

**MODELADO GEOESTADÍSTICO DE LA SALINIDAD DEL SUELO EN LA
LLANURA ALUVIAL DEL SINÚ**

INGRIS MARÍA OSORIO MARTÍNEZ

**Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica
Manizales, 2023**

**MODELADO GEOESTADÍSTICO DE LA SALINIDAD DEL SUELO EN LA
LLANURA ALUVIAL DEL SINÚ**

INGRIS MARÍA OSORIO MARTINEZ

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de Magíster
en Tecnologías de la Información Geográfica**

Director (a):

M.SC., ZORAYA YAQUINE MARTÍNEZ LARA

Codirector (a):

**Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica
Manizales, 2023**

Dedicatoria

Mas allá de los esfuerzos están las recompensas

Y

Mas allá de las recompensas esta Dios

Y

Mas allá de Dios está la gloria

Y vuelve la dedicatoria a esas dos mujeres sagradas:

A la sabiduría, constancia y amor de mi madre Orina Martínez

Al apoyo y confianza de mi querida Zori Martínez

Agradecimientos

A Dios, por darme salud, la oportunidad, la sabiduría y el valor para terminar este ciclo, gracia a él por todos los logros que he alcanzado.

A mis padres, mi madre ejemplo de vida gracia por velar siempre por mí, mi padre Agustín sabio de pocas palabras, además, agradezco por dame la vida y que tallaron en mi la enseñanza del amor, la honestidad, el respeto gracias por todos esos valores que me han llevado lejos a pesar de los obstáculos que presenta la vida.

A mis hermanas por estar conmigo siempre y apoyarme en cada peldaño de mis sueños, son de ustedes cada logro que Dios han forjado en mí. También decir gracias a mis sobrinos y toda mi familia que han creído en mí.

A la ing. Lionys Rodríguez por su apoyo incondicional en este momento de mi vida

Y una vez más, agradezco a mi directora de tesis Zoraya Martínez gracia por sus valiosos aportes al conocimiento y a este proyecto

A la Dra. Doris Mejía por su apoyo, Dios bendiga sus esfuerzos en apoyar la investigación con tanta devoción.

A la universidad de Manizales, a los docentes de la maestría, en especial al profesor Orlando Londoño, gracia a su apoyo e instrucciones fueron fundamentales en el camino de materializar esta investigación.

Al ing. José Fernando, agradezco su gestión y atención en todos mis procesos en el desarrollo de esta maestría.

A todos mis compañeros y en especial a Manuel Carvajal y Juan Román por todos lo que aprendimos es este trayendo.

Contenido

	Pág.
Contenido	
1 Introducción	9
2 Planteamiento del problema de investigación y su justificación	11
1.1 Descripción del área problemática	11
1.2 Formulación del problema	12
1.3 Justificación	13
3 Antecedentes	15
4 Objetivos	18
4.1 Objetivo general	18
4.2 Objetivos específicos	18
5 Referente Contextual	19
6 Referente Normativo y legal	20
7 Referente teórico	25
7.1 Salinidad del suelo	25
7.1.1 El origen de las sales en el suelo	25
7.1.2 Efecto de las sales en el suelo y las plantas.	25
7.2 Espacialización de la salinidad de los suelos	26
7.2.1 Sistemas de información geográfico.	26
7.3 Geoestadística	26
7.3.1 Análisis exploratorio	27
7.3.2 Análisis estructural	29
7.4 Interpoladores Geoestadísticos	31
7.4.1 Kriging no lineal	31
7.4.2 Kriging lineal	32
7.4.2.1 Kriging Ordinario	32
7.4.2.2 Kriging Simple (Kriging de media conocida)	32
7.4.2.3 Kriging Universal	33
7.4.3 Matriz de correlación de Pearson	33
8 Hipótesis de investigación	34

9	Metodología	35
9.1	Enfoque metodológico	35
9.2	Diseño de la investigación	35
9.3	Muestra y muestreo	36
9.3.1	Datos Georreferenciados	36
9.3.2	Análisis estadístico	37
9.3.3	Análisis geoestadístico	37
9.3.4	Validación cruzada	37
10	Resultados	39
10.1	Análisis exploratorio de las muestras	39
10.1.1	prueba de normalidad	40
10.1.2	Índice de Moran	41
10.1.3	Diagrama de polígonos de Voronoi	42
10.1.4	Análisis de tendencia	43
10.2	Análisis estructural	44
10.3	Análisis multivariante de conductividad eléctrica (CE), potencial de hidrógeno (pH) y altura (h)	48
11	Análisis y discusión	54
12	Conclusiones	59
13	Recomendaciones	60
14	Referencias bibliográficas	61
15	Anexos	66
13.	Anexos	66

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1. Localización de la zona de estudio.....	20
Figura 2. Estructura de un modelo de semivariograma.....	31
Figura 3. Estructura de un modelo de semivariograma.....	32
Figura 5. Histograma de frecuencia datos de CE y pH.....	41
Figura 6. Histograma de frecuencia datos altura.....	42
Figura 7. Prueba de bondad de ajuste CE.....	42
Figura 8. Prueba de bondad de ajuste pH.....	43
Figura 9. Prueba de bondad de ajuste Altura h.....	43
Figura 10. Índice de Moran.....	44
Figura 11. Gráfico de voronoi datos de conductividad eléctrica y pH.....	45
Figura 12. Gráfico tendencia global en los datos de CE y pH.....	45
Figura 13. Gráfico de tendencia global en los datos de Altura (h).....	46
Figura 14. Semivariogramas de distribución del contenido de salinidad del suelo (CE), pH y altura.....	47
Figura 15. Distribución espacial del contenido de salinidad (CE), pH y altura.....	48
Figura 16. Superficies de error de predicción del contenido de salinidad (CE), pH y h....	47
Figura 17. Matriz de correlaciones.....	48
Figura 18. Matriz de correlación con Pearson y R^2	49
Figura 19. Datos del modelo de regresión lineal múltiple para CE.....	50
Figura 20. Gráficas de validación del modelo de regresión lineal múltiple. 2a. Residuos vs CE_A predicho; 2b. cuantil-cuantil (Normal Q-Q).....	52
Figura 21. Superficies de predicción para la distribución espacial del contenido de salinidad (CE) y h.....	54
Figura 22. Comparación de la Superficies de predicción del modelo CE con los datos reales de salinidad (CE).....	55

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Esquemas de datos georreferenciado.....	38
Tabla 2. Modelos de semivariograma y sus parámetros para los métodos kriging.....	47
Tabla 3. Resultados de la validación cruzada de los modelos kriging.....	47
Tabla 4 . Modelos de regresión seleccionados según criterios de información AIC, HQC y SBIC.	51

|

1 Introducción

La acumulación de sales en el subsuelo y la rizosfera, conocida como salinización, conduce a la degradación de la composición del suelo y a la reducción del rendimiento de los cultivos, lo que amenaza la seguridad alimentaria (Sahbeni, 2022, como se citó en Shahid et al., 2018). La salinización se puede desarrollar de forma natural o por causas de la intervención antrópica provocando la alteración de los ecosistemas naturales. Se estima que aproximadamente el 5,6% de los suelos colombianos están afectados por esta condición que repercute en las prácticas cotidianas; sin embargo, la información específica de la situación es escasa y desactualizada (Rodríguez et al., 2020).

En Colombia el mapa de susceptibilidad a la degradación de suelos por salinización indica que el 45% de los suelos del país presentan algún grado de susceptibilidad a este proceso, Ahora bien, en cuanto al nivel regional, es necesario elaborar un mapa de susceptibilidad con información más detallada de cada región. (IDEAM et al. 2017). Dado la variabilidad espacial y temporal de la concentración de sales en el suelo, numerosa muestra debe tomarse y las mediciones debe repetirse para denotar que la condiciones cambian, sin embargo, este proceso es más preciso, pero demorado y costoso (Anaya ,2015).

A la vez que la población humana crece y necesita de más tierras productivas para generar alimentos, tierras muy valiosas está siendo degradadas por la salinización, como el caso de la llanura del Sinú. Existe un alto peligro de salinización en el 26 % de los suelos con sulfato ácido, de un muestreo detallado realizado en un sector de la planicie de inundación del río

Sinú, Colombia; los resultados apuntan a la necesidad urgente de una gestión ambiental adecuada (Martínez et al.,2022).

Por lo tanto, el suelo es un recurso natural que deber ser preservado, y por ello es necesario proponer estudio que permitan conocer la distribución espacial de amenazas como la salinidad. El seguimiento es crucial para toma de decisiones, este estudio aborda el conocimiento de la distribución espacial de la salinidad mediante la elaboración de modelos geoestadístico y a la vez conocer contenido de salinidad en las áreas de la zona de estudio.

2 Planteamiento del problema de investigación y su justificación

1.1 Descripción del área problemática

Los suelos son recursos naturales indispensables ya que, la demanda de alimentos a medida que aumenta la población esta soportada en este recurso, lo que obliga a la búsqueda del conocimiento del recurso suelo y a la vez motiva sobre su manejo adecuado.

La agricultura es una actividad ancestral muy importante, y con el transcurrir del tiempo ha sido el sustento de la economía de muchas generaciones especialmente en las zonas rurales de nuestro país; también, podría convertirse en un potencial económico de las nuevas generaciones si se brinda la atención que necesita este recurso para seguir soportando estas actividades económicas.

Un factor importante es que las comunidades rurales no tienen información adecuada respecto al manejo de los suelos, en especial, cuando se presentan indicios de salinidad. Para Colombia, según el mapa de susceptibilidad a la degradación por salinización, el 45% (51_270.290 ha) de la superficie continental e insular presenta algún grado de susceptibilidad o propensión, donde los departamentos de Atlántico, Guajira, Magdalena, Sucre y Córdoba presentan más de un 30% de probabilidad (muy alta a alta) de afectarse (IDEAM et al. 2017). Las propiedades físicas, químicas y biológicas de los suelos se ven alteradas por factores antrópicos y naturales incidiendo en su fertilidad y en la disminución de la productividad agrícola. Es el caso de los suelos con presencia de salinidad, que empiezan a mostrar ciertas características que indican efectos severos como es la presencia de zonas eriales con eflorescencias salinas; estas, son comunes en época seca en algunos

sectores de los municipios del Bajo Sinú en Córdoba. Estas eflorescencias se han identificado en zonas rurales del municipio de Ciénaga de Oro, en humedades que en cierta época del año son inundados, afectado la producción de cultivos como el arroz, maíz y entre otros.

En la actualidad existe escasa información respecto a la dinámica de la salinización en el área de estudio. Se puede iniciar este conocimiento, mediante la predicción espacial de las variables relacionadas con la salinidad. Es por esto que, esta propuesta pretende modelar, mediante tres métodos geoestadísticos, la distribución de la salinidad a través de la conductividad eléctrica y su relación con pH y altura. Esto permitirá seleccionar el modelo que, de forma más fiable, representa la distribución espacial de la salinidad en la zona de estudio.

1.2 Formulación del problema

¿Cuál es el modelo geoestadístico que mejor representa la variabilidad de la salinidad en los suelos y cómo se relaciona con el pH y altura, en un sector rural, de humedales, en el municipio de Ciénaga de Oro?

1.3 Justificación

El recurso suelo se está degradando a un ritmo preocupante debido a la creciente presión antrópica, que se manifiesta a través de diversos problemas como erosión, contaminación, disminución de materia orgánica, compactación y la salinización, según han señalado Hernández (2012). Por lo anterior, se deben proponer y aplicar prácticas sostenibles que permitan recuperar aquellos suelos degradados por un mal manejo que, entre otros problemas, pueden presentar la salinización del suelo.

La implementación de prácticas de uso sostenible del suelo requiere una correcta evaluación y conocimiento del recurso. La evaluación de las características y propiedades de los suelos nos permite determinar áreas que presentan problemas de salinidad. Según Anaya (2015), el monitoreo de la salinidad del suelo contribuye con el aumento del conocimiento de su extensión e intensidad, proporcionando la información adecuada para la toma de medidas que garanticen el uso sostenible del recurso. Por lo anterior, la importancia de ejecutar el presente estudio se relaciona con el incremento del conocimiento en la distribución espacial de la salinidad y la selección del modelo de predicción geoestadístico que mejor representa el comportamiento del fenómeno en la zona de estudio. Lo anterior, permitirá obtener una línea base que permita el monitoreo y seguimiento del problema.

En la actualidad muchos países están haciendo esfuerzos tecnológicos y científicos para diagnosticar y remediar los suelos. Por tanto, la Alianza Mundial por el suelo está movilizándose a los países para que actualicen su información nacional de suelos y para contribuir a una distribución global actualizada de suelos afectados por salinidad (FAO

2021). Las zonas rurales de Colombia carecen de estudios e información para hacer frente a esta problemática de carácter mundial, en especial, si hablamos de pequeños agricultores donde esta actividad es el sustento económico de muchas familias y sus suelos no producen o producen poco; Es el caso de del municipio de Ciénaga de Oro de suelos con vocación agrícola y donde se observar características asociadas a la salinización, el sector estudiado donde se analiza la distribución espacial de la salinidad y su correlación con el pH y la altura de la zona, este conocimiento en la variabilidad del salinidad es indispensable para el manejo adecuado del suelo dedicado la agricultura como fuente de sustento en el sector, y a la vez aportar a la sostenibilidad ambiental y económica de los territorio que empieza a presentar problemas de desalinización y degradación afectado la seguridad alimentaria.

3 Antecedentes

La llanura aluvial del río Sinú, sector plano de canales abandonados, paleocauces y ciénagas en conjunto con los sistemas de riego controlan la dinámica hídrica de la zona, en época seca la actividad agrícola y ganadera deja consecuencia de degradación, como la presencia de eriales con eflorescencias salinas. En Colombia, los suelos con sulfato ácido ha sido los más documentados, y la mayoría de las áreas están situadas en distritos de riego y drenaje que cubren un área de aproximadamente 0,5 millones de ha (Combatt et al., 2019, como se citó en Martínez et al., 2022). Este comportamiento ha sido identificado por otros estudios y puede indicar posibles causas externas que afectan la salinidad del suelo, como la precipitación, la evaporación o la dinámica del nivel freático (Abdenmour et al., 2020)

Existen diversos estudios que son representativos para el análisis de los suelos afectados por salinidad aplicado modelación geoestadística.

Fourati, et al. (2017) estudiaron el efecto de los factores ambientales en la salinidad del suelo y, además, realiza un mapeo de la distribución espacial de esta salinidad en la parte sureste de Túnez, mediante técnicas geoestadísticas y de teledetección. Kriging ordinario (OK) fue la técnica utilizada junto con clasificación de distancia mínima (MD) y regresión simple (SR) para mapear la salinidad del suelo. La primera demostró un rendimiento más confiable para identificar y clasificar suelos salinos.

Mediante Kriging, Cokriging y regresiones múltiples se mapearon y clasificaron valores de salinidad del suelo obtenidos por muestreo. Los resultados obtenidos por Samieea, Et al.

(2018) mostraron que la salinidad del suelo se podía medir mediante índices espectrales con una buena precisión, lo que disminuye los costos involucrados en el mapeo de suelos salinos.

Un paso importante a la hora de gestionar el riesgo es el conocimiento de este. Los sistemas de riego a largo plazo son cada vez más utilizados en zonas especialmente áridas y semiáridas, lo que puede llegar a ocasionar problemas con el aumento de la concentración de sales en el suelo. El estudio de Aredehey, Et al., (2018) realizado en Tigray del Sur, Etiopía buscó determinar la salinidad de la capa superficial del suelo y mapear su distribución espacial mediante técnicas geoestadísticas. Los datos del muestreo se analizaron mediante estadística descriptiva y técnicas ordinarias de interpolación de Kriging.

Cho, et al. (2018) analizó en un área de suelos recuperados en Saeamangeum, la dinámica de la salinidad del suelo medida por la conductividad eléctrica, medida por el modelo de Matheron para describir la variación, en un periodo de 3 años. Los resultados arrojaron que la colonización de las plantas incluso después de la salinización del suelo necesita tiempo para poder desarrollarse.

La degradación de la tierra por salinidad es una problemática a la que se ven expuestas principalmente las tierras de cultivo. El estudio de Amaya, (2019) hace una comparación entre técnicas de estimación Regresión Lineal Múltiple y Randon Forest. Producto de la comparación se concluyó que para la estimación de la salinidad de los suelos fue más favorable la regresión lineal múltiple.

“El mapeo adecuado de la salinidad del suelo puede mejorar la gestión del uso de la tierra” (Pulatov, Et al., 2020, p. 2). El autor en su estudio buscó mejorar la precisión del mapeo de salinidad en suelos, con el objetivo de evaluar diferentes métodos de interpolación e identificar las diferencias en las evaluaciones de la salinidad del suelo en tierras irrigadas del distrito de Mirzaabad. Se utilizaron técnicas Kriging para la generación de mapas distribución espacial de la salinidad del suelo.

En Colombia, a partir del desarrollo de herramienta geoestadística aplicando Kriging y sistema de Información Geográfica aplicaron un modelo de predicción espacial para mapeo de suelos ácidos sulfatados, la variabilidad espacial de la acidez y la salinidad; como resultado obtuvieron superficies de pérdida donde analizaron serios peligros de acidificación y salinización (Martínez et al. (2022).

Sun, et al. (2022). Realizaron un estudio sobre monitorear y evaluar la dinámica espaciotemporal de la salinidad del suelo en grandes áreas, durante un período prolongado para conocer el rendimiento de los cultivos en áreas afectadas por la salinidad, como resultado mostraron una fuerte dependencia espacial de la salinidad del suelo con un grado mayor de dependencia espacial inferior al 25%. con un error relativo medio de las medias de salinidad del suelo que oscilaron entre -2,72 y 1,61% y un coeficiente de determinación superior a 0,90. La distribución espacial de la salinidad fue determinada en mas de 30 lugares y concluyeron que con el análisis geoestadístico se puede obtener patrones espaciales y medias espaciales de la salinidad del suelo regional y mejorar enormemente la eficiencia del monitoreo.

4 Objetivos

4.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo geoestadístico para salinidad del suelo en la llanura aluvial del Sinú, mediante tecnologías de la información geográfica (TIG)-

4.2 Objetivos específicos

- ✓ Analizar las superficies de predicción para conductividad eléctrica, pH y altura.
- ✓ Seleccionar el modelo geoestadístico que mejor represente la variabilidad espacial de la salinidad en el suelo
- ✓ Analizar la correlación de la salinidad con el pH y la altura en el sector de la llanura aluvial del Sinú

5 Referente Contextual

La investigación se realizará en una parcela de 13 hectáreas en la planicie de desborde del río Sinú al nororiente del departamento de Córdoba, entre las coordenadas 1.478.000 N, 1.149.300E y 1.477.600N, 1.149.800E, en jurisdicción del municipio de Ciénaga de Oro (Figura1).

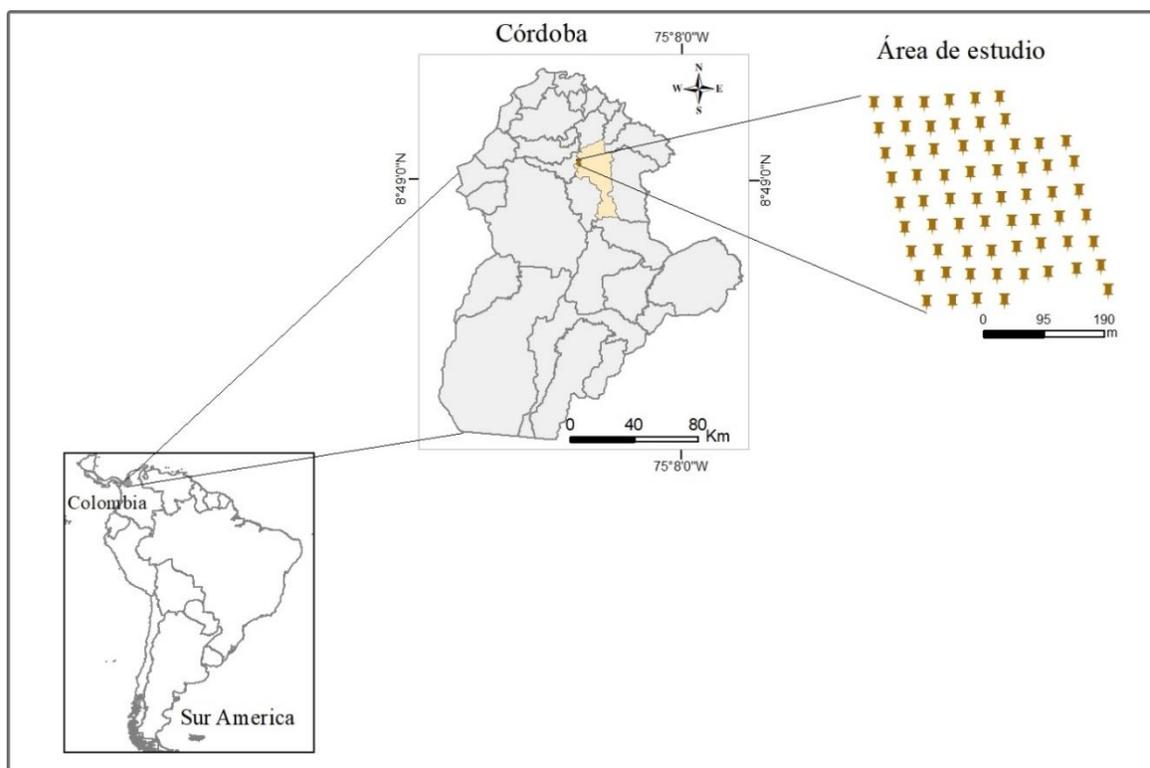


Figura 1. Localización de la zona de estudio

La zona tiene una precipitación promedio anual de 1329,4 mm con patrón de distribución unimodal. La época de lluvias se extiende desde abril hasta noviembre y la época seca entre diciembre y marzo. El área se ubica en franja de vida de Bosque Seco Tropical (bs-T) con temperatura y humedad relativa que se comportan de forma casi constante durante el año hidrológico, con promedios anuales de 27.9°C y 82%, respectivamente (Martínez. 2009).

6 Referente Normativo y legal

Referencias y normas para la protección y cuidado recursos naturales como el suelo en Colombia.

La Constitución Política de Colombia 1991 establece en el título 2, capítulo 3:

- Artículo 79°: todas las personas tienen derecho a gozar de un medio ambiente sano, que es deber del estado proteger la diversidad e integridad del ambiente, conservar las áreas de especial importancia ecológica y fomentar la educación para el logro de estos fines.
- Artículo 80°: el estado planificará el manejo y aprovechamiento de los recursos naturales, para garantizar el desarrollo sostenible, mediante la conservación, restauración. Además, el estado a través de las instituciones deberá prevenir y controlar los factores de deterioro ambiental, imponer las sanciones legales y exigir la reparación de los daños causados. Así mismo, cooperará con otras naciones en la protección de los ecosistemas situados en las zonas fronterizas;
- Artículo 81°: Por el cual se prohíbe la fabricación, importación, posesión y uso de armas químicas, biológicas y nucleares, así como el transporte, comercialización o manipulación de residuos nucleares y desechos tóxicos en el territorio nacional.

-
Ley 99 de 1993, por la cual se crea el Ministerio de Ambiente (artículo 2°), se reordena el sector público (encargado de la gestión y conservación del medio ambiente y de los recursos naturales renovables) y se organiza el Sistema Nacional Ambiental (SINA) (artículo 4°).

También se dictaron otras disposiciones; entre ellas las funciones del Ministerio y del IDEAM (artículo 17°):

- El Ministerio debe definir las políticas y regulaciones que orienten la recuperación, la conservación, la protección, el ordenamiento, el manejo, el uso y el aprovechamiento de los recursos naturales renovables y del medio ambiente de la nación.
- El IDEAM deberá obtener, analizar, estudiar, procesar y divulgar la información básica sobre hidrología, hidrogeología, meteorología y geografía básica sobre aspectos biofísicos, geomorfología, suelos y cobertura vegetal para el manejo y aprovechamiento de los recursos biofísicos de la nación. Además, tendrá a su cargo el establecimiento y funcionamiento de infraestructuras meteorológicas e hidrológicas nacionales para proveer informaciones, predicciones, avisos y servicios de asesoramiento a la comunidad (Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales[IDEAM], 2017).

Convenio Interadministrativo de Asociación:

- Ley 489 de 1998, la cual establece en el artículo 95 que “las entidades públicas podrán asociarse con el fin de cooperar en el cumplimiento de funciones administrativas o de prestar conjuntamente servicios que se hallen a su cargo, mediante la celebración de convenios interadministrativos o la conformación de personas jurídicas sin ánimo de lucro”. Con fundamento en lo anterior, el MAVDT consideró necesario celebrar dicho convenio entre el IGAC y el IDEAM, según lo establecido en la norma en mención a través de la cual las partes aportarán recursos

tanto técnicos como financieros para la definición de métodos y protocolos para la identificación y evaluación de los procesos de degradación de suelos y tierras por erosión, salinización y desertificación actuales o potenciales a nivel nacional, regional y local, (IDEAM, 2012).

Código Nacional de Recursos Naturales Renovables y de Protección al Medio Ambiente que mediante el decreto-Ley 2811 del 18 de diciembre de 1974, decreta que: el ambiente es patrimonio común, su preservación, restauración y utilización racional de los recursos naturales renovables, la prevención y control de los efectos nocivos de la explotación de los recursos naturales no renovables, la regulación de la conducta humana, individual o colectiva y la actividad de la administración pública respecto al medio ambiente, el manejo de los recursos naturales renovables, la defensa del ambiente y de los recursos naturales renovables contra la acción nociva de fenómenos naturales y los derechos adquiridos por particulares, que el código rige a nivel del mar territorial con su suelo, subsuelo y espacio aéreo, plataforma continental y demás espacios marítimos, según la jurisdicción de acuerdo al derecho internacional y finalmente que la ejecución será función del gobierno nacional con delegación a gobiernos seccionales u otras entidades públicas especializadas.

- El uso del suelo debe realizarse de acuerdo con sus condiciones y factores constitutivos.
- Se debe determinar su uso potencial y clasificación según los factores físicos, ecológicos y socioeconómicos de cada región.

El Decreto 1600 de 1994 por la cual se reglamenta parcialmente el Sistema Nacional Ambiental (SINA) en relación con los sistemas nacionales de investigación y de información ambiental, decreta en el capítulo primero artículo 3° proponer al Ministerio del Medio Ambiente:

Decreto 1277 de 1994 organiza y establece las funciones del IDEAM para que efectúe seguimiento sobre la contaminación y degradación de los recursos biofísicos de la nación para la toma de decisiones de las autoridades ambientales (compilado en el Decreto Único Sector Ambiente 1076 de 2015, Parte 2, Título 1, artículo 1.2.1.1). Así mismo, el artículo 5 del Decreto 291 de 2004 establece, entre las funciones de la Subdirección de Ecosistemas e Información Ambiental, observar lo referente a los aspectos bióticos, biogeopedológicos y ecosistémicos del país, en especial lo relacionado con recursos forestales y conservación de suelos.

Decreto 1076 de 2015 En el artículo 2.2.1.1.18.6 establece entre las obligaciones de los propietarios de predios para la protección y conservación de suelos:

- Usar los suelos de acuerdo con sus condiciones y factores constitutivos de tal forma que se mantenga su integridad física y su capacidad productora, de acuerdo con la clasificación agrológica del IGAC y con las recomendaciones señaladas por el ICA, el IGAC y Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible.
- Proteger los suelos mediante técnicas adecuadas de cultivos y manejo de suelos, que eviten la salinización, compactación, erosión, contaminación revenimiento y, en general, la pérdida o degradación de los suelos.

- Mantener la cobertura vegetal de los terrenos dedicados a ganadería, para lo cual se evitará la formación de caminos de ganado o terracetas que se producen por sobrepastoreo y otras prácticas que traigan como consecuencia la erosión o degradación de los suelos (...)

Política Nacional para la gestión sostenible del suelo, Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2016, en el capítulo 2.4 Degradación de suelos, se menciona a la degradación química que afecta la calidad, la capacidad de cumplir con sus servicios ecosistémicos y la productividad del suelo: “La degradación química está asociada a la pérdida de nutrientes y a su desbalance en el suelo, a los cambios indeseables en el pH y a la contaminación. La pérdida de nutrientes o su desbalance reducen la productividad de los suelos e incluso pueden conllevar a su agotamiento cuando no se restituyen los nutrientes extraídos por las plantas. De otro lado, los cambios indeseables en el pH del suelo reducen la capacidad de éste para soportar la vegetación y tienen efectos negativos para la biota edáfica; en el caso de la acidificación (reducción del pH) elementos como el aluminio (Al) pueden llegar a niveles tóxicos; por su parte, la acumulación de metales pesados y el aumento del pH por sales, debido al uso excesivo de fertilizantes, al riego inadecuado y al mal drenaje, conllevan a la afectación de la biodiversidad del suelo” (Ministerio de Ambiente, 2016).

7 Referente teórico

7.1 Salinidad del suelo

La contaminación del suelo agrícola por sales solubles es conocida como salinización, los niveles altos repercuten en el desarrollo de los cultivos, siendo difícil o imposible la recuperación de estos, obligando en muchos casos al abandono de la actividad agrícola De La Rosa, (2008). En los suelos es necesario definir los parámetros por los cuales son evaluados, estos factores generalmente son: Conductividad Eléctrica (CE), Porcentaje de sodio Intercambiables (PSI) y la Relación de absorción de sodio (RAS).

7.1.1 El origen de las sales en el suelo

La salinidad se puede desarrollar de forma natural o por causa de intervención humana provocando la alteración de los ecosistemas naturales, ya que reducen la absorción de nutrientes de las plantas y disminuyen la calidad del agua, afectando el desarrollo vegetal. Hernández, (2011).

7.1.2 Efecto de las sales en el suelo y las plantas.

Un suelo salino se caracteriza por propiedades físicas y químicas desfavorables para el crecimiento de los cultivos, poca vegetación que conduce a la degradación del suelo, lo que necesita prácticas especiales para su mejoramiento (Anaya, 2015). Las altas concentraciones de sales en el suelo han sido uno de los factores que más han contribuido a reducir el crecimiento y la productividad de los cultivos. Según Cruz et al, (2003).

7.2 Espacialización de la salinidad de los suelos

7.2.1 Sistemas de información geográfico.

El concepto de los SIG, en el transcurrir de los años difundido tanto en la geografía como en otras disciplinas relacionadas con la espacialización y distribución de variables de análisis para la toma de decisiones. En los años 90 el Centro Nacional de Análisis e Información Geográfica (NCGIA) de los Estados Unidos, redacta una definición de SIG bastante aceptada “un SIG es un sistema de hardware, software y procedimientos elaborados para facilitar la obtención, gestión, manipulación, análisis, modelado, representación y salida de datos espacialmente referenciados, para resolver problemas complejos de planificación y gestión” (Unidad Docente de Geografía [UAH], 2000). Desde el punto de vista de Santos, (2020) se definen “los Sistemas de Información Geográficos como las herramientas informáticas capaces de gestionar y analizar la información georreferenciadas, con vistas a la solución del problema de base territorial y ambiental” (p. 20).

7.3 Geoestadística

El estudio de fenómenos con correlación espacial, por medio de métodos geoestadísticos, surgió a partir de los años sesenta, especialmente con el propósito de predecir valores de las variables en sitios no muestreados.

La palabra “geoestadística” fue inventada por Georges Matheron en 1962. El prefijo “geo” alude a las ciencias de la tierra, que ha sido históricamente la disciplina donde la geoestadística se ha desarrollado. Los campos de aplicación

actuales alcanzan los dominios más variados, como la evaluación de recursos naturales (mineros, forestales, gas, petróleo, etc.), ciencias del suelo y medio-ambientales, topografía, oceanografía, geofísica, agricultura y análisis de imágenes, por nombrar algunos. El término “estadística” se refiere al uso de herramientas estadísticas y probabilísticas (Emery,2013, p.1).

7.3.1 Análisis exploratorio

La geoestadística busca estudiar una o varias variables regionalizadas conocidas mediante una toma de muestra. Al respecto, Emery (2013, p.4) afirma lo siguiente:

Al previo uso de métodos geoestadísticos propiamente tal, conviene realizar un estudio exploratorio de los datos disponibles, el cual tiene tres objetivos:

1) Analizar (mediante herramientas estadísticas simples) la cantidad, la calidad y la ubicación de los datos disponibles. Algunas de estas herramientas son:

“El histograma representa gráficamente las frecuencias de ocurrencia en función del valor, El histograma es una herramienta útil para detectar valores atípicos. Ahora, cabe destacar que un dato atípico no es forzosamente falso y nunca debe ser eliminado sin razón” Emery (2013, p.13).

“El Índice Global de Moran es una medida estadística desarrollada por Alfred Pierce Moran (1950) que analiza de forma integral las variaciones de autocorrelación espacial entre valores vecinos más cercanos, los mismos que

pueden clasificarse como positivo, negativo y sin autocorrelación espacial” Bucheli (2019, p.97).

La prueba de bondad de ajuste en una distribución normal Saldaña (2016) afirma:

Las pruebas de bondad de ajuste se utilizan para contrastar si los datos de la muestra pueden considerarse que proceden de una determinada distribución o modelo de probabilidad, En definitiva, las pruebas de bondad de ajuste permiten verificar qué tipo de distribución siguen nuestros datos y, por tanto, qué pruebas (paramétricas o no) podemos llevar a cabo en el contraste estadístico. Una de las pruebas de bondad de ajuste para el contraste de distribución normal es:

Kolmogorov-Smirnov (K-S). Conocida como prueba K-S, es una prueba de significación estadística para verificar si los datos de la muestra proceden de una distribución normal. Se emplea para variables cuantitativas continuas y cuando el tamaño muestral es mayor de 50. (p. 105).

2) Definir la(s) zona(s) de estudio. Una división del campo en varias sub-zonas puede ser relevante si uno observa cambios abruptos en la distribución espacial de valores, o si la geología del fenómeno lo indica.

3) Anticipar dificultades o problemas que puedan surgir en la fase de estimación local (por ejemplo, presencia de valores atípicos que se destacan de aquellos de los datos vecinos).

7.3.2 Análisis estructural

El semivariograma es la gráfica $\gamma(h)$ contra h utilizada para el análisis geoestadístico que permite explicar la variabilidad espacial de los parámetros en estudio a partir del cálculo de la semivarianza. La semivarianza se calcula de conformidad con la Ecuación 1 a partir de los datos de un conjunto $(Z(x_i), i = 1, 2, N)$ mediante el estimador clásico de Matheron (Webster y Oliver 2007).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \text{ Eq.1}$$

Donde $\gamma(h)$ es el valor de semivarianza, $z(x_i)$ y $z(x_i + h)$ son valores de Z en las ubicaciones x_i y $x_i + h$, respectivamente, y $n(h)$ es el número de pares $[z(x_i), z(x_i + h)]$ separados por la distancia de retraso h .

En la figura 2 se muestra el semivariograma o variable experimental, es donde se analiza la continuidad espacial de una variable que se calcula de los datos existentes. Esta función que se usa con frecuencia para describir la variación espacial de una propiedad de suelo (Ginzo, 2014). Todos los modelos tienen tres parámetros comunes que son; efecto pepita, meseta, rango es el comportamiento típico de un semivariograma acotado con una representación de los parámetros básicos (Giraldo, 2002).

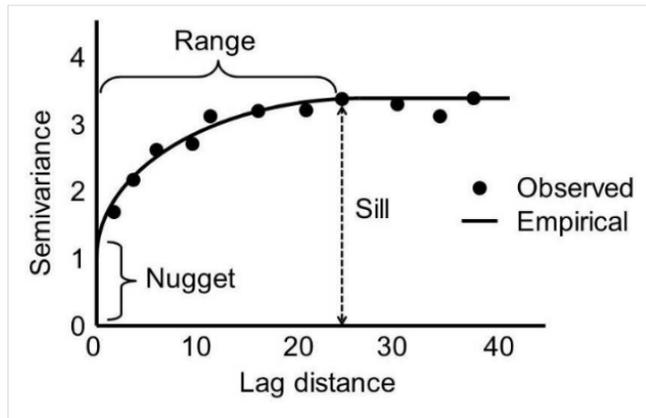


Figura 2. Estructura de un modelo de semivariograma, tomado de Biswas y Si, (2013)

Nota. El gráfico representa la estructura típica de un modelo de semivariograma. Tomado de Medel Averaging for Semivariograma Model Parameters, por Biswas y Si, (2013).

En la figura 3 se muestra el semivariograma experimental y modelo al ajuste de un modelo teórico. El Modelo Esférico que tiene un crecimiento rápido cerca al origen, pero los incrementos marginales van decreciendo para distancias grandes, el modelo exponencial se aplica cuando la dependencia espacial tiene un crecimiento exponencial respecto a la distancia, el modelo gaussiano se aplica cuando la dependencia espacial tiene un crecimiento exponencial respecto a la distancia que tiende a infinito. (Giraldo,2002).

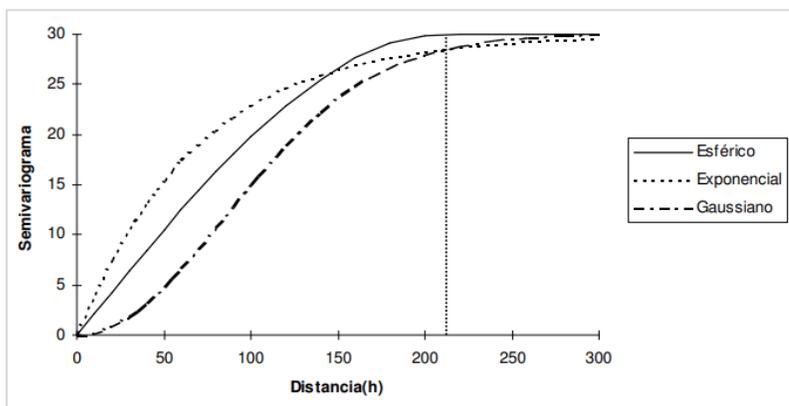


Figura 3. Estructura de un modelo de semivariograma.

Nota. El gráfico representa la estructura típica de un modelo de semivariograma. Tomado de Medel Averaging for Semivariograma Model Parameters, por Giraldo, (2002)

7.4 Interpoladores Geoestadísticos

Emery (2013) plantea que “la estimación local busca estimar o predecir el valor de la variable regionalizada en un sector del campo estudiado, a partir de los datos disponibles (problema de “interpolación” espacial)” (p. 60). Para tal fin se introduce el método de kriging. “Kriging encierra un conjunto de métodos de predicción espacial que se fundamentan en la minimización del error cuadrático medio de predicción” (Giraldo, 2002, p. 32).

7.4.1 Kriging no lineal

Estos métodos consisten en aplicar kriging a una transformada (no lineal) de la variable Z , luego en volver a esta variable. Esta etapa de transformación de vuelta no es trivial, pues requiere introducir correcciones para que el estimador final no tenga sesgo. Por ejemplo, si la transformada logarítmica tiene una distribución Gaussiana, se obtiene el llamado kriging lognormal (Emery, 2013). tenemos:

- El kriging de indicadores, basado en una codificación de la variable Z en un conjunto de variables binarias o indicadores, según si Z sobrepasa o no determinados umbrales.
- El kriging disyuntivo (co-kriging de indicadores)
- El kriging multi-Gaussiano, basado en una transformación de la variable original Z en una variable de distribución Gaussiana.

7.4.2 Kriging lineal

7.4.2.1 Kriging Ordinario

Suponga que se hacen mediciones de la variable de interés Z en los puntos x_i , $i = 1, 2, \dots, n$, de la región de estudio, es decir se tienen realizaciones de las variables $Z(x_1), \dots, Z(x_n)$, y se desea predecir $Z(x_0)$, en el punto x_0 donde no hubo medición. En esta circunstancia, el método kriging ordinario propone que el valor de la variable puede predecirse como una combinación lineal de las n variables aleatorias así (Giraldo, 2002):

$$Z^*(x_0) = l_1 Z(x_1) + l_2 Z(x_2) + l_3 Z(x_3) + l_4 Z(x_4) + l_5 Z(x_5) + \dots + l_n Z(x_n) \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

En donde los l_i representan los pesos o ponderaciones de los valores originales. Dichos pesos se calculan en función de la distancia entre los puntos muestreados y el punto donde se va a hacer la correspondiente predicción. La suma de los pesos debe ser igual a uno para que la esperanza del predictor sea igual a la esperanza de la variable. Esto último se conoce como el requisito de insesgamiento (Giraldo, 2002, p. 33).

7.4.2.2 Kriging Simple (Kriging de media conocida)

Suponga que hay una variable regionalizada estacionaria con media (m) y covarianzas conocidas. De manera análoga a como se define en modelos lineales (por ejemplo, en diseño de experimentos) el modelo establecido en este caso es igual a la media más un error aleatorio con media cero. La diferencia es que en este caso los errores no son independientes (Giraldo, 2002, p. 41).

Sea $Z(x)$ la variable de interés medida en el sitio x .

$$E[Z(x)] = m$$

$Z(x) = m + e(x)$, con $E[e(x)] = 0$.

7.4.2.3 Kriging Universal

Los Kriging universales pertenecen al grupo de métodos interpolación geoestadística multivariantes. Es diferente en comparación con el con el kriging ordinario en términos de estacionariedad del momento de primer orden, para KU, la media es la función (β) de la ubicación de coordenadas (x, y) de los puntos de interpolación, es decir, de cada x_i . Esta función de tendencia puede ser lineal, cuadrática o superior (Bhattacharjee et al., 2019).

7.4.3 Matriz de correlación de Pearson

La matriz de correlación se utiliza para visualizar relaciones bivariantes entre cada par de variables, para medir la fuerza de la relación lineal de las misma va de -1 a +1. Cada gráfico de dispersión de la matriz muestra la relación entre un par de variables, lo que permite explorar muchas relaciones en un solo gráfico tal como se encuentra en la documentación de Environmental Systems Research Institute (Esri,2022).

8 Hipótesis de investigación

- Los modelos predictivos de la salinidad del suelo, en función de la conductividad eléctrica, indican que la mayor variabilidad ocurre en zonas de pendiente, la menor variabilidad ocurre en áreas de alturas similares.
- La distribución espacial de la salinidad del horizonte A, en función de la CE como variable dependiente, presenta una fuerte e inversa correlación estadística con el pH y la altura.
- El empleo de datos de pH y altura, mediante modelos de regresión lineal múltiple permitirá pronosticar de forma confiable la dinámica espacial de la salinidad, en función de la conductividad eléctrica; por lo anterior se esperan obtener coeficientes de correlación de al menos 75%.

9 Metodología

9.1 Enfoque metodológico

El presente estudio se marca en una investigación descriptiva caracterizada por un enfoque de tipo correlaciona, siendo este una metodología cuantitativa para la determinación de modelos estadísticos que permitan el mapeo de la predicción y distribución espacial de la salinidad en los suelos en un sector rural del municipio de ciénaga de Oro-Córdoba.

9.2 Diseño de la investigación

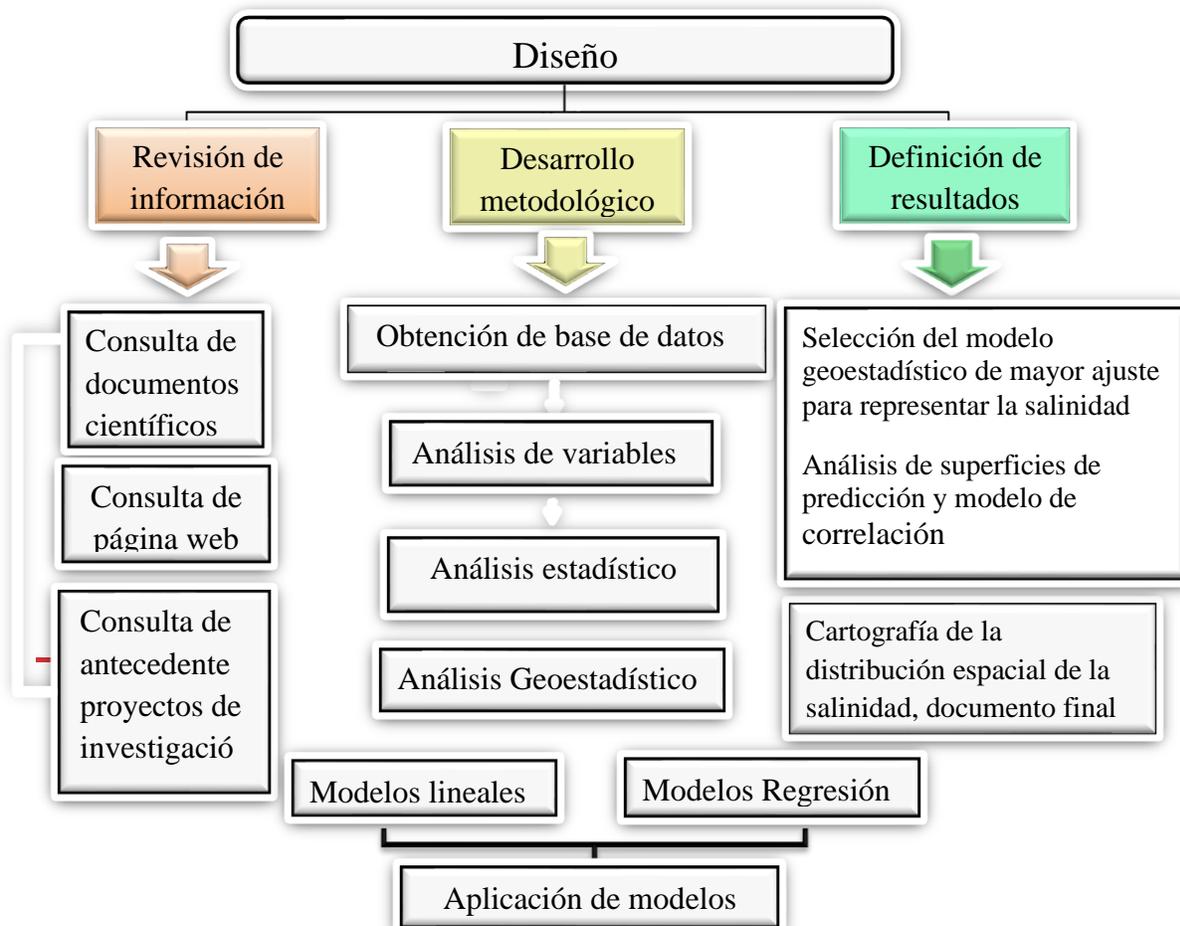


Figura 4. Diseño de la investigación

9.3 Muestra y muestreo

Los datos fueron tomados en campo de la siguiente manera: se construyó una cuadrícula de muestreo con tamaño de celda aproximado de 40m x 40m, donde se realizarán las perforaciones con 60 cm de profundidad para la extracción de muestras. Para precisar las muestras se utilizará un equipo de posicionamiento global (GPS).

Posteriormente las muestras fueron llevadas al laboratorio y los resultados reposan en la base datos que suministro la información de las variables que hacen parte de este estudio como conductividad eléctrica CE, pH del horizonte A del suelo y altura (h) que fue registrada en cada muestra.

9.3.1 Datos Georreferenciados

Las mediciones de cada muestra de suelo tienen implícitamente las coordenadas de los sitios en donde estas fueron tomadas, en el diseño experimental de parcela, un esquema de datos georreferenciados es el siguiente:

Tabla 1
Esquemas de datos georreferenciados

Muestra	Longitud	Latitud	CE	pH	h
1	-	-	n ₁	n ₁	n ₁
2	-	-	n ₂	n ₂	n ₂
3	-	-	n ₃	n ₃	n ₃
N ₅₃	-	-	CE ₅₃	Ph ₅₃	h ₅₃

9.3.2 Análisis estadístico

La realización del análisis exploratorio sobre la revisión de la información de las muestras del laboratorio y la información topográfica de la variable altura, se llevó a un análisis descriptivo y del comportamiento de los datos por medio del histograma de frecuencias, aplicación de pruebas de normalidad, análisis de patrones de distribución de los muestras, el comportamiento de la homogeneidad o heterogeneidad de los datos con los polígonos de voronoi, análisis de tendencia y el índice de moran, lo que permite conocer como están agrupados o que tan dispersos los datos, analizando la correlación es espacial entre vecinos más cercanos, esta relación espacial se conocerá en el índice de Moran positivo o negativo y si correlación espacial igual a 0 (cero) el cual genera un reporte que deduce una puntuación z y un valor p para evaluar la significancia de ese índice.

9.3.3 Análisis geoestadístico

El análisis geoestadístico se aplica a las variables en estudio los datos no necesitaron transformación al entrar en grafico del semivariograma, para modelar la continuidad espacial de las variables en los datos disponibles, por las cuales se establece los supuestos y se definir que método tiene mayor bondad de ajusta para el análisis estructural, el cual se realizó con cuatro modelos, el esférico, exponencial, gaussiano y estable a cada una de las variables (CE, pH, h) en el módulo de Geostatistical Analyst del software ArcGIS.

9.3.4 Validación cruzada

Se utilizo la validación cruzada de retención para comparar los tres métodos predicción propuestos. La validación cruzada de retención divide el conjunto de datos aleatoriamente

en un 70 % para el entrenamiento y un 30 % para la validación (Sahbeni, 2022, p.105). En este caso se aplicó el 80 % de los datos para entrenar el modelo y un 20 % para la prueba. La validación de retención es similar a otros métodos de validación cruzada salvo en que primero elimina un subconjunto completo de los puntos de entrada, denominado dataset de prueba y lo reserva para validar el modelo. A continuación, utiliza los puntos restantes, denominados dataset de entrenamiento, para estimar los parámetros del modelo de interpolación, el modelo de interpolación predice todas las ubicaciones del dataset de prueba y los errores de validación se calculan para cada punto de prueba (Esri,2023). estas estadísticas arrojadas como errores de validación las herramientas de ArcGIS aportan una comprensión de la validación:

Error: la diferencia entre los valores predichos y medidos (predichos menos medidos). Un error positivo significa que la predicción fue mayor que el valor medido y un error negativo significa que la predicción fue menor que el valor medido.

Error estándar: el error estándar del valor predicho. Si los errores se distribuyen normalmente, aproximadamente dos tercios de los valores medidos estarán dentro de un error estándar del valor predicho y aproximadamente el 95 por ciento estará dentro de dos errores estándar.

Error estandarizado: el error dividido entre el error estándar.

Para utilizar los tipos de salida de cuantiles o de probabilidad, los valores de error estandarizados deben seguir una distribución normal estándar (valor medio igual a cero y desviación estándar igual a uno) (Esri,2023).

10 Resultados

10.1 Análisis exploratorio de las muestras

Los resultados de un total de 56 muestra de suelo en el horizonte A de conductividad eléctrica CE, presentaron valores de 0.54 hasta 7.70 dS m^{-1} con una distribución de datos concentrados alrededor de la media, esto se evidencia en una curtosis punteada o leptocúrtica con valor positivo mayor a 3, de igual forma la media y la mediana acercándose a una distribución normal por la asimetría que indican las dos medidas situadas en el mismo valor 3,97. Mientras que el pH del suelo es 3,11 a 5,23 con una leve diferencia entre la media 3,98 y la mediana 3,93 y una curtosis menos punteada figura 5.

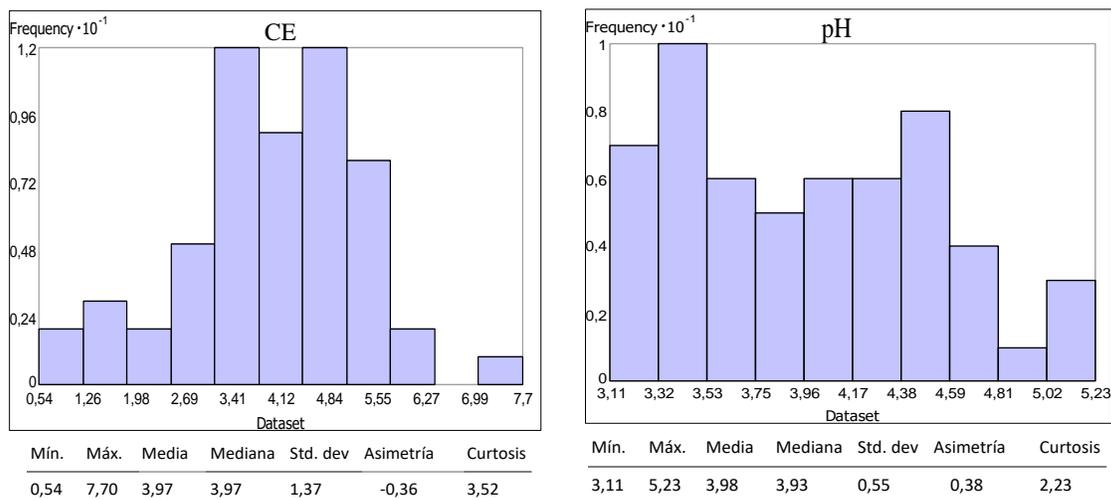


Figura 5. Histograma de frecuencia datos de CE y pH.

Los datos de altura registraron valores mínimos de 7,08 msnm hasta máximos 8,96 msnm igualmente fueron analizado en el histograma de frecuencia para conocer el comportamiento de la normalidad de los mismo, para esta variable la media y mediana presenta una leve diferencia entre 8,50 y 8,56 con una asimetría negativa que indica un sesgo a la izquierda figura 6.

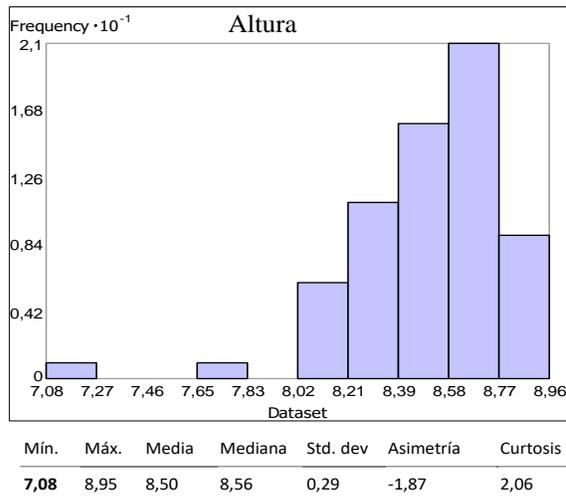


Figura 6. Histograma de frecuencia datos altura.

10.1.1 prueba de normalidad

En la aplicación de la prueba de normalidad con Kolmogorov – Smirnov figura 7 se tiene los resultados de valor p 0,89, debido a que el valor-p más pequeño de las pruebas realizadas es mayor a 0,05, no se puede rechazar la idea de que CE proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

Pruebas de Bondad-de-Ajuste para CE	
Prueba de Kolmogorov-Smirnov	
	<i>Normal</i>
DMAS	0,077386
DMENOS	0,0761511
DN	0,077386
Valor-P	0,890683

Figura 7. Prueba de bondad de ajuste CE

Nota: Captura del software statgraphics pruebas de normalidad

El resultado de la prueba de normalidad para datos de pH puede modelarse adecuadamente con una distribución normal, debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es mayor a 0,05, no se puede rechazar la idea de que pH proviene de una distribución normal con 95% de confianza figura 8.

Pruebas de Bondad-de-Ajuste para pH	
Prueba de Kolmogorov-Smirnov	
	<i>Normal</i>
DMAS	0,0982541
DMENOS	0,0680692
DN	0,0982541
Valor-P	0,652004

Figura 8. Prueba de bondad de ajuste pH

Nota: captura del software statgraphics pruebas de normalidad

En la figura 9. Los datos de altura también presentan una distribución de normalidad en la prueba con un valor P 0,69 lo que es indicador que proviene de una distribución normal con 95% de confianza en la prueba de Kolmogorov – Smirnov.

Pruebas de Bondad-de-Ajuste para ALTURA	
Prueba de Kolmogorov-Smirnov	
	<i>Normal</i>
DMAS	0,0806204
DMENOS	0,0879985
DN	0,0879985
Valor-P	0,695424

Figura 9. Prueba de bondad de ajuste Altura h

Nota: Captura del software statgraphics pruebas de normalidad

10.1.2 Índice de Moran

En el resultado del índice de Moran, el análisis del patrón distribución en el archivo HTML generado para la variable CE (Figura 10), el cual indica una distribución normal con un comportamiento aleatorio y escasa correlación con un índice de Moran de 0.035306 (cercano a 0), un valor z de 0.452635 y el valor p de 0.650812, que da como resultado un proceso aleatorio.

El mismo análisis fue realizado para pH y altura (h), el reporte de la figura 8 muestra un Índice de Moran de 0.813921 (próximo a uno), un valor z de 6.954255 y p con un valor de 0.00 para pH, para altura el Índice de Moran de 0.405588, un valor z de 4.002898 y p con un valor de 0.000063. El resultado refleja un índice positivo, por tanto, si existe una corrección espacial de los valores de las variables puede presentar datos agrupados en algunos sectores del área de estudio.

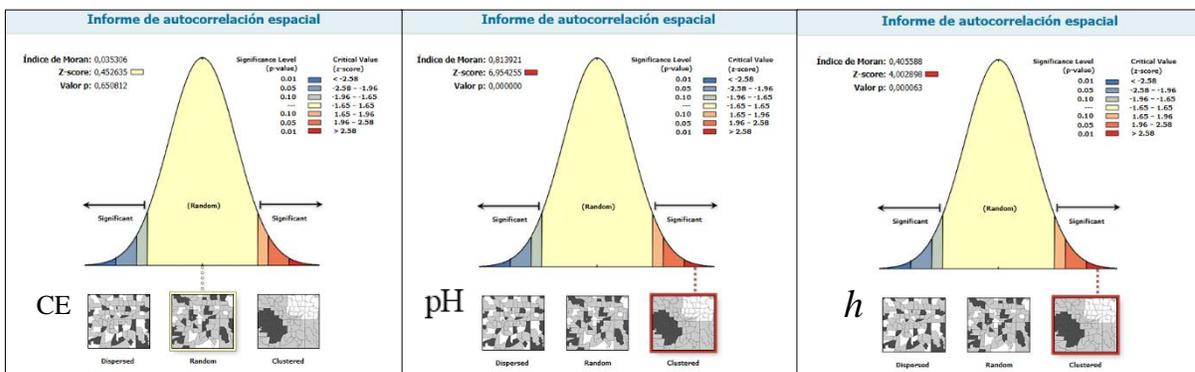


Figura 10. Índice de Moran

Nota: Captura del reporte del software ArcGIS PRO

10.1.3 Diagrama de polígonos de Voronoi

En el análisis del diagrama de polígonos de Voronoi figura 11, se observa un comportamiento homogéneo debido al tamaños de polígonos que son similares para la variable CE y algunos valores extremos. En la realización de los polígonos de pH las muestras presentan tamaños similares lo que indica una poca heterogeneidad en la distribución de la ubicación de cada muestra, en función del valor de la variable pH se observa una leve tendencia a aumentar dirección sur a norte.

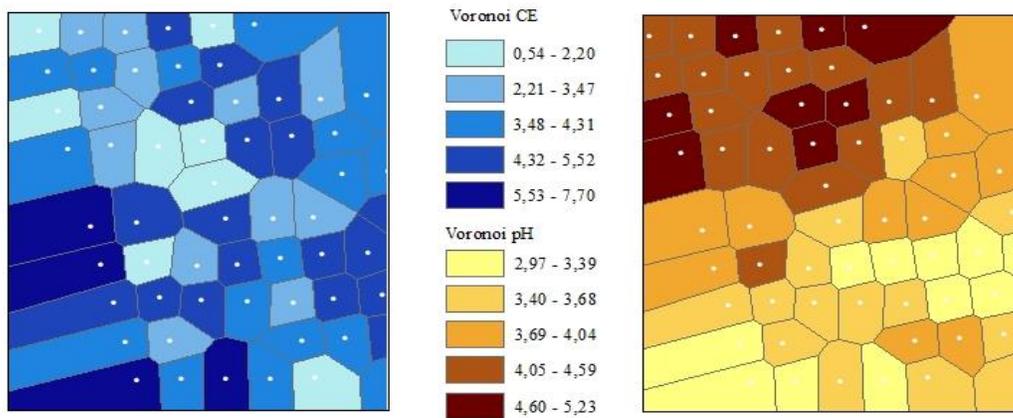


Figura 11. Gráfico de voronoi datos de conductividad eléctrica y pH

10.1.4 Análisis de tendencia

Los resultados observados para la variable CE presentaron una tendencia en sentido oeste a este en los datos proyectados en el plano XZ ajustado a una ecuación polinomial de orden dos. De igual forma en las muestras de pH se observa una leve tendencia los valores aumenta de sur a norte en plano YZ y sin tendencia en dirección de norte a sur (Figura 12).

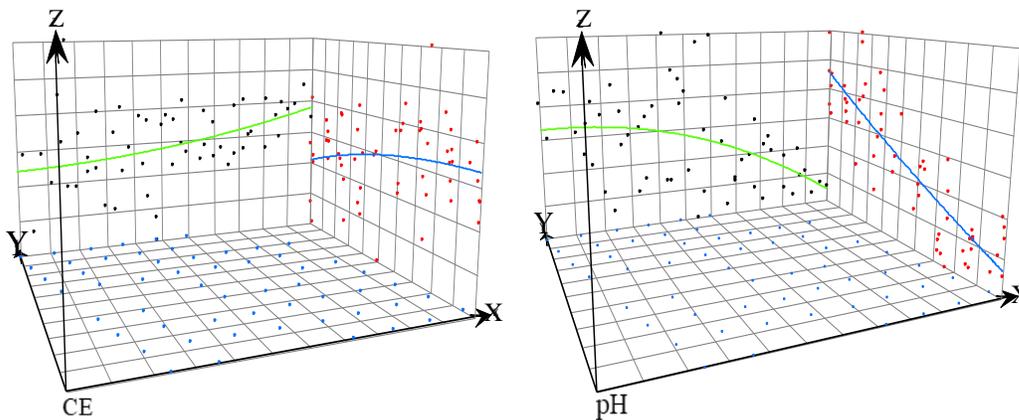


Figura 12. Gráfico tendencia global en los datos de CE y pH

Los datos de altura mostraron una tendencia en el plano YZ se observa que la altura aumenta en sentido sur – norte ajustándose a la ecuación polinomial de orden dos en forma de parábola figura 13.

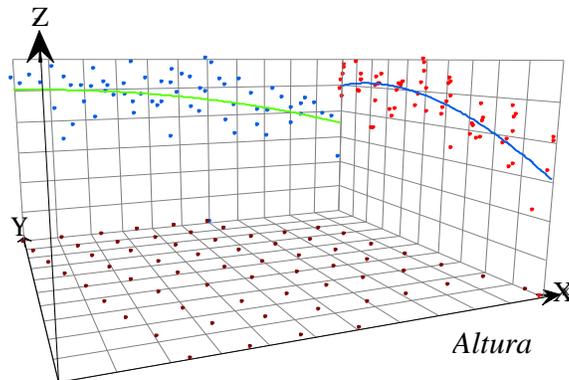


Figura 13. Gráfico de tendencia global en los datos de Altura (h)

10.2 Análisis estructural

El análisis exploratorio, determinó una distribución normal de los datos y se utilizar sin transformación para las tres variables CE, pH y altura. el análisis estructural eligió el modelo de menor sesgo de acuerdo con el error medio (EM), error estándar (StdE) y error estandarizado (StddE) generados en el proceso de validación cruzada. Donde se validaron 12 modelos por cada variable obedeciendo al proceso de entrenamiento; kriging ordinario, kriging simple y kriging universal con un ajuste de modelos exponencial, esférico, gaussiano y estable, donde se elige un KO esférico para CE (anexo 2), un KU exponencial para pH (anexo3); un KO esférico con mayor bondad de ajuste para h (anexo 4). De esta forma se tiene los parámetros del semivariograma ajustado por los modelos teóricos expuestos de las variables. Las características se pueden extraer para definir cada modelo

una vez que se ajusta a cada par de observaciones, la Tabla 2 muestra el resumen de los hallazgos.

Tabla 2

Modelos de semivariograma y sus parámetros para los métodos kriging

Datos	Modelo	Pepita	Umbral
CE	Esférico	0,0	1,90
pH	Exponencial	0,1	1,11
Altura	Esférico	0,0	0,04

En la Figura 14 se observan los modelos seleccionados para cada variable y la Tabla 3 contiene los resultados de la validación cruzada, que son utilizados para comparar el rendimiento de los modelos de kriging mediante mínimo error medio (EM), error estándar (StdE) y error estandarizado (StdE).

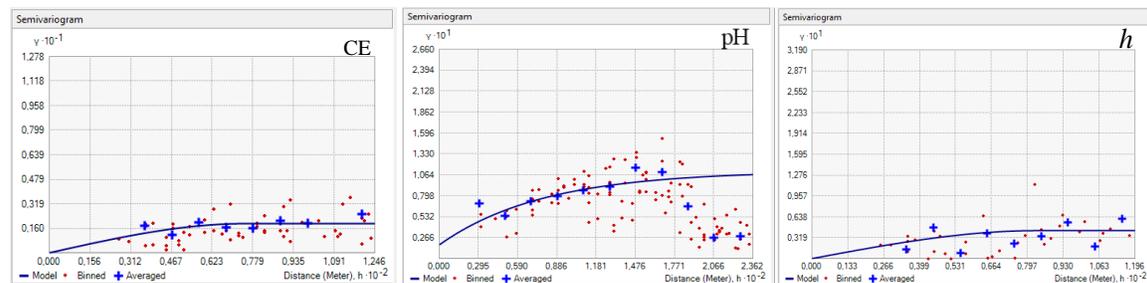


Figura 14. Semivariogramas de distribución del contenido de salinidad del suelo (CE), pH y altura
Nota. captura del software ArcMap 10.8.2

Tabla 3

Resultados de la validación cruzada de los modelos kriging

Interpolador	Variables	EM	StdE	StdE
KO	CE	- 0,01	1,26	-0,004
KU	pH	0,00	0,29	0,01
KO	h	0,00	0,16	-0,01

Nota: KO Kriging ordinario, KU Kriging universal, CE: Conductividad eléctrica (dS/m-1), EM: Error medio, StdE: tandard error, StdE: Standardized error.

De acuerdo a lo anterior se mostró que el modelo esférico proporciona mejor ajuste a las variables CE y altura, en cuanto pH fue el modelo exponencial. El kriging ordinario genero el EM más bajo en las variables de CE y altura, mientras tanto el kriging universal tiene el EM más bajo para pH en la validación cruzada. En la figura 15 se observa las predicciones mostraron patrones con diferencia menores en los métodos de Kriging, en el caso del KO seleccionado para representación de la distribución del contenido de salinidad, se observa un concentración de salinidad al suroeste del área de estudio con una tendencia a la baja en dirección noroeste, en relación a la altura el KO presenta los máximos valores en centro con dirección al noroeste de la zona de estudio y el pH el KU concentra los mayores valores al norte del área muestreada con una tendencia a la baja en dirección sur.

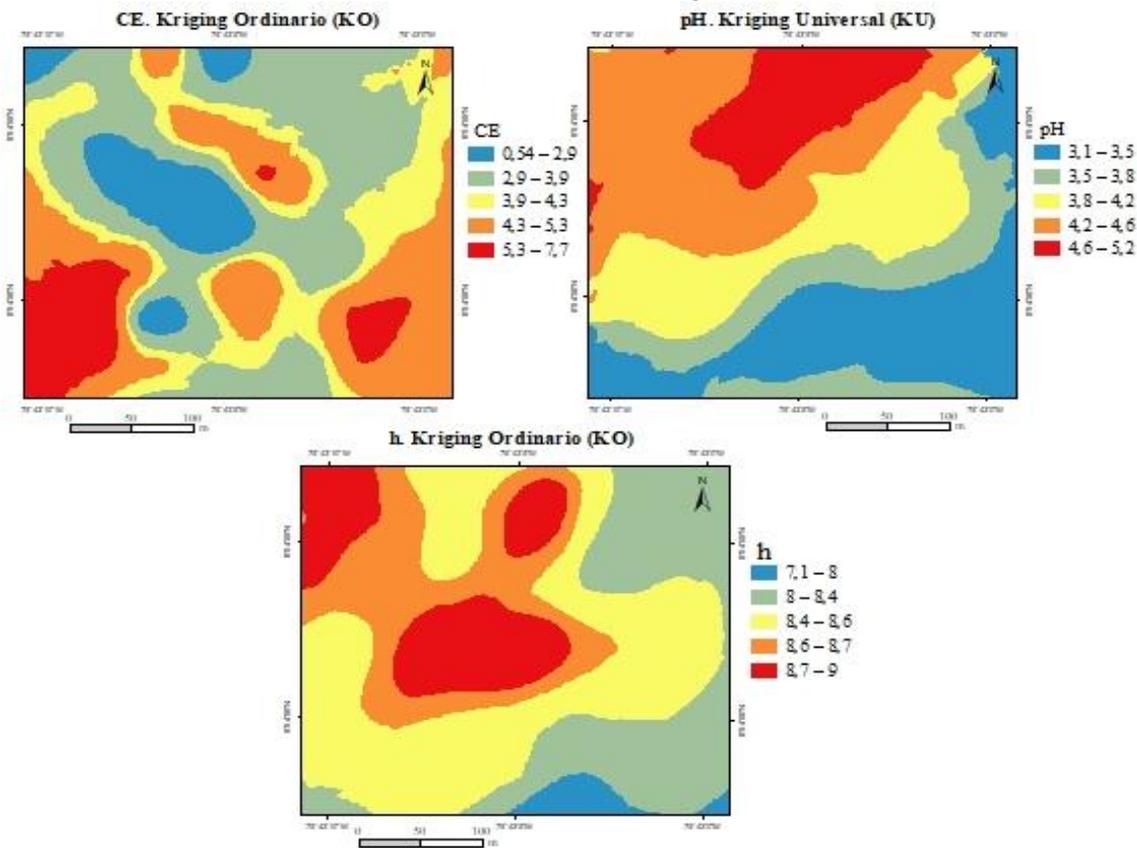


Figura 15. Distribución espacial del contenido de salinidad (CE), pH y altura

La figura 16 muestra las zonas con mayores errores en las predicciones, la distribución de la conductividad eléctrica el error más alto de 1,35 a 1,59 donde es escaso los valores de la muestra, el mismo comportamiento se muestra en la altura con errores de 0,18 y 0,23 dichas áreas aportaron gran parte de las muestras aleatorias del test para validar el modelo, en cuanto al pH los errores más altos se ubican en el extremo noroeste del área muestreada.

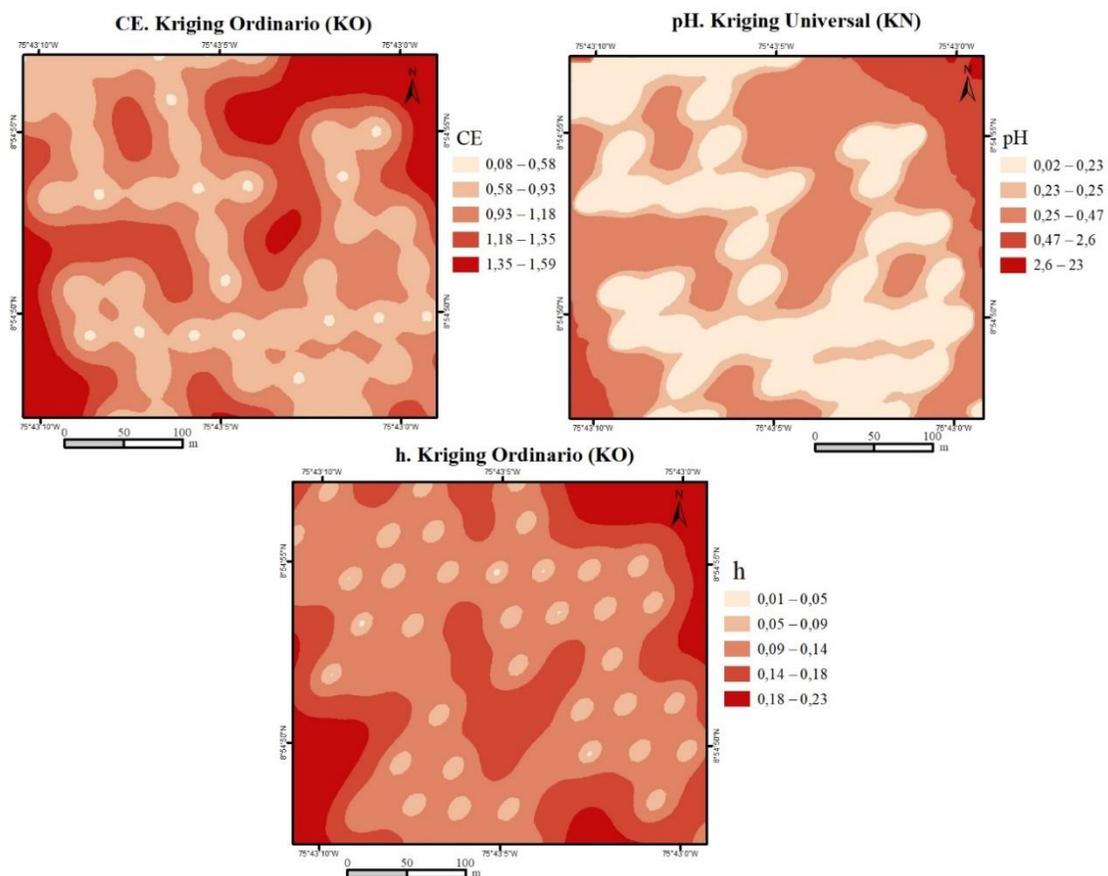


Figura 16. Superficies de error de predicción del contenido de salinidad (CE), pH y h

En general, los métodos kriging tiene valores muy cercanos excepto que el KO funciona bien en términos de reducción del EM para la representación de la conductividad eléctrica, lo que revela un potencial notable el desempeño del modelo para predicciones de la variable de salinidad del suelo.

10.3 Análisis multivariante de conductividad eléctrica (CE), potencial de hidrógeno (pH) y altura (h)

Con fin de establecer la correlación entre las variables CE, pH y h, se aplicó la matriz de correlaciones de Pearson, como se observa en la figura 17. En base a Lalinde et al, (2018) la correlación entre CE y pH es moderada situada con valor -0,435 y al ser negativa es de carácter inversa la relación, para la correlación CE y h el coeficiente se ubica en una categoría modelada con -0.48, por parte del pH y la h si presenta una correlación fuerte -0,64 de manera inversa. La representación en la nube de puntos evidencia en dirección y en la forma semejante a una línea que no existe una fuerte correlación entre CE y pH.

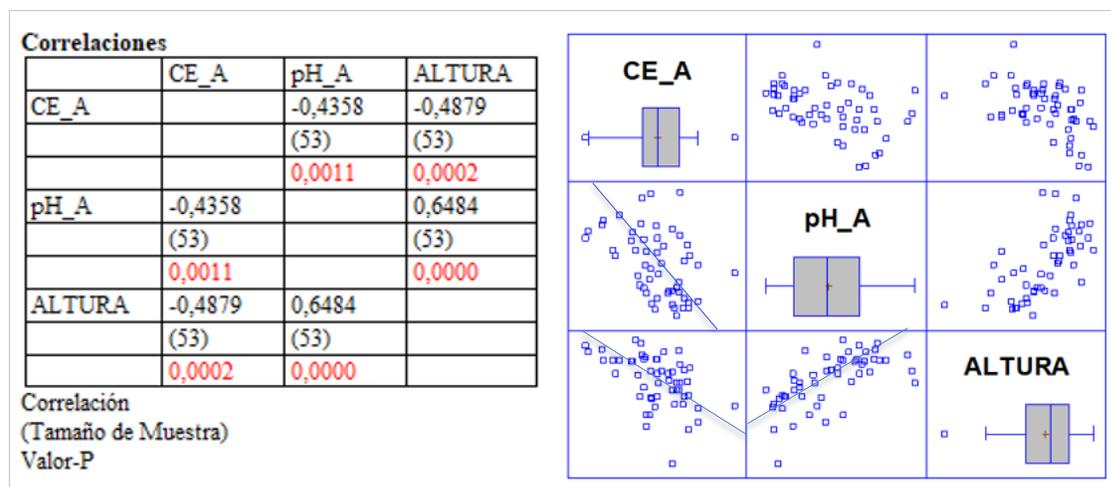


Figura 17. Matriz de correlaciones

Nota: Captura del software statgraphics análisis multivariado, conductividad eléctrica horizonte A (CE_A), pH_A y altura

La gráfica de dispersión para CE_A y altura se observa una correlación inversa moderada demostrada con un valor del coeficiente -0,4879 y p valor de 0,0002, se puede afirmar que en las zonas más bajas la CE es más alta. El pH y altura el coeficiente se situó en un valor

de 0,64 indicando una correlación de mayor fuerza entre las dos variables en comparación de los pares anteriores, se puede argumentar que el pH y la altura tiene una relación directamente proporcional a medida que la zona son más bajas el pH disminuye o inversamente.

En figura 18 la aplicación de r^2 para medir la intensidad de la relación de cada par de variables, la parte superior derecha representa el comportamiento de r^2 y la inferior izquierda el coeficiente de Pearson, donde se puede comprobar que la mayor intensidad de la relación entre variables es altura y pH con un valor 0.42 indicando el porcentaje de la variación de pH debido a la variación de la altura y viceversa.

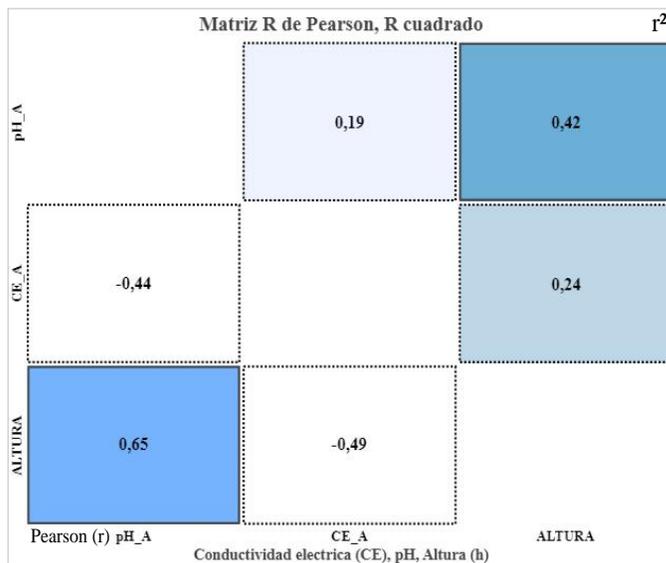


Figura 18. Matriz de correlación con Pearson y R^2

Nota: Captura del reporte del software ArcGIS PRO

Con base a la modera relación que existe entre las variables, se aplicó un modelo de regresión lineal múltiple (figura 19) que permitió analizar el comportamiento de la salinidad en relación al pH y altura como variables explicativas.

Parámetro	Estimación	Error Estándar	Estadístico T	Valor-P
CONSTANTE	24,0993	7,23877	3,3292	0,0016
pH_A	-0,507519	0,392827	-1,29197	0,2023
ALTURA	-2,13009	0,958962	-2,22125	0,0309

Análisis de Varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	26,6883	2	13,3442	8,91	0,0005
Residuo	74,912	50	1,49824		
Total (Corr.)	101,6	52			

R-cuadrada = 26,268 por ciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 23,3187 por ciento

Error estándar del est. = 1,22403

Error absoluto medio = 0,972563

Estadístico Durbin-Watson = 2,06833 (P=0,5528)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = -0,0419208

Figura 19. Datos del modelo de regresión lineal múltiple para CE

La ejecución de la regresión se representa en la ecuación del modelo ajustado, a continuación:

$$CE = 24,0993 - 0,507519 * pH - 2,13009 * h$$

Lo anterior indica que, el modelo de regresión lineal múltiple es estadísticamente significativo ya que su p-value es menor a 0,05 (figura 19). Las variables explicativas del modelo, altura y pH, mostraron diferentes niveles de significancia según el estadístico T de Student; significativa para la altura y sin significancia para pH, note que el valor-P más alto de las variables independientes es 0,2023, que corresponde a pH. Lo anterior indica que pH no es una variable que permita explicar satisfactoriamente el modelo, por lo que puede eliminarse.

El modelo fue validado para los supuestos de linealidad, homocedasticidad, normalidad e independencia, mediante el análisis de los gráficos de: residuos vs CE_A predicho y

normalidad cuantil-cuantil; adicionalmente, fueron seleccionados los mejores modelos de ajuste aplicando los criterios de Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQC) y Schwarz-Bayesian (SBIC).

La Figura 20a, residuos vs CE_A predicho, muestra una distribución aleatoria de los residuos, sin sesgos o tendencias. Valida lo anterior, los supuestos de linealidad, homocasticidad e independencia, indicando que un modelo de regresión lineal es viable para predecir los datos de CE, que la varianza de los residuos es constante, y que no se observaron outliers. La Figura 20b, gráfico cuantil-cuantil (Normal Q-Q), valida la distribución gaussiana de los residuos y el supuesto de normalidad.

En la Tabla 4 se presentan los datos de los modelos de regresión de acuerdo a tres criterios de información: de Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQC) y Schwarz-Bayesian (SBIC). Para los modelos la variable independiente es CE, la variable A es pH y la variable B es altura. En cada uno de los criterios, el mejor modelo (aquel que minimiza el criterio de información) es el que selecciona la variable B (altura) para calcular la conductividad eléctrica.

Tabla 4. Modelos de regresión seleccionados según criterios de información AIC, HQC y SBIC

<i>MSE</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>AIC</i>	<i>HQC</i>	<i>SBIC</i>	<i>Variables incluidas</i>
1,52	2	0,493	0,521	0,567	B
1,5	3	0,517	0,56	0,629	AB
1,61	2	0,554	0,583	0,628	A
1,95	1	0,708	0,722	0,745	

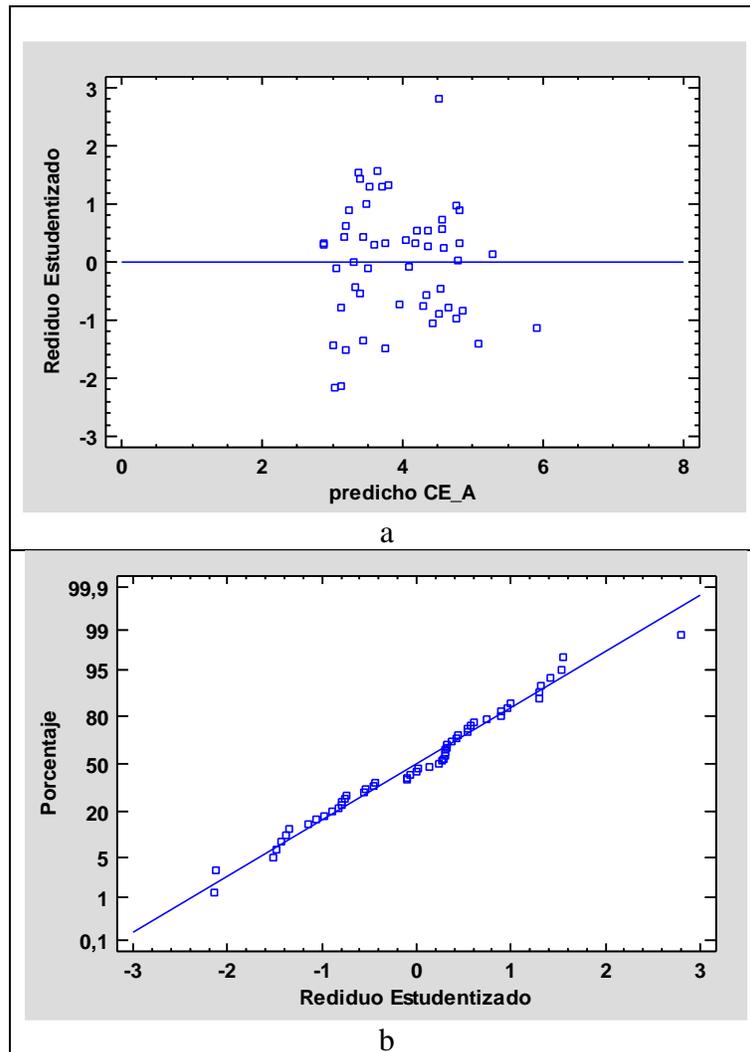


Figura 20. Gráficas de validación del modelo de regresión lineal múltiple. 2a. Residuos vs CE_A predicho; 2b. cuantil-cuantil (Normal Q-Q)

De lo anterior se genera un nuevo modelo en base a la regresión simple dónde altura explica aproximadamente el comportamiento de CE, por medio de valores predichos, la ecuación del modelo ajustado para describir la relación entre CE y h es:

$$CE = 28,9017 - 2,9334 * h$$

El resultado del valor-P es menor que 0,05, existe una relación estadísticamente significativa entre CE y h con un nivel de confianza del 95,0%, el R- Cuadrado indica que el modelo ajustado explica 23,8065% de la variabilidad en la salinidad.

11 Análisis y discusión

Los resultados muestran que el 51,2 % del área de estudio presenta suelos muy ligeramente salinos (CE 2-4 dS m⁻¹), ligeramente salinos en 45,9 % (CE 4 – 7,7 dS m⁻¹) y el 2,7% del sector son suelos no salinos (CE 0,5 - 2 dS m⁻¹); lo anterior, según las clases de salinidad con base en la conductividad eléctrica que define la USDA (2017). La figura 21 muestra la distribución espacial de la salinidad y el *pH*.

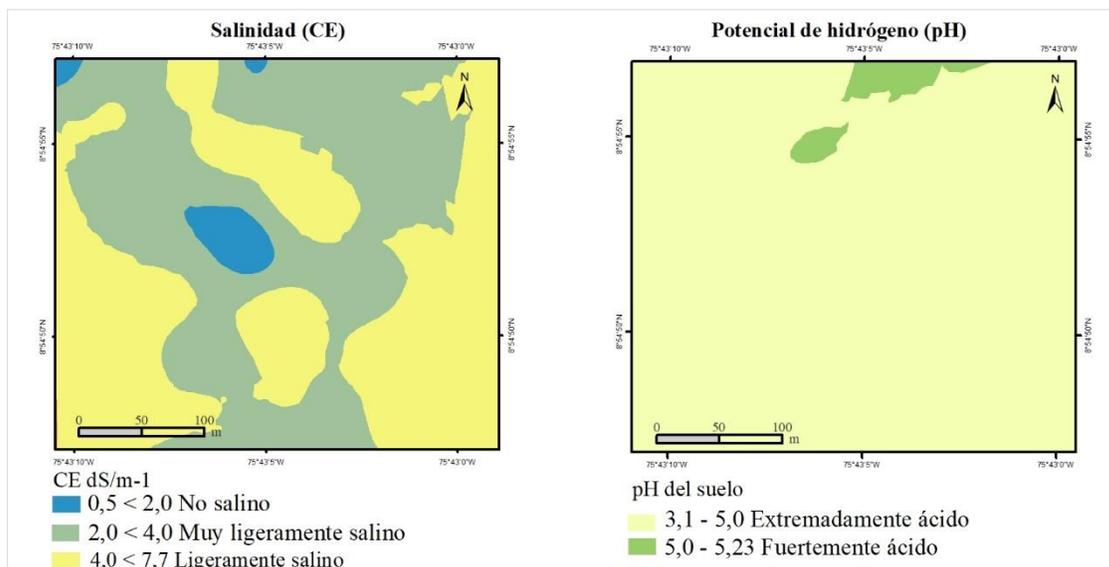


Figura 21. Superficies de predicción para la distribución espacial del contenido de salinidad (CE) y *pH*

Con relación al *pH* un 97 % es extremadamente ácido y el 3% fuertemente ácido. Estudios realizados en el sector de la planicie del Sinú arrojaron modelados de acidez condicionada por el comportamiento de *pH* que permitió definir las áreas homogéneas de acidez y tipos de suelos ácidos sulfatados (Martínez et al. 2022).

La figura 22 muestra la distribución de la salinidad y la altura las cuales estuvieron (¿débil, moderado o fuertemente? correlacionadas. La h muestra una leve variación en dirección SE -NW con valores de 7,1 a 8,9 msnm. En esa misma dirección la salinidad tiende a disminuir desde suelos ligeramente salinos hasta no salinos. Estos resultados coinciden con la afirmación de Juan et al. (2010) que la salinidad del suelo puede cambiar abruptamente debido a las características locales. Debido a que el modelo de salinidad ajustado, con base a regresión lineal simple, indica que la variabilidad de la salinidad se explica en un 23,8065% por la variable altura, este bajo porcentaje, implica que otras variables intervienen en la variabilidad de la CE y que su conocimiento puede aumentar el valor de la explicación.

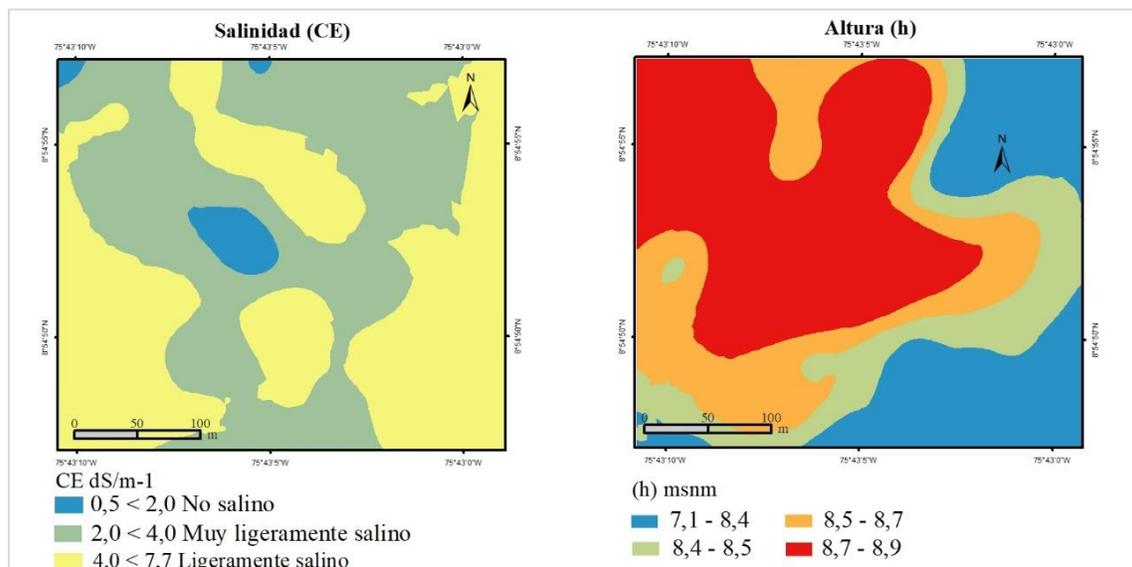


Figura 22. Superficies de predicción para la distribución espacial del contenido de salinidad (CE) y h .

La figura 23 presenta la superficie de predicción de CE según el modelo ajustado en función de la variable h . La diferencia del área entre los datos muestreados y los predichos para los suelos muy ligeramente salinos es de 1,6%, los datos predichos abarcan un 49,6%

y los muestreados 51,2 % del área de estudio, en los suelos ligeramente salinos la diferencia es de 3,7% el área de los datos predichos es mayor 49,6 % frente a 45% de los datos reales, de igual forma se observa que no presenta suelos no salinos el modelo propuesto “ $CE = 28,9017 - 2,9334 \cdot h$ ”. La variabilidad del contenido de salinidad que disminuye en sentido SE-NW similar al modelo con datos reales, nótese la dependencia espacial que proporciona la variable h a CE en el comportamiento de la correlación inversamente proporcional donde la altura aumenta en la dirección SE-NW (figura 22 y 23).

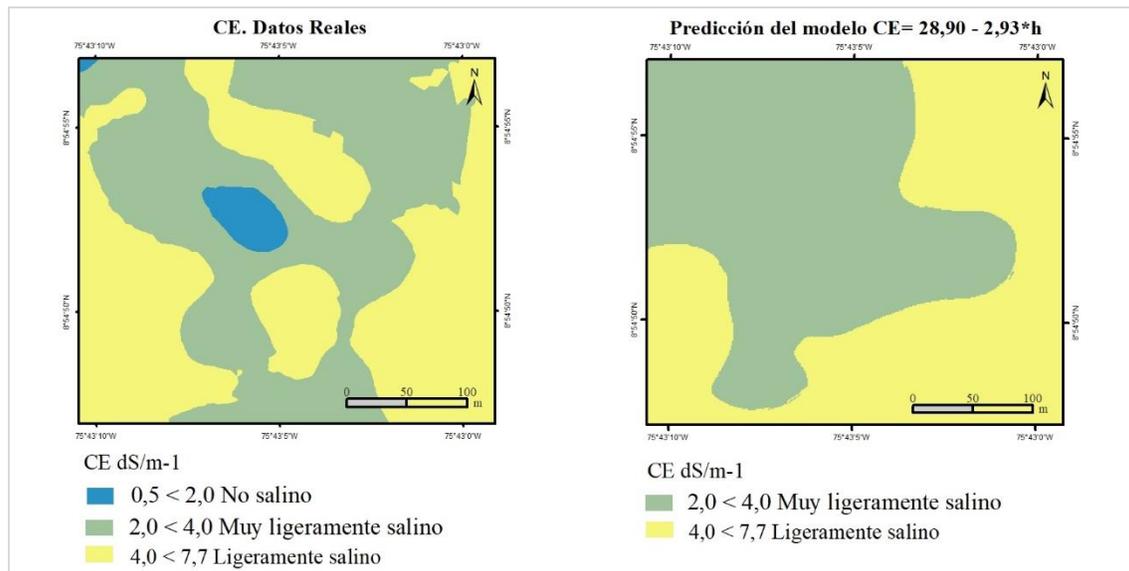


Figura 23. Comparación de la Superficies de predicción del modelo CE con los datos reales de salinidad (CE)

En este estudio el modelo que se aplica para analizar los datos CE y h , es kriging (OK) el cual fue seleccionado por medio de validación cruzada de retención con el mínimo error EM y Stdr, demuestra la eficiencia del modelado geostadístico en la distribución de la salinidad con una precisión significativa.

En estudios similares según Zare-Mehrjardi et al (2010) encontraron que la elevación del terreno estaba altamente correlacionada con los parámetros estudiados del suelo, por lo que

se utilizó como parámetro auxiliar la altura para establecer modelos espaciales, los resultados indicaron que todos los parámetros analizados (*pH*, *CE*, cobertura vegetal) se determinaron mejor mediante un método de cokriging. En resultados de Sahbeni et al. (2022) quienes interpolaron la conductividad eléctrica utilizando cuatro métodos de kriging, a saber, kriging ordinario (OK), kriging bayesiano empírico (EBK), co-kriging (CK) y kriging indicador (IK). Hallaron que para el error absoluto medio (MAE), el kriging indicador tiene el valor más bajo (0,02), seguido del kriging ordinario, el kriging bayesiano empírico y el co-kriging. En general, los métodos de kriging tienen valores de error cuadrático medio (RMSE) y MAE cercanos, excepto el kriging indicador, ya que produce probabilidades en lugar de valores numéricos. En el mismo contexto, Benslama et al. (2020) modeló la EC usando dos métodos de interpolación, Kriging ordinario (OK) y ponderación de distancia inversa (IDW). Los métodos de interpolación funcionaron bien en el mapeo de la salinidad del suelo, con un error medio (ME) y un error cuadrático medio (RMSE) de -0,003 dS/m y 0,145 dS/m, respectivamente. De igual forma el kriging ordinario permitió distinguir las diferentes clases de salinidad; El mapa resultante de este tipo de kriging dio predicciones con un RMSE bajo y un ME cercano a cero (0.04 dS m⁻¹) y ha ilustrado el avanzado estado de salinización de los suelos en el área de estudio Bradai et al. (2019).

Lo anterior concuerda con el hallazgo de Niñerola, et al. (2017) con respecto al desempeño del kriging (OK) en el modelado de la distribución de la salinidad con un error medio -0.01 dS/m, el modelo kriging (OK) de arrojó un patrón distintivo de valores altos de CE con direcciones NE - SE fue evidente las predicciones del KO en la precisión del mapa de error

cuadrático medio (RMSE) con valores 0,52 dS/m. Esto es comparable a la precisión reportada por las superficies de predicción generadas por OK para factores y variables (F1, F2, pH_A, CE_A), donde los valores de RMSE fueron similares y el valor de RMSSE estuvo cerca de la unidad de acuerdo Martínez et al. (2022).

Estos modelos kriging permite generar superficies de distribución espacial con errores muy bajos de acuerdo con la validación del modelo, incluso cuando los modelos de regresión solo pueden explicar bajos porcentajes de la variabilidad espacial de la CE Anaya, 2015. Este es un punto de partida para aplicar la metodología propuesta con el fin de obtener información que sea útil en la planificación para mitigar el riesgo de salinidad que puede afectar el suelo y su productividad Juan et al. (2010).

12 Conclusiones

- Los resultados del análisis de la conductividad eléctrica de los suelos del sector de Ciénaga de Oro – Córdoba, indican que se clasifican en no salino, muy ligeramente salinos y ligeramente salinos, conforme al modelo. Según el modelo, la mayor variabilidad se da en dirección NE-SW y la menor NW y SE. Además, la salinidad presenta una variabilidad espacial relacionada con la altura, en zonas de alturas similares la variabilidad es menor.
- Con base al análisis de las superficies de predicción en sector de estudio, se puede concluir que los estadísticos rebelaron el modelo predictivo con un sesgo mínimo, que lleva establecer el modelo que mejor representa la distribución de la salinidad. En este contexto, el kriging OK dió predicciones con un ME cercano a cero (-0.01 dS m⁻¹), se desempeñó bien en términos de predicción de la salinidad que varía entre 0,5 y 7,7 dS m⁻¹, y permitió distinguir las diferentes categorías de salinidad. Por lo tanto, se puede recomendar la aplicación de esta técnica geoestadística para generar modelos de predicción.
- En la aplicación de la correlación espacial de las variables pH y altura con la salinidad, el modelo de regresión lineal múltiple no permitió pronosticar de forma confiable la distribución espacial de la salinidad ($R^2= 26.2\%$). La relación más fuerte la presenta con la altura y el modelo de predicción que se generó, aproximadamente explica 23% del comportamiento de la salinidad (R^2 ajustado).

13 Recomendaciones

Es importante aumentar el número de variables para buscar mayor exactitud de la explicación de la salinidad en función de otras variables.

Definir un monitoreo espacio temporal para analizar la variabilidad en función de época del año.

Aplicar el estudio en otros sectores de la llanura del Sinú, para fomentar el conocimiento del fenómeno en aras de tomar conciencia de lo que representa la amenaza de la salinidad en los suelos y la producción agrícola.

14 -Referencias bibliográficas

- AbdelRahman, M., Zakarya, Y., Metwaly, M. y Koubouris, G. (2020). Deciphering Soil Spatial Variability through Geostatistics and Interpolation Techniques. *Sustainability*, 1-13. <https://doi.org/10.3390/su13010194>
- Amaya, C. (2019). Comparación de técnicas de estimación del grado de salinidad en suelos con contenido de humedad mediante el procesamiento de imágenes Multiespectrales. [Tesis de Pregrado, Universidad Señor de Sipán]. Repositorio Digital Institucional Universidad Señor de Sipán.
- Anaya Flores, R. (2011). *Modelado de la salinidad del suelo en los negritos Villamar, Michoacán* (Tesis de maestría). Instituto Politécnico Nacional, Michoacán, México. Repositorio Dspace -<https://tesis.ipn.mx/handle/123456789/22296>
- Aredehey, G., Libsekal, H., Brhane, M., Welde, k. y Giday, A. (2018) Top-soil salinity mapping using geostatistical approach in the agricultural landscape of Timuga irrigation scheme, South Tigray, Ethiopia. *Cogent Food & Agriculture*, 4(1), <https://doi.org/10.1080/23311932.2018.1514959>
- Benslama, A., Khanchoul, K., Benbrahim, F., Boubehziz, S., Chikhi, F., & Navarro-Pedreño, J. (2020). Monitoring the variations of soil salinity in a palm grove in Southern Algeria. *Sustainability*, 12(15), 6117.
- Bhattacharjee, S., Ghosh, S. K., Chen, J. (2019). *Semantic Kriging for Spatio-temporal Prediction*. Alemania: Springer Nature Singapore.
- Biswas, A., Si, BC, 2013. Promedio del modelo para los parámetros del modelo de semivariograma. En: *Avances en la investigación agrofísica*. Grundas, S., Stepniewski, A. (Eds.). IntechOpen. Disponible en [fecha de acceso: 5.07.2022]: <https://www.intechopen.com/chapters/39857>
- Bradai, A., Bennacer, A., & Fernández, P. (2019). Application of kriging techniques for assessing the salinity of irrigated soils: the case of El Ghrous perimeter, Biskra, Algeria. *SJSS*, 9(2), 105.
- Bucheli, G. E. H. (2019). Uso del Índice de Moran y LISA para explicar el ausentismo electoral rural en Ecuador. *Revista Geográfica*, (160), 91-108.
- Cho, K. H., Beon, M., y Jeong, J. (2018). Dynamics of soil salinity and vegetation in a reclaimed area in Saemangeum, Republic of Korea. *Geoderma*, 321. 42-51. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.01.031>

- Constitución Política de Colombia [Const]. Art. 79, 80 y 81. 7 de julio de 1991 (Colombia).
- Cruz, J. L., Pelacani, C. R., Soares Filho, W. D. S., Castro Neto, M. T. D., Coelho, E. F., Dias, A. T., & Paes, R. A. (2003). Production and partitioning of dry matter and stomatal conductance of rangpur lemon under salt stress. *Revista Brasileira de Fruticultura*, 25(3), 528-531.
- Decreto 1076 de 2015 [Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible]. Por medio del cual se expide el Decreto Único Reglamentario del Sector Ambiente y Desarrollo Sostenible. 6 de mayo de 2015. D.O. No. 49523. https://www.icbf.gov.co/cargues/avance/docs/decreto_1076_2015.htm
- Decreto 1277 de 1994. [Ministerio del medio ambiente]. Por el cual se organiza y establece el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales –IDEAM. 21 de junio de 1994. D.O. No. 41409. https://www.icbf.gov.co/cargues/avance/docs/decreto_1277_1994.htm
- Decreto 1600 de 1994. [Ministerio del medio ambiente]. Por el cual se reglamenta parcialmente el Sistema Nacional Ambiental (SINA) en relación con los Sistemas Nacionales de Investigación Ambiental y de Información Ambiental. 27 de julio de 1994. D. O. No. 41465. https://www.icbf.gov.co/cargues/avance/docs/decreto_1600_1994.htm
- Decreto 2811 de 1974 [con fuerza de ley]. Por medio del cual se expide el Código de Recursos Naturales Renovables y de Protección al Medio Ambiente. 27 de enero de 1974. D.O. No. 34243. https://www.icbf.gov.co/cargues/avance/docs/decreto_2811_1974.htm.
- Decreto 291 de 2004. [Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial]. Por el cual se modifica la estructura del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, IDEAM, y se dictan otras disposiciones. 29 de enero de 2004. D.O. No45446. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=64907>
- De Rosa, D. L. (2008). Evaluación agro-ecológica de suelos para un desarrollo rural sostenible. Mundi-prensa.
- Emery, X. (2013). *Geoestadística*. Chile, Facultad de ingenierías.
- Esri. (2022). *Matriz de gráficos de dispersión*. Recuperado de <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/analysis/geoprocessing/charts/scatter-plot-matrix.htm>
- Esri. (2023). *Usar la validación cruzada para evaluar los resultados de interpolación*. Recuperado de <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/performing-cross-validation-and-validation.htm>

- Fourati, H., Bouazizi, M., Benzina, M. y Bouaziz, S. (2017). Detection of terrain indices related to soil salinity and mapping salt-affected soils using remote sensing and geostatistical techniques. *Environ Monit Assess.* 177- 189. DOI 10.1007/s10661-017-5877-7
- Giraldo, R. 2002. *Introducción a la Geoestadística*. Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencia
- Hernández A, J. A. (2012). *Bio recuperación de suelos salinos con el uso de materiales orgánicos* (Doctoral dissertation, Agronomos). Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España.
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM). 2012. *Protocolos de degradación de suelos y tierras por desertificación*. http://www.ideam.gov.co/documents/11769/241818/20120814_Protocolo_desertificacion.pdf/c34ac460-215b-4cb8-8ffe-a8f9218e2bac
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), CAR y U.D.C.A, 2017. Protocolo para la identificación y evaluación de la degradación de suelos por salinización. <http://www.pronosticosyalertas.gov.co/documents/11769/95765330/Protocolo+Salinizacion+2017.pdf/1cd7756d-28cb-440f-a520-7ae538aa9002?version=1.0>
- Juan, P., Mateu, J., Jordan, M., Mataix, J., Meléndez, I. y Navarro, J. (2011). Geostatistical methods to identify and map spatial variations of soil salinity. *Journal of Geochemical Exploration*, 108. 62–72. doi: 10.1016/j.gexplo.2010.10.003
- Lalinde, J. D. H., Castro, F. E., Rodríguez, J. E., Rangel, J. G. C., Sierra, C. A. T., Torrado, M. K. A., ... & Pirela, V. J. B. (2018). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones. *Archivos venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, 37(5), 587-595.
- Lee, K., Baek, S., Hong, S., Kim, Y., Na, S. y Lee, K. (2013). Classification of Soil Desalination Areas Using High Resolution Satellite Imagery in Saemangeum Reclaimed Land. *Korean Society of Soil Science and Fertilizer*. 46(6), 426-433. <https://doi.org/10.7745/KJSSF.2013.46.6.426>
- Ley 489 de 1998. Por la cual se dictan normas sobre la organización y funcionamiento de las entidades del orden nacional y se dictan otras disposiciones. 29 de diciembre de 1998. D. O. No. 43464. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=186>
- Ley 99 de 1993. Por la cual se crea el Ministerio del Medio Ambiente, se reordena el Sector Público encargado de la gestión y conservación del medio ambiente y los recursos

- naturales renovables, se organiza el Sistema Nacional Ambiental, SINA, y se dictan otras disposiciones. 22 de diciembre de 1993. D.O. No. 41146. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=297>
- Machado, RMA y Serralheiro, RP (2017). Salinidad del suelo: efecto sobre el crecimiento de los cultivos de hortalizas. Prácticas de manejo para prevenir y mitigar la salinización del suelo. *Horticulturae*, 3 (2), 30.
- Martínez, Z., & Zapata, R. (2009). Características hidrodinámicas en suelos sulfatados ácidos de un sector de la parte baja de la cuenca del río Sinú. *Suelos Ecuatoriales*, 39(2), 126-131.
- Martínez L, Z., Mejía A, D., & Soto B, V. (2022). A Methodological Approach to Mapping Acid Sulfate Soils, the Spatial Variability of Acidity and Salinity, and Hazards at the Field Scale in a Sector of the Sinú River Floodplain, Colombia. *Water, Air, & Soil Pollution*, 233(6), 217.
- Mesa, E. E., & López, D. S. (2015). Desarrollo de una herramienta geoestadística para elaborar mapas de variabilidad espacial de suelos. *Suelos Ecuatoriales*, 45(1), 36-40.
- Ministerio de Ambiente. (2016). Política para la Gestión Sostenible del Suelo. http://www.andi.com.co/Uploads/Política_para_la_gestión_sostenible_del_suelo_FINAL.pdf
- Mohammad, Z. M., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Akbarzadeh, A. (2010). Evaluation of geostatistical techniques for mapping spatial distribution of soil pH, salinity and plant cover affected by environmental factors in Southern Iran. *Notulae Scientia Biologicae*, 2(4), 92-103
- Niñerola, V., Navarro, J., Gómez, I., Meléndez, I. y Jordán, M. (2016). Geostatistical assessment of soil salinity and cropping systems used as soil phytoremediation strategy. *Journal of Geochemical Exploration*, 1-6. <http://dx.doi.org/10.1016/j.gexplo.2016.06.008>
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura FAO. (2021). *Mapeo de suelos afectados por salinidad. Especificaciones técnicas y guías para los países*. <https://www.fao.org/documents/card/es?details=CA9203ES>
- Otta, S., Jobbágy, E. G., Vich, A. I., Viglizzod, E. F., Lauroa, C., Vaccarinoa, E., & Bastidasa, L. (2022). Dinámica de las tierras irrigadas en el centro-oeste de Argentina durante el período 1986-2018: análisis a partir de la anomalía del índice de vegetación mejorado. *Geoacta*, 44.
- Pénate, C. y González, F. (2011). Introducción de técnicas de procesamiento de imágenes satelitales para la obtención del mapa preliminar de índice de salinidad en el valle

- de Guantánamo. *Ingeniería Agrícola*, 1(2), 57-66.
<https://rcta.unah.edu.cu/index.php/IAgric/article/view/549/550>
- Pulatov, A., Khamidov, A., Akhmatov, D., Pulatov., B. y Vasenev, V. (2020). Soil salinity mapping by different interpolation methods in Mirzaabad district, Syrdarya Province. *Materials Science and Engineering*, 883, 2-8.
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/883/1/012089/pdf>
- Ranjbar, F. y Jalali, M. (2016). The combination of geostatistics and geochemical simulation for the site-specific management of soil salinity and sodicity. *Computers and Electronics in Agriculture*, 121, 301–312.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2015.12.010>
- Sahbeni, G., & Székely, B. (2022). Spatial modeling of soil salinity using kriging interpolation techniques: A study case in the Great Hungarian Plain. *Eurasian Journal of Soil Science*, 11(2), 102-112.
- Saldaña, M. R. (2016). Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal. *Revista Enfermería del trabajo*, 6(3), 114.
- Samieea, M., Ghazavia, R., Pakparvarb, M. y Valia, A. (2018). Mapping spatial variability of soil salinity in a coastal area located in an arid environment using geostatistical and correlation methods based on the satellite data. *Desert*, 23(2), 233-242.
https://jdesert.ut.ac.ir/article_69120_a08fa90e0d8f79be0a029383aad7c6e0.pdf
- Santos, M. (2020). *Sistemas de información geográfica*. Madrid, España: Editorial UNED.
- Sun, G., Zhu, Y., Ye, M., Yang, Y., Yang, J., Mao, W. y Wu, J. (2022). Dinámica espaciotemporal de la salinidad del suelo regional y análisis mejorado de la estabilidad temporal en áreas agrícolas áridas. *Revista de Suelos y Sedimentos*, 1-21.
- Tanji, K. K. (2002). *Salinity in the soil environment*. Salinity: Environment-plants-molecules, 21-51.
- Tripathi, R., Nayak, AK, Shahid, M., Raja, R., Panda, BB, Mohanty, S., ... y Sahoo, RN (2015). Caracterización de la variabilidad espacial de las propiedades del suelo en la costa de la India afectada por la sal utilizando geoestadística y kriging. *Revista árabe de geociencias*, 8 (12), 10693-10703.
- Umbría, I., Mora, L., Jégat, H., Trezza, R., Mejías, E., Araujo, L. y Rodríguez, N. (2002). Análisis espacial de la salinidad del acuífero en la planicie aluvial del Río Motatán-Trujillo. *Geoenseñanza*, 7(1-2), 74-87.
<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=36070207>

- Unidad Docente de Geografía [UAH], 2000).
<https://www.geogra.uah.es/gisweb/1modulosespanyol/IntroduccionSIG/GISModule/GISTheory.htm>
- USDA. (2017) soil survey manual. United States. Dept. of Agriculture. Soil Survey Division, & United States, 18(1).
- Webster, R., & Oliver, M. (2007). Geostatistics for Environmental Scientists (Second Edi). John Wiley & Sons, Ltd.
- Zare-mehrjardi. M., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Akbarzadeh, A. (2010). Evaluation of geostatistical techniques for mapping spatial distribution of soil pH, salinity and plant cover affected by environmental factors in Southern Iran. *Notulae Scientia Biologicae*, 2(4), 92-103.

15 Anexos

Anexo 1. Base de datos muestra de suelo y altura zona de estudio Ciénaga de oro - Córdoba

N° Muestra	X	Y	pH_A	CE_A	Altura
1	"	"	3,3	3,7	8,3
2	"	"	3,6	3,1	8,4
3	"	"	3,3	4,7	7,8
4	"	"	3,5	4,6	8,5
5	"	"	3,5	3,4	8,1
6	"	"	3,4	4,0	8,4
7	"	"	3,6	4,9	8,5
8	"	"	3,2	5,4	8,1
9	"	"	3,5	4,5	8,6
10	"	"	3,2	4,8	8,3
11	"	"	3,4	5,9	8,3

12	"	"	3,6	3,4	8,4
13	"	"	3,1	4,9	8,4
14	"	"	3,9	7,7	8,3
15	"	"	4,1	2,0	8,6
16	"	"	3,2	3,9	8,3
17	"	"	3,4	5,3	8,4
18	"	"	3,3	5,4	8,4
19	"	"	3,2	5,2	8,3
20	"	"	4,0	5,9	8,1
21	"	"	4,0	5,3	8,6
22	"	"	3,7	5,0	8,8
23	"	"	4,0	3,4	8,7
24	"	"	3,8	3,1	8,6
25	"	"	3,5	5,0	8,4
26	"	"	4,5	0,5	8,8
27	"	"	4,0	4,1	8,6
28	"	"	3,8	4,0	8,5
29	"	"	4,7	3,9	8,7
30	"	"	4,2	1,8	8,7
31	"	"	4,4	2,7	8,7
32	"	"	4,8	2,2	8,7
33	"	"	4,1	5,5	8,6
34	"	"	3,5	4,7	8,4
35	"	"	3,9	3,6	8,4
36	"	"	4,7	1,3	8,8
37	"	"	4,5	2,8	8,7
38	"	"	5,1	3,2	8,7
39	"	"	5,2	5,1	8,5
40	"	"	4,5	5,1	8,7
41	"	"	4,2	3,5	8,2
42	"	"	3,7	3,6	8,2
43	"	"	4,2	3,9	8,7
44	"	"	4,4	3,3	8,7
45	"	"	4,3	4,3	8,8
46	"	"	4,4	4,0	8,6
47	"	"	4,6	4,7	8,6
48	"	"	4,7	3,2	8,8
49	"	"	4,2	2,9	8,9
50	"	"	4,6	0,6	8,8
51	"	"	4,3	5,4	8,5

52	"	"	4,7	1,4	8,7
53	"	"	5,2	3,7	8,6

Anexo 2. Análisis de validación cruzada muestras CE superficie KO con modelo esférico

CE_A	Included	Predicted	Error	StdError	Stdd_Error	NormValue
3,319	Yes	3,787877	0,468877	1,22181	0,383756	0,229884
4,683	Yes	3,196897	-1,486103	1,284163	-1,157254	-1,690622
1,308	Yes	3,854068	2,546068	1,242684	2,048845	1,690622
3,238	Yes	4,408463	1,170463	1,307553	0,895155	1,096804
5,097	Yes	3,96184	-1,13516	1,34461	-0,84423	-1,096804
4,672	Yes	4,348804	-0,323196	1,283214	-0,251864	0
3,368	Yes	3,899582	0,531582	1,240839	0,428405	0,472789
5,897	Yes	4,982652	-0,914348	1,235816	-0,739874	-0,472789
4,879	Yes	3,918113	-0,960887	1,211441	-0,793177	-0,747859
4,565	Yes	5,286608	0,721608	1,255427	0,57479	0,747859
5,284	Yes	4,529991	-0,754009	1,279352	-0,589368	-0,229884

Nota: CE: Conductividad eléctrica (dS/m-1) horizonte A, Error medio = -0,01; StdE error = 1,26;

Stdd Standardized error= -0,004.

Anexo 3. Análisis de validación cruzada muestras de pH superficie KU con modelo exponencial

pH_A	Included	Predicted	Error	StdError	Stdd_Error	NormValue
4,41	Yes	4,408867	-0,001133	0,265874	-0,004262	0,229884
4,59	Yes	5,005822	0,415822	0,289842	1,434648	1,096804
4,67	Yes	4,457233	-0,212767	0,310821	-0,684531	-0,229884
5,13	Yes	4,908646	-0,221354	0,293139	-0,755116	-0,747859
4,48	Yes	4,540093	0,060093	0,296284	0,202824	0,472789
3,53	Yes	4,181129	0,651129	0,276372	2,355986	1,690622
3,98	Yes	3,631932	-0,348068	0,274363	-1,268641	-1,690622
3,35	Yes	3,110748	-0,239252	0,331816	-0,721039	-0,472789
3,59	Yes	3,377789	-0,212211	0,267176	-0,794276	-1,096804
3,53	Yes	3,526736	-0,003264	0,315539	-0,010345	0
3,47	Yes	3,598446	0,128446	0,3121	0,411555	0,747859

Nota: pH horizonte A, Error medio = -0,001; StdE error = 0,29; Stdd Standardized error = -0,01

Anexo 4. Análisis de validación cruzada muestras de altura superficie KO con modelo esférico

Altura	Included	Predicted	Error	StdError	Stdd_Error	NormValue
8,764542	Yes	8,754411	-0,01013	0,196999	-0,051426	-0,132313
8,711349	Yes	8,646809	-0,06454	0,164765	-0,391709	-0,554923
8,127194	Yes	8,55767	0,430476	0,186119	2,312914	1,937932
8,27339	Yes	8,565415	0,292025	0,190921	1,529559	1,412188
8,846732	Yes	8,693798	-0,15293	0,158438	-0,965266	-0,899435
8,338933	Yes	8,330373	-0,00856	0,176263	-0,048562	0
8,610829	Yes	8,727984	0,117155	0,163976	0,714463	1,118958
8,697127	Yes	8,736679	0,039552	0,150649	0,262546	0,554923
8,693223	Yes	8,513091	-0,18013	0,163294	-1,103112	-1,118958

8,83003	Yes	8,880007	0,049977	0,152131	0,328509	0,716497
8,585199	Yes	8,666343	0,081144	0,147424	0,550409	0,899435
8,780167	Yes	8,753027	-0,02714	0,160091	-0,169527	-0,266994
8,422759	Yes	8,456293	0,033534	0,153045	0,219112	0,406724
8,722375	Yes	8,632982	-0,08939	0,165431	-0,540362	-0,716497
8,099771	Yes	7,825959	-0,27381	0,168059	-1,629255	-1,937932
8,720563	Yes	8,687497	-0,03306	0,15479	-0,21362	-0,406724
8,062837	Yes	8,070351	0,007514	0,180861	0,041547	0,132313
8,48282	Yes	8,498007	0,015187	0,168017	0,090388	0,266994
8,252885	Yes	8,053937	-0,19894	0,166802	-1,192716	-1,412188

Nota: pH horizonte A, Error medio = -0,01; StdE error = 0,01; Stdd Standardized error =

-0,07