

**Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono Orgánico
en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

Pablo Andres Lopez Millan

Informe final de trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de
Especialista en Sistemas de Información Geografica

Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Especialización en Sistemas de Información Geografica
Manizales, 2022

RESUMEN

Las propiedades químicas del suelo, son un factor determinante en la productividad de un cultivo, especialmente el café. De estas propiedades de suelo, las más limitantes en el café son el Ph y el Contenido de Carbono en el suelo o Carbono Orgánico Total COT, el cual determina el contenido de materia orgánica en el suelo. Con el fin de determinar la variabilidad espacial de las propiedades químicas de suelo de Ph y COT, se tomaron 48 muestras de suelo a una profundidad de 0 a 20 cm, las cuales se procesaron en laboratorio, determinando los valores para cada muestra georeferenciada. Con los valores obtenidos y las coordenadas de cada punto, se procesaron los valores en Arcgis 10.8 y se hizo un análisis exploratorio de los datos con la herramienta Geostatistical Analyst, con el fin de determinar los histogramas, verificar la normalidad de los datos, aplicando las respectivas transformaciones, además de obtener los análisis de tendencia y los semivariogramas.

Se hicieron los análisis de predicción con varios tipos de Kriging, entre ellos el ordinario, simple y universal. Para cada uno de ellos, se obtuvieron los semivariogramas y validaciones cruzadas para tres tipos de modelos: estable, esférico y exponencial. De los resultados, se obtuvo el mejor modelo de Kriging Simple para la variable de Ph y Kriging Ordinario para la variable de COT.

Con estos modelos, se procedió a determinar los mapas de predicción y las respectivas validaciones cruzadas. Los mapas de predicción obtenidos se llevaron a cabo para relacionar los valores de cada variable por lotes con las características agronómicas del cultivo, lo cual, es la base para empezar a realizar un manejo agronómico por sitio

Palabras clave: (Interpolación, Kriging, semivariograma, validación, Ph, Carbono).

The chemical properties of the soil are a determining factor in the productivity of a crop, especially coffee. Of these soil properties, the most limiting in coffee are the Ph and the Carbon Content in the soil or Total Organic Carbon TOC, which determines the content of organic matter in the soil. In order to determine the spatial variability of the soil chemical properties of Ph and TOC, 48 soil samples were taken at a depth of 0 to 20 cm, which were processed in the laboratory, determining the values for each georeferenced sample. With the values obtained and the coordinates of each point, the values were processed in Arcgis 10.8 and an exploratory analysis of the data was made with the Geostatistical Analyst tool, in order to determine the histograms, verify the normality of the data, applying the respective transformations, in addition to obtaining trend analyzes and semivariograms.

The prediction analyzes were made with various types of Kriging, including ordinary, simple and universal. For each of them, semivariograms and cross validations were obtained for three types of models: stable, spherical and exponential. From the results, the best Simple Kriging model was obtained for the Ph variable and Ordinary Kriging for the TOC variable.

With these models, the prediction maps and the respective cross-validations were determined.

The prediction maps obtained were carried out to relate the values of each batch variable with the agronomic characteristics of the crop, which is the basis for starting to carry out an agronomic management by site.

Keywords:(Interpolation, Kriging, semivariogram, validation, Ph, Carbon)

AGRADECIMEINTOS

A mi esposa Maria Eugenia, por su constante apoyo y paciencia en todo el desarrollo de la especialización

Al Sena, por el apoyo y estímulo económico que me brindo para poder hacer toda la especialización

Al Instructor Rafael Arango por realizar los análisis químicos de las muestras tomadas

Al instructor Manuel Peña y a los aprendices del programa de Tecnología en Gestion de Empresas Agropecuarias por la toma y procesamiento de las muestras de suelos

Al instructor Juan Ricardo Gomez por las orientaciones técnicas y agronómicas en el cultivo de cafe

CONTENIDO**1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN Y SU****JUSTIFICACIÓN 15****1.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA PROBLEMÁTICA..... 15****1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA 16****1.3 JUSTIFICACIÓN 17****2 OBJETIVOS..... 19****2.1 OBJETIVO GENERAL 19****2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS..... 19****3 ANTECEDENTES..... 20****3.1. GEOESTADISTICA E INTERPOLACION 20****3.2 VARIABILIDAD ESPACIAL DE LAS PROPIEDADES DEL SUELO 24****3.3 VARIABILIDAD DEL SUELO EN DIFERENTES CULTIVOS..... 33****3.4 MANEJO ESPECIFICO POR SITIO 36****4. REFERENTE TEORICO 39****4.1 VARIABILIDAD ESPACIAL 39****4.2 PROPIEDADES DEL SUELO..... 41****4.3 MANEJO ESPECIFICO POR SITIO 43****4.4 GEOESTADISTICA..... 43****5. METODOLOGIA..... 46****5.1 DELIMITACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO 46****5.2 MUESTREO DE SUELOS 50**

5.3 DETERMINACION DE PH.....	51
5.4 DETERMINACION DE CARBONO ORGÁNICO TOTAL (COT)	52
5.5 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS	52
5.6 ANÁLISIS ESTRUCTURAL	53
5.7 ANALISIS DE PREDICCIÓN.....	53
5.8 MANEJO ESPECÍFICO POR SITIO	54
6. RESULTADOS	55
6.1 ZONA DE ESTUDIO.....	55
6.2 ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS	58
6.2.1 Histograma Variable Ph.....	59
6.2.2 Histograma COT.....	60
6.2.3 QQPLOT	62
6.2.4 Análisis de tendencia.....	64
6.2.5 Mapas de Voronoi.....	66
6.3 ANÁLISIS ESTRUCTURAL SEMIVARIOGRAMA	68
6.3.1 Análisis estructural variable Ph	68
6.3.2 Análisis estructural Semivariograma variable COT	70
6.4 ANÁLISIS DE PREDICCIÓN.....	71
6.4.1 Análisis de prediccion variable Ph	73
6.4.2 Analisis de predicción Variable COT	74
6.5 VALIDACIÓN CRUZADA	76
6.6 MAPAS DE INTERPOLACIÓN.....	80
6.6 MAPAS DE PREDICCIÓN	84

6.7 ANÁLISIS DE RESULTADOS POR LOTES	89
7. CONCLUSIONES.....	93
8. RECOMENDACIONES	96
9. REFERENCIAS.....	97

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 <i>Area de estudio. Finca La Sirenita</i>	46
Figura 2 <i>Lote Variedad Castillo</i>	47
Figura 3 <i>Lote Variedad Cenicafe 1</i>	47
Figura 4 <i>Lote 3 Variedad Geisha</i>	48
Figura 5 <i>Lote 4 Variedad Geisha</i>	49
Figura 6 <i>Lote 5 Variedad Tabi</i>	49
Figura 8 <i>Toma de muestra de suelo</i>	50
Figura 9 <i>Preparación muestra de suelo</i>	51
Figura 10 <i>Determinación en laboratorio de Ph</i>	51
Figura 11 <i>Area de estudio con puntos de muestreo</i>	56
Figura 12 <i>Histograma de variable Ph</i>	59
Figura 13 <i>Transformacion Log variable Ph</i>	60
Figura 14 <i>Histograma variable COT</i>	60
Figura 15 <i>Transformacion Box Cox Variable COT</i>	62
Figura 16 <i>Analisis QQplot variable Ph</i>	63
Figura 17 <i>Análisis QQplot variable COT</i>	64
Figura 18 <i>Análisis de Tendencia Esta a Oeste y Norte a Sur para variable Ph</i>	65
Figura 19 <i>Análisis de Tendencia Esta a Oeste y Norte a Sur para variable COT</i>	65
Figura 20 <i>Mapa de Voronoi variable Ph</i>	66

Figura 21 <i>Mapa de Voronoi variable COT</i>	67
Figura 22 <i>Semivariogramas variable Ph</i>	69
Figura 23 <i>Semivariogramas variable COT</i>	70
Figura 24 <i>Semivariograma Kriging Ordinario para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph</i>	73
Figura 25 <i>Semivariograma Kriging Simple para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph</i>	73
Figura 26 <i>Semivariograma Kriging Universal para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph</i>	74
Figura 27 <i>Semivariograma Kriging Ordinario para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable COT</i>	74
Figura 28 <i>Semivariograma Kriging Simple para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable COT</i>	75
Figura 29 <i>Semivariograma Kriging Universal para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable COT</i>	75
Figura 30 <i>Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Ordinario En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial</i>	76
Figura 31 <i>Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Simple En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial</i>	77
Figura 32 <i>Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Universal En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial</i>	78
Figura 33 <i>Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Ordinario En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial</i>	78

Figura 34 Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Simple En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial	79
Figura 35 Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Universal En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial	80
Figura 36 Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Ordinario en los modelos Estable , esférico y exponencial	81
Figura 37 Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Simple en los modelos Estable , esférico y exponencial	81
Figura 38 Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Universal en los modelos Estable , esférico y exponencia	81
Figura 39 Mapas de interpolacion variable COT para Kriging Ordinario en los modelos Estable , esférico y exponencial.....	82
Figura 40 Mapas de interpolacion variable COT para Kriging Simple en los modelos Estable , esférico y exponencial	82
Figura 41 Mapas de interpolacion variable COT para Kriging Universal en los modelos Estable , esférico y exponencial.....	82
Figura 42 Mapa De Predicción Para La Variable Ph.....	85
Figura 43 Mapa de predicción para la variable COT	87
Figura 44 Mapa de predicion de variable Ph en lote de variedad Tabi.....	89
Figura 45 Mapa de predicion de variable Ph y COT en lote de variedad Tabi.....	90
Figura 46 Mapa de predicion de variable Ph y COT en lote de variedad Cwnicafe 1	91
Figura 47 Mapa de predicion de variable Ph en lote de variedad Geisha.....	91
Figura 48 Mapa de predicion de variable COT en lote de variedad Geisha	92

LISTA DE TABLAS

Tabla 1	<i>Distribucion de areas por lotes</i>	47
Tabla 2	<i>Area por variedades</i>	55
Tabla 3	<i>Muestras tomadas</i>	57
Tabla 4	<i>Resultados Kriging Ph</i>	83
Tabla 5	<i>Resultados Kriging para variable COT</i>	84
Tabla 6	<i>Tabla de validación para variable Ph</i>	85
Tabla 7	<i>Tabla de validación para variable COT</i>	87

1. Planteamiento del problema de investigación y su justificación

1.1 Descripción del área problemática

El Sena como establecimiento público del orden nacional, ofrece formación gratuita a millones de colombianos que se benefician con programas técnicos, tecnológicos y complementarios que enfocados en el desarrollo económico, tecnológico y social del país, entran a engrosar las actividades productivas de las empresas y de la industria, para obtener mejor competitividad y producción con los mercados globalizados.

Dentro de la misión del Sena, está encargado de cumplir la función que le corresponde al Estado de invertir en el desarrollo social y técnico de los trabajadores colombianos, ofreciendo y ejecutando la formación profesional integral, para la incorporación y el desarrollo de las personas en actividades productivas que contribuyan al desarrollo social, económico y tecnológico del país (Ley 119/1994).

La finca La Sirenita del Centro Agroindustrial del Quindío, perteneciente al Sena regional Quindío, se encuentra ubicada en el municipio de Armenia, vereda San Juan, y tiene un área aproximada de 21 ha, de las cuales hay 6 ha en cultivos de café, aguacate, plátano y algunos frutales, 10 ha en áreas de protección 3 ha en pastos y potreros. El cultivo de café tiene 5 hectáreas de diversas variedades como Geisha, Tabi, Castillo.

La finca La Sirenita se encuentra a una altitud de 1528 msnm en el flanco occidental de la cordillera Central. La temperatura promedio es de 20 ° C y una precipitación anual de 1200 mm

16 Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono Orgánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)

Los cultivos hacen parte de los ambientes de formación, que se utilizan para impartir prácticas decampo en las diferentes competencias y resultados de aprendizaje de los programas de Tecnología en gestión de empresas agropecuarias, Tecnología en producción agropecuaria ecológica, , técnico en cafés especiales y algunas formaciones complementaria como buenas prácticas agrícolas, monitoreo agrícola , entre otras

Los suelos de la zona son ácidos y con algunas propiedades físicas que interfieren en el normal desarrollo de los cultivos, además, el manejo agronómico que se realiza se hace de forma homogénea sin tener en cuenta las condiciones específicas de cada zona del área de cultivos

Teniendo en cuenta que las unidades agrícolas no son homogéneas, se deben considerar factores de variabilidad espacial y temporal, con el fin de manejar estas unidades de manera diferenciada y de acuerdo a las características de cada sitio, con el fin de realizar un manejo agronómico de agricultura específica por sitio

1.2 Formulación del problema

De lo anteriormente descrito, surge el siguiente interrogante, ¿Cómo se podría entonces mejorar la rentabilidad y productividad de un cultivo de café , además de optimizar el uso de los recursos agua y suelo, teniendo en cuenta las diferentes variables agronómicas que intervienen en el proceso como son. la humedad del suelo, las condiciones edáficas y

climáticas de la zona, haciendo uso de los Sistemas de Información Geográfica -SIG-?

1.3 Justificación

En los sistemas de producción agrícola, los alimentos deben propender por ser inocuos y producidos en un sistema altamente eficiente y sostenible con el medio ambiente, de tal forma que los cultivos sean rentables sin causar impacto en los recursos naturales.

Con el fin de hacer mas rentables los cultivos, se ha venido implementando la agricultura de precisión, la cual consiste en el manejo cultivos en forma diferenciada de acuerdo a las características de cada sitio con el fin de mejorar la eficiencia en el uso de los recursos y minimizar los efectos sobre el ambiente

Haciendo uso de herramientas de sistemas de información geográfica y agricultura de precisión, es posible determinar la variabilidad espacial de las variables que intervienen en el manejo agronómico del cultivo, entre ellas las propiedades del suelo, los requerimientos hídricos, el manejo de plagas y enfermedades, entre otras.

La producción de alimentos ya no se debe realizar tomando como premisa que el suelo es uno solo, sino que se debe tener en cuenta que es heterogéneo y se debe manejar de forma específica y por sitio

En el caso del cultivo del café, la baja en la rentabilidad de este cultivo, se debe, además de otras variables, a la falta de planeación de la unidad agrícola y a la baja de la productividad, producto de manejar las unidades de forma homogénea sin tener en cuenta que el suelo cambia al igual que sus propiedades físicas y químicas. Estas propiedades, determinan el manejo que se da a la fertilización del cultivo, la cual, en un modelo tradicional se maneja

18 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

con base a promedios sintener en cuenta la variabilidad espacial de las propiedades de los suelos.

Determinar la variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo, permitirá tener herramientas para realizar un manejo más eficiente del recurso que intervienen en la producción de cultivos, especialmente fertilizantes y agroquímicos

De esta forma, conocer la variabilidad espacial de las propiedades de los suelos en la Finca La Sirenita, especialmente en los lotes de café, permitirá realizar un manejo específico por sitio o unidad de manejo, y de esta forma optimizar el uso de los recursos, en este caso, fertilizantes.

Siendo los lotes de café de la finca La Sirenita un ambiente de formación para realizar prácticas con aprendices, la implementación de modelos de agricultura de precisión aplicados a la caficultura, permitirá que se desarrolle un nuevo conocimiento, que permita tomar decisiones en cualquier sistema de producción agrícola

2 Objetivos

2.1 Objetivo general

Determinar la variabilidad espacial de algunas propiedades químicas de un suelo cultivado en café de la Finca La Sirenita, Armenia (Quindío), como aproximación a un modelo de agricultura específica por sitio

2.2 Objetivos específicos

- Determinar las variables químicas de Ph, y Carbono Orgánico
- Determinar la variabilidad espacial de las variables de Ph y Carbono Orgánico
- Obtener los mapas de predicción para las variables químicas del suelo de Ph y Carbono orgánico Total

3 Antecedentes

En la relación de antecedentes, se registran los resultados de investigaciones realizadas en el tema de variabilidad espacial de propiedades físicas y químicas del suelo. Se relacionan los resultados de investigaciones sobre variabilidad espacial de las propiedades físicas y químicas de diferentes tipos de suelos y en cultivos de café, y frutales, a nivel local y regional. Además, se presentan investigaciones en torno a los métodos de interpolación y manejo específico por sitio con respecto a la fertilidad y manejo de nutrientes en el cultivo de café

3.1. Geoestadística e interpolación

Con el objetivo de evaluar el impacto que tiene el uso del suelo sobre algunas propiedades de fertilidad del suelo y la forma como estas se distribuyen espacialmente, Henríquez et al (2005) realizaron un trabajo, en un suelo Typic Hapludands, en 3 lotes dedicados a caña de azúcar, café y bosque secundario. Los resultados del análisis químico de los suelos fueron interpolados usando el análisis geoestadístico Kriging; los datos también fueron analizados a través de la estadística tradicional, en forma total y por áreas de manejo.

Con los datos interpolados se generaron mapas, los cuales presentaron una alta correspondencia entre las áreas de uso de suelo y el grado de variación de las propiedades evaluadas. El cultivo del café mostró valores mayores de Ca, Mg, K y P, producto de una fertilización intensa, así como una tendencia a valores mayores de acidez intercambiable, producidos por la intensa fertilización nitrogenada.

Con el objetivo de comparar los interpoladores Kriging y el IDW (Inverse Distance Weighting), Villatoro et al (2008) en un área de 2 467 m² georeferenciaron 61 puntos a una distancia de 3,5 m entre sí, y tomaron muestras de suelo a una profundidad de 0-15 cm en cada uno de los puntos.. Con valores de pH, Ca, CICE y P del suelo, se procedió a las interpolaciones. Con el Kriging se calculó los semivariogramas y también se determinó que el modelo esférico fue el de mejor ajuste. Como medidas de precisión se calculó el promedio absoluto del error (PAE) y el promedio del cuadrado del error (PCE); y, como medida de efectividad, el estimado de efectividad de predicción (E). Aunque ambos interpoladores tuvieron un desempeño similar, el Kriging fue superior al predecir de una mejor manera la variación de pH, Ca, y CICE, mientras que el IDW lo fue con el P.

Socha (2014) realizó un estudio de Análisis tendencial de la variación climática “temperatura y precipitación” espacio-temporal del departamento de Boyaca en el cual se muestra el mejor método estadístico determinado para analizar las variables propuestas teniendo en cuenta las mediciones de las 29 estaciones meteorológicas monitoreadas por el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia IDEAM, estos distribuidos a lo largo y ancho del Departamento de Boyacá.

Para este estudio Se utilizó el interpolador Kriging, el cual busca en primer lugar modelar a partir del semivariograma y de esta manera describir la continuidad espacial de los datos y observar si este cambio o no con la distancia y la dirección. En segundo lugar determinar el tamaño de vecindad; es decir el número de vecinos a tener en cuenta en el momento de interpolar

22 Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)

para el estudio se atizaron dos tipos de Kriging, para la variable de temperatura se utilizó el Kriging Disyuntivo y para la variable de precipitación se utilizó el kriging Ordinario, proporcionándonos un mejor ajuste para las variables de precipitación y temperatura. Posteriormente se realizó un análisis de la variación espacio temporal construyendo una matriz de relación 1 a 1 mediante un software estadístico el cual permite observar la significancia con un 95% de confianza y por ultimo realizar el análisis de correlación de las variables para poder determinar si una variable es o no dependiente de la otra. Se pudo evidenciar que en toda la zona andina se ven bien marcados los valores bajos y altos de la temperatura media pues al observar las tendencias estadísticas de los datos registrados en las estaciones se ve como en los municipios de Cubara y Puerto Boyacá la temperatura alcanza un promedio máximo entre 24°C y 28°C respectivamente contrastando con el municipio de Duitama y Socotá cuyas temperatura oscilan entre los 9°C y los 6°C

Con el fin de elaborar y validar los mapas de interpolación de 6 variables de fertilidad, Henriquez et al (2013) recolectaron y analizaron 138 muestras de suelo de 1011 ha en la zona de Atirro, Costa Rica. Los resultados fueron interpolados mediante el método geoestadístico Kriging ordinario para las variables Ca, pH, acidez, K, P y porcentaje de saturación de acidez. La validación de los mapas interpolados se llevó a cabo mediante las técnicas “validación de campo” y “validación cruzada”.

Para ambas técnicas se estimó el coeficiente de correlación (r) entre los valores reales y los de predicción, así como la eficiencia de predicción (E). Adicionalmente se utilizaron 2 criterios

para la validación, que fueron el porcentaje de acierto por traslape entre los valores reales y los estimados, según la incertidumbre del análisis de suelos y según un ámbito agronómico. Los coeficientes de correlación obtenidos entre los valores reales y los de predicción mediante la técnica de validación de campo variaron de 0,09 a 0,87, y para validación cruzada entre 0,52 y 0,84. Las variables Ca y pH fueron las que presentaron las mayores eficiencias de predicción para ambos métodos de validación. El criterio de traslape por la incertidumbre del análisis fue de 27 a 93% de acierto, mientras que por clase agronómica los resultados de verificación oscilaron de 47 a 93%, y en ambos casos la variable pH fue la que mayor porcentaje de acierto mostró. Al considerar los promedios generales, solo el valor de predicción para la variable K, estuvo levemente por debajo del valor de verificación

Delag (2018), determinó la variabilidad espacial de las propiedades físicas del suelo en la parcela experimental de Iruquis, Ecuador. Se realizó un análisis de varianza para evaluar el efecto longitudinal y transversal de la unidad experimental. Se utilizó dos métodos de interpolación Kriging Ordinario y Distancia Inversa Ponderada para comparar los resultados de predicción de las variables de estudio.

La validación de los métodos de interpolación se realizó mediante validación cruzada. De los resultados obtenidos de la evaluación del efecto longitudinal se encontró diferencias para densidad aparente y materia orgánica, debido a las deposiciones del arrastre coluvial del talud concentrándose en las partes bajas de la unidad experimental. Para el análisis del efecto transversal se encontró diferencias para arena, limo y arcilla, debido a los sedimentos depositados por los desbordes de la quebrada que fluye paralela a la parcela. Se obtuvieron

menores valores de los indicadores estadísticos de validación cruzada mediante Kriging Ordinario. El método de interpolación que presentó mayores valores de eficiencia de predicción fue Kriging Ordinario para todas las variables, aunque estos valores resultaron similares. Los mapas generados mediante Distancia Inversa Ponderada mostraron zonas aisladas, siendo más evidente en ciertas variables.

Ferraz, et al , (2019) realizaron la caracterización de la variabilidad espacial del pH para suelos, de dos fincas en el estado de Paraná, Brasil, con base en dos métodos diferentes de muestreo utilizados en agricultura de precisión, mediante análisis geoestadísticos. El primer método de muestreo del pH consistió en la colecta de muestras de suelo por el método tradicional (1 punto/ha). El segundo método de determinación del pH fue el sensor de suelo dinámico (200 puntos/ha). El modelo esférico fue más adecuado para la mayoría de los semivariogramas, independientemente del método de muestreo. La mejor distribución espacial fue obtenida por la calidad del muestreo del sensor de suelo dinámico. El número de muestras del pH colectadas y el método de muestreo influyeron en la representación visual de la variabilidad del pH.

3.2 Variabilidad espacial de las propiedades del suelo

La variabilidad espacial de las propiedades químicas en los suelos es un problema al que se enfrentan los investigadores que trabajan la agricultura de precisión; sobre todo cuando se desea saber cómo se distribuye la concentración de nutrientes o algunas otras variables químicas útiles para la experimentación. Acevedo et al (2008) caracterizaron la variabilidad

espacial de las propiedades químicas del suelo, pH, materia orgánica (MO), nitrógeno total (Nt), fósforo disponible (P-Olsen) y potasio intercambiable (K), utilizando el enfoque estadístico clásico (varianza y coeficiente de variación) y el de la geoestadística (semivarianza), para la obtención de valores representativos y mapas que muestren su comportamiento.

Se analizó la variabilidad espacial desde el enfoque de la estadística clásica y se obtuvieron los siguientes valores medios, coeficientes de variación (CV) y número mínimo de determinaciones a realizar para obtener su valor medio con 95% de confianza (n), 6.97, 3.7%, y 2 para pH; 2.3%, 25.5% y 103 para MO; 0.115%, 24.3% y 93 para Nt; 21.34 mg kg⁻¹, 53.6% y 451 para P-Olsen, 215.97 mg kg⁻¹, 70.0% y 768 para K. Al aplicar el enfoque geoestadístico se encontró que todas las variables presentaron estructura espacial, manifestada en el semivariograma experimental, y se ajustaron a los modelos teóricos esférico, gaussiano lineal, lineal y efecto de agujero, para pH, MO, Nt, P y K, respectivamente. Se obtuvieron mapas de distribución de las variables aplicando el método de *kriging* y se ubicaron zonas con diferentes gradientes y patrones de variabilidad importantes para el establecimiento de experimentos y la práctica de la agricultura de precisión.

En una finca cafetera del departamento del Quindío, Colombia, Jaramillo, D. et al , (2013) estudiaron la variabilidad espacial de las bases en Andisoles, haciendo un muestreo en redde 20x20 m. Los contenidos de bases se debieron transformar a logaritmo. Los logaritmos de Ca y Mg tuvieron tendencia espacial cuadrática, y ellos y el log K presentaron semivariogramas experimentales que sugieren una distribución en parches. Todas las

26 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

variables presentaron covariables que cuando fueron incluidas, junto con la tendencia espacial, en el cálculo de los semivariogramas, acentuaron aún más el efecto parche en ellos.

Se elaboraron mapas con diferentes grupos de datos y sistemas de interpolación para apreciar la distribución del contenido de las bases en el lote. Los tres mapas de log Ca y los tres de log Mg fueron muy similares entre sí y prácticamente zonificaron el lote de igual manera. Los dos mapas de log K, elaborados con y sin covariables, fueron muy diferentes y produjeron dos zonificaciones distintas. Según los mapas obtenidos, la fertilización con Mg y K puede hacerse con técnicas de manejo por sitio específico. En cambio, con Ca debe hacerse una aplicación generalizada a todo el lote, basada en el promedio de su contenido, como se ha hecho tradicionalmente.

Garzon, C. (2010), evaluaron la variabilidad espacial y la relación de algunas propiedades químicas del suelo, mediante diferentes técnicas estadísticas. El trabajo fue realizado en el municipio de Pasca (Cundinamarca), en área productora de *Cyphomandra betacea* (Cav.) Sendtn., en un Entisol. Se tomaron 64 muestras en una malla regular, determinando carbono orgánico, pH, Ca, Mg, K, suma de bases y la relación Ca:Mg. Los datos fueron analizados mediante estadística descriptiva, análisis multivariado, geoestadística e interpolación por kriging. Los atributos manifestaron variabilidad baja o media, donde el K fue el único atributo que no presentó dependencia espacial. Se observó una fuerte relación

entre los cationes, así como una estrecha relación entre el Ca y la suma de bases. Los mapas de contorno confirmaron la variabilidad espacial de las propiedades, lo que indica la conveniencia de la aplicación de insumos agrícolas mediante tasa variada.

Un de las propiedades físicas del suelo que dar un mejor indicador de la productividad es la densidad aparente (D_a), la cual brinda información de su uso y manejo, y tiene un efecto directo en el crecimiento de las plantas.

Salamanca, A. (2018), estudiaron la variabilidad espacial (vertical y horizontal) de la D_a a nivel de lote cafetero en dos unidades cartográficas de suelo, un andisol ubicado en la Estación Experimental La Catalina, denominado unidad Chinchiná, y un inceptisol derivado de basaltos ubicado en el municipio de Marsella, denominado unidad 200. Los datos se analizaron por medio de estadística descriptiva y geoestadística. Se determinaron los respectivos semivariogramas ajustados a modelos del tipo esférico y se generaron los mapas de variabilidad por interpolación por Kriging. Los análisis realizados permitieron encontrar mayor variabilidad horizontal que vertical y que la distancia de muestreo para hallar variabilidad espacial de la D_a para las profundidades de 0-5, 5-10, 10-20, y 20-30 cm, es de 288, 149, 123 y 113 m en la unidad Chinchiná y de 93, 113, 112 y 103 m en la unidad 200 respectivamente. Los mapas generados pretenden orientar actividades de manejo específico a nivel de lote buscando optimizar la producción del cultivo.

Con el propósito de identificar la estructura de la variabilidad espacial de la disponibilidad de Nitrógeno (N), en andisoles de la zona cafetera central colombiana, Ochoa

28 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

M, et al (2003), analizaron los contenidos de materia orgánica, N total y el N nítrico en cuatro plantaciones tecnificadas de café, ubicadas en tres granjas experimentales de Cenicafé (Estación central Naranjal y las subestaciones Paraguaicito y Maracay y una finca cafetera particular. Se realizó un muestreo sistemático en cuadrícula cada 10 m, a 25 cm de profundidad. La materia orgánica y el N total exhibieron menores coeficientes de variación frente a la fracción nítrica. Se encontraron diferencias en la dependencia espacial de las propiedades evaluadas entre sitios. En tres de las cuatro localidades no fue posible describir la variabilidad espacial de N-NO₃, debido a que el área empleada para el estudio no fue suficiente.

En un estudio llevado a cabo en el Centro Agropecuario Marengo ubicado en Mosquera Cundinamarca, por parte de Orduz (2014). se estableció un muestreo aleatorio de 85 puntos en 90 ha, con distancias que variaron entre 50 y 100 m entre punto y punto de muestreo realizando medición *in situ* utilizando un penetrológico, evaluando desde 0.05 m hasta 0.30 m de profundidad, el objetivo de este trabajo es estudiar la compactación del suelo mediante la evaluación y medición de la resistencia mecánica a la penetración usando técnicas estadísticas y geoestadísticas, mostrando dependencia espacial ajustado al modelo exponencial, mediante interpolación kriging establecer áreas afectadas por problemas de compactación

Herrera (2017) realizó un estudio con el objetivo de estimar y analizar la distribución espacial del Carbono orgánico de los suelos en el Valle de Sibundoy (Putumayo), empleando la geoestadística como herramienta. Para ello se realizó el análisis de 71 muestras de suelos del proyecto “Levantamiento de Suelos, Capacidad de Uso de las Tierras y Cobertura Terrestre a Escala 1:25.000 en el Área plana del Distrito de Adecuación de Tierras de Sibundoy, departamento de Putumayo”. A la información se le realizó un análisis exploratorio de datos, pruebas de normalidad, análisis exploratorio de datos espaciales, métodos de interpolación espacial: la Distancia Inversa Ponderada (IDW), Kriging Ordinario y Simple.

Coitiño (2015) cuantificó las relaciones de CEa con atributos del terreno, propiedades físicas y químicas del suelo, en un suelo agrícola de Uruguay. Realizó un muestreo en grilla en un sector de 4,2 ha en una chacra. Se determinaron bases intercambiables, materia orgánica, fósforo disponible, textura, resistencia a la penetración, conductividad eléctrica directa del suelo, profundidad de suelo, CEa a dos profundidades y atributos del terreno.

Con los datos de CEa se delinearón zonas de manejo mediante un procedimiento de agrupación por medias-c difusas. La CEa mostró correlaciones ($P \text{ valor} \leq 0,05$) medias a bajas con diversas propiedades tanto físicas como químicas del suelo, y con atributos del terreno. Se identificaron tres zonas según CEa, dos de las cuales tuvieron características similares y se diferenciaron de la tercera por presentar más potasio, calcio y magnesio intercambiables y más materia orgánica, y menos sodio intercambiable. Bajo las condiciones del estudio la CEa resultó

30 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

útil para identificar zonas con diferentes propiedades edáficas, posibles de ser incorporadas en esquemas de agricultura de precisión.

Con el fin de validar un método de análisis de la Materia Orgánica MO, de acuerdo con los criterios de la Norma ISO-17025, Prieto et al (2014) llevo cabo un muestreo previo y un muestreo final de 39 y 248 muestras representativas de una parcela dedicada al cultivo de cebada maltera del municipio de Apan, al sur del estado de Hidalgo, México, cuyo fin fue evaluar el número de muestras necesarias que han de tomarse para caracterizar este suelo y esta propiedad (MO). El trabajo se completó con un estudio geoestadístico de los valores de MO, con lo que pueden extraerse conclusiones para planes de muestreo futuros

Jaramillo (2012), realizo un estudio en un lote plano de 4 ha de una finca del municipio de Santafé de Antioquia (Colombia), ubicado en clima cálido seco y con Mollisoles como suelos dominantes. Este estudio evaluó la variabilidad de su fertilidad mediante el estudio de la dependencia espacial de la densidad aparente (Da) y del pH en agua, así como de los contenidos de arena, limo, arcilla, materia orgánica, Ca, Mg, K y P, en los primeros 15 cm del suelo, haciendo un muestreo en una cuadrícula semi-regular con tamaño de celda aproximado de 25 x 25 m. Los suelos presentaron textura media a pesada, pH neutro, contenidos altos de materia orgánica y de bases intercambiables (Ca, Mg, K) y bajo de fósforo disponible.

La Da tuvo un valor adecuado, según la textura del suelo. Todas las propiedades presentaron tendencia espacial cuadrática y en casi todas las variables, exceptuando el Ca, se presentó alta dependencia espacial con rango promedio de 38,3 m. El comportamiento espacial observado se atribuyó a la sedimentación relativamente torrencial típica de las terrazas aluviales de ríos trezados donde se llevó a cabo el estudio, así como al uso agrícola intensivo que ha tenido esta parte de la fi nca durante más de tres décadas. No se consideró viable el uso de la agricultura de precisión para el manejo agropecuario de este lote.

Con el fin de analizar la variabilidad espacial del pH del suelo en tres parcelas agrícolas del estado de Jalisco Mexico , Zarazua (2007) eta al realizo un estudio mediante un muestreo en cuadrícula de 20 m, donde el análisis estadístico descriptivo mostró que la variabilidad del pH en todas las localidades evidencia una distribución normal ($P > 0.150$, $P > 0.150$ y $P = 0.068$, para Atequiza, Villa Corona y Zapopan, respectivamente), con valores de medias de 5.53 ± 0.03 , 4.63 ± 0.15 y 5.17 ± 0.13 para Atequiza, Villa Corona y Zapopan, respectivamente. La variación más baja correspondió a Atequiza y la más alta a Zapopan. El análisis de dependencia espacial mostró como mejores modelos al gaussiano, en Atequiza, con rango de dependencia espacial de 273.5 m, y al modelo esférico, en Villa Corona y Zapopan, con rangos de dependencia espacial de 55 m y 148.2 m, respectivamente. El muestreo intensivo realizado fue suficiente para detectar la variabilidad espacial del pH en las tres parcelas. En la parcela de Atequiza se observó fuerte efecto *nugget*, que significa variabilidad a menor escala. Los mapas de pH, interpolados mediante el método kriging de bloques, mostraron diferencias espaciales en Zapopan, lo que

32 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

podría conducir a una respuesta no uniforme del suelo a la aplicación de materiales alcalinizantes, si se utiliza como criterio de diagnóstico, el método tradicional con base en muestras compuestas

Vargas (2015) estudió la variabilidad espacial de algunas propiedades físicas del suelo asociadas a cultivos de caña, pasto y moringa en un “Fluventic Ustropepts” de la Cuenca baja del Rio Las Ceibas. Realizo muestreo con grilla de 50 m x 50 m en 26 puntos para los análisis físicos, 8 pruebas de infiltración en muestreo aleatorio simple y 3 muestras integradas para análisis químicos en un área de 6.5 ha. El estudio consta de 5 etapas: 1) recolección de muestras y análisis de las propiedades físicas y químicas del suelo, 2) análisis estadístico y descriptivo de las variables usando los software Statgraphic Centurión XVIII y Excel 2010, 3) análisis geoestadístico basado en la interpolación por el método Kriging con software GS+10, 4) análisis multivariado de las componentes principales generando un gráfico bidimensional (biplot) con InfoStat y 5) elaboración de mapas de variabilidad espacial de las propiedades físicas del suelo por medio de software Surfer 10 para la implementación del plan de cultivos y los mapas de uso del suelo, por medio de los software ArcGis 10. La infiltración del suelo resultó extremadamente heterogénea con un coeficiente de variación del 74,5% y dependencia moderada con rango de alcance de 610,9 m. Se delimitaron tres sectores para los cultivos mencionados, basados en los análisis del suelo según el uso potencial del suelo.

3.3 Variabilidad del suelo en diferentes cultivos

Con el fin de evaluar la variabilidad espacial de algunas propiedades físicas y químicas de los suelos, con diferentes sistemas de manejo, en lotes cultivados de cítricos, guanábana y semestrales de la granja de la Universidad de los Llanos, Arciniegas, E. P. et al (2019) realizaron un muestreo sistemático en cuadrícula con 24 puntos ubicados con GPS, y con base en análisis estadísticos se estudió la variabilidad espacial de algunas propiedades físicas (densidad aparente, resistencia a la penetración) y químicas (materia orgánica, fósforo, pH en agua y pH KCl) del suelo; el estadígrafo SNK mostró diferencias significativas entre los diferentes sistemas, además de que existe variabilidad espacial en la densidad aparente y el pH del suelo.

Muñoz et al (2006), efectuaron una investigación con el fin de modelar la variabilidad espacial de algunas propiedades del suelo y su relación con la variación de la producción en un cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.), como base para identificar algunos indicadores de calidad de suelos en el departamento de Cundinamarca, región andina de Colombia. Mediante la realización de diversos análisis espaciales se encontró una alta variabilidad espacial de las propiedades del suelo y de la producción dentro del lote. Por otra parte, se encontró que el pH, la suma de bases y saturación de Al son las características de mayor influencia sobre el rendimiento, por lo tanto, pueden ser utilizadas como indicadores de calidad del suelo, bajo las condiciones de estudio.

Con el fin de establecer la incidencia de la variabilidad espacial de las propiedades del suelo en el rendimiento de un cultivo de (*Mangifera indica* L.), Valvuenza, C. et al (2008), realizaron un muestreo en una red regular de 31 puntos ubicados con GPS y con base en

34 **Variabilidad espacial de las propiedades químicas del suelo de Ph y Carbono
Ogánico en lotes cultivados en café. Finca La Sirenita , Armenia (Quindio)**

análisis estadísticos, se estudió la variabilidad espacial de algunas propiedades del suelo y de la topografía. Las propiedades edáficas y el rendimiento presentaron un patrón de distribución espacial que varía de manera considerable dentro del lote. El rango de los modelos de semivarianza ajustados varió entre 10 y 192 metros. Con excepción del pH y del Ca las relaciones efecto pepita/meseta fueron menores del 30%, es decir, que en general hay precisión en las predicciones debido a que los procesos espaciales considerados son explicados en su mayoría por la variación estructural. K, Ca, CIC, pendiente del terreno, relación Ca+Mg/K y altitud fueron las variables que mayor influencia tuvieron en el rendimiento. El método aplicado es útil para definir zonas de manejo dentro de los lotes y algunos criterios como la altitud y la pendiente son aplicables para zonificación de áreas mayores calculándolos a partir de un modelo digital de elevación.

La importancia ambiental y económica del uso racional de insumos para una agricultura competitiva y sostenible hace necesaria una mayor comprensión de las diferentes variables que intervienen en la producción agrícola. Rodríguez, F. (2015) realizó un estudio con el objetivo de establecer el comportamiento espacial de estas propiedades físicas y químicas del suelo y su relación con el rendimiento y calidad del café en un Typic Hapludand. El muestreo se realizó de manera aleatoria en 64 puntos georreferenciados a una profundidad de 0,20 m de la superficie. Los datos fueron analizados a través de estadística descriptiva, estadística, correlaciones lineales y los métodos multivariados clúster y componentes principales (CP) y la interpolación utilizando el método “Kriging”. El análisis descriptivo

mostró alta variabilidad para los atributos químicos y baja a moderada para los físicos, todos los atributos mostraron dependencia excepto el contenido de B en el suelo. Se presentó una correlación de 35,88% entre los atributos del suelo (Contenido de CO) y los atributos del cultivo (rendimiento). Se observó una correlación inversa de 40,98% entre la merma en trilla y el contenido de Ca en el suelo. Se hallaron dos grupos de atributos con similitudes en la distribución espacial, el primero formado por los atributos químicos y el segundo por el CO más los atributos físicos del suelo. El análisis de componentes principales (CP) y cluster exhibieron un comportamiento similar al encontrado para la distribución espacial y las correlaciones lineales, con mayor cercanía entre el Al con los atributos físicos que con los atributos químicos del suelo; mostraron poca relevancia para el análisis los atributos Na, P, B, Rendimiento y profundidad del suelo. A partir del análisis clúster y la distribución espacial se proponen dos tipos de manejos diferentes para el cultivo de café.

Con el fin de evaluar la variabilidad espacial de las propiedades físicas y químicas de un suelo Acrisol cultivado con caña de azúcar para establecer zonas específicas de manejo agronómico en un predio ubicado en Tabasco Mexico, Salgado et al (2017), realizaron un estudio en una malla regular equidistante a 100 m y con la función de navegación del GPS se ubicaron los puntos de muestreo en campo. Se colectó la muestra de suelo de 0 a 30 cm de profundidad. Las propiedades estudiadas fueron el pH, porcentaje de saturación de acidez (PSA), materia orgánica (MO), Fosforo (P-Olsen), Potasio (K), Calcio (Ca), Magnesio (Mg), Zinc (Zn) y textura. Se realizó el análisis de la estadística clásica donde se encontró que el P-Olsen, K, Ca, Mg y Zn presentaron alta variabilidad. El PSA y Ca presentaron una variabilidad mediana, y el pH, MO, CIC, Arcilla, limo y Arena presentaron baja variabilidad. El análisis con el enfoque de

la geoestadística permitió determinar que las propiedades del suelo pH, PSA; MO, K, Zn y arena presentaron alta dependencia espacial (<25%); y las propiedades P-Olsen, Ca, Mg, CIC, limo y arcilla presentaron moderada dependencia espacial (25-75%). Con los mapas generados por el método de kriging ordinario fue posible identificar áreas parciales con diferente variabilidad, así como la dirección de mayor variabilidad de la propiedad en función de la distancia

3.4 Manejo específico por sitio

El estudio de la variabilidad espacial es el principal insumo para el manejo específico por sitio-MES, con fines de optimizar los recursos, al reducir los costos de producción de los cultivos y el impacto negativo sobre el ambiente. Con el objetivo de determinar el efecto del MES en la producción del café, durante los años 2011 y 2012 Salazar, L. A. L., & Khalajabadi, S. S. (2015), realizaron un experimento del manejo de la fertilidad del suelo en café (*Coffea arabica* L.), Variedad Castillo® en lotes con áreas diferentes (1,0, 2,0 y 3,5 ha), ubicados en tres fincas del departamento del Quindío, Colombia. Se evaluó el efecto de tres tratamientos en la producción decafé cereza: i) testigo sin fertilización; ii) manejo de acuerdo a los resultados de los análisis de suelo, logrados mediante un muestreo convencional en zigzag y, iii) manejo por sitio específico conforme lo indicaron las áreas homogéneas, obtenidas mediante mapas de variabilidad espacial.

En ninguno de los lotes hubo efecto de los tratamientos, respuesta que se relacionó con

uno o más de los siguientes factores: tiempo relativamente corto de evaluación, fertilidad del suelo, reservas de los nutrientes en las plantas, y el número reducido de repeticiones

Con el objetivo de evaluar una metodología de muestreo de suelos basada en principios de Agricultura de Precisión (AP) y Agricultura Específica Por Sitio (AEPS) ajustada al medio, Morantes, R. (2014) evaluó la variabilidad espacial de suelos del predio hato viejo, municipio de la plata Huila Inicialmente se realizó la segmentación de los suelos con el propósito de elaborar una primera caracterización física por color y textura al tacto; esto permitió realizar una aproximación inicial a la variabilidad espacial de los suelos en lotes de café en producción, encontrando en este predio una variabilidad promedio del 61 %.

En este estudio se utilizaron tecnologías como el sistema de posicionamiento geodésico, el cual hizo posible localizar en campo los sectores con características físicas y químicas diferentes. Esta labor permitió establecer que la variabilidad de los suelos es tan alta que la metodología convencional de muestreo de suelos utilizada no respondería a las necesidades nutricionales de los lotes. Por lo tanto, se requiere un manejo más específico por sitio, es decir: microlotes. De esta forma se estará contribuyendo a mejorar la rentabilidad de la empresacafetera, proporcionando condiciones de sostenibilidad para el caficultor y su familia. Es necesario ampliar este tipo de estudios en la región para mejorar la determinación de la variabilidad de los suelos en la zona.

Rodriguez et al (2008) realizaron un ensayo en el Centro Agropecuario Marengo (CAM), Sabana de Bogotá, para evaluar el manejo de la fertilidad por sitio específico en un

cultivo de maíz. Se instaló una cuadrícula regular de 32 puntos (25 m x 25 m) para muestreo de variables del suelo y de desarrollo y rendimiento del cultivo. Mediante análisis de componentes principales de variables químicas del suelo y su humedad y de rendimiento del cultivo inmediatamente anterior, se identificaron dos zonas de manejo de la fertilidad. En cada una se aplicó un tratamiento de fertilización, considerando la variabilidad específica del suelo (AP1 y AP2) y un testigo con fertilización convencional (CAM1 y CAM2). Las variables evaluadas en los 32 puntos fueron: contenido de humedad y densidad aparente, a 2 profundidades, 110 días después de siembra (dds); altura de planta a 55, 90 y 140 dds; índice foliar a 140 dds; análisis foliar a 150 dds; mazorcas cosechadas, hileras por mazorca, granos por hilera, peso mazorca con y sin amero a 160 dds. Para el análisis de datos se usó estadística descriptiva y geoestadística, incluyendo análisis estructural, *kriging* y validación cruzada; igualmente se realizó un análisis de costos y beneficios, mediante presupuestos parciales, comparando AP1 y AP2 con CAM1 y CAM2. La metodología usada permitió identificar posibles distancias de muestreo para manejo de la fertilidad por sitio específico. Los mayores rendimientos y beneficios financieros se obtuvieron en AP1

4. Referente teorico

4.1 Variabilidad espacial

La variabilidad espacial del suelo ocurre de manera natural por causa de los factores y procesos de formación del suelo y puede ser atribuida a cambios en el relieve, la forma del terreno o el microclima, lo que da como resultado cambios en la cobertura vegetal y en procesos de erosión-deposición de materiales, que alteran la uniformidad del suelo (Zhao et al. 2007)

Una característica dominante de los suelos es su heterogeneidad, aún en pequeñas áreas que podrían considerarse como homogéneas. Ésta induce una variabilidad en sus propiedades que puede llegar a ser de considerable magnitud y que puede afectar en mayor medida las generalizaciones y predicciones que se hagan con ellas. La variabilidad es una condición inherente a los suelos y su origen está influenciado tanto por condiciones naturales (variados factores y procesos pedogenéticos), como por condiciones inducidas por el uso y el manejo de estos (Jaramillo, 2008).

La variabilidad en el campo se debe a varios factores naturales y antropogénicos. El factor natural más importante es el tipo de suelo cuyas características están definidas por el material parental y la topografía. La actividad humana promueve la variabilidad a través de la distribución de residuos en el pasado reciente y lejano, afectando la acumulación de materia orgánica con todas sus implicaciones. Además, son factores importantes en la variabilidad antropogénica la distribución de fertilizantes, la diferente remoción de nutrientes causada por diferentes tipos de cultivos y rotaciones y el efecto significativo de la erosión (Brouder, 1999).

Las propiedades del suelo varían en el espacio y el tiempo, como respuesta a los factores y procesos de formación .La variabilidad espacial puede darse a cortas y largas distancias, desde unos pocos centímetros hasta varios kilómetros, y en forma horizontal, en superficie, y vertical, en profundidad (HOOSBEEK, 1998)

Se ha considerado que la variabilidad espacial es el principal tipo de variabilidad que afecta a los suelos, por lo que en los últimos tiempos se ha trabajado intensamente en la adopción y adaptación de metodologías para estudiar dicha variabilidad, de modo que se pueda mejorar el manejo de este recurso para tener una mayor eficiencia y rentabilidad en la producción agropecuaria, así como unas prácticas más amigables con el medio ambiente.(Jaramillo 2012)

Conocer la variabilidad de los factores mencionados y su relación con la producción, es la base de la agricultura de precisión y es fundamental para establecer sistemas de producción más sostenibles y eficientes en el uso de los insumos, por ejemplo, mediante aplicaciones diferenciales de fertilizantes (Valbuena, 2008)

La variabilidad de las propiedades del suelo es una condición inherente al mismo y depende, aparte del tipo de suelo, de la propiedad que se analice. Hay más variabilidad en las propiedades químicas que en las físicas y más en aquellos suelos que están siendo sometidos a uso agropecuario que en los que están en su condición natural (Ovalles, 1992; Obando et al., 2006; Jaramillo et al., 2012)

Para evaluar y manejar la fertilidad del suelo es indispensable conocer su variabilidad espacial. Esto permite elaborar mapas específicos de las cualidades y propiedades del suelo, de muy buena precisión predictiva, que guíen el manejo que se vaya a hacer de él y del cultivo

(Jaramillo)

Tradicionalmente, el manejo de la nutrición se ha basado en el promedio del contenido de nutrientes medido por el análisis de suelos. Este método de diagnóstico trata de definir el manejo nutricional sobre la premisa de que la variabilidad intrínseca del suelo está bien cubierta cuando se muestrea para obtener una media de la fertilidad del lote. Se empieza a sospechar que la variabilidad espacial del campo es un factor que limita severamente los rendimientos (Espinosa, 2006).

Mulla y McBratney (2000) citado por Zarazua (2007) señalan que la variación en las propiedades del suelo puede deberse a diferencias regionales, como son clima, topografía y material parental; sin embargo, existen numerosas evidencias de que variaciones importantes son comunes no sólo en diferentes regiones, sino también en superficies relativamente pequeñas

4.2 Propiedades del suelo

Las propiedades físicas del suelo determinan la capacidad de usos para los cuales éstos son adecuados ya sea para agricultura, ganadería, entre otros; en el campo de la agricultura esto permitirá determinar la facilidad de penetración de las raíces, aireación, capacidad de drenaje, almacenamiento de agua, y la retención de nutrientes que tiene un suelo (Rucks et al., 2004)

El muestreo de suelos se utiliza como herramienta para obtener la georreferenciación de los diferentes puntos de los que se toman muestras, dicha georreferenciación nos ofrece una serie de datos con los cuales se pueden elaborar mapas que a su vez se pueden utilizar para determinar desde tratamientos eficientes de fertilización, hasta evidenciar

los puntos específicos donde se presentan las condiciones más críticas en el terreno y así implementar estrategias de manejo integrado

Las condiciones propicias o desfavorables que presentan los suelos para el crecimiento de los cultivos también se asocian con una característica dominante como es su heterogeneidad, la cual dificulta hacer generalizaciones y predicciones.

La variabilidad del suelo es una condición inherente que se presenta en sus propiedades aun en cortas distancias (Henríquez).

Uno de los factores que incide acentuadamente en la dosis de fertilizantes requerido por el cultivo es la disponibilidad efectiva de nutrientes en el suelo o la capacidad que tiene el suelo para suministrar elementos nutritivos a las plantas. La evaluación de la capacidad de los suelos para suministrar nutrientes a los cultivos, se realiza, usualmente, mediante el análisis químico, para obtener información sobre cómo están dispersos los nutrientes.(Garzon, 2010)

La importancia que se le reconoce a la MO deriva de su intervención en procesos como la formación y estabilización de agregados, el ciclo biogeoquímico de nutrientes, el pH y el pZ del suelo y el balance de agua y energía

La intensa explotación agrícola, como la que se da en la región de estudio, propicia una disminución de las bases intercambiables (Havlin et al., 1999), lo cual reduce el pH y, con ello, la fertilidad del suelo (Goijberg-Rein y Aguilar-Santelises, 1987); de aquí, la importancia de evaluar el pH del suelo.(ZARAZUA, 2007)

El Carbono Orgánico del Suelo (COS) se describe como la cantidad de carbono que se encuentra en el interior de los compuestos orgánicos del suelo (residuos orgánicos con baja

alteración de animales, vegetales y microorganismos. El COS presenta un vínculo estrecho con la mayoría de propiedades físicas favoreciendo los agregados del suelo, la porosidad y consecuentemente la humedad aprovechable y el movimiento del agua entre otras. La presencia de COS también afecta algunas propiedades químicas importantes para la fertilidad del suelo, como la Capacidad de Intercambio Catiónico (CIC) y el pH (Herrera 2017)

4.3 Manejo específico por sitio

El manejo por sitio específico busca identificar y cuantificar la variabilidad espacial presente en la finca, para luego determinar el impacto de esta variabilidad en el rendimiento. Una vez que se entiende el efecto de la variabilidad se pueden determinar las estrategias que permitan manejarla de modo que se incrementen los rendimientos, se mejore la rentabilidad y reduzca el potencial impacto ambiental de la actividad.. El manejo específico por sitio, se desarrollo inicialmente para identificar y mapear la variabilidad espacial de los nutrientes dentro de los lotes de producción y luego correlacionar esta variabilidad con la variabilidad espacial del rendimiento (Espinoza, 2006)

4.4 Geoestadística

La geoestadística comprende a un conjunto de herramientas y técnicas que sirven para analizar y predecir los valores de una variable que se muestra distribuida en el espacio o en el tiempo de una forma continua. Debido a su aplicación orientada a los SIG, también se podría definir como la estadística relacionada con los datos geográficos, de ahí que se le conozca además como estadística espacial. (Moral,2004)

Todo trabajo geoestadístico tiene que llevarse a cabo en tres etapas:

1. Análisis exploratorio de los datos. Se estudian los datos muestrales sin tener en cuenta su distribución geográfica. Sería una etapa de aplicación de la estadística. Se comprueba la consistencia de los datos, eliminándose los erróneos e identificándose las distribuciones de las que provienen.

2. Análisis estructural. Estudio de la continuidad espacial de la variable. Se calcula el variograma, u otra función que explique la variabilidad espacial, y se ajusta al mismo un variograma teórico.

3. Predicciones. Estimaciones de la variable en los puntos no muestrales, considerando la estructura de correlación espacial seleccionada e integrando la información obtenida de forma directa en los puntos muestrales, así como la conseguida indirectamente en forma de tendencias conocidas.

La geoestadística también se define como el estudio de fenómenos *regionalizados*, es decir, que se extienden en el espacio y presentan una cierta continuidad

Del punto de vista conceptual, una variable regionalizada es una función determinística. En general, esta función presenta dos aspectos complementarios: por una parte, tiene una cierta “continuidad” espacial (zonas de altos valores / zonas de bajos valores), pero por otro lado, varía irregularmente y escapa a toda representación simple

Una forma de hacer los mapas mencionados consiste en utilizar técnicas geoestadísticas que estiman y modelan la variabilidad espacial que presentan las propiedades que se estudian y, mediante el uso de métodos de interpolación precisos, permiten hacer los mapas necesarios. Las herramientas fundamentales de estas técnicas son la semivarianza y el kriging. (Jaramillo, 2006)

La semivarianza establece la diferencia que hay entre los valores de una propiedad separados por una determinada distancia y se incrementa en la medida en que las muestras son más disímiles (Gringarten y Deutsch, 2001)

El semivariograma (o simplemente variograma) es una gráfica que relaciona los valores promedios de la semivarianza con el espaciamiento presente entre las muestras que se toman para hacer el estudio. Cuando una propiedad tiene dependencia espacial, la semivarianza aumenta, a medida que aumenta la distancia entre muestras y la semivarianza puede llegar a estabilizarse a una determinada distancia, situación en la que se tiene un semivariograma **limitado**. Cuando la semivarianza aumenta monótonamente con la distancia y no se estabiliza dentro del rango de distancias utilizadas para el muestreo, se tiene un semivariograma **no** transicional (Jaramillo, 2012)

La interpolación se puede realizar por dos vías, la determinística y la geoestadística. En la determinística se tiene el método inverse distance weighted —IDW—, que determina los valores partiendo del supuesto de que el valor en un punto no muestreado puede ser aproximado como un promedio ponderado de los valores en puntos situados a una cierta distancia referencia (Mitasova,2008)

Otro método de verificación, es el conocido como “validación cruzada”, que consiste en eliminar un dato de la variable evaluada para así generar un valor de predicción en la localidad del punto removido y así las veces como datos existan. Al realizar esta acción con cada uno de los puntos que conforman el grupo de datos originales, se puede obtener una correlación, en la cual se representan los valores interpolados frente a los valores reales (Henriquez et al 2013)

5. Metodología

Este trabajo de grado se realizó como una investigación aplicada de carácter exploratorio, con el fin de determinar la variabilidad espacial de las propiedades químicas de Ph y Carbono Orgánico Total (COT) en un suelo cultivado en 5 variedades de café.

El proyecto se desarrolló en la Finca la Sirenita del Centro Agroindustrial del Quindío, Sena Regional Quindío, ubicada en la vereda San Juan del Municipio de Armenia Quindío. La finca está ubicada en las coordenadas 4° 34' 10" Latitud Norte y 75° 38' 40" Longitud Oeste a una altitud de 1578 msnm. La finca La Sirenita tiene un área de 23 ha, de las cuales, el área de estudio tiene 5 ha aproximadamente.

Figura 1

Área de estudio. Finca La Sirenita



5.1 Delimitación del área de estudio

Para delimitar el área de estudio se realizó un levantamiento planimétrico utilizando un GPS submétrico Mobile Mapper 50. Se realizó un recorrido perimetral para determinar el lindero y se delimitó cada lote sembrado por variedad.

El área de estudio está distribuida en 5 lotes sembrados en café variedad Tabi, Cenicafé 1 Geisha y Castillo.

Tabla 1

Distribución de áreas por lotes

LOTE	VARIEDAD	AREA (Ha)
1	CASTILLO	0.50
2	CENICAFE 1	0.48
3	GEISHA 1	0.53
4	GEISHA 2	0.27
5	TABI	0.41

Figura 2

Lote Variedad Castillo

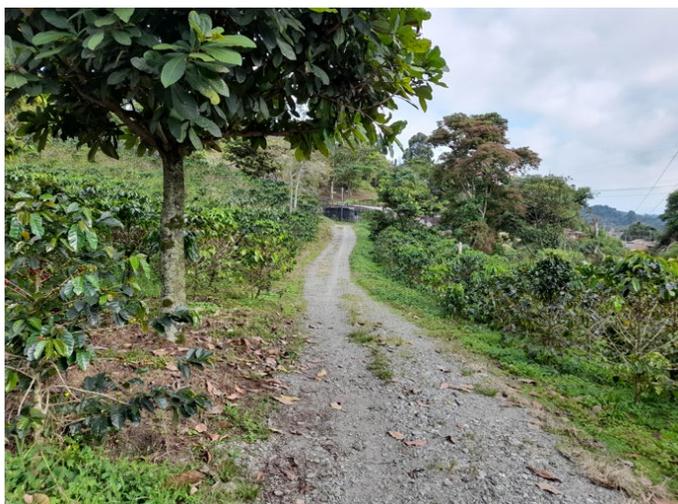


Figura 3

Lote Variedad Cenicafé 1



Figura 4

Lote 3 Variedad Geisha



Figura 5

Lote 4 Variedad Geisha



Figura 6

Lote 5 Variedad Tabi



5.2 Muestreo de suelos

Se realizó un muestreo de suelos en diferentes puntos de cada lote, teniendo en cuenta la topografía, relieve y características de posición de la muestra, es decir, que la muestra tomada no estuviera sobre caminos, cercas, linderos, zonas de aplicación de fertilizantes y otras que cambiaran los resultados a obtener

Figura 7

Toma de muestra de suelo



En cada sitio de muestreo se tomó una porción de suelo mediante barreno holandés, hasta una profundidad de 20 cm y se procedió a empacar en una bolsa plástica nueva, se rotuló con la información de número de punto de muestreo, coordenadas del punto y nombre del lote. Con estas muestras se realizó un análisis químico de las propiedades de Ph, y Carbono Orgánico Total (COT)

Figura 8

Preparación muestra de suelo

**5.3 Determinación de PH**

Se peso 10 g de suelo secado a una temperatura de 105°C y tamizado a 2 mm. En un beaker de 150 ml, se agregaron 20 ml de agua desionizada y se sometio la solución a agitación durante 10 min, posteriormente se procedio a medir el pH con un pH metro marca HANA HI 208.

Figura 9

Determinación en laboratorio de Ph



5.4 Determinación de Carbono Orgánico Total (COT)

El carbono orgánico presente en el suelo se determinó tomando 0.3 g de muestra en 100 ml de Agua DD y empleando una oxidación húmeda por el método 10173 Test 'N tube™ Vials HACH, oxidación realizada en termorreactor HACH DBR 200, durante 120 minutos a 105 ± 2 °C, luego se pasó a leer en espectrofotómetro Uv-vis HACH DR 6000, a una longitud de onda de 598 y 430 nm.

5.4 Análisis Geoestadístico de la información

Para el análisis geoestadístico de la información se dividió en tres etapas de :

Análisis exploratorio de datos

Análisis Estructural

Análisis de predicción

Estos análisis se realizaron desde el Software ArcGis 10.8 con la herramienta Geostatistical Analyst la cual permite explorar la variabilidad de datos examinando tendencias globales y permitiendo investigar a su vez la autocorrelación y la correlación entre los datos seleccionados así como también crear predicciones y calcular errores de predicciones

5.5 Análisis exploratorio de datos :

El análisis exploratorio de datos espaciales (AEDE) es la parte inicial del análisis de datos que permitirá describir la información y evaluar de manera previa algunos supuestos estadísticos. Se realizó el análisis del histograma, donde se determinó la distribución de los datos, el valor de la media, desviación estándar, coeficiente de variación, asimetría y Kurtosis. Si no se presentaban distribuciones normales, se aplicó la transformación de los datos por diferentes métodos. De Log normal y Box Cox

En el análisis exploratorio también se determinaron los procesos de QQPlot, Análisis de tendencia, semivariograma experimental y mapas de Voronoi

5.6 Análisis estructural

En esta etapa se realizó el ajuste del semivariograma experimental a un modelo válido. Utilizado para la evaluación de la autocorrelación, el cual permite explorar, identificar y cuantificar la dependencia espacial de una variable regionalizada. A partir de las características del semivariograma se dedujo la autocorrelación espacial de la variable y se detectan los valores extremos (Boada, 2015)

5.7 Análisis de predicción

Se utilizaron las variables de predicción de Ph y Carbono Orgánico Total (COT)

Para establecer el método de interpolación a utilizar, se evaluaron los procedimientos de Kriging Ordinario, simple y universal. Los métodos geoestadísticos como el Kriging, utilizan un mínimo de 2 vecinos y un máximo de 5 vecinos. Estos modelos generan la predicción en el eje X y en Y, luego permiten la construcción del modelo matemático y la regresión, en este caso simple. El uso del error cuadrático medio, facilita la comparación de los valores de precipitación con respecto al promedio de todas las precipitaciones, alejadas en dicho valor (Cifuentes, 2016)

Para los tipos de Kriging se utilizaron los modelos estable, Esférico y Exponencial

Para evaluar los métodos de interpolación, se generó la validación cruzada que utiliza todos los datos muestrales para estimar el modelo de autocorrelación.

Al quitar un dato muestral, lo predice con el resto de la muestra, después compara el valor predicho de ese punto con el valor observado. Este procedimiento se repite con cada uno de los puntos muestrales y al final de la validación cruzada compara los valores observados con los calculados (Boada, 2015).

Para seleccionar el mejor modelo que ajusta o interpola los datos con el mínimo error, se escogió el que: Presento menor RMS, Menor ASE y RMSS más cercano a uno

Con el modelo escogido se generaron los mapas de predicción de las variables de Ph y COT.

5.8 Manejo específico por sitio

Con base a los mapas obtenidos de variabilidad espacial para cada una de las variables muestreadas, se confrontó en campo la información, compararla con algunas variables agronómicas del cultivo.

Teniendo en cuenta esta información, se realizó un análisis de manejo específico por sitio para cada lote, con el fin de realizar una aproximación a un modelo de agricultura de precisión en el cultivo de café.

El conocimiento de esta variabilidad permite aplicar los insumos adecuados, en el sitio preciso y en las cantidades requeridas, según las condiciones particulares de los agroecosistemas

6. Resultados

6.1 Zona de estudio

La zona de estudio está distribuida en 5 lotes de diferentes variedades de café. Tiene un área total de 2.19 hectáreas y a continuación, en la tabla 2 se relacionan los lotes con sus variedades y área de cada

Tabla 2

Area por variedades

LOTE	VARIEDAD	AREA (Ha)
1	CASTILLO	0.50
2	CENICAFE 1	0.48
3	GEISHA 1	0.53
4	GEISHA 2	0.27
5	TABI	0.41

Nota: Distribucion de Areas por variedades

En la zona de estudio de tomaron 47 muestras de suelo, las cuales están distribuidas en puntos adentro y afuera de los lotes. Cada muestra de suelo se llevo al laboratorio de físico química donde se determinaron las variables químicas de Ph y Carbono Orgánico Total (COT)

Figura 10

Area de estudio con puntos de muestreo



Cada muestra de suelo se georreferenció con un GPS Mobile Mapper 50 en sistema de coordenadas WGS 84. Los datos se organizaron y se creó el mapa de puntos en Arcgis

A continuación, la tabla 3 relaciona los resultados de las variables determinadas para cada muestra de suelo georreferenciada

Tabla 3*Muestras tomadas*

MUESTRA	X	Y	pH	COT %
1	-75,6449153	4,56952767	3,55	8,63
2	-75,64454545	4,56941411	4,34	9,91
3	-75,64472717	4,56923083	4,22	10,34
4	-75,64485327	4,56899656	4,43	12,40
5	-75,64513255	4,56904412	4,45	11,94
6	-75,64530598	4,5692113	4,26	9,43
7	-75,6450412	4,56930052	4,31	10,73
8	-75,64530497	4,56960711	4,34	8,65
9	-75,64512918	4,56955205	4,03	12,25
10	-75,64477229	4,56946035	4,55	5,13
11	-75,64534485	4,56996389	3,22	11,34
12	-75,64529576	4,57000427	3,46	10,50
13	-75,6453588	4,57015085	3,82	12,34
14	-75,64529638	4,57014882	3,78	11,77
15	-75,64538894	4,57040592	3,87	10,40
16	-75,64530373	4,57038506	3,65	11,52
17	-75,64529205	4,57070147	4,23	5,45
18	-75,64524888	4,57069544	3,98	7,14
19	-75,64509918	4,5709717	4,82	6,69
20	-75,64493274	4,57087255	4,58	11,64
21	-75,64466983	4,57018414	4,52	6,14
22	-75,64490874	4,57031515	3,7	7,26
23	-75,64491294	4,57008321	4,03	1,33
24	-75,64494517	4,56989264	4,43	7,31
25	-75,64516194	4,56983489	4,12	7,88
26	-75,64610139	4,56972355	4,07	9,90
27	-75,6458962	4,56992255	4,99	8,41
28	-75,64582003	4,56963998	4,45	9,63
29	-75,64564933	4,56962856	4,3	8,89
30	-75,64573015	4,56993164	3,94	8,97
31	-75,64555511	4,56988089	3,9	10,41
32	-75,64544856	4,57009867	3,78	10,03
33	-75,64555339	4,5702067	3,71	8,56

34	-75,64569935	4,57019935	3,84	11,52
35	-75,64561847	4,57027624	3,78	8,42
36	-75,64553188	4,57037594	4,53	7,39
37	-75,64549095	4,57030968	4,51	5,97
38	-75,64552329	4,57018695	3,74	9,41
39	-75,64551723	4,57010938	3,31	9,53
40	-75,64564682	4,57017733	4,94	9,97
42	-75,6444975	4,56997535	5,26	8,15
43	-75,6445372	4,56954639	5,3	5,58
44	-75,64434832	4,56888056	5,14	7,25
45	-75,64488305	4,56868798	5,2	7,72
46	-75,64542192	4,56892953	5,57	7,39
47	-75,64598474	4,5696252	5,6	5,88
48	-75,646244	4,569566	4,15	8,01

Nota: Valores De Ph Y COT Para Cada Muestra Georeferenciada

6.2 Analisis exploratorio de datos

En el análisis exploratorio de datos con el histograma, se examinó la distribución de los datos con medidas de tendencia central, dispersión y de simetría (centralización, Variabilidad y forma). Se determinó el cumplimiento de diferentes condiciones: Que la curva fuese asintótica al eje de abscisas, el coeficiente de sesgo sea igual a cero (0), y la Curtosis igual a tres (3).

Si el sesgo es igual a cero, las distribuciones se presentarían simétricas; si el sesgo es positivo la distribución tendrá una cola asimétrica extendida hacia los valores positivos.

Un sesgo negativo indica una distribución con una cola asimétrica extendida hacia los valores negativos. Ante estas características es necesario implementar las transformaciones de los datos

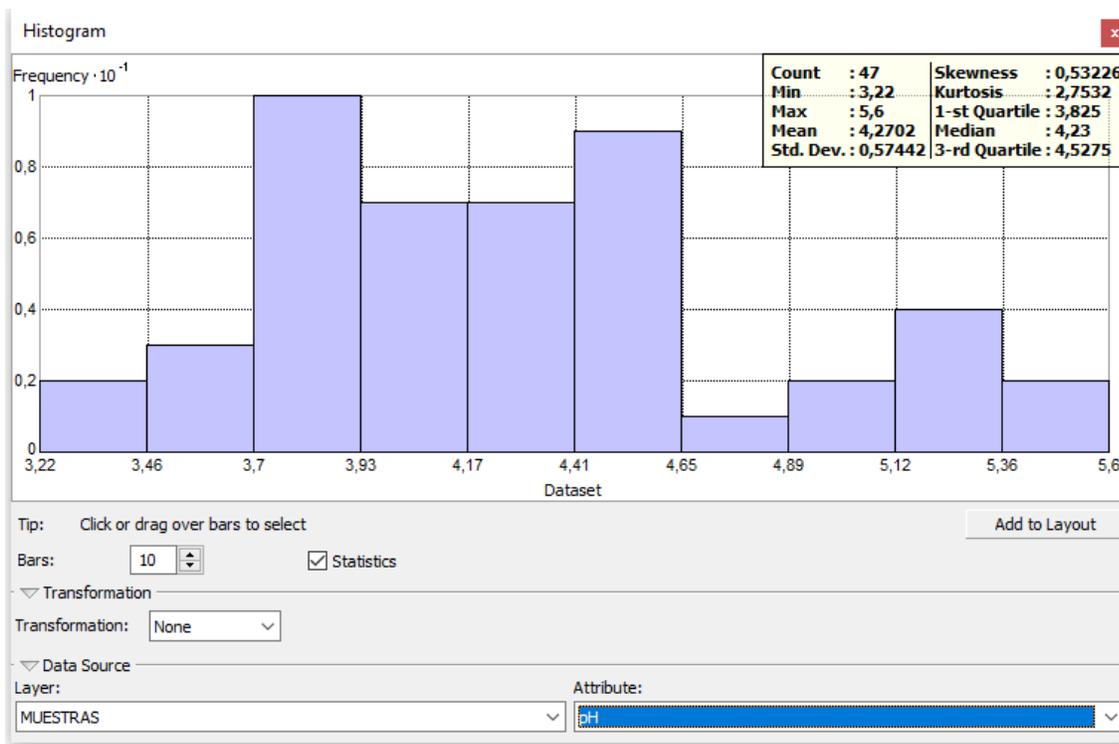
Se utilizó la herramienta Geostatistical Analyst para construir el histograma para las variables Ph y Carbono Orgánico COT. Los siguientes son los resultados

6.2.1 Histograma Variable Ph

La figura 12 muestra el histograma obtenido para los datos de la variable Ph

Figura 11

Histograma de variable Ph



se observa que existen valores de Ph entre 3.22 a 5.6, lo que indica que los lotes presentan característica de suelos ácidos, lo cual, es común en suelos de la zona cafetera de la región.

Según Sadeghian (2016), para el cultivo de café, el rango adecuado está entre los 5.0 y 5.5. La mayoría de los suelos de la zona cafetera, son de carga variable o carga dependiente del Ph y esto tiene implicaciones considerables en la fertilidad del suelo.

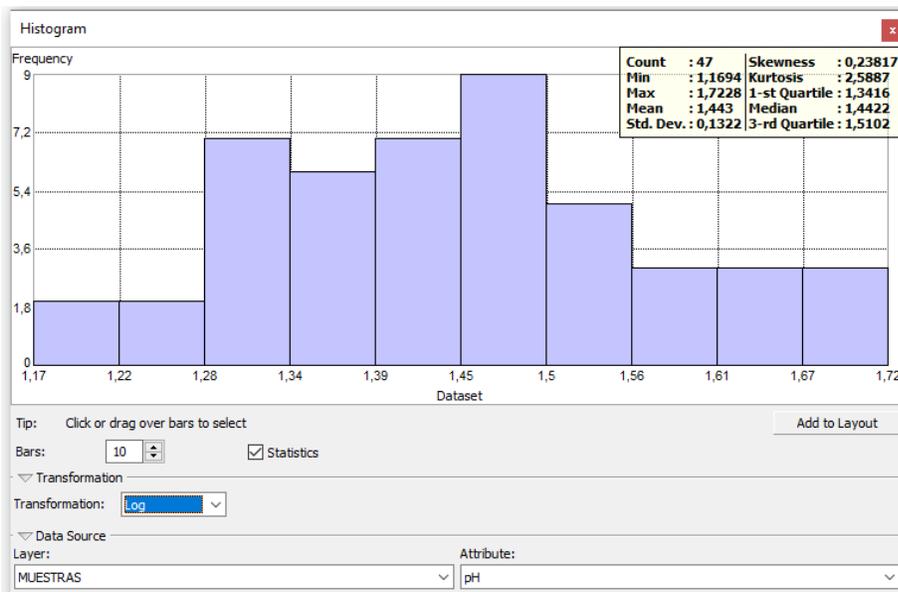
Según el análisis geoestadístico, para la variable de Ph y tomando como punto de partida el cálculo del histograma se puede observar una pequeña diferencia entre la mediana y la media.(Media: 4.2702 y Mediana: 4.23)

Según el coeficientes de Skewness y curtosis, da un valor mayor a 0 lo que indica que existen muchos valores pequeños y un coeficiente de apuntamiento mayor que cero lo que nos indica que tenemos un histograma Leptocúrtico

Teniendo en cuenta que el histograma no presenta una distribución gaussiana ,de esta forma, se aplica una transformación Log a la variable Ph, comose muestra en la figura 13

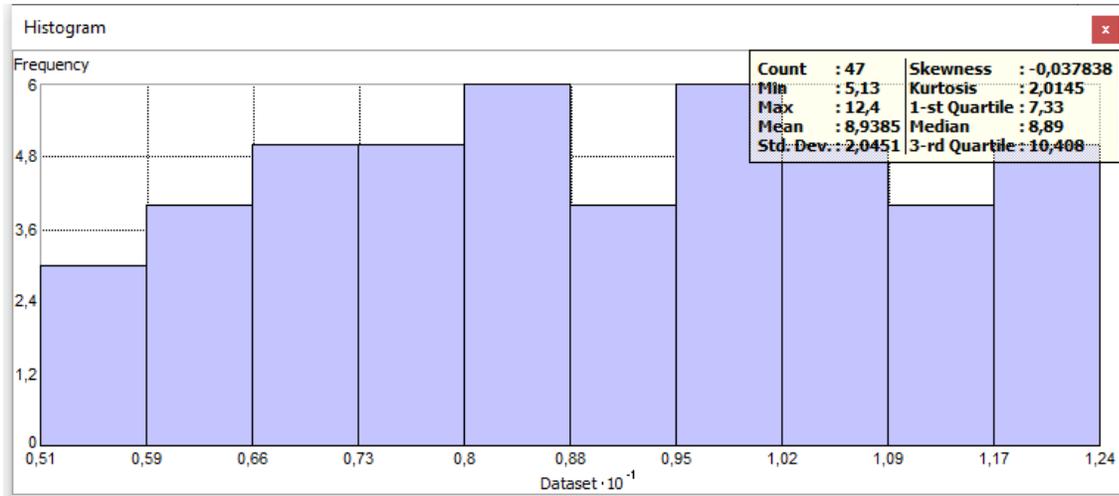
Figura 12

Transformacion Log variable Ph



6.2.2 Histograma COT

La figura 14 muestra el histograma para la variable COT

Figura 13*Histograma variable COT*

Según el análisis geoestadístico, para la variable de COT y tomando como punto de partida el cálculo del histograma se puede observar una pequeña diferencia entre la mediana y la media (Media: 8.9385 y Median: 8.89). Se presentan un rango de valores entre 4.13 y 11.4.

La relación entre Carbono Orgánico Total (COT) y materia Orgánica del suelo (MOS) es de $MOS: 1.724 \cdot COT$, es decir que los contenidos de materia orgánica del suelo se estarían presentando en un rango de 7.12 a 19.65. Según Sadeghian (2016), el contenido de la MOS, al igual que las demás propiedades del suelo, presenta una alta variabilidad aun a cortas distancias como resultado de la acción e interacción de sus factores de formación (material parental, relieve, clima, organismos y tiempo).

Para la zona del departamento del Quindío reporta valores del MOS de 4.1 a 9.4, lo cual, estaría dentro de los valores característicos de la región cafetera

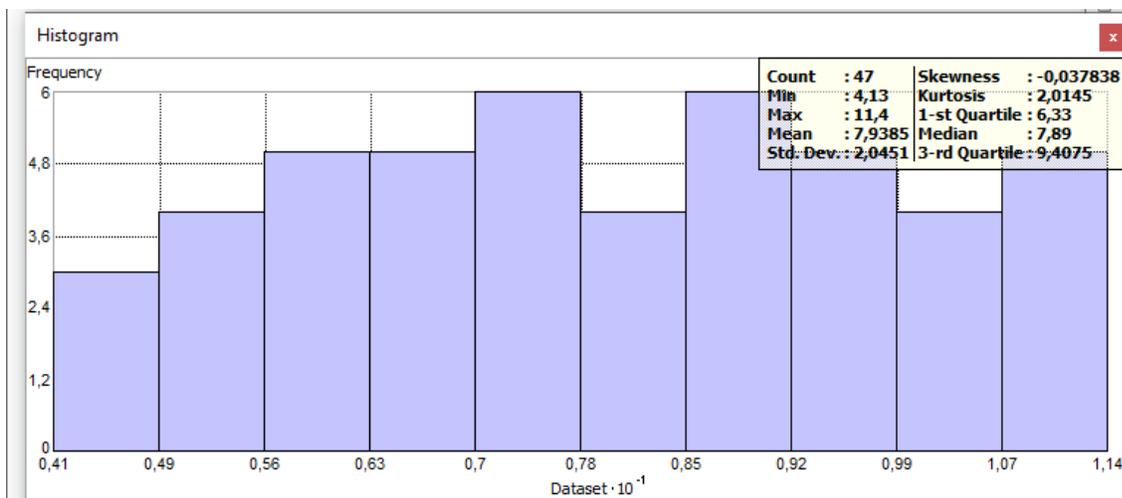
Si embargo, según el coeficientes de Skewness y Curtosis ,da un valor menor a 0 lo que indica que existen muchos valores pequeños y un coeficiente de apuntamiento mayor que cero lo que nos indica que tenemos un histograma Leptocúrtico

Se aplica una transformación Box cox con un diferentes parámetros dando el mejor resultado con parámetro 1.

La figura 15 muestra el resultado de la transformación para la variable COT

Figura 14

Transformacion Box Cox Variable COT



6.2.3 QQPLOT

Esta herramienta se utiliza para determinar la normalidad de los datos. Permite relacionar la distribución acumulada obtenida a partir de los datos ordenados vs. la curva de distribución

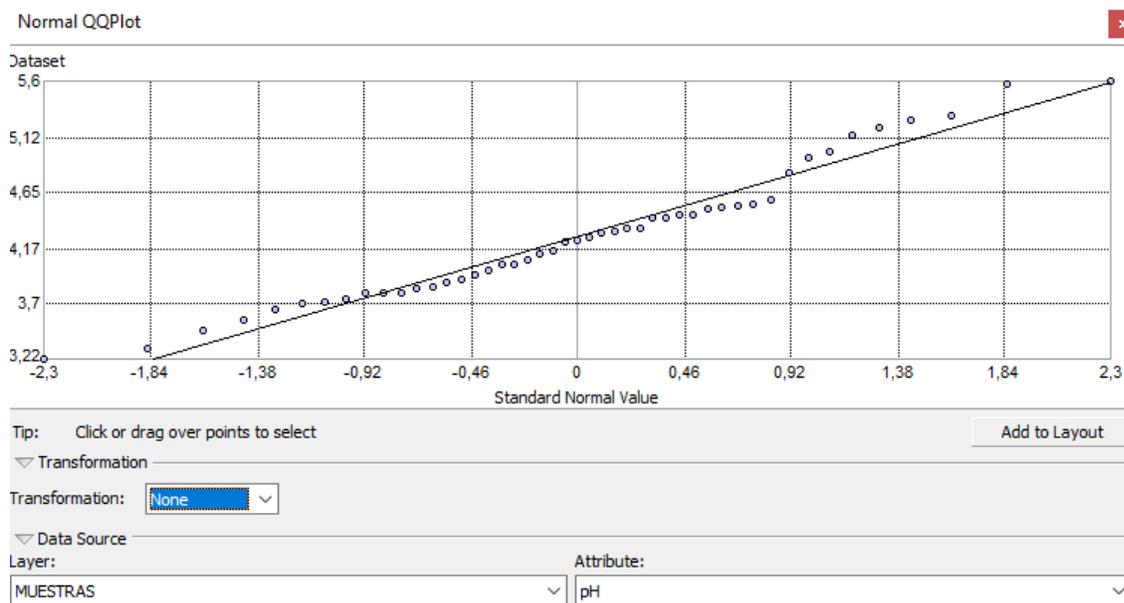
Normal. Si las distribuciones son idénticas, QQPlot general será una línea recta. Si los datos son asimétricos (lejos de lo normal), los puntos se desviarán de la línea recta

6.2.3.1 Análisis QQPLOT variable ph

La figura 16 muestra los resultados del análisis QQPLOT para la variable Ph

Figura 15

Analisis QQplot variable Ph



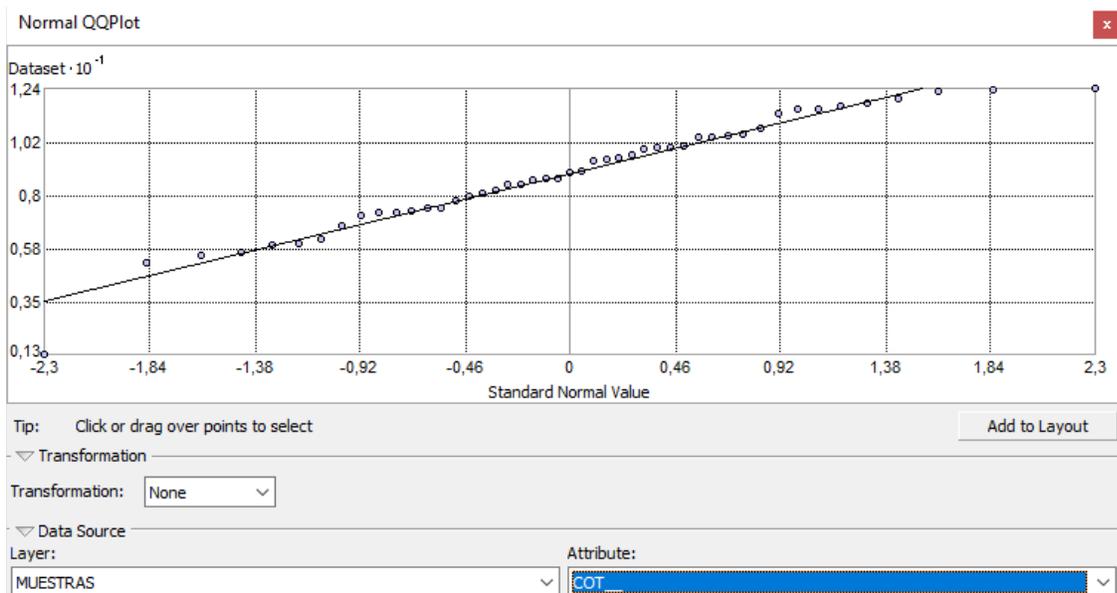
Se muestra los cuantiles de la distribución normal (eje X) y en el eje Y los cuantiles de la variable Ph, proyectados en la recta, y los puntos que representan las estaciones. Se evidencia que, los valores observados frente a los esperados (recta) se aproximan, no son asimétricos, se ajustan a una distribución normal. Existen algunos datos alejados de la línea de ajuste sin embargo las distancias de los puntos a la línea no son extremas

6.2.3.2 QQPLOT variable COT

La figura 17 muestra los resultados del análisis QQPLOT para la variable COT

Figura 16

Análisis QQplot variable COT



Se muestra los cuantiles de la distribución normal (eje X) y en el eje Y los cuantiles de la variable COT, proyectados en la recta, y los puntos que representan las estaciones. Se evidencia que, los valores observados frente a los esperados (recta) se aproximan, no son asimétricos, se ajustan a una distribución normal. Gran parte de los puntos están sobre la línea y muy pocos alejados poca distancia

6.2.4 Análisis de tendencia

Esta ventana enseña la tendencia que siguen los datos. Se toma en la abscisa una coordenada geográfica y en la ordenada el atributo, para determinar si existe tendencia en cada una de las direcciones. El análisis de tendencia proporciona un gráfico en tres dimensiones

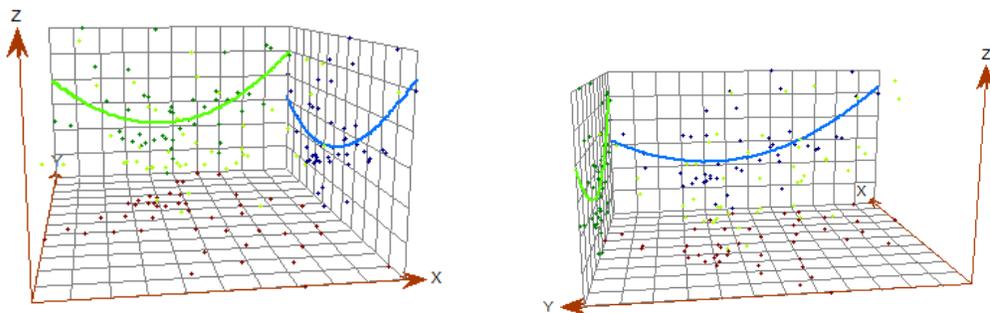
permitiendo identificar tendencias globales en los datos, la localización de los puntos muestrales dibujados sobre un plano x, y. S

6.2.4.1 Análisis de tendencia Variable Ph

En ArcGis el análisis de tendencia se hace de forma visual Los resultados no muestran la tendencia de los datos, así la línea verde (tendencia de la variable desde el Este al Oeste), como la azul que representa la tendencia de la variable desde Norte hacia el Sur, son curvas, sin embargo , no se observa ninguna tendencia. La figura 18 presenta el análisis de tendencia para la variable Ph

Figura 17

Análisis de Tendencia Esta a Oeste y Norte a Sur para variable Ph

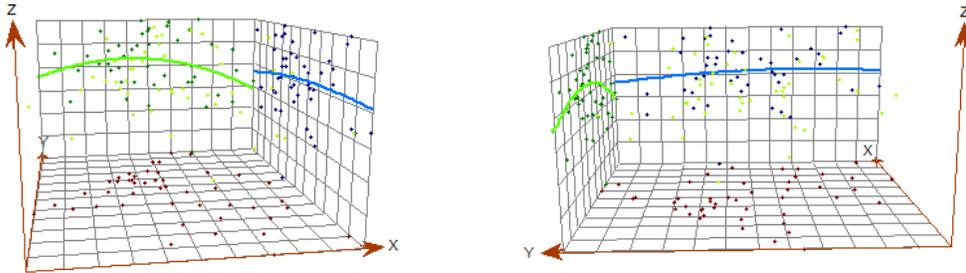


6.2.4.2 Análisis de tendencia variable COT

La figura 19 presenta el análisis de tendencia para la variable COT

Figura 18

Análisis de Tendencia Esta a Oeste y Norte a Sur para variable COT



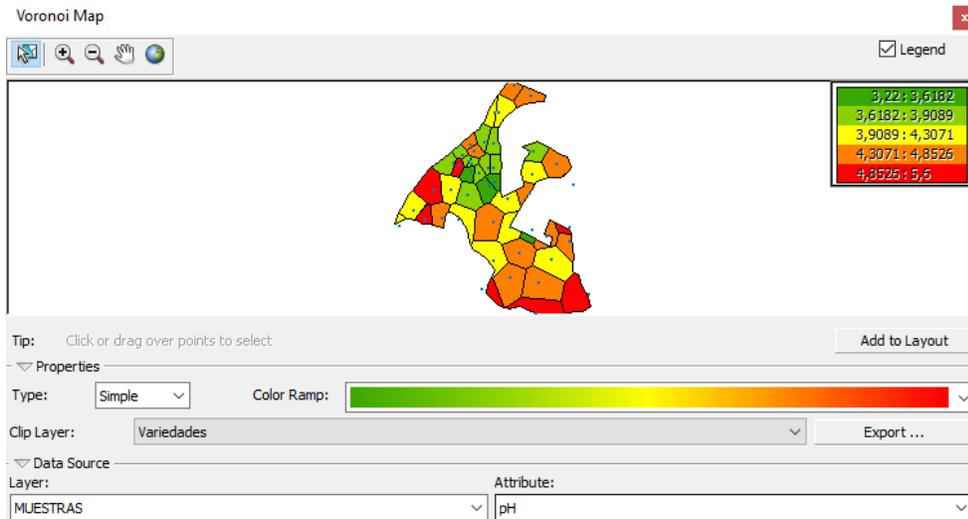
Para la variable de COT, no se aprecia la existencia de tendencia al observar el gráfico de tendencia para los ejes YZ y XZ, dado que no se observa que los puntos se ajusten a la línea de tendencia dibujada en color verde y azul

6.2.5 Mapas de Voronoi

Los mapas de Voronoi me indican que tan homogéneo o heterogéneo fue el muestro. En las figuras 20 y 21 se presentan los siguientes resultados para las dos variables de Ph y COT respectivamente

6.2.5.1 variable Ph**Figura 19**

Mapa de Voronoi variable Ph

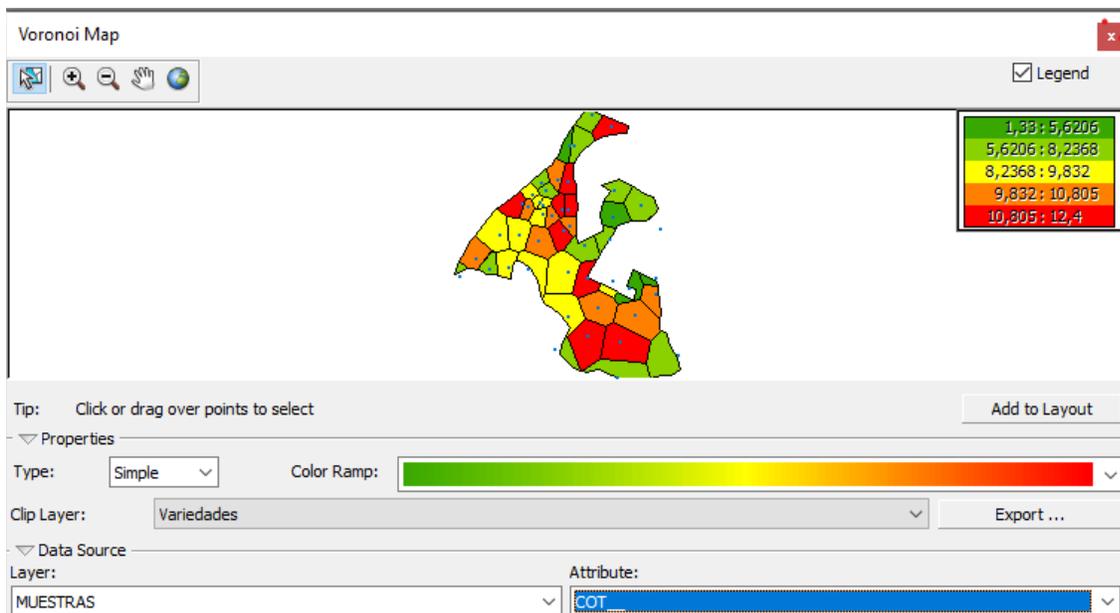


Según los polígonos se aprecia que hay un muestreo heterogéneo

6.2.5.2 variable COT

Figura 20

Mapa de Voronoi variable COT



Según los polígonos se aprecia que hay un muestreo heterogéneo

6.3 Análisis estructural Semivariograma

El objetivo del análisis estructural es determinar el grado de dependencia espacial de las variables de Ph y COT encontrando el mejor modelo o Semivariograma que describa la variabilidad de estos parámetros en el suelo,

El cálculo de la varianza entre pares separados por intervalos de distancia se conoce como semivarianza (γ), estimada como:

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{|x_i - x_j| = |h|} (z(x_i) - z(x_j))^2$$

Donde, $\gamma(h)$ es la semivarianza para todas las muestras localizadas en el espacio separado por el intervalo de distancia h. $N(h)$, es el número total de pares de muestras separados por un intervalo de distancia h. $Z(x)$ es el valor de la muestra en una localización x. $Z(x+h)$ es el valor de la muestra a la distancia de intervalo h desde x. Boada (2021)

6.3.1 Análisis estructural variable Ph

Con la herramienta Geostatistical Analyst en Explore data determino la nube de Semiovariograma, el cual muestra el semiovariograma empírico y lo muestra como una función de la distancia de todas las parejas de puntos

Al desplazar la flecha de dirección se determinó pocas variaciones en los puntos analizados, evidenciando la posible isotropía.

Si no hay evidencia de anisotropía, la forma de búsqueda de vecindad será el círculo donde la orientación ya no es relevante (Boada, 2015).

El semivariograma permitió evaluar la autocorrelación espacial en el que se exploró identificó y cuantificó la dependencia de la variable precipitación.

Así mismo se identificaron valores extremos, aquellos que se alejan del eje X. . En la figura 22 se muestran los resultados para diferentes direcciones

Figura 21

Semivariogramas variable Ph



Se observa que al cambiar la dirección del semivariograma la nube de puntos no varía de forma significativa esto indica que existe isotropía. No se observan comportamientos atípicos

6.3.2 Análisis estructural Semivariograma variable COT

Figura 22

Semivariogramas variable COT



En la figura 23 se observa que al cambiar la dirección del semivariograma la nube de puntos no varía de forma significativa esto indica que existe isotropía.

6.4 Análisis de predicción

El análisis de predicción son las estimaciones de la variable en los puntos no muestrales, considerando la estructura de correlación espacial seleccionada e integrando la información obtenida de forma directa en los puntos muestrales, así como la conseguida indirectamente en forma de tendencias conocidas. (Moral, 2004).

En cualquier trabajo geoestadístico, el principal objetivo del mismo es la caracterización de la variable investigada en todas las localizaciones partiendo de la información suministrada por los puntos muestrales.

Según Moral (2004), las principales características que hacen del krigado son:

- 1) Mientras que los métodos tradicionales utilizan el concepto euclidiano de la distancia para el cálculo de los pesos que se aplicarán a cada dato muestral, el krigado considera tanto la distancia como la geometría de la localización de las muestras.
- 2) Mediante el krigado se minimiza la varianza del error esperado (diferencia entre el valor real y el estimado). Como el valor real en un punto no muestral es desconocido, el krigado emplea un modelo conceptual con una función aleatoria asociada a los valores reales.
- 3) Los métodos geoestadísticos muestran una gran flexibilidad para la interpolación, pudiéndose estimar valores puntuales o en bloques, así como métodos para incorporar información secundaria que esté relacionada con la variable principal. Todos estos métodos dan lugar a unas superficies muy suaves, además de una estimación de la varianza en todos los puntos, lo cual no puede realizarse con otros métodos de interpolación

Según Boada (2021) el Kriging es un interpolador que puede ser exacto o suavizado según el modelo de error de medición. Es muy flexible y le permite investigar gráficos de correlación automática y cruzada espacial.

Existen diferentes tipos de kriging, sin embargo, para este trabajo se utilizó kriging simple, ordinario y universal.

Según Muñoz(2015) se describe los siguientes tipos de Kriging

Kriging Simple Se conoce la media m de la variable y el variograma $\gamma(h)$, el cual presenta una meseta σ^2 . El estimador en un sitio x del espacio se escribe como

$$Z^*(x) = a + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

Donde $\{x_i; i = 1, \dots, n\}$ son sitios con datos ubicados en la vecindad de x .

Kriging Ordinario: En esta variante del kriging, se desconoce la media de la variable. El considerar el valor de la media como desconocido permite generalizar el estimador a situaciones donde esta media no es constante en el espacio: la media puede variar de una región a otra, siempre que sea aproximadamente constante en cada vecindad de kriging.

Kriging Universal.: Este kriging se sustenta en la hipótesis que la función aleatoria $Z(x)$ ya no es estacionaria y su valor esperado varía en el espacio (deriva), reflejando una tendencia sistemática en la distribución espacial de los valores

Para realizar el análisis de predicción se utilizó la herramienta Geostatistical Wizard de Arcgis.

En cada tipo de Kriging se escogieron tres tipos de modelos a analizar: Estable, esférico y exponencial

6.4.1 Análisis de predicción variable Ph

Para el caso de la variable Ph , se aplica un Kriging ordinario, simple y universal con una transformación Log y sin tendencia para los modelos estable ,esférico y exponencial, dando los siguientes resultados para el semivariograma de la variable Ph en las figuras 24 a 26

Figura 23

Semivariograma Kriging Ordinario para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph

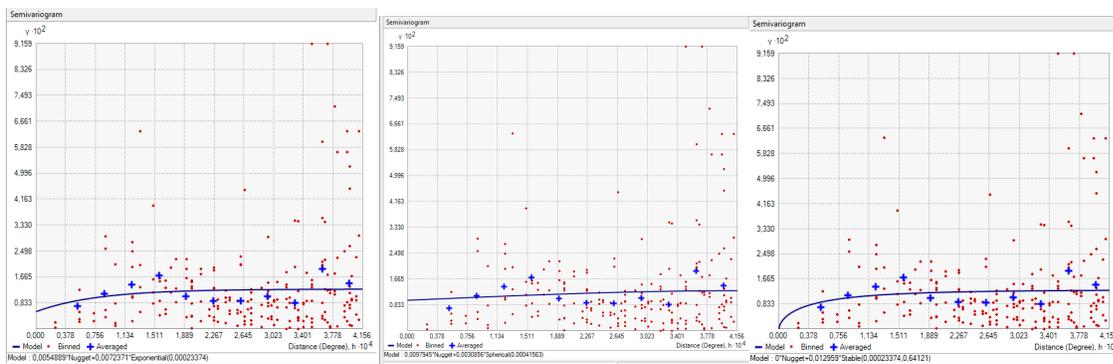


Figura 24

Semivariograma Kriging Simple para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph

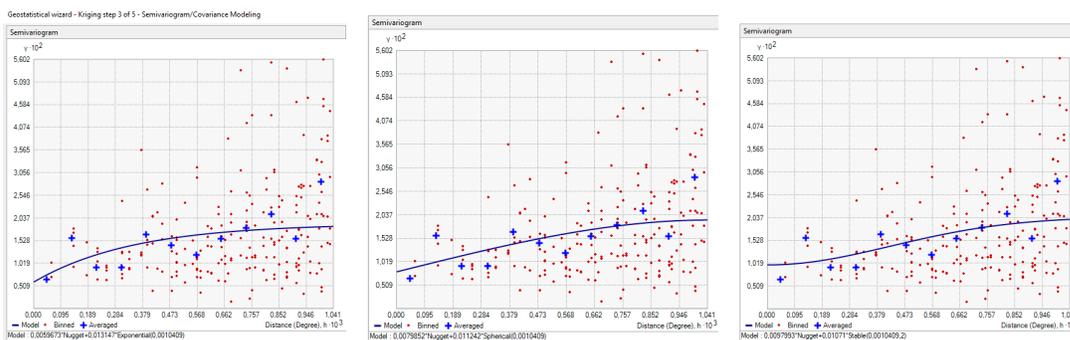
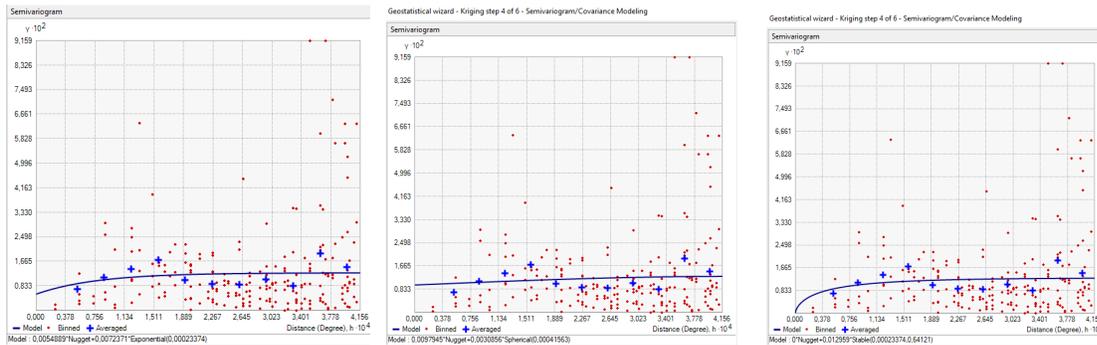


Figura 25

Semivariograma Kriging Universal para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable Ph

**6.4.2 Analisis de predicción Variable COT**

Para el caso de la variable COT , se aplica un Kriging ordinario, simple y universal con una transformación Box Cox y un parámetro de 1 y sin tendencia para los modelos estable ,esférico y exponencial, dando los siguientes resultados para el semivariograma de la variable COT en las figuras 27 a 29

Figura 26

Semivariograma Kriging Ordinario para modelos Exponencial ,esférico y estable en variable COT

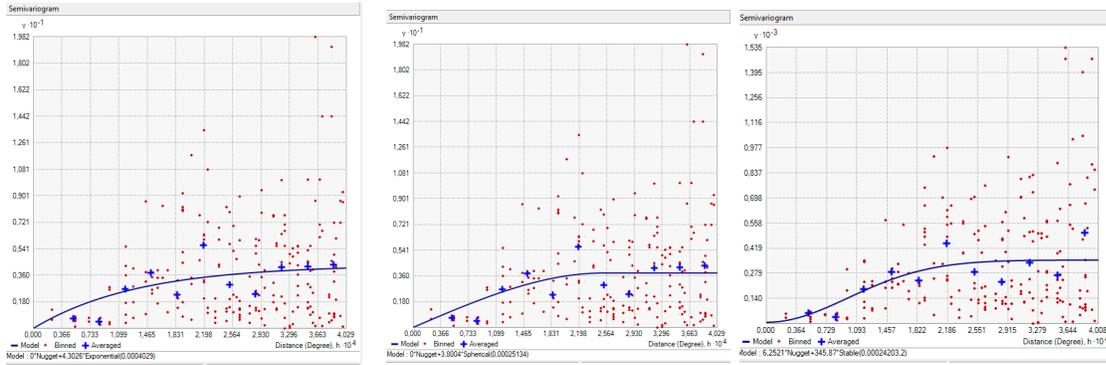


Figura 27

Semivariograma Kriging Simple para modelos Exponencial, esférico y estable en variable COT

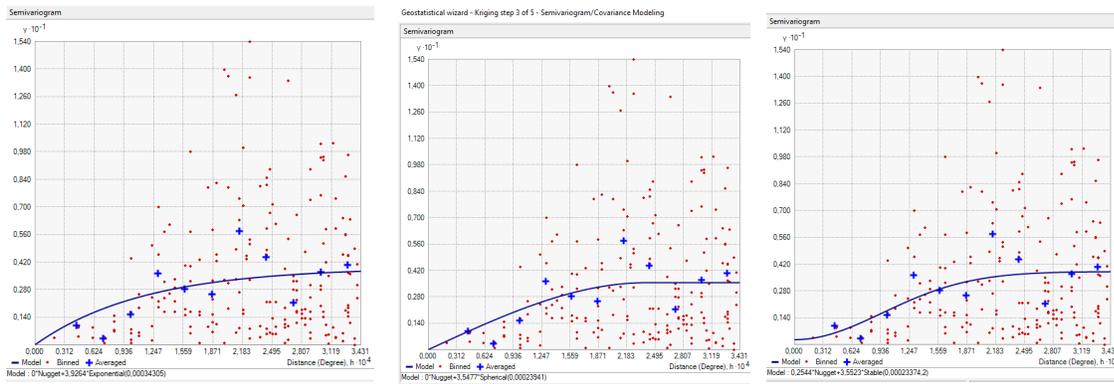
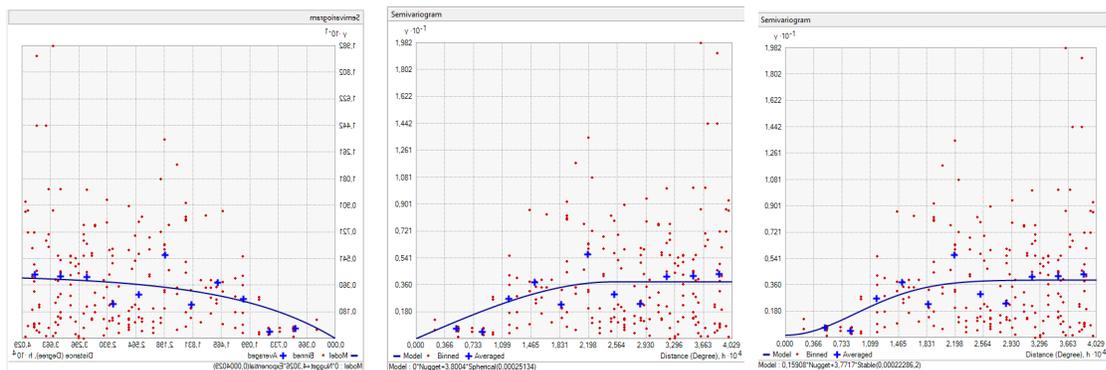


Figura 28

Semivariograma Kriging Universal para modelos Exponencial, esférico y estable en variable COT



6.5 Validación Cruzada

Según Boada (2021) , la Validación cruzada consiste en eliminar un valor de la variable, calcular el semivariograma correspondiente y estimar el valor eliminado a partir de dicho semivariograma. Si esto se hace uno por uno con todos los valores de las variables, finalmente se pueden representar todos los valores interpolados frente a sus valores reales.

Se realizó la validación cruzada para las variables de Ph y COT utilizando tres tipos de kriging : Ordinario, simple universal. Para cada uno de los Kriging se utilizaron tres tipos de modelos: Exponencial, esférico y estable, es decir que para cada variable se realizaron 9 procedimientos de validación.

Las figuras 30, 31 y 32 , presentan los resultados de validación para la variable Ph

Figura 29

Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Ordinario En Los Modelos Estable , Esférico Y Exponencial

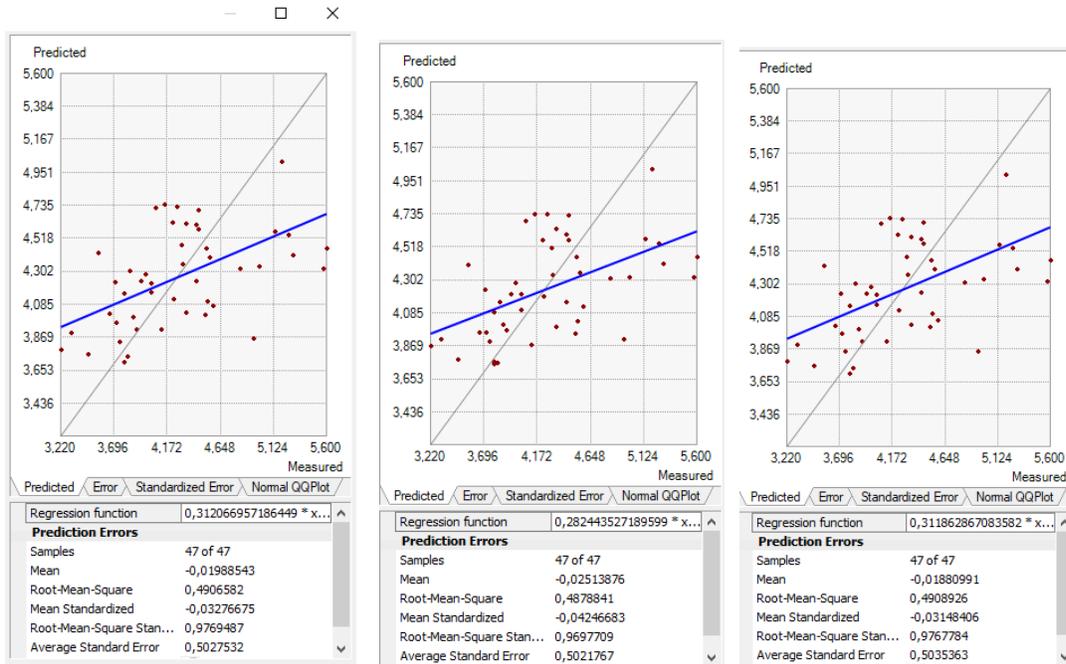


Figura 30

Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Simple En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial

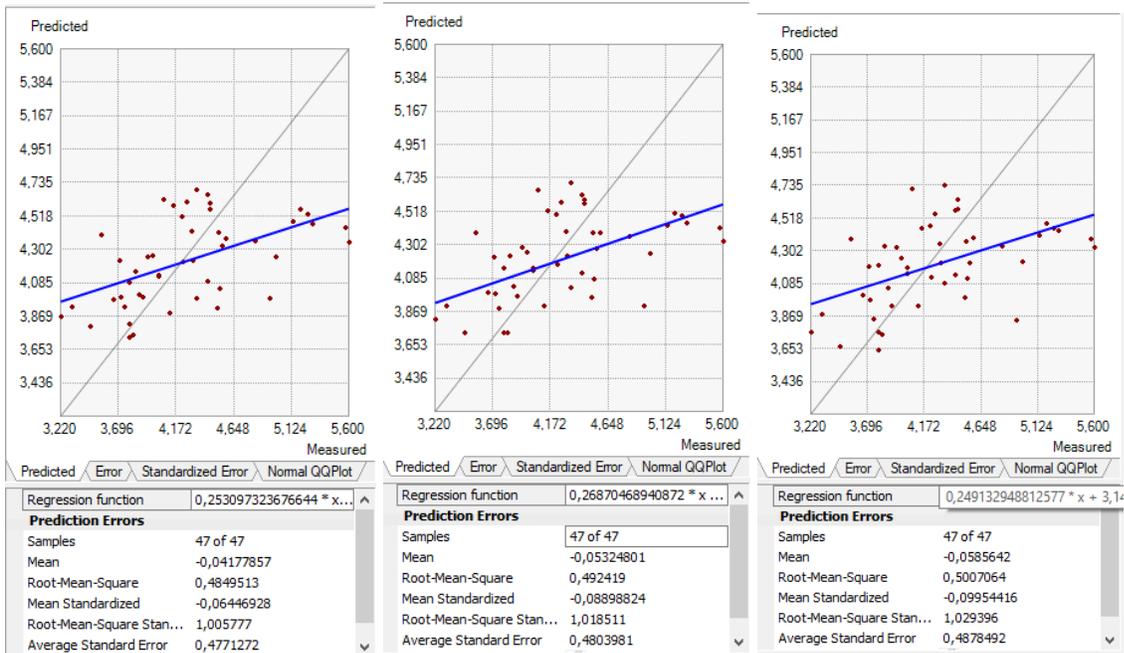
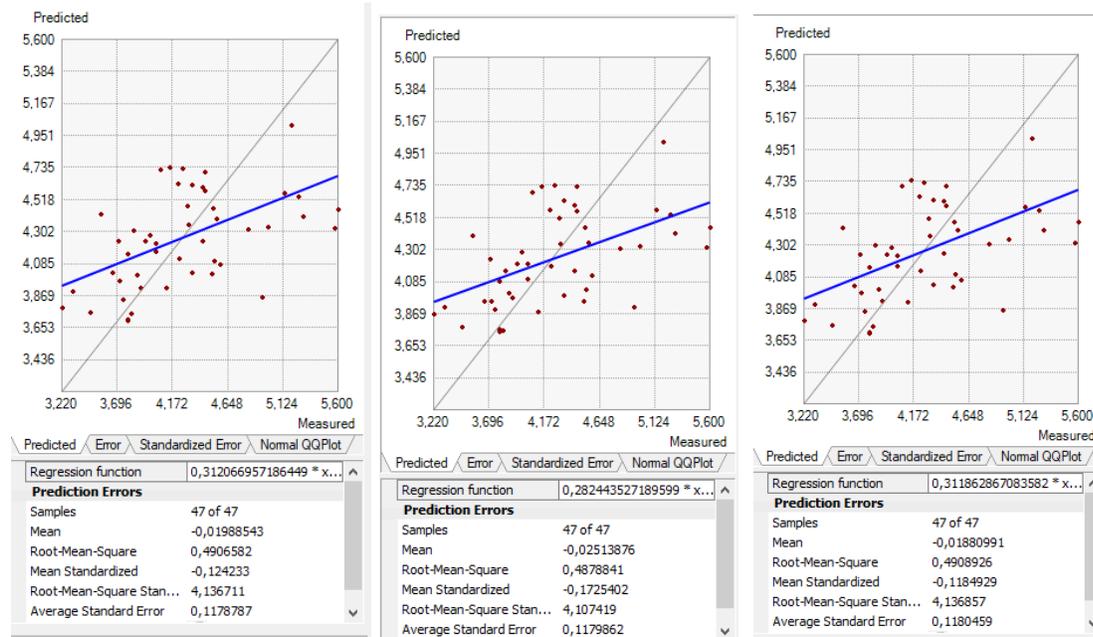


Figura 31

Resultados De Validación Cruzada Variable Ph Para Kriging Universal En Los Modelos

Estable , Esferico Y Exponencial



Las figuras 33, 34 y 35, presentan los resultados de validación para la variable COT

Figura 32

Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Ordinario En Los Modelos

Estable , Esferico Y Exponencial

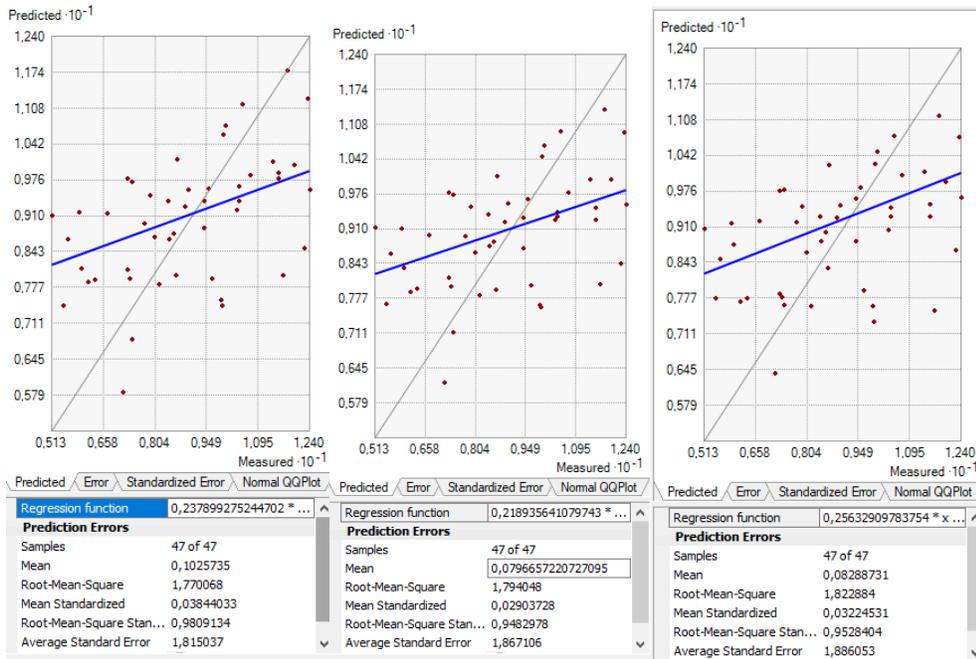


Figura 33

Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Simple En Los Modelos Estable , Esferico Y Exponencial

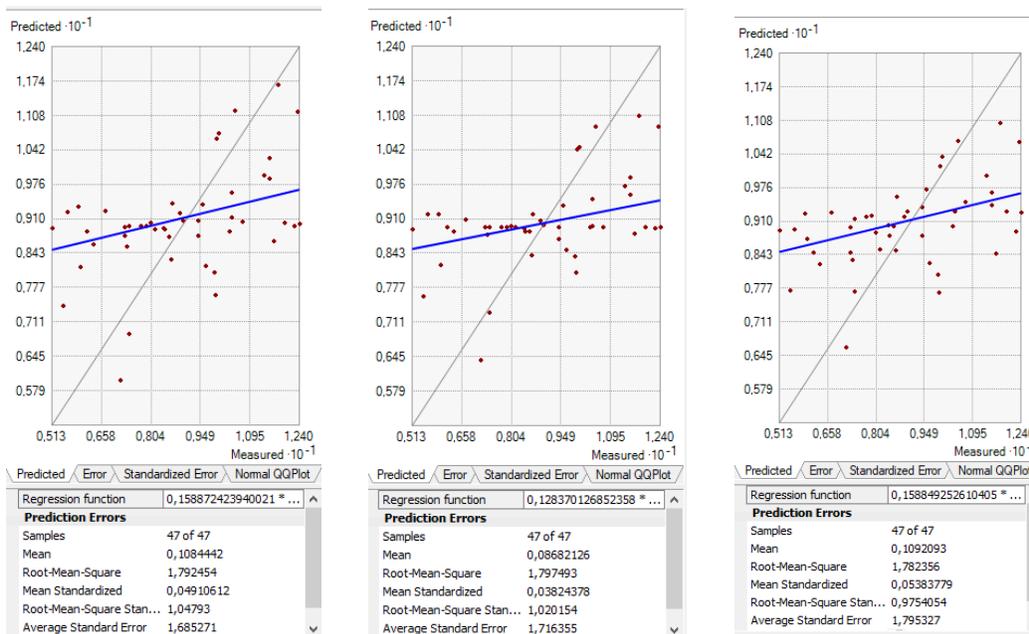
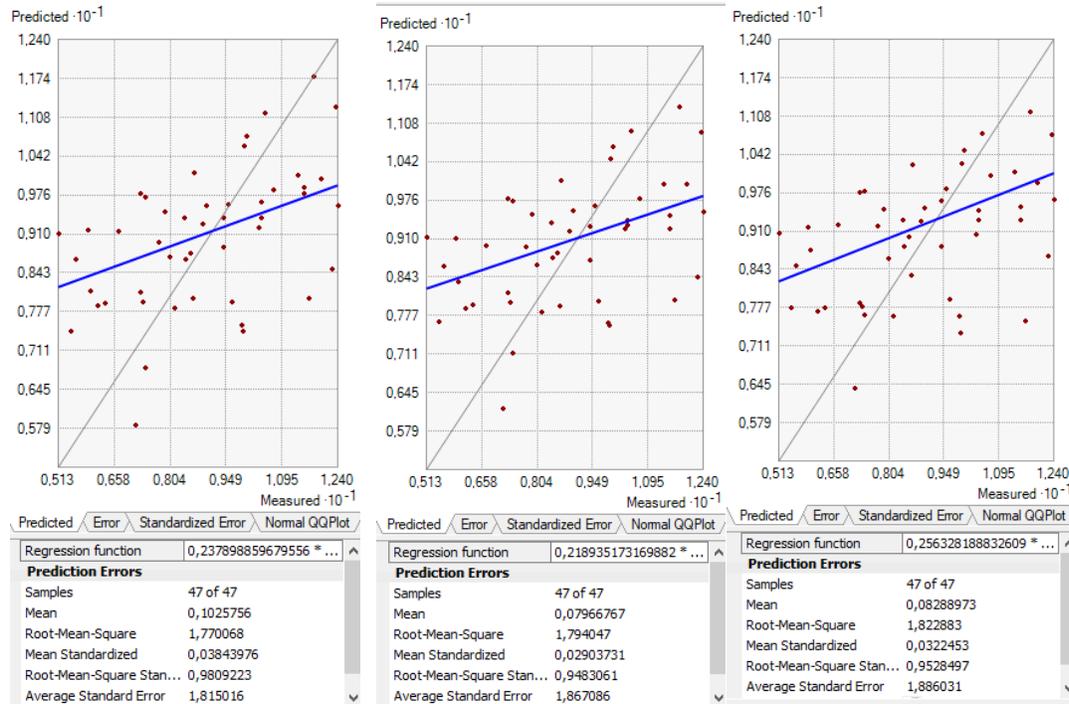


Figura 34

Resultados De Validación Cruzada Variable COT Para Kriging Universal En Los Modelos

Estable , Esferico Y Exponencial



6.6 Mapas de interpolación

De acuerdo con los resultados obtenidos para los diferentes modelos de Kriging seleccionados, se realizan los mapas de interpolación.

Las superficies generadas para cada modelo se convirtieron en mapas de tipo raster y se les hizo un Extract by mask con el mapa de lotes.

Las figuras 36 a la 41 muestran los mapas de interpolación obtenidos para las variables Ph Y COT

Figura 35

Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Ordinario en los modelos Estable , esférico y exponencial

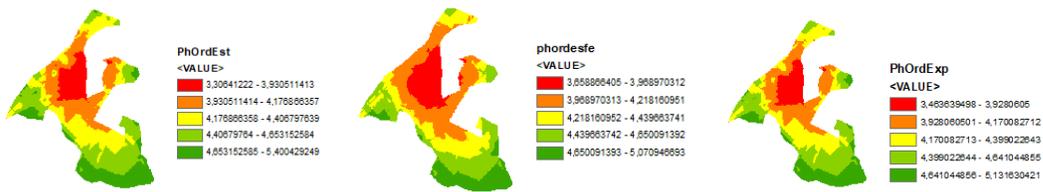


Figura 36

Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Simple en los modelos Estable , esférico y exponencial

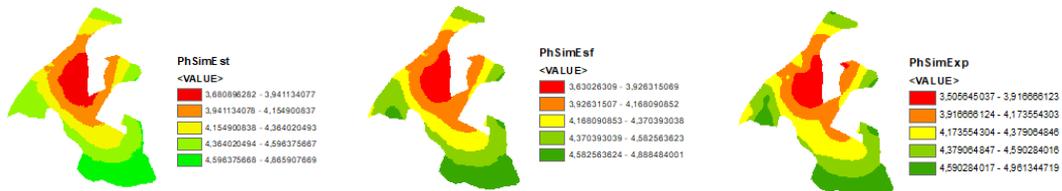


Figura 37

Mapas de interpolacion variable PH para Kriging Universal en los modelos Estable , esférico y exponencia

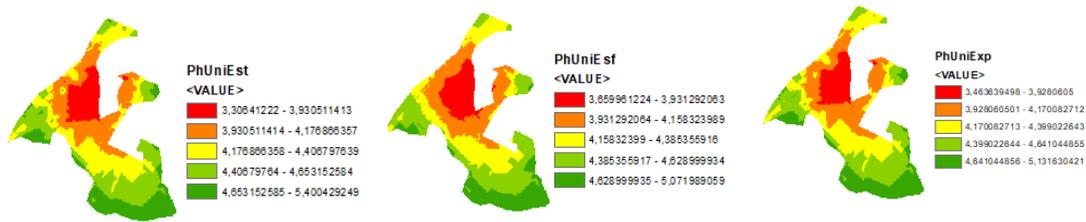


Figura 38

Mapas de interpolación variable COT para Kriging Ordinario en los modelos Estable , esférico y exponencial

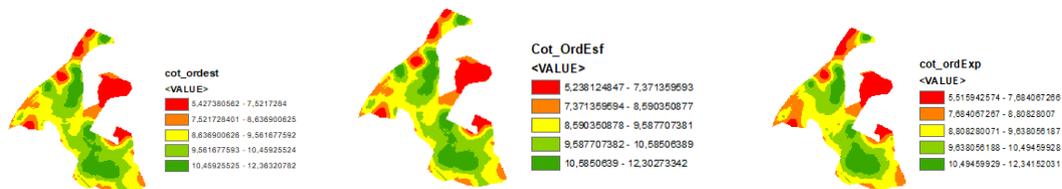


Figura 39

Mapas de interpolación variable COT para Kriging Simple en los modelos Estable , esférico y exponencial

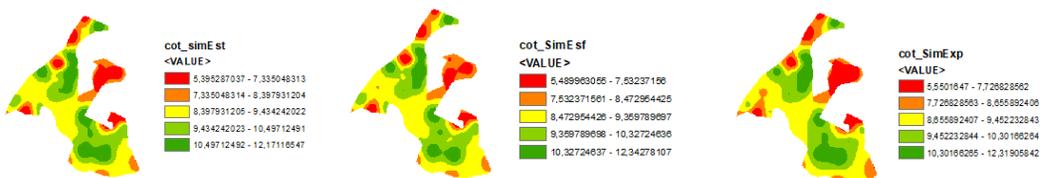
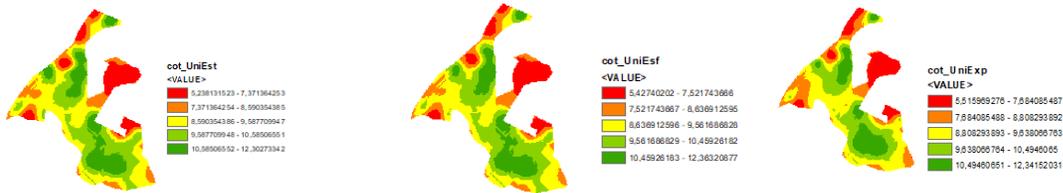


Figura 40

Mapas de interpolación variable COT para Kriging Universal en los modelos Estable , esférico y exponencial



A continuación, en las tablas 4 y 4, se presenta un resumen de los resultados para diferentes Kriging en los modelos estable, esférico y exponencial para las variables de Ph y COT respectivamente.

Tabla 4

Resultados Kriging Ph

KRIGING	MODELO	RMS	RMSS	ASE
Ordinario	Estable	0,4906582	0,9769487	0,5027532
	Esferico	0,4878841	0,9697709	0,5021767
	Exponencial	0,4908926	0,9767784	0,5035363
Simple	Estable	0,4849513	1,005777	0,4771272
	Esferico	0,492419	1,018511	0,4803981
	Exponencial	0,5007064	1,029396	0,4878492
Universal	Estable	0,490658	4,136711	0,1178787
	Esferico	0,4878841	4,107419	0,1179862
	Exponencial	0,4908926	4,136857	0,1180459

Nota: Valores De Error Medio Cuadratico (RMS), Error Medio Cuadratico Estándar (RMSS) Y Error Promedio Estándar (ASE) Para Cada Modelo De Kriging En La Variable Ph

Tabla 5*Resultados Kriging para variable COT*

KRIGING	MODELO	RMS	RMSS	ASE
Ordinario	Estable	1,770068	0,9809134	1,815037
	Esferico	1,794048	0,9482978	1,867106
	Exponencial	1,822884	0,9528404	1,886053
Simple	Estable	1,792454	1,047930	1,685271
	Esferico	1,797493	1,020154	1,716355
	Exponencial	1,782356	0,9754054	1,795327
Universal	Estable	1,770068	0,9809223	1,815016
	Esferico	1,794047	0,9483061	1,867086
	Exponencial	1,822883	0,9528497	1,886031

Nota: Valores De Error Medio Cuadratico (RMS), Error Medio Cuadratico Estándar (RMSS) Y Error Promedio Estándar (ASE) Para Cada Modelo De Kriging En La Variable COT

Para seleccionar el mejor modelo que ajusta o interpola los datos con el mínimo error, se escoge el que: Presente menor RMS, Menor ASE, RMSS más cercano a uno

En este caso para la variable Ph, el modelo que se ajusta mejor es **Kriging Simple de modelo**

Estable

Para la variable COT , el modelo que mejor se ajusta es el **Kriging Ordinario con un modelo Estable**

6.6 Mapas de predicción

Teniendo como base que los modelos de kriging seleccionados para las variables de Ph y COT fueron el kriging Simple de modelo estable y Kriging Ordinario de modelo estable respectivamente, se utilizo la herramienta Valitation/Predition en Arcgis , con el fin de determinar el mapa de predicción para cada variable.

Para cada variable se generó una capa de validación, de la cual se obtuvo una tabla de atributos con el fin de obtener los valores estimados y los errores de cada estimación con respecto al valor muestreado.

A continuación, en la figura 42 se presenta el mapa de predicción para la variable Ph con su respectiva tabla de validación

Figura 41

Mapa De Predicción Para La Variable Ph

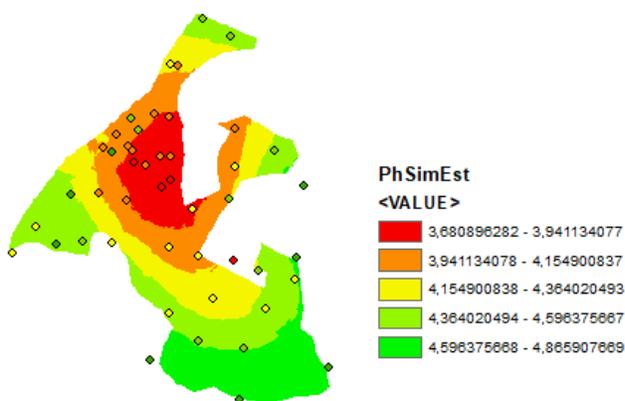


Tabla 6

Tabla de validación para variable Ph

MUESTRA	X	Y	pH	Predicted	Error	StdError	Stdd_Error	NormValue
1	-75,64492	4,56952767	3,55	4,231548018	0,681548018	0,456247138	1,493813246	2,303039949
2	-75,64455	4,56941411	4,34	4,606727831	0,266727831	0,509911407	0,523086613	0,62508558
3	-75,64473	4,56923083	4,22	4,466408078	0,246408078	0,488329288	0,5045941	0,500076422
4	-75,64485	4,56899656	4,43	4,609176707	0,179176707	0,511301772	0,3504324	0,325661016
5	-75,64513	4,56904412	4,45	4,574783845	0,124783845	0,502551094	0,248300813	0,214974453
6	-75,64531	4,5692113	4,26	4,518324152	0,258324152	0,501150236	0,515462498	0,561483348
7	-75,64504	4,56930052	4,31	4,25358983	-0,05641017	0,459347921	-0,122804889	-0,269904093
8	-75,6453	4,56960711	4,34	4,060953408	-0,279046592	0,442179203	-0,63107127	-0,834045534

9	-75,64513	4,56955205	4,03	4,112848046	0,082848046	0,444154772	0,186529676	0
10	-75,64477	4,56946035	4,55	4,354132572	-0,195867428	0,46899305	-0,417633967	-0,500076422
11	-75,64534	4,56996389	3,22	3,793376982	0,573376982	0,398808947	1,437723468	1,853366922
12	-75,6453	4,57000427	3,46	3,764394524	0,304394524	0,395757982	0,769143105	1,190009758
13	-75,64536	4,57015085	3,82	3,756835585	-0,063164415	0,390590016	-0,161715386	-0,382449947
14	-75,6453	4,57014882	3,78	3,741581051	-0,038418949	0,39235967	-0,097917681	-0,214974453
15	-75,64539	4,57040592	3,87	3,995379984	0,125379984	0,422207084	0,296963241	0,269904093
16	-75,6453	4,57038506	3,65	3,930159144	0,280159144	0,417751021	0,670636647	1,087998543
17	-75,64529	4,57070147	4,23	4,230398661	0,000398661	0,465516335	0,000856384	-0,160686359
18	-75,64525	4,57069544	3,98	4,203943287	0,223943287	0,460252503	0,486566148	0,440500766
19	-75,6451	4,5709717	4,82	4,505316505	-0,314683495	0,512927878	-0,613504371	-0,691324397
20	-75,64493	4,57087255	4,58	4,450469571	-0,129530429	0,51057532	-0,253695046	-0,440500766
21	-75,64467	4,57018414	4,52	4,447897109	-0,072102891	0,499344826	-0,144394989	-0,325661016
22	-75,64491	4,57031515	3,7	4,088922554	0,388922554	0,456499827	0,851966489	1,306185852
23	-75,64491	4,57008321	4,03	4,123373907	0,093373907	0,448599685	0,20814528	0,053357815
24	-75,64495	4,56989264	4,43	4,167044225	-0,262955775	0,453802914	-0,579449287	-0,62508558
25	-75,64516	4,56983489	4,12	3,927573931	-0,192426069	0,420669488	-0,457428157	-0,561483348
26	-75,6461	4,56972355	4,07	4,498311018	0,428311018	0,495893655	0,863715463	1,443299328
27	-75,6459	4,56992255	4,99	4,407508075	-0,582491925	0,481677256	-1,209299209	-1,306185852
28	-75,64582	4,56963998	4,45	4,540692858	0,090692858	0,493486	0,183780003	-0,053357815
29	-75,64565	4,56962856	4,3	4,402293751	0,102293751	0,483032969	0,211773849	0,160686359
30	-75,64573	4,56993164	3,94	4,2149458	0,2749458	0,448903054	0,612483692	0,760746466
31	-75,64556	4,56988089	3,9	3,988374755	0,088374755	0,423597215	0,208629217	0,10686809
32	-75,64545	4,57009867	3,78	3,804355872	0,024355872	0,394199319	0,061785677	-0,10686809
33	-75,64555	4,5702067	3,71	3,974559911	0,264559911	0,410766732	0,644063626	0,996208308
34	-75,6457	4,57019935	3,84	4,111885033	0,271885033	0,438232786	0,62041235	0,834045534
35	-75,64562	4,57027624	3,78	4,053725411	0,273725411	0,426891801	0,641205593	0,91212649
36	-75,64553	4,57037594	4,53	4,11959017	-0,41040983	0,437493088	-0,938094432	-1,087998543
37	-75,64549	4,57030968	4,51	3,982736009	-0,527263991	0,413995546	-1,27359822	-1,443299328
38	-75,64552	4,57018695	3,74	3,916237046	0,176237046	0,403705237	0,436548823	0,382449947
39	-75,64552	4,57010938	3,31	3,857155847	0,547155847	0,398968	1,371427901	1,614666314
40	-75,64565	4,57017733	4,94	4,086856656	-0,853143344	0,427953879	-1,993540392	-1,853366922
42	-75,6445	4,56997535	5,26	4,781418978	-0,478581022	0,550878662	-0,86875941	-0,996208308
43	-75,64454	4,56954639	5,3	4,677343944	-0,622656056	0,520761474	-1,195664594	-1,190009758
44	-75,64435	4,56888056	5,14	4,783538697	-0,356461303	0,573578016	-0,621469606	-0,760746466
45	-75,64488	4,56868798	5,2	4,808941523	-0,391058477	0,564964162	-0,692182803	-0,91212649
46	-75,64542	4,56892953	5,57	4,827583942	-0,742416058	0,562640424	-1,31952136	-1,614666314
47	-75,64598	4,5696252	5,6	4,567451584	-1,032548416	0,497149736	-2,076936469	-2,303039949
48	-75,64624	4,569566	4,15	4,437936692	0,287936692	0,510449318	0,564084781	0,691324397

Nota: Resultados De Validación De Modelo Para La Variable Ph

A continuación, en la figura 43 se presenta el mapa de predicción para la variable COT con su respectiva tabla de validación

Figura 42

Mapa de predicción para la variable COT

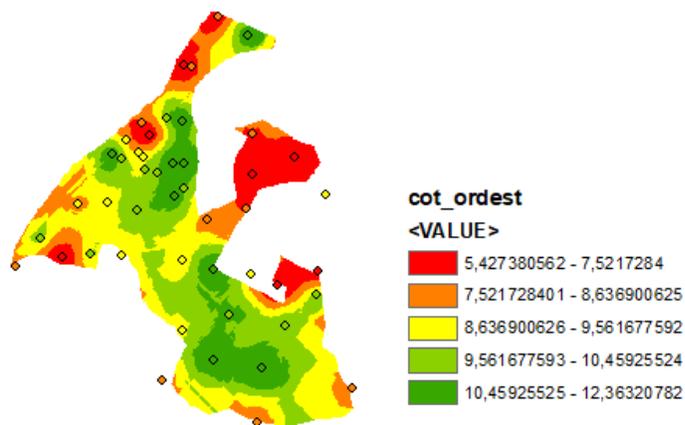


Tabla 7

Tabla de validación para variable COT

MUESTRA	X	Y	COT	Predicted	Error	StdError	Stdd Error	NormValue
1	-75,64492	4,56953	8,63	8,607495	-0,022505	0,558504	-0,040296	-0,214974
2	-75,64455	4,56941	9,91	9,809672	-0,100328	0,558181	-0,17974	-0,912126
3	-75,64473	4,56923	10,34	10,295756	-0,044244	0,559078	-0,079138	-0,38245
4	-75,64485	4,569	12,4	12,296479	-0,103521	0,559257	-0,185104	-0,996208
5	-75,64513	4,56904	11,94	11,860517	-0,079483	0,559082	-0,142167	-0,691324
6	-75,64531	4,56921	9,43	9,432469	0,002469	0,559023	0,004417	-0,106868
7	-75,64504	4,5693	10,73	10,685255	-0,044745	0,559045	-0,080039	-0,440501
8	-75,64531	4,56961	8,65	8,69732	0,04732	0,558856	0,084673	0,440501
9	-75,64513	4,56955	12,25	12,114665	-0,135335	0,558757	-0,242207	-1,306186
10	-75,64477	4,56946	5,13	5,290642	0,160642	0,558525	0,287618	1,614666
11	-75,64535	4,56996	11,34	11,221283	-0,118717	0,550431	-0,215679	-1,087999
12	-75,6453	4,57	10,5	10,566409	0,066409	0,54947	0,120859	0,625086
13	-75,64536	4,57015	12,34	12,172526	-0,167474	0,542382	-0,308775	-1,443299
14	-75,6453	4,57015	11,77	11,771717	0,001717	0,548751	0,003129	-0,160686

15	-75,64539	4,57041	10,4	10,344724	-0,055276	0,553927	-0,09979	-0,561483
16	-75,6453	4,57039	11,52	11,425288	-0,094712	0,555362	-0,17054	-0,834046
17	-75,64529	4,5707	5,45	5,745086	0,295086	0,542782	0,543654	2,30304
18	-75,64525	4,5707	7,14	6,949411	-0,190589	0,542689	-0,351194	-2,30304
19	-75,6451	4,57097	6,69	6,762036	0,072036	0,559907	0,128657	0,760746
20	-75,64493	4,57087	11,64	11,516794	-0,123206	0,559259	-0,220303	-1,19001
21	-75,64467	4,57018	6,14	6,208772	0,068772	0,559269	0,122967	0,691324
22	-75,64491	4,57032	7,26	7,295812	0,035812	0,559011	0,064063	0,325661
23	-75,64491	4,57008	6,33	6,392846	0,062846	0,558821	0,112461	0,561483
24	-75,64495	4,56989	7,31	7,342354	0,032354	0,558831	0,057896	0,214974
25	-75,64516	4,56984	7,88	7,928998	0,048998	0,55903	0,087648	0,500076
26	-75,6461	4,56972	9,9	9,813627	-0,086373	0,558546	-0,154638	-0,760746
27	-75,6459	4,56992	8,41	8,44853	0,03853	0,558856	0,068945	0,38245
28	-75,64582	4,56964	9,63	9,561585	-0,068415	0,558372	-0,122525	-0,625086
29	-75,64565	4,56963	8,89	8,905687	0,015687	0,55877	0,028075	0
30	-75,64573	4,56993	8,97	8,988869	0,018869	0,558459	0,033787	0,106868
31	-75,64556	4,56988	10,41	10,371532	-0,038468	0,558822	-0,068837	-0,269904
32	-75,64545	4,5701	10,03	10,131332	0,101332	0,544063	0,186251	0,996208
33	-75,64555	4,57021	8,56	8,63885	0,07885	0,508054	0,155201	0,912126
34	-75,6457	4,5702	11,52	11,330886	-0,189114	0,546564	-0,346006	-1,614666
35	-75,64562	4,57028	8,42	8,452737	0,032737	0,551819	0,059325	0,269904
36	-75,64553	4,57038	7,39	7,342084	-0,047916	0,553008	-0,086646	-0,500076
37	-75,64549	4,57031	5,97	6,187425	0,217425	0,550269	0,395124	1,853367
38	-75,64552	4,57019	9,41	9,229807	-0,180193	0,513422	-0,350964	-1,853367
39	-75,64552	4,57011	9,53	9,541342	0,011342	0,543124	0,020883	-0,053358
40	-75,64565	4,57018	9,97	10,075139	0,105139	0,53928	0,194961	1,087999
42	-75,6445	4,56998	8,15	8,111407	-0,038593	0,559393	-0,068992	-0,325661
43	-75,64454	4,56955	5,58	5,718954	0,138954	0,558262	0,248905	1,443299
44	-75,64435	4,56888	7,25	7,359858	0,109858	0,559787	0,19625	1,19001
45	-75,64488	4,56869	7,72	7,736922	0,016922	0,559472	0,030246	0,053358
46	-75,64542	4,56893	7,39	7,474757	0,084757	0,559488	0,151491	0,834046
47	-75,64599	4,56963	5,88	6,014671	0,134671	0,558192	0,241263	1,306186
48	-75,64624	4,56957	8,01	8,033059	0,023059	0,559877	0,041186	0,160686

Nota: Resultados De Validación De Modelo Para La Variable COT

6.7 Análisis de resultados por lotes

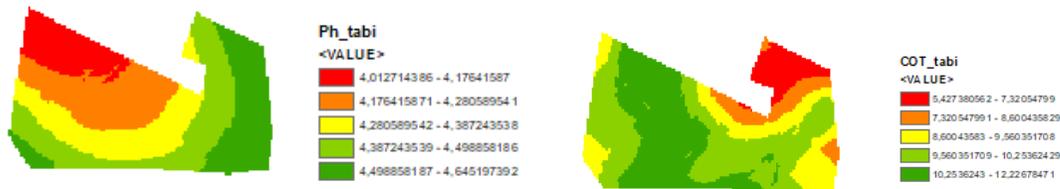
Variedad Tabi

La figura 44 presenta los resultados para las variables de Ph y COT en el lote de variedad tabi.

Esta es una variedad que porte alto con densidad de siembra baja y requerimientos altos de Materia y orgánica y ph deseable entre 5.5 y 6.0. Para este lote se presentan en su mayoría área con ph mayor 4.5 y Carbono orgánico total de entre 7.3 y 12.

Figura 43

Mapa de predicción de variable Ph en lote de variedad Tabi



Variedad Castillo

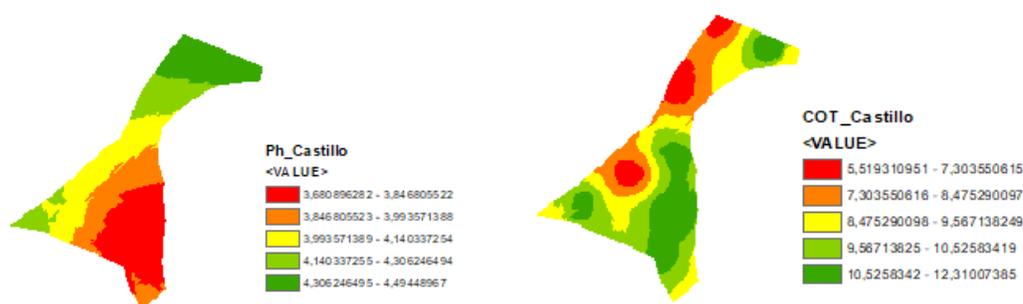
La figura 45 presenta los resultados de las variables de Ph y COT para el lote de la variedad Castillo

La variedad Castillo surge a partir del cruzamiento entre la variedad Caturra y el Híbrido de Timor. Son variedades compuestas, de porte bajo, adaptadas a la zona cafetera colombiana, de alta producción, elevada resistencia a la roya y excelente calidad en taza.

En cuanto a ph , se presenta una zona critica con Ph menores a 4 que pueden inciden en el rendimiento de la cosecha. En cuanto al Contenido de Carbono Orgánico Total, se presenta valores altos, los cuales son buenos para la asimilación de nutrientes del suelo.

Figura 44

Mapa de predicion de variable Ph y COT en lote de variedad Tabi



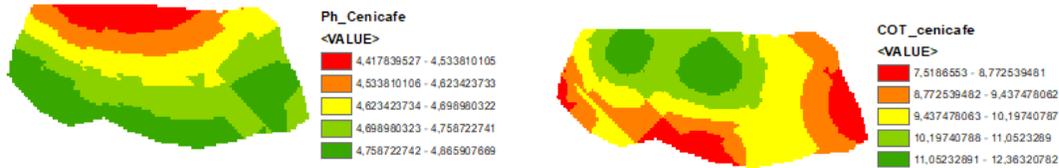
Variedad Cenicafe 1

La figura 46 muestra los resultados de las variables pH y COT del suelo para el lote sembrado en la variedad Cenicafe 1, esta variedad posee como características un porte tipo variedad Caturra, resistencia a la roya del café y a la enfermedad de las cerezas del café-CBD, producción igual y porcentaje de café supremo mayor que la Variedad Castillo.

El pH ideal debe estar entre 5.0 y 5.6 y contenidos de materia orgánica por encima de 8%. Para este lote, los valores están por debajo de 5.0, presentando una zona crítica entre 4.5 y 4.7. Para el caso del contenido de materia orgánica en el suelo, se presentan valores de COT mayores a 7.51, lo que se traduce en contenidos de materia orgánica superiores a 13%.

Figura 45

Mapa de predicción de variable Ph y COT en lote de variedad Cwnicafe 1



Variedad Geisha

La figura 47, muestra los resultados de la variable Ph para los dos lotes sembrados en la variedad Geisha. Esta variedad es de porte alto y de follaje compacto, el grano es oblongo y su productividad es demedia a baja.

En los dos lotes sembrados en esta variedad, se presentan Ph por debajo de 5.0, lo cual es limitante para la producción, presentando los valores más bajos en las zonas más próximas al guadual

Figura 46

Mapa de predicción de variable Ph en lote de variedad Geisha

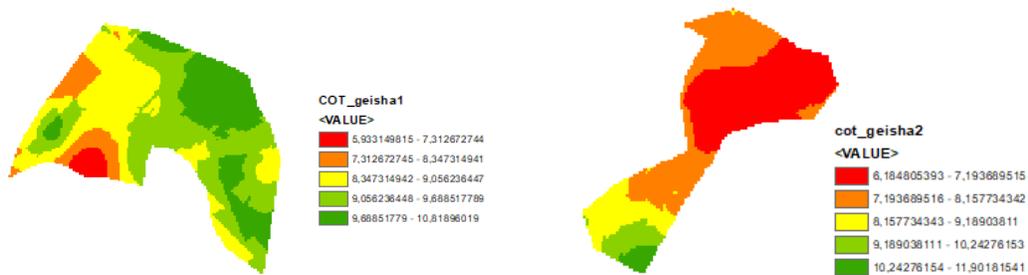


La figura 48 muestra los resultados para la variable COT en los dos lotes de la variedad sembrada en variedad Geisha. Esta variedad requiere bastante aporte de materia orgánica al suelo.

Los dos lotes tienen valores por encima de 6:0% de COT, lo que se traduce en valores de mas de 10% de materia orgánica, esto en términos de fertilidad es bueno.

Figura 47

Mapa de predicion de variable COT en lote de variedad Geisha



7. Conclusiones

El rango de Ph para que las variedades de café se puedan desarrollar y maximar su producción es entre 5.0 y 5.6, sin embargo, solo un 13 % de las muestras presentaron estos valores, por lo que esto incidió en que en los modelos de predicción la mayoría del área de los lotes no tuviera los valores esperados de rango de Ph deseable.

Para el caso de los resultados de las muestras para la variable de COT, todas las muestras presentaron valores por encima de 10%, lo cual es normal en este tipo de suelos derivados de cenizas volcánicas y con alta presencia de materia orgánica

Los mapas de predicción que se obtuvieron para las variables de Ph y COT obtenidos por los métodos de Kriging Simple y ordinario respectivamente, son muy importantes para el desarrollo de estrategias de manejo específico por sitio, ya que nos indican zonas donde se están presentando algunos problemas agronómicos, los cuales se pueden solucionar de manera puntual y de esta forma optimizar los recursos utilizados

Teniendo en cuenta el análisis de tendencia y el análisis estructural del semivariograma, se encontró que no había algún grado de dependencia espacial de las variables de Ph y COT, por lo cual, se determinó que no había anisotropía

Los resultados obtenidos para Kriging Universal no fueron los adecuados teniendo en cuenta que no se presentó tendencia en la distribución espacial de los valores de Ph y COT. Al comparar los métodos de interpolación, se concluye que los mejores resultados se presentan en el método de Kriging Simple para la variable de Ph y Kriging Ordinario para la variable de COT

Se presentaron pocas diferencias entre los valores observados y estimados, de acuerdo a la predicción para el Kriging Ordinario y simple, por lo que se considera que los modelos representan una buena aproximación a los valores de Ph y COT.

Los valores más bajos de Ph se presentaron en el lote sembrado en la variedad Castillo, y los más altos se presentaron en el lote de variedad Cenicafe. Comparando los dos lotes, el sembrado e variedad Castillo presenta menos sombrero, por lo que esta característica puede incidir en los valores bajos de Ph.

En todos los lotes se presentan valores por debajo de 5.0, lo que hace un factor limitante en la producción del cultivo.

En cuanto a la variable de COT en todos los lotes se presentan valores por encima de 7%, lo que para un clima medio, se podría decir que es un contenido alto de Carbono en el suelo y por ende de Materia Orgánica. Los suelos con buen contenido de COS suelen ser más productivos, sin embargo, la producción también depende de otras características físicas y químicas del suelo, además, del manejo agronomico

La variabilidad espacial de las propiedades del suelo como Ph Y COT en el cultivo de café depende de varios factores entre ellos, la topografía del terreno, la presencia de sombrero, el manejo agronomico y la humedad.

Los mapas de prediccion son muy importantes para la toma de decisiones de sistemas de cultivo con manejo especifico por sitio, ya que se pueden optimizar los recursos físicos y ambientales y con ello lograr mejorar la productividad del cultivo

8. Recomendaciones

Es muy importante hacer un estudio de variabilidad espacial con un muestreo en cuadrícula por cada lote con el fin de ajustar los modelos de predicción

Realizar una evaluación de variabilidad espacial a varias profundidades del suelo por ejemplo de 0 a 20 cm , de 20 a 40 cm y de 40 a 60 cm

Realizar el estudio de variabilidad espacial para otras propiedades químicas del suelo como Capacidad de Intercambio Cationico, Potasio (K) y Fosforo (P), además de una propiedad física como la densidad aparente, las cuales son determinantes en la fertilización del cultivo

Se recomienda hacer un estudio de variación espacial pero también temporal, teniendo en cuenta épocas secas y épocas lluviosas, y así determinar la incidencia del cambio de humedad del suelo en la variación de Ph y COT

Realizar un estudio comparativo de la variabilidad espacial de la fertilidad del suelo y su relación con la producción de cada lote, con el fin de hacer una aproximación a al análisis de fertilización por tasa variada

Por último se sugiere hacer un estudio comparativo de las características de las variables químicas del suelo y su relación con el perfil de taza de cada lote ,

Cortés, D., Pérez, J., & Camacho Tamayo, J. (2013). Relación espacial entre la conductividad eléctrica y algunas propiedades químicas del suelo. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica*, 16(2), 401–408

Deleg, X (2018) “Determinación de la variabilidad espacial de las características físicas del suelo en la parcela Experimental Irquis”

Espinosa, J. (2006). “Tendencia en el manejo sostenible de la fertilidad del suelo”. X Congreso Ecuatoriano de La Ciencia Del Suelo, 1–7

Ferraz, Gabriel Araújo e Silva, Barbosa, Brenon Diennivan Souza, Reynaldo, Étore Francisco, Santos, Sthéfany Airane dos, Gonçaves, Jose Roberto Moreira Ribeiro, & Ferraz, Patrícia Ferreira Ponciano. (2019). Variabilidad espacial del pH del suelo muestreado por dos metodologías utilizadas en agricultura de precisión en granjas bajo rotación de cultivos. *DYNA*, 86(209), 289-297. <https://doi.org/10.15446/dyna.v86n209.70897>

Garzón Gutiérrez, C. A., Cortés, C. A., & Camacho Tamayo, J. H. (2010). Variabilidad espacial de algunas propiedades químicas en un entisol.

Gringarten, E. and C. V. Deutsch. 2001. Teacher’s aide variogram interpretation and modeling. *Mathematical Geology* 33(4): 507-534.

Henríquez, C., Killorn, R., Bertsch, F., & Sancho, F. (2005). La geostatística en el estudio de la variación espacial de la fertilidad del suelo mediante el uso del interpolador kriging.

Agronomía Costarricense, 29(2), 73-81.

Henríquez, C., Méndez, J., & Masís, R. (1). Interpolación de variables de fertilidad de suelo mediante el análisis Kriging y su validación. *Agronomía Costarricense*, 37(2).

<https://doi.org/10.15517/rac.v37i2.12763>

Henríquez, M.; Vilorio, J. Numero de observaciones para obtener semivariogramas de algunas propiedades de suelo y distancia de muestreo. *Agronomía tropical* 49(1):5-17. 1999

Herrera, W (2017) Distribución espacial del carbono orgánico y su relación con la fertilidad y calidad de los suelos en el valle de sibundoy departamento del putumayo. Universidad Militar Nueva Granada

Hoosbeek m. r. 1998. Incorporating scale into spatio-temporal variability: applications to soil quality and yield data. *Geoderma*, v. 85, p. 113-131

Jaramillo Jaramillo, Daniel Francisco. (2008). Variabilidad espacial de las propiedades químicas del epipedón de un andisol hidromórfico del oriente antioqueño (colombia). *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 61(2), 4588-4599. Retrieved January 13, 2022

Jaramillo, D. F., Sadeghian, S., & Lince, L. A. (2013). Variabilidad espacial de las bases en un Andisol de la zona cafetera central colombiana. *Boletín de Ciencias de la Tierra*, (33),111-

124.

Jaramillo, D. F. J. (2010). Dependencia espacial de algunas propiedades químicas superficiales del suelo y de algunas variables de producción en cultivos de crisantemo bajo invernadero. *Revista Científica UDO Agrícola*, 10(1), 60-67.

Jaramillo, D. (2012) Variabilidad espacial de algunas propiedades de un mollisol de clima cálido seco de Antioquia (Colombia)

Leiva, F.R. 2003, La agricultura de precisión: una producción más sostenible y competitiva con visión futurista. En: *Memorias VIII Congreso de la Sociedad Colombiana de Fitomejoramiento y Producción de Cultivos*, julio 2-5 de 2003, Bogotá

Level, A. c. c. p. (2018). Variabilidad espacial de la densidad aparente del suelo a nivel de lote en café. *Ministro de Hacienda y Crédito Público*, 69(2), 47-59.

Mitasova H. (2008). Interpolation. In: Kemp K, editor. *Encyclopedia of geographic information science*. Thousand Oaks: SAGE Publication pag 237 – 241

Moral García, F. (2004). Aplicación de la geoestadística en las ciencias ambientales: *Ecosistemas*, 13(1).

Muñoz Tolosa, L. (2015). Uso de Kriging universal en la simulación condicional de leyes.

Disponible en <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/134975>

Morantes, R. (2014). Evaluación de la variabilidad espacial de suelos del predio Hato Viejo, municipio de La Plata. *Revista Agropecuaria y Agroindustrial La Angostura*, 1(1), 65-74.

Mulla, D. J. and A. B. McBratney. 2000. Soil spatial variability. pp. A321-A352. In: M. E. Sumner (ed.). *Handbook of soil science*. CRC Press. Boca Raton, FL, USA

Muñoz, Juan D., Martínez, Luis J., & Giraldo, Ramón. (2006). Variabilidad espacial de propiedades edáficas y su relación con el rendimiento en un cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.). *Agronomía Colombiana*, 24(2), 355-366. Retrieved November 29, 2021

Ochoa, W. A., & Suárez, S. (2003). Variabilidad espacial del nitrógeno disponible en andisoles de la zona cafetera colombiana.

Ordúz, K. E. (2014). *Variabilidad espacial de la resistencia mecánica a la penetración del suelo*.

“caso estudio: Centro Agropecuario Marengo - Bogotá”. Recuperado de:

<http://hdl.handle.net/10654/12826>

Ovalles, F. 1992. Metodología para determinar la superficie representada por muestras tomadas con fines de fertilidad. FONAIAPCENIAP-IIAG. Instituto de Investigaciones Agrícolas Generales. Serie B. Maracay, Venezuela

Prieto Méndez, Judith, & Prieto García, Francisco, & Acevedo Sandoval, Otilio Arturo (2014). Variabilidad espacial de la materia orgánica en un suelo dedicado al cultivo de cebada maltera (*Hordeum distichum* L.). *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, (71),141-152

Rodríguez Garay, F. A., J. H. Camacho Tamayo, y Y. Rubiano-Sanabria. «Variabilidad Espacial De Los Atributos químicos Del Suelo En El Rendimiento Y Calidad De Café». *Ciencia & Tecnología Agropecuaria*, vol. 17, n.º 2, julio de 2016, pp. 237-54, doi:10.21930/rcta.vol17_num2_art:493.

Rodríguez, Javier, González, Aura María, Leiva, Rodrigo, & Guerrero, Laureano. (2008). Fertilización por sitio específico en un cultivo de maíz (*Zea mays* L.) en la Sabana de Bogotá. *Agronomía Colombiana*, 26(2), 308-321. Retrieved November 28, 2021

Rucks, L., García, F., Kaplán, A., Ponce de León, J., & Hill, m. (2004). Propiedades Físicas del Suelo. Recuperado el 17 de Marzo de 2018, de <http://bibliofagro.pbworks.com/f/propiedades+fisicas+del+suelo.pdf>

Salazar, L. A. L., & Khalajabadi, S. S. (2015). Producción de café (*Coffea arabica* L.) en respuesta al manejo específico de la fertilidad del suelo. *Revista de Investigación Agraria y Ambiental*, 6(2), 19-30.

Salgado-Velázquez, Sergio. (2017). Variabilidad espacial de las propiedades físicas y químicas de un suelo acrisol cultivado con caña de azúcar.

Socha, L. M. (2014). *Análisis tendencial de la variación climática "temperatura y precipitación" espacio-temporal del departamento de Boyacá (Colombia)*. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10654/11999>.

Valbuena Calderón, C. A., Martínez Martínez, L. J., & Giraldo Henao, R. (2008). Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30(4), 1146-1151.

Vargas S., R. del P., Serrato C., F., & Torrente Trujillo, 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.

Villatoro, Mario, & Henríquez, Carlos, & Sancho, Freddy (2008). Comparación de los interpoladores IDW Y Kriging en la variación espacial de pH, Ca, CICE y P del suelo.

Agronomía Costarricense, 32(1),95-105.[fecha de Consulta 17 de Abril de 2021].

Zarazúa-Villaseñor, Patricia;González-Eguiarte, Diego R.;Nuño-Romero, Ricardo;Ruiz-Corral, José Ariel;Torres-Morán, José PabloVariabilidad espacial del pH del suelo en tres parcelas agrícolas

TERRA Latinoamericana, Vol. 25, Núm. 2, abril-junio, 2007, pp. 203-210Universidad Autónoma ChapingoMéxico

Zhao, Y., S. Peth, J. Krummelbein, R. Horn, Z. Wang, M. Steffens, C. Hoffmann, X. Peng. 2007. Spatial variability of soil properties affected by grazing intensity in Inner Mongolia grassland. *Ecological modeling* 205. Pp. 241-254