



**UNIVERSIDAD
DEL AZUAY**

DEPARTAMENTO DE POSGRADOS

**“Análisis espacial de elementos potencialmente tóxicos en suelo de San
Bartolomé, Azuay”**

Trabajo de Titulación previo a la obtención del título de:

Magíster en Minas con Mención en Planeamiento Minero

Autor:

ABNER EZEQUIEL VALDIVIESO PALMA

Director:

FERNANDO VALENCIA GUARICELA, MGTR.

CUENCA, ECUADOR

2026

Abner Ezequiel Valdivieso Palma

Trabajo de Titulación

Ing. Fernando Valencia Guaricela, Mgtr.

Octubre, 2025

“Análisis espacial de elementos potencialmente tóxicos en suelo de San Bartolomé, Azuay”

DEDICATORIA

Este trabajo de titulación se lo dedico principalmente a Dios, por ser mi luz y mi camino, gracias por brindarme fuerzas para continuar superándome.

A mi madre, por su amor incondicional, por sus sacrificios y por enseñarme el valor del esfuerzo. A mi familia, por estar siempre presente, incluso en la distancia.

A Madeleine G., mi compañera de vida y sueños. Gracias por su gran amor, paciencia y constante apoyo.

Abner Ezequiel Valdivieso Palma

AGRADECIMIENTO

A mi director de titulación y a mis tutores, por compartir sus experiencias y conocimientos a lo largo de esta gran experiencia académica. Por encaminarnos con rigor y por la revisión minuciosa del presente documento.

¡Su trabajo y esfuerzo representa un gran aporte al sistema educativo!

A la Universidad del Azuay, departamento de posgrado y a todas las distinguidas autoridades que hicieron posible que en el país se desarrolle la primera Maestría en Minas con Mención en Planeamiento Minero.

A los autores del estudio previo, por la facilidad de los datos preliminares que me permitieron desarrollar el presente análisis, y así aportar al campo de la investigación geoespacial mediante la aplicación de herramientas digitales.

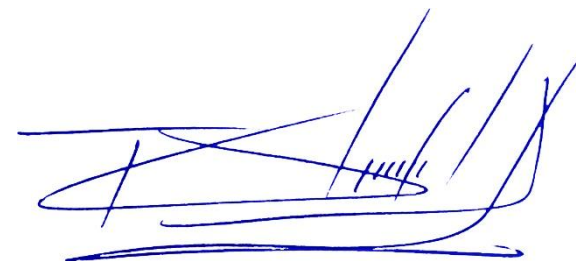
Abner Ezequiel Valdivieso Palma

RESUMEN:

En la búsqueda de estimar valores regionalizados distribuidos geográficamente, y suministrar una medida del error, surgió la necesidad de aplicar herramientas que combinen la información estadística y espacial. Los elementos potencialmente tóxicos (PTEs) pueden estar presentes en el suelo de forma natural, pero también son introducidos por actividades antropogénicas; lo que repercute en serios problemas, porque sus efectos van en crecimiento debido a la falta de planificación del uso del suelo y poca conciencia de preservación.

Este trabajo tuvo como objeto implementar cokriging para determinar la distribución espacial de PTEs presentes en el suelo logrando un mejor rendimiento en procesos espaciales correlacionados. Los resultados determinaron que el método fue eficiente en la caracterización de la calidad del recurso, sin embargo, se debe tener en cuenta que no siempre presenta mejores resultados que kriging, ya que se debe cumplir restricciones principalmente basadas en el análisis preliminar estadístico.

Palabras claves: Análisis geoestadístico, Estimación, Suelo, Correlación multivariante, PTEs.

A handwritten signature in blue ink, consisting of several loops and strokes, positioned above a horizontal line.

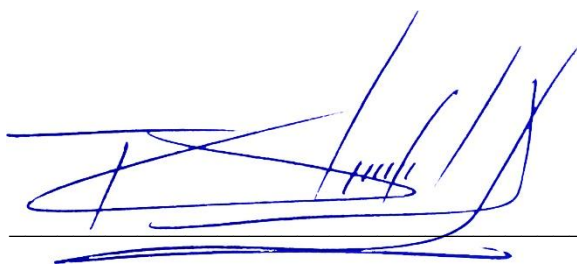
Ing. Fernando Valencia Guaricela, Mgtr.

Director del trabajo de titulación

ABSTRACT:

In the search to estimate geographically distributed regionalized values, and provide a measure of error, the need arose to apply tools that combine statistical-spatial information. Potentially toxic elements (PTEs) can be present in the soil naturally but are also introduced by anthropogenic activities, which have serious repercussions, since their effects are growing due to the lack of land use planning and little awareness of preservation. The purpose of this work was to implement the cokriging method to determine the spatial distribution of sources of ETPs present in the soil, achieving a better performance in correlated spatial processes. The results determined that the efficient method for characterizing the quality of the resource, however, should be considered that it will not always present better results than kriging, since restrictions must be met based on the preliminary statistical analysis.

Keywords: Geostatistical analysis, Estimation, Soil, Multivariate correlation, ETPs.

A handwritten signature in blue ink, consisting of several overlapping loops and strokes, positioned above a horizontal line.

Ing. Fernando Valencia Guaricela, Mgtr.

Thesis supervisor

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA	iii
AGRADECIMIENTO.....	iv
RESUMEN:.....	v
ABSTRACT:	vi
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vii
ÍNDICE DE FIGURAS	x
ÍNDICE DE TABLAS	xii
ÍNDICE DE ANEXOS.....	xiii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1	3
1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	3
1.1 Antecedentes	3
1.2 Planteamiento del problema	3
1.3 Justificación	4
1.4 Preguntas de investigación y / o Hipótesis:.....	5
1.5 Objetivos	5
<i>1.5.1 Objetivo general:</i>	<i>5</i>
<i>1.5.2 Objetivos específicos:</i>	<i>5</i>
CAPÍTULO 2	6

2. MARCO TEÓRICO	6
2.1 Geoestadística	6
2.2 Métodos de interpolación kriging y cokriging.....	6
2.2.1 Cokriging y diferentes modelos receptores	7
2.3 Estudios previos y muestras de campo.....	8
CAPÍTULO 3	9
3 METODOLOGÍA	9
3.1 Área de estudio.....	9
3.2 Características biofísicas	10
3.2.1 Recurso hídrico.....	10
3.2.2 Clasificación y uso de suelo	10
3.2.3 Climatología	11
3.2.4 Características geomorfológicas y geología.....	11
3.3 Muestreo y análisis de laboratorio	12
3.4 Procesamiento de datos	13
3.4.1 Análisis exploratorio de datos espaciales	13
3.4.2 Muestreo aleatorio	14
3.4.3 Modelo de interpolación geoestadístico.....	15
3.4.4 Validación de modelo	15
3.5 Valores de fondo y límites permisibles.....	16
3.6 Evaluación de la contaminación y riesgo ecológico	17

CAPÍTULO 4	19
4 ANÁLISIS DE RESULTADOS	19
4.1 Análisis exploratorio de datos	19
4.1.1 <i>Análisis exploratorio del Cadmio</i>	19
4.1.2 <i>Análisis exploratorio del Plomo</i>	21
4.1.3 <i>Análisis exploratorio del Zinc</i>	23
4.2 <i>Interpretación del análisis exploratorio de datos espaciales.....</i>	24
4.3 <i>Interpretación del modelo de interpolación obtenido</i>	32
4.4 <i>Riesgo ecológico por concentraciones de metales pesados</i>	39
4.5 <i>Comparación entre modelos de interpolación</i>	43
4.6 <i>Comprobación de hipótesis</i>	44
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	46
Conclusiones.....	46
Recomendaciones.....	48
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	49

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura. 1 Ubicación de zona de estudio.....	9
Figura. 2 Modelo de elevación de la zona de estudio.....	12
Figura. 3 Muestreo aleatorio previo al modelamiento.....	14
Figura. 4 Análisis exploratorio del Cd en RStudio.....	20
Figura. 5 Análisis exploratorio del Pb en RStudio.	22
Figura. 6 Análisis exploratorio del Zn en RStudio.	24
Figura. 7 ubicación de muestras de Cadmio con concentraciones nulas.....	25
Figura. 8 Análisis geoestadístico del Cd.	29
Figura. 9 Análisis geoestadístico del Pb.	30
Figura. 10 Análisis geoestadístico del Zn.....	31
Figura. 11 Error medio del modelo de interpolación del Cd respecto al Pb y Zn.	33
Figura. 12 Error medio del modelo de interpolación del Pb respecto al Cd y Zn.	34
Figura. 13 Error medio del modelo de interpolación del Zn respecto al Cd y Pb.	34
Figura. 14 Dispersión del Cd en relación con el Pb y Zn.....	36
Figura. 15 Dispersión del Pb en relación con el Cd y Zn.....	37
Figura. 16 Dispersión del Pb en relación con el Cd y Zn.....	38
Figura. 17 Grado de contaminación del Cd.....	39
Figura. 18 Grado de contaminación del Pb.	40

Figura. 19 Grado de contaminación del Pb.	41
Figura. 20 Riesgo ecológico.	42

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Valores de fondo y límites máximos permisibles de contaminantes en el suelo.....	16
Tabla 2 clasificación de la contaminación en el suelo.....	17
Tabla 3 Clasificación del riesgo ecológico.....	18
Tabla 4 Análisis exploratorio de datos para el Cd.....	19
Tabla 5 Análisis exploratorio de datos para el Pb.	21
Tabla 6 Análisis exploratorio de datos para el Zn.	23
Tabla 7 Estadística de la regresión.	26
Tabla 8 Curvas de regresión ajustada.	27
Tabla 9 Error de predicción del método cokriging.	32
Tabla 10 Resumen de la estimación geoespacial de los metales pesados Cd, Pb y Zn.	45

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1 Concentración y grado de contaminación individual de los metales Cd, Pb y Zn. 51

Anexo 2 Análisis de laboratorio 54

Introducción

El estudio de las correlaciones espaciales surgió a partir de los años sesenta, con el objetivo de predecir valores en sitios no muestreados que permitan realizar las primeras estimaciones de reservas minerales bajo el supuesto de la existencia de zonas más “enriquecidas” que otras. A lo largo de los años las técnicas de predicción geoestadística se fueron depurando y expandiendo a otros campos de la ciencia como hidrología, física del suelo, procesamiento de imágenes satelitales y monitoreo ambiental. En este último, la aplicación de la geoestadística es bastante reciente, sin embargo, existe una variedad de estudios de casos enfocados en la predicción de fenómenos espaciales (Henao, 2002).

La base del estudio geoestadístico es la determinación de una estructura de autocorrelación entre los datos y las variables de predicción a través de técnicas como el kriging y cokriging, es muy importante determinar cuando la información debe ser analizada por una técnica u otra en para obtener la mejor estimación y descripción de las características que engloban un área específica.

San Bartolomé es una parroquia rural del cantón Sígus, provincia de Azuay, que históricamente se ha dedicado a la actividad minera y agricultura. La parroquia cuenta con más del 70% de territorio, con asentamientos mineros, 49% producción agrícola y menos del 2% asentamiento humano.

Actualmente la parroquia cuenta con tres concesiones destinadas a la extracción de materiales para la construcción, una a minería no metálica y una a minería metálica aurífera. Indistintamente del tipo de minería establecida, la remoción del suelo y acopios puntuales hacen que las propiedades del recurso varíen, aumentando, muchas veces, las concentraciones de elementos que pueden ser perjudiciales para el entorno y salud humana. Cabe indicar que la minería es la única actividad contaminante, ya que la agricultura, al dedicarse únicamente a

un tipo de cultivo o al utilizar materiales para mejorar el producto, contribuyen a la degradación del suelo y acumulación de materiales potencialmente tóxicos.

Para determinar las áreas afectadas se debe realizar un estudio que comprenda el análisis de contaminantes en el suelo, análisis geoespacial y determinación del grado de contaminación. Lo cual, permitirá encontrar las potenciales fuentes de contaminación y permitirá la toma de decisiones enfocadas a la remediación del recurso.

CAPÍTULO 1

1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

1.1 Antecedentes

Los elementos potencialmente tóxicos (PTEs) pueden estar presentes en el suelo de forma inherente, pero también son introducidos por actividades antropogénicas, entre ellas, la agricultura moderna por el uso de fertilizantes y pesticidas que, en uso excesivo alteran el pH, deterioran la estructura del suelo y reducen la microfauna.

Otra fuente se atribuye al desarrollo civil, por movimiento del suelo, contribuyendo a la erosión y pérdida de biodiversidad. La minería y la industria también representan una causal por las emisiones al medioambiente, acumulación de desechos, entre otros.

La presencia de estos elementos en altas concentraciones representa un gran potencial para causar afectaciones irreversibles al medioambiente y salud humana, debido a que, a diferencia de otros elementos, estos no se degradan y tienden a acumularse con el paso del tiempo causando alteraciones en el entorno de influencia.

Por la falta de planificación del uso de suelo y el desconocimiento de la distribución espacial de los PTEs, surge la necesidad de estudiar su dispersión, ya que, con estos datos podemos conocer la dinámica geológica y su relación con las actividades antropogénicas con el fin de aportar información valiosa para el uso adecuado del recurso y el cuidado de la salud de los seres vivos.

1.2 Planteamiento del problema

La presencia excesiva de metales pesados en el suelo constituye un riesgo para el medioambiente y salud humana, debido a influencia histórica de actividades mineras y posteriormente por actividades agrícolas. Las concentraciones de elementos potencialmente

tóxicos en el suelo se deben determinar antes de intervenir una zona para un fin social, económico o industrial, ya que es necesario establecer una línea base que permita tomar la mejor decisión para su adecuado uso y tratamiento.

1.3 Justificación

El Cadmio (Cd), plomo (Pb), y Zinc (Zn) al encontrarse en cantidades excesivas generan efectos perjudiciales en el suelo, consecuentemente en la salud humana y biodiversidad del entorno. San Bartolomé es un área conocida por su actividad agropecuaria, con fuentes superficiales de agua que abastecen a los principales servicios de la zona, históricamente afectada por actividades mineras ilegales que influyen en la calidad de los recursos naturales y da a lugar a una cadena de contaminación por metales pesados.

Para determinar el estado situacional del entorno es necesario aplicar técnicas como la geoestadística que es muy utilizada para la estimación de variables regionalizadas distribuidas geográficamente, y su aplicación es de gran importancia en el ámbito minero, ya que, nos permite predecir, a partir de muestras; valores de concentraciones y su distribución espacial, qué, podrán ser utilizados como información para nuestro estudio y facilitar la toma de decisiones.

La aplicación de la interpolación mediante la técnica Cokriging permite una mejor manipulación de la incertidumbre y el entendimiento de las variables con el objeto de que la resolución de problemas tenga el soporte de información precisa y de mayor calidad posible.

En este estudio se realizó un análisis espacial mediante la interpolación cokriging partiendo de datos obtenidos en un estudio previo de la zona y procesados mediante interpolación tradicional Kriging ordinario e IDW.

1.4 Preguntas de investigación y / o Hipótesis:

La interpolación espacial con el método geoestadístico cokriging ordinario representa una mejora de la estimación de las variables bajo ciertas condiciones de correlación.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general:

Estimar parámetros de autocorrelación desconocidos mediante la aplicación del método de interpolación cokriging para el análisis de elementos potencialmente tóxicos presentes en el recurso suelo.

1.5.2 Objetivos específicos:

- Analizar los grupos de datos para la determinación de la distribución y tendencias existentes.
- Aplicar el método de predicción cokriging ordinario e IDW para la estimación de la distribución de Cd, Pb y Zn en el recurso suelo.
- Interpretar los resultados obtenidos para la comprobación de la calidad del modelo de interpolación empleado.

CAPÍTULO 2

2. MARCO TEÓRICO

2.1 Geoestadística

En el avance de la geo informática y la tecnología de los SIG toma gran importancia la geoestadística como una de las múltiples áreas del análisis espacial. Esta se basa en un amplio campo de técnicas estadísticas aplicadas para el estudio de variables cuantitativas distribuidas en el espacio, incluyendo principalmente funciones aleatorias al reconocimiento y estimaciones de fenómenos naturales. Su enfoque está centrado en la determinación de la estructura de autocorrelación entre datos y la predicción de sus comportamientos a través de técnicas como kriging y cokriging (Henao, 2002).

El análisis geoestadístico es una herramienta muy útil en la explicación de las variaciones de las propiedades espaciales y el estudio de datos geográficos, ya que, permite observar la interacción de las diferentes variables, su rango de influencia, estimación de valores en sectores desconocidos y la determinación del error de estimación obtenido en el proceso (González et al., 2007).

Se debe tener en cuenta la eliminación de valores nulos debido a que no son aceptados por la herramienta geoestadística, además, los valores extremos superiores podrían sesgar la normalidad del conjunto de datos transformados logarítmicamente (Bower et al., 2017).

2.2 Métodos de interpolación kriging y cokriging

Predecir una ubicación no observada es una tarea importante en el análisis de datos espaciales. Una buena predicción lineal imparcial es el kriging, que, se basa en minimizar el error de predicción cuadrático de los datos espaciales univariados.

Por otra parte, el cokriging se basa en la predicción de un proceso cuando se dispone de datos espaciales multivariados, obteniendo un mejor rendimiento con información adicional de procesos espaciales correlacionados. Cuando un modelo de covarianza es una función de covarianza exponencial bi-variada, los procesos bivariados están correlacionados y perciben mayor cantidad de datos en cokriging. No obstante, cuando una función de covarianza sigue una estructura de correogionalización intrínseca el cokriging no tiene superioridad sobre el kriging (Lim & Wu, 2022).

En el análisis multivariable se obtiene un vector con predicciones de cada una de las variables, con varianzas de error de predicción y matriz de covarianzas, permitiendo la construcción de regiones de predicción multivariante. El cokriging es muy utilizado en estudios ambientales relacionados al suelo (Wang et al., 2018).

2.2.1 Cokriging y diferentes modelos receptores

Debido a la necesidad de generación de alimentos se ha tenido que aumentar el rendimiento de las actividades agrícolas. El suelo es un recurso natural no renovable que se presta como fuente y reservorio de muchos contaminantes como (PTEs) lo que se vuelve un motivo de preocupación mundial. En este estudio se midió la concentración de As, Cd, Cu, Cr, Mn, Ni, Pb, y Zn de 115 muestras de suelo mediante espectrometría de emisión óptima de plasma acoplado inductivamente.

Sus resultados mostraron que los receptores ER-PMF y PMF identificaron las actividades: geogénicas, agrícolas, industriales siderúrgicas y tránsito automovilístico, como fuentes primarias de contaminación. El mapeo de PTEs y cokriging de regresión ponderada geográfica (GWRCok) determino que se tiene una mejor predicción espacial que GWR (Agyeman et al., 2022).

El método cokriging genera predicciones más precisas de la variable primaria a diferencia del kriging, siempre que la covarianza esté fuertemente correlacionada, positiva o negativamente, además, mejora cuando existe un mayor número de muestras. El cokriging convencional, la variable primaria y las covarianzas se encuentran en el dominio espacial, sin embargo, es posible extenderlo al dominio espacio – temporal, lo que permitiría analizar la variación de las concentraciones a lo largo del tiempo (Yang et al., 2021).

El análisis de muestras de nanopartículas de Ag determina una correlación de Ag Cd, Cu y Pb en una primera campaña de muestreo de un estudio para establecer la calidad del suelo. La segunda campaña pretende culminar en 2027, por tal razón se realizó una interpolación cokriging para estimar la distribución espacial con Pb, Cd o Cu como variables auxiliares. El análisis de los autovariogramas mostró que el Pb es la variable más relevante para lograr un cokriging. Por tanto, se estableció un modelo de correogionalización lineal y se calculó el cokriging de las concentraciones de Ag en el suelo. Al comparar resultados con el kriging ordinario se concluyó que se obtuvo una mejor calidad de la interpolación (Savignan et al., 2023).

2.3 Estudios previos y muestras de campo

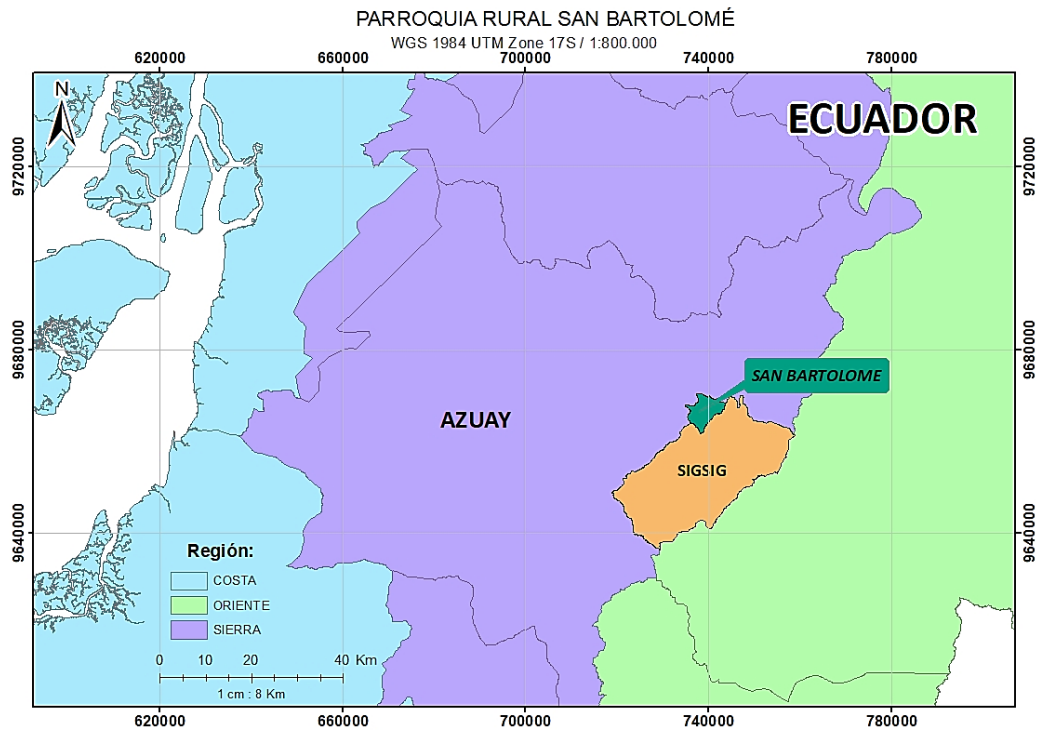
Se realizó una determinación espacial de concentraciones de metales pesados Pb, Zn y Cd (ppm) a partir de 106 muestras de suelo estratificado de uso agrícola con pendientes menores a 20° y de una piscina de relave inactiva desde 1994, en 2400 Ha de las microcuencas de las quebradas Sorche y El Salado en San Bartolomé, cantón Sísig, provincia de Azuay; las cuales, fueron analizadas mediante Espectrometría de Absorción Atómica (Pb, y Zn) y en el polarógrafo (Cd). Sus resultados fueron procesados en SIG para la generación del modelo predictivo de dispersión, el cual, permite conocer los sectores en donde la concentración supera los límites permisibles (Valencia, 2017).

CAPÍTULO 3

3 METODOLOGÍA

3.1 Área de estudio

Figura. 1 Ubicación de zona de estudio.



Fuente: Elaboración propia.

San Bartolomé es una de las siete parroquias del cantón Sigüsig, provincia del Azuay. Se ubica al noreste del cantón y limita al Norte con las parroquias Zhidmad y San Juan del cantón Gualaceo, al Sur con la parroquia Ludo, al Este con la parroquia Sigüsig y al Oeste con las parroquias Santa Ana y Quingueo del cantón Cuenca.

3.2 Características biofísicas

3.2.1 Recurso hídrico

Las principales fuentes de agua superficial las constituyen las Quebradas: Suanyacu, El Salado, De Aroc, Machil, El Sorche y Rumipamba; importantes aportes para la microcuenca del Río Bolo-Pamar, situado en la parte baja de la parroquia.

3.2.2 Clasificación y uso de suelo

Se presenta una clasificación a nivel de subgrupos Taxonómicos:

- Relieves de los Márgenes de la Zona Interandina. - suelo isomésico (10 a 13°C), de uso: conservación y protección, agropecuario mixto, producción, pecuario.
- Vertientes externas de la cordillera Real. - suelo isomésico (10 a 13°C), de uso: pecuario, agropecuario mixto, conservación y protección.
- Vertientes y Relieves Superiores de las Cuencas Interandinas de la Sierra Central. - suelo isotérmico (13 a 22°C), de uso: conservación y protección.
- Medio aluvial. - de uso: conservación y protección.
- Molisoles. - Hapludolls e Inceptisoles

El 40.32% de la superficie en San Bartolomé es de uso agrícola y agrícola mixto, 0.61% poblado, 19.77% conservación y protección, 17.69% conservación y producción, 13.67% pasto cultivado y resto es de uso de protección o producción.

3.2.3 Climatología

Las temperaturas oscilan entre los 12 y 15 °C, en las zonas de temperatura más baja (comunidades Ruizho, Tunzhun y Rumipamba Chico), mientras que en las zonas de mayor temperatura (riberas del río Pamar) se encuentran entre 16 y 17 °C.

San Bartolomé tiene una variación entre 700 y 800 mm de promedio anual de precipitación, indicando un déficit en el recurso hídrico en la parroquia que limita grandemente a la producción agrícola debido a la dificultad de almacenamiento de agua para las plantaciones.

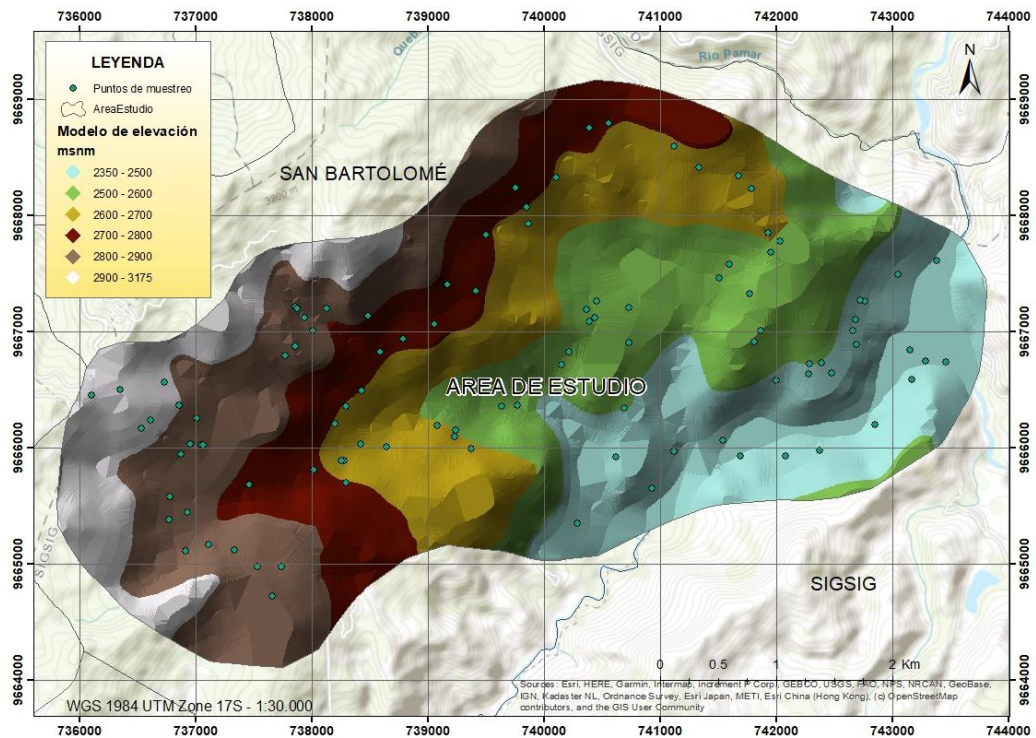
3.2.4 Características geomorfológicas y geología

El cantón Sígsig se encuentra constituido por litologías ligadas a procesos, intrusivos, efectos metamórficos e importantes secuencias volcánicas asociadas a eventos continentales marinos. El lado occidental de San Bartolomé pertenece al Terreno Alao de origen marino en el Jurásico Tardío intruído por plutones del magmatismo Triásico-Jurásico del Terreno Loja de origen continental, separadas por la Falla “frente Baños” con dirección NE-SW.

Su topografía es irregular con relieves en cotas altas en las vertientes externas de la Cordillera Real, con desniveles pronunciados y pendientes muy fuertes. Además, presenta una alta influencia volcánica Terciaria-Cuaternaria, con sobresalientes composiciones riolitas, andesíticas a dacíticas asociadas a las formaciones Saraguro, Nabón y Tarqui.

Su geomorfología se representa mayormente por relieves y vertientes superiores y de los márgenes de la zona interandina de los Andes, debido a intensos derramamientos volcánicos de características estructurales asociadas a la Formación Tarqui, Nabón.

Figura. 2 Modelo de elevación de la zona de estudio.



Fuente: Elaboración propia.

La *Figura 2* muestra el modelo de elevación de la zona de estudio y los puntos de muestreo que, contienen los valores de las concentraciones de los metales de interés de estudio.

3.3 Muestreo y análisis de laboratorio

En el estudio de (Valencia, 2017) se recolectaron 106 muestras de suelo estratificado a 30 cm por debajo de la superficie. Posteriormente se realizó la preparación mecánica que incluyó: secado de la muestra en horno eléctrico, conminución y cuarteo. Todo esto previo al análisis de laboratorio mediante Espectrometría de Absorción Atómica (Pb, y Zn) y en el polarógrafo (Cd).

Sus resultados fueron procesados en SIG para la generación del modelo predictivo de dispersión con el método de interpolación Kriging, con el que se determinó los sectores en donde la concentración supera los límites permisibles.

3.4 Procesamiento de datos

Para el desarrollo de este estudio, se partió de los datos recopilados del trabajo de (Valencia, 2017), del cual, se cuenta con coordenadas geográficas en WGS 84 y resultados de análisis de laboratorio de concentraciones de Cd, Pb y Zn de un total de 106 muestras de suelo.

Del conjunto de muestras, las que presentan el ID 95 y 104 se omitieron por los autores del estudio previo por razones no justificadas, mientras que las muestras con ID 105 y 106 se omitieron debido a que no pertenecen naturalmente al suelo, puesto que han sido introducidas en estos puntos por actividad antropogénica en forma de relave. Finalmente, el análisis se desarrolló con un total de 102 muestras.

Previo al procesamiento de la información de concentración de los metales en la herramienta ArcGIS 10.8, se realizó un análisis exploratorio de datos en el lenguaje de programación R a través del IDE RStudio 2025.05.1.

3.4.1 Análisis exploratorio de datos espaciales

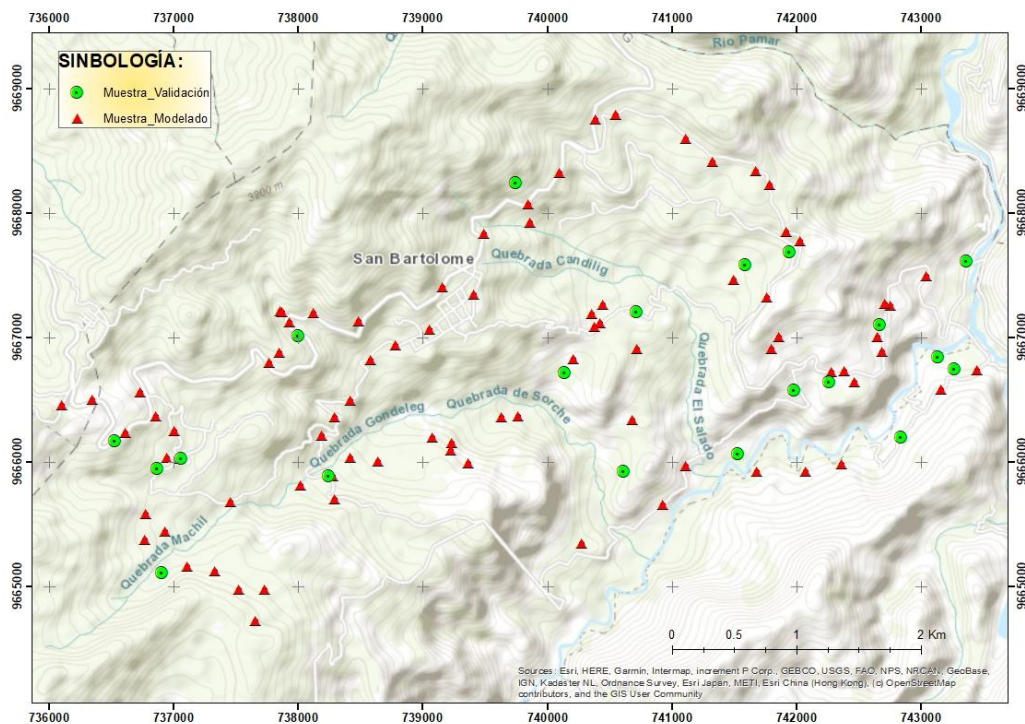
Utilizando el análisis geoestadístico basado en exploración de datos, aplicamos las diferentes herramientas que nos permitieron desarrollar el análisis exploratorio.

Se trata de un proceso de exploración estadística-visual del conjunto de datos geográficos con el objeto de conocer las tendencias, anomalías, calidad de datos y distribución espacial, sirviendo como base para el modelo de dispersión.

Aunque no es obligatorio, normalizar los datos es una práctica bastante recomendable para mejorar la estabilidad numérica, debido a que aumenta la calidad del semivariograma y validez estadística del modelo de interpolación.

3.4.2 Muestreo aleatorio

Figura. 3 Muestreo aleatorio previo al modelamiento.



Fuente: Elaboración propia.

Se estableció un 80% de los puntos para la capa de entrenamiento, mientras que el 20% de puntos restantes se utilizaron para la capa de validación del modelado. En la *Figura 3* se muestran los puntos de entrenamiento en rojo y los datos para la validación en verde.

3.4.3 Modelo de interpolación geoestadístico

A partir de la muestra generada en el paso anterior implementamos el método geoestadístico cokriging ordinario y con el objetivo de representar de manera más viable nuestros datos realizamos modificaciones con el fin de que la media del error de los datos se aproxime a cero, esto permitió que el modelo aplicado sea estadísticamente más confiable.

Fueron necesarios tres modelos de interpolación geoespacial, debido a que se analizaron las correlaciones de cada metal como variable principal respecto los demás, es decir, el primer modelo corresponde al Cd como variable principal en correlación con el Pb y Zn que fueron variables secundarias; el segundo modelo corresponde al Pb en correlación con el Cd y Zn y el tercer modelo corresponde al Zn en correlación con el Cd y Pb.

Es importante indicar en el proceso la tendencia y grado polinomial que presentan los datos (Log – orden 2) con el fin de que las varianzas sean más constantes en toda el área de estudio y que los datos se aproximen a una distribución normal.

Debido a que naturalmente los metales presentan diferentes concentraciones dependiendo de la dirección, se validó la opción de anisotropía. Además, se ajustaron los ángulos de búsqueda en 4 sectores a 45° con ejes elípticos.

3.4.4 Validación de modelo

Para determinar si el método de interpolación es bueno y representa de manera fiable la realidad, validamos el modelo utilizando como capa de entrada el conjunto de datos -Modelo Validación de la opción validación/predicción, donde obtuvimos una nueva capa en la que se observó, en la tabla de atributos, valores estimados y varios tipos de error, en el que verificamos que el error medio no se aproxima a cero, por lo que tuvimos que realizar nuevamente el procedimiento desde el muestreo aleatorio de datos, hasta lograr un modelo preciso y confiable.

Habiendo validado el modelo de interpolación, se analizó la distribución de las concentraciones de los PTEs en la zona de estudio y se realizó una comparación con los resultados del estudio previo con el fin de comprobar la veracidad de nuestra hipótesis.

3.5 Valores de fondo y límites permisibles

Los resultados de concentraciones de los metales pesados se compararon con los parámetros establecidos en la Norma de la Calidad Ambiental del Recurso Suelo y Criterios de Remediación para suelos Contaminados(MAE, 2015).

Tabla 1 Valores de fondo y límites máximos permisibles de contaminantes en el suelo.

UNIDAD DE MEDIDA		LÍMITES		LÍMITES
		Bi	PERMISIBLES	PERMISIBLES
			AGRÍCOLA	RESIDENCIAL
Cd	ppm	0.5	2	5
Pb	ppm	25	100	100
Zn	ppm	60	200	200

Fuente: (MAE, 2015)

Bi: Valor de fondo o background

ppm: Parte por millón

Agrícola / Residencial: Tipo de uso del recurso suelo

Los valores de fondo o background, son parámetros cuantitativos que determinan las condiciones ambientales antes de cualquier actividad antropogénica, mientras que los límites máximos permisibles son parámetros que establece la normativa de acuerdo con el uso del

suelo (agrícola, residencial, comercial, otros), y tienen la finalidad de regular los niveles de concentración de contaminantes debido a intervención antropogénica o cualquier otro tipo de perturbación.

3.6 Evaluación de la contaminación y riesgo ecológico

Para determinar si el área en estudio se encuentra contaminada aplicamos la metodología de (Hakanson, 1980) que, nos permite determinar el grado de contaminación que presentan las muestras de suelo.

$$E_{ri} = C_{fi} \times T_{ri}$$

Donde:

E_{ri} : Factor individual de contaminación

$C_{fi} = (C_i \times B_i)$: Factor de contaminación

C_i : Concentración del metal pesado

B_i : Valor de fondo o background

T_{ri} : Factor de respuesta tóxica para, los metales pesados

Tabla 2 clasificación de la contaminación en el suelo.

Eri	Grado de contaminación
Eri < 40	Baja
40 < Eri ≤ 80	Moderada
80 < Eri ≤ 160	Alto
160 < Eri ≤ 320	Seria
Eri > 320	Severa

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 2 muestra el grado de contaminación de los metales pesados de acuerdo con los valores del factor individual de contaminación:

$$IR = \sum_{i=1}^n E_{ri}$$

Tabla 3 Clasificación del riesgo ecológico

IR	Riesgo ecológico
$IR \leq 150$	Bajo
$150 < IR < 300$	Moderado
$300 < IR < 600$	Considerable
$IR \geq 600$	Muy alta toxicidad

Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, el índice de riesgo ecológico (*IR*) nos permitió determinar la clasificación del riesgo a partir de la sumatoria de los factores individuales de contaminación.

Para determinar el riesgo ecológico que representan los tres metales pesados en conjunto, se utilizaron ponderaciones según el nivel de contaminación.

CAPÍTULO 4

4 ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 Análisis exploratorio de datos

4.1.1 Análisis exploratorio del Cadmio

Tabla 4 Análisis exploratorio de datos para el Cd.

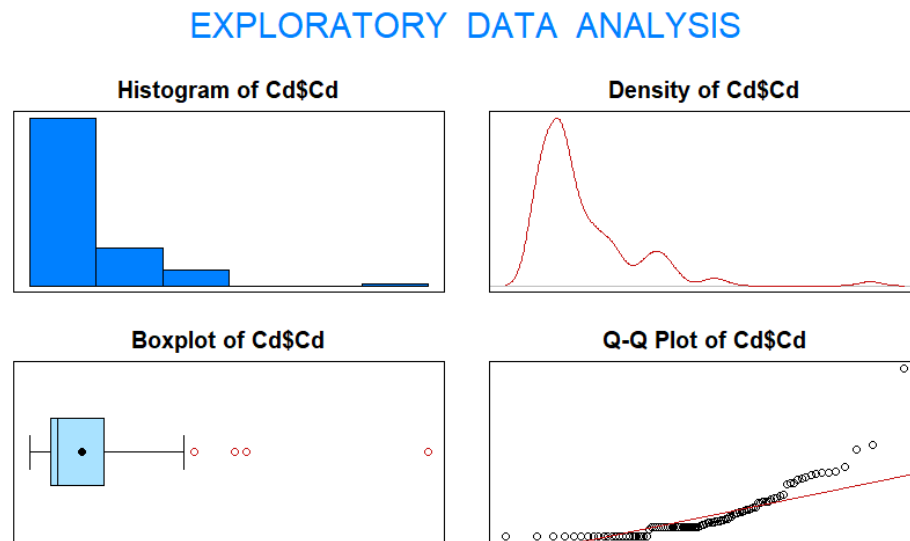
Size	Missing	Minimum	1st Qu	Mean	Median
100	0	0	1.409	3.531	1.91
TrMean	3rd Qu	Max	Stdev	Var	SE Mean
3.057	4.898	27.291	4.196	17.606	0.42
I.Q.R.	Range	Kurtosis	Skewness	SW p-val	
3.489	27.291	8.961	2.419	0	

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 4 muestra los datos estadísticos elementales del análisis exploratorio para el metal Cd, de las 102 muestras, el estudio previo omite la 67 y 70 debido a que contiene valores muy elevados que no pudieron justificarse. Por lo que, el análisis del Cd presenta un tamaño igual a 100 muestras. También se observa que el promedio muestral difiere de la mediana, además, el valor P de la prueba de Shapiro-Wilk es igual a cero, concluyendo que la concentración del Cd no proviene de una población con distribución normal.

Por otra parte, la mediana tiende a aproximarse al primer Cuartil, implicando una distribución asimétrica positiva, es decir, los datos presentan una menor dispersión por debajo de la mediana.

Figura. 4 Análisis exploratorio del Cd en RStudio



Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 4 se observa que la concentración del Cd no sigue una distribución normal, debido a que el diagrama de barras muestra una alta concentración de datos en su extremo izquierdo, es decir, en sus valores más bajos existe una alta densidad, lo cual se corrobora con el box plot, ya que la mediana se encuentra muy cercana al primer cuartil, además, el Q-Q plot muestra que los valores extremos se alejan de una distribución teórica.

4.1.2 Análisis exploratorio del Plomo

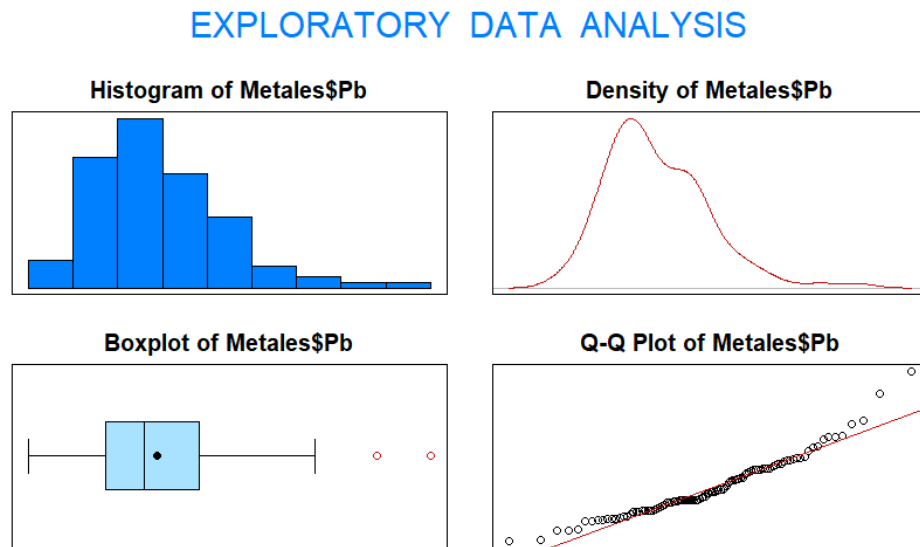
Tabla 5 Análisis exploratorio de datos para el Pb.

SIZE	Missing	Minimum	1st Qu	Mean	Median
102	0	5.284	13.775	19.291	17.894
TrMean	3rd Qu	Max	St	Var	SE Mean
18.867	23.938	49.198	7.673	58.879	0.76
I.Q.R.	Range	Kurtosis	Skewness	SW p-val	
10.163	43.914	1.668	1.005	0	

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 5 presenta los datos estadísticos elementales del análisis exploratorio de 102 muestras del metal Pb. Se observa que el promedio difiere de la mediana, además, el valor P de la prueba de Shapiro-Wilk es igual a cero, por lo que podemos verificar que la concentración del Pb no proviene de una población con distribución normal.

Figura. 5 Análisis exploratorio del Pb en RStudio.



Fuente: Elaboración propia.

En la *Figura 5* se observa que las concentraciones del Pb presentan una distribución ligeramente asimétrica con sesgo positivo, el box plot indica que existe una mayor concentración por debajo de la mediana y que el Q-Q plot muestra que los valores extremos se alejan de una distribución teórica.

4.1.3 Análisis exploratorio del Zinc

Tabla 6 Análisis exploratorio de datos para el Zn.

Size	Missing	Minimum	1st Qu	Mean	Median
102	0	18.459	40.985	75.004	63.513
TrMean	3rd Qu	Max	Stdev	Var	SE Mean
67.367	78.726	385.449	57.728	3332.509	5.716
I.Q.R.	Range	Kurtosis	Skewness	SW p-val	
37.741	366.99	8.999	2.718	0	

Fuente: Elaboración propia.

La *Tabla 6* presenta los datos estadísticos elementales del análisis exploratorio de 102 muestras del metal Zn. El promedio difiere de la mediana, además, el valor P de la prueba de Shapiro-Wilk es igual a cero, por lo que la concentración del Zn no proviene de una población con distribución normal.

Figura. 6 Análisis exploratorio del Zn en RStudio.

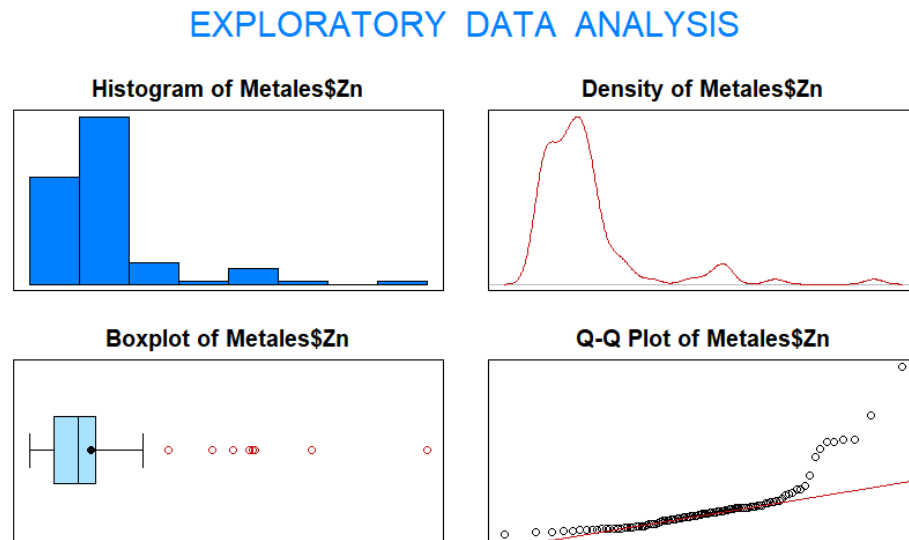


Figura: Elaboración propia.

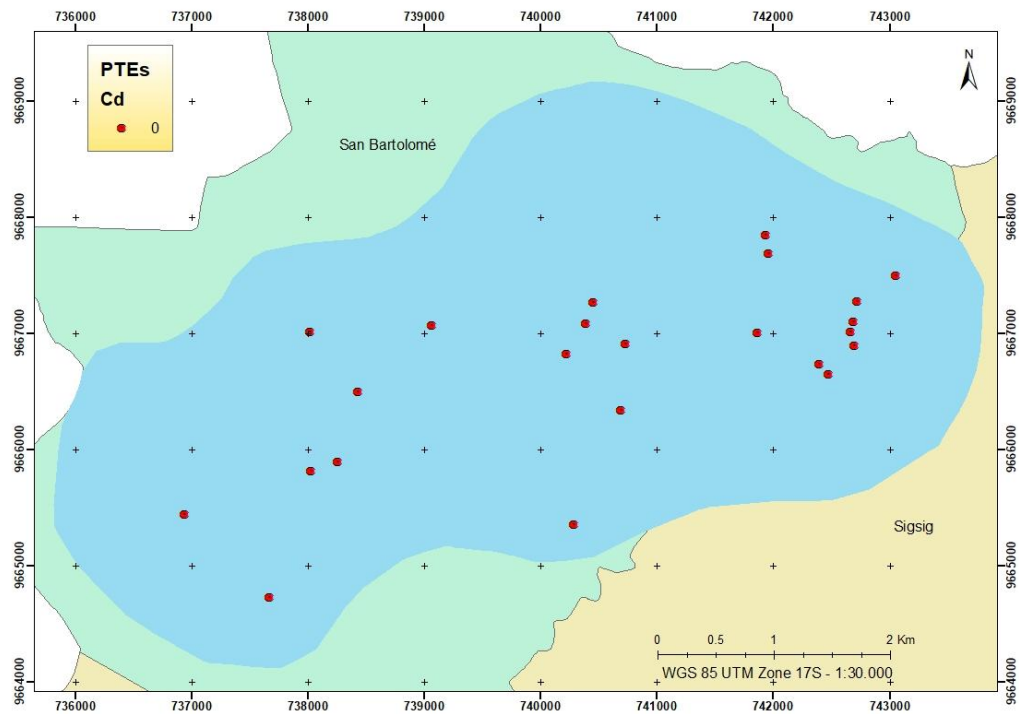
En la *Figura 6* se observa que las concentraciones presentan una distribución asimétrica positiva, el box plot indica que existe una mayor concentración por encima de la mediana y que el Q-Q plot muestra que los valores extremos se alejan de una distribución teórica.

El análisis estadístico indicó que los metales Cd, Pb y Zn no siguen una distribución normal, lo cual se debe a que estos son afectados por múltiples factores de origen natural y antropogénico que generan una distribución espacial heterogénea. Para efecto del análisis espacial, los datos son normalizados con el objeto de lograr mejores resultados.

4.2 Interpretación del análisis exploratorio de datos espaciales

Mediante el análisis espacial de la distribución de nuestro conjunto de datos confirmamos las tendencias espaciales que siguen las concentraciones de los metales en estudio.

Figura. 7 ubicación de muestras de Cadmio con concentraciones nulas.



Fuente: Elaboración propia.

En esta etapa surgió una limitante con los datos del Cd, debido a que existen 23 puntos que presentan valores nulos como se muestra en la *Figura 7*.

La razón de la nulidad se debe a que, al momento del análisis de laboratorio para la determinación de la concentración, estos puntos presentaron valores por debajo de los límites de detección del método empleado, sin embargo, es una restricción para nuestro método de interpolación, ya que, Cokriging no puede interpretar valores nulos, es decir, todos los valores de entrada deben ser completos o diferentes de cero para todas las variables que se pretende analizar.

Ante ello, procedimos a revisar las siguientes opciones:

- a) Eliminar todos los puntos donde el Cd presenta nulidad, para aplicar el método de interpolación únicamente con todas las variables que contienen valores diferentes de cero. Sin embargo, estaríamos descartando puntos de muestreo que son de gran utilidad el método deseado, inclusive para cualquier otro método, ya que, al tener mayor cantidad de datos, mejora el rendimiento de la interpolación. Por lo que esta opción no es viable.
- b) Estadísticamente, podemos realizar una imputación de valores faltantes, estimando los valores del Cd a partir de la correlación con el Pb y Zn mediante regresión lineal. Sin embargo, al aplicar este análisis notamos que el Cd guarda una muy baja relación con el Pb y Zn, como se muestra a continuación.

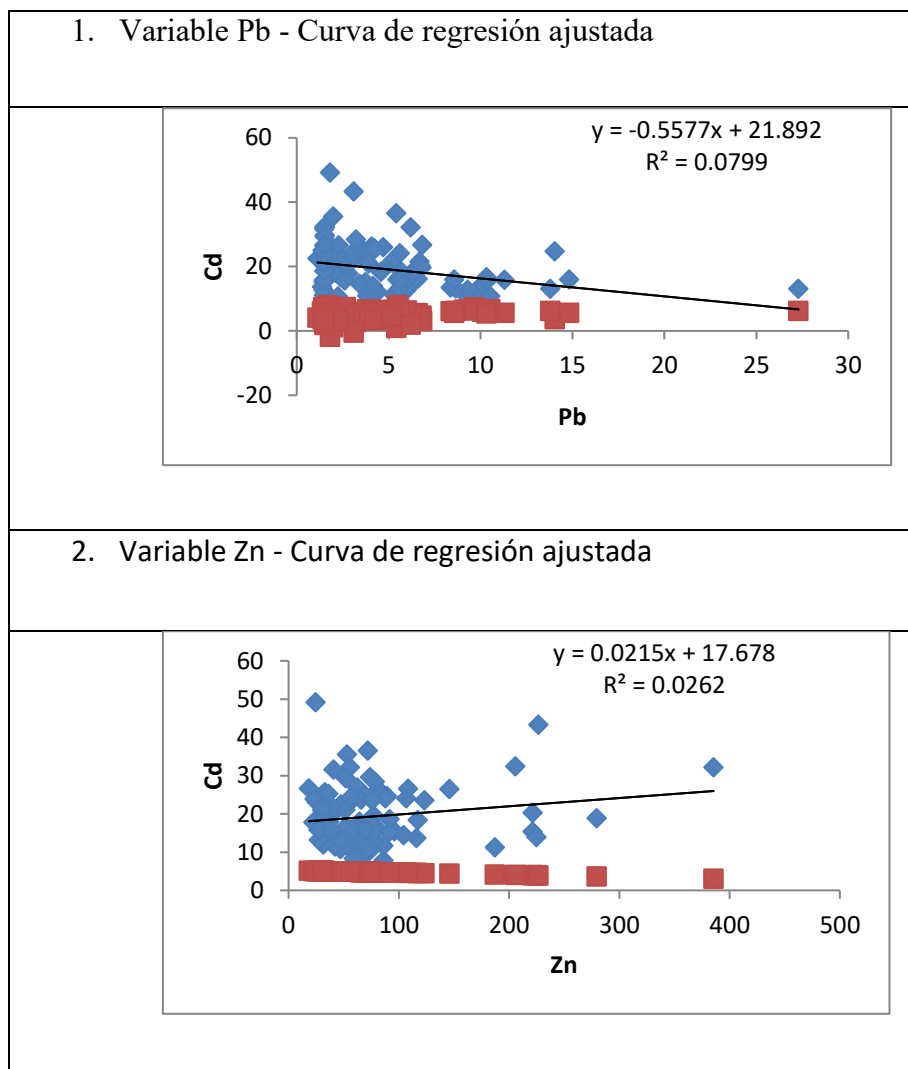
Tabla 7 Estadística de la regresión.

Parámetros	Cd - Pb	Cd - Zn
Coeficiente de correlación		
múltiple	0.170	0.032
Coeficiente de determinación		
R^2	0.029	0.001
R2 ajustado	0.019	-0.009
Error típico	10.054	10.197
Observaciones	102	102
Valor crítico de F	0.088	0.747

Fuente: Elaboración propia.

La *Tabla 7* muestra que no existe correlación entre el Cd – Pb y Cd - Zn

Tabla 8 Curvas de regresión ajustada.



Fuente: Elaboración propia.

Dado a que los valores del coeficiente de correlación se encuentran muy por debajo de 1, no es posible considerar este método de estimación de valores del Cd, además, al observar el valor crítico de F, en ambos casos, obtenemos cantidades mayores al valor $P = 0.05$, implicando que el método no tiene significancia estadística.

Otra opción es modelar el Cd como variable secundaria en Cokriging, sin necesidad de estimar los valores nulos, sin embargo, el modelo se torna complejo

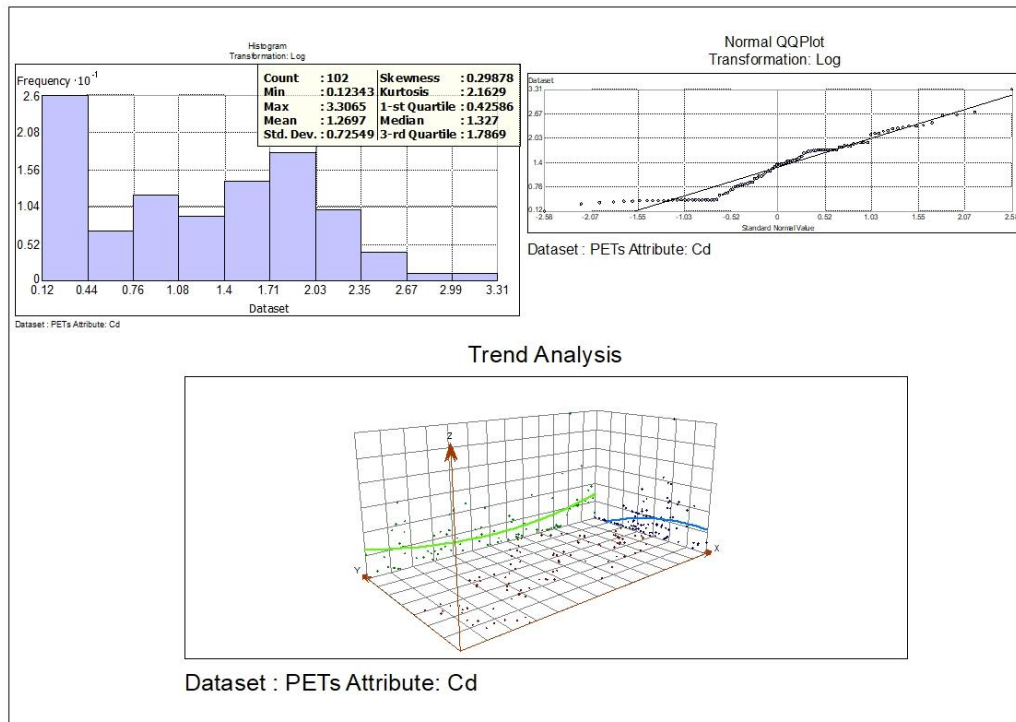
Debido a que necesitamos de una variante del modelo multivariado con datos parciales que no se encuentran disponibles en la versión de la herramienta GIS que estamos utilizando.

- c) Debido a que las opciones anteriores no fueron viables, procedimos a realizar una interpolación IDW en ArcGIS 10.8, lo cual consistió en crear 2 archivos del tipo Shape donde uno contenía 77 puntos de muestreo con datos de concentración de Cd y el otro contenía los 23 puntos de muestreos nulos, a este último le agregamos los puntos con ID 67 y 70 que anteriormente se habían omitido por efecto de incertidumbre, teniendo así, un total de 25 puntos nulos.

La interpolación se realizó a partir del ShapeFile con datos de concentración de Cd, teniendo en cuenta que el proceso abarque todos los puntos de interés por lo que se tomó la capa del área de estudio como medida de extensión del procesamiento. Posteriormente se transfirió los valores interpolados al Shape con datos nulos y por último se combinaron los datos completos en una sola capa.

Con los datos completos en todos los puntos de muestreo, retomamos el análisis exploratorio espacial, mediante la herramienta Análisis Geoestadístico – exploración de datos, donde observamos la distribución de frecuencias transformadas logarítmicamente en los diferentes intervalos de concentraciones de los metales en estudio. Además, notamos que los estadísticos elementales tienen un comportamiento que se asemeja a una distribución normal.

Figura. 8 Análisis geoestadístico del Cd.



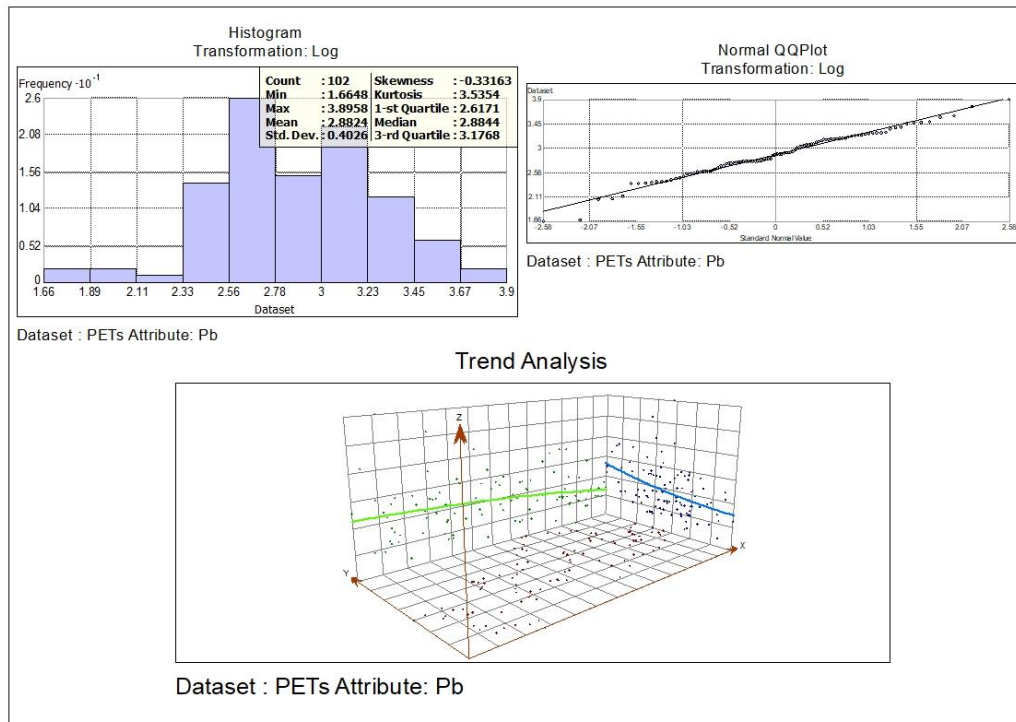
Fuente: Elaboración propia.

El histograma de la transformación logarítmica de los valores del Cd muestra que se ha reducido la dispersión y suavizado los posibles valores extremos, sin embargo, se percibe una ligera asimetría a la derecha. La mayor concentración de datos se encuentre entre 0.7 y 2.1, implicando una distribución relativamente compacta.

El Q-Q plot Normal indica que los puntos se aproximan razonablemente a la diagonal, con pequeñas desviaciones en el extremo inferior, lo cual, significa que la normalidad no es perfecta pero suficiente para nuestro análisis geoestadístico.

El análisis de tendencia muestra una variación espacial en los 3 ejes, implicando que no es completamente estacionario. Esto es de suma importancia para la selección del tipo de modelo a implementar en el análisis geoespacial.

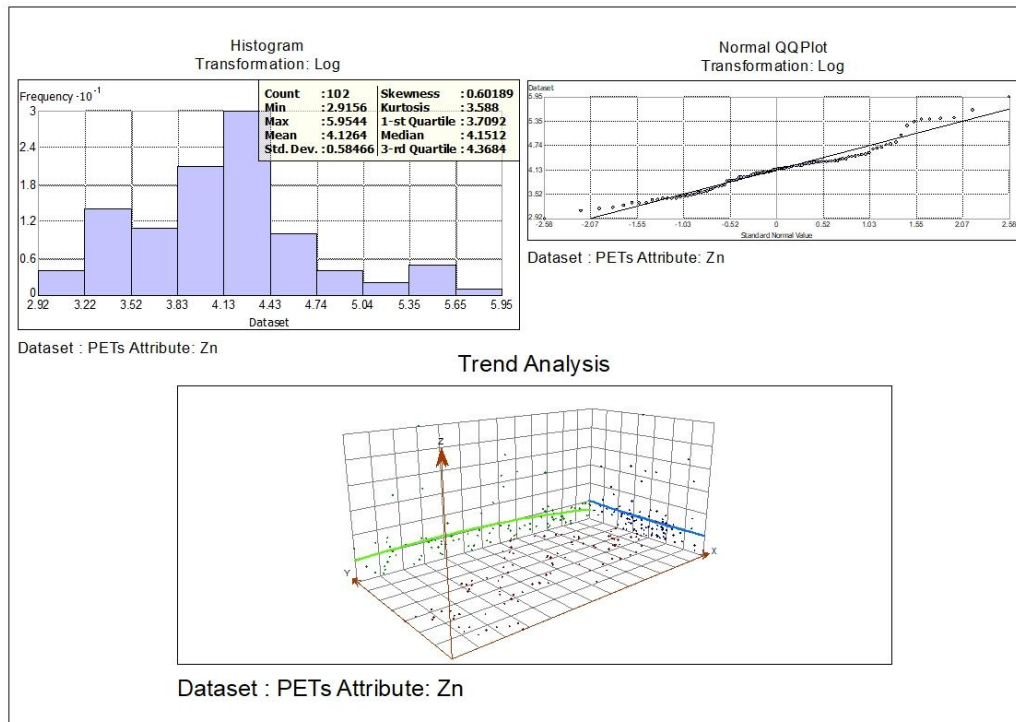
Figura. 9 Análisis geoestadístico del Pb.



Fuente: Elaboración propia.

La transformación logarítmica de los valores del Pb presentó una menor dispersión que el Cd, lo que indica una buena simetría central. Además, no se identificaron valores extremos significativos. El gráfico Q-Q plot Normal muestra que los puntos se sitúan muy cerca de la diagonal, indicando una mejor normalización que el Cd, por lo que el control espacial es más fuerte.

Figura. 10 Análisis geoestadístico del Zn.



Fuente: Elaboración propia.

La transformación logarítmica del Zn presentó una dispersión moderada, con una media ligeramente menor a la mediana y con influencia de valores elevados que afectan el extremo superior de la distribución. También se observó una tendencia clara en el eje X, moderada en Y, y alta dispersión en Z.

A partir de este análisis, se determinó que los datos transformados siguen un orden polinomial de segundo grado, lo cual fue fundamental para realizar los ajustes en el proceso de modelado.

4.3 Interpretación del modelo de interpolación obtenido

Tabla 9 Error de predicción del método cokriging.

1. Error de predicción del Cd	2. Error de predicción del Pb																												
<table><tr><th colspan="2">Prediction Errors</th></tr><tr><td>Samples</td><td>82 of 82</td></tr><tr><td>Mean</td><td>0.01558273</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square</td><td>2.538124</td></tr><tr><td>Mean Standardized</td><td>-0.08753352</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square Stan...</td><td>1.13702</td></tr><tr><td>Average Standard Error</td><td>2.657783</td></tr></table>	Prediction Errors		Samples	82 of 82	Mean	0.01558273	Root-Mean-Square	2.538124	Mean Standardized	-0.08753352	Root-Mean-Square Stan...	1.13702	Average Standard Error	2.657783	<table><tr><th colspan="2">Prediction Errors</th></tr><tr><td>Samples</td><td>82 of 82</td></tr><tr><td>Mean</td><td>0.07763167</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square</td><td>7.785179</td></tr><tr><td>Mean Standardized</td><td>-0.0666695</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square Stan...</td><td>1.040256</td></tr><tr><td>Average Standard Error</td><td>8.184073</td></tr></table>	Prediction Errors		Samples	82 of 82	Mean	0.07763167	Root-Mean-Square	7.785179	Mean Standardized	-0.0666695	Root-Mean-Square Stan...	1.040256	Average Standard Error	8.184073
Prediction Errors																													
Samples	82 of 82																												
Mean	0.01558273																												
Root-Mean-Square	2.538124																												
Mean Standardized	-0.08753352																												
Root-Mean-Square Stan...	1.13702																												
Average Standard Error	2.657783																												
Prediction Errors																													
Samples	82 of 82																												
Mean	0.07763167																												
Root-Mean-Square	7.785179																												
Mean Standardized	-0.0666695																												
Root-Mean-Square Stan...	1.040256																												
Average Standard Error	8.184073																												
3. Error de predicción del Zn																													
<table><tr><th colspan="2">Prediction Errors</th></tr><tr><td>Samples</td><td>82 of 82</td></tr><tr><td>Mean</td><td>0.01558273</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square</td><td>2.538124</td></tr><tr><td>Mean Standardized</td><td>-0.08753352</td></tr><tr><td>Root-Mean-Square Stan...</td><td>1.13702</td></tr><tr><td>Average Standard Error</td><td>2.657783</td></tr></table>		Prediction Errors		Samples	82 of 82	Mean	0.01558273	Root-Mean-Square	2.538124	Mean Standardized	-0.08753352	Root-Mean-Square Stan...	1.13702	Average Standard Error	2.657783														
Prediction Errors																													
Samples	82 of 82																												
Mean	0.01558273																												
Root-Mean-Square	2.538124																												
Mean Standardized	-0.08753352																												
Root-Mean-Square Stan...	1.13702																												
Average Standard Error	2.657783																												

Fuente: Elaboración propia.

La *Tabla 9* muestra el ajuste de los datos del modelado de los tres metales, para que no exista una sobre estimación, se verificó que el promedio del error de predicción sea lo más cercano a cero posible, la raíz cuadrada de la media y el error estándar promedio tiendan a un solo valor y la raíz cuadrada de la media estándar se aproxime a 1. A partir de ello, se determinó:

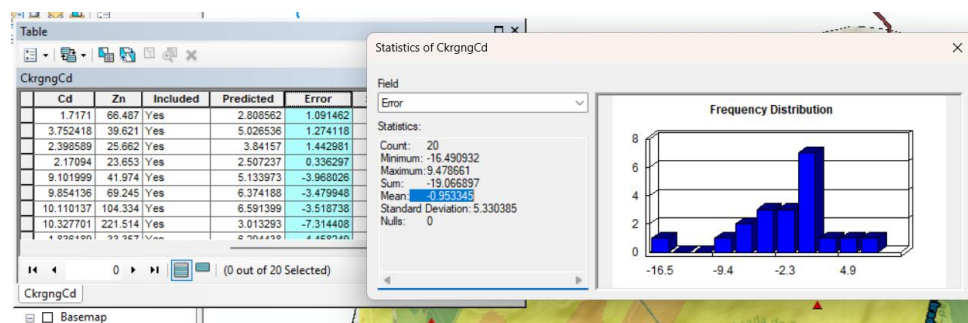
1. El modelo cokriging del Cd en relación con Pb y Zn no presentó sesgo significativo, la magnitud del error es consistente con la incertidumbre estimada, aunque muestra una ligera subestimación, sin embargo, es aceptable

estadísticamente. El Pb y Zn contribuyen positivamente a la estimación del Cd, por lo que el modelo tiene un buen rendimiento, considerando que el Cd suele presentar alta variabilidad geoquímica.

2. El modelo cokriging del Pb en relación con Cd y Zn no presentó sesgo significativo, la magnitud del error está bien estimada. El proceso es apropiado para continuar con la validación del modelo.
3. El modelo cokriging del Zn en relación con Cd y Pb la magnitud del error es consistente con la incertidumbre estimada, aunque muestra una ligera subestimación, pero sigue siendo aceptable estadísticamente.

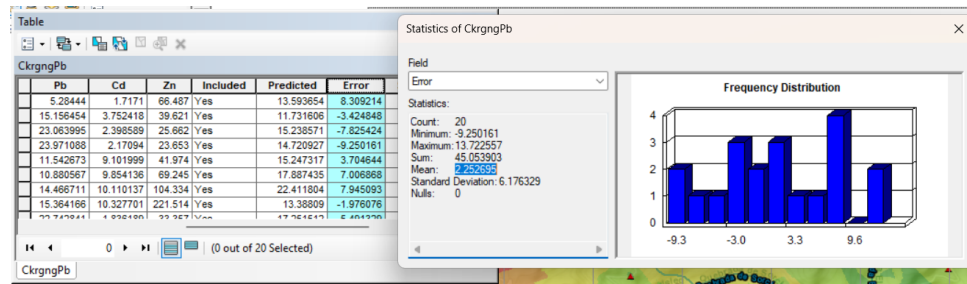
Al generar el modelo geoestadístico de cada metal, y posterior validación, se determinó la fiabilidad mediante la observación del error medio, como se muestra a continuación.

Figura. 11 Error medio del modelo de interpolación del Cd respecto al Pb y Zn.



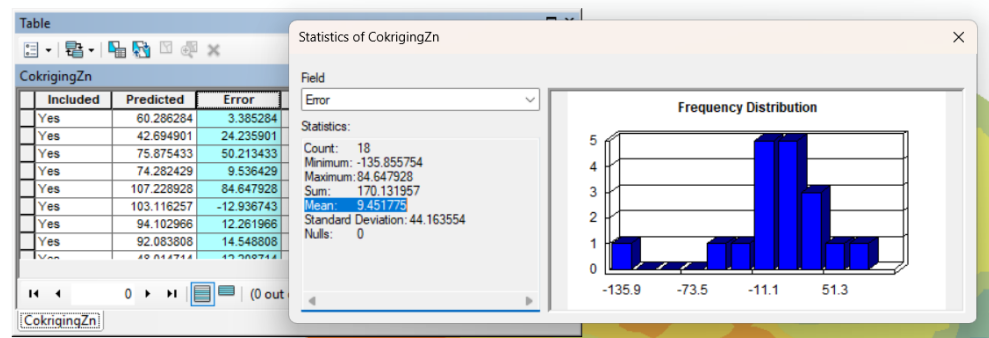
Fuente: Elaboración propia.

Figura. 12 Error medio del modelo de interpolación del Pb respecto al Cd y Zn.



Fuente: Elaboración propia.

Figura. 13 Error medio del modelo de interpolación del Zn respecto al Cd y Pb.



Fuente: Elaboración propia.

Para el Cd como variable principal, se determinó que el modelo de interpolación es bastante fiable ya que el error de predicción y el error medio de la tabla de atributos del modelo, son muy cercanos a cero. Para este caso se realizaron alrededor de 10 pruebas, obteniendo resultados similares.

Para el Pb y Zn como variables principales respectivamente, no se tienen los mismos resultados, ya que, a pesar de tener un promedio del error de predicción muy cercano a cero, el error medio de la tabla de atributos del modelo incrementa considerablemente. Esto puede deberse a desperfectos en el ajuste de predicción, sin embargo, como indica el procedimiento, al no poder validar el modelo, se repite todo el proceso desde el muestreo aleatorio.

Se realizaron alrededor de 20 pruebas por cada metal, y en todas se obtuvieron valores del error medio de la tabla de atributos del modelo similares a los mostrados en las *Figuras 12 y 13*, por lo que se considera que los metales no tienen correlación alguna, como se determinó en el análisis exploratorio de datos. Es decir, la variación de sus concentraciones no depende de sus correlaciones.

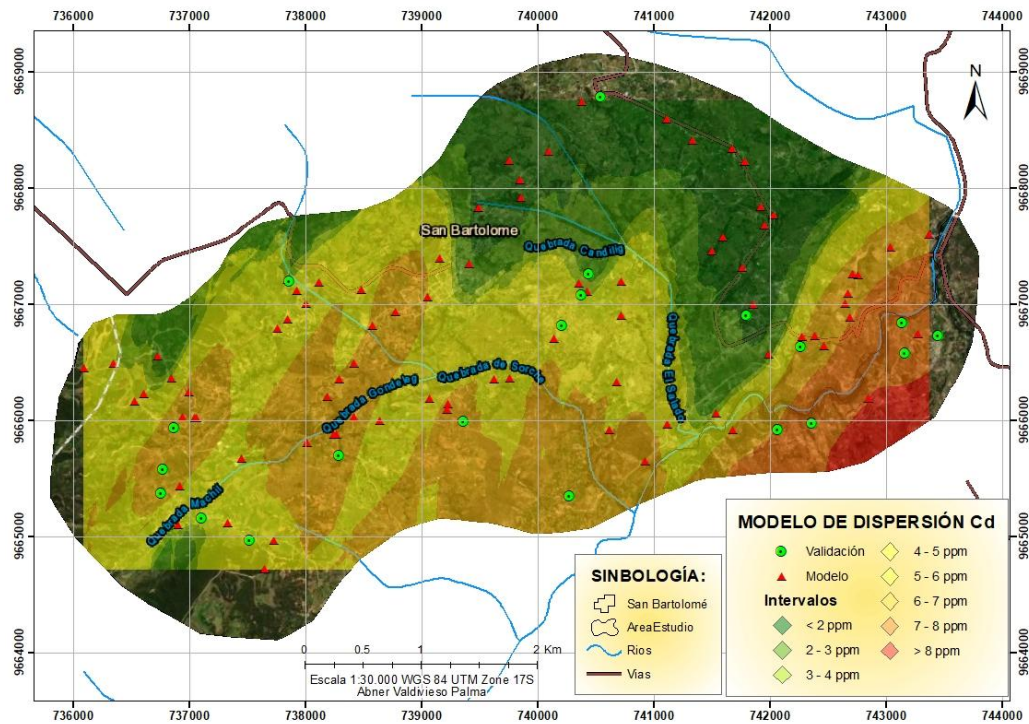
El Cd presenta correlación con el Pb y Zn, pero no sucede lo mismo con los demás metales como variables principales, lo que suena contradictorio, sin embargo, estadísticamente es bastante probable, ya que, puede deberse a correlaciones no simétricas al cambiar las variables de control.

También es posible que, al presentarse distribuciones no lineales, la correlación podría aparecer solo para el Cd, pero no para el Pb o Zn, dependiendo de la dirección del análisis y la variable. Otra posibilidad es que la presencia de valores atípicos esté influenciando más en una correlación que en otras.

En cuanto a los modelos de dispersión:

El Cd, presentó un modelo de dispersión con una anisotropía bien definida en dirección noroeste – sureste. Al ser un modelo bastante confiable, se obtuvo una representación más detallada de la dinámica espacial del Cd con relación a sus variables secundarias Pb y Zn. Las zonas con concentraciones más altas están relacionadas a sectores mineros y con presencia de relaveras.

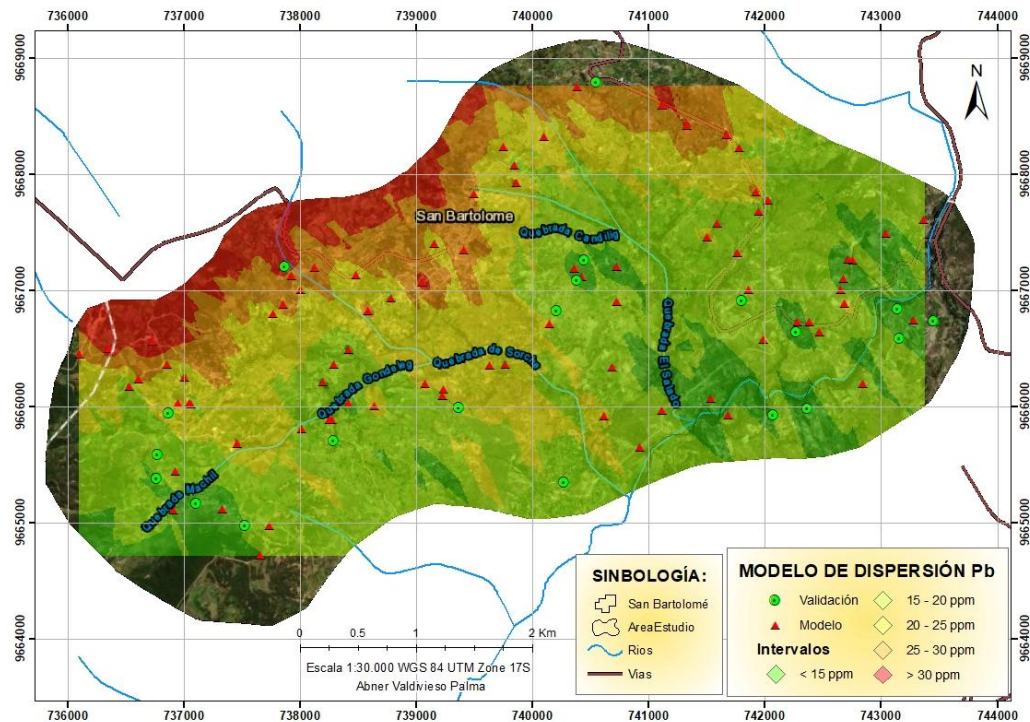
Figura. 14 Dispersión del Cd en relación con el Pb y Zn.



Fuente: Elaboración propia.

Se establecieron los mismos rangos que el estudio previo a modo de comparación de la distribución. Sin embargo, al tomar en cuenta los límites permisibles que establece la normativa en la *Tabla 1*, disminuyen los sectores con bajas concentraciones, implicando espacios con mayor interés de remediación.

Figura. 15 Dispersión del Pb en relación con el Cd y Zn.

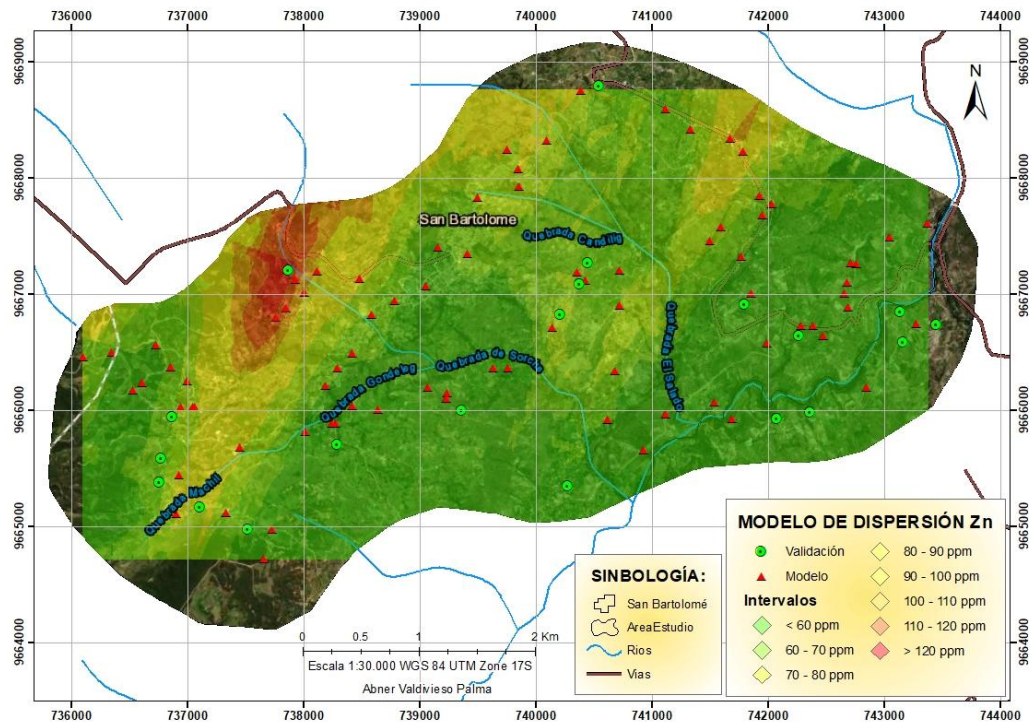


Fuente: Elaboración propia.

El modelo de dispersión del Pb determinó una anisotropía bien definida con dirección sureste-noroeste. Los rangos de la distribución de las concentraciones fueron establecidos igual que el estudio previo a modo de comparación, pero al referirnos a los límites máximos permisible de la normativa, aumentarían los sectores con bajas concentraciones, casi en la totalidad del área de estudio.

Las zonas con concentraciones más altas están relacionadas a sectores mineros y con presencia de relaveras.

Figura. 16 Dispersión del Pb en relación con el Cd y Zn.



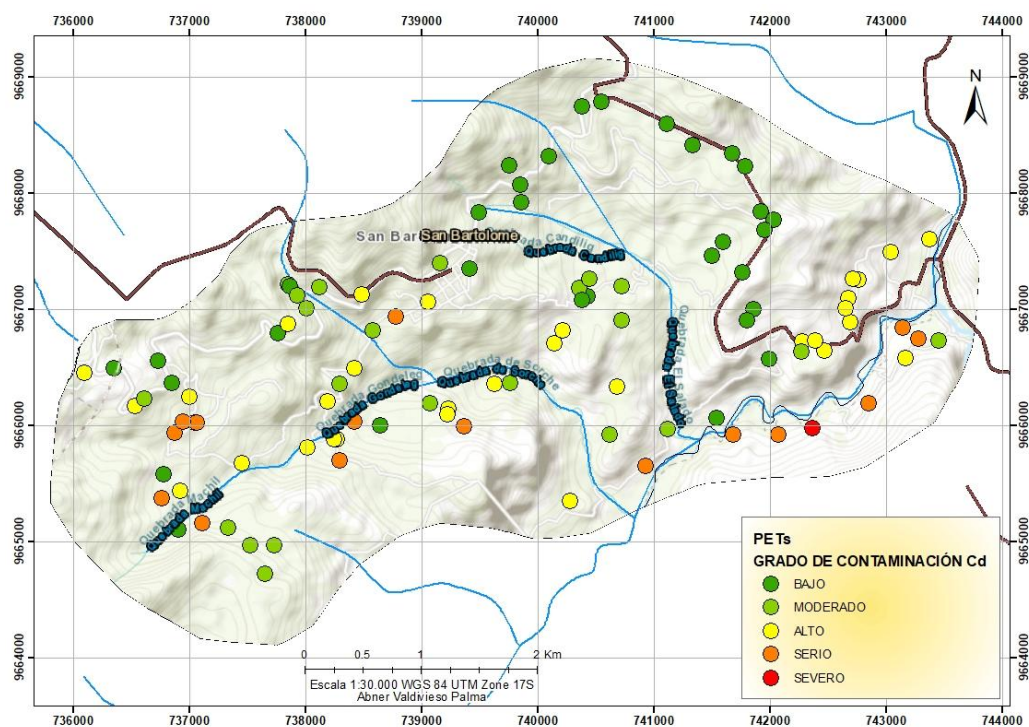
Fuente: Elaboración propia.

El modelo de dispersión del Zn determinó una anisotropía definida en dirección sureste-noroeste. Los rangos de la distribución de las concentraciones fueron establecidos igual que el estudio previo a modo de comparación, pero los límites máximos permisibles de la normativa indican sectores con bajas concentraciones a lo largo de toda la zona de estudio.

4.4 Riesgo ecológico por concentraciones de metales pesados

Para determinar las representaciones geográficas con concentraciones de los tres metales, partimos de la evaluación de la contaminación, bajo las definiciones del apartado 2.6.

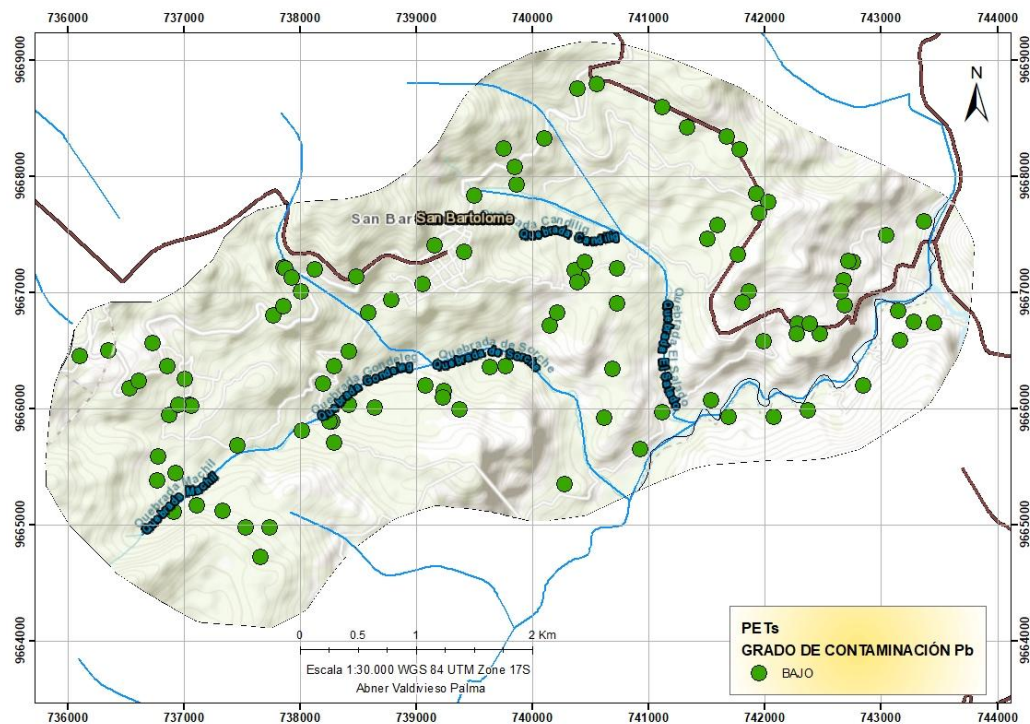
Figura. 17 Grado de contaminación del Cd.



Fuente: Elaboración propia.

En la *Figura 17* se observan los puntos de muestreo diferenciados por los rangos del grado de contaminación, identificando las áreas críticas que, serán de interés de remediación. Las tonalidades de colores van acorde al mapa de distribución del Cd realizado mediante cokriging.

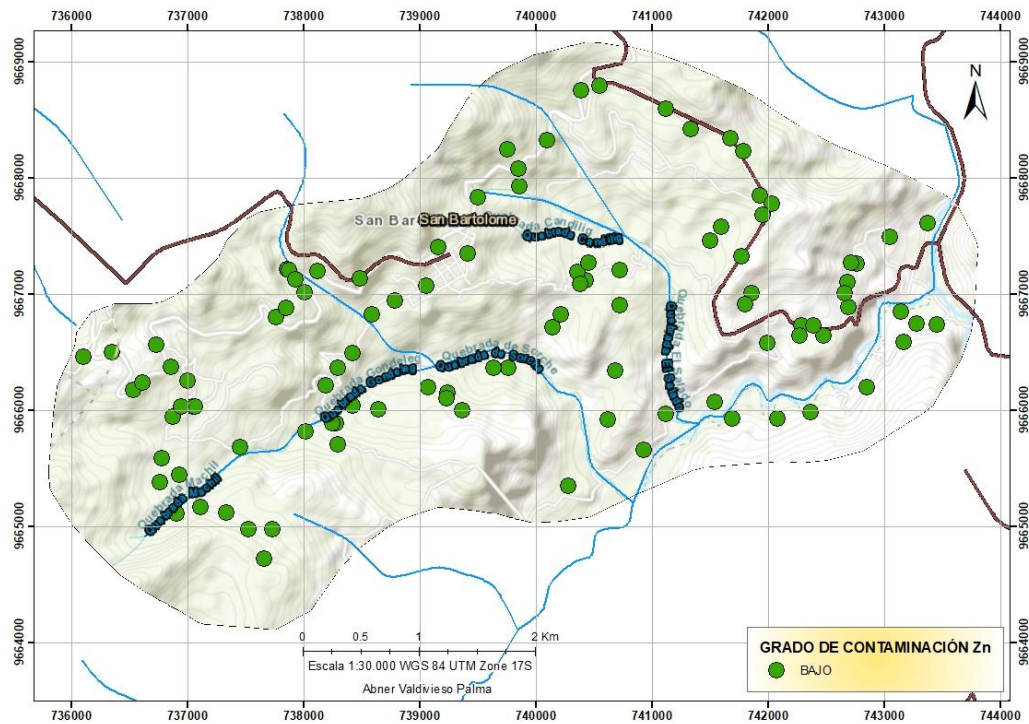
Figura. 18 Grado de contaminación del Pb.



Fuente: Elaboración propia.

El análisis de contaminación por Pb permitió identificar que el área de estudio presenta un bajo grado de contaminación.

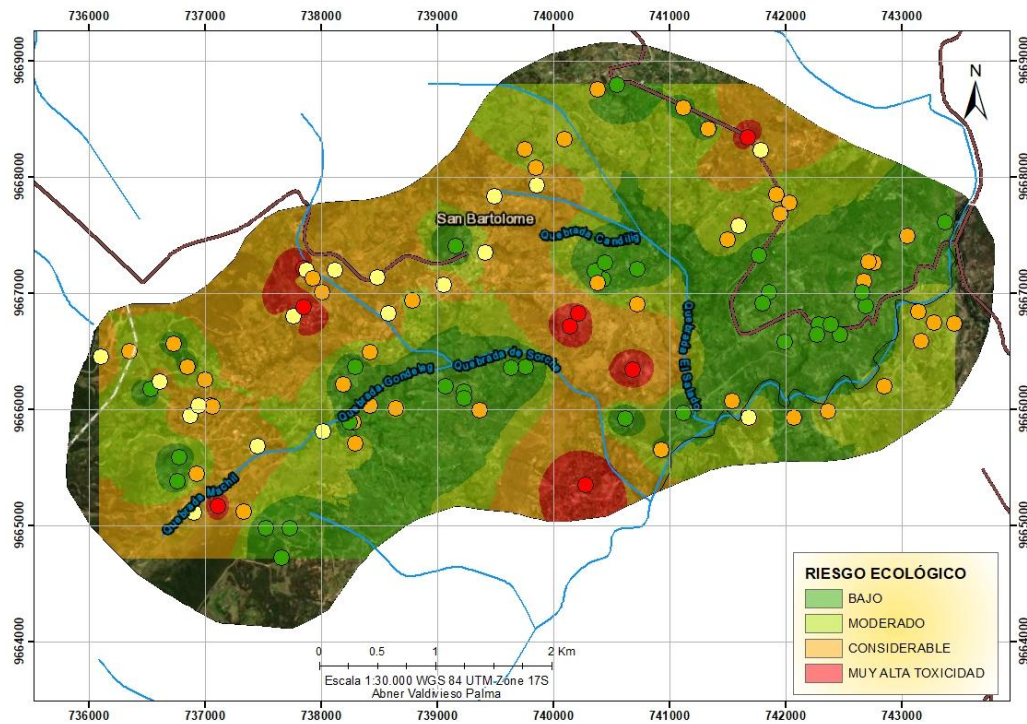
Figura. 19 Grado de contaminación del Pb.



Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, el análisis de contaminación por Zn permitió identificar que el área de estudio presenta un bajo grado de contaminación.

Figura. 20 Riesgo ecológico.



Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, el índice de riesgo ecológico permitió determinar el grado de contaminación del suelo ante la exposición de los metales en conjunto.

Para determinar los valores de concentraciones en conjunto, se utilizaron las siguientes ponderaciones:

Cd: 40%

Pb y Zn: 30% respectivamente

El Cd presenta la mayor ponderación debido a que del análisis del grado de contaminación se obtuvieron rangos más altos que los otros metales.

4.5 Comparación entre modelos de interpolación

Aunque los métodos kriging y cokriging comparten principios estadísticos, presentan diferencias en su precisión, debido a que el objetivo del primero es estimar valores desconocidos de una variable, mientras que el otro mejora la estimación de la variable principal mediante la correlación con variables secundarias, siempre y cuando las variables estén bien correlacionadas.

La comparación entre los modelos de dispersión obtenidos a partir de kriging y cokriging se aprecian de una mejor manera en el resultado final, que es la representación visual del modelo.

Una de las diferencias que más se aprecia es la suavidad del mapa, ya que, cokriging presenta una transición más detallada debido al soporte de las variables auxiliares o secundarias. Con ello, es posible mejorar la estimación, además, mientras las variables se encuentran más correlacionadas, mejor es la captura de los patrones locales y el reflejo de los cambios abruptos que pueden presentarse en ciertos sectores.

Otra diferencia que se aprecia es la eliminación del “*bullseyes*”, también conocidos como “ojos de buey” que, pueden dar una falsa impresión de precisión debido a la distribución circular artificial. La presencia de estas circunferencias se debe a la mala distribución espacial de los datos o por malos ajustes en el semivariograma del modelado.

A pesar de las limitaciones del método aplicado, se han obtenido semejanzas y mayor precisión de patrones locales, sobre todo en zonas con presencia de actividades mineras.

4.6 Comprobación de hipótesis

El cokriging presenta un mejor rendimiento cuando la variable de interés está correlacionada con las variables auxiliares, sin embargo, es posible tener una buena aproximación cuando los ajustes son adecuados para la distribución. Además, se debe cumplir los supuestos de estacionalidad local y normalidad, caso contrario, se deben transformar los datos.

También es importante ser más rigurosos en el proceso de tomas de muestras y análisis de laboratorio para evitar la nulidad de datos. En cuanto a la suavidad del mapa, se puede asegurar que cokriging presenta información más precisa del comportamiento de los contaminantes.

Para el Cd, se puede asegurar que el cokriging ordinario brinda una estimación muy precisa sobre el comportamiento y distribución, comprobando nuestra hipótesis. Sin embargo, para el Pb y Zn, no es posible realizar la misma aseveración debido a que los errores de estimación no fueron muy cercanos a cero, pero es posible mejorar la presión con una redistribución espacial de los datos.

En la *Tabla 10* se puede observar que, tanto el error de predicción como el error del modelado del Cd se encuentran muy cercanos a cero, indicando que la estimación es confiable y de calidad. Mientras que el modelado del Pb y Zn, a pesar de tener errores de predicción muy cercanas a cero, el error del modelado aumenta considerablemente, por lo cual se puede inferir que no existe dependencia entre los metales, al tomar Pb y Zn como variables principales.

La anisotropía se encuentra bien definida para los tres casos, indicando una fuerte dependencia de sus propiedades en la dirección en la que se han analizado.

El grado de contaminación del Cd indica que aproximadamente el 47% del área de estudio debe ser intervenida para mejorar la calidad del suelo. Por otra parte, el Pb y Zn no representan riesgo para el entorno. Esto concuerda con el Riesgo Ecológico, ya que, el índice determina que el suelo presenta una muy alta toxicidad por presencia del Cd, pero no sucede lo mismo con el Pb y Zn.

Tabla 10 Resumen de la estimación geoespacial de los metales pesados Cd, Pb y Zn.

	Cd	Pb	Zn
Root-Mean-Square	0.01558273	0.07763167	0.01558273
Modeling Average	-0.953345	2.252695	9.451775
Anisotropy direction	NO - SE	SE - NO	SE - NO
Pollution degree	31% Bajo	100% Bajo	100% Bajo
(Eri)	22% Moderado		
	31% Alto		
	15% Serio		
	1% Severo		
Ecological Risk	Muy alta toxicidad	Considerable	Bajo
Index			

Fuente: Elaboración propia.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

La estimación de parámetros de autocorrelación mediante la aplicación del método de interpolación cokriging permitió obtener la representación espacial de elementos potencialmente tóxicos en el suelo del sector San Bartolomé, provincia de Azuay. El enfoque estadístico del método multivariante presentó patrones de dependencia espacial que no fueron posibles identificar con el método kriging.

El análisis exploratorio de los datos de concentración de los tres metales, mediante el IDE RStudio, permitió determinar que los valores no provienen de una distribución normal. Lo cual se corroboró en el análisis exploratorio de datos espaciales, mediante la herramienta GIS, esto nos permitió realizar ajustes en cuanto a transformación de datos y análisis de tendencia espacial para tratar de lograr una distribución teórica.

Debido a que existieron valores nulos entre los datos del Cd, se aplicó la interpolación IDW con el objeto de estimar dichos valores que, se encontraban por debajo del límite de detección del análisis químico o no fueron posible determinarlos por razones desconocidas. Con ello, se obtuvieron los datos completos, donde a partir de 102 muestras, se realizó el modelado cokriging para cada metal en estudio, tomando uno de ellos como variable principal y los demás como variables auxiliares. Este proceso fue validado mediante el grupo de datos de “Validación” que, permitió determinar el error medio de la tabla de atributos.

Para el Cd, se realizaron 10 pruebas, obteniendo errores muy cercanos a cero, mientras que para el Pb y Zn se realizaron 20 pruebas respectivamente, debido a que su error no pudo aproximarse a cero, esto lo atribuimos a que los datos no están correlacionados.

Los resultados de las dispersiones de los contaminantes determinan que el método de interpolación cokriging es una excelente herramienta para la caracterización de la calidad del

recurso suelo, debido a que aporta con información valiosa para la toma de decisiones en la gestión de remediación ambiental. Sin embargo, es importante tomar en cuenta las limitaciones del proceso para evitar una falsa impresión del análisis. Con ello, se comprueba la hipótesis, sin embargo, se debe tener en cuenta que no siempre presentará mejores resultados que kriging, ya que se debe cumplir restricciones principalmente basadas en el análisis preliminar estadístico.

Recomendaciones

Se recomienda utilizar el método de interpolación cokriging en estudios similares, especialmente cuando se cuenta con variables secundarias y posterior verificación de la correlación de los datos. Se torna interesante implementar más variables como, pH, temperatura, precipitación, otros; con el objetivo de ampliar el campo del análisis multivariado, ya que, la naturaleza es dinámica y su funcionamiento no depende de variables individuales.

Es importante realizar análisis de laboratorio de otros elementos potencialmente tóxicos, sobre todo, por la existencia de zonas con actividad minera y depósitos de relaves no regulados, ya que, al tener un uso de suelo mixto, (Mayormente agrícola y residencial), se tiene el riesgo latente de afectación a los recursos naturales y salud humana.

Se recomienda que el personal técnico encargado de la ejecución de las campañas de muestreo se encuentre altamente capacitado para evitar el cometimiento de errores en cuanto a diseño de la malla de muestreo, toma de muestras, custodia y pretratamiento, debido a que, una mala ejecución en estos procesos puede introducir un gran error en el procesamiento de la información y toma de decisiones.

Se recomienda que este tipo de estudios sea replicado en otras zonas de estudio y utilizados como base para la implementación de estrategias de control y remediación de los recursos naturales y gestión de la planificación de asentamientos y actividades humanas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agyeman, P. C., JOHN, K., Kebonye, N. M., Ofori, S., Borůvka, L., Vašát, R., & Kočárek, M. (2022). Ecological risk source distribution, uncertainty analysis, and application of geographically weighted regression cokriging for prediction of potentially toxic elements in agricultural soils. *Process Safety and Environmental Protection*, 164, 729-746. <https://doi.org/10.1016/J.PSEP.2022.06.051>
- Bower, J. A., Lister, S., Hazebrouck, G., & Perdrial, N. (2017). Geospatial evaluation of lead bioaccessibility and distribution for site specific prediction of threshold limits. *Environmental Pollution*, 229, 290-299. <https://doi.org/10.1016/J.ENVPOL.2017.05.064>
- González, J., Guerra, F., & Resumen, H. G. (2007). *Conceptos Básicos de Geoestadística en Geografía y Ciencias de la Tierra: Manejo y Aplicación*.
- Hakanson, L. (1980). An ecological risk index for aquatic pollution control. a sedimentological approach. *Water Research*, 14(8), 975-1001. [https://doi.org/10.1016/0043-1354\(80\)90143-8](https://doi.org/10.1016/0043-1354(80)90143-8)
- Henao, R. G. (2002). *INTRODUCCION A LA GEOESTADISTICA*. https://scholar.google.es/citations?view_op=view_citation&hl=es&user=fhPkQQ8AAAJ&citation_for_view=fhPkQQ8AAAJ:dshw04ExmUIC
- Lim, C. Y., & Wu, W. Y. (2022). Conditions on which cokriging does not do better than kriging. *Journal of Multivariate Analysis*, 192, 105084. <https://doi.org/10.1016/J.JMVA.2022.105084>
- MAE. (2015). *Norma de Calidad Ambiental del Recurso Suelo y Criterios de Remediación Para Suelos Contaminados (Libro VI)*.

- Savignan, L., Faucher, S., Jalabert, S., Lee, A., Lespes, G., & Chéry, P. (2023). Silver origins and spatial distribution in soils of southwestern France: A first assessment with cokriging. *CATENA*, 224, 106992. <https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2023.106992>
- Valencia, F. (2017). *Zonificación de contaminación por metales pesados en San Bartolomé*. 1-27.
- Wang, L., Dai, L., Li, L., & Liang, T. (2018). Multivariable cokriging prediction and source analysis of potentially toxic elements (Cr, Cu, Cd, Pb, and Zn) in surface sediments from Dongting Lake, China. *Ecological Indicators*, 94, 312-319. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2018.07.005>
- Yang, B., Liu, H., Kang, E. L., Shu, S., Xu, M., Wu, B., Beck, R. A., Hinkel, K. M., & Yu, B. (2021). Spatio-temporal Cokriging method for assimilating and downscaling multi-scale remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 255, 112190. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2020.112190>

ANEXOS

Anexo 1 Concentración y grado de contaminación individual de los metales Cd, Pb y Zn.

ID	ESTE	NORTE	Cd	Pb	Zn	Eri Cd	Eri Pb	Eri Zn
1	740432	9667117	1,479673	11,053129	47,731	29,59	2,21	0,80
2	740363	9667191	2,244672	10,653109	56,901	44,89	2,13	0,95
3	740387	9667087	1,7171	5,28444	66,487	34,34	1,06	1,11
4	742286	9666728	5,480171	5,384782	52,409	109,60	1,08	0,87
5	742276	9666640	3,752418	15,156454	39,621	75,05	3,03	0,66
6	742692	9666891	6,82852	26,726857	18,459	136,57	5,35	0,31
7	737528	9664975	2,398589	23,063995	25,662	47,97	4,61	0,43
8	741995	9666578	1,131367	22,514524	47,6	22,63	4,50	0,79
9	740451	9667265	2,17094	23,971088	23,653	43,42	4,79	0,39
10	741542	9666069	1,448252	7,947846	64,746	28,97	1,59	1,08
11	737659	9664724	3,43263	14,530535	34,005	68,65	2,91	0,57
12	739162	9667404	2,824896	17,783774	22,581	56,50	3,56	0,38
13	736350	9666500	1,983272	35,538765	53,113	39,67	7,11	0,89
14	740728	9667205	3,839899	10,879327	46,981	76,80	2,18	0,78
15	736733	9666562	1,806091	49,197525	24,575	36,12	9,84	0,41
16	736767	9665380	9,101999	11,542673	41,974	182,04	2,31	0,70
17	736911	9665111	1,378832	13,695461	116,053	27,58	2,74	1,93
18	736534	9666172	4,404077	12,067599	31,539	88,08	2,41	0,53
19	738123	9667197	3,578143	25,264177	77,289	71,56	5,05	1,29
20	737336	9665121	2,658584	7,897809	86,191	53,17	1,58	1,44
21	737049	9666029	4,070508	26,165691	82,349	81,41	5,23	1,37
22	738009	9667011	3,2203	23,83957	58,36	64,41	4,77	0,97
23	737457	9665681	4,704008	26,004224	81,841	94,08	5,20	1,36
24	736103	9666456	5,608797	24,072389	106,703	112,18	4,81	1,78
25	738486	9667133	4,584533	18,388323	117,274	91,69	3,68	1,95
26	738786	9666940	11,301003	15,838905	62,71	226,02	3,17	1,05
27	739058	9667069	5,42355	36,553176	72,008	108,47	7,31	1,20
28	738645	9666008	1,749446	26,980526	62,184	34,99	5,40	1,04
29	738195	9666212	5,995276	12,817502	54,307	119,91	2,56	0,91
30	738278	9665888	6,583729	16,173515	60,41	131,67	3,23	1,01
31	737065	9666028	8,380366	13,488685	64,447	167,61	2,70	1,07
32	738586	9666824	3,225534	28,439803	78,159	64,51	5,69	1,30
33	736929	9665443	6,2588	18,007913	64,315	125,18	3,60	1,07
34	738018	9665813	6,79239	19,608239	77,535	135,85	3,92	1,29
35	738296	9665704	9,854136	10,880567	69,245	197,08	2,18	1,15
36	738423	9666035	10,542877	10,737696	57,111	210,86	2,15	0,95
37	738424	9666493	4,20562	11,675478	86,246	84,11	2,34	1,44
38	736876	9665945	10,110137	14,466711	104,334	202,20	2,89	1,74
39	736949	9666034	14,035572	24,680189	89,257	280,71	4,94	1,49
40	737113	9665165	10,327701	15,364166	221,514	206,55	3,07	3,69

41	737734	9664976	2,818858	20,794307	42,436	56,38	4,16	0,71
42	739237	9666151	4,223976	25,692165	32,958	84,48	5,14	0,55
43	738295	9666362	2,413295	16,605853	32,251	48,27	3,32	0,54
44	739077	9666196	3,78704	21,594992	35,806	75,74	4,32	0,60
45	736779	9665585	1,836189	22,742841	33,357	36,72	4,55	0,56
46	738252	9665889	6,69696	21,545767	35,724	133,94	4,31	0,60
47	737004	9666253	5,567984	16,548237	76,646	111,36	3,31	1,28
48	740726	9666907	2,92385	23,588899	75,656	58,48	4,72	1,26
49	740147	9666714	6,717632	20,297197	221,351	134,35	4,06	3,69
50	740217	9666825	5,27134	11,291146	187,295	105,43	2,26	3,12
51	740689	9666340	4,14915	14,013933	224,88	82,98	2,80	3,75
52	740281	9665350	5,63271	18,882382	279,398	112,65	3,78	4,66
53	739371	9665995	9,648353	8,374765	59,009	192,97	1,67	0,98
54	740930	9665655	10,325686	16,655032	51,893	206,51	3,33	0,86
55	740621	9665922	3,924884	20,957071	30,738	78,50	4,19	0,51
56	739767	9666366	2,343765	18,021265	29,88	46,88	3,60	0,50
57	741120	9665970	2,135622	18,003755	36,741	42,71	3,60	0,61
58	739635	9666361	4,237607	25,297996	36,197	84,75	5,06	0,60
59	739230	9666098	5,623776	15,886623	30,854	112,48	3,18	0,51
60	743376	9667611	6,266932	17,666239	29,292	125,34	3,53	0,49
61	743458	9666736	2,606366	15,620262	68,847	52,13	3,12	1,15
62	743284	9666747	9,297603	12,804487	75,031	185,95	2,56	1,25
63	743148	9666845	8,656942	13,156548	77,094	173,14	2,63	1,28
64	743168	9666586	5,479248	15,891364	77,165	109,58	3,18	1,29
65	742850	9666198	14,820425	15,922244	66,609	296,41	3,18	1,11
66	741690	9665927	8,574825	15,960576	81,078	171,50	3,19	1,35
67	742078	9665928	13,7892	13,022487	48,131	275,78	2,60	0,80
68	742369	9665981	27,290795	13,091892	48,338	545,82	2,62	0,81
69	743048	9667493	5,97086	13,23665	59,663	119,42	2,65	0,99
70	742763	9667261	5,63486	15,71691	58,705	112,70	3,14	0,98
71	742718	9667270	5,44209	10,492406	73,93	108,84	2,10	1,23
72	742682	9667103	5,58175	10,468144	70,19	111,64	2,09	1,17
73	742659	9667009	5,59165	13,212741	27,393	111,83	2,64	0,46
74	742475	9666644	5,63554	15,900853	27,318	112,71	3,18	0,46
75	742390	9666731	5,14744	21,301698	41,48	102,95	4,26	0,69
76	741862	9667007	1,97003	18,554403	30,764	39,40	3,71	0,51
77	741807	9666913	1,521836	15,917961	27,347	30,44	3,18	0,46
78	741770	9667324	1,527115	15,973181	38,182	30,54	3,19	0,64
79	741788	9668231	1,478444	15,464091	95,886	29,57	3,09	1,60
80	741928	9667848	1,51408	32,216026	55,775	30,28	6,44	0,93
81	742033	9667776	1,460199	12,656505	67,317	29,20	2,53	1,12
82	741955	9667684	1,52868	15,534758	78,915	30,57	3,11	1,32
83	741597	9667581	1,460408	15,275442	91,292	29,21	3,06	1,52
84	741506	9667462	1,419465	25,022185	68,767	28,39	5,00	1,15
85	739415	9667350	1,527024	29,654722	73,978	30,54	5,93	1,23
86	741677	9668342	1,530911	32,473677	205,755	30,62	6,49	3,43

87	741335	9668417	1,49266	31,662287	40,82	29,85	6,33	0,68
88	741119	9668596	1,511102	29,345525	51,952	30,22	5,87	0,87
89	740554	9668792	1,52076	21,357261	30,893	30,42	4,27	0,51
90	740388	9668754	1,500519	23,761991	65,658	30,01	4,75	1,09
91	740100	9668324	1,512703	18,533272	73,284	30,25	3,71	1,22
92	739851	9668076	1,511222	15,806939	69,669	30,22	3,16	1,16
93	739499	9667834	1,48763	23,557886	123,214	29,75	4,71	2,05
94	737856	9667216	3,097643	43,309079	226,564	61,95	8,66	3,78
96	737873	9667203	1,521851	24,099811	87,998	30,44	4,82	1,47
97	737932	9667124	2,264467	23,670843	75,919	45,29	4,73	1,27
98	737768	9666799	1,523962	18,671206	91,692	30,48	3,73	1,53
99	737854	9666878	6,207254	32,195859	385,449	124,15	6,44	6,42
100	736613	9666238	2,286257	26,603083	108,491	45,73	5,32	1,81
101	736856	9666369	1,501389	21,08521	51,618	30,03	4,22	0,86
102	739757	9668241	1,525316	24,154678	56,016	30,51	4,83	0,93
103	739862	9667928	1,507136	26,567648	146,029	30,14	5,31	2,43

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 2 Análisis de laboratorio

		QUÍMICOS	VERSION: 3 Fecha: 2014/06/10
---	--	----------	---------------------------------

ORDEN No.: N/A	FECHA RECEPCIÓN:	FECHA DE ENTREGA:
CODIGO LAB: N/A	CLIENTE: Fernando Valencia	DIRECCIÓN: Universidad del Azuay
RUC/CEDULA: N/A	MUESTRA: Suelos	CANTIDAD: 104 muestras
CONDICION DE LA MUESTRA: Ambiente	MUESTREADO POR: Cliente	ANALISIS SOLICITADO: Pb, Cd, Zn

RESULTADOS

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
1	11.053	1.480	47.731
2	10.653	2.245	56.901
3	5.284	< LD	66.487
4	5.385	5.480	52.409
5	15.156	3.752	39.621
6	26.727	< LD	18.459
7	23.064	2.399	25.662
8	22.515	1.131	47.600
9	23.971	< LD	23.653
10	7.948	1.448	64.746
11	14.531	< LD	34.055
12	17.784	2.825	22.581
13	35.539	1.983	53.113
14	10.879	3.840	46.981

Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS. El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.



Av. 24 de Mayo 7-77 y Hernán Malo.
 Teléfono: (593 7) 409-1000
 Cuenca - Ecuador

www.uazuay.edu.ec



REPORTE DE RESULTADOS QUÍMICOS

Código: SGCUDAL-F-004
Versión: 3
Fecha: 2014/06/10

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
15	49.198	1.806	24.575
16	11.543	9.102	41.974
17	13.695	1.379	116.053
18	12.068	4.404	31.539
19	25.264	3.578	77.289
20	7.898	2.659	86.191
21	26.166	4.071	82.349
22	23.840	< LD	58.360
23	26.004	4.704	81.841
24	24.072	5.609	106.703
25	18.388	4.585	117.274
26	15.839	11.301	62.710
27	36.553	< LD	72.008
28	26.981	1.749	62.184
29	12.818	5.995	54.307
30	16.174	6.584	60.410
31	13.489	8.380	64.447
32	28.440	3.226	78.159
33	18.008	< LD	64.315
34	19.608	< LD	77.535
35	10.881	9.854	69.245

Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS.
El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.



Av. 24 de Mayo 7-77 y Hernán Malo.
Teléfono: (593 7) 409-1000
Cuenca - Ecuador

www.uazuay.edu.ec



REPORTE DE RESULTADOS **QUÍMICOS**

Código: SGCUDAL-F-004
 Versión: 3
 Fecha: 2014/06/10

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
36	10.738	10.543	57.111
37	11.675	< LD	86.246
38	14.467	10.110	104.334
39	24.680	14.036	89.257
40	15.364	10.328	221.514
41	20.794	2.819	42.436
42	25.692	4.224	32.958
43	16.606	2.413	32.251
44	21.595	3.787	35.806
45	22.743	1.836	33.357
46	21.546	< LD	35.724
47	16.548	5.568	76.646
48	23.589	< LD	75.656
49	20.297	6.718	221.351
50	11.291	< LD	187.295
51	14.014	< LD	224.880
52	18.882	< LD	279.398
53	8.375	9.648	59.009
54	16.655	10.326	51.893
55	20.957	3.925	30.738
56	18.021	2.344	29.880

Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS.
 El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.





REPORTE DE RESULTADOS QUÍMICOS

Código: SGCUDAL-F-004
 Versión: 3
 Fecha: 2014/06/10

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
57	18.004	2.136	36.741
58	25.298	4.238	36.197
59	15.887	5.624	30.854
60	17.666	6.267	29.292
61	15.620	2.606	68.847
62	12.804	9.298	75.031
63	13.157	8.657	77.094
64	15.891	5.479	77.165
65	15.922	14.820	66.609
66	15.961	8.575	81.078
67	13.022	76.127	48.131
68	13.092	27.291	48.388
69	13.237	< LD	59.663
70	15.717	63.251	58.705
71	10.492	< LD	73.930
72	10.468	< LD	70.190
73	13.213	< LD	27.393
74	15.901	< LD	27.318
75	21.302	< LD	41.480
76	18.554	< LD	30.764
77	15.918	1.522	27.347

Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS.
 El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.



Av. 24 de Mayo 7-77 y Hernán Malo.
 Teléfono: (593 7) 409-1000
 Cuenca - Ecuador

www.uazuay.edu.ec



REPORTE DE RESULTADOS **QUÍMICOS**

Código: SGCUDAL-F-004
 Versión: 3
 Fecha: 2014/06/10

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
78	15.973	1.527	38.182
79	15.464	1.478	95.886
80	32.216	< LD	55.775
81	12.657	1.460	67.317
82	15.535	< LD	78.915
83	15.275	1.460	91.292
84	25.022	1.419	68.767
85	29.655	1.527	73.978
86	32.474	1.531	205.755
87	31.662	1.493	40.820
88	29.346	1.511	51.952
89	21.357	1.521	30.893
90	23.762	1.501	65.658
91	18.533	1.513	73.284
92	15.807	1.511	69.669
93	23.558	1.488	123.214
94	43.309	3.098	226.564
96	24.100	1.522	87.998
97	23.671	2.264	75.919
98	18.671	1.524	91.692
99	32.196	6.207	385.449

Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS.
 El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.



Av. 24 de Mayo 7-77 y Hermano Malo.
 Teléfono: (593 7) 429-1000
 Cuenca - Ecuador

www.uazuay.edu.ec



REPORTE DE RESULTADOS QUÍMICOS

Código: SGCUDAL-F-004
Versión: 3
Fecha: 2014/06/10

Muestra	Plomo	Cadmio	Zinc
	LD 0.41 ppm	LD 0.01 ppm	LD 0.02 ppm
100	26.603	2.286	108.491
101	21.085	1.501	51.618
102	24.155	1.525	56.016
103	26.568	1.507	146.029
105	871.731	1.507	26372.919
106	127.522	1.488	4649.471

OBSERVACIONES:

Abreviaturas:

LD: Límite de detección

ppm: gramos/tonelada

N/A: No Aplica

Técnico Responsable

Directora de Calidad

Director Técnico



Los resultados son válidos para la muestra analizada. No se pueden reproducir sin la previa autorización de UDA LABORATORIOS.
El laboratorio mantendrá la confidencialidad de los resultados.



Av. 24 de Mayo 7-77 y Hernán Malo.
Teléfono: (593 7) 409-1000
Cuenca - Ecuador

www.uazuay.edu.ec

Fuente: Estudio previo de la zona (Valencia, F., 2017)