	-	-	-
Materia Orgánica (MO)	Agroforestal	7.46	-0.616	1.464	-8.26	19.62
	Pastizal	7.29	-0.006	1.356	-0.08	18.60
	Agrícola	4.43	-	-	-	-
pH	Agroforestal	6.57	0.008	0.150	0.12	2.28
	Pastizal	6.54	0.002	0.104	0.03	1.59
	Agrícola	6.55	0.071	0.092	1.08	1.40

Nota. ME: Error medio, RMSE: Raíz del cuadrado medio del error, RME: ME relativo,

RRMSE: RMSE relativo.

Bajo los criterios del error medio relativo (RME) y la raíz del cuadrado medio del error relativo (RRMSE) se pudo identificar aquellos mapas de variabilidad que fueron estimados o pronosticados con menor error posible (Li, 2017). La variable MO en el suelo pastizal (RME = -0.08%) y pH en todos los suelos con su respectiva cobertura vegetal (RME \leq 1.08% y RMSE \leq 2.28%) presentaron valores muy bajos cercanos a 0%. Esto indica que existió una predicción casi exacta para estas variables en los sitios no muestreados (Li, 2017). Por lo tanto, estos mapas generados son de gran confiabilidad y usabilidad para sus fines pertinentes.

Sin embargo, los niveles pobres del rendimiento de predicción para las demás variables posiblemente este derivada de aleatoriedad y el sub posicionamiento espacial de las muestras en el campo, sumado a ello las incertidumbres y variaciones naturales per se (Tamburi et al., 2021).

7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1. Conclusiones

En el estudio se evaluó la variabilidad de algunas propiedades del suelo en función de diferentes categorías de uso/cobertura de la tierra (agroforestal, pastizal y agrícola). Los resultados mostraron que la cobertura y uso de suelo influyen sobre las propiedades de suelo (Da, RP, MO y pH). Tanto que no sólo provocaron cambios en los niveles de las propiedades de suelo, sino también en su distribución espacial.

El análisis de Spearman reveló correlaciones estadísticamente bajas entre la mayoría de las propiedades del suelo consideradas en este estudio, a excepción de las relaciones; entre densidad aparente (Da) y resistencia a la penetración (RP) en el suelo agroforestal que presentó una correlación positiva moderada significativa, y entre materia orgánica (MO) y densidad aparente (Da) en el suelo pastizal que presentó una correlación negativa moderada significativa. Esto también se pudo evidenciar en los mapas de variabilidad espacial generados.

El análisis geoestadístico por la técnica de semivariogramas resultó útil para encontrar autocorrelación espacial en la mayoría de las variables, esta herramienta permitió modelar, y encontrar niveles de autocorrelación o dependencia espacial de moderada a fuerte en todas las variables del suelo agroforestal y pastizal, y solo para pH sobre el suelo agrícola. Aquello indica que el diseño y la escala de muestreo fue apropiado para estas variables en el estudio, Por el contrario, en las variables restantes (Da, RP y MO) del suelo agrícola no fue posible encontrar dependencia espacial alguna, debido al tamaño de la muestra y las distancias entre las muestras usadas en el estudio.

Los mapas generados mostraron diferentes patrones de distribución espacial; la mayor variabilidad espacial para las variables Da y RP se observaron sobre la parcela con

uso/cobertura pastizal, los cuales mostraron mayor número de grupos o parches espaciales en comparación a con la parcela agroforestal. Indicando que efectivamente el pisoteo por el ganado provocó cambios sobre la estructura del suelo y su distribución espacial. Y la mayor variabilidad para MO y pH se visualizó sobre el suelo con uso/cobertura agroforestal, esto se pudo atribuir al efecto de la heterogeneidad en las tasas de integración de la hojarasca en el suelo proveniente de la variedad de plantas y su alta cobertura vegetal en el área, que a la final terminan modificando los contenidos de materia orgánica y los niveles de acidez del suelo.

Finalmente, tras la validación de los mapas de distribución espacial, los parámetros indicaron que existió una buena predicción en los mapas generados para las variable MO en el suelo pastizal, y para la variable pH en todas las parcelas, los que implica que son estos mapas son de buena confiabilidad y usabilidad para los administradores e investigadores que intervengan sobre las parcelas experimentales para sus respectivos intereses. Aún más, permite identificar los parches o áreas críticas, los cuales necesitan un manejo específico con diferentes prácticas agrícolas para hallar las condiciones más óptimas para un buen desarrollo radicular y desarrollo de las plantas.

7.2. Recomendaciones

Los resultados abren nuevas necesidades de investigación; estudiar la variabilidad espacial de las propiedades del suelo de toda la granja considerando las estrategias de muestreo, y las distancias entre muestras.

Se recomienda para futuras investigaciones reducir la escala o distanciamiento entre muestras para levantamiento de muestras en zonas agrícolas, el cual permitirá evaluar la variabilidad real de la zona.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Addis, H. K., Klik, A., & Strohmeier, S. (2015). Spatial Variability of Selected Soil Attributes under Agricultural Land Use System in a Mountainous Watershed, Ethiopia. *Ethiopia. International Journal of Geosciences*, 6, 605–613. <https://doi.org/10.4236/ijg.2015.66047>
- Andriotti, J. L. S. (2003). *Fundamentos de estatística e geoestatística* (Número 551: 519.2 AND).
- Arciniegas, E., & Gómez, N. (2018). *Variabilidad espacial de algunas propiedades físicas y químicas de los suelos, con diferentes sistemas de manejo* [Universidad de los Llanos]. <https://repositorio.unillanos.edu.co/handle/001/1375?show=full>
- Arshad, M. A. (Charlie), Lowery, B., & Grossman, B. (1997). Physical Tests for Monitoring Soil Quality. En *Methods for Assessing Soil Quality* (pp. 123–141). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/https://doi.org/10.2136/sssaspecpub49.c7>
- Aucapiña, M., & Cajamarca, C. (2019). *Efectos de la variación del nivel de luz y lluvia en el microclima de parcelas experimentales cultivadas con Kikuyo (Pennisetum clandestinum) y Rye grass (Lolium multiflorum) en el cantón Guachapala de la provincia del Azuay* [Universidad de Cuenca]. <https://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/32829>
- Azuka, C. V., & Igué, A. M. (2020). Spatial variability of soil properties under different land uses in the koupendri catchment, benin. *Spanish Journal of Soil Science*, 10(1), 45–64. <https://doi.org/10.3232/SJSS.2020.V10.N1.04>
- Bautista, A., Etchevers, J., del Castillo, R. F., & Gutiérrez, C. (2004). La calidad del suelo y sus indicadores. *Ecosistemas*, 13(2). <https://www.revistaecosistemas.net/index.php/ecosistemas/article/view/572>
- Berry, B. J. L. (1962). *Sampling, coding, and storing flood plain data*. Farm Economics Division, Economic Research Service, U.S. Dept. of Agriculture. <http://hdl.handle.net/2027/uva.x030491395>
- Bivand, R., Altman, M., Anselin, L., Assunção, R., Berke, O., Bernat, A., & Blanchet, G. (2015). Package ‘spdep’. *The Comprehensive R Archive Network*.
- Brus, D. J., Kempen, B., & Heuvelink, G. B. M. (2011). Sampling for validation of digital soil maps. *European Journal of Soil Science*, 62(3), 394–407. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2011.01364.x>
- Brus, D. J., Spätjens, L. E. E. M., & de Gruijter, J. J. (1999). A sampling scheme for estimating the mean extractable phosphorus concentration of fields for environmental regulation. *Geoderma*, 89(1–2), 129–148. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(98\)00123-2](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(98)00123-2)
- Cambardella, C. A., & Karlen, D. L. (1999). Spatial analysis of soil fertility parameters. *Precision Agriculture*, 1(1), 5–14.

- Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Novak, J. M., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil science society of America journal*, 58(5), 1501–1511.
- Carrazón, J. (2007). Manual práctico para el diseño de sistemas de minirriego. *Programa especial para la seguridad alimentaria (PESA), Organización de las Naciones Unidas para la agricultura y la alimentación (FAO), Honduras*, 15–104.
- Castro Franco, M., García Ramírez, D. Y., Jiménez López, A. F., Castro Franco, M., García Ramírez, D. Y., & Jiménez López, A. F. (2017). Comparison of spatial interpolation techniques to predict soil properties in the colombian piedmont eastern plains. *Tecnura*, 21(53), 78–95. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2017.3.a05>
- Celemín, J. P. (2009). Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial. Importancia, estructura y aplicación. *Revista Universitaria de Geografía*, 18, 11–31.
- de Gruijter, J. J., Bierkens, M. F. P., Brus, D. J., & Knotters, M. (2006). Sampling for Natural Resource Monitoring. En *Sampling for Natural Resource Monitoring*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/3-540-33161-1>
- Déleg, X. (2018). *Determinación de la variabilidad espacial de las características físicas del suelo en la parcela Experimental Irquis* [Universidad de Cuenca]. <https://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/30227>
- Denton, O. A., Aduramigba-Modupe, V. O., Ojo, A. O., Adeoyolanu, O. D., Are, K. S., Adelana, A. O., Oyedele, A. O., Adetayo, A. O., & Oke, A. O. (2017). Assessment of spatial variability and mapping of soil properties for sustainable agricultural production using geographic information system techniques (GIS). *Cogent Food & Agriculture*, 3(1), 1279366. <https://doi.org/10.1080/23311932.2017.1279366>
- Díaz, L. (2010). *Estudio de impacto ambiental producido en la granja agrícola “El Romeral”* [Universidad de Cuenca]. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/2592>
- Doran, J. W., & Jones, A. J. (1997). *Methods for Assessing Soil Quality, Volume 49*. <https://doi.org/10.2136/SSSASPEC PUB49>
- FAO. (2015). *El suelo es un recurso no renovable*. fao.org/soils-2015
- Francois, S. (2019). *Evaluación de la sobrevivencia y crecimiento de especies forestales nativas (Cedrela montana y Oreocallis grandiflora) a los 16 y 22 meses de plantación bajo diferentes arreglos silvopastoriles en el pastizal de la granja del Romeral* [Universidad de Cuenca]. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/33385>
- Fu, W. J., Jiang, P. K., Zhou, G. M., & Zhao, K. L. (2014). Using Moran’s I and GIS to study the spatial pattern of forest litter carbon density in a subtropical region of southeastern China. *Biogeosciences*, 11(8), 2401–2409. <https://doi.org/10.5194/bg-11-2401-2014>
- Goovaerts, P. (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford University Press on Demand.
- Goovaerts, P. (1998). Geostatistical tools for characterizing the spatial variability of microbiological and physico-chemical soil properties. *Biology and Fertility of soils*,

27(4), 315–334.

- Griffith, D., & Chun, Y. (2016). Spatial Autocorrelation and Uncertainty Associated with Remotely-Sensed Data. *Remote Sensing*, 8(7), 535. <https://doi.org/10.3390/rs8070535>
- Gülser, C., Ekberli, I., & Candemir, F. (2016). Spatial variability of soil physical properties in a cultivated field. *Eurasian Journal of Soil Science*, 5(3), 192–200. <https://doi.org/10.18393/EJSS.2016.3.192-200>
- Hamza, M. A., & Anderson, W. K. (2005). Soil compaction in cropping systems: A review of the nature, causes and possible solutions. *Soil and Tillage Research*, 82(2), 121–145. <https://doi.org/10.1016/J.STILL.2004.08.009>
- Hazelton, P., & Murphy, B. (2017). *Interpreting Soil Test Results : What Do All the Numbers Mean?* CSIRO Publishing. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/ucuenca-ebooks/detail.action?docID=4746877>
- Hengl, T. (2007). A practical guide to geostatistical mapping of environmental variables. En *Institute for Environment and Sustainability. Italy*.
- Idowu, O. J., Aduramigba, V. O., & Ande, F. T. (2003). Variability in Surface Properties of an Alfisol as Function of Types of Land Use. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 34(19–20), 3045–3058. <https://doi.org/10.1081/CSS-120025212>
- Jaramillo, D. (2002). *Introducción a la ciencia del suelo*. Universidad Nacional de Colombia, Escuela de Geociencias y Medio Ambiente. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/70085>
- Jaramillo, D. (2006). Efecto de la variabilidad sistemática de la producción de frijol en experimentos de fertilización. Segunda siembra. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 59(1), 3147–3165. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0304-28472006000100006&lng=en&nrm=iso&tlng=es
- Jaramillo, D., González, H., & Álvarez, F. (2008). Variabilidad espacial de algunas propiedades físico - mecánicas de suelos de textura pesada. *CES Medicina Veterinaria y Zootecnia*, 3(2), 10–19. <https://doi.org/10.21615/284>
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K., & Lucas, N. (2001). *Using ArcGIS geostatistical analyst* (Vol. 380). Esri Redlands.
- Kalhor, S. A., Xu, X., Chen, W., Hua, R., Raza, S., & Ding, K. (2017). Effects of different land use systems on soil aggregates: A case study of the Loess Plateau (Northern China). *Sustainability (Switzerland)*, 9(8). <https://doi.org/10.3390/su9081349>
- Kilic, K., Kilic, S., & Kocyigit, R. (2012). Assessment of spatial variability of soil properties in areas under different land use. *Bulgarian Journal of Agricultural Science*, 18(5), 722–732. <https://www.agrojournal.org/18/05-12-12.pdf>
- Kingsley, J., Lawani, S. O., Esther, A. O., Ndiye, K. M., Sunday, O. J., & Penížek, V. (2019). Predictive Mapping of Soil Properties for Precision Agriculture Using Geographic Information System (GIS) Based Geostatistics Models. *Modern Applied Science*, 13(10),

60. <https://doi.org/10.5539/mas.v13n10p60>
- Laekemariam, F., Kibret, K., Mamo, T., & Shiferaw, H. (2018). Accounting Spatial Variability of Soil Properties and Mapping Fertilizer Types Using Geostatistics in Southern Ethiopia. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 49(1), 124–137. <https://doi.org/10.1080/00103624.2017.1421656>
- Li, J. (2017). Assessing the accuracy of predictive models for numerical data: Not r nor r2, why not? Then what? *PLoS ONE*, 12(8), e0183250. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183250>
- Li, J. (2019). A critical review of spatial predictive modeling process in environmental sciences with reproducible examples in R. En *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 9, Número 10). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/app9102048>
- Li, J., & Heap, A. D. (2008). A Review of Spatial Interpolation Methods for Environmental Scientists. *Australian Geological Survey Organisation, GeoCat# 68(2008/23)*, 154. https://doi.org/http://www.ga.gov.au/image_cache/GA12526.pdf
- Li, J., & Heap, A. D. (2014). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. En *Environmental Modelling and Software* (Vol. 53, pp. 173–189). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.12.008>
- LI, S., LI, Q. quan, WANG, C. quan, LI, B., GAO, X. song, LI, Y. ding, & WU, D. yong. (2019). Spatial variability of soil bulk density and its controlling factors in an agricultural intensive area of Chengdu Plain, Southwest China. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(2), 290–300. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(18\)61930-6](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(18)61930-6)
- Maestre, R. B., & de Andreu, A. F. (2009). Variabilidad espacial de las propiedades físicas de dos suelos cultivados con palma aceitera en el estado Monagas, Venezuela. *Revista Científica UDO Agrícola*, 9(4), 912–924.
- Mao, Y., Sang, S., Liu, S., & Jia, J. (2014). Spatial distribution of pH and organic matter in urban soils and its implications on site-specific land uses in Xuzhou, China. *Comptes Rendus - Biologies*, 337(5), 332–337. <https://doi.org/10.1016/j.crvi.2014.02.008>
- Miheretu, B. A., & Yimer, A. A. (2018). Spatial variability of selected soil properties in relation to land use and slope position in Gelana sub-watershed, Northern highlands of Ethiopia. *Physical Geography*, 39(3), 230–245. <https://doi.org/10.1080/02723646.2017.1380972>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1–2), 17–23. <https://doi.org/10.1093/biomet/37.1-2.17>
- Negreiros, J. G., Painho, M. T., Aguilar, F. J., & Aguilar, M. A. (2010). A comprehensive framework for exploratory spatial data analysis: Moran location and variance scatterplots. *International Journal of Digital Earth*, 3(2), 157–186. <https://doi.org/10.1080/17538940903253898>
- Oliver, M. A. (2010). *Geostatistical Applications for Precision Agriculture*. Springer Netherlands. <https://books.google.com.ec/books?id=I-s5tnHQRwoC>

- Oliver, M. A., & Webster, R. (2014). A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. *CATENA*, *113*, 56–69. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2013.09.006>
- Ovalles, F. (2001). Memorias del curso de Geoestadística Aplicada a Estudios Ambientales con Énfasis en Suelos. *Manizales: Universidad de Caldas*.
- Panday, D., Ojha, R. B., Chalise, D., Das, S., & Twanabasu, B. (2019). Spatial variability of soil properties under different land use in the Dang district of Nepal. *Cogent Food & Agriculture*, *5*(1), 1600460. <https://doi.org/10.1080/23311932.2019.1600460>
- Pebesma, E. (2001). Gstat user's manual. *Dept. of Physical Geography, Utrecht University, Utrecht, The Netherlands*.
- Pebesma, E., Graeler, B., & Pebesma, M. E. (2015). Package 'gstat'. *Comprehensive R Archive Network (CRAN)*, 0–1.
- Petitgas, P. (1996). Geostatistics and their applications to fisheries survey data. En *Computers in fisheries research* (pp. 113–142). Springer.
- Phillips, J. (2001). The Relative Importance of Intrinsic and Extrinsic Factors in Pedodiversity. *Annals of The Association of American Geographers - ANN ASSN AMER GEOGR*, *91*, 609–621. <https://doi.org/10.1111/0004-5608.00261>
- Prieto, J., Acevedo, O., & Prieto, F. (2014). Spatial variability of organic matter in soil dedicated to growing malting barley (*Hordeum distichum* L.). *Rev. Fac. Ing. Univ. Antioquia*, 141–152. <https://search-proquest-com.ucuenca.idm.oclc.org/docview/1612550608/65C52DB4B2B0465BPQ/1?accountid=36749>
- Pritchett, W. L. (1986). *Suelos forestales: propiedades, conservación y mejoramiento* (Vol. 633). Limusa México DF.
- R Core Team. (2018). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.r-project.org/>
- Revelle, W., & Revelle, M. W. (2015). Package 'psych'. *The comprehensive R archive network*, 337, 338.
- Reza, S. K., Nayak, D. C., Mukhopadhyay, S., Chattopadhyay, T., & Singh, S. K. (2017). Characterizing spatial variability of soil properties in alluvial soils of India using geostatistics and geographical information system. *Archives of Agronomy and Soil Science*, *63*(11), 1489–1498. <https://doi.org/10.1080/03650340.2017.1296134>
- Rosell, R. A. (1999). Materia orgánica, fertilidad de suelos y productividad de cultivos. *Proceed. XIV Congreso Latinoamericano de la Ciencia del Suelo. (Texto completo en CD Rom.) Pucón, Chile*.
- Sahu, N., Reddy, G. P. O., Kumar, N., Nagaraju, M. S. S., Srivastava, R., & Singh, S. (2020). *Spatial variability of Soil Macronutrients on Basaltic landscape of Central India: A Geostatistical approach*. *9*, 77–86. <https://doi.org/10.37273/chesci.cs172050121>
- Salehi, M., Beni, O., Harchegani, H., Esfandiarpour, I., & Motaghian, H. (2011). Refining

- Soil Organic Matter Determination by Loss-on-Ignition. *Pedosphere*, 21, 473–482.
[https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(11\)60149-5](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(11)60149-5)
- Sarkar, D., & Haldar, A. (2005). *Physical and Chemical Methods in Soil Analysis*. New Age International Ltd. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/ucuenca-ebooks/detail.action?docID=424090>
- Siabato, W., & Guzmán, J. (2019). La autocorrelación espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa. En *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía* (Vol. 28, Número 1, pp. 1–22). <https://doi.org/10.15446/rcdg.v28n1.76919>
- Six, J., Conant, R. T., Paul, E. A., & Paustian, K. (2002). Stabilization mechanisms of soil organic matter: implications for C-saturation of soils. *Plant and soil*, 241(2), 155–176.
- Sokouti, R., & Mahdian, M. H. (2009). Comparative Efficacy of Some Geostatistical Methods for the Estimation of Spatial Variability of Topsoil Salinity. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- Takoutsing, B., Martín, J. A. R., Weber, J. C., Shepherd, K., Sila, A., & Tondoh, J. (2017). Landscape approach to assess key soil functional properties in the highlands of Cameroon: Repercussions of spatial relationships for land management interventions. *Journal of Geochemical Exploration*, 178(April), 35–44.
<https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2017.03.014>
- Tamburi, V., Shetty, A., & Shrihari, S. (2021). Spatial variability of vertisols nutrients in the Deccan plateau region of north Karnataka, India. *Environment, Development and Sustainability*, 23(2), 2910–2923. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00700-6>
- Vargas, R. del P., Serrato, F., & Torrente, A. (2015). Variabilidad espacial de las propiedades físicas de un suelo Fluventic Ustropepts en la cuenca baja del río Las Ceibas-Huila. *Ingeniería y Región*, 13(1), 113–123. <https://doi.org/10.25054/22161325.713>
- Walvoort, D. J. J., Brus, D. J., & de Gruijter, J. J. (2010). An R package for spatial coverage sampling and random sampling from compact geographical strata by k-means. *Computers and Geosciences*, 36(10), 1261–1267.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.04.005>
- Wang, Y., Zhang, X., & Huang, C. (2009). Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. *Geoderma*, 150(1–2), 141–149. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.01.021>
- Webster, R., & Burgess, T. M. (1980). Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties III changing drift and universal kriging. *Journal of Soil Science*, 31(3), 505–524.
- Webster, R., & Oliver, M. A. (1990). *Statistical methods in soil and land resource survey*. Oxford University Press (OUP).
- Webster, R., & Oliver, M. A. (1992). Sample adequately to estimate variograms of soil properties. *Journal of Soil Science*, 43(1), 177–192.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1992.tb00128.x>

- Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons.
- Wickham, H., Chang, W., & Wickham, M. H. (2016). Package 'ggplot2'. *Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics. Version, 2(1)*, 1–189.
- Wilding, L. P. (1985). Spatial variability: its documentation, accomodation and implication to soil surveys. *Soil spatial variability, Las Vegas NV, 30 November-1 December 1984*, 166–194.
- Willmott, C. J. (1982). Some comments on the evaluation of model performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 63(11), 1309–1313.
- Wubie, M. A., & Assen, M. (2019). Effects of land cover changes and slope gradient on soil quality in the Gumara watershed, Lake Tana basin of North–West Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*. <https://doi.org/10.1007/s40808-019-00660-5>
- Yavitt, J. B., Burtis, J. C., Smemo, K. A., & Welsch, M. (2018). Plot-scale spatial variability of methane, respiration, and net nitrogen mineralization in muck-soil wetlands across a land use gradient. *Geoderma*, 315, 11–19. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.038>
- Yescas, P., Álvarez, V., Segura, M., García, M., Hernández, V., & González, G. (2018). Variabilidad Espacial del Carbono Orgánico e Inorgánico del Suelo en la Comarca Lagunera, México. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, 70(3), 591–610. <http://10.0.71.92/BSGM2018v70n3a2>
- Zarazúa, P., González, D., Nuño, R., Ruiz, J. A., & Torres, J. P. (2007). Variabilidad espacial del pH del suelo en tres parcelas agrícolas. *Terra Latinoamericana*, 25(2), 203–210.
- Zhao, J., Dong, Y., Xie, X., Li, X., Zhang, X., & Shen, X. (2011). Effect of annual variation in soil pH on available soil nutrients in pear orchards. *Acta Ecologica Sinica*, 31(4), 212–216. <https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2011.04.001>

9. ANEXOS

Anexo 1

Parcela con uso/cobertura agroforestal



Anexo 2

Parcela con uso/cobertura pastizal



Anexo 3

Parcela con uso/cobertura agrícola



Anexo 4

Trazado y establecimientos de puntos de observación



Anexo 5

Levantamiento de muestras de suelo.



Anexo 6

Medición de la resistencia de suelo in situ mediante el penetrómetro



Anexo 7

Equipos utilizados en el laboratorio para el análisis de suelo.

