

**Aplicación de la técnica kriging para desarrollo de modelos geoestadísticos para  
Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el municipio de Suesca, departamento  
de Cundinamarca.**

Cesar Augusto Parra Diaz

Karen Stephanie Benítez Cocunubo

Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD

Escuela de Ciencias Agrícolas, Pecuarias y del Medio Ambiente - ECAPMA

Programa de Agronomía

Bogotá

2021

**Aplicación de la técnica kriging para desarrollo de modelos geoestadísticos para Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca.**

Cesar Augusto Parra Diaz

Karen Stephanie Benítez Cocunubo

Trabajo para optar al título de Agrónomo

Director:

I.A. M.Sc Diego Alberto Deaza Castillo

Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD

Escuela de Ciencias Agrícolas Pecuarias y del Medio Ambiente - ECAPMA

Programa de Agronomía

Bogotá

2021

## **Hoja De Aprobación**

**Aplicación De La Técnica Kriging Para Desarrollo De Modelos Geoestadísticos Para Nitrógeno, Fósforo Y Potasio En Suelos Ganaderos En El Municipio De Suesca, Departamento De Cundinamarca.**

---

I.A. M.Sc Diego Alberto Deaza Castillo

Director Trabajo de Grado

---

Jurado

---

Jurado

Bogotá -2021

## **Dedicatoria**

**Cesar Parra**

Dedico este logro a Dios por permitirme avanzar en mi proyecto de vida, a mis padres por el apoyo y la confianza que siempre me han mostrado, a mi hermana por su ayuda incondicional, a mi esposa por ese esfuerzo de ayuda en los años de estudio y a mi hija por ser el motor que acelero este proceso para llegar a ser ejemplo para ella.

## **Karen Benítez**

Dedicado especialmente a Dios que me brindo la sabiduría y fuerza necesaria para cumplir esta meta, a mis padres e hija por la paciencia y apoyo incondicional en este proceso y a las múltiples personas, docentes y compañeros que no dudaron en motivarme hasta lograr este objetivo.

## **Agradecimientos**

Gracias a todos los docentes que hicieron parte de nuestro proceso, al profesor Diego Deaza quien fue el encargado de liderar y encaminar este trabajo y con el cual se compartió durante toda la carrera profesional.

## Tabla de Contenido

<b>Descripción Del Proyecto</b>	9
<b>Introducción</b>	9
<b>Planteamiento del problema</b>	11
<b>Justificación</b>	13
<b>Objetivos</b>	15
<b>Objetivo general</b>	15
<b>Objetivos específicos</b>	15
<b>Hipótesis</b>	15
<b>Modelación espacial de Macroelementos en suelos</b>	16
<b>Investigaciones en modelación de suelos a nivel mundial</b>	16
<b>Investigaciones en modelación de suelos a nivel Latinoamérica</b>	18
<b>Investigación en Modelación de Suelos a Nivel Nacional</b>	21
<b>Fundamentos teóricos</b>	23
Semivarianza	23
Semivariograma	24
Parámetros del semivariograma	25
<i>Nugget o efecto pepita</i>	25
<i>Sill o Meseta</i>	25
<i>Rango</i>	26
Geoestadística	27
Kriging	29
<b>Tipos de Kriging</b>	30
Kriging ordinario	30
Kriging universal	31
<b>Macroelementos en el suelo</b>	31
<b>Nitrógeno (N)</b>	32
<b>Fósforo (P)</b>	33
<b>Potasio (K)</b>	34
<b>Metodología</b>	35
<b>Zona de estudio</b>	35
<b>Muestreo de suelos</b>	35

<b>Metodologías analíticas para Nitrógeno, Fósforo y Potasio</b>	37
<b>Procesamiento</b>	37
Alistamiento de Datos	37
Verificación y ajuste supuesto de normalidad	38
Verificación de supuesto de autocorrelación espacial	38
Obtención de los modelos y definición de tipo de Kriging	38
Obtención de semivariogramas y ajuste de modelos	39
Interpolación por la técnica de Kriging y obtención de mapas de macroelementos	40
<b>Resultados</b>	41
<b>Aplicación de la técnica de kriging para Nitrógeno Nítrico</b>	41
Caracterización de la distribución espacial de Nitrógeno Nítrico	41
<b>Aplicación de la técnica de kriging para Nitrógeno Amoniacal</b>	45
Caracterización de distribución espacial de Nitrógeno Amoniacal	45
<b>Aplicación de la técnica de kriging para Fósforo</b>	49
Caracterización de distribución espacial del Fósforo	49
Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca	53
Validación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca.	59
<b>Aplicación de la técnica de kriging para Potasio</b>	63
Caracterización de distribución espacial de Potasio	63
Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca.	66
Validación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca	72
<b>Discusiones</b>	77
Caracterización de distribución espacial de Nitrógeno Nítrico y Amoniacal	77
Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca	78
Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca	79
<b>Conclusiones</b>	80
<b>Referencias Bibliográficas</b>	82

## Lista de Tablas

<b>Tabla 1.</b> Resumen descriptivo Nitrógeno Nítrico. _____	41
<b>Tabla 2.</b> Validación de Normalidad Nitrógeno Nítrico _____	43
<b>Tabla 3.</b> Verificación normalidad de Nitrógeno Nítrico con transformación Box Cox _____	44
<b>Tabla 4.</b> Validación de supuesto de autocorrelación para Nitrógeno Nítrico transformado aplicando I de Moran _____	45
<b>Tabla 5.</b> Resumen descriptivo Nitrógeno Amoniacal _____	46
<b>Tabla 6.</b> Segundo Resumen descriptivo sin atípico para Nitrógeno Amoniacal. _____	47
<b>Tabla 7.</b> Validación de supuesto de normalidad Nitrógeno Amoniacal. _____	47
<b>Tabla 8.</b> Resultados Validación supuesto de Autocorrelación por I de Moran para Nitrógeno Amoniacal. _____	48
<b>Tabla 9.</b> Resumen descriptivo Fósforo. _____	50
<b>Tabla 10.</b> Validación supuesto de normalidad para Fosforo. _____	51
<b>Tabla 11.</b> Validación de supuesto de autocorrelación por I de Moran para Fósforo. Fuente autoría propia. _____	53
<b>Tabla 12.</b> Modelo 1 con todos los ejes y sus interacciones para Fósforo _____	54
<b>Tabla 13.</b> Modelo 2 para Fósforo con el eje Este _____	55
<b>Tabla 14.</b> Validación del supuesto de normalidad modelo con eje Este _____	55
<b>Tabla 15.</b> Modelo 3 Verificación de remoción de tendencia. _____	56
<b>Tabla 16.</b> Validación cruzada RMSE modelos para semivariograma de Fósforo _____	59
<b>Tabla 17.</b> Modelo Gaussiano Cressie ajustado a semivariograma de Fósforo _____	61
<b>Tabla 18.</b> Datos de muestras e interpolación por Kriging Universal para Fósforo _____	61
<b>Tabla 19.</b> Resumen descriptico Potasio _____	63
<b>Tabla 20.</b> Test de Shapiro Wilk para datos de Potasio _____	64
<b>Tabla 21.</b> Test de Shapiro Wilk datos de Potasio con transformación Box Cox _____	64
<b>Tabla 22.</b> Aplicación de I de Moran a Potasio Transformado _____	66
<b>Tabla 23.</b> Modelo 1 para Potasio Transformado _____	67
<b>Tabla 24.</b> Modelo de Potasio _____	67
<b>Tabla 25.</b> Modelo de confirmación de remoción de tendencia _____	68
<b>Tabla 26.</b> Validación cruzada de modelos para semivariograma de Potasio Transformado. ____	72
<b>Tabla 27.</b> Parámetros del modelo Gaussiano OLS seleccionado para Potasio Transformado _____	73
<b>Tabla 28.</b> Datos de muestras y datos de interpolación pro Kriging Ordinario para Potasio reversando la transformación _____	74

## Lista de Figuras

<b>Figura 1.</b> Distribución Espacial de Lotes Muestreados Finca La Milagrosa Municipio de Suesca Departamento de Cundinamarca. Fuente autoría propia _____	36
<b>Figura 2.</b> Gráficos descriptivos Nitrógeno Nítrico $\text{NNO}_3$ mg / Kg. Fuente autoría propia. ___	42
<b>Figura 3.</b> Gráficos descriptivos Nitrógeno Amoniacal Original mg / Kg. Fuente autoría propia _____	46
<b>Figura 4.</b> Box plot con datos atípicos de Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia. _____	49
<b>Figura 5.</b> Gráficos descriptivos para Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia. _____	50
<b>Figura 6.</b> Niveles de Fósforo mg / Kg en 43 muestras con descarte de datos atípicos. Fuente autoría propia. _____	52
<b>Figura 7.</b> Semivariograma empírico para Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia. _____	56
<b>Figura 8.</b> Ajuste de modelos exponenciales a semivariograma de Fósforo mg / Kg.. Fuente autoría propia. _____	57
<b>Figura 9.</b> Ajuste semivariograma de Fósforo mg / Kg con modelos Gaussianos. Fuente autoría propia. _____	58
<b>Figura 10.</b> Ajuste a semivariograma de Fósforo mg / Kg de modelos Esféricos. Fuente autoría propia. _____	58
<b>Figura 11.</b> Semivariograma modelo seleccionado para Fósforo. Fuente autoría propia. _____	62
<b>Figura 12.</b> Mapa de Fósforo mg / Kg por medio de Kriging Universal. Fuente autoría propia. _____	62
<b>Figura 13.</b> Gráficos descriptivos para Potasio meq / 100 g Transformado con Box Cox. Fuente autoría propia. _____	65
<b>Figura 14.</b> Semivariograma empírico para Potasio meq / 100 g Transformado. Fuente autoría propia. _____	69
<b>Figura 15.</b> Modelos exponenciales para el semivariograma de Potasio Transformado. Fuente autoría propia. _____	70
<b>Figura 16.</b> Modelos Gaussianos para el semivariograma de Potasio meq / 100 g Transformado Fuente autoría propia. _____	70
<b>Figura 17.</b> Modelos esféricos para semivariograma de Potasio meq / 100 g Transformado. Fuente autoría propia. _____	71
<b>Figura 18.</b> Semivariograma de Potasio meq / 100 g aplicando modelo Gaussiano OLS. Fuente autoría propia. _____	75
<b>Figura 19.</b> Mapa de Potasio meq / 100 g con Kriging Ordinario. Fuente autoría propia. _____	76



## Descripción Del Proyecto

### Introducción

En el panorama mundial y como lo registro Gerber .(2013) en el libro Enfrentando el cambio climático a través de la ganadería ,la actividad ganadera ha generado una serie de efectos ambientales nocivos para el conjunto de los seres de la naturaleza a través de los tiempos.

Se perfila la ganadería como uno de los sectores con repercusiones más graves en los principales problemas ambientales a todos los niveles, desde el ámbito local hasta el mundial.

En Colombia se ha dejado a un lado la agricultura por la ganadería, lo que causa que las tierras más arables se degraden y pierdan su capacidad para poderse cultivar de nuevo.

El IGAC .(2017) en su artículo ganadería al rojo vivo reporta para Colombia que un 15% de los suelos del país están sobre utilizados, un 13% subutilizados y según el mapa de zonificación agroecológica, elaborado por la misma entidad, Colombia es un país diverso y privilegiado en cuanto a suelos, ya que en sus más de 114 millones de hectáreas se puede tanto producir como conservar, se enfatiza que la producción ganadera está impactando tanto a las áreas más productivas para cultivar como a los ecosistemas estratégicos y se ha convertido en un común denominador en los páramos y humedales, afectando así estas importantes fuentes de agua.

ICA .(2019) en su censo bovino reporta que a nivel de Colombia, el departamento de Cundinamarca posee el 12.75% en actividad ganadera de pastoreo, generando impactos ambientales en el departamento como la erosión, compactación, contaminación de aguas y suelos por fertilizantes sintéticos y plaguicidas.

Frente a las problemáticas generadas en la ganadería extensiva mundial se da viabilidad al uso de análisis físico químico de los suelos, como el inicio de la actividad pecuaria tecnificada ya que, sin fertilización racional, no hay producción de forraje para los animales.

Ante esta problemática de los suelos ganaderos se hace importante desarrollar una investigación que sobre la base de recolección de muestras para análisis de suelos en una zona ganadera de Cundinamarca, permita en primera instancia determinar el contenido de macro elementos como Nitrógeno, Fósforo y Potasio; pudiendo posteriormente aplicar técnicas de modelación como la geoestadística que posibilite conocer la dinámica de variación espacial de los niveles de los macro elementos mencionados, desarrollando la selección del mejor modelo geoestadístico y por último una validación del modelo para verificar que puede adecuadamente predecir los contenidos de Nitrógeno, Fósforo y Potasio de los suelos en una zona ganadera en el departamento de Cundinamarca.

## Planteamiento del problema

De acuerdo a la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación FAO .(2012), en el artículo ganadería y paisajes cerca del 26% de la tierra no polar se utiliza para pastoreo y el 33% de las tierras aptas para cultivo se utilizan para la actividad ganadera.

Por otro lado y de acuerdo a la Oficina Regional para asuntos de Latino América y el Caribe de la FAO .(2018) en el estudio de Medición y modelización de las reservas de carbono en el suelo y de los cambios en las reservas en los sistemas de producción ganadera cerca del 70% de las tierras de la región destinadas al pastoreo de ganado se encuentran degradadas, siendo la compactación de suelos por pisoteo, sobre carga y la degradación por la aplicación intensiva de agroquímicos los factores que generan mayor afectación.

A nivel de Colombia la problemática ambiental generada por la ganadería extensiva es bastante preocupante .(Amézquita y Pinzón 1991) en su artículo Compactación de suelos por pisoteo de animales realizado en el Centro de Investigaciones ICA-Macagual en el piedemonte del Caquetá monitoreo los cambios de las propiedades del suelo, como resultado de su compactación por el pisoteo de animales en pasturas del piedemonte de Caquetá, esta investigación revela que los animales en pastoreo modifican sustancialmente las propiedades físicas de los suelos de la zona en estudio.

Castro et. al.(2017) en su publicación de Comparación de técnicas de interpolación espacial de propiedades del suelo en el piedemonte llanero colombiano relaciona que los suelos en Villavicencio en el departamento del Meta, vienen siendo sometidos a sobre explotación y a un manejo ecosistémico inadecuado, por ello evaluaron 9.38 Ha de terreno de esta zona de pasturas, cultivos de plátano, arroz, frutales y sistemas agroforestales, allí evaluaron seis

técnicas de interpolación entre las cuales se encuentra el manejo de Kriging Ordinario (KO), Kriging Universal (KU), cokriging (Ckg), buscando evaluar la interpolación espacial y su desempeño, Como resultado luego de realizar la interpolación de técnicas mixtas en los suelos, se concluye que el uso de técnicas mixtas permite una mejor predicción de las propiedades del suelo y un rango de información el cual ayuda a lograr mejores estrategias de intervención y manejo.

Gálvez .(2016) en su estudio de identificación de los parámetros de calidad del suelo en sistemas de producción ganadera, en el departamento de Caldas donde tomo diferentes muestreos para determinar pH, tipos de densidades y elementos entre los cuales se encontraban Fósforo, Calcio, Magnesio, Potasio y Aluminio; cada sitio de muestreo fue georreferenciado con métodos de interpolación no sesgados como el kriging ordinario, con el cual elaboraron mapas que ayudaran a entender la variabilidad espacial de las propiedades del suelo. Como resultado se obtuvieron variabilidades altas de Fósforo, atribuidas a la baja movilidad que tiene este en el suelo y a la reacción con el bajo pH presentado. El sistema silvopastoril presentó una porosidad total satisfactoria, lo que indica el beneficio que tiene este tipo de sistema en el suelo.

Acorde a lo anteriormente expuesto, no se han desarrollado investigaciones en el departamento de Cundinamarca que posibiliten la selección de un modelo Geoestadístico que permita estimar los macroelementos en suelos ganaderos y seguidamente validar el modelo para su posterior uso.

Para el presente estudio se plantea la siguiente pregunta de investigación:

¿Cuáles son los modelos geoestadísticos que permiten estimar la variación espacial del nivel de Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el Municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca?

## **Justificación**

La presente investigación busca caracterizar la distribución espacial de Nitrógeno, Fosforo y Potasio en suelos ganaderos del departamento de Cundinamarca, determinando el tipo de kriging más adecuado para cada uno de los macroelementos mencionados, posteriormente identificar los mejores modelos para la estimación espacial de los niveles de los macroelementos en estudio, como paso siguiente desarrollar la validación de los modelo más adecuados para cada macroelemento identificando el más apto para cada elementos y finalmente desarrollar la interpolación mediante el modelo elegido para cada macroelemento.

Con los modelos obtenidos de la presente investigación se tendrá información importante sobre la variación espacial de Nitrógeno, Fosforo y Potasio en el caso concreto de suelos ganaderos del departamento de Cundinamarca.

Los modelos obtenidos en la presente investigación serán de importancia para los ganaderos ya que con un mapeo de elementos disponibles en su suelo planificarán la aplicación de fertilizantes localizados, logrando mejores pasturas, mayor producción de carne y leche con menores costos en los fertilizantes tanto edáficos como foliares.

De igual manera el modelo seleccionado es de vital importancia para los agrónomos ya que tendrán conocimiento sobre la disponibilidad espacial de Nitrógeno, Fosforo y Potasio, una herramienta fundamental en la toma de decisiones sobre manejo del suelo no solo en términos de fertilización sino también en términos de la eventual selección de especies forrajeras, mitigando el impacto ambiental de la explotación ganadera.

Por otra parte, desde el punto de vista social es fundamental la caracterización espacial del contenido de macroelementos, pues una reducción en los costos de la fertilización ayuda a

garantizar praderas más sanas y rentables lo cual incrementaría la rentabilidad para los productores y con esto su sostenibilidad de vital importancia en la seguridad alimentaria no solo del departamento de Cundinamarca, sino de Colombia como nación.

Desde el punto ambiental este trabajo es importante ya que, al tener conocimiento sobre caracterización de distribución espacial de macroelementos, se puede disminuir la concentración de compuestos como los nitratos en caso de aplicaciones de fertilizantes nitrogenados, en afluentes de agua lo que ayuda a mitigar el impacto ambiental de la explotación ganadera.

## **Objetivos**

### **Objetivo general**

Aplicar la técnica Kriging para el desarrollo de modelos geoestadísticos para Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el Municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca.

### **Objetivos específicos**

Caracterizar la distribución espacial bajo la técnica de Kriging de Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el Municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca.

Determinar el modelo geoestadístico más adecuado para el contenido de Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el Municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca.

Validar el modelo geoestadístico seleccionado para el contenido de Nitrógeno, Fósforo y Potasio en suelos ganaderos en el Municipio de Suesca, departamento de Cundinamarca.

### **Hipótesis**

Los modelos obtenidos para la estimación espacial del contenido de Nitrógeno, Fósforo y Potasio permiten estimar adecuadamente los niveles de los macroelementos mencionados en el municipio de Suesca Departamento de Cundinamarca.

## Marco Teórico

### Modelación espacial de Macroelementos en suelos

#### Investigaciones en modelación de suelos a nivel mundial

Reza et. al. (2019) en Bishalgarh, distrito de Sepahijala, Tripura del noreste de la India iniciaron su trabajo de investigación tomando 150 muestras de suelo a 25 cm de profundidad, los puntos de recolección fueron registrados en Global Position System (GPS). En laboratorio se determinó el Nitrógeno (N) disponible, Potasio (K) y Fosforo P, luego procedieron a realizar el análisis estadístico descriptivo, determinando mínima, máxima, media coeficiente de variación (CV), realizaron análisis de varianza (ANOVA) para probar el efecto de N, P y K disponible. Se utilizaron técnicas de interpolación espacial y Sistema de Información Geográfica (SIG) para la obtención de mapas de distribución, antes de aplicar la técnica de interpolación kriging ordinario, se realizó análisis de los semivariogramas y después de evaluar los modelos a usar concluyeron que, para las propiedades evaluadas, los modelos esférico, exponencial y Gaussiano eran los más apropiados. Se utilizó la pepita para clasificar la relación espacial de dependencia entre las variables. A través de la validación cruzada se evaluó la precisión de los mapas.

Posterior al análisis de los datos el estudio pudo determinar que el método geoestadístico es útil para evaluar la variabilidad espacial de los parámetros del suelo, así mismo que el análisis geoestadístico reveló que los modelos de semivariograma exponencial y esférico son los mejores que se ajustan a las variables del suelo estudiadas.

Maharjan et. al. (2018) realizaron un estudio en suelos lateríticos en Bengala occidental (India). Para ello utilizaron una técnica aleatoria sistemática, obtuvieron 27 muestras de suelo,



con los datos recolectados procedieron hacer un análisis descriptivo de todas las variables, delinearon las correlaciones para N, P, K, CO y pH. Para el análisis estadístico utilizaron el análisis geoestadístico de ArcGIS 9.0. Los mapas predictivos de las propiedades del suelo se realizaron utilizando un semivariograma a través de un Kriging ordinario KO y el software ArcGIS 8.1 para predecirlos mapas de las propiedades del suelo. Finalmente se calculó la raíz del error cuadrático medio (RMSE).

Se concluye en este trabajo que las propiedades del suelo presentaban una dependencia espacial moderada a distancias cortas en la capa superior del suelo, al mismo tiempo fue valioso al describir las afectaciones causadas en relación a la gestión del recurso suelo.

Yang et.al. (2014) en el condado de Shayang de la provincia de Hubei China realizaron su investigación de modelación de Nitrógeno total donde buscaron combinar una técnica que permita integrar los datos muestreados y la información auxiliar ambiental, incluyendo variables continuas y categóricas. Se combinaron muestras de suelo y variables auxiliares observadas para generar distribuciones de probabilidad de la variable de suelo prevista en puntos no muestreados. Utilizaron cinco índices del terreno, tipos de suelo y textura del suelo como variables auxiliares para generar datos. El procedimiento se desarrolló mediante BME (Bayesian Maximum Entropy), kriging de regresión (KR) con variables auxiliares y kriging ordinario (KO). Generando datos de amplia confiabilidad en la precisión de las predicciones y su distribución para uso de Kriging de regresión y kriging ordinario. Se realizó comparación de las técnicas de predicción a través del coeficiente de correlación de Pearson ( $r$ ), el error medio (ME), y la raíz del error cuadrático medio (RMSE). Estos resultados mostraron que las predicciones del BME estaban menos sesgadas y eran más precisas que las de las técnicas de kriging.

Panday et.al. (2018) realizaron un estudio en Nepal, distrito de Bara usando Kriging para desarrollar un mapeo cartográfico digital de suelos, en dicho estudio se realizó el levantamiento topográfico utilizando kriging en ArcGIS para realizar la interpolación de variables relacionadas con el pH, Materia Orgánica (MO), Nitrógeno (N), Fosforo como P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>, Potasio como K<sub>2</sub>O, Zinc (Zn) y Boro (B). La estadística descriptiva utilizada mostró que las variables químicas del suelo estaban distribuidas de forma no normal y para ello aplicaron la transformación logarítmica, utilizando el kriging para interpolar las variables y desarrollar mapas digitales basados en cada propiedad química del suelo. La interpolación geoestadística identificó una variabilidad espacial moderada para el pH, MO, N, P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>, y una variabilidad espacial débil para K<sub>2</sub>O, Zn y B. Se ajustaron modelos exponenciales (N), esféricos (K<sub>2</sub>O) y Gaussianos (P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>) a los semivariogramas de las variables del suelo.

### **Investigaciones en modelación de suelos a nivel Latinoamérica**

De acuerdo a Ribeiro et.al. (2014) los suelos tropicales Brasileños presentan bajos niveles de Potasio y los altos consumos de fertilizantes en el cultivo de caña fueron un motivo para evaluar a través de un estudio la variabilidad espacial del Potasio, en suelos del municipio de Tabapuã noroeste de Sao Pablo. Dicho estudio se realizó en 200 Ha, con una historia de 20 años de explotación en cultivo de caña, haciendo un muestreo de 626 puntos y fueron dibujados 63 de ellos antes de la modelación y los puntos restantes se usaron para predecir variables en lugares no muestreados. Luego de la extracción de las muestras y el estudio de Potasio disponible, se inició el proceso de análisis de datos, (media, desviación estándar, mínimo,

máximo, coeficiente de variación y asimetría) y así identificar las tendencias, la dispersión y la distribución de los datos.

Principalmente se buscó hacer una simulación Gaussiana secuencial (SGS) y la simulación de indicadores secuenciales (SIS) para modelar la incertidumbre de las predicciones de Potasio disponible, dichas simulaciones fueron comparadas usando Kriging Ordinario, usando este método se logró hacer una estimación de los niveles bajos de Potasio y una sobre estimación de niveles altos de Potasio, de allí se obtuvo un mapa de desviación estándar que permitió evidenciar menos variación en el área de estudio, al hacer la comparación con SIS. Para este estudio se concluye que, si se busca modelar la incertidumbre en la distribución espacial de Potasio, SIS es más eficiente que KO y para el caso de estimar los niveles de Potasio en suelo el SIS fue más eficiente que SGS.

Garbanzo et.al.(2017) propusieron realizar la validación de modelos geoestadísticos de los suelos en la región del Pacífico Sur de Costa Rica, en su estudio determinaron el mejor semivariograma, posteriormente usaron el método de interpolación de Kriging para determinar la variabilidad de la fertilidad, manejaron valores de pH, acidez intercambiable, Ca, Mg, K, P, Zn, Cu, Fe y Mn, por medio de Kriging Ordinario realizaron la interpolación de datos y determinaron que de acuerdo a la frecuencia los nutrientes del suelo poseen una distribución anormal, así mismo lograron con éxito determinar variaciones en el PH del suelo en relación al cultivo sembrado en dicha área, luego de hacer la validación cruzada y restar los errores de interpolación, los mapas generados de este estudio arrojaron información confiable y útil para la elaboración de diagnósticos de fertilidad de suelos en esta región.

En el trabajo realizado por Acevedo et.al. (2008) llevado a cabo en la huerta experimental de la Universidad Autónoma de Chapingo, establecieron una cuadrícula, para cubrir un área de

12.7 ha, obteniendo 182 puntos de muestreo, tomando muestras a profundidad de 20 cm. Con este insumo procedieron determinar el pH, MO, Nitrógeno Total, Fósforo y Potasio intercambiable. Una vez recolectada la información procedieron aplicarla estadística básica, análisis de variabilidad, determinación de medida de tendencia espacial y dispersión de cada parámetro. Así procedieron a calcular los valores de semivarianza experimental para luego ajustar el semivariograma experimental al semivariograma teórico. Luego de tener claridad del modelo teórico a usar y los valores de los parámetros del semivariograma, se aplicó el método de interpolación de Kriging, a fin de obtener mapas de distribución de valores de cada una de las variables utilizando el programa Geo-Eas. De los datos analizados se pudo determinar que el pH y Nitrógeno Total presentaron los menores valores de variabilidad y el Potasio presentó mayores valores de variabilidad, siendo importante tener en cuenta que variables como Nt, P y K pueden presentar mayor variabilidad, dado que son dependientes de las condiciones de manejo del suelo.

El histograma obtenido reveló que el sesgo encontrado es positivo, dado que el histograma no es simétrico, presentando mayor asimetría para P y K, determinando que la distribución no se ajusta a lo normal, con el ánimo de corroborar dicha afirmación se aplicó la prueba de bondad de Shapiro-Wilk, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, coincidiendo todas y corroborando lo anteriormente expuesto, solo para el caso de MO la distribución se ajustó a lo normal. De los semivariogramas obtenidos utilizando un enfoque geoestadístico para cada una de las variables, se pudo determinar que: a medida que la distancia aumenta la semivarianza se incrementa y la semivarianza experimental se ajusta a los modelos esférico, Gaussiano, lineal y efecto de agujero (hole effect), para pH, MO, Nt, P-Olsen y K, respectivamente. Se demostró que Nt y P se ajustaban al modelo lineal de semivariograma,

procedieron a utilizar método Kriging con el ánimo de obtener las representaciones de distribución de las variables. Para Nt se logró delimitar cuatro zonas de variabilidad. Para K se generó modelo de efecto agujero de acuerdo al comportamiento de la semivarianza, lo cual dejó en evidencia que no había un área homogénea fácilmente delimitable, siendo coherente con la distribución de las isolíneas. Con los mapas obtenidos por el método Kriging lograron identificar áreas con diferente variabilidad y áreas con mayor variabilidad en función a la distancia.

### **Investigación en Modelación de Suelos a Nivel Nacional**

A nivel nacional en Colombia se han realizado trabajos enfocados en el estudio del suelo, origen, propiedades y manejo del componente espacialidad entre estos trabajos cabe mencionar los siguientes:

Ramírez et.al. (2008) en su estudio en la Estación Experimental de Tulama y la Granja Santa Cruz, en el municipio de Puerto López departamento del Meta. buscaron determinar la variabilidad espacial de propiedades químicas en el suelo, se evaluó el Fosforo (P), el Potasio (K), entre otros elementos. Dicho proceso se realizó en dos terrenos uno con un nivel alto de intervención y otro con un nivel inferior.

Para dicho proceso se tomaron 42 puntos de muestreo con dimensiones de 25m x 25 m, tomando muestras a dos profundidades a 0-100 mm y 100-200 mm. Para el análisis de P y K, se realizó por titulación. El proceso de análisis estadístico lo realizaron así, se calculó la desviación estándar, la varianza y los valores mínimo y máximo de cada propiedad del suelo, usaron el

programa SPSS, versión 11.0, en segunda instancia se utilizó un análisis geoestadístico para detallar la dependencia espacial de las propiedades del suelo. Usaron software GS+ en la construcción del variograma para cada propiedad del suelo, en la elección del modelo teórico usaron el coeficiente de determinación  $R^2$ , los modelos de ajuste son Esféricos, Lineales, Exponenciales y Gaussianos. Para determinar la dependencia espacial se utilizó Nugget (CO), el umbral (C), se aplicó Kriging Puntual Ordinario usando los variogramas obtenidos, se trabajó con el programa Surfer (Golden Software Inc., 1999) para obtener mapas de distribución, se aplicó prueba Pearson para evaluar las interacciones entre las variables. En cuanto a resultados específicamente la variabilidad del P del suelo fue considerablemente alta, en particular en el FEC.

De acuerdo a Garzón et.al. (2010) en su estudio realizado en el municipio de Pasca Cundinamarca en un área de 1,53 ha que se encontraban en producción de Tomate de Árbol (*Cyphomandra betacea*) donde se evaluó la variabilidad espacial y su relación con algunas propiedades químicas del suelo, allí procedieron a tomar 64 muestras de suelo utilizando método de malla a distancia de 25 X 12,5m, dichas muestras fueron tomadas a una profundidad de 20 cm. Procedieron a realizar análisis de suelo determinando CO( Carbón Orgánico) por método Walkley Black, pH por potenciómetro en relación suelo agua 1:1, y para Ca, Mg, K, se determinaron por medio de método de extracción con acetato de amonio pH 7.0.

En cuanto al análisis estadístico se procedió a examinar para todas las variables en estudio; la dispersión, tendencia, la distribución de los datos a través de la mediana, la media, el coeficiente de variación, asimetría y la prueba de normalidad de Kolmogorov. Así se evaluó la normalidad para cada propiedad, con el ánimo de obtener mejores predicciones en la aplicación

de la técnica geoestadística manejaron un análisis multivariado, haciendo agrupación jerárquica (AAJ) en la cual se utilizó el algoritmo de Ward y análisis de factores por componente (AFCP), el propósito de dicho análisis era identificar las relaciones entre las propiedades químicas. Para el análisis de estadística descriptiva y multivariada se usó el programa SPSS v. 12. En búsqueda de determinar la variabilidad espacial realizaron ajustes de los modelos teóricos de los semivariogramas de tipo acotado (Esférico, Exponencial y Gaussiano). Una vez determinados los modelos teóricos para cada propiedad se procedió a determinar el grado de dependencia espacial, estableciendo la relación entre el efecto pepita y la meseta ( $C/C_0+C$ ). Con los modelos teóricos de los semivariogramas se aplicó kriging ordinario (KO) y se construyeron los mapas de contorno de cada propiedad (Programa Surfer).

Como resultado concluyeron que: las propiedades analizadas tenían una distribución simétrica que era evidente en relación a los valores obtenidos en la media y la mediana, que correspondían a valores simétricos verificables a razón del coeficiente de simetría y curtosis. Los modelos isotópicos de tipo exponencial y esférico fueron predominantes en el estudio, de las propiedades analizadas el Potasio no presentó dependencia espacial, mostrando un efecto pepita puro (EPP). Por medio de los mapas de contorno se confirmó la variabilidad espacial de las propiedades y se corroboró la relación entre estas.

## **Fundamentos teóricos**

### **Semivarianza**

Como lo registran Gonzales et.al. (2007) citado a Matheron (1963), la semivarianza es definida como una medida de similitud que permite determinar semejanzas existentes entre

observaciones situadas a una distancia específica. La semivarianza se calcula de acuerdo a la siguiente fórmula:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2V} \iiint (F(m+h) - F(m))^2 \partial v \quad (1)$$

De manera operativa se registra el cálculo por Gonzales et.al. (2007) citando Viera et.al.

$$y(h) = \frac{1}{2} n [Z(X_i) - Z(X+h)] \quad (2)$$

En la cual:  $y(h)$  equivale a la semivarianza,  $n$  es el número de pares,  $Z(X)$  corresponde al valor de la propiedad en el lugar  $X$ ,  $Z(X+h)$  es igual al valor de una propiedad a una distancia  $h$  del lugar  $X$ .

### Semivariograma

Fanchi. (2010) en su investigación de Gestión integrada de activos de yacimientos registra que un semivariograma es un gráfico de semivarianza versus el rango, y se utiliza para expresar la tasa de cambio de una variable en una región, en una orientación específica. Así mismo la define como una medida entre el grado de dependencia espacial y los valores de  $Z$ , en dos puntos distanciados. Como lo plantea Ovalles . (1992) el semivariograma contiene toda la información referente a la variable regionalizada como es:

El rango (zona) de influencia, que indica la región en la cual existe una dependencia espacial.



Anisotropía, expresa el comportamiento de la variación de la propiedad en diferentes direcciones.

Continuidad de la variable en el espacio, expresada por el comportamiento del semivariograma en el origen.

Parámetros del semivariograma

#### *Nugget o efecto pepita*

Gill. (2009) indica que se define como la discontinuidad puntual del semivariograma en el origen, donde a distancias insignificantes de separación de muestras se sigue presentando variabilidad, lo cual puede ser debido a errores de medición en la variable o a la escala de la misma. En algunas ocasiones puede ser indicativo de que parte de la estructura espacial se concentra a distancias inferiores a las observadas. La pepita se debe a errores presentados en la toma de datos y a variaciones de la propiedad dentro de distancias menores a la menor distancia de muestreo. Otros autores como Gallardo. (2006) define el Nugget como la varianza no explicada en el modelo, calculada en la intercepción en el eje Y. También es llamada varianza error dado que la varianza entre dos puntos separados por 0 metros de distancia debería ser cero, de allí que esta varianza indica variabilidad en una escala inferior a la muestreada.

#### *Sill o Meseta*

De acuerdo a Hernández y Corvalán. (2000) la meseta siempre se presenta cuando el variograma mantiene o alcanza un valor constante. Así mismo Gallardo. (2006), define el Sill o Meseta como la máxima semivarianza entre pares.

### *Rango*

Para Gallardo y Maestre. (2008), el rango se define como la distancia en la cual la semivarianza se detiene o deja de crecer, así mismo indica la distancia a partir de la cual las muestras son espacialmente independientes unas de otras.

### *Modelos para el semivariograma*

De acuerdo a Gallardo. (2006), el semivariograma brinda información relacionada con el comportamiento de la variable en estudio, para tener datos más confiables es necesario realizar ajustes en el grado y la escala de variabilidad espacial, para ellos se cuenta con diferentes modelos dentro de los cuales se encuentran: el modelo esférico, el modelo exponencial, el modelo gaussiano y el modelo lineal.

### *Modelo Esférico*

Acorde a Gallardo. (2006) en este modelo se tiene la semivarianza en el intervalo de distancia  $h$ , y un rango  $a$ . Este modelo tiene un comportamiento lineal a distancias de separación pequeñas cerca del origen, pero se va aplanando a mayores distancias y alcanza el sill o meseta en la distancia  $a$  que es punto denominado rango. Balzarini. (2014) indica que el modelo esférico es el único que tiene un umbral verdadero ya que se comporta de manera lineal cerca al origen, y el hecho que a una distancia  $R$  se encuentra la meseta del semivariograma.

### *Modelo Exponencial*

Gallardo. (2006) registra para este modelo tiende a alcanzar el sill o meseta asintóticamente. El rango  $A$  es definido como la distancia a la cual el valor del variograma

alcanza el 95% del sill. Balzarini. (2014) para el mismo rango y meseta de un modelo esférico el modelo exponencial llega al rango en una distancia menor.

### *Modelo Gaussiano*

Gallardo. (2006) al igual que el modelo exponencial, el modelo Gaussiano tiende a alcanzar el sill asintóticamente, y el rango se define como la distancia a la cual el variograma alcanza el 95% del sill. Como lo explica Giraldo. (2015) la tendencia espacial va desapareciendo solo cuando la distancia tiende al infinito, este modelo tiene como objetivo formar una parábola cerca al origen. Balzarini (2014) registra que la diferencia entre el semivariograma exponencial y el Gaussiano es el exponente cuadrado, este modelo es más continuo cerca del origen.

### Geoestadística

Journel & Huijbregts (1978) mencionan que la geoestadística trata con fenómenos espaciales y su interés radica en la estimación, predicción y simulación de dichos factores de formación. Emery. (2013) la define como el estudio de fenómenos regionalizados, por lo que refiere que se extiende en el espacio y presente una cierta continuidad. Gallardo. (2006) afirma que el mejor factor de la geoestadística es la interpolación conocida como kriging, esta es considerada una estimación muy robusta ya que se basa en la función continua que explica el comportamiento de la variable en las distintas direcciones del espacio, y que en contraste con otros métodos de interpolación permite asociar la variabilidad de la estimación. Petitgas. (1996) determina que la geoestadística opera básicamente en dos etapas, la primera es el análisis estructural, que describe la correlación entre puntos en el espacio y la segunda fase busca hacer la predicción en los sitios no muestreados por medio de la técnica kriging.

### *Índice I de Moran*

Según indica Balzarini. (2014), el índice de Moran (IM) varía entre  $-1$  y  $1$ ; cuando la autocorrelación es alta, el coeficiente será cercano a  $-1$  o  $1$ . Un valor cercano a  $1$  indica una alta autocorrelación positiva, mientras que valores cercanos a  $-1$  indican autocorrelación negativa. Un valor próximo a cero significa que no existe un patrón espacial o que la dispersión de las observaciones en el espacio es completamente aleatoria. El IM se puede estandarizar y su nivel de significación puede ser evaluado en base a una distribución normal estándar. Los valores positivos del IM corresponden a un agrupamiento espacial de valores similares (ya sean altos o bajos) (autocorrelación positiva), mientras que un valor de IM negativo indica un agrupamiento de valores diferentes (por ejemplo, un sitio con valor bajo de la variable se encuentra rodeado de vecinos con valores altos) (autocorrelación negativa). Moreno & Vayá (2000), indica que el I de Moran es un método el cual determinar la existencia o su ausencia de auto correlación espacial. Goodchild (2008) notifica que el I de Moran es, básicamente el coeficiente de correlación de Pearson con una matriz de pesos establecida por el usuario que mantiene el rango entre  $-1$  y  $1$ . Su expresión es la siguiente:

$$I = \frac{N}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (x_i - \mu)(x_j - \mu)}{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (3)$$

Donde  $\mu$  se expresa como media de la variable  $X$ , en sus posiciones  $X_i$  y  $X_j$ ,  $N$  es el número de unidades geográficas en el mapa,  $w_{ij}$  es el peso espacial entre las ubicaciones  $i$  y  $j$ , adicionalmente  $S_0$  es el factor de normalización que es igual a la suma de todos los elementos contenidos en la matriz.

$$S_0 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} \quad (4)$$

De acuerdo a Balzarini (2014) se debe esperar que el valor  $I$  sea:

$$E(I) = \frac{-1}{N-1} \quad (5)$$

Lo cual indica hay auto correlación negativa si los valores obtenidos están por debajo del valor esperado y autocorrelación positiva si los valores obtenidos están por encima de este.

Anselin. (1995) indica que el índice Moran Local ( $I_i$ ) es básicamente un índice de Moran aplicado a cada zona individualmente, que da idea del grado de similitud o diferencia entre el valor de la observación en esa área con respecto al valor en las zonas vecinas. Los valores positivos de  $I_i$  se corresponden con agrupamiento (clusters), mientras que los valores negativos se corresponden con valores extremos o atípicos (outliers), indicando que su comportamiento rompe con la tendencia observada en sus vecinos, lo que permite identificar zonas calientes (hot spots) o frías (cold spots).

### Kriging

Según indica Balzarini. (2014) la técnica utilizada en geoestadística para realizar interpolaciones espaciales y poder predecir los valores de la variable en sitios no muestreados se denomina kriging.

El método de kriging proporciona el mejor estimador lineal para el valor de la variable en un sitio, suministrando además un error de estimación conocido como varianza de kriging, que

depende del modelo de semivariograma ajustado y de las localizaciones de los datos originales. La varianza kriging brinda la posibilidad de analizar la calidad de las estimaciones. El método kriging se basa en el conocimiento del comportamiento de la variable en el espacio, la covarianza entre cualquier punto muestral y un punto cuyo valor debe predecirse. Una función usada para modelar este fenómeno es la función inversa de la distancia. El método kriging evita muestras redundantes, ponderando de formas distintas las muestras que están muy cerca entre sí y proceden de la misma región, que muestras que estén en lados opuestos al punto que se quiere asignar un valor por interpolación. Los parámetros del semivariograma elegido tienen importancia a la hora de asignar ponderadores a las muestras que rodean el punto a interpolar. El rango del semivariograma también influye en la interpolación espacial. Los puntos que se encuentran a una distancia superior al valor del rango, respecto al punto a predecir tienen mínimo impacto sobre la predicción.

Como lo determina Gamble et. al. (2018) este tipo de modelos permite realizar interpolaciones de datos en diferentes periodos de tiempo, con el ánimo de establecer en una forma muy precisa las variaciones o cambios de la calidad y disponibilidad del terreno en producción. Adicional a lo anterior se resalta que es el método más utilizado, y asume la estacionalidad intrínseca, sin embargo, en el espacio el proceso estocástico puede generar tendencia, con cambios repentinos.

## **Tipos de Kriging**

### Kriging ordinario

Balzarini. (2014) reporta que en el kriging ordinario la media de la variable es estimada localmente. Por tanto, se desconoce la media de esta variable. Emery (2011) anota que el considerar el valor de la media como desconocido permite generalizar el estimador a situaciones

donde esta media no es constante en el espacio y por tal razón la media puede variar de una región o de un plano a otro, siempre que sea aproximadamente constante en cada vecindad de kriging.

En este kriging se conoce además el variograma el cual puede o no tener meseta.

### Kriging universal

Giraldo. (2002) registra que se interpreta como un kriging lineal sin tendencia, el cual necesita conocer la forma de la tendencia expresada usualmente por polinomios y distinguir la función de covarianzas o el semivariograma de la función aleatoria sin tendencia. Este kriging se sustenta en la hipótesis que la función aleatoria ya no es estacionaria y su valor esperado se deriva en el espacio, reflejando una tendencia sistemática en la distribución espacial de los valores.

### Macroelementos en el suelo

En los suelos existen altas cantidades de elementos nutritivos en formas cambiantes, los cuales hacen parte de los minerales de la roca madre, y están incorporados a moléculas orgánicas complejas, que constituyen una reserva a largo plazo de éstos, entre los que se encuentran los macroelementos Duchaufour. (1987).

Navarro y Navarro. (2000), indican que los macroelementos son los elementos necesarios en cantidades relativamente abundantes para asegurar el crecimiento y la supervivencia de las plantas. Dentro de éstos, se puede distinguir entre macroelementos primarios Nitrógeno, Fósforo y Potasio y los macroelementos secundarios Calcio, Magnesio y Azufre.

## Nitrógeno (N)

Delwiche. (1983) indica que el Nitrógeno es uno de los elementos más ampliamente distribuido en la naturaleza ya que está presente en la atmósfera, hidrósfera y litosfera siendo la atmósfera el principal reservorio de Nitrógeno. En el suelo este elemento se encuentra esencialmente en forma orgánica, de acuerdo a Marschner. (1998) el Nitrógeno es absorbido por las raíces de las plantas, en forma de Nitrato ( $\text{NO}_3^-$ ) o de Amonio ( $\text{NH}_4^+$ ), de acuerdo a Cerón & Aristizábal (2012), el Nitrógeno atmosférico pasa por un proceso de fijación en suelo, sucedido este por acción química o biológica, según Benimeli et.al.(2019) la acción de la lluvia y las cargas eléctricas en el medio, llevan a la transformación del Nitrógeno molecular, en ácido nitroso ( $\text{HNO}_2$ ) o nítrico ( $\text{HNO}_3$ ), sin embargo es la acción biológica de diversos microorganismos la que permite la fijación de cantidades importantes de este elemento en el suelo, siendo la  $\text{NO}_3^-$  la forma en que mayormente se absorbe el Nitrógeno por la planta. Por otra parte, el  $\text{NH}_4^+$  suele ser absorbido por microorganismos y solo por algunas plantas como el arroz.

McDonald et.al. (1996) indican que de las funciones más importantes para el Nitrógeno se encuentra en tener una acción directa sobre el incremento de la masa seca. Favorece el desarrollo del tallo, el crecimiento del follaje y contribuye en la formación de frutos y granos. Bergman (1993) aclara que la falta de Nitrógeno en las plantas puede generar clorosis en las hojas inferiores y en caso de que aumente puede causar la caída de estas y clorosis general. El mismo autor expresa que en caso de exceso de Nitrógeno ocasiona maduración dispareja, y quemazón en los bordes de las hojas. Samra y Arora. (1997) describen el Nitrógeno como el



elemento que más influye en el crecimiento y desarrollo de la planta al generar la producción de ramas, hojas y frutos.

### **Fósforo (P)**

Según Sanzano. (2019), el Fósforo es un elemento que las plantas poseen en menor cantidad, en relación al Nitrógeno, Potasio o Calcio. El elemento es fundamental para la nutrición de las plantas, dado que cumple un rol importante en los tejidos jóvenes y órganos de reserva de las plantas, interviniendo en el desarrollo radicular y en la síntesis de proteínas, forma parte de los fosfolípidos y ácidos nucleicos de los tejidos de reserva (tubérculos y semilla), hace parte de la transferencia de energía en los procesos metabólicos de las plantas.

De acuerdo a lo que indica Pellegrini. (2017), la fuente original del Fósforo se encuentra en la roca madre, compuesta por materiales Fosfatados tales como la apatita. De acuerdo a Buckingham (2010) el Fósforo se puede encontrar en el suelo de dos formas, en compuestos orgánicos e inorgánicos. Estos se pueden encontrar desde iones en el suelo hasta moléculas más complejas y estables. En el caso de compuestos de Fósforo inorgánico se encuentran uniones con Al, Fe y Ca, esto dependiendo el PH del suelo.

En relación a lo expuesto por Zapata. (2007) este elemento es absorbido por las plantas en aniones ortofosfatados monovalentes ( $H_2PO_4$ ) y divalentes ( $HPO_4$ ), la disponibilidad del Fósforo total depende de las condiciones de PH del suelo, de allí que se sugiera que para un pH neutro el Fósforo disponible para la planta, en ambos casos sería cercano al 50%.

**Potasio (K)**

El contenido total de Potasio en suelo está relacionado con la calidad de arcillas presentes, en un suelo con características de arcillas vermiculitas y esmécticas, se espera que los contenidos de este elemento sean mayores INTAGRI (2017)

De acuerdo a lo dispuesto por Sanzano. (2014) el elemento se puede encontrar en diferentes formas en el suelo:

*Potasio (K) estructural* cuando se encuentra haciendo parte de los minerales del suelo.

*Potasio (K) Intercambiable* es aquel puede ser intercambiado por otros cationes del suelo.

*Potasio (K) Soluble* es aquel que se encuentra en la solución del suelo, es el Potasio que las plantas toman directamente del suelo, sus concentraciones varían de 0,1 a 1000 ppm.

*Potasio (K) Fijado* se asume como K fijado en suelo, que se acumula en las arcillas, el cual puede ser liberado posteriormente.

## **Metodología**

### **Zona de estudio**

El estudio se realizó en la hacienda la Milagrosa ubicada en las coordenadas latitud  $5^{\circ}10'29.8''N$  y longitud  $73^{\circ}44'47.22''W$  en el municipio de Suesca departamento de Cundinamarca, la cual tiene actualmente una explotación ganadería Simmenthal de alta selección para la producción de leche.

### **Muestreo de suelos**

En el muestreo se recolectaron un total de 47 muestras de un kilogramo, cada punto fue generado por 8 submuestras, distribuidas radialmente alrededor de un punto central, extraídas estas a una profundidad de 20 cm. Los puntos tomados fueron registrados con ayuda de un Sistem Global Posicionado GPS marca MobileMapper 20 con especificaciones de precisión SBAS Tiempo real:  $< 2$  m típico, Posprocesado:  $< 50$  cm típico las muestras se tomaron a una distancia entre puntos de 100 metros.



**Figura 1.** *Distribución Espacial de Lotes Muestreados Finca La Milagrosa Municipio de Suesca Departamento de Cundinamarca. Fuente autoría propia*

Las muestras fueron enviadas al laboratorio Fundases, en la ciudad de Bogotá, donde se realizó el análisis de suelos de caracterización y elementos menores, lo que comúnmente se conoce como análisis de suelos completo.

## **Metodologías analíticas para Nitrógeno, Fósforo y Potasio**

Las metodologías de cuantificación de niveles de macroelementos en suelo fueron:

Nitrógeno Nítrico *destilación titulación NTC 5595 unidades mg N NO<sub>3</sub> / Kg.*

Nitrógeno Amoniacal *destilación titulación NTC 5595 unidades mg N NH<sub>4</sub> / Kg.*

Fósforo disponible Bray II *colorimétrico NTC 5350 unidades mg P / Kg.*

Potasio extracción *acetato de Amonio / Absorción atómica NTC 5349 unidades meq / 100 g.*

## **Procesamiento**

El procesamiento de datos se realizó en el programa R versión 4.0.3, se procedió a la instalación de las bibliotecas requeridas para esta investigación, para determinar test de normalidad, validación de supuestos de autocorrelación por I de Moran, desarrollo inicial del modelo para determinación del tipo de Kriging a trabajar, obtención de variogramas, desarrollo de modelos para variograma, ajuste de modelos y desarrollo de la interpolación acorde al tipo de Kriging definido.

## **Alistamiento de Datos**

Inicialmente se desarrolló conversión de los datos al sistema de coordenadas planas Magna Sirgas 3116, origen Bogotá los datos fueron analizados de manera independiente de acuerdo al tipo de elemento; Nitrógeno Nítrico, Nitrógeno Amoniacal, Fósforo y Potasio. Se desarrollo verificación de datos atípicos y descarte de los mismos cuando fue necesario.

### **Verificación y ajuste supuesto de normalidad**

Para comprobar si existía distribución normal se aplicó test de Shapiro-Wilk, los datos que al contrario no obtuvieron comportamiento normal, fueron transformados a través de la transformación Box Cox, con dicha transformación se procedió a aplicar nuevamente el test de normalidad para determinar el ajuste a la distribución normal de los datos sometidos a la transformación.

### **Verificación de supuesto de autocorrelación espacial**

Se procedió a realizar test de autocorrelación espacial por I de Moran en este caso se trabajó la secuencia en el programa R versión 4.0.3 acorde al desarrollo de una distancia Euclidiana y una simulación de Montecarlo aplicando 3000 iteraciones.

### **Obtención de los modelos y definición de tipo de Kriging**

Una vez verificados los supuestos de normalidad y la evidencia de autocorrelación espacial se procedieron a definir el tipo de Kriging a aplicar.

Como primera medida se desarrolló un modelo inicial relacionado a la variables con los ejes de las coordenadas en las cuales donde el eje de las Y representa el norte y el eje X representan la coordenada Este, inicialmente se desarrolló un primer modelo trabajando como variable de respuesta el parámetro analizado en el suelo y como variables predictoras los ejes coordenados, si como resultado de desarrollo del modelo alguno de los ejes coordenados mostró ser significativo para el modelo con una significancia del 5%, se procedió a desarrollar un Kriging Universal, pero si ninguno de los ejes coordenados resultó significativo, se procedió a desarrollar un Kriging Ordinario que es la variable relacionada consigo misma.

## Obtención de semivariogramas y ajuste de modelos

Con ayuda de programa R se desarrolló la simulación inicial de los semivariogramas empíricos buscando el que más se ajustará a la semivarianza de los datos originales, identificando un perfil gráfico adecuado para proceder a obtener el modelo teórico que demostrará el mejor ajuste a los datos recolectados.

En el presente trabajo se aplicaron los modelos más referenciados en las investigaciones consultadas estos son el modelo Gaussiano, el modelo Esférico y el modelo Exponencial, cada tipo de modelos se trabajó obteniendo las diferentes opciones desarrollo del modelo específico en el presente trabajo de investigación se elaboraron modelos de tipo OLS ordinary least squares (Mínimos Cuadrados Ordinarios), WLS weighted least squares (Mínimos Cuadrados Ponderados) en este caso se trabajaron dos opciones de tipo npairs y de tipo Cressie, también se trabajó el tipo ML Máximum Likelihood (Máxima Verosimilitud) y por último el tipo REML Restricted máximum likelihood (Máxima Verosimilitud Restringida).

Para los diferentes modelos se desarrolló la validación cruzada para cada macroelemento cuantificados en suelo, se usó como criterio de evaluación la Raíz del Error Cuadrático Medio RMSE seleccionando el modelo con un menor para este criterio de evaluación, la expresión de cálculo fue la siguiente:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (6)$$

$$\sqrt{MSE} = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Real - Predicción)^2}$$

De donde:

*n= número de datos*

*Real= datos originales de campo*

*Predicción= dato que se obtiene del modelo seleccionado.*

En Cada uno de los modelos se obtuvieron los parámetros de semivariograma, Pepita, Meseta y el rango acorde a lo ajustado por parte del programa R.

### **Interpolación por la técnica de Kriging y obtención de mapas de macroelementos**

Una vez se seleccionó el modelo se procedió a desarrollar la técnica de Kriging que consistió en la generación de puntos interpolados en los puntos muestreados, con el modelo seleccionado se procedió a obtener los valores teóricos de esos puntos, con los cuales se desarrollaron los mapas de cada Macroelemento que cumplió a cabalidad el supuesto de normalidad y la condición de autocorrelación espacial.

Una vez obtenidos los valores predichos por el modelo para los puntos de la interpolación se desarrolló estadística descriptiva con medidas de tendencia central y de apuntamiento, comparando el resultado de la simulación con la estadística descriptiva de los datos originales, verificando alineación por cuantiles y un buen acercamiento a medidas de tendencia central como la media y la mediana.



## Resultados

### Aplicación de la técnica de kriging para Nitrógeno Nítrico

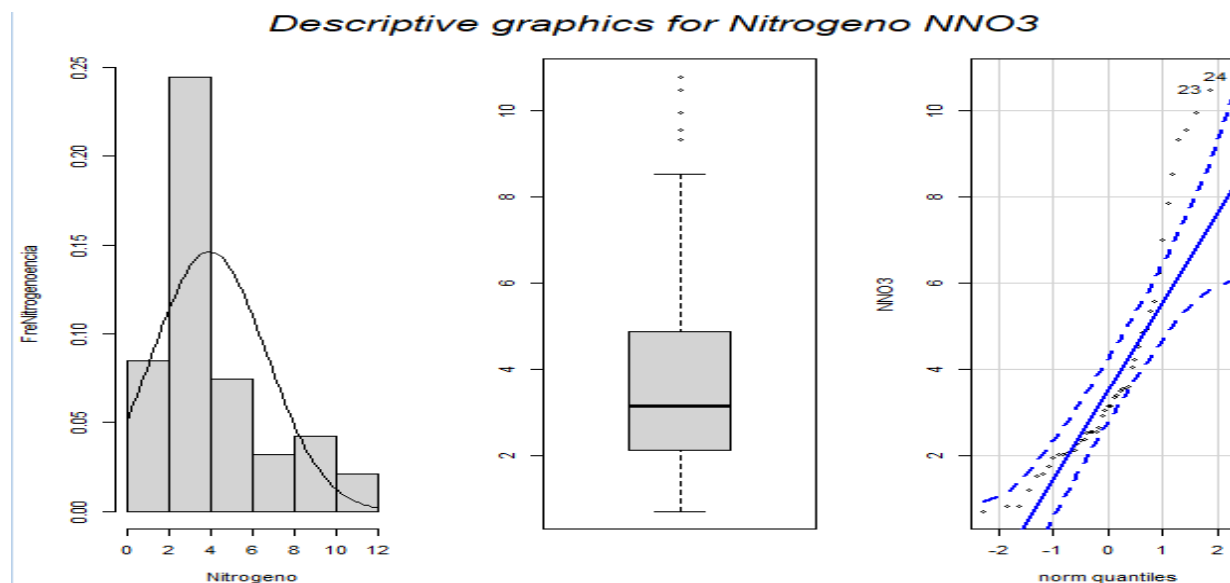
#### Caracterización de la distribución espacial de Nitrógeno Nítrico

Se procesaron los datos correspondientes al análisis de suelos de 47 puntos muestreados de Nitrógeno Nítrico, obteniéndose los resultados que se registran en la tabla 1.

**Tabla 1.** *Resumen descriptivo Nitrógeno Nítrico.*

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu	Max.
0.690	2.105	3.140	3.971	4.880	10.800

Se procedió a validar a través de histograma y diagrama de dispersión si hay presencia de datos atípicos, se observa entonces la presencia de cinco datos atípicos, correspondientes a 9.33, 10.5, 10.8, 9.96 y 9.56 localizados en los puntos 22, 23, 24, 25 y 47 respectivamente.



**Figura 2.** Gráficos descriptivos Nitrógeno Nítrico NNO3 mg / Kg. Fuente autoría propia.

En materia de niveles del Nitrógeno Nítrico Lopez & Miñano. (1988) registran que menos de 4,5 ppm que es lo mismo que 4,5 mg / Kg en las unidades en las que se reportan las muestras procesadas se dice que un nivel muy bajo de Nitrógeno en forma de Nitratos o Nitrógeno Nítrico, los mismos autores registran que 4,5 a 8 mg / Kg es un nivel bajo, acorde a lo registrado en el Tercer Cuartil para Nitrógeno Nítrico se obtuvo un valor de 4,88 mg / Kg se puede decir que el 75% de las muestras tienen valores menores a iguales a 4,88 que acorde a los criterios registrados por Lopez & Miñano. (1988) se considera que el 75% de las muestras procesadas presentan niveles bajos de Nitrógeno Nítrico.

### *Validación supuesta de normalidad*

Tomando los datos originales de Nitrógeno Nítrico se procedió a aplicar test de Shapiro-Wilk, obteniendo el siguiente resultado:

**Tabla 2.** *Validación de Normalidad Nitrógeno Nítrico*

---

Shapiro-Wilk normality test

data: datosdf\$NN03

W = 0.84877, p-value = 2.399e-05

---

De la tabla 2 el P valor es menor a 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se concluye con un 95% de confianza que los datos originales del Nitrógeno Nítrico no se comportan acorde a una distribución normal.

Dado que no se obtiene una distribución normal de los datos originales se procedió a desarrollar una transformación Box Cox y verificar posteriormente la normalidad de los datos transformados, con un valor de Lambda de 0.04173653 calculado como potencia de transformación que se aplicó al Nitrógeno Nítrico.

**Tabla 3.** Verificación normalidad de Nitrógeno Nítrico con transformación Box Cox

---

Shapiro. Test(datos2T\$NN03)

Shapiro-Wilk normality test

data: datos2T\$NN03

W = 0.97078, p-value = 0.2836

---

Fuente Autoria propia

En la tabla 3 se observa que el P Valor es mayor a 0,05, lo cual indica que no se rechaza la hipótesis nula y con un 95% de confianza se concluye que los datos de Nitrógeno Nítrico sometidos a una transformación Box Cox se comportan acorde a la distribución normal.

Se realizó validación del supuesto de autocorrelación espacial por I de Moran, para determinar si hay auto correlación entre los datos de Nitrógeno Nítrico sometidos a una transformación Box Cox.

**Tabla 4.** *Validación de supuesto de autocorrelación para Nitrógeno Nítrico transformado aplicando I de Moran*

---

<i>Monte-Carlo simulation of Moran I</i>
<i>data: X[[i]]</i>
<i>weights: lw2</i>
<i>number of simulations + 1: 3001</i>
<i>statistic = 0.15019, observed rank = 2944, p-value = 0.01899</i>
<i>alternative hypothesis: greater</i>

---

Dado que el estadístico registrado en la tabla 4 por el I de Moran es de 0,15 acorde a lo registrado por Balzarini .(2014) se detecta que apenas se sobrepasa el valor crítico de 0 lo cual indica que la dispersión de las observaciones en el espacio puede ser completamente aleatoria o lo que es de manera más concreta que puede no existir un patrón de distribución espacial, así las cosas se considera a la luz de las consultas que no es adecuado el desarrollado de un modelo espacial para el elemento Nitrógeno Nítrico.

### **Aplicación de la técnica de kriging para Nitrógeno Amoniacal**

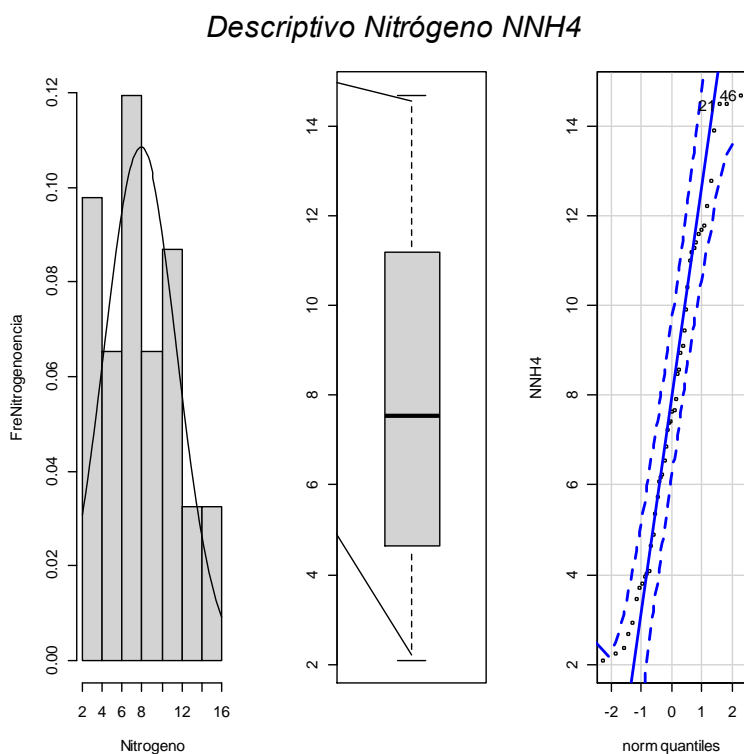
#### **Caracterización de distribución espacial de Nitrógeno Amoniacal**

El desarrollo de resumen descriptivo en el programa R para Nitrógeno Amoniacal, se registra en la Tabla 5.

**Tabla 5.** Resumen descriptivo Nitrógeno Amoniacal

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
2.090	4.760	7.650	8.494	11.250	38.800

Con los datos de Nitrógeno Amoniacal, se procedió a validar por medio de histograma, y los gráficos descriptivos Box Plot y QQPLOT, si había presencia de datos atípicos, se encuentra un dato atípico 38.8 que se registró en la muestra número 46.

**Figura 3.** Gráficos descriptivos Nitrógeno Amoniacal Original mg / Kg. Fuente autoría propia

Descartando al dato atípico se aplicó nuevamente análisis descriptivo obteniendo los siguientes resultados que se registran en la tabla 6.

**Tabla 6.** *Segundo Resumen descriptivo sin atípico para Nitrógeno Amoniacal.*

---

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
2.090	4.700	7.540	7.836	11.150	14.700

---

En este caso se verificó de nuevo la existencia de atípicos y el programa R no reporto ninguno. Acorde a lo registrado por Lopez y Miñano. (1988) en el caso de Nitrógeno Amoniacal el Nivel muy bajo corresponde a muestras con valores menores a 4 mg / Kg ó ppm, los mismos autores registran que valores entre 4 mg / Kg y 8 mg / Kg se consideran niveles bajos, acorde a lo registrado en el segundo cuartil ó mediana para Nitrógeno Amoniacal el 50% de las muestras tienen valores menores o iguales 7,540 mg / Kg, se puede detectar que el 50% de las muestras presenta niveles bajos de Nitrógeno en forma Amoniacal.

#### *Validación supuesta de normalidad*

La validación del supuesto de normalidad por medio del test Shapiro-Wilk se registra en la tabla 7.

**Tabla 7.** *Validación de supuesto de normalidad Nitrógeno Amoniacal.*

---

Shapiro-Wilk normality test
data: datosdf\$NNH4
W = 0.95764, p-value = 0.09277

---

Acorde a la tabla 7. El P Valor es mayor a 0,05 no se rechaza la hipótesis nula y con un 95% de confianza se concluye que los datos de Nitrógeno Amoniacal descartado un atípico se comportan acorde a una distribución normal.

La validación de supuesto de autocorrelación se realizó por el test I de Moran el resultado se registra en la Tabla 8.

**Tabla 8.** *Resultados Validación supuesto de Autocorrelación por I de Moran para Nitrógeno Amoniacal.*

---

***Monte-Carlo simulation of Moran I***

***data: X[[i]]***

***weights: lw2***

***number of simulations + 1: 3001***

***statistic = 0.14081, observed rank = 2901, p-value = 0.03332***

***alternative hypothesis: greater***

---

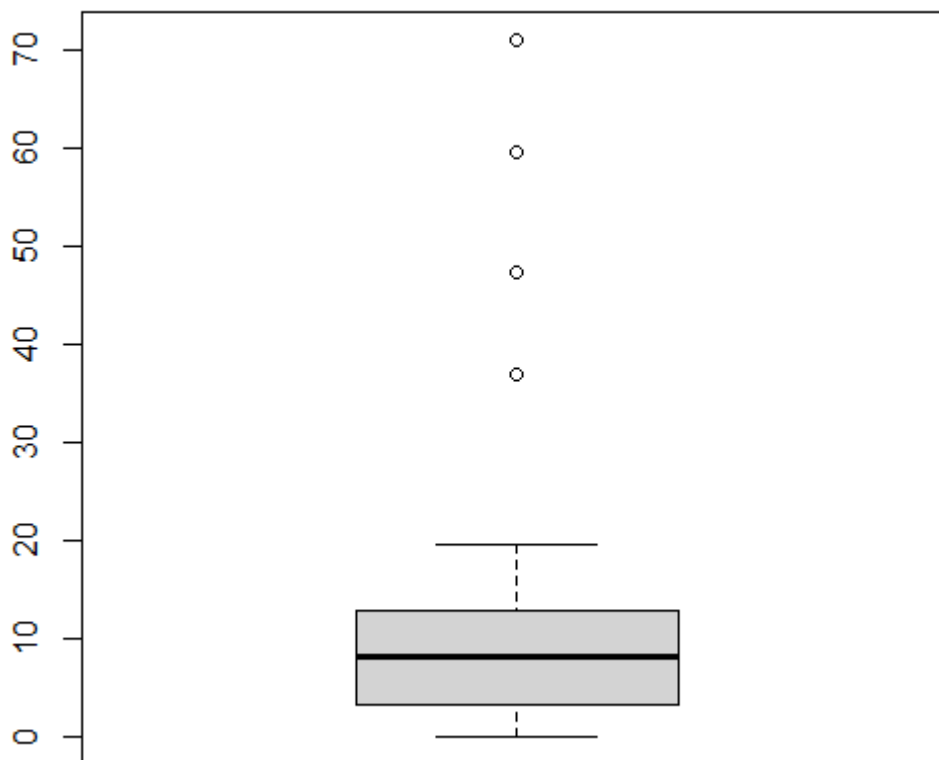
Acorde en la tabla 8 dado que el estadístico calculado por I de Moran es de 0,14 en concordancia con lo registrado por Balzarini. (2014) apenas se sobrepasa el valor crítico de 0 lo cual indica que la dispersión de las observaciones en el espacio puede ser completamente aleatoria o que puede no existir un patrón de distribución espacial, así las cosas, se considera a la luz de las consultas que no es adecuado el desarrollado de un modelo espacial para el elemento Nitrógeno Amoniacal.



## Aplicación de la técnica de kriging para Fósforo

### Caracterización de distribución espacial del Fósforo

Se procedió a desarrollar estadística descriptiva al Fósforo en 47 puntos de muestreo, con la elaboración del histograma, Box Plot y el gráfico QQPLOT, se identificaron cuatro datos atípicos, cuyos valores de Fósforo fueron: 36.9, 47.2, 70.9 y 59.5 ubicados en las muestras 1, 3, 4 y 10 estas muestras se procedió a descartarlas y desarrollar el proceso con los resultados de las muestras restantes.



**Figura 4.** Box plot con datos atípicos de Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia.

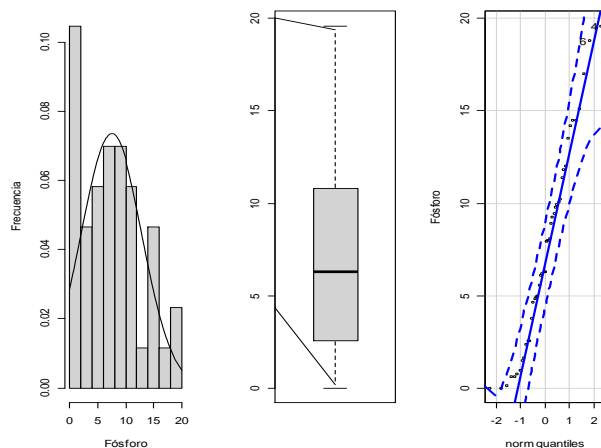
Se procedió a descartar los datos atípicos y se desarrolló el procesamiento de la información con 43 datos, de la estadística descriptiva aplicada se obtuvo la siguiente información registrada en la tabla 9.

**Tabla 9.** *Resumen descriptivo Fósforo.*

---

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.005	2.570	6.300	7.476	10.800	19.600

---



**Figura 5.** *Gráficos descriptivos para Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia.*

Una vez descartados los atípicos se desarrolló una segunda verificación de atípicos a los datos de las 43 muestras restantes y en este caso el programa R no reporta la existencia de nuevos datos atípicos.

Acorde a lo registrado el Instituto Colombiano Agropecuario. (1992) en su recomendación de fertilización para pastos de clima frio muestras con niveles inferiores a 15 ppm ó mg/ Kg de Fósforo se consideran niveles bajos, acorde al tercer cuartil para Fósforo el 75% de las muestras presente valores menores o iguales 10,8 ppm ó mg/ Kg se puede determinar que el 75% de las muestras presentan niveles bajos de Fósforo.

Por medio del test Shapiro-Wilk, se determinó la normalidad de los datos de Fósforo como se registra en la tabla 10.

**Tabla 10.** *Validación supuesto de normalidad para Fosforo.*

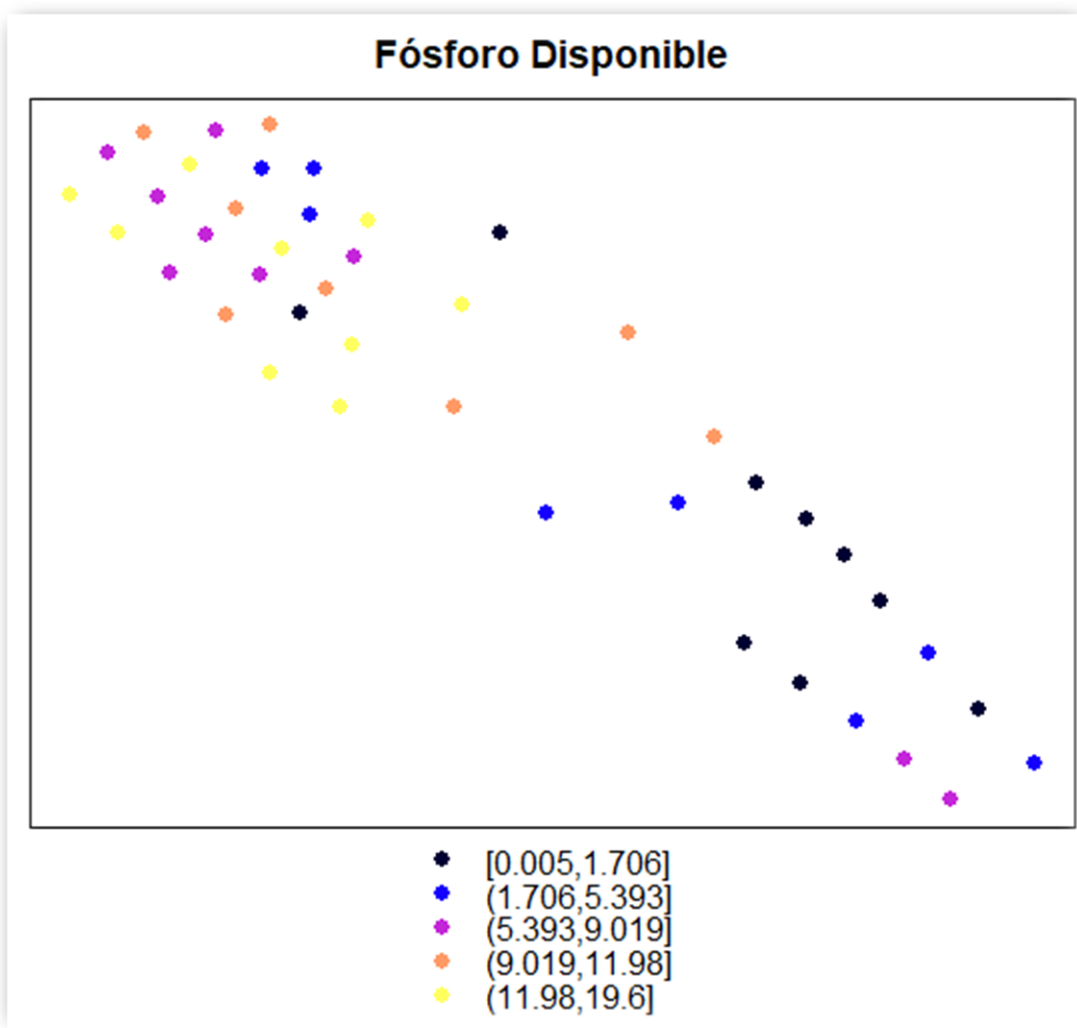
---

Shapiro-Wilk normality test
data: datosd\$Fosforo_di
W = 0.95213, p-value = 0.07131

---

Acorde a la tabla 10 el P Valor es mayor a 0,05 no se rechaza la hipótesis nula y con un 95% de confianza se concluye que los datos del macroelemento Fósforo se comportan acorde a una distribución normal.

Se desarrolló un mapa inicial de ubicación de puntos de muestra originales y sus respectivos valores como se registra en la figura 6.



**Figura 6.** Niveles de Fósforo mg / Kg en 43 muestras con descarte de datos atípicos. Fuente autoría propia.

Por medio del I de Moran se validó el supuesto de autocorrelación espacial como se registra en la tabla 11.

**Tabla 11.** *Validación de supuesto de autocorrelación por I de Moran para Fósforo. Fuente autoría propia.*

---

<i>Test de I de Moran</i>	<i>Monte-Carlo simulation of Moran I</i>
<i>weights: lw2</i>	
<i>number of simulations + 1: 3001</i>	
<i>statistic = 0.30064, observed rank = 3001, p-value = 0.0003332</i>	
<i>alternative hypothesis: greater</i>	

---

En este caso el estadístico de prueba reporta un valor de 0.30064 lo que indica una mejor autocorrelación espacial en los valores de elemento Fósforo en comparación con los niveles de Nitrógeno en su forma Nítrica y Amoniaca, adicionalmente el P Valor es menor a 0,05 se rechaza la hipótesis nula de no existencia de autocorrelación y se concluye con un 95% de confianza que elemento Fósforo presenta autocorrelación espacial y se puede proceder al desarrollo de un modelo estadístico espacial.

### **Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca**

Para Modelo 1 con se trabajó con todos los ejes y su interacción se obtuvieron los resultados que se registran en la tabla 12 que relaciona el modelo con intercepto y sus coeficientes.

**Tabla 12.** *Modelo 1 con todos los ejes y sus interacciones para Fósforo*

---

```

Call:
lm(formula = datos2FSFosforo ~ x1 + x2 + I(x1 * x2) + I(x1^2) +
    I(x2^2), data = datos2F)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-8.2507 -3.4216 -0.3576  2.6709 11.9483

Coefficients: (3 not defined because of singularities)
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  2.323e+04  1.227e+04   1.893  0.06555 .
x1          -1.351e-02  4.883e-03  -2.767  0.00853 **
x2          -8.656e-03  6.989e-03  -1.238  0.22279
I(x1 * x2)                NA         NA      NA      NA
I(x1^2)                   NA         NA      NA      NA
I(x2^2)                   NA         NA      NA      NA
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4.565 on 40 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3264,    Adjusted R-squared:  0.2928
F-statistic: 9.693 on 2 and 40 DF,  p-value: 0.0003695

```

---

En la tabla 12 se puede observar que es significativo el eje x1 que es el eje coordenado Este, como es significativo se concluye que se debe aplicar un Kriging universal, pero se desarrolló un nuevo modelo en el que se trabajó con el eje significativo del modelo 1, como se registra en la tabla 13.

**Tabla 13.** *Modelo 2 para Fósforo con el eje Este*


---

```

Call:
lm(formula = datos2F$Fosforo ~ x1, data = datos2F)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-7.7457 -3.4676 -0.6346  3.6114 11.2114

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  8.229e+03  1.958e+03   4.202 0.000139 ***
x1          -7.928e-03  1.889e-03  -4.198 0.000141 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4.594 on 41 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3006,    Adjusted R-squared:  0.2835
F-statistic: 17.62 on 1 and 41 DF,  p-value: 0.0001411

```

---

Acorde a la tabla 13 se puede concluir que tanto el intercepto como el coeficiente del eje coordenada Este son significativos para el modelo.

Posteriormente se desarrolló la validación del supuesto de normalidad para los residuales del modelo 2 que fue el seleccionado, el resultado se reporta en la tabla 14.

**Tabla 14.** *Validación del supuesto de normalidad modelo con eje Este*


---

```

Shapiro-Wilk normality test

```

```

data: modelo21$res
W = 0.96305, p-value = 0.1792

```

---

Acorde a lo registrado en la tabla 14 el P Valor es mayor a 0,05 no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los residuales del modelo con el eje Este se comportan acorde a una distribución normal.

Posteriormente se desarrolló un modelo con solo los residuales para verificar remoción de la tendencia como se registra en la tabla 15.

**Tabla 15.** Modelo 3 Verificación de remoción de tendencia.

---

```

Call:
lm(formula = modelo21$res ~ x1 + x2, data = datos2F)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-8.2507 -3.4216 -0.3576  2.6709 11.9483

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.500e+04  1.227e+04   1.223   0.229
x1          -5.583e-03  4.883e-03  -1.143   0.260
x2          -8.656e-03  6.989e-03  -1.238   0.223

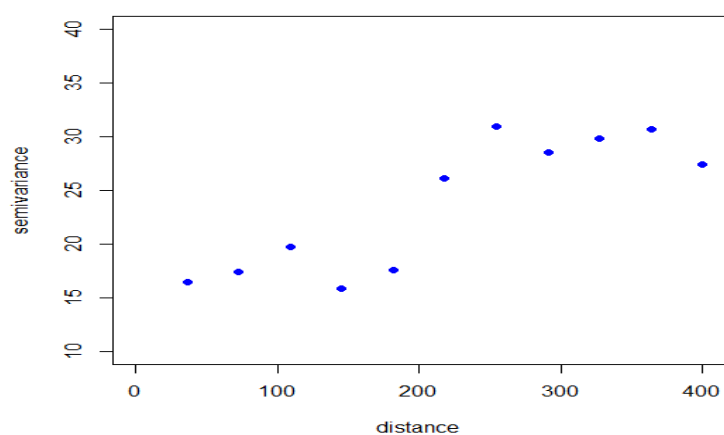
Residual standard error: 4.565 on 40 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.03692,    Adjusted R-squared:  -0.01123
F-statistic: 0.7668 on 2 and 40 DF,  p-value: 0.4712

```

---

Acorde a lo registrado en la tabla 15 se verifica la remoción de la tendencia pues ninguno de los ejes coordenados es significativo.

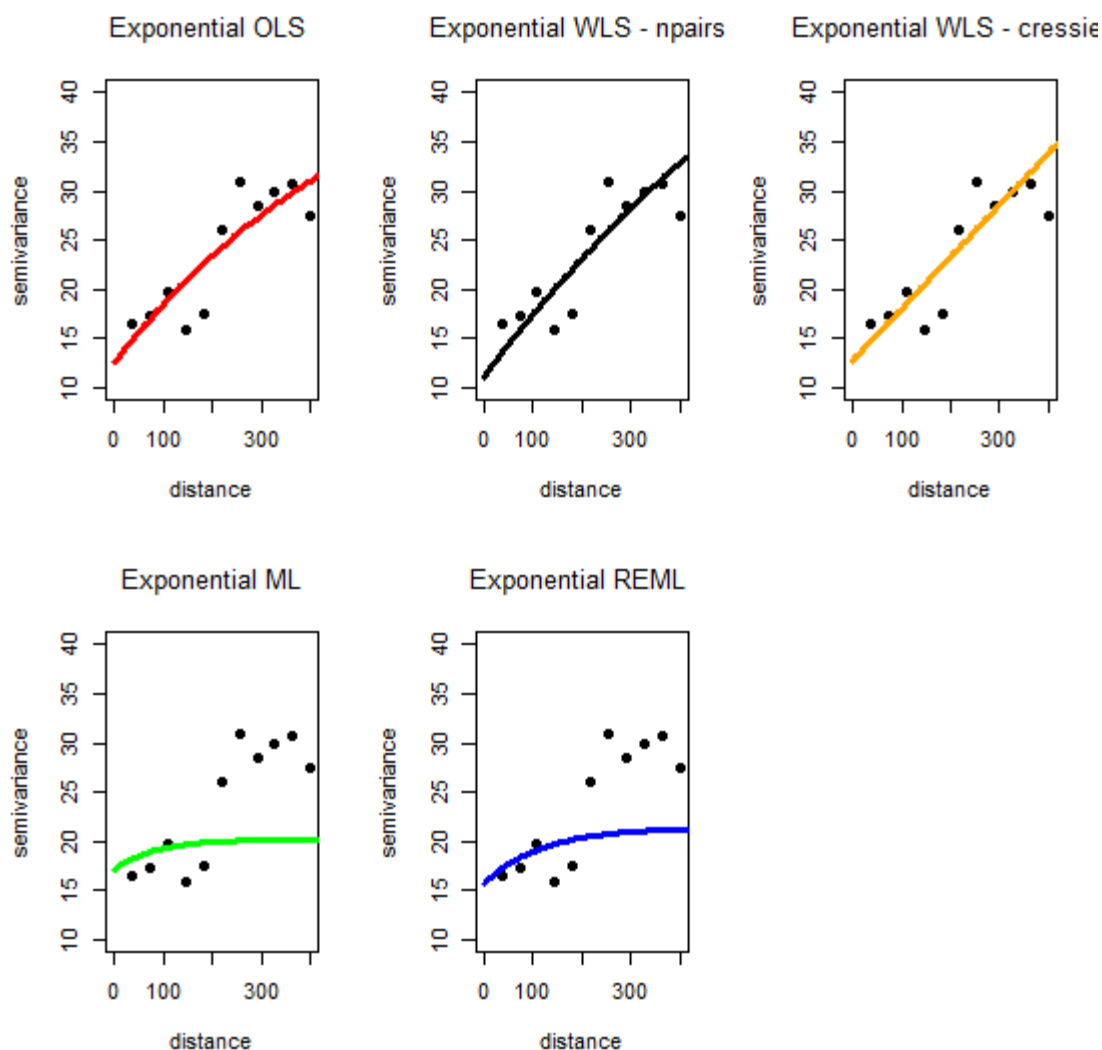
Posteriormente se desarrolló la obtención del semivariograma empírico



**Figura 7.** Semivariograma empírico para Fósforo mg / Kg. Fuente autoría propia.

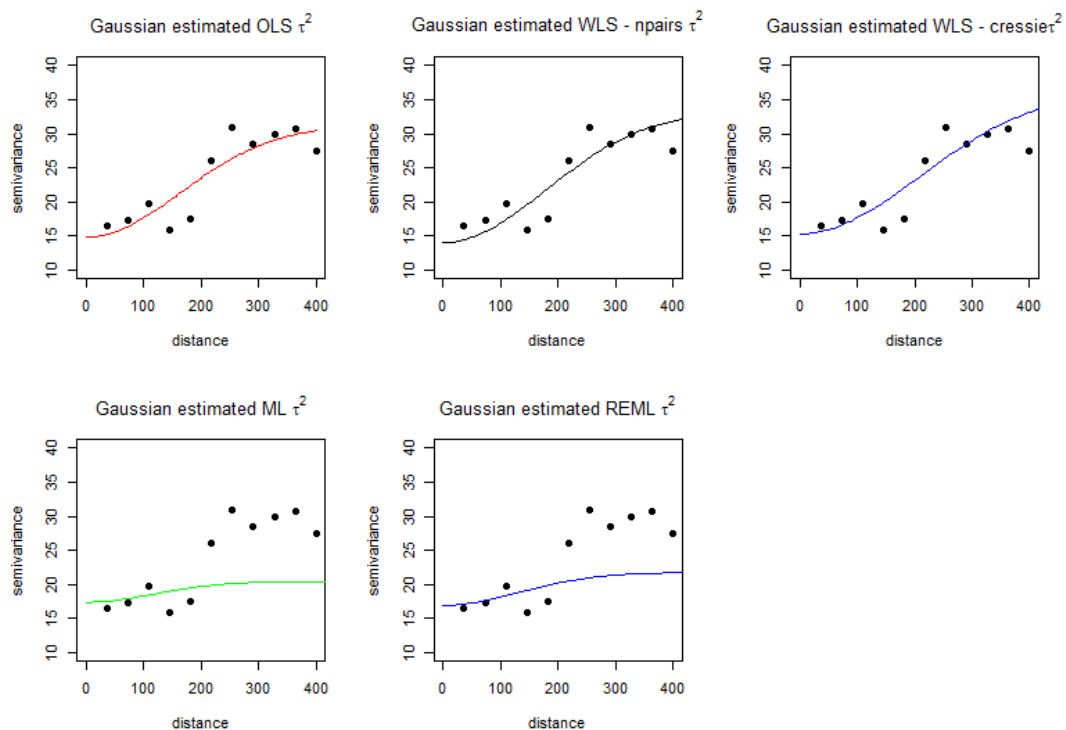


Posteriormente se desarrolló la búsqueda del mejor modelo para semivariograma en primera medida con el programa R se ajustaron los parámetros de los modelos y de manera visual se observa el ajuste de los diferentes tipos modelos, en la figura 8 se registra el ajuste gráfico de los modelos exponenciales.



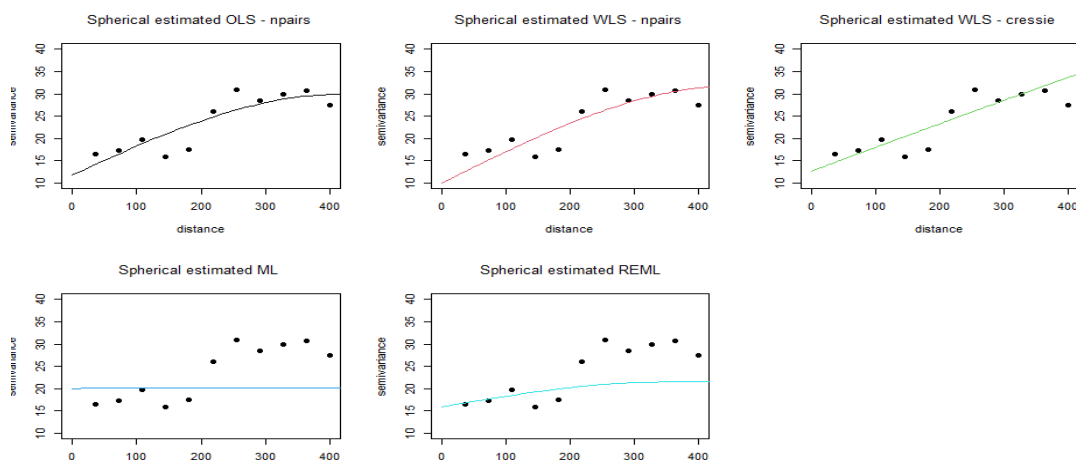
**Figura 8.** Ajuste de modelos exponenciales a semivariograma de Fósforo mg / Kg..  
Fuente autoría propia.

Posteriormente se verificó el ajuste de los modelos Gaussianos



**Figura 9.** Ajuste semivariograma de Fósforo mg / Kg con modelos Gaussianos. Fuente autoría propia.

Por último, se trabajó con modelos de Esféricos como se registra en la figura 10.



**Figura 10.** Ajuste a semivariograma de Fósforo mg / Kg de modelos Esféricos. Fuente autoría propia.

Acorde a las figuras 8, 9 y 10 se observa un mejor ajuste gráfico de los modelos Gaussianos pues la proyección del semivariograma es más coherente con el trazo de los puntos.

### **Validación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca.**

Se desarrolló en el programa R un proceso de ajuste de modelos para semivariograma para el macroelemento Fósforo y luego la validación cruzada de los mismos calculado en cada caso RMSE y permitiendo una selección objetiva del mejor modelo para semivariograma. Por último, se desarrolló la interpolación acorde al tipo de Kriging seleccionado para el Fósforo, dado que la interpolación de puntos no permite validación, la precisión del Kriging aplicado se verificó por comparación de resumen descriptivo de los datos de las muestras de campo con el resumen descriptivo de la interpolación por la técnica de Kriging.

**Tabla 16.** Validación cruzada RMSE modelos para semivariograma de Fósforo

<b>Modelo</b>	<b>RMSE</b>
<i>Exponential OLS</i>	<i>0.09965802</i>
<i>Exponential WLS npairs</i>	<i>0.1882995</i>
<i>Exponential WLS Cressie</i>	<i>0.1314382</i>
<i>Exponencial ML</i>	<i>0.1878818</i>
<i>Exponential REML</i>	<i>0.1348695</i>
<i>Gaussian OLS</i>	<i>0.1194359</i>

---

<i>Gaussian WLS npairs</i>	<i>0.1811143</i>
<i>Gaussian WLS Cressie</i>	<i>0.113197</i>
<i>Gaussian ML</i>	<i>0.1494209</i>
<i>Gaussian REML</i>	<i>0.1135582</i>
<i>Espherical OLS</i>	<i>0.1189762</i>
<i>Espherical WLS npairs</i>	<i>0.2315381</i>
<i>Espherical WLS Cressie</i>	<i>0.1307282</i>
<i>Espherical ML</i>	<i>0.2465526</i>
<i>Espherical REML</i>	<i>0.1131344</i>

---

Acorde a lo registrado en la tabla 16 y dada la verificación preliminar del ajuste gráfico se seleccionó el modelo Gaussiano Cressie por condición gráfica y valor de RMSE, se aclara que en el caso de los modelos exponenciales el ajuste gráfico no es adecuado y en el caso de los modelos Esféricos el tipo REML la trayectoria gráfica se aleja de los datos del semivariograma empírico.

Los parámetros del modelo seleccionado y ajustado en el programa R se relacionan en la tabla 17.

**Tabla 17.** *Modelo Gaussiano Cressie ajustado a semivariograma de Fósforo*


---

	model	psill	range
1	Nug	15.30857	0.0000
2	Gau	21.01426	292.3994

---

Posteriormente se procedió a desarrollar el Kriging de tipo universal con el modelo seleccionado y para este Kriging se desarrolló simulación con 50000 puntos de interpolación, una vez ejecutado el proceso en el programa R se obtuvo un resumen descriptivo de datos interpolados que se comparó con el resumen descriptivo de los datos originales procedentes de muestras colectadas, el registro de esta comparación se reporta en la tabla 18.

**Tabla 18.** *Datos de muestras e interpolación por Kriging Universal para Fósforo*


---

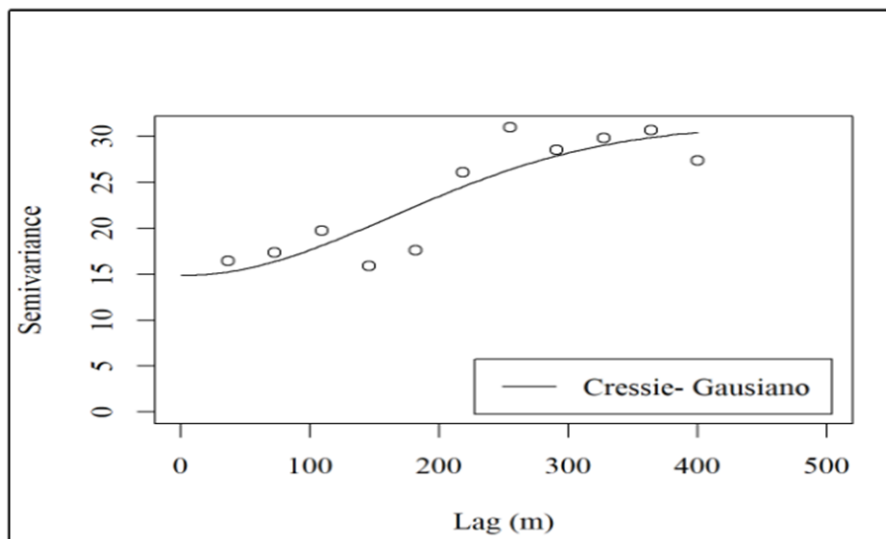
Muestras colectadas					
<pre>&gt; summary(datos2F\$Fosforo)</pre>					
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.005	2.570	6.300	7.476	10.800	19.600
<pre>&gt; summarv(krig u)</pre>					
Interpolación por Kriging Universal					
	varl.pred		varl.var		
Min.	: 0.6313	Min.	:16.66		
1st Qu.:	3.1180	1st Qu.:	18.05		
Median :	7.5475	Median :	18.94		
Mean :	6.8605	Mean :	19.26		
3rd Qu.:	10.1089	3rd Qu.:	20.14		
Max.	:13.5837	Max.	:38.02		

---

Acorde a lo relacionado en la tabla 18 se observa que el modelo se alinea en el primer y tercer cuartil con los datos originales, pero hay diferencia marcada en la media y mediana lo que

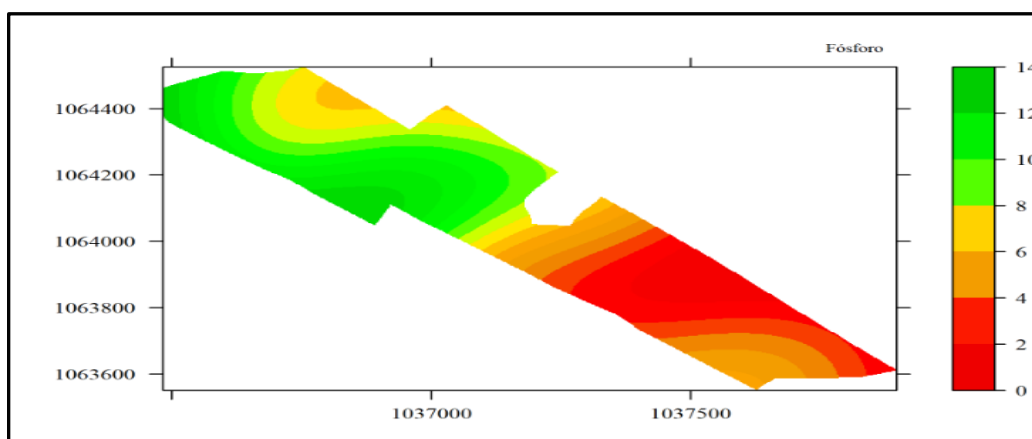
deja claro que el modelo no es lo suficientemente consistente en la predicción de los datos reales.

Por último, se desarrolló la obtención del variograma de modelo y el mapa de Fósforo



**Figura 11.** Semivariograma modelo seleccionado para Fósforo. Fuente autoría propia.

En la figura 12 se registra el mapa producto de la interpolación por Kriging Universal para el Fósforo en la Finca la Milagrosa municipio de Suesca departamento de Cundinamarca.



**Figura 12.** Mapa de Fósforo mg / Kg por medio de Kriging Universal. Fuente autoría propia.

Se puede observar en el mapa dos zonas claramente definidas una de niveles altos y una de niveles bajos pero que en ciertos puntos puede conducir a predicciones que pueden presentar sesgo como se verifica en el contraste de cuartiles y medidas de tendencia central de los datos muestreados y los datos interpolados.

### **Aplicación de la técnica de kriging para Potasio**

#### **Caracterización de distribución espacial de Potasio**

Para el Potasio se desarrolló estadística descriptiva y verificación de la presencia de datos atípicos, en este caso con la verificación inicial de datos atípicos se procedió a descartar el dato de la muestra que presento un valor de 3,17, posteriormente se desarrolló estadística descriptiva y la verificación de ajuste al supuesto de normalidad.

En la tabla 19 se registra el resumen descriptivo para el Potasio.

**Tabla 19.** *Resumen descriptivo Potasio*

---

```
> summary(datosdP$Potasio_In)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.1600  0.3100  0.4150  0.5457  0.6700  1.6300
```

---

Acorde a lo registrado el Instituto Colombiano Agropecuario. (1992) en su recomendación de fertilización para pastos de clima frio muestras con niveles inferiores a 0,15 meq/100 g de Potasio se consideran niveles bajos, acorde al resumen descriptivo de la tabla 19 los niveles de Potasio de las muestras colectadas se clasifican como niveles medios y altos por encima de 0,15 meq/100 g de Potasio.

En la tabla 20 se registra la aplicación del Test de Shapiro Wilk a los datos de Potasio disponible.

**Tabla 20.** *Test de Shapiro Wilk para datos de Potasio*

---

```
Shapiro-Wilk normality test

data:  datosdP$Potasio_In
W = 0.85692, p-value = 4.675e-05
```

---

Acorde a lo registrado en la tabla 20 acorde al P Valor se rechaza la hipótesis nula y con un 95% de confianza se concluye que los datos de Potasio no se ajustan a una distribución normal.

Se procedió a aplicar la transformación Box Cox en este caso en el programa R se calculó la potencia lambda con un valor de -0.1665087. con la aplicación de la transformación Box Cox se verificó el ajuste a la normalidad.

**Tabla 21.** *Test de Shapiro Wilk datos de Potasio con transformación Box Cox*

---

```
Shapiro-Wilk normality test

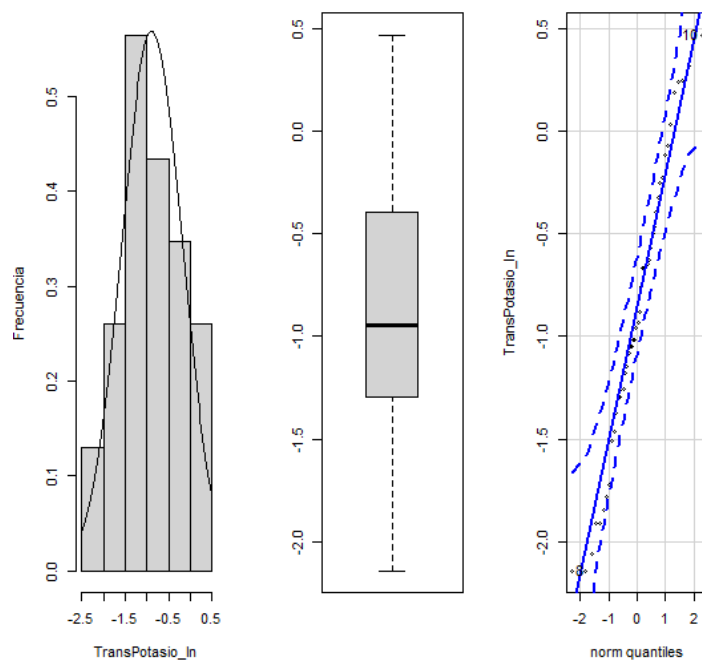
data:  datos2T$Potasio_In
W = 0.97609, p-value = 0.4562
```

---

Acorde a la tabla 20 el P Valor es mayor a 0,05 no se rechaza la hipótesis nula y con un 95% de confianza se concluye que bajo una transformación Box Cox el macroelemento Potasio se comporta acorde a una distribución normal.



También para la variable transformada se desarrollaron los gráficos descriptivos histograma, Box Plot y QQPLOT que se registran la figura 13.



**Figura 13.** Gráficos descriptivos para Potasio meq / 100 g Transformado con Box Cox.  
*Fuente autoría propia.*

Posteriormente se desarrolló la validación del supuesto de autocorrelación espacial por medio del I de Moran

**Tabla 22.** *Aplicación de I de Moran a Potasio Transformado*

---

```
Monte-Carlo simulation of Moran I

data: X[[i]]
weights: lw2
number of simulations + 1: 3001

statistic = 0.32819, observed rank = 3001, p-value = 0.0003332
alternative hypothesis: greater
```

---

En este caso el estadístico de prueba reporta un valor de 0.32819 lo que indica una autocorrelación espacial en los valores de elemento Potasio, adicionalmente el P Valor es menor a 0,05 se rechaza la hipótesis nula de no existencia de autocorrelación y se concluye con un 95% de confianza que elemento Potasio presenta autocorrelación espacial y se puede proceder al desarrollo de un modelo estadístico espacial.

**Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca.**

Como primera medida se desarrolló un modelo con los ejes coordenados y las interacciones de estos, dicho modelo se registra en la tabla 23.

**Tabla 23. Modelo 1 para Potasio Transformado**


---

```

Call:
lm(formula = datos2T$Potasio_In ~ x1 + x2 + I(x1 * x2) + I(x1^2) +
  I(x2^2), data = datos2T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.07800 -0.46491  0.04686  0.43344  1.24629

Coefficients: (3 not defined because of singularities)
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.221e+03  1.569e+03  -0.778  0.4408
x1           1.126e-03  6.296e-04  1.789  0.0806
x2           4.879e-05  8.895e-04  0.055  0.9565
I(x1 * x2)      NA           NA      NA      NA
I(x1^2)         NA           NA      NA      NA
I(x2^2)         NA           NA      NA      NA
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.5912 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3205,    Adjusted R-squared:  0.2889
F-statistic: 10.14 on 2 and 43 DF,  p-value: 0.0002466

```

---

Acorde a lo registrado en la tabla 23 ninguno de los ejes coordenados es significativo para el modelo, con lo cual se concluye que se debe desarrollar un Kriging Ordinario. Se elaboró un nuevo modelo del Potasio Transformado con el mismo sin intervención de los ejes coordenados, este modelo se registra en la tabla 24.

**Tabla 24. Modelo de Potasio**


---

```

Call:
lm(formula = datos2T$Potasio_In ~ 1, data = datos2T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.25684 -0.40710 -0.06115  0.47153  1.35532

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -0.8861     0.1034  -8.571 5.16e-11 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.7011 on 45 degrees of freedom

```

---

Acorde a la tabla 24 se observa que el intercepto es significativo para el modelo.

Se desarrolló un modelo adicional con los residuales del modelo seleccionado para confirmación de remoción de tendencia que se registra en la tabla 25.

**Tabla 25.** *Modelo de confirmación de remoción de tendencia*

---

```

Call:
lm(formula = modelo2$res ~ x1 + x2, data = datos2T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.07800 -0.46491  0.04686  0.43344  1.24629

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.220e+03  1.569e+03  -0.778   0.4411
x1           1.126e-03  6.296e-04   1.789   0.0806 .
x2           4.879e-05  8.895e-04   0.055   0.9565
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

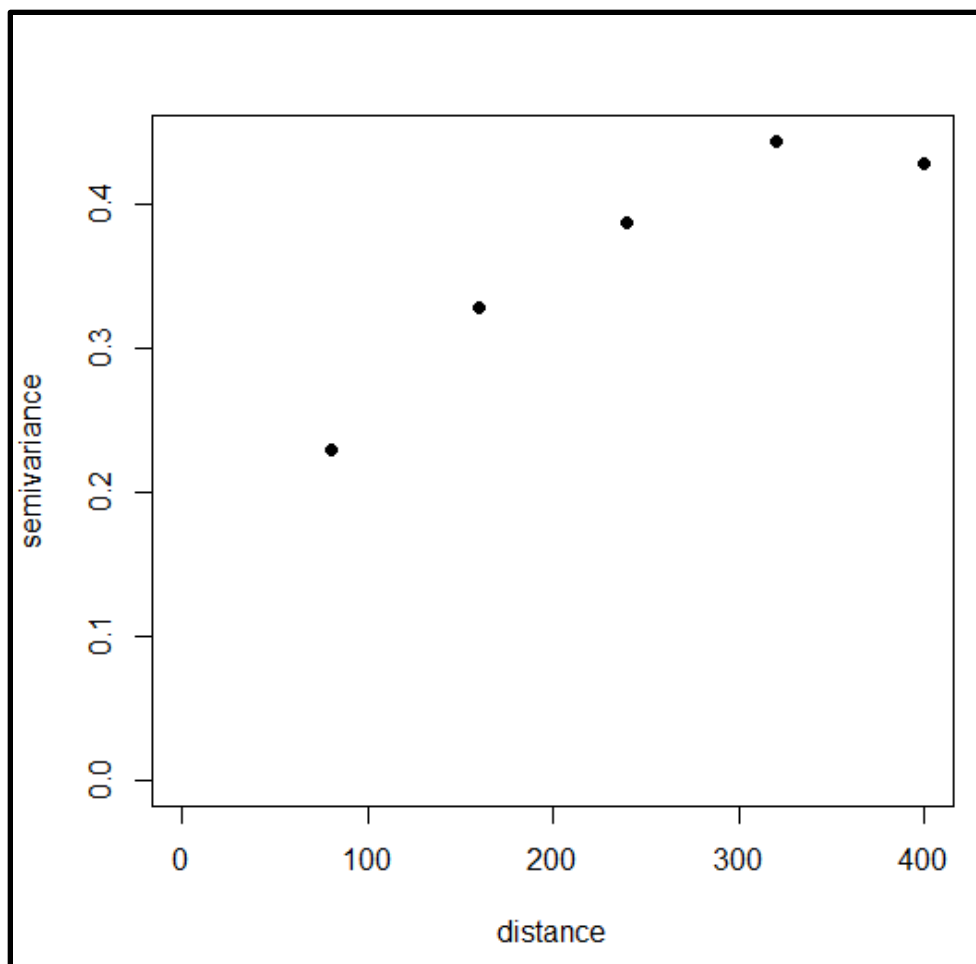
Residual standard error: 0.5912 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3205,    Adjusted R-squared:  0.2889
F-statistic: 10.14 on 2 and 43 DF,  p-value: 0.0002466

```

---

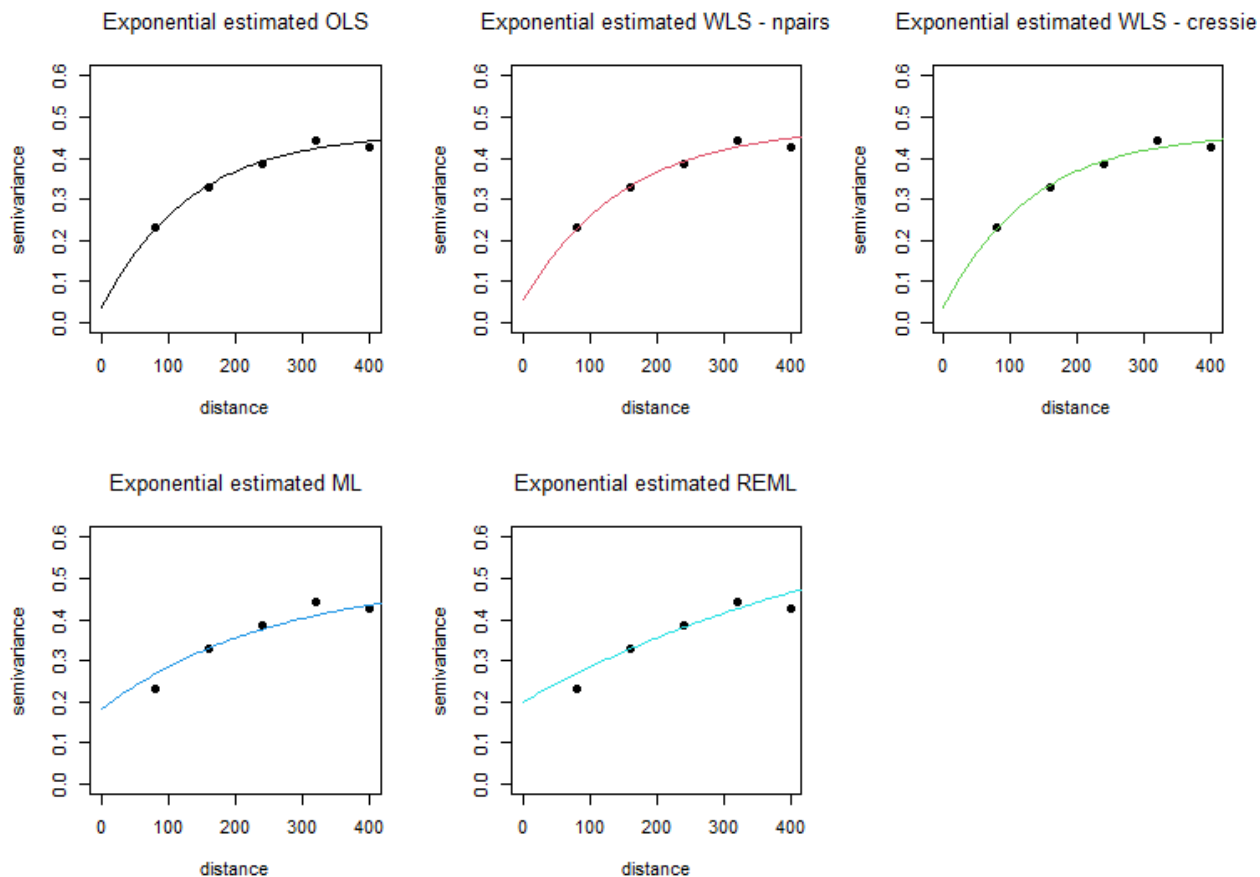
En la tabla 25 se determina que ninguno de los parámetros del modelo es significativo lo que confirma remoción de la tendencia.

Posteriormente se desarrolló la obtención del semivariograma empírico en el programa R que se registra en la figura 14.



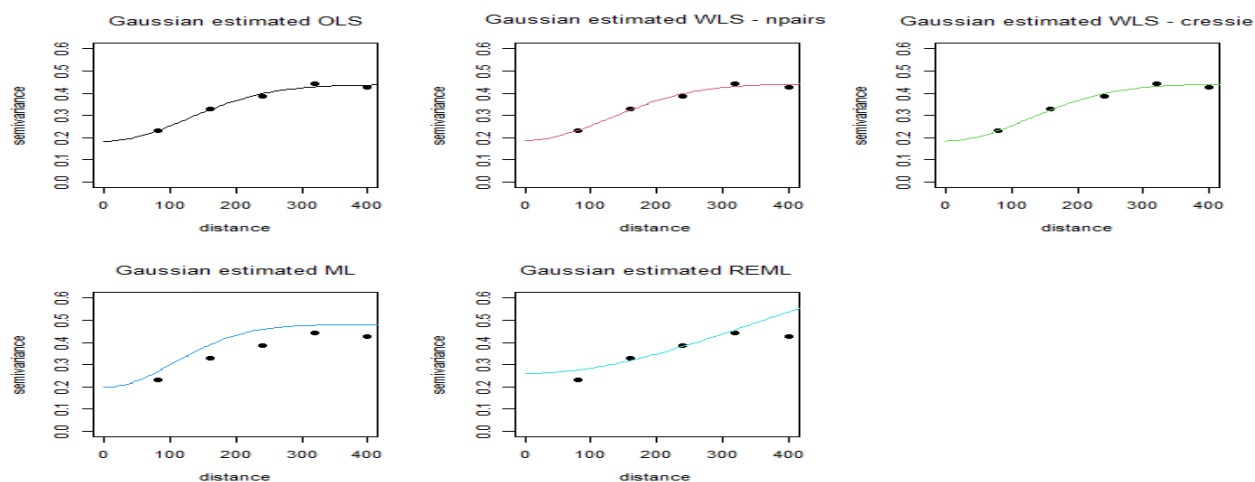
**Figura 14.** *Semivariograma empírico para Potasio meq / 100 g Transformado.*  
*Fuente autoría propia.*

Continuando con el proceso se desarrolló la búsqueda del mejor modelo para semivariograma en primera medida con el programa R se ajustaron los parámetros de los modelos y de manera visual se observó el ajuste de los diferentes modelos, en la figura 15 se registra el ajuste gráfico de los modelos exponenciales.



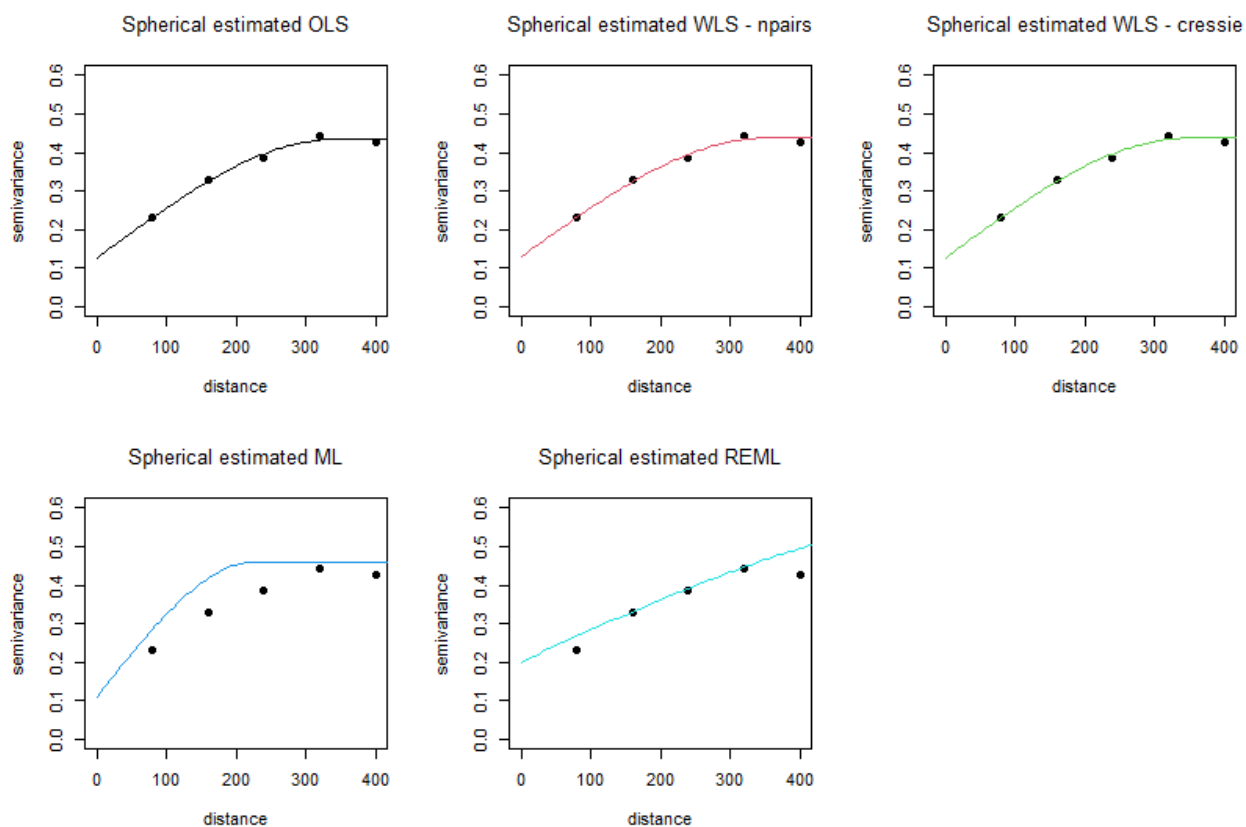
**Figura 15.** Modelos exponenciales para el semivariograma de Potasio Transformado. Fuente autoría propia.

También se determinó el ajuste visual de los modelos Gaussianos que se registra en la figura 16.



**Figura 16.** Modelos Gaussianos para el semivariograma de Potasio meq / 100 g Transformado. Fuente autoría propia.

Por último, se revisó el ajuste gráfico de los modelos Esféricos que se registra en la figura 17.



**Figura 17.** Modelos esféricos para semivariograma de Potasio meq / 100 g Transformado.

*Fuente autoría propia.*

Visualmente los tres tipos de modelos evaluados presentaron buenas condiciones de ajuste al semivariograma empírico del Potasio en suelos del Municipio de Suesca, Departamento de Cundinamarca.

## Validación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca

En el programa R se desarrolló la validación cruzada obteniendo el RMSE de todos los modelos para el semivariograma del macroelemento Potasio como se registra en la tabla 26.

**Tabla 26.** *Validación cruzada de modelos para semivariograma de Potasio Transformado.*

<b>Modelo</b>	<b>RMSE</b>
<i>Exponential OLS</i>	<i>0.259664</i>
<i>Exponential WLS npairs</i>	<i>0.2357488</i>
<i>Exponential WLS Cressie</i>	<i>0.2610646</i>
<i>Exponencial ML</i>	<i>0.013603</i>
<i>Exponential REML</i>	<i>0.01513037</i>
<i>Gaussian OLS</i>	<i>0.1817008</i>
<i>Gaussian WLS npairs</i>	<i>0.182577</i>
<i>Gaussian WLS Cressie</i>	<i>0.1848111</i>
<i>Gaussian ML</i>	<i>0.02015998</i>
<i>Gaussian REML</i>	<i>0.03807727</i>
<i>Espherical OLS</i>	<i>0.2121356</i>
<i>Espherical WLS npairs</i>	<i>0.2052354</i>



---

<i>Espherical WLS Cressie</i>	<i>0.2110657</i>
<i>Espherical ML</i>	<i>0.07125761</i>
<i>Espherical REML</i>	<i>0.02608363</i>

---

Acorde a la revisión preliminar de ajuste visual y valor bajo de RMSE se seleccionó el modelo Gaussiano OLS, se aclara que, aunque hay varios modelos que pueden tener valores de RMSE menores es vital el ajuste visual a la trayectoria de puntos del semivariograma empírico. En la tabla 27 se registran los parámetros del modelo seleccionado y sometido a ajuste en el programa R.

**Tabla 27.** *Parámetros del modelo Gaussiano OLS seleccionado para Potasio Transformado*

---

```
> ve.fitlgau
  model  psill  range
1  Nug 0.1839800  0.0000
2  Gau 0.2542385 177.5535
  ,
```

---

Igual que en el caso del Fósforo como la interpolación por Kriging no permite validación, la precisión del Kriging aplicado para el Potasio se verificó por comparación de resumen descriptivo de los datos de las muestras de campo con el resumen descriptivo de la interpolación por la técnica de Kriging.

Se desarrolló la aplicación de la técnica de Kriging Ordinario con una generación de 50000 puntos en la grilla de trabajo.

En este caso se predice el valor de la variable transformada está transformación se

reversa con el programa permitiendo obtener los datos en la escala sin transformación de ajuste. En la tabla 28 se registra el resumen descriptivo de los datos originales de muestras y los de la interpolación mediante Kriging Ordinario.

**Tabla 28,** *Datos de muestras y datos de interpolación pro Kriging Ordinario para Potasio reversando la transformación*

---

Datos de muestras

```

      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.    Max.
0.1600  0.3100  0.4150  0.5457  0.6700  1.6300

```

Datos de interpolación

```

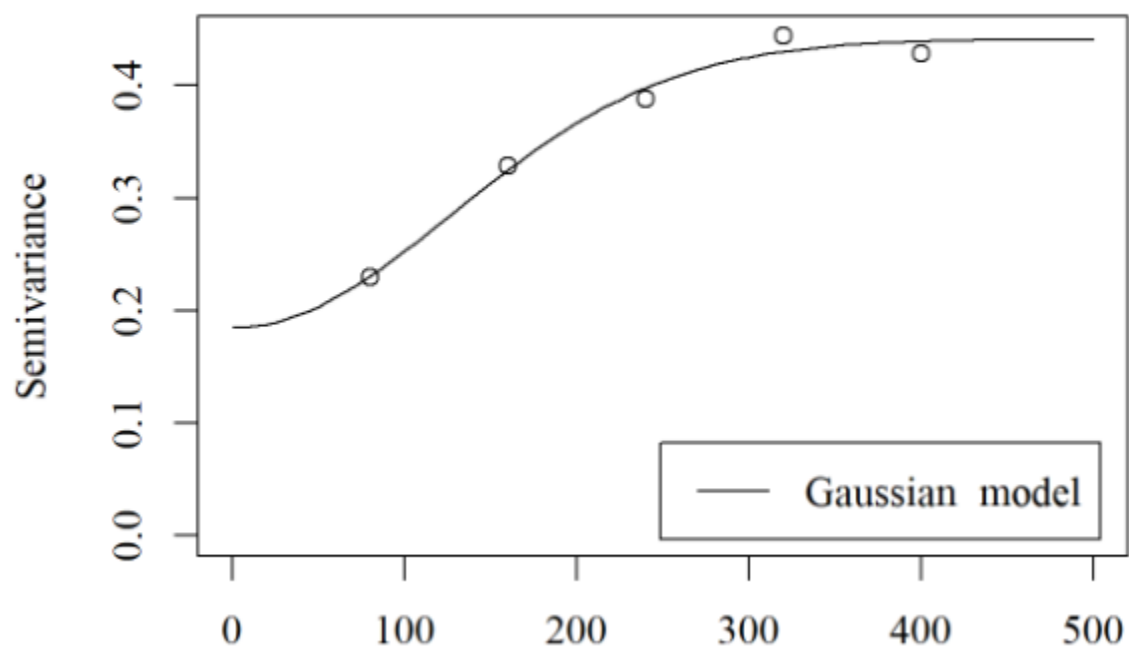
> summary(krig_u.ok$var1.pred)
      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.    Max.
0.2499  0.3328  0.4767  0.5230  0.6932  0.9963

```

---

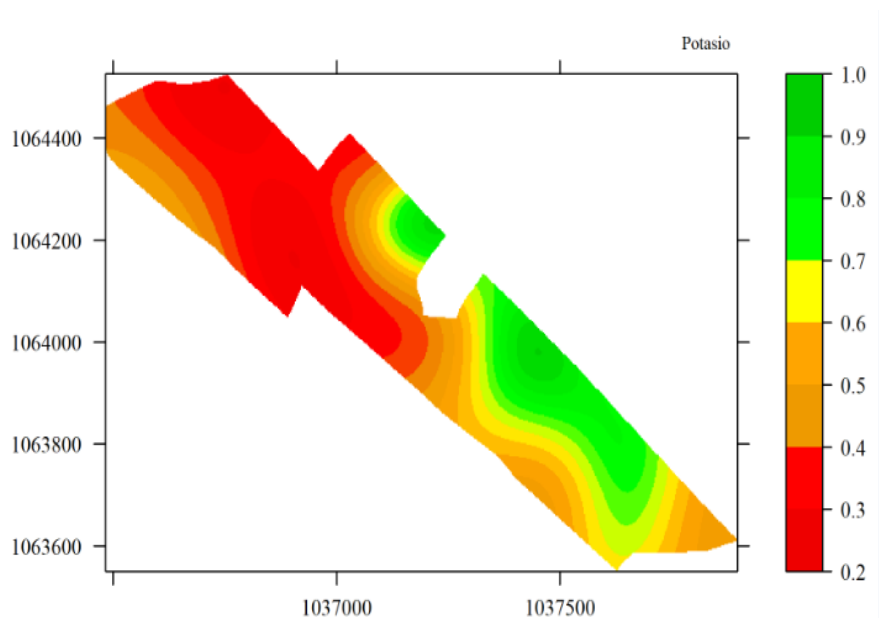
Acorde a la tabla 28 se observa un buen ajuste del modelo en comparación con los datos originales que se hace visible en la alineación de los cuartiles y las medidas de tendencia central.

Por último, se desarrolló la obtención del semivariograma del modelo y el mapa del elemento Potasio producto de la técnica de Kriging aplicada.



**Figura 18.** Semivariograma de Potasio meq / 100 g aplicando modelo Gaussiano OLS. Fuente autoría propia.

En la figura 19 se registra el mapa para el Potasio en su escala original.



**Figura 19.** Mapa de Potasio meq / 100 g con Kriging Ordinario. Fuente autoría propia.

Se puede observar zonas bien definidas de niveles altos y niveles bajos, con una buena predicción por la adecuada alineación por cuartiles y medidas de tendencia central del modelo seleccionado.

## Discusiones

### Caracterización de distribución espacial de Nitrógeno Nítrico y Amoniacal

Al respecto del Nitrógeno Nítrico y Amoniacal por la valoración del I de Moran no se desarrolló un proceso de modelación dado que la autocorrelación espacial se presentó cercana a el valor de 0, este índice puede ser un indicador de baja capacidad de predicción del futuro modelo, al respecto de la literatura consultada es importante resaltar que para el Nitrógeno no se encontraron reportes de modelos que relacionaran de manera específica las formas Nítricas y Amoniacales, en este caso las dos formas presentan un patrón similar de autocorrelación espacial, lo que obliga a pensar que el origen de estas formas iónicas de Nitrógeno está en el proceso de manejo del suelo en la finca la Milagrosa con fertilización orgánica tanto aplicada de manera mecanizada como remanente de la explotación ganadera, lo que implica que se tenga un proceso de ionización de la fertilización nitrogenada con fuentes que producen formas Nítricas y Amoniacales, y estas formas presentan diverso estado de descomposición con producción variable de Nitrógeno Nítrico y Amoniacal lo cual puede explicar el mismo patrón de autocorrelación espacial detectado por el I de Moran, indicando que valores próximos a cero como lo registra Balzarini.(2014) significa que puede no existir un patrón espacial o que la dispersión de Niveles de Nitrógeno independientemente de su formas iónica puede ser aleatoria con niveles bajos de ambas formas como se constató en la valoración de los niveles de Nitrógeno Nítrico y Amoniacal en la etapa de resultados. En este caso no es posible desarrollar una discusión sobre modelos porque no se desarrollaron en concordancia con los valores calculados de I de Moran para el Nitrógeno Nítrico y Amoniacal.

## Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca

En el presente estudio para el Fósforo acorde al modelo inicial y el posterior modelo con el eje Este estadísticamente significativo, se determinó que el Kriging más adecuado para el Fósforo es el de Tipo universal y el mejor modelo para el semivariograma es el Gaussiano Cressie, en la investigación desarrollada por Reza et.al., (2019) se concluyó que el mejor tipo de Kriging es el ordinario y los mejores modelos para Nitrógeno, Fósforo y Potasio son exponencial y el esférico. Por su parte Maharjan et. al. (2018) identificaron en su investigación que el tipo de Kriging adecuado para el Fósforo era el ordinario, en la investigación de Panday et. al.(2018) registran que el modelo más adecuado para semivariograma del Fósforo fue el Gaussiano, la presente investigación revela que el tipo de Kriging para el municipio de Suesca es el universal en contraste a investigaciones anteriores en otras zonas como Bengala Occidental y Nepal donde se usó Kriging Ordinario, la presente investigación es consistente con el estudio de Panday et.al.,(2018) que también seleccionaron para el Fósforo un modelo Gaussiano pero en este caso es Gaussiano Cressie que se presenta como el modelo de más ajuste tanto gráfico como estadístico acorde al cálculo del RMSE desarrollado en la presenta investigación. En el caso de la interpolación por el método de Kriging universal se reporta en la presente investigación que hay un sesgo en los valores de cuartiles de los datos de las muestras en comparación con los datos interpolados acorde al tipo de Kriging y el modelo seleccionado, lo cuál compromete el posible uso del modelo.

## Determinación del modelo Geoestadístico para el nivel de Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca

En la presente investigación se encontró que el Kriging adecuado para el Potasio es el de tipo Ordinario y el mejor modelo para el semivariograma es el Gaussiano OLS. En la investigación de Panday et.al. (2018) se reporta que el mejor modelo para el Potasio es el esférico, en la investigación de Reza, y otros, (2019) determinó sé que el tipo de Kriging más adecuado para el Potasio era el ordinario. Por su parte Maharjan et.al. (2018) reportan también que el tipo de Kriging para el Potasio es el Ordinario. La presente investigación es consistente con las investigaciones anteriores en el tipo de Kriging pues en todos los casos se ha usado Kriging ordinario que se desarrolla sobre el Potasio consigo mismo, cuando ninguno de los ejes coordenados es significativo, en el modelo preliminar, la presente investigación encuentra que el mejor modelo para el semivariograma es el Gaussiano OLS, en contraste la investigación de Panday et.al.,(2018) que indica el esférico como el mejor modelo, en este caso el modelo adecuado es el Gaussiano que presenta un comportamiento asintótico diferente al modelo esférico que presenta un comportamiento lineal cerca del origen a una distancia  $R$  como lo indica Balzarini(2014), en materia de interpolación con el Kriging ordinario y modelo Gaussiano OLS se reporta una buena predicción que se comprueba con la similitud de los valores de los cuartiles de los datos procedentes de las muestras en comparación con los interpolados por la técnica de kriging ordinario.

## Conclusiones

Acorde a los resultados y discusiones de la presente investigación se puede concluir:

En el caso del Nitrógeno Nítrico y Amoniacal el valor de I de Moran indicó que no era adecuado el desarrollo de un modelo espacial por la autocorrelación espacial que supera por estrecho margen el valor crítico de cero que indica la no existencia de un patrón de distribución espacial.

En la presente investigación para el macroelemento Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca Finca la Milagrosa acorde a la distribución espacial se determinó que el tipo de Kriging más adecuado es el universal.

En el caso del macroelemento Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca Finca la Milagrosa acorde a la distribución espacial se determinó que el tipo de Kriging más adecuado es el ordinario.

Para el caso del elemento Fósforo en suelos ganaderos del municipio de Suesca el modelo que más se ajusta al semivariograma es el Gaussiano Cressie.

Para el caso del elemento Potasio en suelos ganaderos del municipio de Suesca el modelo que más se ajusta al semivariograma es el Gaussiano OLS.

En la validación cruzada del modelo Gaussiano Cressie para el macroelemento Fósforo se detecta un sesgo de los datos interpolados en relación a los datos de muestras, lo que indica que las predicciones pueden distar en márgenes variables de los datos de las muestras originales, lo que compromete la aplicación del modelo.



En la validación cruzada del modelo Gaussiano OLS para el elemento Potasio se detecta un buen ajuste de los datos interpolados en relación a los datos de muestras, lo que indica predicciones adecuadas y un buen panorama para el uso del modelo.

### Referencias Bibliográficas

- Acevedo, C., Alvarez, S., Hernández, A., Maldonado, T., Pérez, G., & Castro, B. (2008). Variabilidad espacial de propiedades químicas del suelo y su uso en el diseño de experimentos. *Terra Latinoamericana*, 26(4), 317-324. Obtenido de [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0187-57792008000400004&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-57792008000400004&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 2395-8030.
- Amézquita, E., & Pinzon, A. (1991). Compactación de suelos por pisoteo de animales en pastoreo en el piedemonte amazónico de Colombia. *Pasturas Tropicales*, 13(2), 21 - 26.
- Anselin, I. (1995). *spacestat version 1.80 USERS' guide*. west virginia university, Morgantown: Regional Research Institute.
- Balzarini, M. (2014). *Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas. Manual de buenas prácticas*. Córdoba, Argentina.: Eudecor. Obtenido de [https://www.researchgate.net/profile/Mariano-Cordoba/publication/341281987\\_Analisis\\_de\\_la\\_variabilidad\\_espacial\\_en\\_lotes\\_agricolas/links/5eb88b4092851cd50da89c45/Analisis-de-la-variabilidad-espacial-en-lotes-agricolas.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Mariano-Cordoba/publication/341281987_Analisis_de_la_variabilidad_espacial_en_lotes_agricolas/links/5eb88b4092851cd50da89c45/Analisis-de-la-variabilidad-espacial-en-lotes-agricolas.pdf)
- Benimeli, M. F., Corbella, A., D, P. R., Guevara, D. A., Sanzano, A., & Sosa, F. A. (2019). EL NITRÓGENO DEL SUELO. En *Cátedra de Edafología* (págs. 2- 3). Tucuman: Facultad de Agronomía y Zootecnia, Universidad Nacional de Tucumán. Obtenido de <file:///C:/Users/Administrador/Desktop/fotos%20practica%20propagacion/El%20nitrogeno%20del%20suelo%202019.pdf>
- Bergman, W. (1993). *Ernährungs-störungen bei kultur-pflanzen*. (T. n. cultivos, Trad.) Stuttgart, Alemania: Verlag.

- Buckingham, S., Neff, J., B, T.-M., & al., e. (1a de Febrero de 2010). Chemical and textural controls on phosphorus mobility in drylands of southeastern Utah. *Biogeochemistry*, 100,105- 120. doi:<https://doi.org/10.1007/s10533-010-9408-7>
- Castro, F. M., García, R. D., & Jiménez, L. A. (Abril de 2017). Comparación de técnicas de interpolación espacial de propiedades del suelo en el piedemonte llanero colombiano. *Revista Tecnura, Universidad Francisco Jose de Caldas*, 21(53), 78-95. doi:<https://doi.org/10.14483/22487638.11658>
- Cerón, R. L., & Aristizábal, G. F. (25 de Junio de 2012). Dinámica del ciclo del nitrógeno y fósforo en suelos. *Instituto de Biotecnología Universidad Nacional de Colombia*.  
Obtenido de <https://revistas.unal.edu.co/index.php/biotecnologia/article/view/32889/38347>
- Delwiche, C. C. (1983). *Cycling of elements in the biosphere. In Inorganic plant nutrition*. Berlin, Heidelberg.: Springer.
- Duchaufour, P. (1987). *Manual de Edafología*. Barcelona: Ed. Masson.
- Emery, X. (2011). Geoestadística. En U. d. Chile (Ed.), *Geoestadística* (pág. 149). Chile: Departamento de Ingeniería de Minas, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.
- Emery, X. (2013). *Geoestadística*. (U. d.-F. Matemáticas., Ed.) Santiago de Chile, Chile. doi:[https://www.u-](https://www.ucursos.cl/usuario/f697544fb48474f4153ef2aafbe4c963/mi_blog/r/Geoestadistica.pdf)
- Fanchi, J. R. (2010). *ScienceDirect*. Obtenido de ScienceDirect: <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/semivariogram>
- FAO. (2012). *www.fao.org*. (P. Bartoleschi, Editor) Recuperado el 4 de Abril de 2020, de [www.fao.org: http://www.fao.org/3/ar591e/ar591e.pdf](http://www.fao.org/3/ar591e/ar591e.pdf)

- FAO. (2016). *Estado Mundial del recurso Suelo - Informe Técnico*. Roma: FAO.
- FAO. (2018). Measuring and modelling soil carbon stocks and stock changes in livestock production. (FAO, Ed.) 150. Obtenido de <http://www.fao.org/3/I9693EN/i9693en.pdf>
- Gallardo, A. (2006). Geostatística. *Ecosistemas - Revista Científica y Técnica de Ecología y Medio Ambiente*, 3, 4 - 7. Obtenido de <https://fjerrer.webs.ull.es/Bibliog/Biblio/Geoestadistica.pdf>
- Gallardo, A., & Maestre, F. (2008). *Introducción al análisis espacial de datos en ecología y ciencias ambientales , Métodos geoestadísticos para el análisis de datos ecológicos espacialmente explícitos*. Madrid, España: DYKINSON, S.L. Obtenido de [http://maestrelab.com/wp-content/uploads/2015/10/Cap\\_6\\_Gallardo-Maestre.pdf](http://maestrelab.com/wp-content/uploads/2015/10/Cap_6_Gallardo-Maestre.pdf)
- Gálvez, G. J. (2016). Identificación de parámetros de calidad del suelo bajo dos sistemas de producción ganadera. *Identificación de parámetros de calidad del suelo bajo dos sistemas de producción ganadera*. Manizales, Caldas, Colombia. Recuperado el Marzo de 2020, de [http://ridum.umanizales.edu.co:8080/xmlui/bitstream/handle/6789/2872/Galvez\\_Gonzalez\\_Jhonny\\_2016.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://ridum.umanizales.edu.co:8080/xmlui/bitstream/handle/6789/2872/Galvez_Gonzalez_Jhonny_2016.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Gamble, J. D., Feyereisen, G. W., Papiernik, S. K., & Wente, C. B. (4 de January de 2018). Regression-Kriged Soil Organic Carbon Stock Changes. *Soil & Water Management & Conservation*, 1-10. Obtenido de [https://www.ars.usda.gov/ARSUserFiles/247/Updates/2018\\_Gamble\\_Regression-kriged.pdf](https://www.ars.usda.gov/ARSUserFiles/247/Updates/2018_Gamble_Regression-kriged.pdf)
- Garbanzo, L., Alemán, M., Alvarado, H., & Henríquez, H. (2017). Validación de modelos geoestadísticos y convencionales en la determinación de la variación espacial de la

- fertilidad de suelos del Pacífico Sur de Costa Rica. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía*, 20 - 41.
- Garzón, G. C., Cortés, C. A., & Camacho, T. J. (2010). VARIABILIDAD ESPACIAL DE ALGUNAS PROPIEDADES QUÍMICAS EN UN ENTISOL. *U.D.C.A Act. & Div. Cient*, 87-95. Obtenido de <https://revistas.udca.edu.co/index.php/ruadc/article/view/712/738>
- Gerber, P. W. (2013). *Enfrentando el cambio climático a través de la ganadería – Una evaluación global de las emisiones y oportunidades de mitigación*. Roma: Organización de las naciones unidas para la alimentación y la agricultura (FAO).
- Gill, S.-J. (Diciembre de 2009). The nugget effect. 9, 10. Grahamstown, South Africa: Department of Geology, Rhodes University. Recuperado el Enero de 2021, de [https://www.researchgate.net/publication/316878381\\_The\\_nugget\\_effect](https://www.researchgate.net/publication/316878381_The_nugget_effect)
- Giraldo, H. R. (2002). *INTRODUCCION A LA GEOESTADISTICA - Teoría y Aplicación*. Bogotá: Departamento de Estadística - Universidad Nacional de Colombia. Obtenido de [https://geoinnova.org/blog-territorio/wp-content/uploads/2015/05/LIBRO\\_-DE-\\_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf](https://geoinnova.org/blog-territorio/wp-content/uploads/2015/05/LIBRO_-DE-_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf)
- Giraldo, R. (2015). *Introducción a geoestadística teoría y aplicación*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia. Obtenido de [https://geoinnova.org/blog-territorio/wp-content/uploads/2015/05/LIBRO\\_-DE-\\_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf](https://geoinnova.org/blog-territorio/wp-content/uploads/2015/05/LIBRO_-DE-_GEOESTADISTICA-R-Giraldo.pdf)
- Gonzales, J., Guerra, F., & Gomez, H. (2007). *Conceptos básicos de geoestadística en geografía y ciencias de la tierra manejo y aplicación*. Venezuela: Geoenseñanza.
- Goodchild, M. (2008). Spatial autocorrelation. En *Encyclopedia of Geographic Information Science* (págs. 397-398). Oaks, California: InKEMP.

- Hernández, J., & Corvalán, P. (2000). USO DE VARIOGRAMAS PARA LA DETERMINACIÓN DEL TAMAÑO MEDIO DE LAS COPAS DE PINO SILVESTRE EN IMÁGENES AÉREAS DIGITALES. (U. d. Departamento Manejo Recursos Forestales, Ed.) *Ciencias Forestales*, 14(1 - 2). Recuperado el Enero de 2021, de [http://revistacienciasforestales.uchile.cl/1999-2000\\_vol14-15/n1-2a1.pdf](http://revistacienciasforestales.uchile.cl/1999-2000_vol14-15/n1-2a1.pdf)
- ICA. (2019). *Censo Pecuario 2019*. Obtenido de ICA.gov.co: [ica.gov.co/areas/pecuaria/servicios/epidemiologia-veterinaria/censos-2016/censo-2018](http://ica.gov.co/areas/pecuaria/servicios/epidemiologia-veterinaria/censos-2016/censo-2018)
- IGAC. (17 de 06 de 2016). [www.igac.gov.co](http://www.igac.gov.co). Recuperado el Marzo de 2020, de [www.igac.gov.co](http://www.igac.gov.co): <https://igac.gov.co/es/noticias/uso-inadecuado-del-suelo-se-impone-en-31-millones-de-hectareas-del-vichada>
- Instituto Colombiano Agropecuario. (1992). *Fertilización en diversos cultivos Quikta Aproximación*. Centro de Investigación Tibaitata: Produmedios.
- INTAGRI. (2017). [www.inagri.com](http://www.inagri.com). *Fijación de Potasio en el Suelo. Serie Suelos*(31), 3. Recuperado el 3 de Marzo de 2020, de <https://www.intagri.com/articulos/suelos/la-dinamica-del-potasio-en-el-suelo>
- Journel, A., & Huijbregts, C. J. (1978). *Mining Geoestadistic* (Digitalización 8 Sep 2009 ed.). London: Academic Press.
- Lopez, E., & Miñano, F. (1988). *Métodos rápidos de análisis de suelos*. Madrid: Ministerio De Agricultura, Pesca y Alimentación .
- Maharjan, B., Panday, D., Chalise, D., Shrestha, R. K., & Twanabasu, B. (26 de October de 2018). Digital soil mapping in the Bara district of Nepal using kriging tool in ArcGIS. *PLOS ONE ORG*. Obtenido de <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0206350>

- Marschner, H. (1998). Mineral Nutrition of higher plants. *Academic Press*, 889p.
- Matheron, G. (1963). Principles of Geostatistics. En *Economic Geology* (Vol. 58, págs. 1246 - 1260). Tulsan, OK. doi:<https://doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246>
- McDonald, J., Ericsson, T., & Larsson. (1996). Plant nutrition, dry mater gain and partitioning at the whole-plant level. *Journal of Experimental Botany*, 53.
- Moreno, S. R., & Vayá, V. E. (2000). Técnicas Econométricas para Eltratamiento de Datos Espaciales. En *La Econometría Espacial*. (Vol. BB 44). Barcelona.: Edicions Universitat de Barcelona.
- Navarro, B., & Navarro, G. G. (2000). *Química Agrícola*. España: Mundi Prensa Libros.
- Oficina Regional de la FAO para América Latina y el Caribe. (27 de Agosto de 2018). *Sector ganadero de América Latina y el Caribe tiene un gran potencial para mitigar sus emisiones de gases de efecto invernadero*. Noticia, FAO , Santiago de Chile. Obtenido de <http://www.fao.org/americas/noticias/ver/es/c/1150597/>
- Ovalles, F. (1992). “Metodología para determinar la superficie representada por muestras tomadas con fines de fertilidad. Maracay, Venezuela: FONAIAP- CENIAP-IIAG.
- Panday, D., Maharjan, B., Chalise, D., Shrestha, R. K., & Twanabasu, B. (26 de October de 2018). Digital soil mapping in the Bara district of Nepal using kriging tool in ArcGIS. (U. D. Richard Mankin, Ed.) *PLOS ONE*, 1-20. Obtenido de <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0206350&type=printable>
- Pellegrini, I. A. (2017). Macronutrientes del Suelo. En I. A. Pellegrini. Argentina: Unlp. Obtenido de

[https://aulavirtual.agro.unlp.edu.ar/pluginfile.php/35407/mod\\_resource/content/1/TEMA%2013%20-%20F%C3%93SFORO.pdf](https://aulavirtual.agro.unlp.edu.ar/pluginfile.php/35407/mod_resource/content/1/TEMA%2013%20-%20F%C3%93SFORO.pdf)

Petitgas. (1996). *Geostatistics and Their Applications to Fisheries Survey Data*. (5, Ed.) London: : Megrey B, Moksness E, Chapman and Hall.

Ramírez, L. L., Reina, S. A., & Camacho, T. J. (2008). Variabilidad espacial de atributos físicos de un Typic Haplustox de los Llanos Orientales de Colômbia. *Engenharia Agrícola*, 28(1), 55-63. doi:<https://doi.org/10.1590/S0100-69162008000100006>

Reza, S. K., Ray, P., Ramachandran, S., Sah, K., Mukhopadhyay, S., Nayak, D., . . . Ray, S. (2019). Spatial Distribution of Soil Nitrogen, Phosphorus and Potassium Contents and Stocks in Humid Subtropical North-Eastern India. *Journal of the Indian Society of Soil Science*, 12–20. doi:10.5958/0974-0228.2019.00002.1.

Ribeiro de Oliveira, I., De Bortoli, T. D., Panosso, A. R., Marques, J. J., & Tadeu, P. G. (Septiembre de 2014). Modelagem e quantificação da incerteza espacial do potássio disponível no solo por simulações estocásticas. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 49(9). doi:<https://doi.org/10.1590/S0100-204X2014000900007>

Samra, J., & Arora, Y. (1997). The mango: botany, production and uses. *Mineral nutrition*, 587p.

Sanzano, A. (Cátedra de Edafología. FAZ. UNT. Química del Suelo - El Potasio). Química del Suelo - El Potasio. En A. Sanzano. Recuperado el 3 de Mayo de 2020, de [www.edafologia.org](http://www.edafologia.org)

Sanzano, A. (s.f.). El Fósforo del Suelo. En A. Sanzano, *Catedra de Edafologia - Química del Suelo* (págs. 1 - 4). Argentina . Obtenido de [www.edafologia.org](http://www.edafologia.org)



Yang, Y., Zhang, C., & Ruoxi, Z. (2014). BME prediction of continuous geographical properties using auxiliary variables. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 9 - 26.

Zapata, F., & Roy, R. (2007). Utilización de las rocas fosfóricas para una agricultura sostenible. *Boletín FAO Fertilizantes y Nutrición Vegetal*, 1-2. Recuperado el Mayo de 2020, de <http://www.fao.org/tempref/docrep/fao/010/y5053s/y5053s00.pdf>