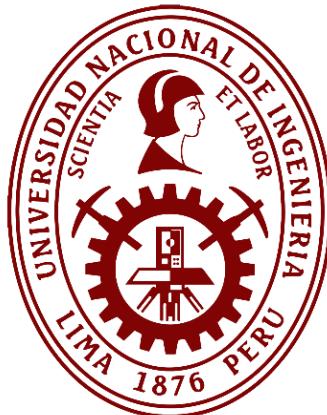


**Universidad Nacional de Ingeniería**  
**Facultad de Ingeniería Geológica Minera y Metalúrgica**



TESIS

**Identificación de anomalías geoquímicas en la subcuenca del  
Alto Marañón utilizando redes neuronales artificiales**

Para obtener el título profesional de Ingeniero Geólogo

Elaborado por

Jarold Chirs Orna Huamán

ID [0009-0005-1903-5507](#)

Asesor

MSc. César Augusto Mendoza Tarazona

ID [0000-0002-5352-3687](#)

LIMA – PERÚ

2024

---

Citar/How to cite	Orna Huamán [1]
Referencia/Reference	[1] J. Orna Huamán, " <i>Identificación de anomalías geoquímicas en la subcuenca del Alto Marañón utilizando redes neuronales artificiales</i> " [Tesis de pregrado]. Lima (Perú): Universidad Nacional de Ingeniería, 2024.
Estilo/Style: IEEE (2020)	

---

---

Citar/How to cite	(Orna, 2024)
Referencia/Reference	Orna, J. (2024). <i>Identificación de anomalías geoquímicas en la subcuenca del Alto Marañón utilizando redes neuronales artificiales</i> . [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio institucional Cybertesis UNI.
Estilo/Style: APA (7ma ed.)	

---

**Dedicatoria**

*Dedico este trabajo a mis padres Marino y Yadira que siempre apuestan por mí y hacen que cada día sea mejor. A mi hermano Cristian que siempre me brinda su apoyo, a mi hermanito Aarón que siempre me quita una sonrisa, a Michelle que me impulsa a superarme y a todos mis seres queridos que siempre me brindan su soporte.*

## **Agradecimientos**

A los profesores universitarios que impartieron sus conocimientos y experiencias a los estudiantes para mejorar su desarrollo profesional.

Agradezco las orientaciones y recomendaciones de mi profesor especialista, M. Sc. César Santiago, y mi asesor, M. Sc. César Mendoza, a lo largo de mi investigación.

## **Resumen**

El trabajo de investigación tiene como objetivo detectar anomalías geoquímicas en la subcuenca del Alto Marañón mediante el diseño e implementación de redes neuronales artificiales. Los resultados de la investigación se comparan con los publicados por el Servicio Geológico del Perú.

La metodología aplicada en la investigación inicia con el entendimiento geológico de la subcuenca, teniendo en cuenta la geología regional del sector, la litología, la geología estructural y la geología económica; asimismo los yacimientos mineros existentes y proyectos. Con el entendimiento geológico del sector se analiza la información de los resultados de los análisis químicos de los sedimentos de quebrada y se elige los elementos pathfinders para la detección de anomalías geoquímicas, se realiza el tratamiento estadístico de los datos convertidos a base logarítmica para establecer una normalidad de datos. Se diseña una red neuronal artificial llamada multilayer perceptrón con 55 neuronas y 2 capas ocultas que utiliza el algoritmo de clasificación multiclase y la función de activación softmax para poder predecir elementos en base al entrenamiento de una muestra de la población de datos, para ello previamente se aplica algoritmos para correlacionar las muestras entre ellas. Los resultados de las predicciones para los elementos escogidos (arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc), siguen un tratamiento geoestadístico para finalmente por la interpolación tipo kriging se realizan mapas geoquímicos por elementos.

Los resultados de la detección de anomalías geoquímicas utilizando redes neuronales artificiales son comparados con los resultados publicados por el servicio geológico del Perú, observándose similitudes en los sectores donde se tienen anomalías geoquímicas relevantes para elementos químicos de interés.

**Palabras clave** — Redes neuronales artificiales, anomalías geoquímicas, predicción, geoestadística.

## **Abstract**

The objective of the research work is to design and implement artificial neural networks for the detection of geochemical anomalies in the Alto Marañon sub-basin, the results of the research are compared with the results published by the geological service of Peru.

The methodology applied in the investigation begins with the geological understanding of the sub-basin, considering the regional geology of the sector, the lithology, the structural geology, and the economic geology, also the existing mining deposits and projects. With the understanding of the sector, the information of the results of the chemical analysis of the stream sediments are analyzed and the pathfinders elements are chosen for the detection of geochemical anomalies, the statistical treatment of the data converted to logarithmic basis is performed to establish a normality of data. An artificial neural network called multilayer perceptron is designed with fifty-five neurons and two hidden layers that uses the multiclass classification algorithm and the softmax activation function to predict elements based on the training of a sample of the data population, for which algorithms are previously applied to correlate the samples among them. The results of the predictions for the chosen elements (arsenic, chromium, copper, mercury, molybdenum, nickel, lead, and zinc), follow a geostatistical treatment to finally by kriging type interpolation geochemical maps by elements are performed.

The results of the detection of geochemical anomalies using artificial neural networks are compared with the results published by the Peruvian geological service, observing similarities in the sectors where there are relevant geochemical anomalies for chemical elements of interest.

**Keywords** — Artificial neural networks, geochemical anomalies, prediction, geostatistics.

## Tabla de Contenido

	Pág.
Resumen .....	v
Abstract .....	vi
Introducción .....	xvii
Capítulo I. Parte introductoria del trabajo .....	1
1.1 Generalidades .....	1
1.2 Descripción del problema de investigación .....	1
1.3 Objetivos del estudio .....	2
1.3.1 Objetivo general .....	2
1.3.2 Objetivos específicos .....	2
1.4 Hipótesis.....	2
1.4.1 Hipótesis general.....	2
1.4.2 Hipótesis específicas .....	2
1.5 Metodología de trabajo .....	3
1.5.1 Revisión de base de datos de sedimentos de quebrada.....	3
1.5.2 Tratamiento estadístico y determinación de valores de fondo y umbral .....	3
1.5.3 Implementación de RNA en la detección de anomalías geoquímicas .....	3
1.5.4 Identificación de anomalías geoquímicas a escala regional.....	3
1.6 Trabajos previos .....	4
1.7 Generalidades de la zona de estudio.....	5
1.7.1 Ubicación y accesibilidad.....	7
1.7.2 Fisiografía y geomorfología .....	10
1.7.3 Clima .....	15
Capítulo II. Marcos teórico y conceptual .....	16
2.1 Marco geológico regional.....	16
2.1.1 Unidades Geológicas.....	16
2.1.2 Geología Estructural .....	26

2.1.3 Marco Geotectónico y Metalogenético .....	29
2.1.4 Geología económica.....	35
2.2 Marco conceptual .....	41
2.2.1 Redes neuronales artificiales.....	41
2.2.2 Biología de una neurona.....	41
2.2.3 Definición de la red neuronal artificial .....	43
2.2.4 Estructura de la red neuronal artificial.....	45
2.2.5 Entrenamiento de la red neuronal artificial .....	45
2.2.6 Aprendizaje de las redes neuronales artificiales .....	46
2.3 Perceptrón.....	47
2.3.1 Elementos del perceptrón .....	47
2.4 Perceptrón Multicapa .....	48
2.5 Backpropagación (Propagación hacia atrás).....	50
2.6 La activación.....	51
2.6.1 Tipos de funciones de activación .....	52
2.7 Clasificación Multiclasa.....	54
2.7.1 Validación Cruzada.....	55
2.8 Geoquímica aplicada a la exploración minera.....	56
2.8.1 Ciclo geoquímico .....	56
2.8.2 Métodos de interpolación.....	63
Capítulo III. Desarrollo del trabajo de investigación.....	69
3.1 Análisis de sedimentos de quebrada .....	69
3.1.1 Procesamiento de base de datos.....	69
3.1.2 Análisis estadístico de sedimentos de quebrada.....	71
3.1.3 Análisis estadístico de sedimentos de quebrada convertidos en base logarítmica ....	74
3.1.4 Análisis de umbrales y anomalías.....	78
3.2 Redes neuronales artificiales en los sedimentos de quebrada.....	81
3.2.1 Diseño de las redes neuronales artificiales .....	81

3.2.2 Compilación y ajuste de las redes neuronales artificiales .....	82
3.2.3 Evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales.....	88
3.3 Análisis geoestadístico con los resultados de las redes neuronales .....	93
Capítulo IV. Análisis y discusión de resultados .....	108
Conclusiones .....	124
Recomendaciones .....	125
Referencias bibliográficas.....	126
Anexos .....	130

## Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1: Resumen de principales yacimientos en la zona de estudio y elemento explotación .....	39
Tabla 2: Resumen de principales yacimientos en la zona de estudio y elemento explotación .....	60
Tabla 3: Elementos indicadores asociados a depósitos minerales.....	61
Tabla 4: Límites de detección de los análisis químicos en sedimentos de quebrada .....	70
Tabla 5: Análisis estadístico de los elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc .....	72
Tabla 6: Análisis estadístico de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en base logarítmica .....	75
Tabla 7: Valores mínimo y máximo de las anomalías .....	78
Tabla 8: Cantidad de datos según el tipo de anomalía.....	79
Tabla 9: Resultados de la evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales ..	91
Tabla 10: Resultados de la evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales...	93

## Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1: Metodología utilizada .....	4
Figura 2: Mapa de ubicación de la subcuenca del Alto Marañoñ en el Perú .....	5
Figura 3: Mapa de ubicación hidrográfica de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84) .....	6
Figura 4: Mapa de Ubicación de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S) ....	8
Figura 5: Mapa de accesos a la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S).....	9
Figura 6: Mapa de regiones en la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S) ....	10
Figura 7: Mapa de fisiografía de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S) ...	13
Figura 8: Mapa de geomorfológico de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S).....	14
Figura 9: Mapa climático de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S).....	15
Figura 10: Columna estratigráfica de la Subcuenca del Alto Marañoñ .....	17
Figura 11: Mapa geológico de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S) .....	18
Figura 12: Mapa estructural de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S) ....	28
Figura 13: Mapa geotectónico de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S)..	30
Figura 14: Mapa metalogenético de la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S).....	34
Figura 15: Mapa de yacimientos en la subcuenca del Alto Marañoñ (UTM WGS-84 18S).....	40
Figura 16: Biología de la neurona .....	42
Figura 17: Biología de la neurona .....	43
Figura 18: Modelo abstracto de una neurona artificial.....	44
Figura 19: Comparación de una red neuronal biológica con una red neuronal artificial...	46
Figura 20: Elementos del Perceptrón .....	48
Figura 21: Comparación entre la neurona y un perceptrón multicapa .....	49
Figura 22: Diagrama de Backpropagación .....	51

Figura 23: Función de activación lineal .....	52
Figura 24: Función de activación sigmoide .....	52
Figura 25: Función de activación tanh .....	53
Figura 26: Función de activación ReLU .....	53
Figura 27: Función de activación Softmax .....	54
Figura 28: Gráfico de clasificación multiclase .....	55
Figura 29: Gráfico de validación cruzada .....	56
Figura 30: Muestra de ciclo geoquímico de las rocas.....	58
Figura 31: Abundancia de los elementos en la corteza terrestre.....	62
Figura 32: Componentes del semivariograma: rango, sill y nugget .....	65
Figura 33: Ejemplo de gráfico de semivariograma empírico.....	66
Figura 34: Ejemplo de semivariograma de modelo esférico .....	67
Figura 35: Ejemplo de interpolación kriging .....	68
Figura 36: Mapa de distribución de las muestras de sedimentos de quebrada de la cuenca del Alto Maraño.....	71
Figura 37: Histogramas de distribución elemental de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada .....	73
Figura 38: Gráfico Q-Q-Plot del arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada .....	74
Figura 39: Histogramas de distribución elemental de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada en base logarítmica	76
Figura 40: Gráfico QQ-Plot del arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada en base logarítmica .....	77
Figura 41: Tipo de anomalía para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, en sedimentos de quebrada .....	80
Figura 42: Correlación entre elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, en sedimentos de quebrada según el tipo de anomalía .....	81
Figura 43: Diseño de red neuronal para la identificación de anomalías geoquímicas .....	82

Figura 44: Gráfico box-plot de arsénico con identificación de anomalías y la correlación de los elementos Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc (Presencia de outliers).....	83
Figura 45: Gráfico box-plot de arsénico con identificación de anomalías y la correlación de los elementos. cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc (Eliminación de outliers).....	83
Figura 46: Gráfico box-plot de cromo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).....	83
Figura 47: Gráfico box-plot de cromo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers).....	84
Figura 48: Gráfico box-plot de cobre con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).....	84
Figura 49: Gráfico box-plot de cobre con identificación de anomalías y la correlación de los elementos. arsénico, cromo, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers).....	84
Figura 50: Gráfico box-plot de mercurio con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).....	85
Figura 51: Gráfico box-plot de mercurio con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, molibdeno, níquel, plomo y zinc (Presencia de outliers).....	85
Figura 52: Gráfico box-plot de molibdeno con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).....	85

Figura 53: Gráfico box-plot de molibdeno, con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers).....	86
Figura 54: Gráfico box-plot de níquel con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, plomo y zinc. (Presencia de outliers).....	86
Figura 55: Gráfico box-plot de níquel, con identificación de anomalías y la correlación de los elementos. arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, plomo y zinc. (Eliminación de outliers).....	86
Figura 56: Gráfico box-plot de Plomo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, y zinc. (Presencia de outliers) .....	87
Figura 57: Gráfico box-plot de Plomo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, y zinc. (Eliminación de outliers).....	87
Figura 58: Gráfico box-plot de zinc con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo (Presencia de outliers).....	88
Figura 59: Gráfico box-plot de zinc. con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo (Eliminación de outliers).....	88
Figura 60: Mapas de calor para la evaluación de las predicciones de las redes neuronales artificiales de las anomalías geoquímicas de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc .....	92
Figura 61: Variogramas experimentales para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc .....	94
Figura 62: Vista en planta y vista isométrica de la malla para la interpolación por kriging	95
Figura 63: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento As .....	95

Figura 64: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Cu .....	96
Figura 65: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Cr.....	96
Figura 66: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Hg .....	97
Figura 67: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Mo.....	97
Figura 68: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Ni .....	98
Figura 69: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Pb .....	98
Figura 70: Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Zn .....	99
Figura 71: Comparativa de anomalía geoquímica de As (INGEMMET vs RNA).....	100
Figura 72: Comparativa de anomalía geoquímica de Cr (INGEMMET vs RNA) .....	101
Figura 73: Comparativa de anomalía geoquímica de Cu (INGEMMET vs RNA) .....	102
Figura 74: Comparativa de anomalía geoquímica de Hg (INGEMMET vs RNA) .....	103
Figura 75: Comparativa de anomalía geoquímica de Mo (INGEMMET vs RNA) .....	104
Figura 76: Comparativa de anomalía geoquímica de Ni (INGEMMET vs RNA) .....	105
Figura 77: Comparativa de anomalía geoquímica de Pb (INGEMMET vs RNA) .....	106
Figura 78: Comparativa de anomalía geoquímica de Zn (INGEMMET vs RNA).....	107
Figura 79: Correlación de anomalía geoquímica de As con unidades litológicas .....	108
Figura 80: Correlación de anomalía geoquímica de As con franjas metalogenéticas ....	109
Figura 81: Correlación de anomalía geoquímica de Cr con unidades litológicas.....	110
Figura 82: Correlación de anomalía geoquímica de Cr con franjas metalogenéticas ...	111
Figura 83: Correlación de anomalía geoquímica de Cu con unidades litológicas .....	112
Figura 84: Correlación de anomalía geoquímica de Cu con franjas metalogenéticas....	113
Figura 85: Correlación de anomalía geoquímica de Hg con unidades litológicas .....	114
Figura 86: Correlación de anomalía geoquímica de Hg con franjas metalogenéticas....	115
Figura 87: Correlación de anomalía geoquímica de Mo con unidades litológicas.....	116
Figura 88: Correlación de anomalía geoquímica de Mo con franjas metalogenéticas ...	117
Figura 89: Correlación de anomalía geoquímica de Ni con unidades litológicas .....	118
Figura 90: Correlación de anomalía geoquímica de Ni con franjas metalogenéticas.....	119
Figura 91: Correlación de anomalía geoquímica de Pb con unidades litológicas .....	120

- Figura 92: Correlación de anomalía geoquímica de Pb con franjas metalogenéticas.... 121
- Figura 93: Correlación de anomalía geoquímica de Zn con unidades litológicas ..... 121
- Figura 94: Correlación de anomalía geoquímica de Zn con franjas metalogenéticas .... 123

## Introducción

La prospección geoquímica es sistemáticamente uno de los instrumentos más eficaces para la búsqueda de yacimientos minerales, esta se integra con la petrografía, mineralogía y otras disciplinas como la geofísica. Esta investigación propone un enfoque novedoso para la prospección geoquímica que emplea redes neuronales artificiales (RNA) para entrenar el tipo de anomalía geoquímica que se ha identificado para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

La anomalía geoquímica es una variación de la distribución geoquímica típica de una región o ambiente geoquímico. Las anomalías significativas son anomalías que están asociadas a un depósito mineral y pueden emplearse como indicadores de este. Normalmente, las anomalías presentan valores que superan el background. Estos cambios pueden identificarse mediante el análisis sistemático de rocas, sedimentos, agua o vegetación el cual se transforma en un “target” o “blanco” para estudios más minuciosos. Tras la identificación de una anomalía, se designa que tipos de investigaciones geológicas, geofísicas o geoquímicas adicionales serán necesarias. Esto se hace para identificar la fuente de la anomalía, que es el depósito mineral dentro del que se va a determinar su potencial económico para una posible explotación minera a futuro.

Esta investigación está enfocada en los resultados químicos obtenidos durante las campañas de muestreo de sedimentos de quebrada. El diseño y la implementación de las RNA que puedan identificar anomalías geoquímicas en una región o área geográfica específica dependen de factores relevantes, entre los que se incluyen la calidad y cantidad de datos informativos geológicos y geoquímicos del lugar, así como los targets o blancos geoquímicos que se hayan detectado previamente con el fin de que sirvan como background para la implementación y ejecución de las RNA.

El desarrollo del presente trabajo de tesis busca identificar anomalías geoquímicas de las unidades litológicas aflorantes en la subcuenca del Alto Marañón. En esta subcuenca se distribuyen principalmente en bandas metalogénicas (Acosta, 2017): I

Yacimientos de Au en rocas meta-sedimentarias del Ordovícico y Silúrico-Devoniano, II  
Yacimientos orogénicos de Au-Pb-Zn, Cu del Carbonífero Pérmico, VI Pórfidos y skarns  
de Cu-Au del Jurásico Superior, XIV yacimientos de Au-Cu-Pb-Zn asociados a intrusivos  
del Eoceno, XVI yacimientos de Pb-Zn del tipo Mississippi Valley (MVT) del Eoceno-  
Mioceno y XX Franja de pórfidos de Cu-Mo (Au), skarns de Pb-Zn-Cu (Ag) y yacimientos  
polimetálicos asociados a intrusiones del Mioceno. Las anomalías geoquímicas  
concuerdan con la abundancia de yacimientos de minerales metálicos de la cuenca y la  
presencia de numerosos prospectos mineros.

Los resultados indican que se puede diseñar e implementar RNA que puedan  
detectar anomalías geoquímicas teniendo de base información para el entrenamiento y  
validación del modelo de la red neuronal. Los resultados muestran anomalías geoquímicas  
similares a las publicadas en el Atlas Geoquímico de Perú elaborado por el servicio  
geológico del Perú (Instituto Geológico, 2017).

# **Capítulo I. Parte introductoria del trabajo**

## **1.1 Generalidades**

Actualmente, la prospección geoquímica tradicional emplea el tratamiento estadístico y el análisis de datos geoquímicos para identificar poblaciones estadísticas representativas de diversos elementos químicos. Es importante señalar que los elementos químicos se seleccionan en función de su interés económico, su relevancia medioambiental y la disponibilidad de información. Los valores de fondo y los valores de umbrales geoquímicos para los elementos químicos importantes se establecen de acuerdo con las poblaciones estadísticas. Por último, se emplean técnicas de interpolación para generar mapas isovalóricos que se utilizan para identificar anomalías geoquímicas de interés. Por lo que hoy en día existe insuficientes herramientas que permitan apoyar la identificación de anomalías geoquímicas de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, con reducidos márgenes de incertidumbre en la subcuenca del Marañón.

## **1.2 Descripción del problema de investigación**

A pesar del uso generalizado de las redes neuronales artificiales (RNA) en diversos campos investigativos, su aplicación al análisis de datos geoquímicos ha sido particularmente limitada. Además de su capacidad para identificar relaciones en los datos de entrada que no resultan evidentes para otras técnicas más tradicionales, las RNA son capaces de configurar funciones lineales y no-lineales de gran complejidad, (Lacassie, Ruiz-Del-Solar, & Hervé, 2004).

Con los resultados obtenidos, producto de la información de los análisis químicos de los sedimentos de quebrada realizado por el servicio geológico del Perú (Instituto Geológico, 2017) se muestran valores geoquímicos anómalos en la subcuenca de estudio.

Esta investigación propone identificar anomalías geoquímicas de los elementos químicos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc a fin de realizar

la comparativa con los resultados obtenidos en la publicación del Atlas Geoquímico del Perú (Instituto Geológico, 2017).

¿Qué posibilidad tenemos de identificar anomalías geoquímicas con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales?

### **1.3 Objetivos del estudio**

El trabajo de tesis de grado se compone de los siguientes objetivos.

#### ***1.3.1 Objetivo general***

Localizar anomalías geoquímicas de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales en la subcuenca del Alto Marañón.

#### ***1.3.2 Objetivos específicos***

Determinar valores geoquímicos anómalos de Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

Identificar las herramientas de Inteligencia Artificial, que permitan determinar con reducida incertidumbre la localización de anomalías geoquímicos anómalos de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

Delimitar espacialmente anomalías geoquímicas anómalas de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

### **1.4 Hipótesis**

El trabajo de tesis de grado se compone por las hipótesis a continuación.

#### ***1.4.1 Hipótesis general***

Es posible localizar anomalías geoquímicas de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales en la subcuenca del Alto Marañón.

#### ***1.4.2 Hipótesis específicas***

Existen datos suficientes para determinar valores geoquímicos anómalos de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

Es posible elegir herramientas de Machine Learning, que permitan determinar con reducida incertidumbre la localización de anomalías geoquímicos de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

Mediante herramientas interpolación es posible delimitar espacialmente anomalías geoquímicas de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en la subcuenca del Alto Marañón.

## **1.5 Metodología de trabajo**

La metodología aplicada para la siguiente tesis fue la siguiente.

### **1.5.1 Revisión de base de datos de sedimentos de quebrada**

Se inicia con una previa recopilación bibliográfica de datos e información geológica relevante referida a la zona de estudio:

- Artículos sobre redes neuronales artificiales aplicados a la geología.
- Estudios de prospección y exploración minera.
- Informes técnicos de minas en operación.
- Estudios geoquímicos.
- Base de datos de sedimentos de quebrada.

### **1.5.2 Tratamiento estadístico y determinación de valores de fondo y umbral**

Es necesario realizar el tratamiento estadístico de los resultados químicos para los elementos químicos de interés, arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. Se determina los valores de fondo y umbral de cada elemento y se correlaciona entre los valores según el tipo de anomalía geoquímica de los otros elementos.

### **1.5.3 Implementación de RNA en la detección de anomalías geoquímicas**

Se diseña una red neuronal artificial que pueda ser entrenada para la predicción de anomalías geoquímicas tomando como información inicial los tipos de anomalías definidas en el paso anterior.

### **1.5.4 Identificación de anomalías geoquímicas a escala regional**

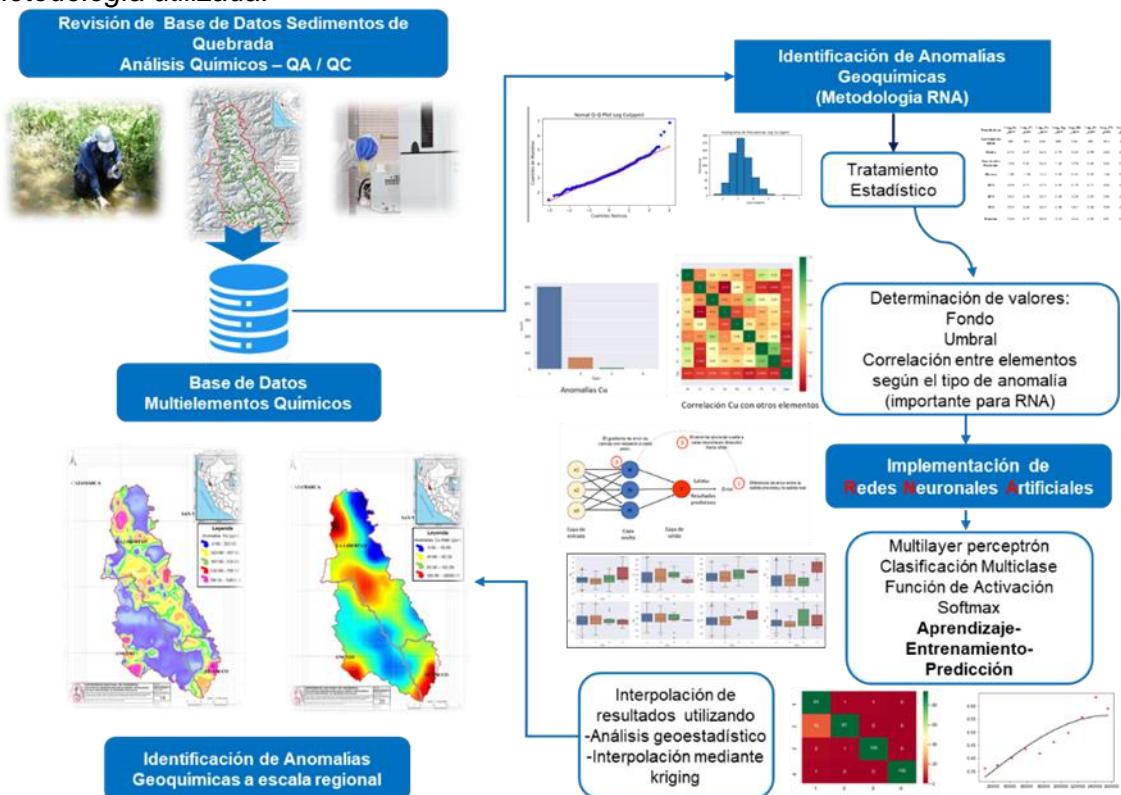
Se realiza la interpolación con los resultados de la predicción de las RNA, utilizando análisis geoestadístico e interpolación tipo kriging para crear los planos isovalóricos donde

se pueda representar las anomalías geoquímicas por elementos. Los resultados mostrados en los planos se comparan con los publicados por el servicio geológico del Perú.

En la Figura 1 se indica la metodología descrita.

**Figura 1**

*Metodología utilizada.*



Fuente: Elaboración propia

## 1.6 Trabajos previos

La investigación sobre redes neuronales artificiales (RNA) en el campo geoquímico es inexistente en la zona de estudio y escasa en todo el país. El boletín geoquímico Prospección geoquímica regional al norte del paralelo 8°00' sur, cuencas de la vertiente Atlántica (2012), realizado por el Servicio Geológico del Perú, es uno de los principales estudios de campo en la zona. Este boletín proporciona datos significativos sobre las anomalías geoquímicas, que se basan en los sedimentos de las cárcavas. El servicio geológico del Perú realizó estudios relacionados adicionales en el área con respecto a ocurrencias minerales, incluyendo Prospección Geológica-Minera Regional en la Región

La Libertad (2018). Adicionalmente, Mamani et al. (2013) desarrolló un estudio respecto a la caracterización geoquímica de arcos magmáticos en el Ordovícico y Carbonífero.

### 1.7 Generalidades de la zona de estudio

La subcuenca del Alto Marañón se encuentra al norte del Perú, al sureste del departamento de Cajamarca, al suroeste del departamento de San Martín, al noreste del departamento de Ancash, al noroeste del departamento de Huánuco y finalmente en el norte del departamento de La Libertad. Abarcan total o parcialmente los cuadrángulos de Bolívar (15-h), Pataz (16-h), Juscusbamba (16-i), Pallasca (17-h), Tayabamba (17-i), Corongo (18-h) y Pomabamba (18-i).

La geología en la subcuenca se compone por rocas del Precámbrico, Paleozoico, Mesozoico y Cenozoico y rocas intrusivas del Precámbrico, Paleozoico y Cenozoico.

A escala geográfica, la subcuenca del Alto Marañón se sitúa al este de la Cordillera Occidental y al oeste de la Cordillera Central. Las principales cadenas montañosas de Perú y la subcuenca del estudio se visualizan en la Figura 2.

**Figura 2**

*Mapa de ubicación de la subcuenca del Alto Maraño en el Perú.*



Fuente: Elaboración propia.

Hidrográficamente, la subcuenca del Alto Marañón está situada en la vertiente del Atlántico. Las principales cuencas hidrográficas, ríos del Perú y la subcuenca se representan en la Figura 3.

**Figura 3**

Mapa de ubicación hidrográfica de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84).



Fuente: Elaboración propia.

### **1.7.1 Ubicación y accesibilidad**

La subcuenca está situada en la región occidental de la Cordillera Oriental de los Andes, en la región noroccidental de Perú, y con una superficie total aproximada de 7500 km<sup>2</sup>. Políticamente, el territorio de estudiado se sitúa en el departamento de La Libertad, al noreste de Ancash y al noroeste de Huánuco (véase la Figura 4).

Aproximadamente se encuentra entre las coordenadas WGS84 UTM Zona 18S:

192121 E – 271682 E

9016198 N – 9174926 N

Expresadas en coordenadas geográficas:

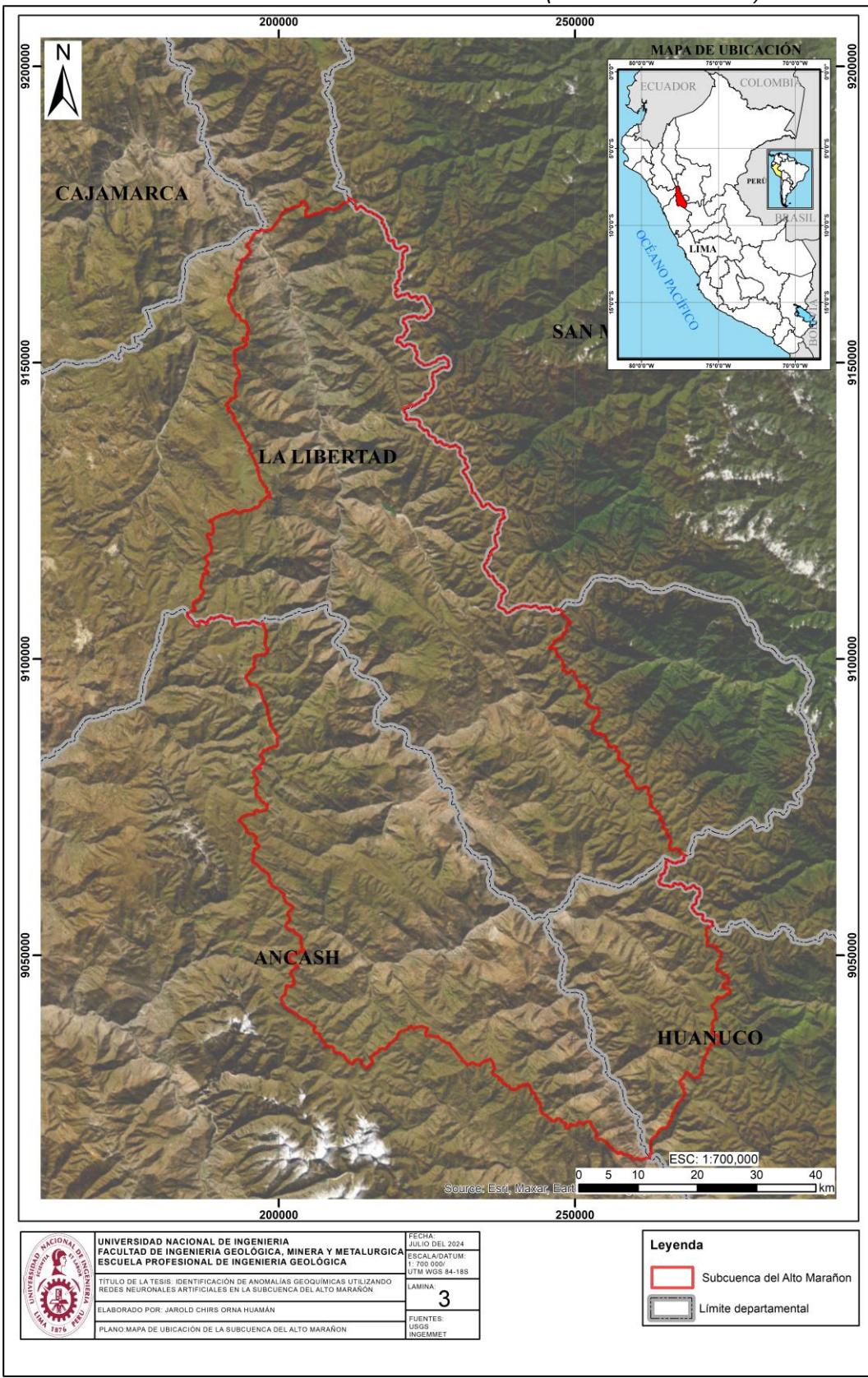
77°04'07" a 77°47'56" Longitud Oeste

07°27"23" a 08°53'09" Latitud Sur

En la Figura 5 se visualizan los principales caminos de acceso y distritos de la zona de estudiada.

**Figura 4**

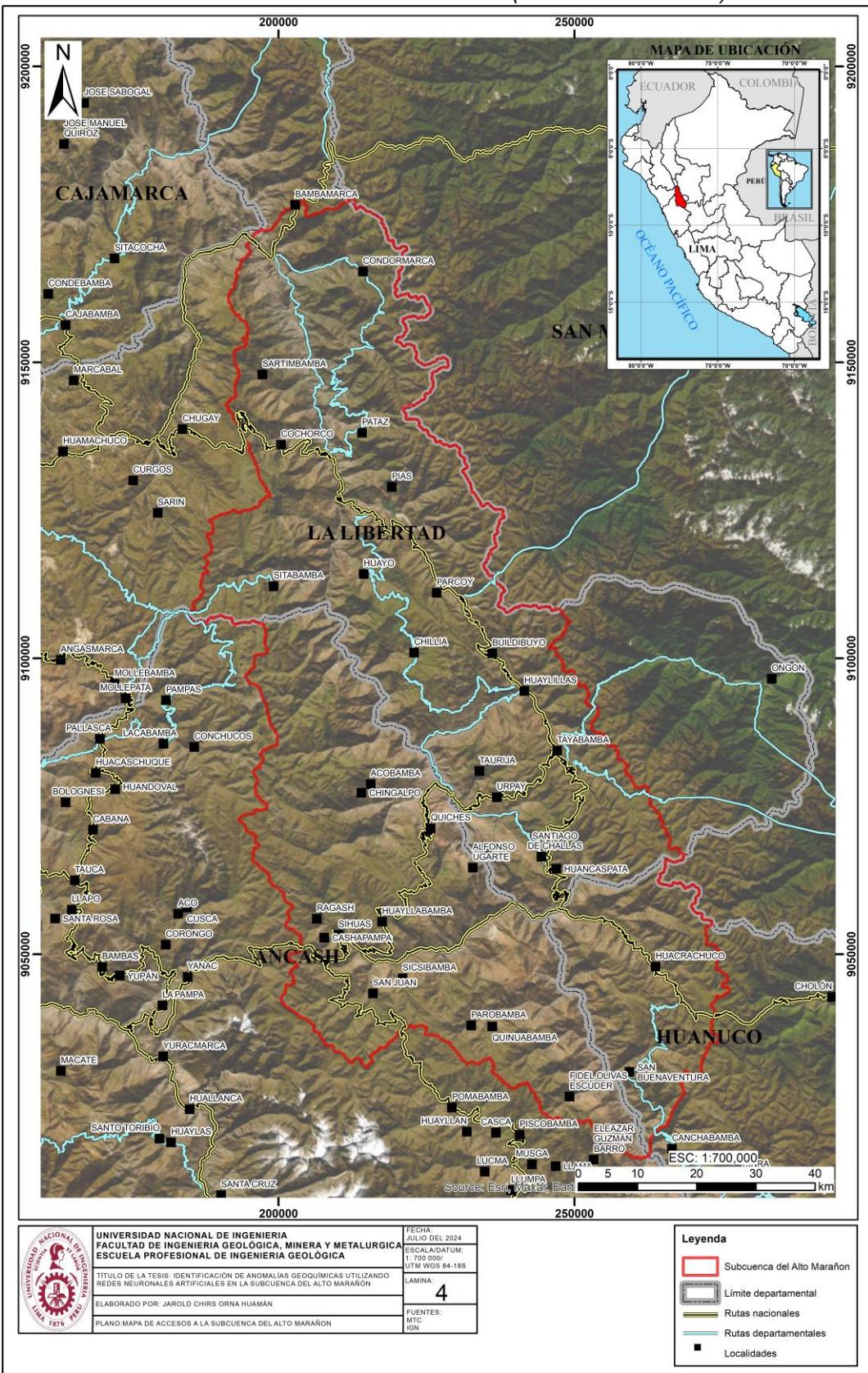
Mapa de Ubicación de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

**Figura 5**

Mapa de accesos a la subcuenca del Alto Marañon (UTM WGS-84 18S).



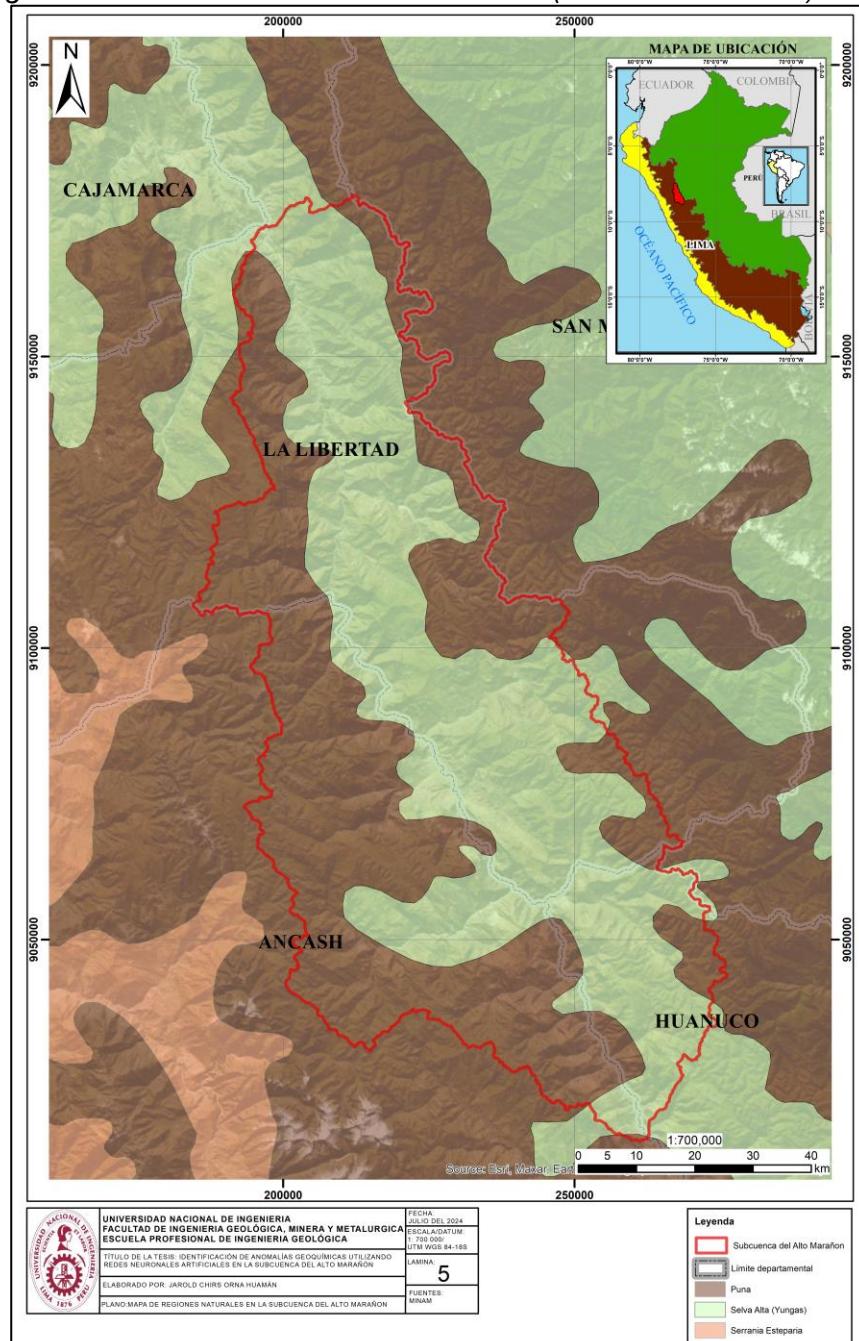
Fuente: Elaboración propia.

### 1.7.2 Fisiografía y geomorfología

La categorización tradicional de las Tres Regiones Naturales del Perú ubica el lugar de estudio principalmente en la sierra. El área de estudio está situada en las ecorregiones de Selva Alta (600 a 3500 msnm) y Puna (3800 a 6800 msnm), según las 11 ecorregiones del Perú (Brack, 1976 y 1986). La Figura 6 ilustra las ecorregiones naturales mencionadas

**Figura 6**

*Mapa de regiones en la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).*



Fuente: Elaboración propia.

Fisiográficamente de acuerdo con la Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) y la Oficina Nacional de Evaluación de Recursos Naturales (ONERN), del Ministerio de Ambiente del Perú, en la zona de estudio presenta algunos rasgos fisiográficos:

- Colina y montaña, vertiente montañosa y colina empinada a escarpada.
- Colina y montaña, vertiente montañosa y colina moderadamente empinada.
- Montaña, vertiente montañosa empinada a escarpada.
- Montaña, vertiente montañosa moderadamente empinada.
- Planicie, fondo de valle y llanura aluvial.
- Planicie ondulada a disectada, altiplanicie disectada.

En la Figura 7 se muestra los rasgos primordiales fisiográficos de la zona estudiada.

Geomorfológicamente conforme el Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico (INGEMMET), del Ministerio de Energía y Minas del Perú, en la zona de estudio presenta algunos rasgos geomorfológicos:

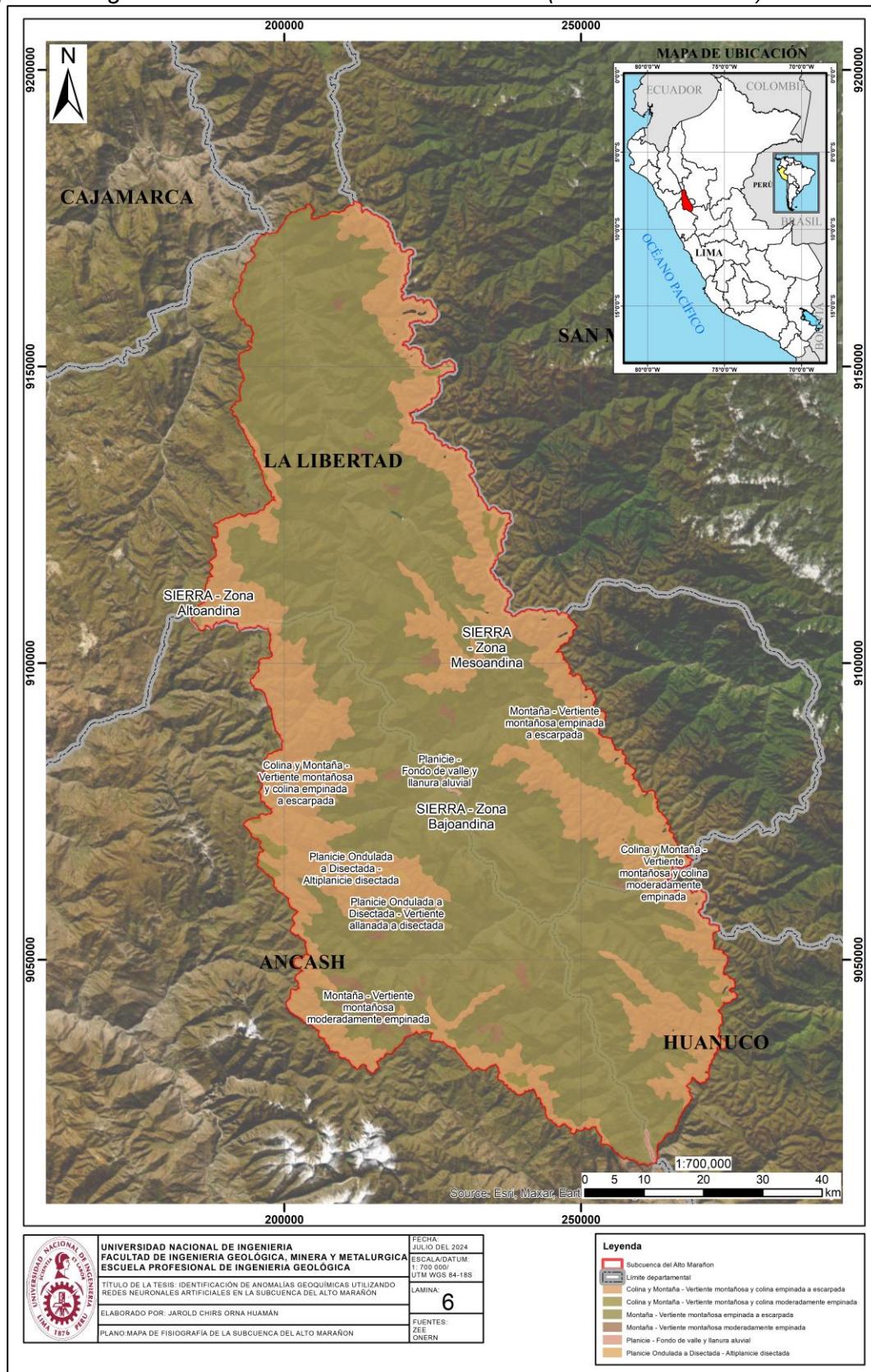
- Montaña en roca sedimentaria
- Montaña en roca volcánica
- Vertiente o piedemonte aluvial
- Abanico de piedemonte
- Vertiente o piedemonte coluvio-aluvial
- Relieve kárstico
- Montaña en roca metamórfica
- Montaña en roca volcano-sedimentaria
- Montañas y colinas en roca sedimentaria
- Valle glaciar con laguna
- Vertiente glacio-fluvial
- Valle de represamiento
- Vertiente coluvial de detritos
- Terraza aluvial
- Montaña estructural en roca volcano-sedimentaria

- Montañas y colinas estructurales en roca sedimentaria
- Montaña en roca intrusiva
- Montaña estructural en roca sedimentaria
- Terraza indiferenciada
- Llanura o planicie inundable
- Llanura o planicie aluvial
- Vertiente o piedemonte aluvio-torrencial
- Montaña estructural en roca metamórfica
- Vertiente glacial o de gelifracción
- Montaña estructural en roca volcánica
- Montaña estructural en roca intrusiva
- Montaña con cobertura glaciar

En la Figura 8 se muestra los principales rasgos geomorfológicos de la zona de estudio.

**Figura 7**

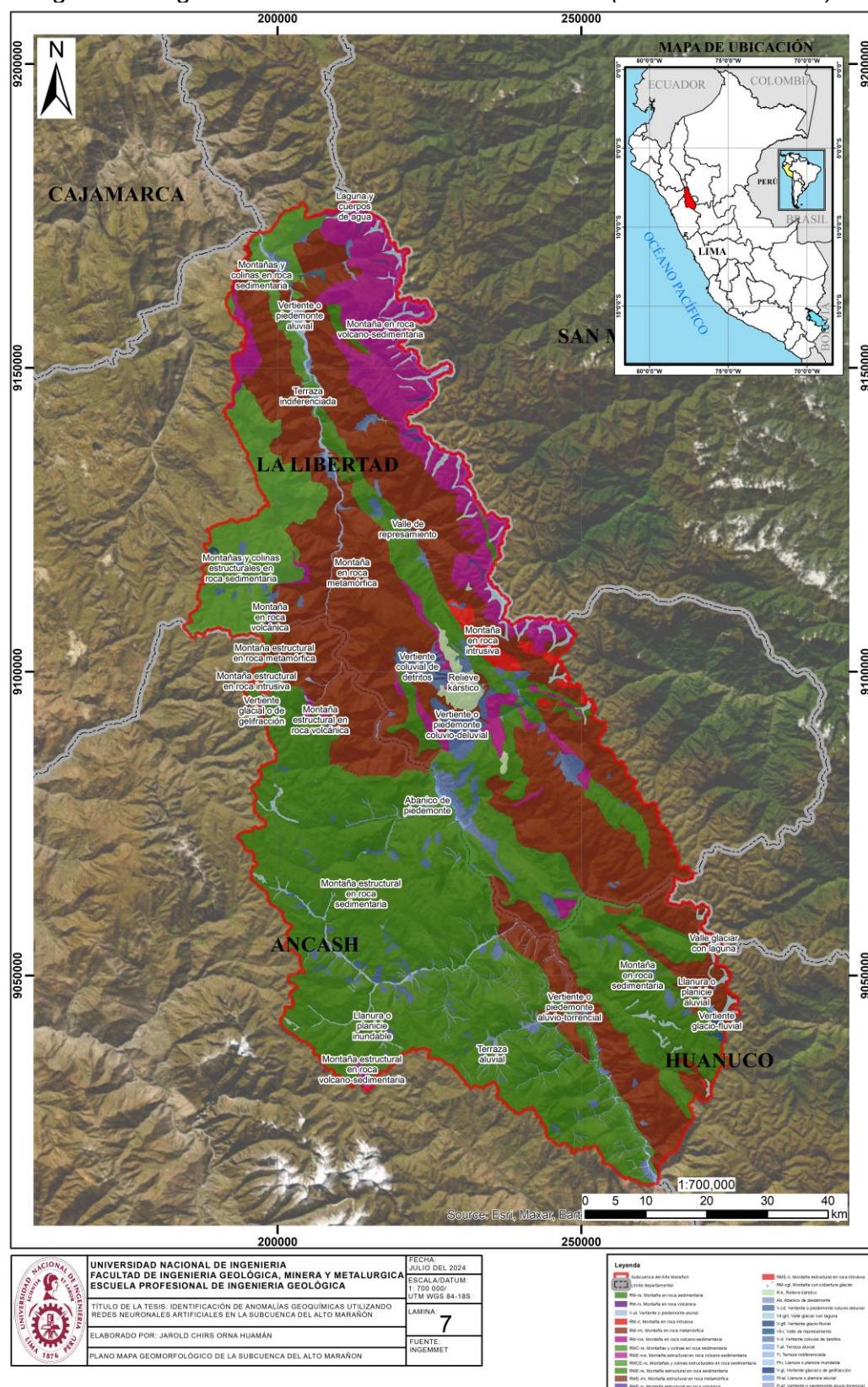
Mapa de fisiografía de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

**Figura 8**

Mapa de geomorfológico de la subcuenca del Alto Marañon (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

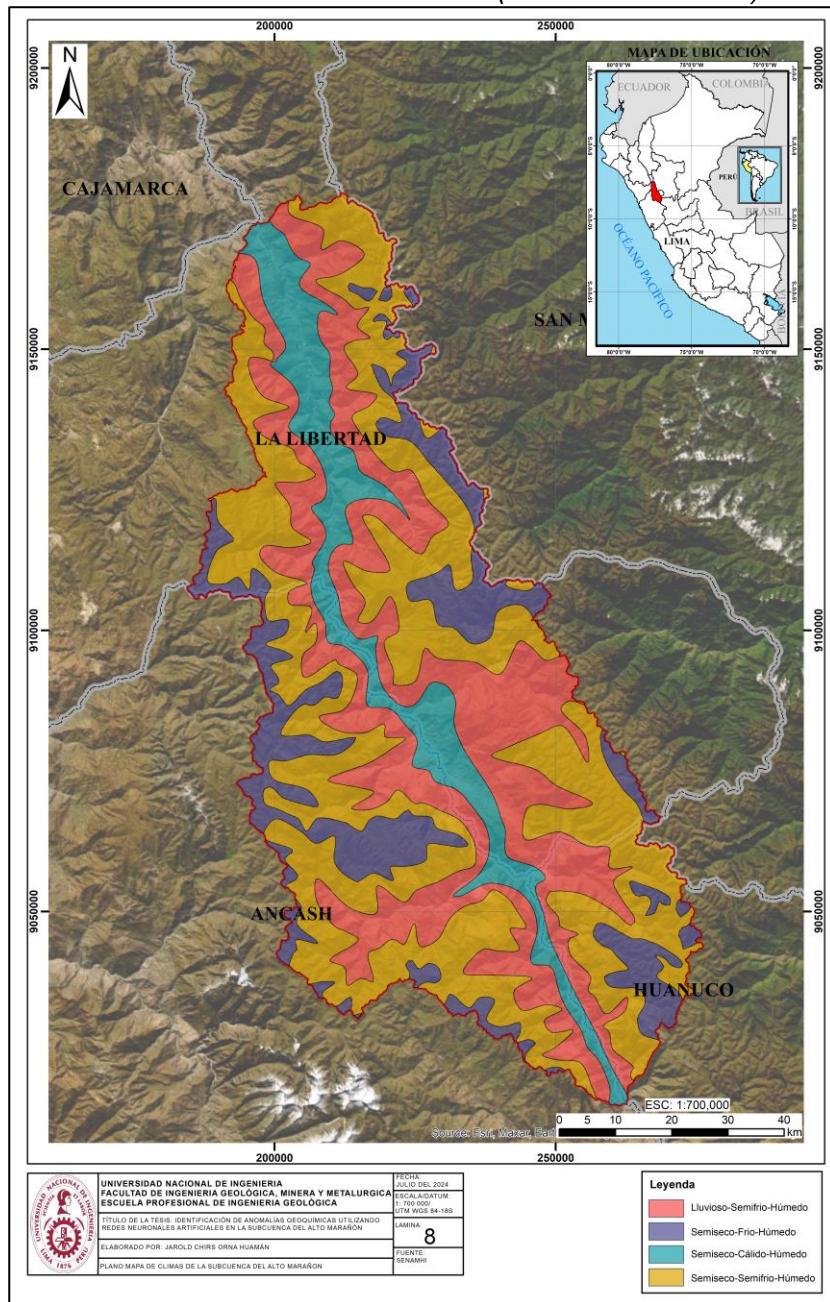
### 1.7.3 Clima

La zona de estudio está situada a una altitud de 2000 msnm y 3800 msnm. El clima es caracterizado por temperaturas y precipitaciones medias, de temperatura media anual de aproximadamente 18 °C, temperaturas mínimas de 2 °C y máximas de 23 °C.

En la Figura 8 se visualizan los principales rasgos climáticos de la zona de estudio según SENAMHI (Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú).

**Figura 9**

*Mapa climático de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).*



Fuente: Elaboración propia.

## **Capítulo II. Marcos teórico y conceptual**

### **2.1 Marco geológico regional**

Ubicada en la subcuenca hidrográfica del Alto Marañón, (en su mayor parte dentro del departamento de La Libertad) se encuentra la zona de trabajo.

Dentro de la subcuenca se abarcan en total o parcialmente los cuadrángulos de Bolívar (15-h), Pataz (16-h), Juscusbamba (16-i), Pallasca (17-h), Tayabamba (17-i), Corongo (18-h), Pomabamba(18-i). En la Figura 10 se muestra la columna estratigráfica de la zona de estudio y en la Figura 11 se visualiza el plano geológico de la zona estudiada.

#### **2.1.1 *Unidades Geológicas***

La geología que se encuentra en la superficie presente en la subcuenca se constituye por rocas precámbricas, paleozoicas, mesozoicas y cenozoicas y rocas intrusivas precámbricas, paleozoicas y cenozoicas (Figura 10). A continuación, se describe la geología actual.

##### **2.1.1.1 Proterozoico**

###### **Complejo Marañón**

El Complejo Marañón es una potente secuencia de rocas metamórficas expuestas en la Cordillera Oriental en la región de Pataz. Los afloramientos expuestos del Complejo Marañón son visibles en la región de Juscusbamba al occidente del río Parcoy, (Wilson & Reyes, Geología del Cuadrangulo de Pataz (16-H), 1964)

**Figura 10**

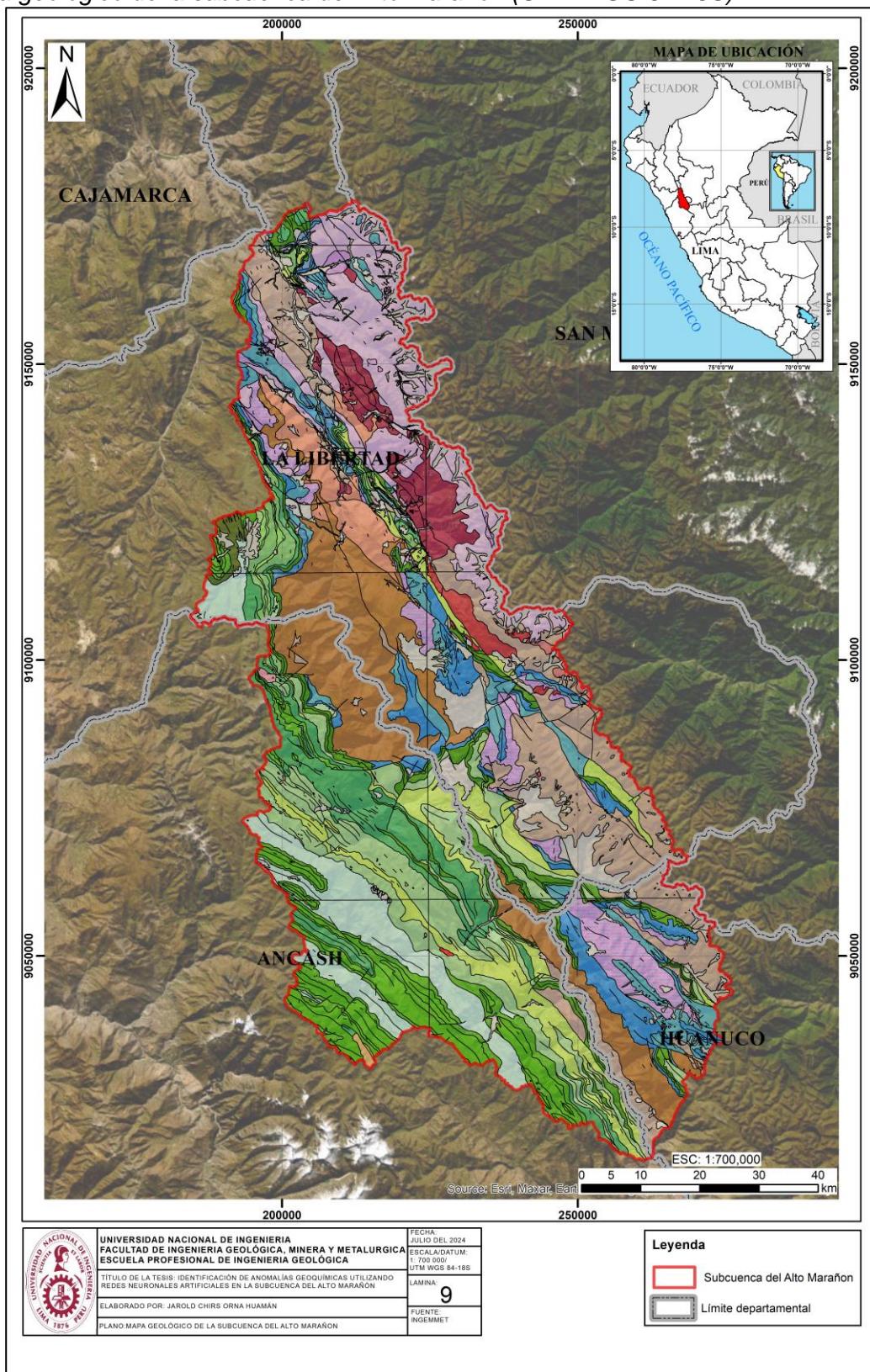
*Columna estratigráfica de la Subcuenca del Alto Marañoñ.*

COLUMNAS LITOESTRATIGRÁFICAS				ROCA IGNEA	ABREV.	DESCRIPCION	
ERATEMA	SISTEMA	UNIDAD	ABREV.	DESCRIPTON	ROCA IGNEA	ABREV.	DESCRIPCION
CENOZOICO	CUATERNARIO	Depósito coluvial	Qh-dl	Constituida por bloques rocosos heterométricos y homogéneos angulosos a sub angulosos.			
		Depósito fluvial	Q-f	Acumulaciones de gravas, arenas, limo y arcillas transportadas en el cauce de río y quebradas.			
		Depósito aluvial	Q-al	Acumulación de gravas, arena, limo y arcillas con clastos subangulosos a angulosos de diferente composición.			
		Depósito glaciar, fluvial	Q-gf	Gravas, arenas en matriz limarenosa. Arenas y materiales residuales no consolidados.			
		Depósito glaciolar	Q-gl	Depósitos morénicos, bloques angulosos rellenos con arcillas, limos y arenas.			
	NEÓGENO	Grupo Caipuy	PN-c	Arenistas, dacitas y riolitas de color gris pardo, marrón, morado, en bancos gruesos, conglomerados y lutitas marrón rojizos.	Diabasa	PN-dla	Diabasa
		Formación Chota	Ksp-ch	Areniscas de grano grueso y conglomerados rojizos arcillosos, oclonitas y margas.	Granodiorita, monzogranito	Ksp-gd	Granodiorita
		Formación Cajamarca	Ks-ca	Calizas gris oscuroas a gris azuladoas asociadas a secuencias margosas verdes.	Granodiorita	Ksp-gd	Granodiorita
		Grupo Quiquirán	Ks-cu	Arcillas fosileras y calizas margosas de ladas.			
		Grupo Páullucana	Ks-pu	Calizas micriticas y calizas margosas con nódulos caláceos.			
PALEOGENO	Formación Célestin	Formación Célestin	Ks-ce	Calizas en capas medianas, calizas nodulares, margas y areniscas calcáreas.			
		Formación Jumashá - Celendín	Ks-j-ce	Calizas arenosas en estratos de 1 a 2 m de grosor resistentes, forman farallones. Calizas, margas nodulares pobremente estratificadas, abundancia de fósiles.			
		Formación Crisnejas	Kis-c	Lutitas, margas y calizas, lutitas fosilíferas, margas grises y calizas.			
		Formación Chúlec, Paratambo	Kt-chu-pt	Caliza arenosas, areniscas calcáreas. Lutitas grises a negras, calizas bituminosas nodulares.			
		Formación Parahuanco, Chúlec, Paratambo	Kt-ph,chu,pt	Calizas masivas de tono azul, calizas y margas color crema, calizas y margas de olor férido.			
	CRETACICO	Formación Farrat	Kt-f	Areniscas blancas, areniscas y limolitas rojas.			
		Formación Carrizaz	Ki-ca	Micro conglomerados con clastos de cuarcitas.			
		Grupo Goyyllarisquí	Ki-sa	Areniscas gris verdosas, lutitas negras y limolitas marrones.			
		Formación Santa, Carrizaz	Ki-s	Calizas color azul gris, limo arcillas color gris a verde, capas de yeso, limo arcillas rojas.			
		Formación Santa	Ki-chi	Areniscas, cuarcitas, lutitas, niveles de carbón.			
MESOZOICO	JURASICO	Formación Chimú	Ki-chy	Areniscas cuarcosas blancas, limo arcillas grises y niveles de carbón.			
		Formación Oyón	Js-ch	Areniscas, capas de carbón, restos de plantas.			
		Formación Chicama	Ji-c	Areniscas cuarcosas, lutitas óscuras pizarrosas.			
		Formación Condoranga	Ji-a	Calizas gris claras y oscuras en estratos gruesos, calcoarenitas arenosas.			
		Formación Aramachay	Ts-ch	Calizas arenosas negras, bituminosas con olor fetido, capas delgadas, areniscas calcarosas parduzcas.			
	TRIASCICO	Formación Chambará	PEt-m	Calizas blancas en bancos medianos a gruesos, calizas arenosas y areniscas con limoarcillas.	Andesita	Kp-and	Andesita
		Grupo Mitu	PfEc-c	Calizas bioclásticas, areniscas y lutitas negras.			
		Grupo Copacabana	Cm-I	Tufos dacíticos riolíticos, brechas, tufo andesíticos.			
		Formación Lavasén	Cm-a	Areniscas cuarzosas limolitas y lutitas con contenido de materia orgánica.			
		Grupo Ambo	DsCm-tl	Lavas amohadilladas a faníticas gris verdosas de composición basáltica.			
PALEOZOICO	CARBONIFERO	Formación Tres Lagunas	PfEc	Calizas dacíticas, areniscas y lutitas negras.			
		DEVONICO	Cm-t	Tufos dacíticos riolíticos, brechas, tufo andesíticos.			
	ORDOVICICO	Formación Contaya	Cm-a	Areniscas cuarzosas limolitas y lutitas con contenido de materia orgánica.			
		Formación Maceno	CA-O-na	Tonalita, granodiorita.			
NEOPROTEROZOICO	CAMBRIICO	Complejo del Marañoñ	NP-cm-esq,gf	Lavas arenosas y metapelíticas.			
		Complejo del Marañoñ	Nm-bo-b-gd,tn	Equistio, gneis			

Fuente: Elaboración propia

**Figura 11**

Mapa geológico de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia

### **2.1.1.2 Paleozoico**

#### **Formación Macno**

Son unas secuencias sedimentarias del oeste del sector de Santo Tomás en la carretera Chagual-Parcay. Tienen una forma de franja alargada con orientación NW-SE, (Rodríguez, Cueva, Giraldo, & Sánchez, 2012).

#### **Formación Contaya**

La formación Contaya de la región de Contamana está correlacionada con una secuencia de lutitas y pizarras negras y grises en el sector sur de la zona de Pataz, como lo demuestran similitudes litológicas y paleontológicas. Varios cientos de metros de lutitas y pizarras negras en estratos delgados y láminas están expuestos a ambos lados del valle del Marañón en la región de Pataz, (Newell & Tafur, 1943).

#### **Formación Tres Lagunas**

Se trata de una secuencia metavolcánica de naturaleza fundamental en la región de Pataz, caracterizada por estructuras almohadilladas. Esta secuencia se correlaciona con una secuencia volcánica en la cordillera de Sira. El sector estratigráfico de Barro Negro, situado en todo el trayecto de la carretera Leimebamba-Balsas, contiene los afloramientos más emblemáticos, (Rodríguez, Sánchez, Fabián, & Choquehuanca, 2020).

#### **Grupo Ambo**

Se trata de una secuencia de areniscas, pizarras y conglomerados que suele tener varios metros de espesor y que con frecuencia se superpone a las rocas metamórficas precámbricas. La secuencia contiene restos vegetales del Carbonífero. La zona estudiada carece casi por completo del carbón que caracteriza a las rocas del grupo Ambo en el Perú central. El mayor espesor del grupo Ambo es de 500 metros. Las variaciones en el espesor son el resultado de dos etapas erosivas: una que ocurrió antes de la deposición del grupo Mitú y otra que ocurrió antes de la acumulación del grupo Goyllarisquizga, (Wilson & Reyes, 1964).

### **Formación Lavasén**

Es una secuencia volcánica que se ha constituido por bancos macizos de piroclastos, brechas y tobas que por su origen son ácidos e intermedios, los cuales afloran en la quebrada Lavasén muy cerca de Pataz, al cual se atribuyó una edad Oligoceno-Mioceno. Por el noreste del sector de Bolívar y Leimebamba A. (1995) cartografía y da una nueva definición de las relaciones cronoestratigráficas de esta unidad, designándoles un estipulado en edad abarcando la conclusión del Carbonífero Inferior y puede extenderse hasta el Pérmico inferior, (Wilson & Reyes, 1964).

### **Grupo Copacabana**

Al oeste de Leimebamba, hay aproximadamente 250 metros de calizas grises a beige en estratos de 30 a 80 centímetros. Esta secuencia se superpone al Grupo Ambo en discordancia angular. Los restos fósiles son frecuentes en las calizas del Grupo Copacabana. Las biomicritas dolomitizadas son las calizas más prevalentes en la región inferior, con unos pocos bioclastos silicificados que se componen de calcedonia y cuarzo microcristalino. Las calizas de la región superior son biomicritas, con niveles que contienen una alta concentración de crinoideos. Además, hay calizas que están algo dolomitizadas y contienen una alta concentración de microfósiles, (Wilson & Reyes, Geología del Cuadrangulo de Pataz (16-H), 1964)

### **Grupo Mitu**

Se trata de una formación de arenisca y conglomerado de color rojo oscuro que se ha asociado a la formación Mitu de los Andes centrales. El grupo Mitu en el área de estudio no exhibe el mismo nivel de desarrollo que en los Andes centrales; más bien, se caracteriza por capas carmesí de cientos o miles de metros de espesor y fundido volcánico. Se ha estimado la siguiente sección del grupo Mitu: arenisca, limolita y conglomerado, que son de color rojo oscuro y están bien estratificados en estratos finos a medios. El conglomerado masivo es rojo oscuro y está compuesto por elementos gruesos, que meteorizan hasta alcanzar un color casi negro (15 m.), (Wilson & Reyes, Geología del Cuadrangulo de Pataz (16-H), 1964).

### **2.1.1.3 Mesozoico**

#### **Grupo Pucará**

El sector oriental de la región se caracteriza por el afloramiento de calizas y niveles de chert, que se disponen típicamente en el margen occidental del río Marañón - Grupo Pucará. Las unidades anteriormente descritas se superponen a ellas en discordancia angular o erosional, (Rodríguez & Cueva, 2017)

- **Formación Chambará**

Sirve de base al Grupo Pucará. Estas calizas son de un grisáceo oscuro y tienen una superficie de color beige a marrón de menor intensidad. Se clasifican como biomicritas, calizas dolomíticas, algunas dolomías espáticas y calizas micríticas dolomitizadas. Se caracterizan por una variada gama de restos fósiles, que suelen estar suplantados por calcita espática (Rodríguez & Cueva, 2017).

- **Formación Aramachay**

Se compone de calizas y limolitas de color marrón oscuro, que se intercalan con calizas grises a negras, bituminosas, limolitas calcáreas de color marrón oscuro en estratos de forma tabular. Estos estratos se identifican por tener menor resistencia a erosionar y las coloraciones crema de su superficie, que les dan un aspecto terroso, sobre todo en las regiones áridas (Rodríguez & Cueva, 2017).

- **Formación Condorsinga**

Se compone de una serie de calizas micríticas de color gris a beige, que se disponen en finos estratos de entre 10 y 30 cm de espesor. Las superficies de estratificación son un tanto irregulares, paralelas y discontinuas. En algunos casos, presenta intercalaciones de limolitas finas de menos de 10 cm de espesor, de color gris claro, verdoso o amarillentas, (Rodríguez & Cueva, 2017).

#### **Formación Chicama**

Se compone de extensas lutitas y areniscas finas. Presenta discordancia con el Grupo Pucará y formaciones más antiguas. Las estructuras complejas y los excesos de la estructura dificultan la determinación de su espesor real; se estima que tiene entre 900 y

1.000 metros de espesor. Se cree que los extensos afloramientos son el resultado de factores estructurales, teniendo en cuenta la tectónica de la región. Se tienen en cuenta los excesos intraformacionales, que parecen indicar un espesor significativo. Además, son piríticas y contienen nódulos ferruginosos, así como lutitas que se intercalan con las areniscas. El sector oriental es más pulverulento, (Wilson & Reyes, 1995).

### **Grupo Goyllarizquizga**

Formación compuesta de areniscas de grano medio a grueso en estratos medianos a gruesos, incluyendo grises, marrones y rojizos, que se intercalan con finas capas de esquisto gris y rojizo. La arenisca está compuesta por granos redondeados de cuarzo débilmente cementados por sílice y óxidos de hierro, y es muy variable. La roca no está bien clasificada y contiene granos cuyo tamaño oscila entre menos de 0,5 mm. y más de 1 mm. Es frecuente encontrar estratos con una granulometría media superior a 2 mm. y areniscas conglomerádicas (Rodríguez & Cueva, 2017)

- **Formación Oyón**

Las areniscas carbonosas de grano fino a medio, de color grisáceo, están intercaladas por limolitas y limolitas de color gris oscuro. En la región inferior, existe una estratificación fina, así como una laminación fina, irregular y paralela. Capas de areniscas y limolitas se mezclan con capas de arcilla limosa en la región central. Hay intercalaciones de limolitas carbonosas en la parte superior, donde predominan las areniscas y limolitas carbonosas, y hay indicios de niveles de carbón, (Wilson & Reyes, 1995)

- **Formación Chimú**

Sobre la formación Oyón y subyacente a la formación Santa se formaron cuarcitas, areniscas y arcillitas, con mantos de antracita. Existe una modesta discordancia. El espesor es variable y se compone principalmente de dos miembros: el miembro inferior se compone de areniscas y cuarcitas con horizontes de arcillitas, y la presencia de mantos de carbón. El miembro superior está compuesto por capas

sólidas de cuarcitas blanco-grisáceas, con escasas capas de arcillitas (Wilson & Reyes, 1995).

- **Formación Santa**

Está compuesta por arcillolitas calcáreas y calizas que se ubican entre 100 y 380 metros por debajo de la formación Carhuaz y sobreyacen a la formación Chimú, ambas conectadas por discordancias paralelas. Alcanza un mayor espesor en el Callejón de Huaylas, extendiéndose hacia el sureste, pero con un espesor restringido (Wilson & Reyes, 1964)

- **Formación Carhuaz**

Se compone de areniscas y arcillitas en discordancia sobre la Formación Santa; subyace a la Formación Farrat o, en los extremos suroccidentales, en discordancia bajo las calizas de la Formación Parahuana. Intercalaciones de conglomerados están presentes en la parte superior de la formación en ciertas regiones. Las intercalaciones de yeso y caliza las cuales son aproximaciones de la base de la formación (Wilson & Reyes, 1964)

- **Formación Farrat**

Se compone por cuarcitas finas en estratos finos a medios, con mezclas de arcillolitas rojas. Mantiene una relación discordante con la formación Carhuaz y subyace a la formación Parahuana. Esta alineación se extiende hasta la región céntrica del país, con un espesor oscilante de 30 y 50 metros. (Wilson & Reyes, 1964).

### **Formación Parahuana**

Se trata de calizas de unos 100 metros de grosor. Se sitúa por encima de la formación Farrat y por debajo de las margas de la formación Chúlec. Formación Inca (Mollebamba) es el nombre dado a la facies que transicionan a secuencias elásticas al norte del Callejón de Huaylas. Esta formación experimenta una transición lateral a la Formación Chúlec como resultado de un incremento de arcillolitas y margas hacia el este, (Wilson & Reyes, 1964).

### **Formación Chuléc**

Se distribuye extensamente por las regiones norte y central del país a lo largo de la Cordillera Occidental. Sobreyacen a la alineación con Pariahuanca y subyacen concordantemente a la formación de Pariatambo en la región de estudio. Calizas medianas a finas, margas y arcillolitas calcáreas son las características distintivas de la formación Chúlec, rica en fauna fósil. En el sector oriental, el espesor oscila entre 100 y 250 metros, (Wilson & Reyes, 1964).

### **Formación Crinejas**

Está compuesta por una serie de calizas y margas que quedan expuestas en el valle del Marañoñ. Es el resultado de la unificación oriental de las zonas más periféricas de las formaciones Chúlec y Pariatambo. Contiene contacto discordante con la formación Jumasha y sobreyace al grupo Goyllarisquizga. Su espesor oscila entre 150 y 300 metros. Está compuesta principalmente por margas amarillentas y arcillolitas calcáreas, con estrechas intercalaciones de calizas (Wilson & Reyes, 1964).

### **Formación Jumasha**

Estas capas están compuestas por calizas y varias dolomías grises y amarillentas, con un tamaño de grano de fino a medio. Son medianas a densas, de un espesor de 100 a 800 m. Además, existe un afloramiento importante en el sector oriental de la región. En nivel y desnivel paralelo, sobreyace a las formaciones Pariatambo y Crisneas, y subyace a las margas de la formación Celendín en relación concordante. La meteorización gris clara y el marcado efecto topográfico de sus afloramientos las hacen fácilmente identificables. (Wilson & Reyes, 1995)

### **Formación Celendín**

La formación Jumasha ha sido reconocida juntamente con esta formación debido a la dificultad de distinguirlas individualmente. Debido a la dificultad de distinguirlas individualmente, han sido reconocidas juntamente con esta formación. Se compone de calzas, calcáreas, arillo-arcillas y margas. Está alineada con la Formación Jumasha y se

sitúa por debajo de la Formación Chota en términos de gradación. La Formación Celendín, situada al este, tiene una altura máxima de 500 m, (Wilson & Reyes, 1995).

### **Grupo Pulluicana**

El grupo Pulluicana está ampliamente expuesto en los sectores noroccidental y central de la zona de estudio, compuesto por bancos medianos a densos de caliza gris clara. La caliza es típicamente nodular, algo esquistosa y contiene un número significativo de fragmentos fósiles (Tafur, 1950)

### **Formación Cajamarca**

En esta formación se intercalan finos estratos de esquistos y margas con calizas de color gris oscuro o azulado. Las calizas se encuentran en bancos gruesos con un mínimo de fósiles (Tafur, 1950).

#### **2.1.1.4 Cenozoico**

### **Formación Chota**

Han experimentado un importante crecimiento en el sector oriental de la región, donde se componen de espesores considerables de conglomerados rojos, arcillolitas y areniscas. La porción superior ha sido erosionada, mientras que las porciones basales están expuestas en numerosos lugares. Al sureste de la zona de estudio, se sitúa sobre unidades con muchos años de antigüedad, así como el Complejo del Marañón, y todos los otros sectores de la región, se acentúa sobre la formación Celendín, en contacto gradacional (Wilson & Reyes, 1995).

### **Grupo Calipuy**

La cima de esta unidad está generalmente erosionada y se superpone a secuencias cretácicas en discordancia angular. Su espesor se estima en más de 2.000 metros. El grupo Calipuy está compuesto principalmente por tobas, piroclastos densos, lavas y cuerpos intrusivos subvolcánicos. Se componen entre andesítica-dacítica y riolítica (Wilson & Reyes, 1995).

## **Depósitos cuaternarios**

En las proximidades de la Cordillera Blanca, los depósitos fluvioglaciares son muy significativos de los depósitos cuaternarios que cubren todas las unidades descritas anteriormente. Estos depósitos consisten en grupos de morrenas, extensas capas de arenas con gravas y prominentes terrazas fluvioaluviales, de ciertos sectores por los valles de los ríos Santa y Marañoñ (Wilson & Reyes, 1964).

### **2.1.1.5 Rocas intrusivas**

#### **Batolito de la Cordillera Blanca**

Se sitúa por la región central de la Cordillera Occidental, en paralelo con las estructuras regionales, y de longitud estimada por 200 km con un ancho entre 12-15 km. En algunos sectores se observa un desarrollo de foliación, y las litologías predominantes son la granodiorita de grano grueso y la tonalita. (Wilson & Reyes, 1995)

#### **Granito Gneisificado del Marañoñ**

En el valle del río Marañoñ se localiza un batolito con acentuada gneisificación. Este batolito se caracteriza por su gran antigüedad, ya que altera el grado de foliación en múltiples sectores y está más gneisificado cerca de sus contactos (Wilson & Reyes, 1964).

#### **Intrusivos del Paleozoico superior**

Dentro de la región afloran otros intrusivos antiguos asociados al Paleozoico Superior, además la unidad homogénea del granito gneisificado descrita. Las correlaciones de campo son las siguientes: intruyen al Complejo Marañoñ y subyacen a las secuencias del grupo Ambo; las relaciones con el granito gneisificado aún no están aclaradas; estos intrusivos pertenecen al Batolito de Pataz, que está exponencialmente expuesto en las proximidades de Pataz y se extiende hasta Buldibuyo (Wilson & Reyes, 1964).

### **2.1.2 Geología Estructural**

En el flanco occidental de la Cordillera Oriental se estableció una secuencia metasedimentaria regulada por el sistema de fallas NW-SE Pataz. Las granodioritas del batolito de Pataz han intruido esta secuencia paleozoica. Los yacimientos de oro mesotermiales están vinculados a estas intrusiones y al sistema de fallas de Pataz.

El sector oriental para los batolitos peruanos está dominado volumétricamente por el plutonismo, que está asociado a la separación de Pangea durante la transición Paleozoico-Mesozoico. La intrusión de granitos en el centro de Perú durante todo el Pérmico y Triásico fue consecuencia de la extensión y adelgazamiento cortical que afectó al oeste de Gondwana. Esta intrusión pudo extenderse hasta la zona de Pataz. Además, se ha identificado un pulso intrusivo menor en pequeños cuerpos al suroeste del Batolito de Pataz de edad Oligoceno. Los plutonismos postgondwánicos (30-170 Ma) y precámbrios (691-1123 Ma) se limitan a ocurrencias aisladas dentro de la Cordillera Oriental. Desde la conclusión del Paleozoico temprano hasta el Mesozoico, el modelo tectonomagnético postula que la placa del margen cratónico fue desprendida por el manto astenosférico, resultando en la formación de los batolitos de la Cordillera Peruana, (Miskovic, 2009)

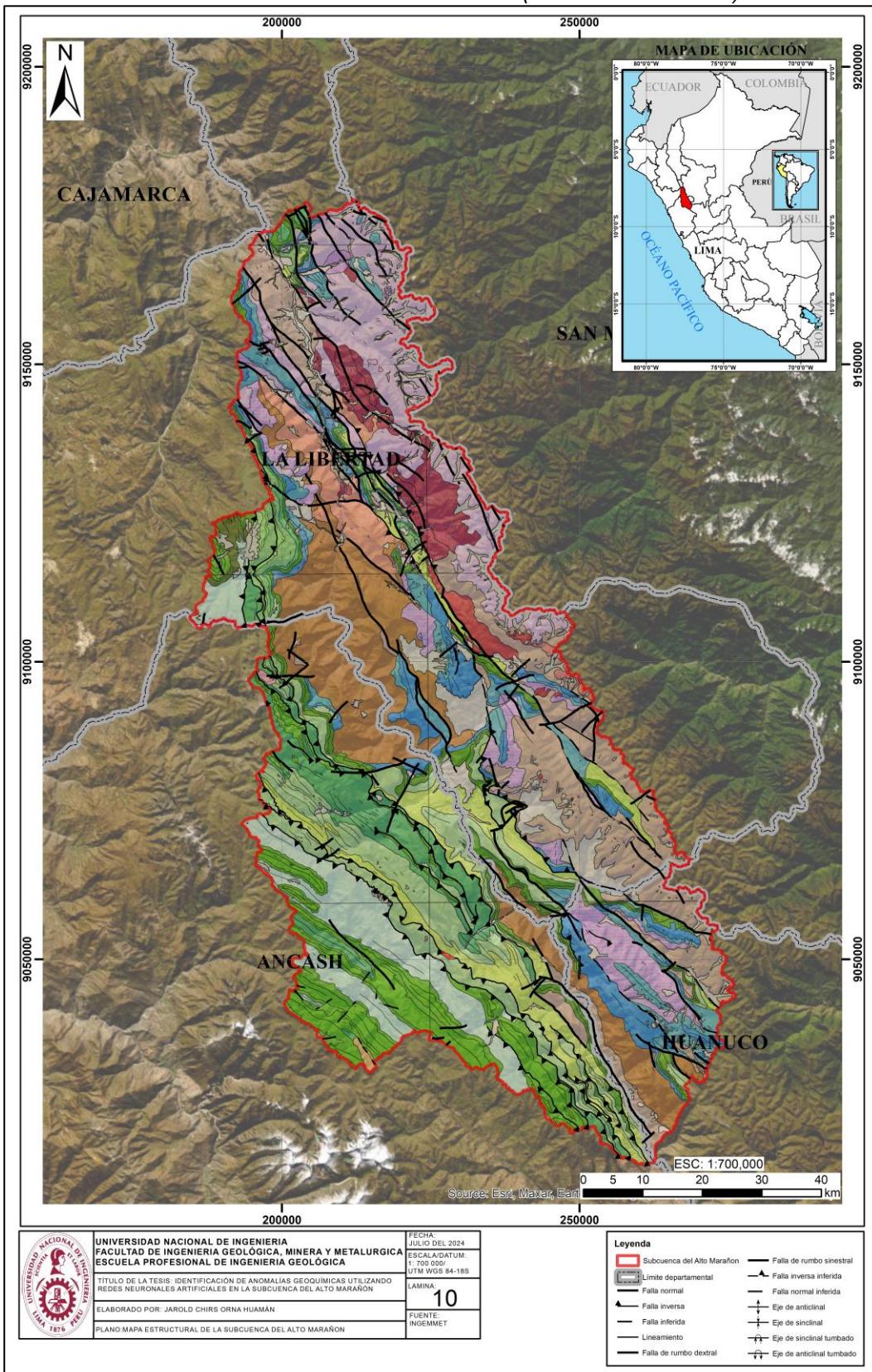
Los yacimientos de pórfidos de Cu y W del Mioceno superior se ubican a lo largo de la Cordillera Occidental. El sistema de fallas del batolito de la Cordillera Blanca, de dirección NO-SE, controla este cinturón. Sus extensiones se extienden hasta el extremo sureste de la región de La Libertad.

Se observa que el entorno de ambos sectores (oriental y occidental) se clasifica como arco volcánico de margen. En consecuencia, el entorno de arco volcánico de subducción está sugerido por las rocas ígneas paleozoicas del batolito de Pataz, las rocas precámbrias y las lavas del Pérmico-Triásico del Grupo Mitu, (Pitcher, 1985).

En la Figura 12 se muestra las principales estructuras que afecten a la cuenca del Alto Maraño.

**Figura 12**

Mapa estructural de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

### **2.1.3 Marco Geotectónico y Metalogenético**

La Cordillera Oriental y la Cordillera Occidental son los dos dominios geotectónicos en los que se sitúa la subcuenca del Alto Marañón. La topografía geotectónica de la cuenca del Alto Marañón se representa en la Figura 13.

**Cordillera Oriental:** El Complejo del Marañón se encuentra entre las rocas metasedimentarias del Paleozoico inferior expuestas en la subcuenca del Alto Marañón. Es el equivalente a una cuenca distensiva en un contexto de cabalgamiento, transaccionando a un régimen compresional en un contexto de antepaís de retroarco. Los sistemas de fallas del río Marañón regulan este dominio. A lo largo del Paleozoico, este sistema reguló el desplazamiento de cuerpos intrusivos y la evolución en las cuencas. Funcionaron como fallas normales en el Permo-Triásico, asociado al rift Permo-Triásico. En la evolución andina, sufrieron una inversión tectónica y actuaron como fallas inversas, dando lugar al importante levantamiento/erosión del Cordillera Oriental. Los granitos orogénicos de transición son la clasificación tectónica y magmática de los granitos calcoalcalinos del Permo-Triásico de la Cordillera Oriental, (Miskovic, 2009)

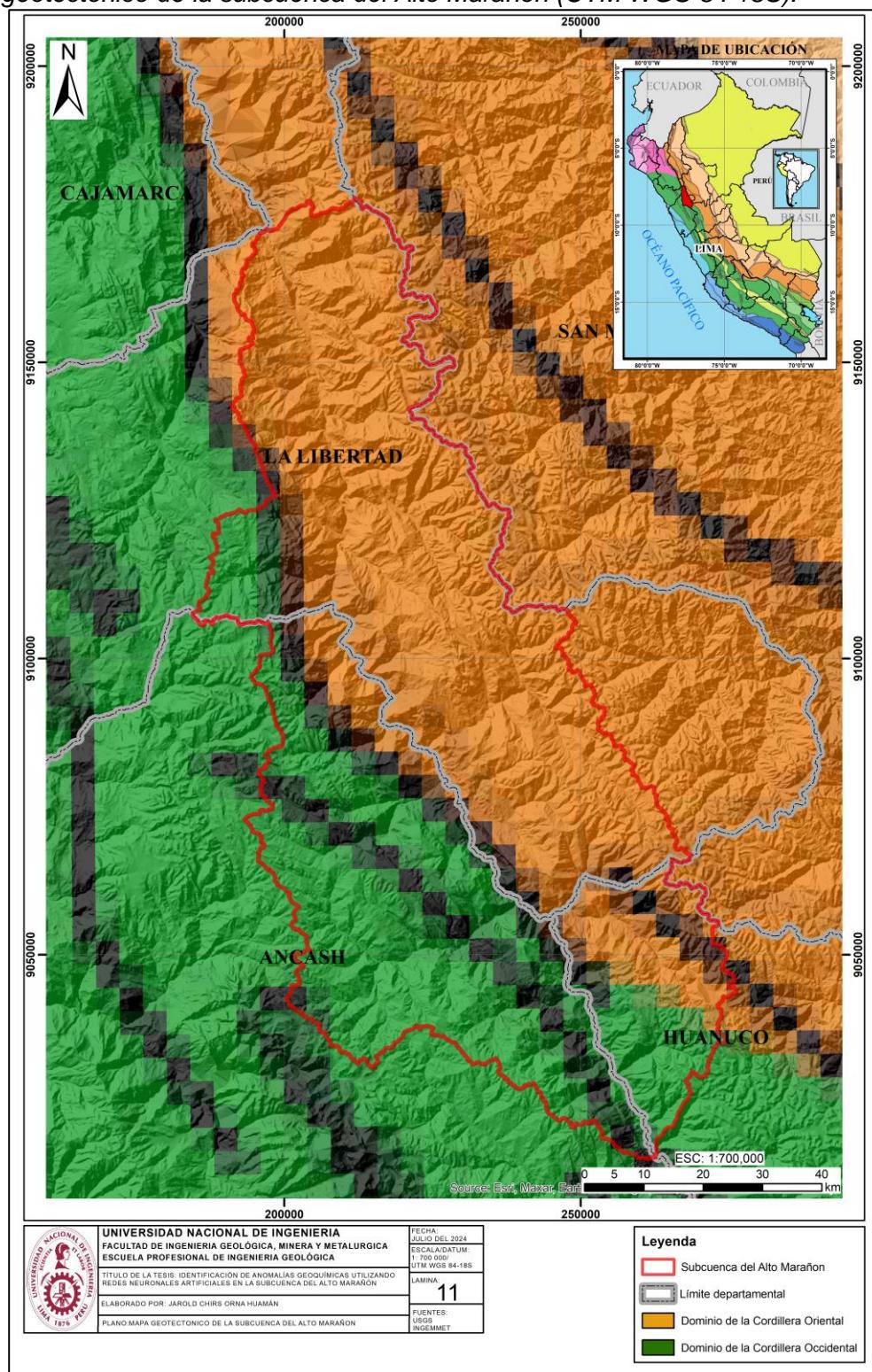
#### **Cordillera Occidental:**

La cuenca occidental peruana (antigua), comenzó a individualizarse en el Jurásico Inferior con el comienzo del arco volcánico de Chocolate (190-170 Ma), está asociada a la subcuenca del Alto Marañón en esta región. El relleno sedimentario con carbonatos, turbiditas y silicoclásticos continúa para detenerse en el Cretácico Inferior. La cuenca se invierte durante el Cretácico Superior como consecuencia del levantamiento de los dominios litorales y el predominio creciente de la sedimentación continental. En consecuencia, la tectónica del Cretácico Superior da lugar a un desplazamiento con vergencia hacia el este. Los sistemas de fallas de Cusco-Lagunillas-Mañazo en el sur y Marañón en el norte, situados en el Altiplano occidental, son ejemplos que indican una deformación que migra hacia el este durante el Eoceno. El dominio se distingue por la actividad volcánica asociada a los arcos volcánicos cenozoicos. Los magmas de estos

arcos son calcoalcalinos, lo que constituye una característica de la subducción, (Miskovic, 2009).

**Figura 13**

Mapa geotectónico de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

Además, la subcuenca se distribuye principalmente en las siguientes bandas metalogénicas: I Depósitos de Au en rocas metasedimentarias del Ordovícico y Silúrico-Devónico, II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn del Carbonífero Pérmico. Cu del Carbonífero Pérmico, VI Pórfido y skarns de Cu-Au del Jurásico Superior, XIV Yacimientos de Au-Cu-Pb-Zn asociados a intrusivos del Eoceno, XV Pórfido de Cu-Mo-Au, skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y yacimientos polimetálicos asociados a intrusivos del Mioceno, y XVI Yacimientos tipo Mississipi Valley (IMVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno (Acosta, 2017). Las franjas metalogénicas en la subcuenca del Alto Maraño se representan en la Figura 14

- **(I) Franja de Au en rocas meta-sedimentarias del Ordovícico y Siluro-Devónico:**

Está situada en la Cordillera Oriental de Perú, donde las rocas se componen de pizarras y esquistos del Paleozoico inferior. Esta mineralización va regulada principalmente por fallas inversas de dirección NO-SE e incluye mantos lenticulares y vetas de cuarzo y oro. Es probable que la mineralización esté vinculada a fenómenos magmáticos del Ordovícico y del Silúrico-Devónico, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

- **(II) Franja de depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmico:**

La mineralización de la franja está vinculado a granitoides calcoalcalinos del Carbonífero conformando parte del Batolito de Pataz y se intruyen en las secciones metamórficas del Paleozoico inferior. Se sitúa en la Cordillera Oriental norte de Perú. Las estructuras mineralizadas están presentes en geométricas tipo vetas y mantos, que se sitúan en zonas de cizalla NO-SE. En esta zona se encuentran los yacimientos de Poderosa, Horizonte, Retamas y Parcay, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

- **(VI) Franja de pórfidos y skarns de Cu-Au del Jurásico superior:**

Está circunscrita gracias a fallas regionales N-S, principalmente fallas inversas, y se extendida hacia el noroeste peruano. Las secuencias carbonatadas y volcánicas

del Jurásico son responsables por las formaciones de los materiales anfitriones. Los materiales intrusivos del Jurásico superior están asociados a la mineralización de Cu-Au, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

- **(XIV) Franja de depósitos de Au-Cu-Pb-Zn relacionados con intrusiones del Eoceno:**

Las orientaciones de las estructuras mineralizadas son N-S, E-O y NO-SE, y se caracterizan por vetas de cuarzo-oro-sulfuro. Las vetas se sitúan en el límite occidental del dominio volcánico cenozoico en la Cordillera Occidental y en el Batolito Costa, asociadas a stocks tonalíticos y granodioríticos eocenos. Asociados al sistema de fallas Conchao-Cocachacra sirve de principal control estructural hacia el norte, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

- **(XVI) Franja de depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno:**

Está situada en las regiones central y septentrional de Perú, a lo largo de la Zona Subandina. Las secuencias dolomíticas constituyen el material huésped del mineral de Pb-Zn. La Cordillera Oriental está en contacto con la Zona Subandina por el sistema de fallas y empujes NW-SE Satipo-Pangoa-San Francisco, el cual gobierna este cinturón. Los depósitos de Pb-Zn MVT también están presentes al oeste del cinturón; sin embargo, se distribuyen específicamente en anticlinales confinados que se pierden bajo rocas de menor edad, en contraste con el cinturón principal, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

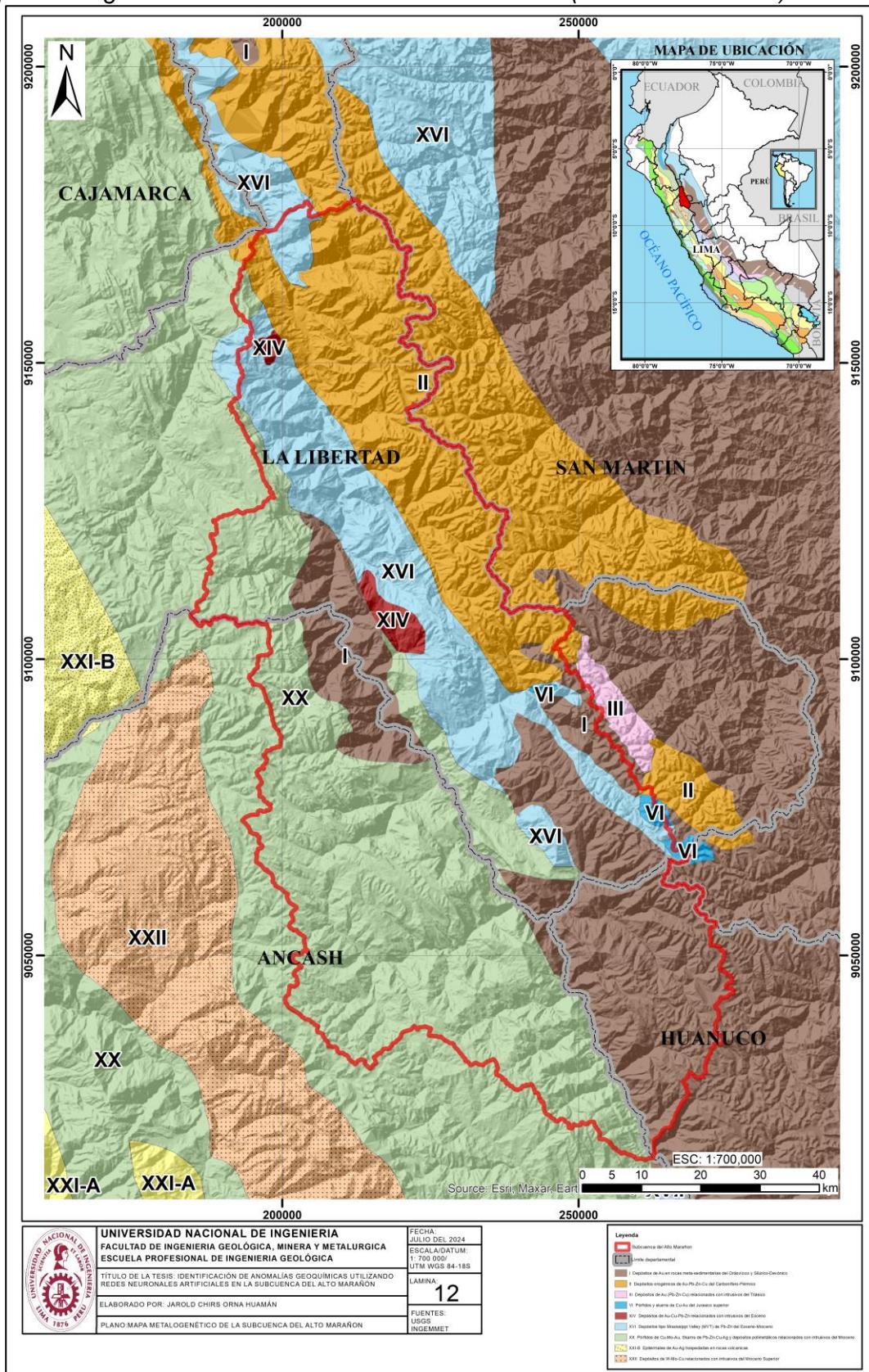
- **(XX) Franja de pórfidos de Cu-Mo (Au), skarns de Pb-Zn-Cu (Ag) y depósitos polimetálicos asociados con intrusiones del Mioceno:**

El sistema de fallas y cabalgamientos NW-SE de los sistemas Chonta y Punre-Canchis-Magistral controla el cinturón, que también se conoce como cinturón plegado y cabalgante del Marañón (MTFB). Las fallas del norte de Perú están cambiando de WNW-ESE a N-S a medida que se acercan a la desviación de Huancabamba. El emplazamiento de stocks intrusivos calcoalcalinos de dioríticos

a granodioríticos es una manifestación de los eventos magmáticos. Las fuentes de Cu-Mo tipo pórfido son el lugar de la catástrofe inicial. El segundo evento se caracteriza por la mineralización de Cu-Mo y Cu-Au de tipo pórfido, que ocasionalmente forma skarns y cuerpos de sustitución de Pb-Zn-Ag de la interfase con rocas carbonatadas cretácicas. Los pórfidos de Cu-Mo se asocian a intrusiones intermedias ácidas, por otro lado, los pórfidos de Cu-Au se asocian a intrusiones básicas e intermedias. En algunos lugares erosionados del dominio volcánico del mioceno se exponen puntualmente otros sistemas porfíricos comparables a los anteriores. Los depósitos de Cu-Mo (Au) de tipo porfídico son producidos por el tercer evento magmático. Los intrusivos están regulados por el dominio de falla de los sistemas MTFB, Churín-San Mateo y Chonta, (Acosta, Rivera, Valencia, & Chirif, 2020).

**Figura 14**

Mapa metalogenético de la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia.

## **2.1.4 Geología económica**

El principal objetivo de las actividades mineras en la zona estudiada es la explotación de Au, Ag, Pb y Zn.

**2.1.4.1 Magistral.** Magistral es un yacimiento de cobre-molibdeno de tipo pórfido-skarn ubicado a las proximidades de la parte nororiental de la Cordillera Blanca. La mineralización tiene lugar en dos ambientes distintos: el asociado al pórfido de San Ernesto, que se caracteriza por stockwork y franjas de cuarzo-calcopirita-molibdenita, en valores altos de Cu y Mo adentro de las alteraciones potásicas, mineralizadas asociadas con el skarn progradante, que se caracteriza por calcopirita, magnetita y pirrotita con alta concentración de Cu y Mo. Sin embargo, se descubrieron franjas epitermales del tipo Cu-As con alta sulfuración y aquellas con baja sulfuración que son ricas en Cu, (Palomino & Vasquez, 2008).

**2.1.4.2 Pashpap.** Se ubica en las pelitas del Grupo Chicama y en conglomerados y areniscas provenientes de formaciones en Huaylas. Fue intruida por plutones, granodioritas tonalíticas en su primer ciclo, monzonitas en la segunda fase y granitos porfídicos en la fase final, que formaron un robusto stockwork. La mineralización es de tipo pórfido de Cu-Mo. Los cambios hidrotermales están zonificados, típico de pórfidos. (Navarro, 2003)

**2.1.4.3 Pasto Bueno.** Yacimiento de wolframio de Pasto Bueno se sitúa al norte del batolito en la Cordillera Blanca. La mineralización está dividida en 3 categorías: greisen, vetas y vuggy. El período vuggy es una etapa que se produce después de la deposición vascular. La fluorita de grano grueso y fracturada, que cambia entre azul a verde y púrpura a marrón, se caracteriza por la asociación greisen. La asociación mineral está presente en estratos y fracturas, e incluye topacio, turmalina, apatito, arsenopirita, bornita, rutilo, molibdenita y calcopirita (Palomino & Vasquez, 2008).

**2.1.4.4 Pataz.** Provenientes de épocas incaicas (siglos XV - XVI), la provincia aurífera de Pataz ha sido reconocida por sus vetas auríferas de cuarzo-sulfuro. Españoles

y portugueses explotaron pequeñas minas en Pataz, Parcoy y Buldibuyo, descubriendo ocasionalmente oro suelto (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018)

**2.1.4.5 Poderosa.** El yacimiento de Poderosa está sometido a un control estructural intenso en escala regional, comarcal y local. El emplazamiento del batolito de Pataz, y posteriormente la mineralización y la localización los brotes, están regulados por un sistema de fallas y fracturas repetidas en diferentes escalas. Formando un techo de un importante lineamiento de tendencia NNO a lo largo del margen occidental del batolito de Pataz, las vetas habitan estructuras de segundas y terceras, en ese orden. Se cree que el canal primario para los fluidos hidrotermales mineralizantes durante el proceso de mineralización fue este importante lineamiento, que corresponde a una fractura que se reactivó intermitentemente durante eventos tectónicos posteriores. Se cree que su origen es posiblemente proterozoico, (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.6 Retamas.** Se calcula que la zona ha producido 1,5 millones de onzas troy de oro en el último siglo. La compañía minera El Gigante instaló la primera fábrica de cianuración cerca del pueblo de Parcoy en 1912. El sindicato minero de Parcoy estableció una segunda fábrica en Retamas en 1918. Durante varias décadas, ambas estuvieron en funcionamiento, aunque de forma intermitente. En las últimas décadas, se han establecido empresas mineras como Minera Aurífera Retamas S.A. (MARSA) y Consorcio Minero Horizonte, que actualmente se dedican al aprovechamiento racional de los recursos mineros de la comarca. Un corredor estructural que regula la mineralización está formado por fallas andinas laterales que gobiernan el área del Cerro El Gigante (rumbo NO, buzamiento NE en fallas inversas). Un segundo sistema de fallas transversales (rumbo E-O a N70°O con pendiente SO) ha desplazado a las anteriores, tanto vertical como horizontalmente, dando lugar a una configuración en bloque. Se identifica un tercer sistema de fallas, que es postmineral y tiene dirección longitudinal NO-SE. Estas fallas desplazan a las anteriores y generan empujes en las estructuras mineralizadas (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.7 Parcoy.** La zona de la mina está delimitada por dos fallas principales en el batolito de Pataz: una en el lado noreste, que contacta en el Complejo del Maraún, y adicionalmente en el borde suroeste, que separado del paquete sedimentario mesozoico. Las dos poseen un ángulo alto y posiblemente asociado a fallas de gravedad formando la fisura tectónica del Maraún. Pueden haber funcionado como canales de transporte de soluciones de mineralización. Un cuerpo intrusivo aflora como stock al suroeste de la zona de estudio. Está direccionado hacia las estructuras regionales NW-SE llevando una forma elíptica y alargada. Este intrusivo está compuesto por minerales dioríticos y pórfido monzogranítico, (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.8 La Virgen.** El yacimiento de La Virgen es un depósito epitermal de Au con altos niveles de sulfuración que se encuentra en entornos tectónicos de transición entre diferentes partes de la Cordillera Occidental al norte de Perú. Los estratos sedimentarios de la Formación Chimú son la roca huésped en este yacimiento. Los cantes rodados intrusivos están expuestos en el lado este de la propiedad, así como en la parte norte y sur del río Suro. La mineralización de Au se vincula a la fuerte silicificación y argilización de areniscas volcánicos y cuarcitas. El Au se encuentra ligado a minerales de hierro oxidados, por ejemplo, goethita, jarosita y hematites, en las zonas de brechas. La pirita, la enargita, la calcopirita, la casiterita y la tetraedrita son minerales de mena. La Falla de Alumbre N-S y la Falla de Escalerilla NE-SW dominan el bloque de fallas que caracteriza la mineralización, que se remonta al Mioceno medio. La Falla de Alumbre es muy destacada desde el punto de vista estructural y económico, (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.9 Rosario de Belén.** La mina de oro y plata El Rosario de Belén está situada en el mismo cinturón mineralizado que las minas Lagunas Norte de Barrick y Minera Yanacocha, consideradas unos de los mayores yacimientos de oro del mundo. Las operaciones de minería a cielo abierto por lixiviación en pilas se iniciaron en febrero de 2007 con una capacidad inicial y ampliable de procesamiento de mineral de 5.000 toneladas al día. En la actualidad, la mina y las instalaciones de procesamiento funcionan

a un ritmo aproximado de 3.000 toneladas de mineral al día. Century pretende aumentar la producción de oro en Rosario de Belén hasta aproximadamente 30.000 onzas al año. (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.10 El Toro.** En la mina de El Toro, las estructuras primarias son pliegues orientados hacia el noroeste y están cortados y llenos por vetas y mantos estrechos con un espesor medio de 0,5 m. La alteración de la que se ha informado es la argilización, que se sitúa en la interfaz entre los cuerpos intrusivos y la roca que los recubre, que suele ser cuarcita de la formación Chimú. Cuarzo hialino, cuarzo translúcido y limonitas son los minerales que mineralizan las vetas y mantos. Esta mineralización es principalmente aurífera diseminada y de bajas leyes, (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

**2.1.4.11 Buldibuyo.** Las fracturas, pliegues y fallas son las estructuras más importantes de la región de Buldibuyo. Estas estructuras están orientadas predominantemente en dirección NO-SE, con los ejes de los pliegues orientados NE-SO. La región se distingue por la migración vertical de bloques de basamento en todo el trayecto de fallas orientadas en dirección NE-SO, que van acompañadas de buzamientos de gran ángulo. Tres sistemas longitudinales de fallas inversas NW-SE y tres sistemas de fallas inversas E-W son concurrentes en el distrito. Estas últimas dieron lugar a discontinuidades, acuñamientos y protuberancias en las estructuras mineralizadas. Las minas de este distrito son de oro, oro electrum, arsenopirita, pirrotita y pirita. La pirita oxidada es una fuente más común de oro. Las granodioritas y los esquistos del Complejo del Marañoón son los yacimientos de la mina La Paccha. Las vetas de cuarzo y pirita aurífera están bien definidas, con un rumbo de N70°O a E-O y un declive de 25 a 35° SO. Corredores estructurales regulan estos vasos. Las vetas se componen principalmente de cuarzo translúcido y pirita aurífera, con menores concentraciones de arsenopirita, pirrotita, esfalerita, galena, calcopirita y hematita. (Valencia, Santisteban, & Lozada, 2018).

En la Tabla 1 se indica de manera resumida sobre ocurrencias minerales de gran importancia y algunas minas que se encuentran en la zona. La Figura 15 indica la ubicación de algunos yacimientos.

Tabla 1

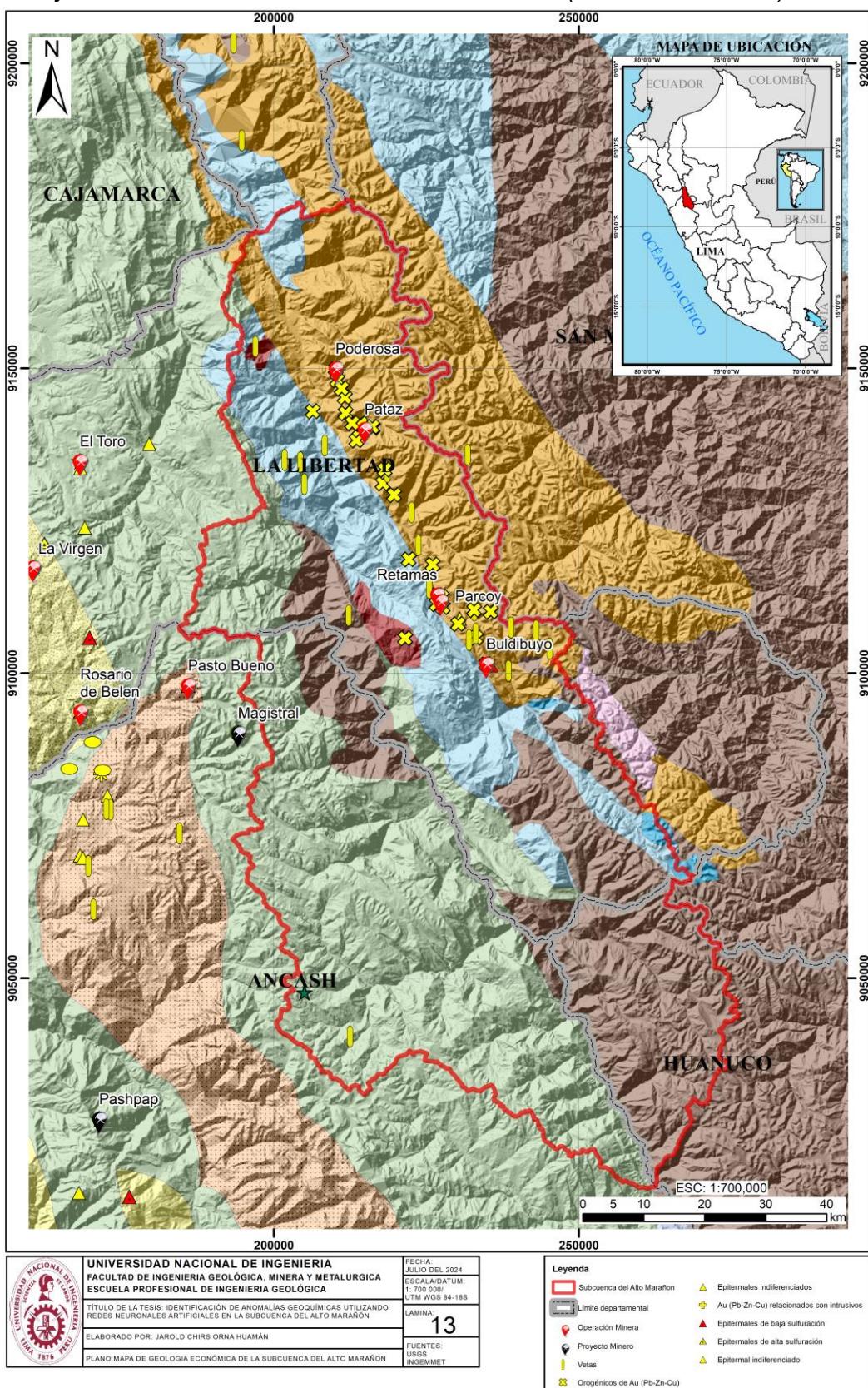
*Resumen de principales yacimientos en la zona de estudio y elemento explotación*

Nombre	Este 18S	Norte 18s	Tipo	Clasificación	Elementos
Magistral	194113	9090212	Proyecto	Skarn	Ag/Cu/Mo
Pashpap	171351	9026940	Proyecto	Pórfidos de Cu-Mo	Ag/Cu/Mo/Pb/Zn
Pasto Bueno	185923	9098011	Mina	Pórfidos de W-Cu	Cu/Mo/W
Pataz	214856	9140059	Mina	Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu)	Au
Poderosa	210133	9149974	Mina	Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu)	Au
Retamas	226788	9112912	Mina	Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu)	Ag/Au
Parcoy	227308	9111816	Mina	Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu)	Au
La Virgen	160469	9117373	Mina	Epitermales de alta sulfuración	Ag/Au
Rosario de Belen	168258	9093713	Mina	Epitermales de alta sulfuración	Au
El Toro	168190	9134784	Mina	Pórfidos de Cu-Au	Au
Buldibuyo	234812	9101550	Mina cerrada	Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu)	Ag/Au

Nota: Recopilado del servicio geológico del Perú.

**Figura 15**

Mapa de yacimientos en la subcuenca del Alto Marañón (UTM WGS-84 18S).



Fuente: Elaboración propia

## **2.2 Marco conceptual**

### **2.2.1 Redes neuronales artificiales**

En este capítulo se contextualiza los conceptos primordiales y necesarios para comprender las redes neuronales artificiales, sus características y su puesta en marcha en la geología, con especial énfasis en el avance en la exploración geoquímica.

### **2.2.2 Biología de una neurona**

En el sistema neurológico, las neuronas son las células que se encargan de recibir y enviar datos informativos. A través de esta transferencia de información somos capaces de pensar, sentir y mover nuestro cuerpo. Aunque el cerebro tiene una gran variedad de tipos de células, las neuronas son las más estudiadas, (González, 2020)

Los impulsos eléctricos que viajan de una neurona a otra transportan información, el núcleo, alberga los genes de la célula, encontrándose en el soma, siendo núcleo metabólico de la célula. Donde el soma, cerca de una neurona la cual recibe información de otras neuronas, se arboriza en las dendritas. El axón y el soma están unidos por el cono axónico. La parte de una neurona que se comunica con otras neuronas se denomina axón, (González, 2020)

Una sinapsis es el lugar donde se tiene la transferencia de señales, y los neurotransmisores son los principales compuestos químicos liberados durante la transferencia de señales, (González, 2020):

Generalmente, las partes de la neurona pueden dividirse en:

**Soma:** Es la región en la que se "ordenan" y "coordinan" todas las actividades de una célula. Esto se debe a que en esta región se encuentra el núcleo celular, una estructura presente en la mayoría de las células del organismo (como los eritrocitos). El núcleo es responsable del almacenamiento del material genético en forma de ADN y ARN. Sería la sección de las redes neuronales artificiales responsable del procesamiento de la información de entrada.

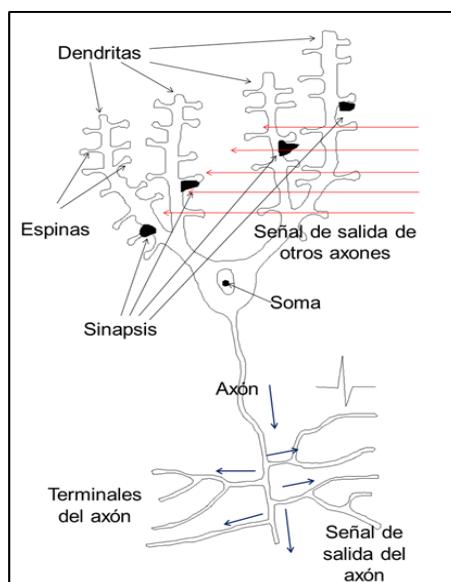
**Dendritas:** Facilita la comunicación entre las neuronas y los tejidos eléctricamente excitables, incluidos los músculos. Gracias a su estructura ramificada, una sola neurona puede llegar a una o varias células a la vez con mayor eficacia, formando además una verdadera red bien organizada de conexiones intercelulares que facilita la transmisión certera de impulsos nerviosos. En contexto de las redes neuronales artificiales, sería un canal de entrada.

**Axón:** Transmitir sustancias químicas del cuerpo celular a todos los extremos y de un extremo a otro de la célula es la función de los axones. Su forma es muy característica porque permite una agrupación densa de neuronas y facilitando el traspaso de impulsos nerviosos. En el contexto, las redes neuronales artificiales sería un canal de salida.

Las sinapsis químicas suelen producirse cuando dos células distintas entran en contacto. En esta sinapsis química, los neurotransmisores son sustancias químicas liberados de una neurona presináptica a otra célula presináptica. Una compleja cascada de modificaciones intracelulares es el resultado de este proceso, que puede modificar el comportamiento de un tipo específico de célula. El axón termina en la unión sináptica, que es el punto electroquímico donde se cruzan las neuronas. La hipótesis es que el tamaño sináptico está asociado al aprendizaje.

### Figura 16

*Biología de la neurona.*



Fuente: Elaboración propia.

### **2.2.3 Definición de la red neuronal artificial**

Una arquitectura informática distribuida denominada red neuronal artificial (RNA) sigue un modelo de la arquitectura del sistema nervioso humano (Figura 17). La red neuronal es una estructura adaptativa con un algoritmo que modifica sus parámetros libres, para satisfacer criterios de rendimiento de una anomalía basándose en muestras representativas. Su arquitectura se crea uniendo varios procesadores elementales. (Salas, 2015)

Un procesador elemental conocido como neurona sirve de bloque de construcción de una red neuronal artificial. Las neuronas sólo pueden calcular una suma aproximada de entradas, en promedio, luego aplicar una función de aceleración para generar una indicación que se envía a la neurona que le sigue. Estas neuronas artificiales organizadas en niveles y presentan un alto grado de conexión ponderada en sí. Las RNA modifican su diseño y sus parámetros mediante un método de aprendizaje supervisado o no supervisado para reducir alguna función de errónea representa en el grado de reacomodación de las RNA a los datos y su capacidad de generalización. (Salas, 2015)

**Figura 17**

*Biología de la neurona.*

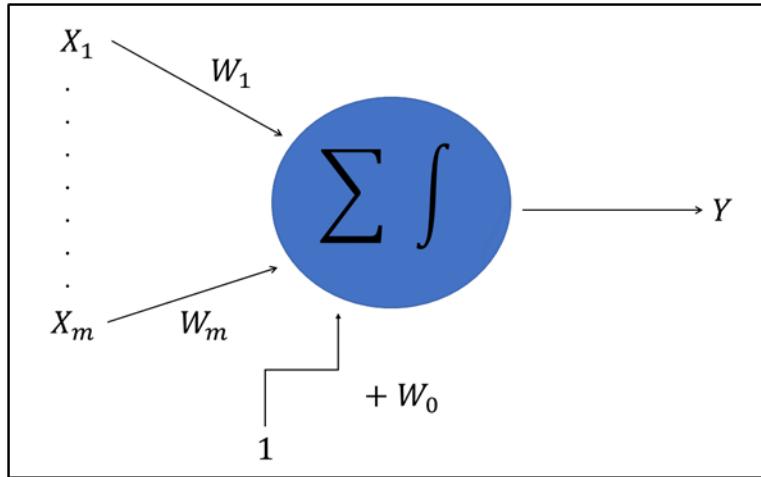


Fuente: <https://www.iartificial.net>.

Inicialmente, la unidad de procesamiento fundamental de una red neuronal artificial se concibió como un modelo básico y abstracto. El diagrama esquemático se representa en la Figura 18, (W.S. McCulloch, 1943);

**Figura 18**

*Modelo abstracto de una neurona artificial.*



Fuente: McCulloch and Pitts (1943).

El modelo se compone de un vector de pesos,  $\bar{W} = (w_1, \dots, w_d)^T$ . El umbral de acción o activación se denota por  $w_0$ , los vectores de entrada y salida escalar y unitaria se representan por  $\bar{X}$ , y las conexiones sinápticas en una neurona real se representan por  $\wedge T$ . Utilizando la función de activación  $\Upsilon$  para aplicarla a la suma correspondiente del vector de entrada  $\bar{X} = (x_1, \dots, x_m)^T$ , el objetivo es generar una salida unitaria más un sesgo  $w_0$ , dando como resultado el vector de pesos  $\bar{W} = (w_1, \dots, w_d)^T$  y la expresión subsiguiente, (W.S. McCulloch, 1943).

$$Y = \Upsilon \left( \sum_{i=1}^m w_i x_i + w_0 \right)$$

donde la función  $\Upsilon$  no es lineal. La función McCulloch-Pitts es equivalente a la función de signo proporcionada por tener una salida binaria todo o nada de  $\pm 1$ , dando:

$$\Upsilon(z) = \text{sgn}(z) = \begin{cases} 1 & z \geq 0 \\ -1 & z < 0 \end{cases}$$

La función escalón unitario, que también tiene una salida binaria, se caracteriza por:

$$\Upsilon(z) = U(z) = \begin{cases} 1 & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$

Pueden implementarse funciones de activación de forma lineal  $\gamma(z) = 0$  o sigmoidal como la tangente hiperbólica  $\gamma(z) = \tanh(z)$  o la función logística  $\gamma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$  para neuronas que presentan respuestas progresivas de procesamiento de datos.

#### **2.2.4 Estructura de la red neuronal artificial**

Podemos decir que una red neuronal artificial (RNA), es un tipo de sistema computacional distribuida que tiene las siguientes características:

- Número de capas o niveles. Las neuronas se disponen en la red en capas o niveles, con un número fijo de neuronas en cada uno. Se pueden identificar tres tipos diferentes de capas en función de su ubicación dentro de una red: entrada, oculta y salida.
- Número de las neuronas en una capa.
- Patrones de conexiones.
- Flujo de información.
- Conexiones neuronales entre neuronas
- La forma en que las salidas de una neurona se dirigen para convertirse en la entrada de otra neurona determina lo conectados que están los nodos en una red neuronal. La propagación hacia delante se produce en una red cuando las salidas de ninguna neurona son entradas para neuronas de un mismo nivel o niveles anteriores. La red se propaga hacia atrás cuando las salidas se conectan como entradas neuronales de niveles anteriores al nivel actual, incluidas ellas mismas.

#### **2.2.5 Entrenamiento de la red neuronal artificial**

Antes de poder emplear redes neuronales artificiales, hay que entrenarlas. El proceso comienza con la definición de los parámetros de aprendizaje que se van a emplear y la asignación de valores a los pesos conectados a cada enlace. Las variables de configuración iniciales se seleccionan al azar y, a continuación, se entrena la red, lo que da lugar al ajuste de los pesos. Es necesario modificar los pesos de acuerdo con una regla de aprendizaje.

## **2.2.6 Aprendizaje de las redes neuronales artificiales**

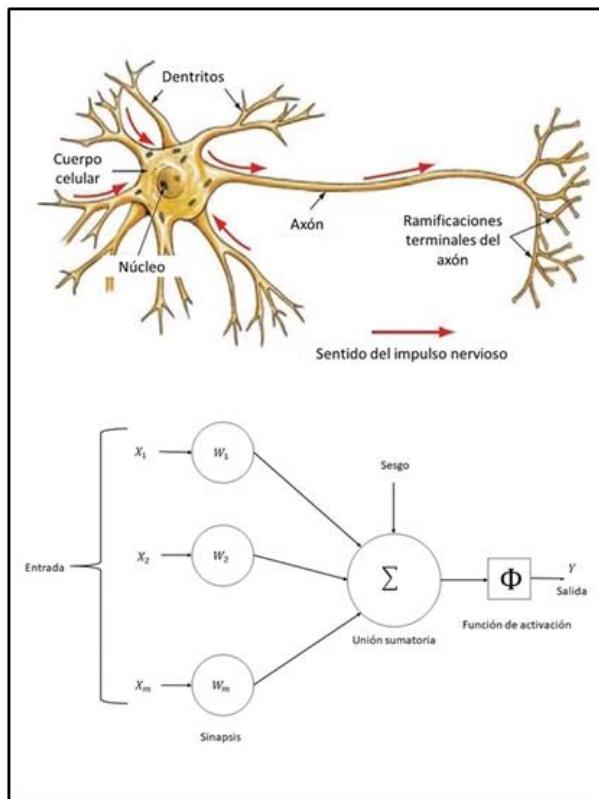
Es imperativo tener en cuenta que la característica más crítica de las redes neuronales artificiales es su capacidad para construir un modelo adaptable a los datos aprendiendo de una colección de patrones de entrenamiento, que es otro término para el proceso de aprendizaje. Este proceso puede ser supervisado o no supervisado. (Salas, 2015).

El entrenamiento de la red utilizando un grupo de datos o esquemas de entrenamiento que se componen de patrones de ingreso y salida se conoce como aprendizaje supervisado. El objetivo del algoritmo de aprendizaje es modificar los pesos de la red para una entrada concreta, la salida producida por la RNA se aproxime lo más posible a la salida genuina. En otras palabras, la red neuronal busca un modelo que explique el proceso desconocido que produjo la salida. Este tipo de aprendizaje se conoce como aprendizaje supervisado, ya que el supervisor de la red es el modelo de salida, que es conocido. (Salas, 2015)

Por el contrario, el aprendizaje no supervisado implica la presentación de una colección de modelos a la RNA, siendo la finalidad del algoritmo de aprendizaje ajustar los pesos de la red para identificar una estructura o configuración dentro de los datos.

### **Figura 19**

*Comparación de una red neuronal biológica con una red neuronal artificial.*



Fuente: Elaboración propia.

## 2.3 Perceptrón

Un perceptrón es un tipo de red neuronal básica que consta de una o más neuronas apiladas una sobre otra en una sola capa. La noción crucial de "capas" en las redes neuronales y comprenderemos por qué las redes neuronales multicapa -como el perceptrón, pueden ser más potentes que las redes neuronales monocapa. El hecho de que la información fluya a través de un perceptrón en una sola dirección de la entrada a la salida es otro inconveniente frente a otros tipos de redes. Por ello, el perceptrón se conoce a veces como red neuronal de retroalimentación. El perceptrón está formado por una o más neuronas de salida, cada una de las cuales tiene conexiones ponderadas que la conectan a múltiples unidades de entrada. Al igual que las conexiones biológicas, estas conexiones se denominan sinapsis, (Rashid, 2016).

### 2.3.1 Elementos del perceptrón

Los elementos del perceptrón son, (Salas, 2015):

**Señales de entrada:** El perceptrón suele operar con valores de entrada booleanos y detecta señales de acceso específicas de la realidad o de otra neurona antes de

procesarlas. La señal de entrada de sesgo es un sesgo que tiene el potencial de modificar o activar la función de autentificación hacia la izquierda o la derecha para facilitar el éxito del aprendizaje.

**Pesos sinápticos** (representan los impulsos eléctricos): El impulso o disparo de una señal de entrada facilitado por los pesos sinápticos, que se generan aleatoriamente dentro del intervalo [-1,1].

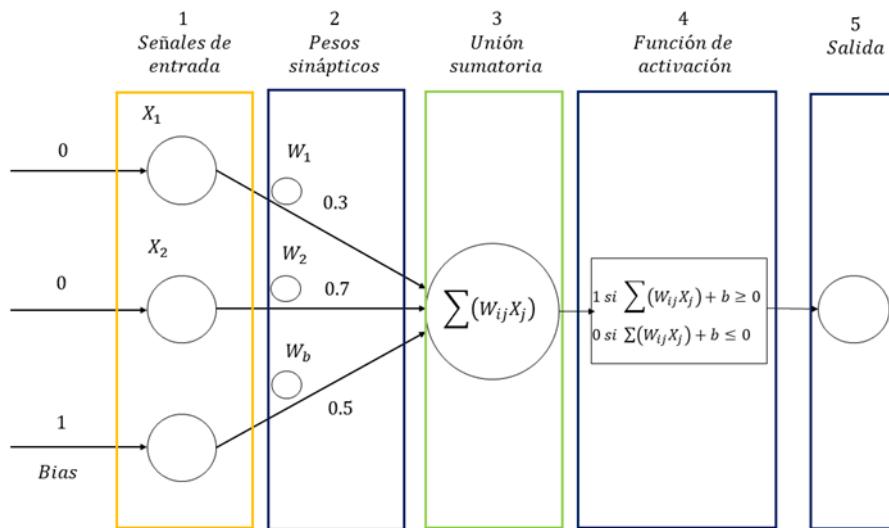
**Unión sumatoria:** La suma ponderada de las señales de entrantes con los pesos se realiza mediante la función de suma.

**Función de activación:** Esta función evalúa la adecuación de las señales de entrada tras el cálculo de la suma ponderada. Si la suma de estas señales supera un umbral predeterminado, se transmiten como salida. En caso contrario, la función vuelve al paso 2 y modifica el peso actual, que puede generarse arbitrariamente.

**Salida:** Manda la salida resultante a la siguiente neurona.

**Figura 20**

*Elementos del Perceptrón.*



Fuente: Elaboración propia.

## 2.4 Perceptrón Multicapa

El aprendizaje automático engloba diversas metodologías computacionales, entre ellas las redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales se construyen de

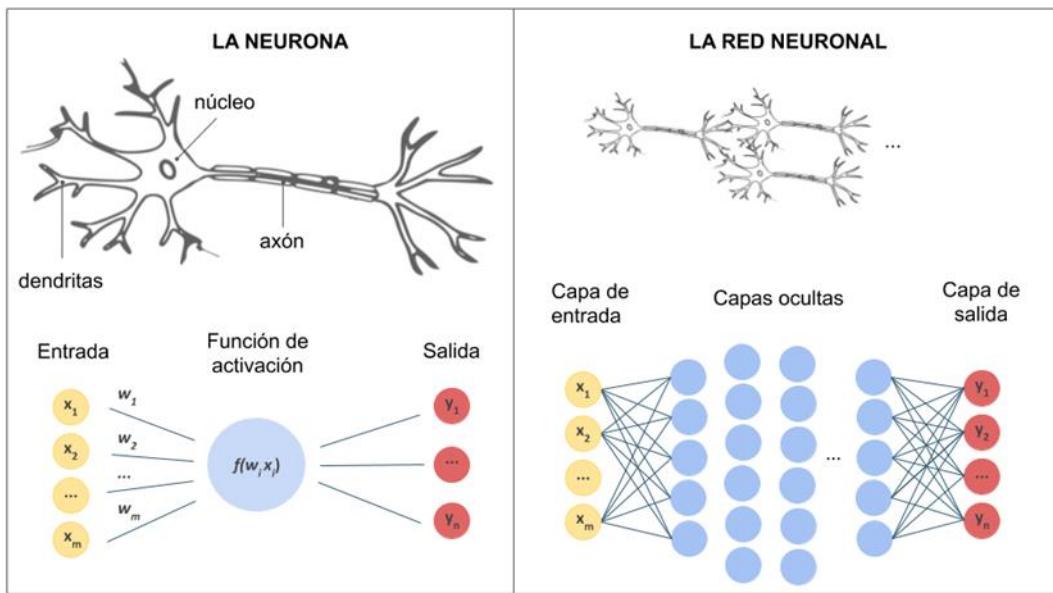
manera que resulten un modelo muy simplificado del cerebro humano. Como resultado, las redes neuronales artificiales se esfuerzan por adquirir misiones (resolución de problemas) imitando el comportamiento del cerebro. El cerebro está compuesto por un gran número de neuronas, que son células especializadas. La potencia del cerebro se deriva de las densamente interconectadas y numerosas neuronas, a pesar de que cada neurona es una entidad muy simple. La capacidad de aprendizaje del cerebro es el resultado de la habilidad de las neuronas para comunicarse entre sí, (Gabriel, Olivera, & Vidal, 2022).

Las redes neuronales artificiales son métodos computacionales que utilizan un gran conjunto de unidades computacionales, conocidas como neuronas (artificiales), similares al cerebro humano. La potencia de las redes neuronales artificiales se deriva de las numerosas interconexiones entre neuronas. Las redes neuronales artificiales son capaces de realizar cálculos complejos gracias al uso frecuente de numerosas neuronas artificiales que están estrechamente interconectadas y se comunican entre sí. Por el contrario, cada neurona se limita a la ejecución de tareas que son excesivamente elementales. Antes de analizar redes neuronales artificiales intrincadas capaces de resolver problemas críticos del mundo real, es imprescindible comprender el funcionamiento de las redes fundamentales y de las neuronas individuales.

La Figura 21 presenta una imagen entre una neurona biológica y las redes neuronales artificiales.

## **Figura 21**

*Comparación entre la neurona y un perceptrón multicapa.*



Fuente: Elaboración propia.

## 2.5 Backpropagación (Propagación hacia atrás)

En comparación con las técnicas que se utilizaban entonces, este método se introdujo a mediados de los años setenta y demostró un aumento sustancial de la velocidad de entrenamiento cuando se aplicó a diversas redes neuronales. Esto permitió resolver problemas aparentemente intratables con relativa sencillez. Esto dio lugar a la aplicación generalizada de la retropropagación, que sigue siendo la técnica más extendida en el entrenamiento de redes neuronales hasta nuestros días, (Rumelhart, 1986).

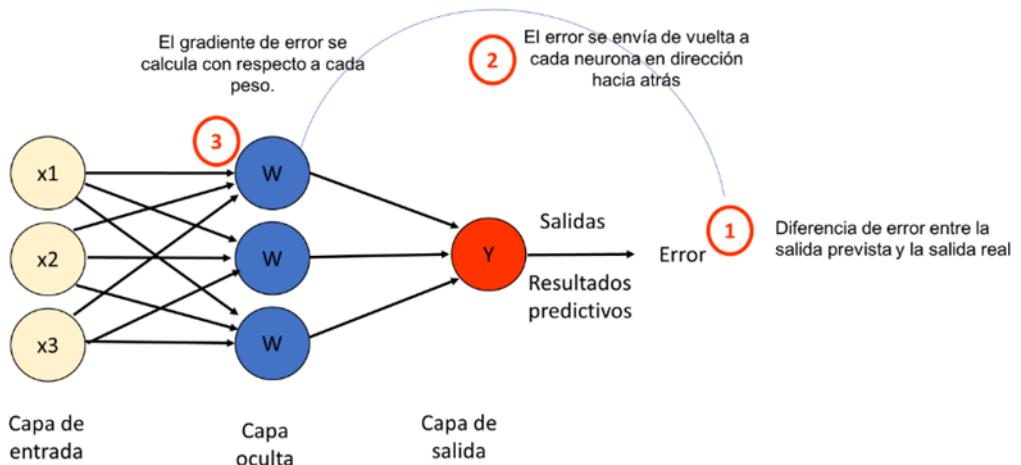
La tarea computacionalmente costosa de actualizar los pesos de una red profunda se debe a que cada peso influye indirectamente en todos los pesos de la capa siguiente, que a su vez afecta a todas las demás. Esto se debe a que una pequeña modificación puede tener enormes consecuencias en las capas sucesivas.

La propagación hacia atrás es un método que consiste en comenzar con el error en la capa de salida y propagar los errores hacia atrás como si cada capa fuera la salida de la anterior. Este método es similar al descenso gradiente. Permite actualizaciones incrementales, al tiempo que tiene en cuenta la acumulación de errores de la red. En esencia, estamos actualizando los pesos con toda la información disponible sin el peligro de un efecto incontrolado sobre los pesos, como ocurre en la propagación hacia delante.

Ver Figura 22 el esquema de backpropagación.

**Figura 22**

*Diagrama de Backpropagación.*



Fuente: Elaboración propia.

## 2.6 La activación

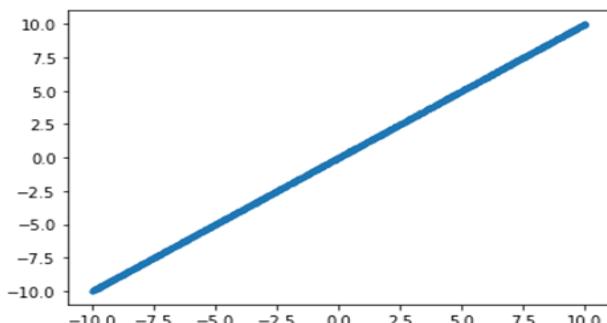
En la activación, su función es encargarse de incorporar el comportamiento no lineal para aprender eficazmente de los datos entrantes. Se propagan la salida de nodos de un estrato al siguiente. Las funciones de activación son funciones que activan la neurona convirtiendo escalares en escalares. Las funciones de activación se implementan en capas ocultas para integrar la no linealidad en las capacidades de modelado de las redes neuronales. (Sanchez A. D., 2018).

### **2.6.1 Tipos de funciones de activación**

**2.6.1.1 Lineal.** Se compone de la función de identidad, que establece una relación clara y proporcional entre las variables dependiente e independiente. En términos prácticos, esto implica que una función de activación lineal transmite la señal sin modificarla. La capa de entrada de las redes neuronales implementa esta forma de activación. La función de activación lineal se representa en la Figura 23 (Pujol Reig, 2009)

**Figura 23**

*Función de activación lineal.*

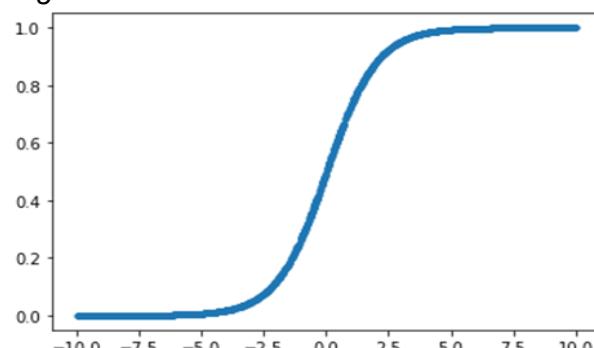


Fuente: Elaboración propia.

**2.6.1.2 Sigmoide.** La función sigmoide tiene la capacidad de disminuir el número de valores extremos o atípicos en los datos sin eliminarlos. Una función sigmoide transforma una variable independiente de rango infinito en probabilidades que caen dentro del rango de 0 a 1. La mayoría de las salidas estarán en las proximidades de 0 o 1, lo que corresponde a zonas de saturación. La función de activación sigmoidea devuelve una probabilidad independiente para cada clase. La función de activación sigmoidea se ilustra en la Figura 24 (Pujol Reig, 2009).

**Figura 24**

*Función de activación sigmoide.*

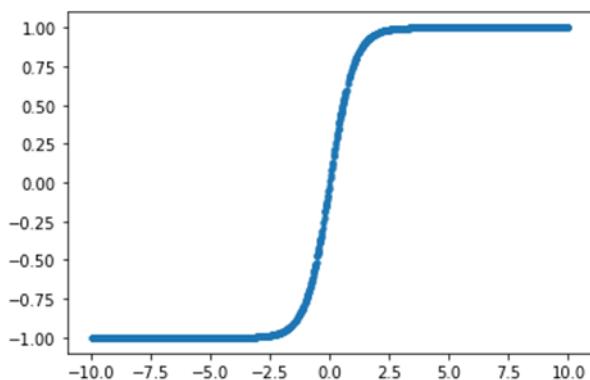


Fuente: Elaboración propia.

**2.6.1.3 Tanh.** A diferencia de la función sigmoide, el rango de salida de tanh está entre -1 y 1. La función tanh tiene la ventaja de poder manejar números negativos de forma más eficiente que la función sigmoide. La función de activación tanh se grafica en la Figura 2.16 (Pujol Reig, 2009).

**Figura 25**

*Función de activación tanh.*

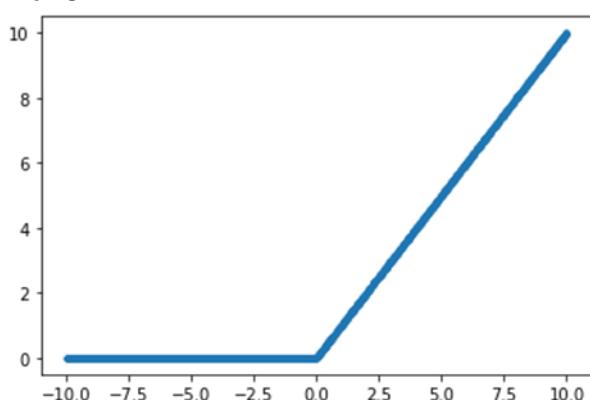


Fuente: Elaboración propia.

**2.6.1.4 ReLU.** La unidad lineal rectificada es una transformación que activa un nodo sólo cuando la entrada supera un umbral específico. La salida es cero si la entrada es menor que cero, pero tiene una relación lineal con la variable dependiente si la entrada supera un determinado umbral. En la práctica, las funciones de activación ReLU han demostrado una capacidad de entrenamiento superior de las funciones de activación sigmoideas. Normalmente, las capas encubiertas emplean funciones de activación ReLU. La función de activación ReLU se ilustra en la Figura 26 (Pujol Reig, 2009).

**Figura 26**

*Función de activación ReLU.*

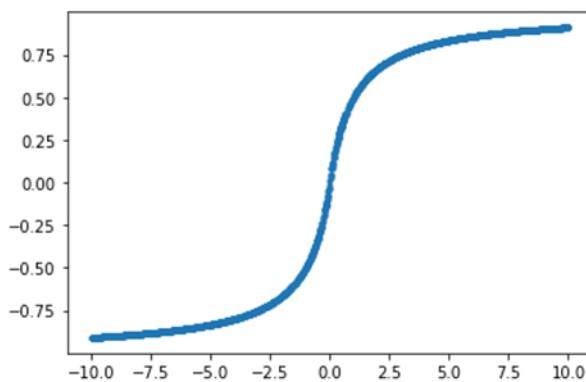


Fuente: Elaboración propia.

**2.6.1.5 Softmax.** Un conjunto de datos continuos que puede contener múltiples límites de decisión puede someterse a la función de activación softmax. Softmax es una función que se aplica con frecuencia en la capa de salida de un clasificador. La distribución de probabilidad de clases mutuamente excluyentes es devuelta por la función softmax. La función softmax se ilustra en la Figura 27 (Pujol Reig, 2009)

**Figura 27**

*Función de activación Softmax.*



Fuente: Elaboración propia.

En este estudio, nos centraremos en la función de activación softmax, que se emplea en la clasificación multiclase con una red neuronal artificial. Aunque existen otras muchas funciones de activación.

## 2.7 Clasificación Multiclase

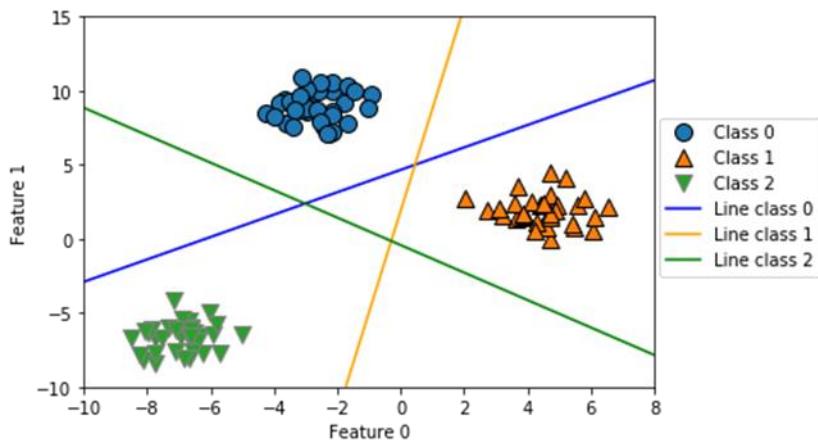
El objetivo de la clasificación multiclase es pronosticar una clase que corresponda a una selección de un conjunto predeterminado de alternativas. El reto de la clasificación puede dividirse en dos categorías, (Hernández, 2023):

- Clasificación binaria: Es un método cuyo objetivo es determinar si una instancia pertenece a una de dos divisiones potenciales. La clasificación binaria puede conceptualizarse como una respuesta binaria a una consulta.
- Clasificación multiclase: Es aquella en la que se estima que una instancia se acopla a más de una clase potencial. La esquematización de la vegetación de varias especies según su composición o la clasificación de las bodegas según la composición de la vida son buenos ejemplos de clasificación multiclase.

En la Figura 28 se visualiza un ejemplo claro de clasificación multiclase.

**Figura 28**

Gráfico de clasificación multiclas



Fuente: Elaboración propia.

### 2.7.1 Validación Cruzada

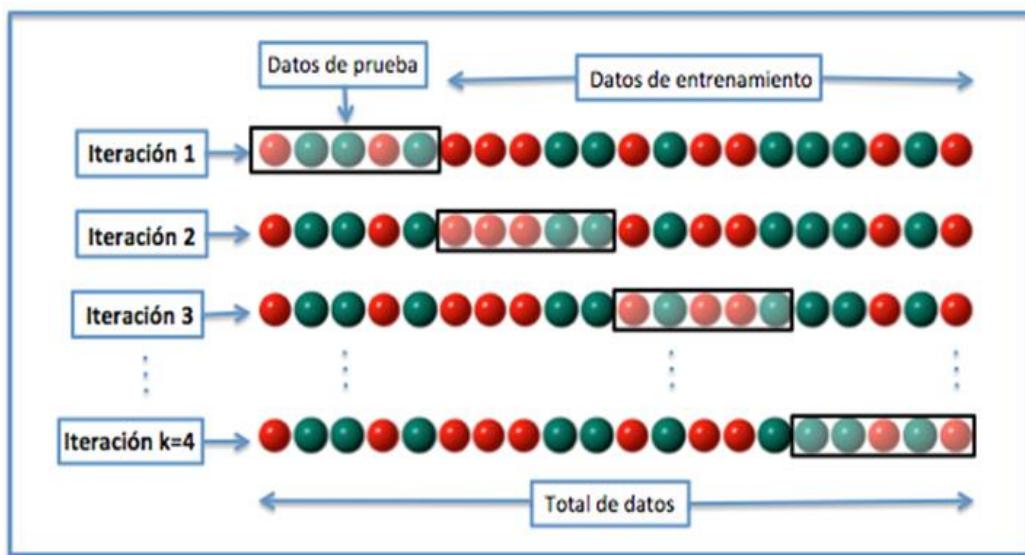
La validación cruzada es un método de análisis estadístico para evaluar los resultados con el fin de evitar cualquier posible influencia a partir de los datos de entrenamiento y de ensayo. Implica el cálculo a media aritmética, que se deriva de las medidas de evaluación de múltiples particiones, y repeticiones. Se emplea en escenarios en los que el objetivo principal es predecir y se desea una estimación de precisión de un modelo que aplicado en la práctica. Es un método frecuentemente empleado en iniciativas de inteligencia artificial para confirmar la precisión de los modelos que se producen, (Wikipedia, 2023).

**2.7.1.1 Validación Cruzada de K iteraciones.** Los datos de prueba son un subconjunto de los datos visualizados que se ha dividido en K iteraciones. Los datos de entrenamiento se generan a partir de los subconjuntos restantes ( $K-1$ ). Durante k iteraciones, el procedimiento de validación cruzada se aplica a todos los subconjuntos factibles de los datos de prueba. Por último, se determina la media aritmética de las respuestas de interacción para obtener un único resultado. Dado que se evalúa a partir de k, composiciones de datos de prueba y de entrenamiento, este método es conciso. Sin embargo, es lento desde el punto de vista computacional, lo que supone una desventaja en comparación con el método holdout. La cantidad del conjunto de datos actual determina

el número de iteraciones. La validación cruzada de 10 iteraciones es el método empleado con más frecuencia. El gráfico de validación cruzada se muestra en la Figura 29.

**Figura 29**

Gráfico de validación cruzada.



Fuente: Wikipedia.

## 2.8 Geoquímica aplicada a la exploración minera

Las concentraciones de iones en yacimientos minerales son peculiares debido a la descarga de iones por una variedad de procesos en entornos específicos. El examen sistemático de minerales, sedimentos, agua o vegetación puede servir para identificar estas anomalías. Tras su identificación, se designan como "objetivos" para investigaciones geológicas, geofísicas o geoquímicas adicionales. Esto se realiza para determinar la fuente mineral, que es el origen de la anomalía. Se determina, el posible potencial enfocado a nivel económico de su aprovechamiento prospectivo. Para ello indispensable tener conocimiento sobre los componentes de alteran su movilidad y dispersión en determinadas condiciones ambientales, (Sanchez A. , 2019)

### 2.8.1 Ciclo geoquímico

Comienza con la consolidación del magma y la formación de materiales ígneos. El desarrollo sedimentario y la meteorización de estos materiales son responsabilidad de agentes externos. Los procesos de diagénesis consolidan estos sedimentos, lo que da lugar a la formación de minerales sedimentarios. Una secuencia de cambios mineralógicos

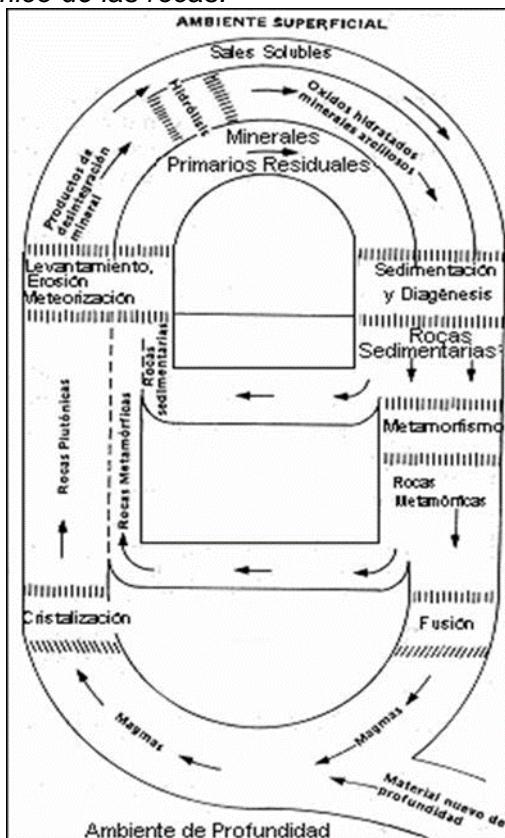
culmina en la formación de rocas metamórficas como resultado de la acción de la presión y la temperatura sobre las rocas sedimentarias e ígneas. Los magmas secundarios pueden generarse por la fusión de materiales metamórficos en determinadas circunstancias. El estado de los elementos se recicla perpetuamente y varía entre ambientes geoquímicos debido a que son transportados en una variedad de formas químicas durante cada uno de estos procesos. (Rivera, 2007). Véase la Figura 30.

**2.8.1.1 Ambientes geoquímicos.** La cantidad, distribución y cambios de sus elementos en diferentes etapas químicas se ven afectadas por un ambiente geoquímico, siendo un grupo de variantes como: presión, disponibilidad y temperatura. Esto se consigue a través de una variedad de procesos geológicos internos y externos que tienen lugar en los distintos dominios geoquímicos de la Tierra. Las dos categorías principales en las que pueden clasificarse los entornos son los entornos primarios y los secundarios, (Rivera, 2007).

Las condiciones de almacenamiento, las elevadas temperaturas y presiones, la circulación condicionada de fluidos y el bajo contenido de oxígeno libre son las características que definen el entorno geoquímico primario. Este entorno es la característica que define a las rocas ígneas y metamórficas que actualmente son visibles en la superficie. El entorno geoquímico secundario se distingue por la circulación sin restricciones de fluidos, la abundancia de oxígeno y las bajas temperaturas y presiones, en contraste con el entorno geoquímico antecedente. En este entorno, se elabora la erosión, el transporte, la sedimentación y la meteorización en la superficie terrestre, (Rivera, 2007).

**Figura 30**

Muestra de ciclo geoquímico de las rocas.



Fuente: Rivera (2007)

**2.8.1.2 Dispersión geoquímica.** Se define como el proceso por el cual un elemento transita de un medio a otro, utilizando una variedad de procesos fisicoquímicos y mecánicos. Pueden clasificarse de dos maneras: según su origen y según su fraccionamiento.

Pueden clasificarse como patrones de dispersión primarios o secundarios, en función de su origen. Los primarios se producen por altas presiones y temperaturas, y el resultado es visible entre las rocas ígneas, metamórficas o alteraciones hidrotermales (un medio primario). Algunos patrones secundarios se observan entre las rocas sedimentarias y suelos, están asociados a proceso geológico ocurrido dentro de la superficie terrestre, erosión y transporte (bajas temperaturas y presiones). El principio de difusión se ejemplifica en estos dos sistemas porque la difusión principal se produce a través de grietas, fisuras y poros en las rocas y la profundidad donde se depositan los minerales. La difusión

secundaria ocurre entre grietas o fisuras (juntas) en la roca y espacios abiertos en el suelo suprayacente. (Rivera, 2007)

Se evaluaron muestras de dispersión mecánica y química. La dispersión mecánica suele ser el resultado de la influencia de la gravedad en la mecánica del suelo, incluidos el viento, las precipitaciones y el hielo. La aplicación de este concepto se ha descubierto en la búsqueda de minerales (oro, platino, casiterita, cromita) en condiciones superficiales en las que no existe ninguna condición química (depósitos de tipo aluvial). Los patrones de dispersión química se ilustran a través de la meteorización y la precipitación del aire y las soluciones, en las que los elementos se transportan en forma de iones y se liberan en formas variables en función de las condiciones fisicoquímicas que hayan encontrado. Por ejemplo, la arcilla o la materia orgánica pueden absorber iones Cu<sup>+2</sup> en el suelo de los depósitos de calcopirita CuFeS<sub>2</sub>. (Rivera, 2007).

**2.8.1.3 Movilidad Geoquímica.** La facilidad con la que un elemento pasa de un entorno geoquímico a otro. Esto se debe a las características físicas y químicas de la fase móvil.

La movilidad hipogénica se produce en medio de temperaturas y presiones elevadas durante la cristalización del magma. En esta situación, se observa la estabilidad relativa de las fases cristalinas y los fluidos. El fluido residual se concentra con iones durante el proceso de enfriamiento, lo que conduce a la estabilidad tanto del estado líquido como del cristalino. El agua restante se encuentra en forma de iones que son incapaces de combinarse en sólidos cristalinos cuando se enfriá. Una pequeña parte de esta agua (incluida el agua) persiste en la vista cristalina. Estos fluidos residuales comienzan transformándose en iones móviles, lo que da lugar a la formación de diversos depósitos en el entorno geoquímico primario.

La movilidad supergénica está asociada a la estabilidad de los minerales y a la movilidad de sus elementos constitutivos en condiciones de baja temperatura y presión. Es imprescindible conocer el nivel relativo de solubilidad de las sustancias en las aguas superficiales y la influencia de la actividad orgánica en las soluciones superficiales. La

Tabla 2 ofrece un resumen sucinto de la movilidad alternativa de elementos específicos en circunstancias concretas.

**Tabla 2**

*Resumen de principales yacimientos en la zona de estudio y elemento explotación.*

Elemento	Ácido (pH < 5,5)	Neutral (pH 5,5 - 7,0)	Alcalino (pH>7,0)
Cobre	Altamente soluble en pH muy bajo	Ligeramente soluble a insoluble	Insoluble
Uranio	Insoluble, soluble debajo de pH = 3	Ligeramente soluble	Muy soluble
Molibdeno	Insoluble	Insoluble	Muy soluble como MoO <sub>4</sub> excepto en ambientes ricos en Ca.

Nota: Rivera (2007)

**2.8.1.4 Agrupaciones geoquímicas.** El análisis de minerales está fuertemente influenciado por las familias geoquímicas de dos o más elementos. Se reconocen dos tipos de agrupación: índice o referencia y elementos relacionados.

La movilidad de los elementos asociados es muy comparable, lo que da lugar a una estrecha relación en la que no influye el entorno en el que se encuentran. Existen grupos en las que ninguno de los elementos es apto para la exploración debido a su inestabilidad. No obstante, su descubrimiento puede indicar la existencia de componentes esenciales o recomendables.

Los elementos *pathfinders* son elementos asociados a un yacimiento mineral que pueden detectarse más fácilmente que el elemento principal. Esto se debe a su mayor movilidad, dispersión más amplia y mayor precisión, lo que se traduce en una detección más fácil y una reducción de los costes de prospección (Ronald, 2011).

En la Tabla 3 se muestra la combinación algunos *pathfinders* con diferentes depósitos minerales.

**Tabla 3***Elementos indicadores asociados a depósitos minerales.*

Elemento “Pathfinder”	Tipo de Depósito
As	Vetas Au, Ag
As	Depósito de sulfuros complejos Au-Ag-Cu-Zn
B	Skarns W-Be-Zn-Mo-Cu-Pb
B	Vetas o greissen Sn-W-Be
Hg	Depósito de sulfuros complejos Pb-Zn-Ag
Mo	Depósito de metamorfismo de contacto W-Sn
Mn	Depósitos de pórfidos de cobre, vetas, Ba-Ag
Se, V, Mo	Depósitos de areniscas, U
Cu, Bi, As, Co, Mo, Ni	Depósitos de vetas, U
Mo, Te, Au	Depósitos de pórfidos de cobre
Pd, Cr, Cu, Ni, Co	Platino en rocas ultramáficas
Zn	Depósitos de sulfuros masivos en general Ag-Pb-Zn
Zn, Cu	Depósitos de sulfuros masivos en general Cu-Pb-Zn
Se	Depósitos de sulfuros masivos en general
SO <sub>4</sub>	Depósitos de sulfuros masivos en general

Nota: Rivera (007)

**2.8.1.5 Abundancia promedio de los elementos en la corteza terrestre.** En la interpretación subjetiva, es imprescindible obtener un referente de las composiciones elementales típicas de los minerales. Taylor (1964) proporcionó una tabla que representaba las concentraciones elementales medias en el manto terrestre. Las tablas se emplean para conocer si los valores observados en una zona determinada son anómalos o no, ya que pueden considerarse valores normales o de fondo, a pesar de sus elevados valores. La abundancia media de elementos entre corteza terrestre, los granitos y los basaltos se evidencian en la Figura 31.

**Figura 31**

*Abundancia de los elementos en la corteza terrestre.*

Atomic number	Element	Crustal average	Basalt average	Reference	Granite average	Reference
1	H	—				
2	He	—				
3	Li	20	ppm	10	(1)	30
4	Be	2.8	ppm	0.5	(2)	5
5	B	10	ppm	5	(3)	15
6	C	200	ppm	100	(5)	300
7	N	20	ppm	20	(6)	20
8	O	46.4	%			
9	F	625	ppm	400	(6)	850
10	Ne	—				
11	Na	2.36	%	1.94	(5)	2.77
12	Mg	2.33	%	4.5	(5)	0.16
13	Al	8.23	%	8.76	(5)	7.70
14	Si	28.15	%	24.0	(5)	32.3
15	P	1050	ppm	1400	(5)	700
16	S	260	ppm	250	(8)	270
17	Cl	130	ppm	60	(6)	200
18	A	—				
19	K	2.09	%	0.83	(5)	3.34
20	Ca	4.15	%	6.72	(5)	1.58
21	Sc	22	ppm	38	(9)	5
22	Ti	0.57	%	0.90	(5)	0.23
23	V	135	ppm	250	(6)	20
24	Cr	100	ppm	200	(5)	4
25	Mn	950	ppm	1500	(6)	400
26	Fe	5.63	%	8.56	(5)	2.70
27	Co	25	ppm	48	(12)	1
28	Ni	75	ppm	150	(13, 14)	0.5
29	Cu	55	ppm	100	(5)	10
30	Zn	70	ppm	100	(16)	40
31	Ga	15	ppm	12	(17)	18
32	Ge	1.5	ppm	1.5	(5)	1.5
33	As	1.8	ppm	2	(6)	1.5
34	Se	0.05	ppm	0.05	(6)	0.05
35	Br	2.5	ppm	3.6	(6)	1.3
36	Kr	—				
37	Rb	90	ppm	30	(1, 18)	150
38	Sr	375	ppm	465	(19)	285
39	Y	33	ppm	25	(20)	40
40	Zr	165	ppm	150	(21)	180
41	Nb	20	ppm	20	(6)	20
42	Mo	1.5	ppm	1	(22, 23, 24)	2
43	Tc	—				
44	Ru	—				
45	Rh	—				
46	Pd	—				
47	Ag	0.07	ppm	0.1	(6)	0.04
48	Cd	0.2	ppm	0.2	(25, 26)	0.2
49	In	0.1	ppm	0.1	(27)	0.1

Fuente: Taylor (1964).

**2.8.1.6 Prospección geoquímica.** La aplicación práctica de los principios geoquímicos en la búsqueda de yacimientos minerales se conoce como exploración geoquímica. Implica la medición sistemática de diversos elementos en materiales geológicos que pueden recogerse fácilmente, como rocas, corrientes, suelo, agua, vegetación y vapores. El objetivo es detectar anomalías, que son un exceso de elementos por encima del rango normal y pueden indicar mineralización. El supuesto fundamental de la prospección geoquímica de yacimientos minerales es que la composición química de los materiales de la corteza terrestre variará en las proximidades de los yacimientos. (Rivera, 2007)

Se pueden distinguir cuatro pasos en la investigación geoquímica: (1) buen muestreo del material, (2) análisis de laboratorio que determina el contenido del contenido por sensibilidad, (3) control de los resultados de las pruebas con diferentes métodos

(estadísticas, fractales) y (4) interpretación de los datos obtenidos utilizando los conocimientos disponibles (mapas geológicos, imágenes de satélite, geoquímica).

La litogeoquímica (rocas, suelos, sedimentos), la hidrogeoquímica (aguas), la atmogeoquímica (gases) y la biogeoquímica (plantas) son las cuatro categorías en las que pueden clasificarse los estudios geoquímicos, en función del material muestrado.

### **2.8.2 Métodos de interpolación**

Kriging e IDW son los métodos de interpolación más frecuentemente empleados en geoquímica, ya que existen numerosas alternativas. El método kriging, un sofisticado procedimiento geoestadístico, se empleará en el presente estudio para generar una superficie estimada a partir de una colección de escasos puntos con valores z.

**2.8.2.1 Kriging.** Las herramientas de interpolación IDW (Inverse Distance Weighted Inverse) y Spline se clasifican como métodos de interpolación determinista debido a su aplicación directa de mediciones circulares o a su uso de las matemáticas para determinar la suavidad de la superficie resultante. Kriging es una técnica geoestadística que forma parte de las técnicas de interpolación. Esta técnica se basa en un análisis estadístico que incorpora la autocorrelación, una relación estadística entre las coordenadas medidas. Estos métodos geoestadísticos proporcionan un nivel de certeza o precisión en sus predicciones, además de la capacidad de generar una superficie predictiva. (ArcMap, s.f.)

La herramienta Kriging determina el arrojo de partida para cada delimitación ajustando una gala matemática a un gendarme especificado de puntos ya a todos los puntos interiormente de un efecto especificado. Las ponderaciones del método kriging vienen determinadas por el alojamiento sideral universal de los puntos medidos y el lugar de predicción. Kriging se representa mediante la fórmula siguiente: (ArcMap, s.f.)

$$z_{(s_0)} = \sum_{i=1}^N \lambda_i z_{(s_i)}$$

En el cual:

$Z(s_i)$  = El valor medido en la ubicación i.

$\lambda_i$  = Es una ponderación desconocida para el valor medido en la ubicación.  $i$

$s_0$  = La ubicación prevista.

$N$  = Se denomina el número de valores medidos.

Para realizar una predicción utilizando el método de interpolación de Kriging hay que llevar a cabo dos tareas: la primera es identificar las reglas de dependencia y la segunda es realizar las predicciones. Kriging realiza las dos tareas mediante un proceso de dos pasos: Genera una función de covarianza y un variograma para pronosticar los valores desconocidos y para determinar los valores estadísticos de dependencia. Debido a la necesidad de realizar dos tareas distintas, este procedimiento utiliza los datos dos veces: en primer lugar, para calcular la autocorrelación espacial de los datos y, en segundo lugar, para generar pronósticos.

La variografía, también conocida como análisis estructural o variografía, es el proceso de ajuste de un modelo o modelización espacial. La siguiente ecuación se emplea para generar un semivariograma empírico para todos los pares de posiciones que están separadas por distancias en un modelo espacial de la estructura de puntos de medición. (ArcMap, s.f.)

$$\text{Semivariograma (distancia)} = 0.5 \times \text{promedio} (\text{valor1} - \text{valor2})^2$$

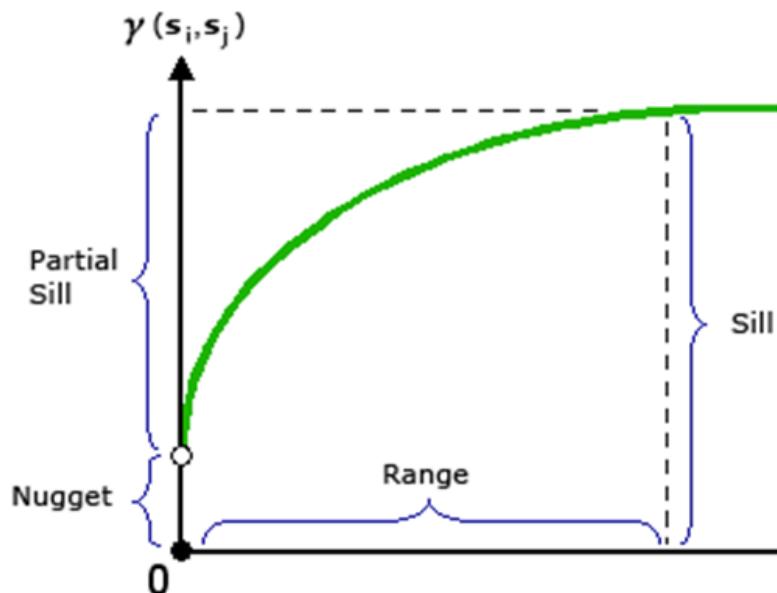
El semivariograma muestra la autocorrelación espacial entre los puntos medidos. En general, sobre puntos medidos que están muy próximos tendrán una diferencia cuadrática menor que los que están más alejados, como exemplifica un principio fundamental de la geografía (los objetos más cercanos se parecen más). Se ajusta un modelo para estas ubicaciones una vez que se han trazado todos los pares de ubicaciones después de depositarlos en un contenedor. Estos modelos suelen describirse con los términos "rango", "meseta" y "pepita". (ArcMap, s.f.)

Observará que el modelo de un semivariograma se aplana en una distancia determinada cuando lo examina. El rango sugiere la distancia a la que el modelo empieza a disminuir. Las ubicaciones de la muestra que están separadas por distancias inferiores

al rango están espacialmente auto correlacionadas, mientras que las más separadas que el rango no lo están. Los componentes del semivariograma se grafican en la Figura 32.

**Figura 32**

Componentes del semivariograma: rango, sill y nugget.



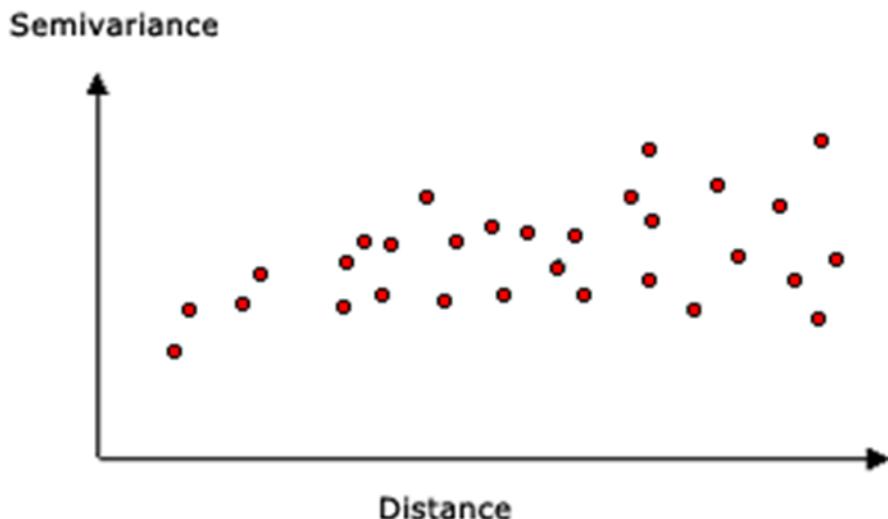
Fuente: <http://desktop.arcgis.com>

El umbral es el valor del modelo del semivariograma alcanzado en el rango (el valor en el eje Y). Un umbral parcial es la meseta que carece de nódulo. En teoría, el valor del semivariograma es cero en una distancia de umbral cero (intervalo = 0). Sin embargo, el semivariograma presenta con frecuencia un efecto pepita, es decir, un valor superior a cero, a una distancia de solera infinitamente menor. Si el eje Y es interceptado por el modelo del semivariograma en 2, la pepita es 2.

Con frecuencia, hay numerosas asociaciones de puntos, y la distancia entre cada par de lugares varía. El proceso de ordenar todos los emparejamientos puede resultar rápidamente abrumador. Los emparejamientos se agruparon en intervalos en lugar de trazar cada combinación. La Figura 33 ilustra el semivariograma empírico, que es una representación de los valores promediados del semivariograma en el eje Y, y su distancia (o intervalo) del eje X:

**Figura 33**

Ejemplo de gráfico de semivariograma empírico.



Fuente: <http://desktop.arcgis.com>.

La geometría de la curva cercana al origen tiene un impacto significativo en la predicción de valores inciertos, fenómeno que es consecuencia de la existencia de numerosos modelos de semivariograma. El pronóstico se ve influido más significativamente por los vecinos inmediatos, ya que es más pronunciado en la curva cercana al origen. En consecuencia, la superficie de salida será menos uniforme. El objetivo de cada modelo es representar con mayor precisión una variedad de fenómenos.

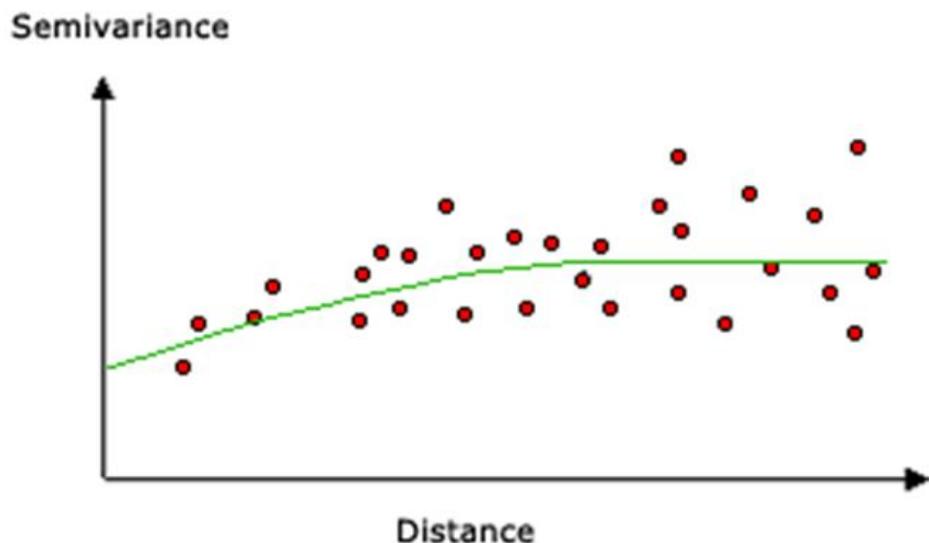
Los semivariogramas se clasifican de la siguiente manera:

- Circular
- Esférica
- Exponencial
- Gaussiana
- Lineal

En esta investigación se empleará el modelo esférico, que es el más frecuentemente empleado y el de mayor tamaño. Este modelo muestra una disminución progresiva de la correlación espacial (como un aumento de la semivarianza) hasta una distancia específica, tras la cual la autocorrelación es cero. En la Figura 34 se representa un modelo esférico del semivariograma.

**Figura 34**

Ejemplo de semivariograma de modelo esférico.



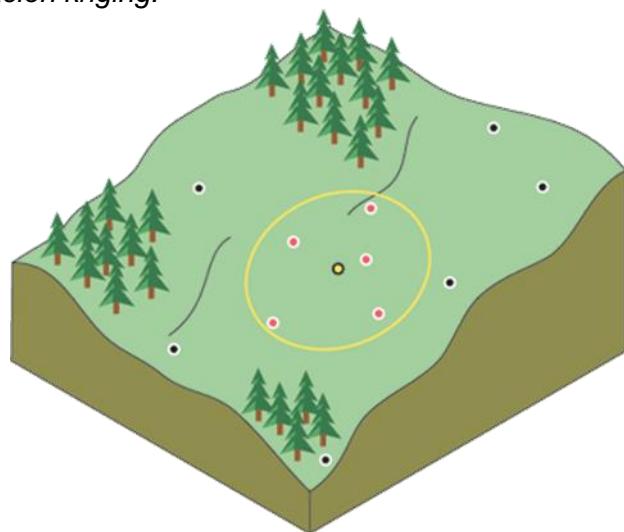
Fuente: <http://desktop.arcgis.com>.

Una vez identificada la dependencia o autocorrelación en los datos y completado el uso inicial de los mismos, se puede emplear el modelo ajustado para hacer una predicción. Posteriormente, se ignora el semivariograma empírico.

Kriging es un método que, al igual que la interpolación de distancia inversa, predice los lugares no medidos calculando pesos basados en los valores medidos en las proximidades. Además, los valores más próximos a los lugares no medidos son los que más influyen. No obstante, las ponderaciones de kriging para las ubicaciones medidas circundantes están más actualizadas que las del método de la distancia inversa. Los pesos de kriging se determinan mediante un semivariograma que se crea analizando las características espaciales de los datos, mientras que el segundo se basa en un algoritmo determinado por una distancia establecida. Para generar una superficie continua que se asemeje mucho a la interpolación de Kriging representada en la Figura 35, se generan predicciones para cada ubicación o centro de celda de la zona de estudio utilizando el semivariograma y la ubicación espacial de las mediciones, (ArcMap, s.f.).

**Figura 35**

*Ejemplo de interpolación kriging.*



Fuente: <http://desktop.arcgis.com>.

## **Capítulo III. Desarrollo del trabajo de investigación**

### **Redes neuronales artificiales en la prospección geoquímica**

Se explicará con más detalle la aplicabilidad de las redes neuronales artificiales en la prospección geoquímica en este capítulo. Se desarrollará una red neuronal artificial basada en el lenguaje de programación Python para predecir los comportamientos geoquímicos de sedimentos de quebrada. Esto permitirá la identificación y delineación de anomalías geoquímicas en el área estudiada a través de la generación de mapas de isovalores, lo que se facilitará mediante la recopilación de poblaciones geoquímicas.

La base de datos abierta publicada en el portal GEOFATMIN del Instituto Geológico Minero y Metalúrgico (INGEMMET) es la fuente de los datos geoquímicos utilizados. En el lugar donde se realizó el análisis, los datos fueron seleccionados de la subcuenca del Alto Marañón en el departamento de La Libertad. Estudios Geoquímicos Regionales de Sedimentos de Quebradas entre los Paralelos 8°-9° Sur (Cuenca de la Vertiente del Pacífico) (INGEMMET, 2007), Estudios Geoquímicos Regionales de Sedimentos de Quebradas entre los Paralelos 8°-9° Sur (Cuenca de la Vertiente del Atlántico) (INGEMMET, 2008), y Estudios Geoquímicos Regionales de las Cuenca de la Vertiente del Pacífico y del Atlántico al Norte del Paralelo 8° Sur (INGEMMET, 2012) son consistentes con los datos de sedimentos de quebradas. (Instituto Geológico, 2017)

Tras examinar los datos recogidos, se determinó que la mayor parte de los datos de los sedimentos de los barrancos (por ejemplo, Au, Ag) están por debajo del límite de detección. Los elementos seleccionados para el análisis de red neuronal artificial de los sedimentos de barranco son arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

#### **3.1 Análisis de sedimentos de quebrada**

##### **3.1.1 Procesamiento de base de datos**

Se emplearon datos de 592 investigaciones de sedimentos de quebrada realizadas por el INGEMMET (2007) en los paralelos 8° y 9° Sur, situados dentro de la zona de

estudio. La Figura 36 ilustra la distribución espacial de las muestras de sedimentos de quebrada en la zona de estudio.

Las muestras se analizaron para 31 elementos mediante el método ICP por digestión agua regia, según INGEMMET (2002). Los metales básicos Cr, Sn, W, V y Zr se extrajeron más moderadamente, mientras que los metales base Cu, Pb, Zn, Co y Ni se extrajeron cuantitativamente. La Tabla 4 muestra los 31 elementos analizados y los límites de detección.

**Tabla 4**

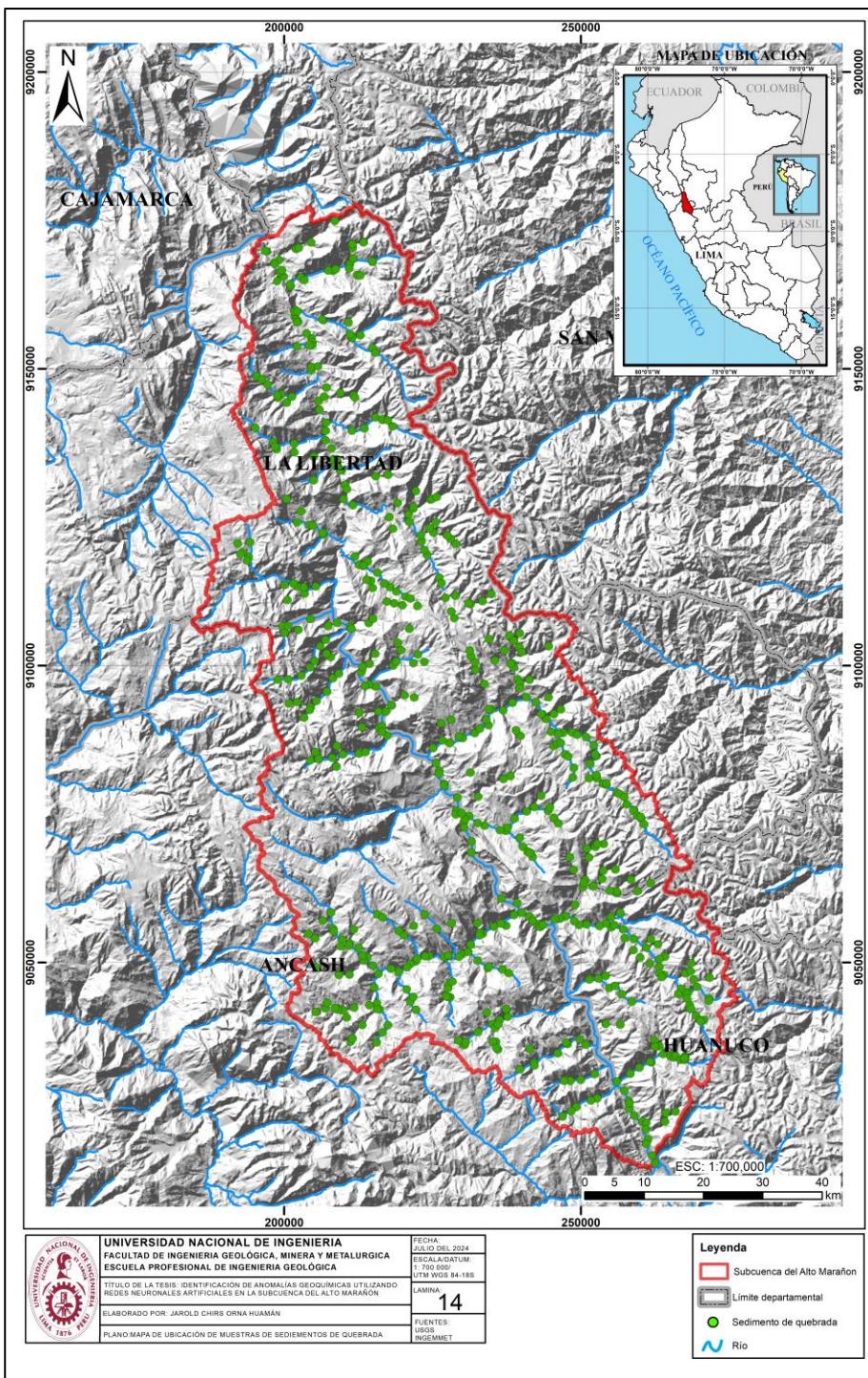
*Límites de detección de los análisis químicos en sedimentos de quebrada*

Elemento	Unidad	Valor	Elemento	Unidad	Valor
Al	%	0.01	Ni	ppm	1
Sb	ppm	5	P	%	0.01
As	ppm	3	K	%	0.01
Be	ppm	0.5	Sc	ppm	0.5
Bi	ppm	0.5	Au	ppb	10
Cd	ppm	1	Ag	ppm	0.2
Ca	%	0.01	Na	%	0.01
Cr	ppm	1	Sr	ppm	0.5
Co	ppm	1	Sn	ppm	10
Cu	ppm	0.5	Ti	%	0.01
Tl	ppm	2	W	ppm	10
Fe	%	0.01	V	ppm	2
La	ppm	0.5	Y	ppm	0.5
Pb	ppm	2	Zn	ppm	0.5
Mg	%	0.01	Zr	ppm	0.5
Mn	ppm	2	Hg	ppm	0.01
Mo	ppm	1			

Nota: Tomado del Atlas Geoquímico del Perú, 2017.

**Figura 36**

Mapa de distribución de las muestras de sedimentos de quebrada de la cuenca del Alto Marañón.



Fuente: INGEMMET.

### 3.1.2 Análisis estadístico de sedimentos de quebrada

Las 592 muestras de sedimentos de quebrada se analizaron estadísticamente para determinar los elementos seleccionados. Pero, en la publicación del INGEMMET (2002),

no muestran un control de calidad de los datos debido a que procede de diversos estudios realizados desde 1985. A la vez, no se facilita la información necesaria sobre las muestras duplicadas y los estándares para el control de calidad. Por consiguiente, el análisis estadístico se inicia partiendo del supuesto de que los datos utilizados son fiables.

La distribución de un conjunto de datos generados por el lenguaje de programación Python y la aplicación estadística Excel, se determinó mediante histogramas y gráficos Q-Q Plots

En la Tabla 5 se presenta el análisis estadístico de los elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc. Se indican la cantidad de datos, la media, la desviación típica, el valor mínimo, el percentil 25, el percentil 50, el percentil 70 y el valor máximo todos los resultados obtenidos de los análisis químicos.

Los histogramas de las distribuciones elementales de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc no muestran normalidad, como demuestra la ausencia de simetría que permitiría la formación de la curva de Gauss (Figura 37). Además, los histogramas presentan sesgos positivos y negativos.

Los elementos no presentan una distribución normal, como se muestra en la Figura 38 (Q-Q Plots). Para que pueda una distribución clasificar como normal en un gráfico Q-Q, los puntos tienen que estar muy cerca de la línea roja; de lo contrario, no pueden clasificarse como normales, (Nazrpour, Sadeghi, & Sadeghi, 2015).

### **Tabla 5**

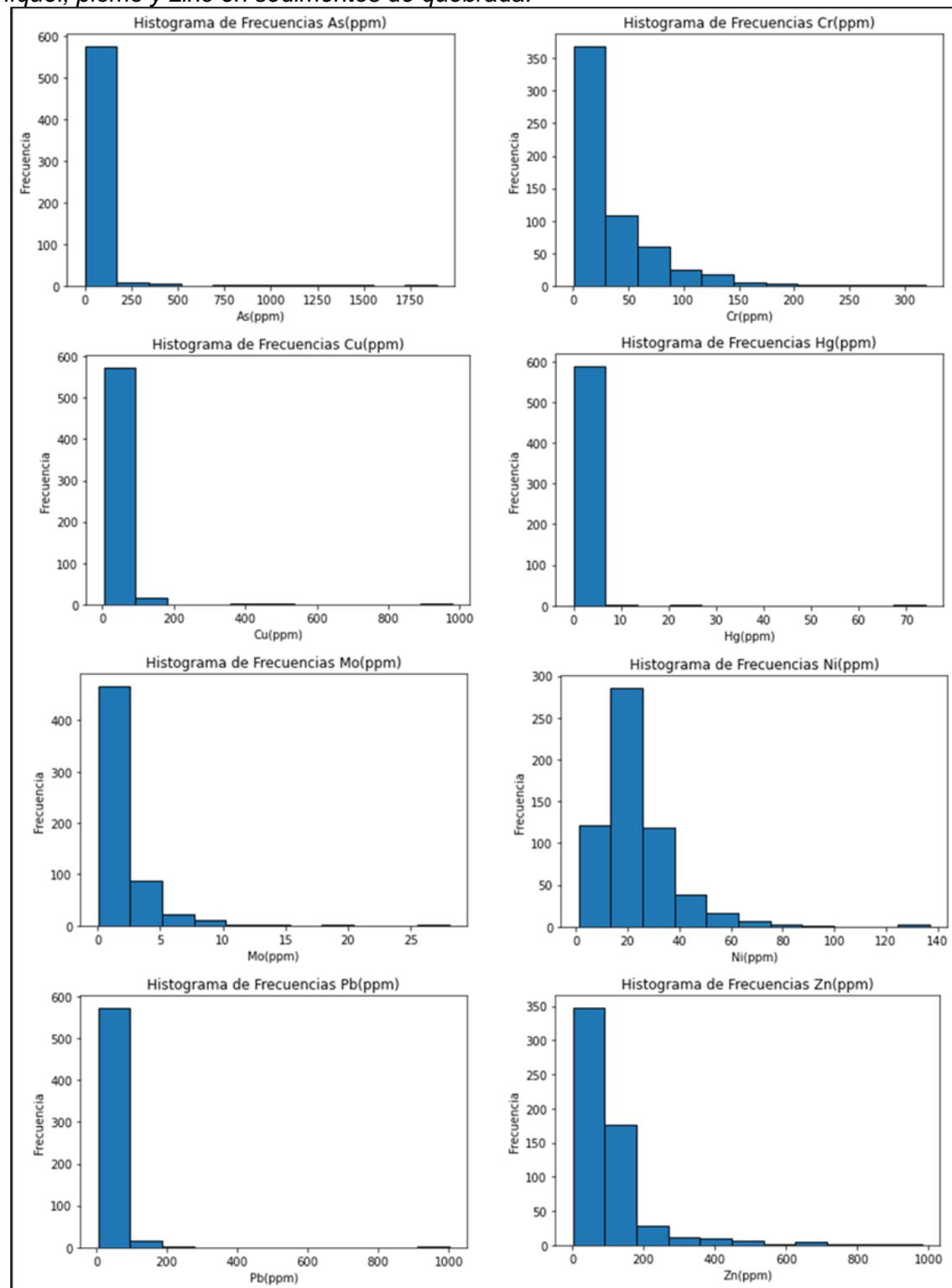
*Análisis estadístico de los elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc*

Estadísticas	As_ppm	Cr_ppm	Cu_ppm	Hg_ppb	Mo_ppm	Ni_ppm	Pb_ppm	Zn_ppm
Cantidad de datos	592	592	592	592	592	592	592	592
Media	39.02	37.58	34.4	304.34	2.016	23.24	27.16	113.54
Desviación Estándar	139.52	38.43	51.8	3237.48	2.4	14.33	46.20	122.60
Mínimo	0.15	0.21	4.2	10	0.03	1	4.28	1
25%	8	15	16.3	20	0.83	15	14.075	56
50%	14	22	25	40	1.325	20	19	81
75%	25	45.89	37.5	80	2.24	28.515	26.95	115.29

Máximo	1893	319	978.9	74100	28.1	137	1002	982
--------	------	-----	-------	-------	------	-----	------	-----

**Figura 37**

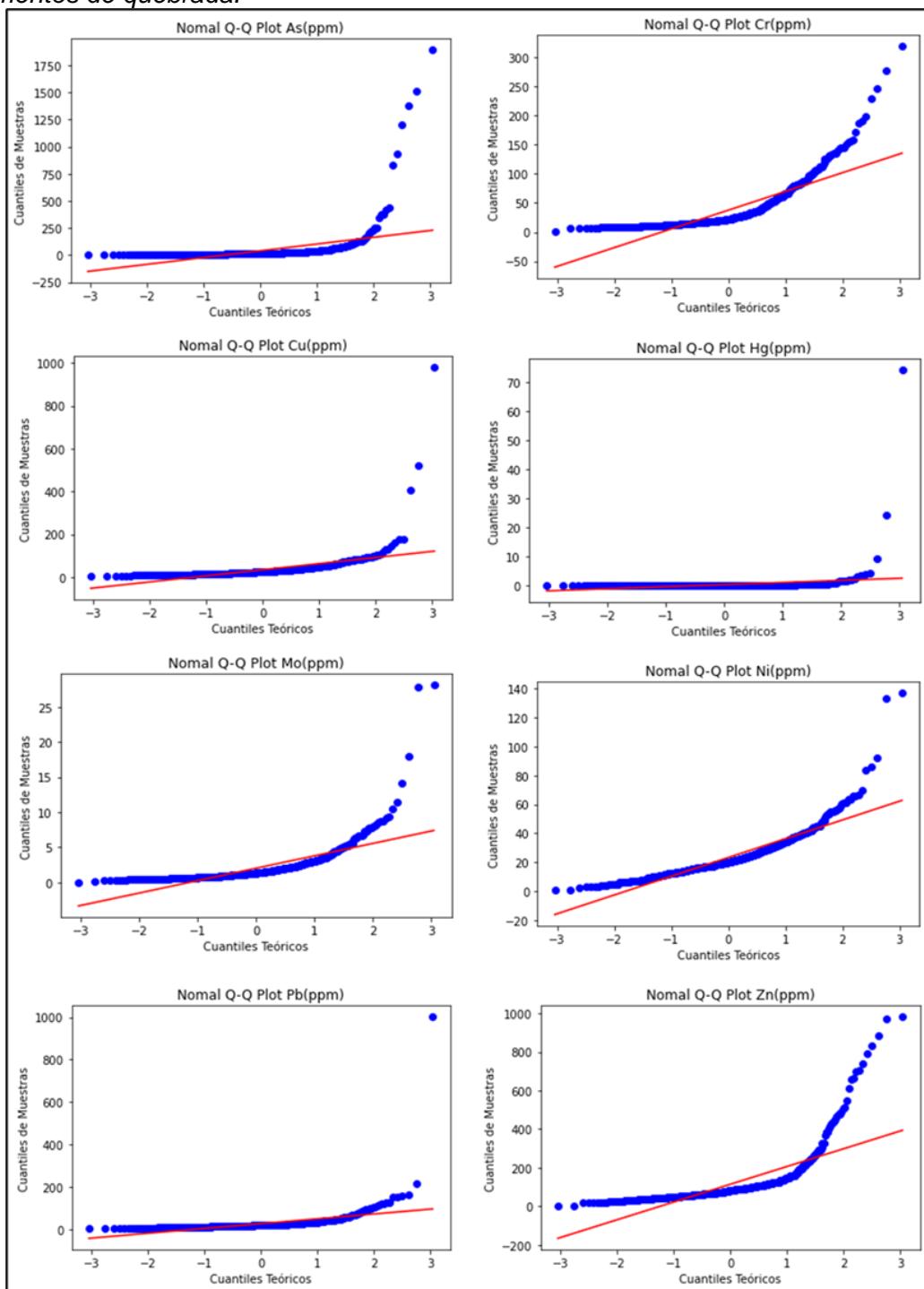
*Histogramas de distribución elemental de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 38**

Gráfico Q-Q-Plot del arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada.



Fuente: Elaboración propia

### 3.1.3 Análisis estadístico de sedimentos de quebrada convertidos en base logarítmica

Los resultados de los análisis químicos se transforman a una base logarítmica para obtener una distribución normal de elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio,

Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc. El análisis estadístico de los elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc se presenta en la Tabla 6. Se presentan la media, la desviación estándar, el mínimo, el percentil 25, el percentil 50, el percentil 70 y los valores máximos del análisis químico.

En la Figura 39 indican que los histogramas de distribución elemental en base logarítmica, de los elementos: arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. muestran una distribución normal, con la forma de la campana de Gauss, pero el elemento Hg no muestra una distribución normal, se muestra sesgada al lado izquierdo y en la Figura 40 se visualiza la gráfica Q-Q Plots en base logarítmica, en comparación a los datos sin la conversión a base logarítmica, si se observa que los datos se aproximan a la curva roja y por ello tienen una distribución normal.

En la Figura 39 se muestra los histogramas de la distribución elemental en base logarítmica. Los elementos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc, presentan una distribución normal con forma de campana de Gauss. Sin embargo, el elemento Hg no presenta una distribución normal; está sesgado hacia la izquierda. En la Figura 40 se presentan los gráficos Q-Q en base logarítmica. Cuando se comparan con los datos sin la conversión a base logarítmica, es evidente que los datos están muy cerca de la curva roja y, como resultado, tienen una distribución normal.

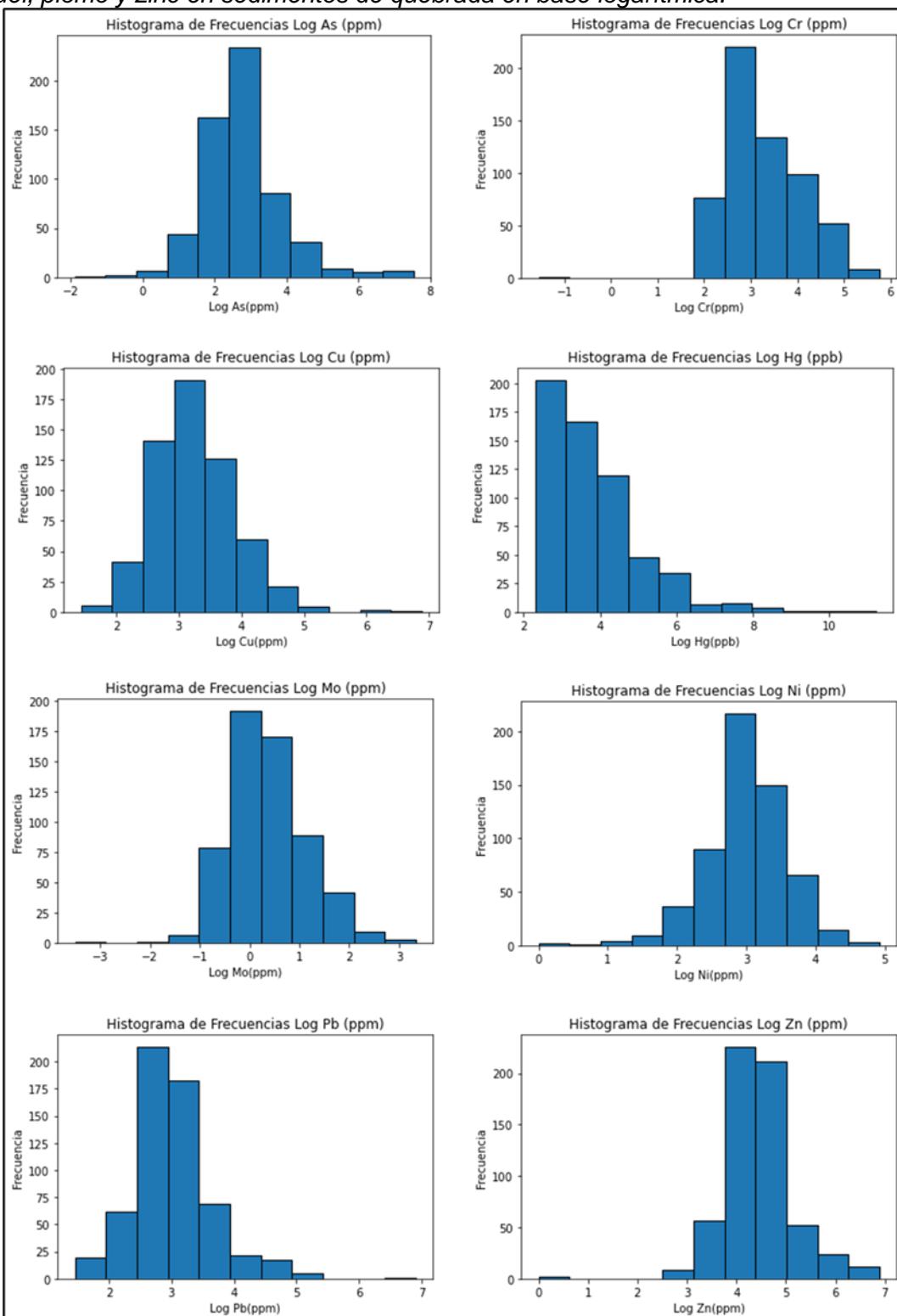
## **Tabla 6**

*Análisis estadístico de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en base logarítmica.*

Estadísticas	Log_As _ppm	Log_Cr _ppm	Log_Cu _ppm	Log_Hg _ppb	Log_Mo _ppm	Log_Ni _ppm	Log_Pb _ppm	Log_Zn _ppm
Cantidad de datos	592	592	592	592	592	592	592	592
Media	2.72	3.27	3.26	3.79	0.36	2.98	3.03	4.44
Desviación Estándar	1.08	0.81	0.65	1.30	0.78	0.60	0.62	0.72
Mínimo	-1.90	-1.56	1.44	2.30	-3.51	0.00	1.45	0.00
25%	2.08	2.71	2.79	3.00	-0.19	2.71	2.64	4.03
50%	2.64	3.09	3.22	3.69	0.28	3.00	2.94	4.39
75%	3.22	3.83	3.62	4.38	0.81	3.35	3.29	4.75
Máximo	7.55	5.77	6.89	11.21	3.34	4.92	6.91	6.89

**Figura 39**

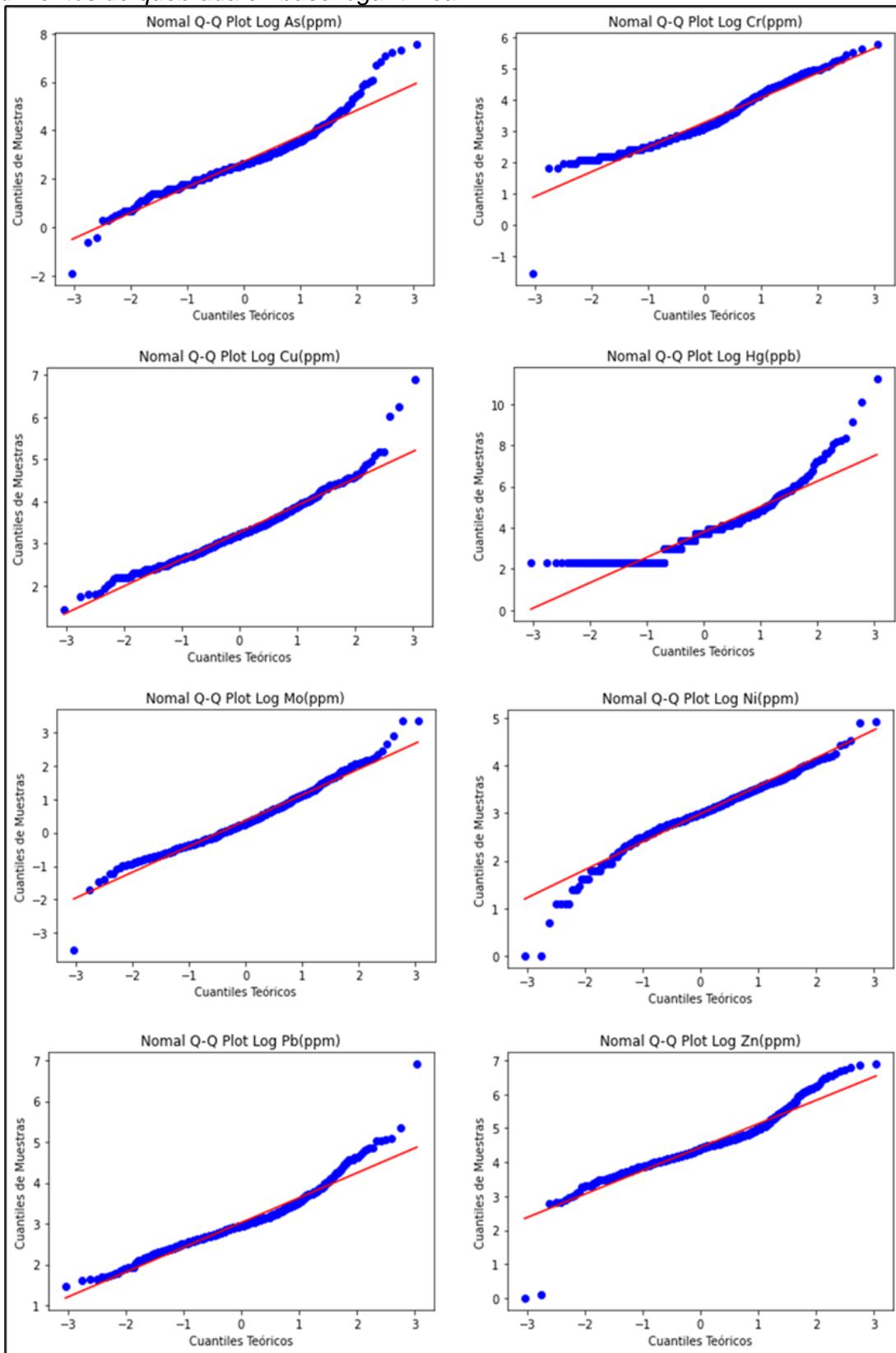
*Histogramas de distribución elemental de arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada en base logarítmica.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 40**

Gráfico QQ-Plot del arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc en sedimentos de quebrada en base logarítmica.



Fuente: Elaboración propia

### **3.1.4 Análisis de umbrales y anomalías**

Los parámetros geoquímicos de cada elemento, incluidos el valor de fondo, los umbrales y las anomalías, se determinan convirtiendo los datos a una base logarítmica, a partir de las estadísticas descriptivas, la media y la desviación estándar de los datos normalizados. Esto servirá como punto de referencia para la novedosa metodología que implementa esta investigación. (Santa Cruz, 2021)

Los parámetros geoquímicos calculan, según los siguientes cálculos:

- Valor de fondo = Media aritmética
- Umbral 1 = Media + 1 desviación estándar
- Umbral 2 = Media + 2 desviaciones estándar
- Umbral 3 = Media + 3 desviaciones estándar

Con el cálculo de los umbrales 1, 2 y 3 se determina tres tipos de anomalías, según los siguientes rangos:

- Anomalía débil = valores entre Umbral 1 y Umbral 2
- Anomalía moderada = valores entre Umbral 2 y Umbral 3
- Anomalía fuerte = valores mayores a Umbral 3

En la Tabla 7 se indican los tres tipos anómalos con los rangos mínimo y máximo.

**Tabla 7**

*Valores mínimo y máximo de las anomalías.*

Elemento	As		Cr		Cu		Hg		Mo		Ni		Pb		Zn	
	Min	Max														
Anomalía débil	3.81	4.89	4.08	4.89	3.91	4.56	5.09	6.39	1.14	1.91	3.58	4.18	3.65	4.28	5.16	5.87
Anomalía moderada	4.89	5.98	4.89	5.70	4.56	5.21	6.39	7.69	1.91	2.69	4.18	4.77	4.28	4.90	5.87	6.59
Anomalía fuerte	5.98	10.00	5.70	10.00	5.21	10.00	7.69	10.00	2.69	10.00	4.77	10.00	4.90	10.00	6.59	10.00

Según el rango de las anomalías en los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, se categoriza según los tipos:

- Tipo 1: Sin Anomalía
- Tipo 2: Anomalía débil
- Tipo 3: Anomalía moderada
- Tipo 4: Anomalía fuerte

En la tabla 8 se muestra las cantidades de datos según el tipo de anomalías mencionadas.

**Tabla 8**

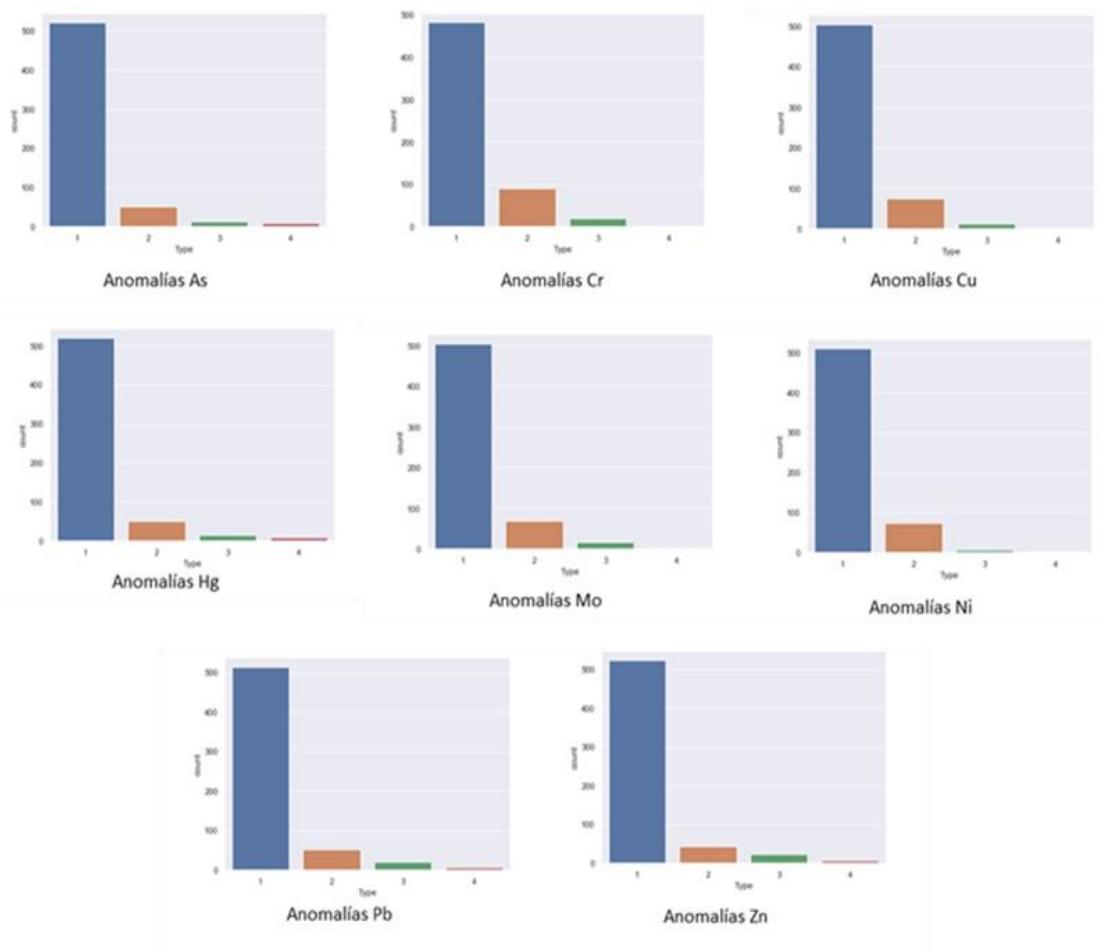
*Cantidad de datos según el tipo de anomalía*

Elemento	As	Cr	Cu	Hg	Mo	Ni	Pb	Zn
	Cantidad							
Sin Anomalía	520	481	503	519	503	509	512	522
Anomalía débil	51	90	74	51	69	74	53	42
Anomalía moderada	13	20	12	14	17	7	21	22
Anomalía fuerte	8	1	3	8	3	2	6	6
<b>Total</b>	<b>592</b>							

La información del tipo de anomalía según el elemento se usará dentro del diseño de la red neuronal artificial. El campo Tipo será el parámetro para entrenar y predecir por la red neuronal artificial. En la Figura 41 se muestra el histograma del tipo de anomalía por elemento.

**Figura 41**

*Tipo de anomalía para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, en sedimentos de quebrada.*

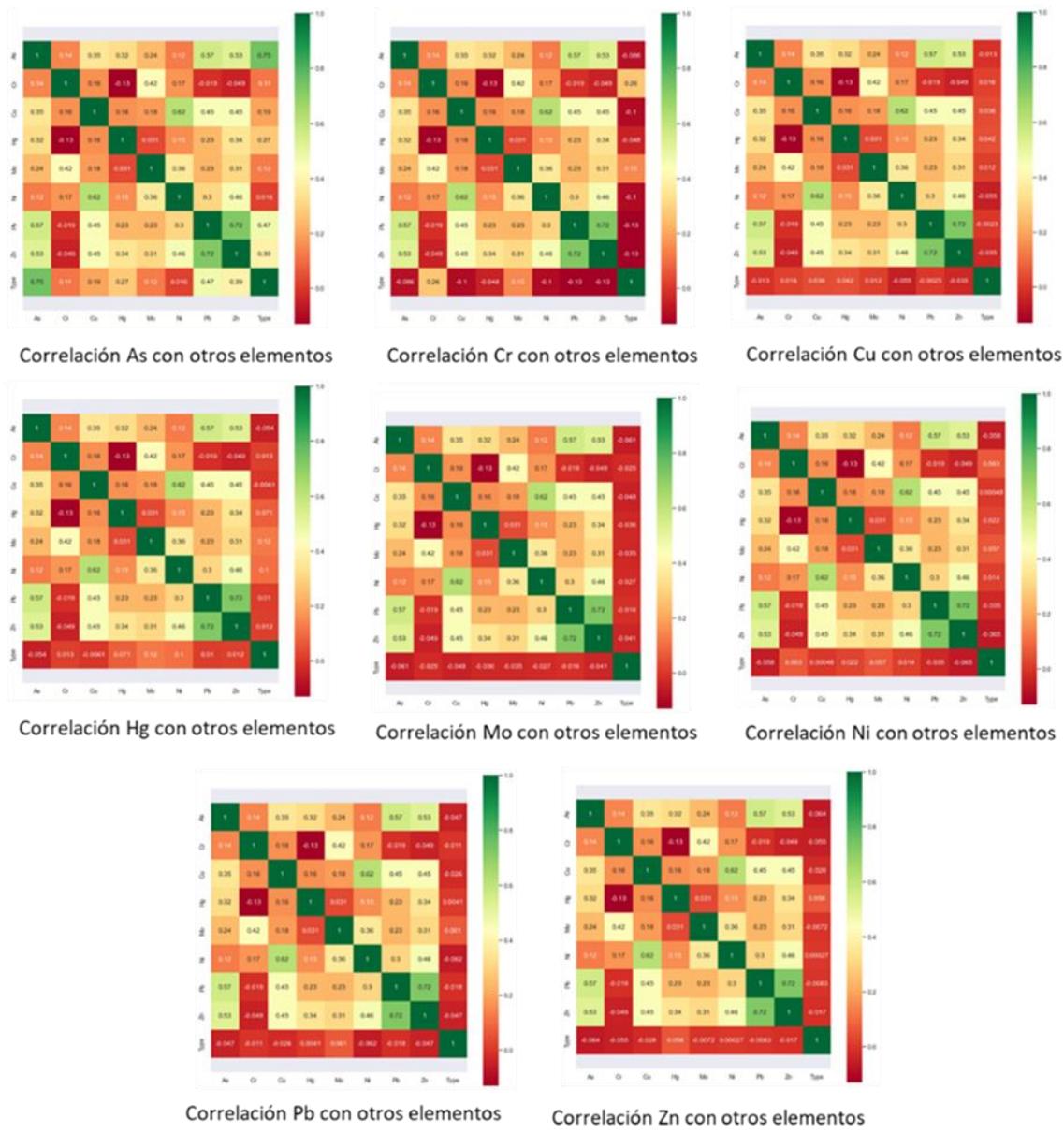


Fuente: Elaboración propia

Además, se utilizará el parámetro de correlación entre el elemento a analizar y los tipos de anomalías de este con la información obtenida de los geoquímicos de los demás elementos. En la Figura 42 se evidencia la correlación de cada elemento con el resto de los elementos en el campo de tipo de anomalía.

**Figura 42**

Correlación entre elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, en sedimentos de quebrada según el tipo de anomalía.



Fuente: Elaboración propia

### 3.2 Redes neuronales artificiales en los sedimentos de quebrada

#### 3.2.1 Diseño de las redes neuronales artificiales

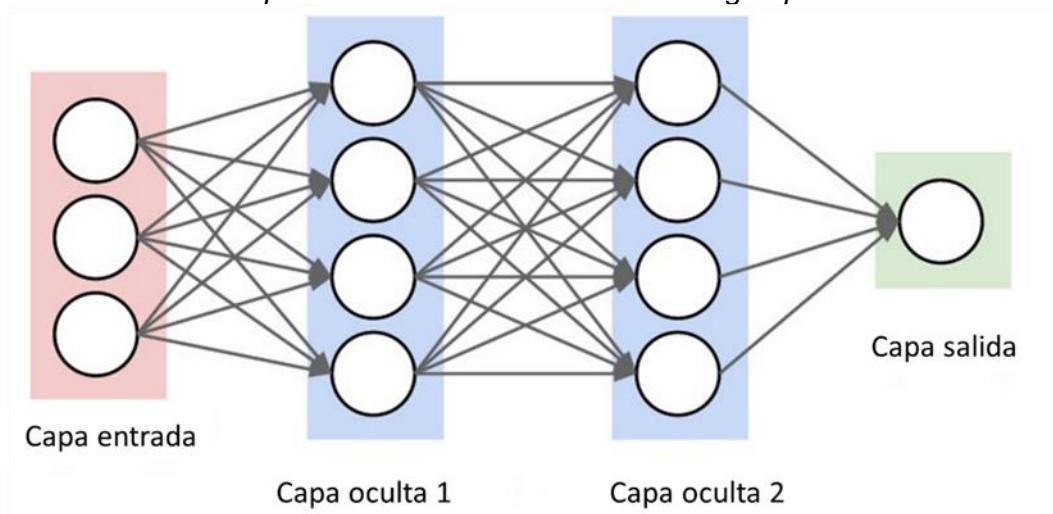
Una red neuronal artificial de 55 neuronas con dos capas ocultas tiene por objeto identificar las distintas categorías de anomalías geoquímicas detectadas. La función de activación Softmax y la Validación Cruzada se implementaron para implementar la red neuronal artificial de Clasificación Multiclasa para este objetivo. Con el fin de determinar la

predicción más precisa de las anomalías geoquímicas, se implementan cincuenta iteraciones. Se utilizan 473 datos para el ejercicio de la red neuronal artificial, mientras que 119 datos se utilizan para la validación de la predicción, de los 592 datos por elemento.

En la Figura 43 se grafica de manera esquemática el diseño de las redes neuronales artificiales en busca de anomalías geoquímicas.

**Figura 43**

*Diseño de red neuronal para la identificación de anomalías geoquímicas.*



Fuente: Elaboración propia

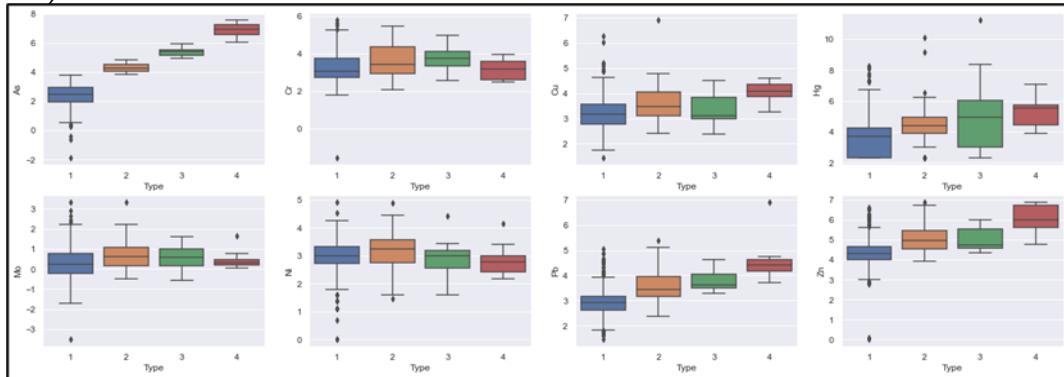
### **3.2.2 Compilación y ajuste de las redes neuronales artificiales**

Para compilar y modificar la red neuronal artificial desarrollada, se identifican valores atípicos (outliers) en la gráfica de box-plot para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. Para ello se identifican las anomalías y la correlación entre los elementos. El rango intercuartílico se emplea para el análisis estadístico de los valores atípicos. Este término se refiere a la diferencia entre el 3er y el 1er cuartil de la distribución de cada elemento por tipo de anomalía.

La Figura 44 muestra la gráfica de box-plot con valores outliers y la Figura 45 muestra la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento arsénico.

**Figura 44**

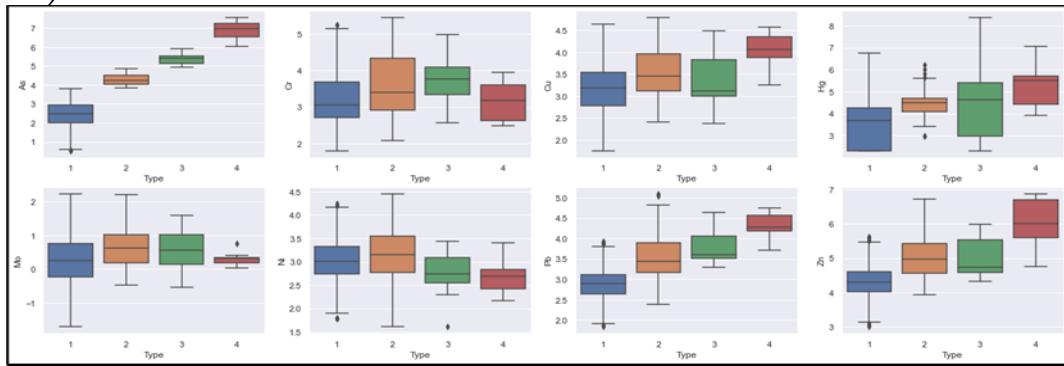
Gráfico box-plot de arsénico con identificación de anomalías y la correlación de los elementos Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 45**

Gráfico box-plot de arsénico con identificación de anomalías y la correlación de los elementos cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc (Eliminación de outliers).

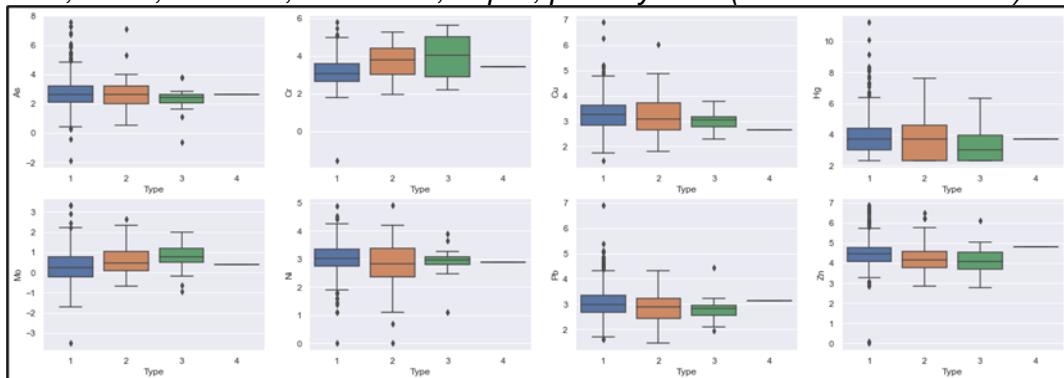


Fuente: Elaboración propia

En la Figura 46 se representa la gráfica de box-plot con los valores outliers. La Figura 47 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento cromo.

**Figura 46**

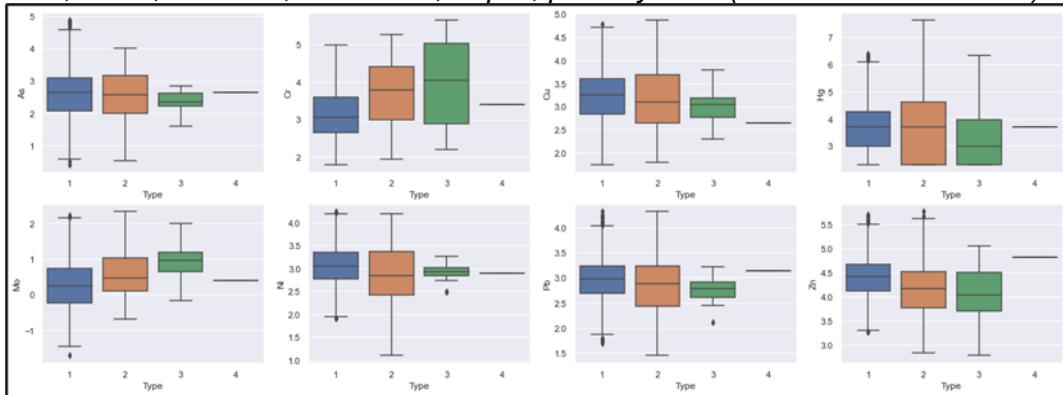
Gráfico box-plot de cromo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 47**

Gráfico box-plot de cromo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers)

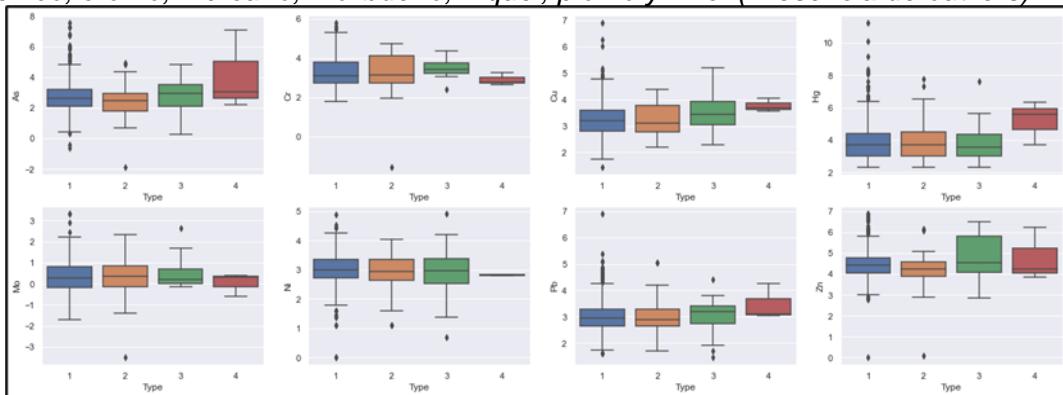


Fuente: Elaboración propia

La Figura 48 representa la gráfica de box-plot con valores outliers: la Figura 49 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento Cobre.

**Figura 48**

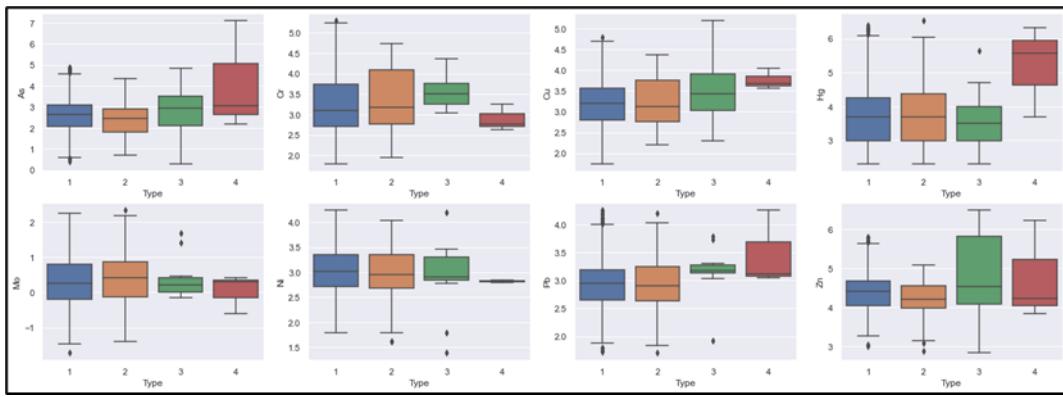
Gráfico box-plot de cobre con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 49**

Gráfico box-plot de cobre con identificación de anomalías y la correlación de los elementos. arsénico, cromo, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers)

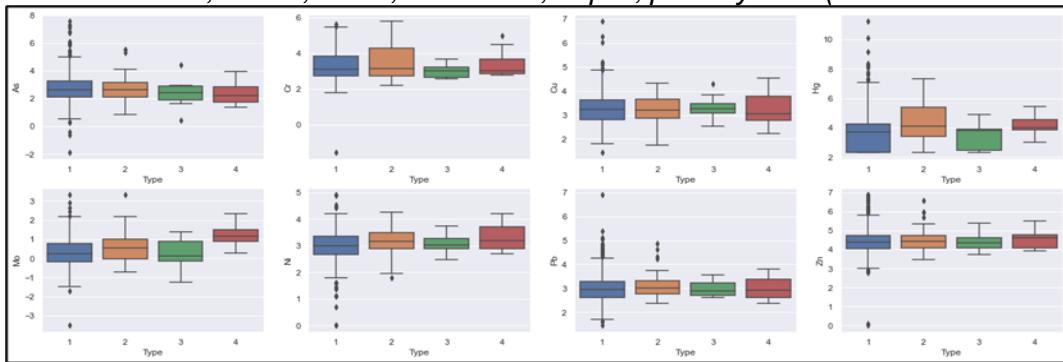


Fuente: Elaboración propia

La Figura 50 representa la gráfica de box-plot con los valores outliers; la Figura 51 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento mercurio.

**Figura 50**

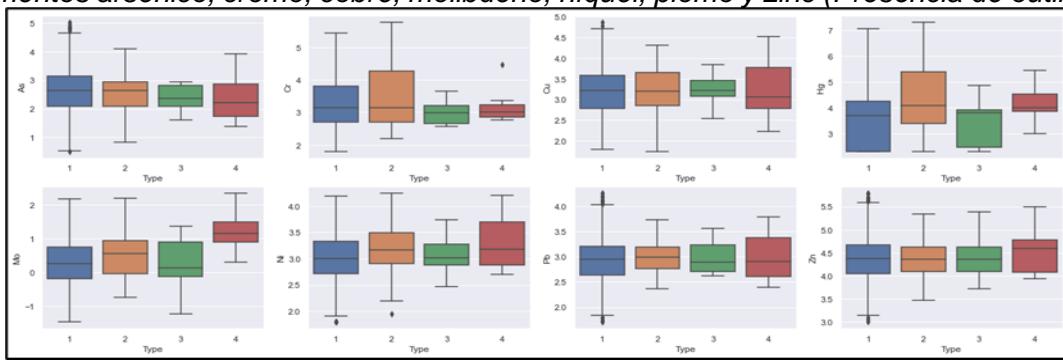
Gráfico box-plot de mercurio con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, molibdeno, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 51**

Gráfico box-plot de mercurio con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, molibdeno, níquel, plomo y zinc (Presencia de outliers).

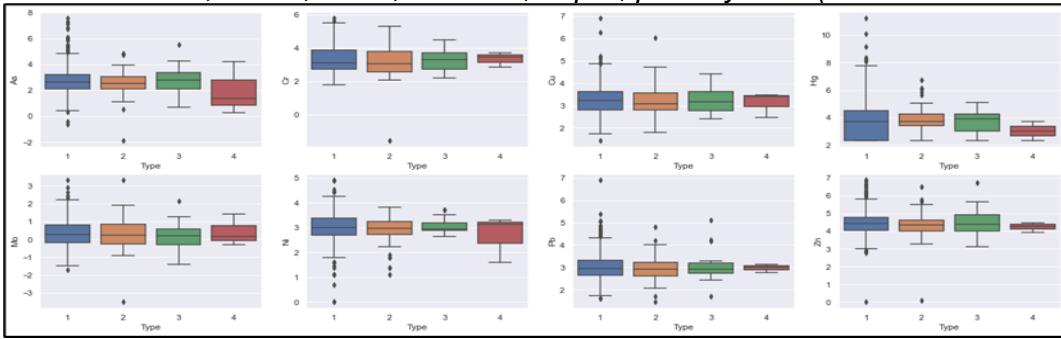


Fuente: Elaboración propia

La Figura 52 representa la gráfica de box-plot con los valores outliers, la Figura 53 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento molibdeno.

**Figura 52**

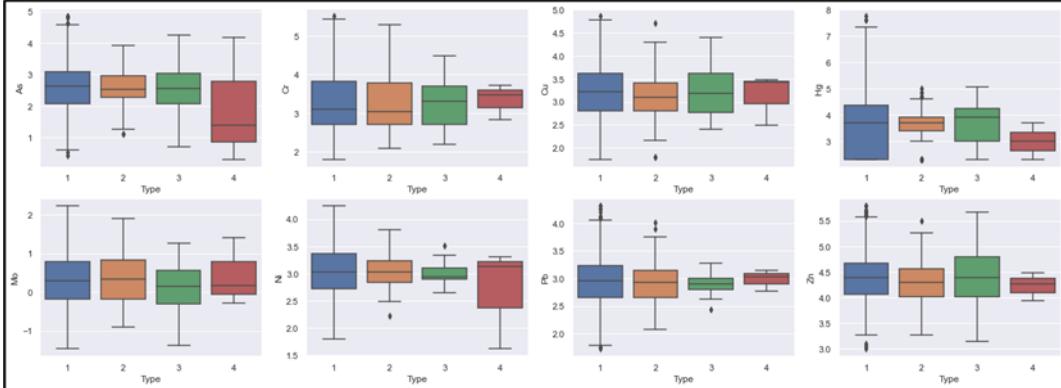
Gráfico box-plot de molibdeno con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, níquel, plomo y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 53**

Gráfico box-plot de molibdeno, con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, níquel, plomo y zinc. (Eliminación de outliers).

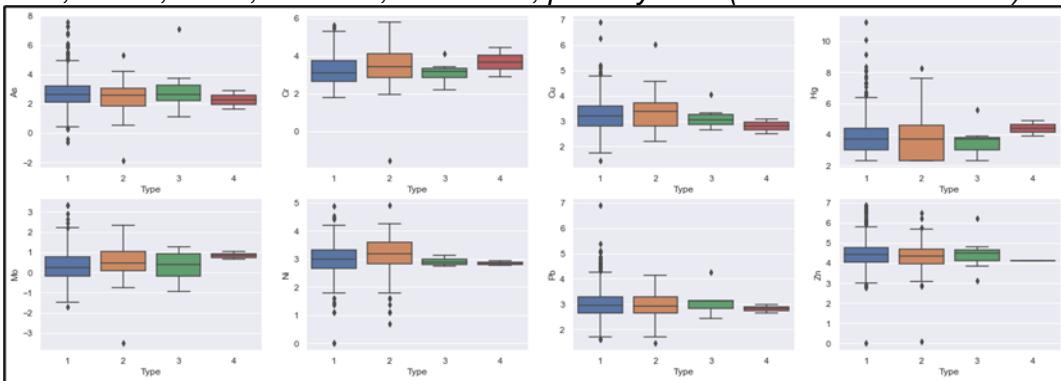


Fuente: Elaboración propia

La Figura 54 representa la gráfica de box-plot con los valores outliers, la Figura 55 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento níquel.

**Figura 54**

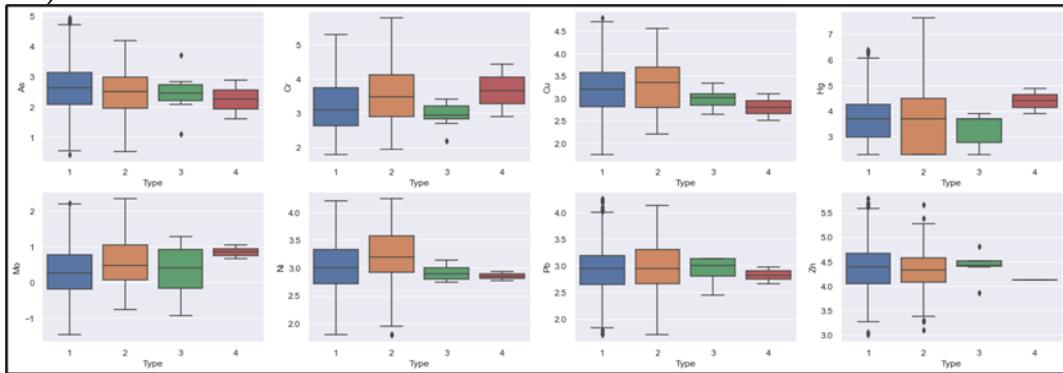
Gráfico box-plot de níquel con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, plomo y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 55**

Gráfico box-plot de níquel, con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, plomo y zinc. (Eliminación de outliers)

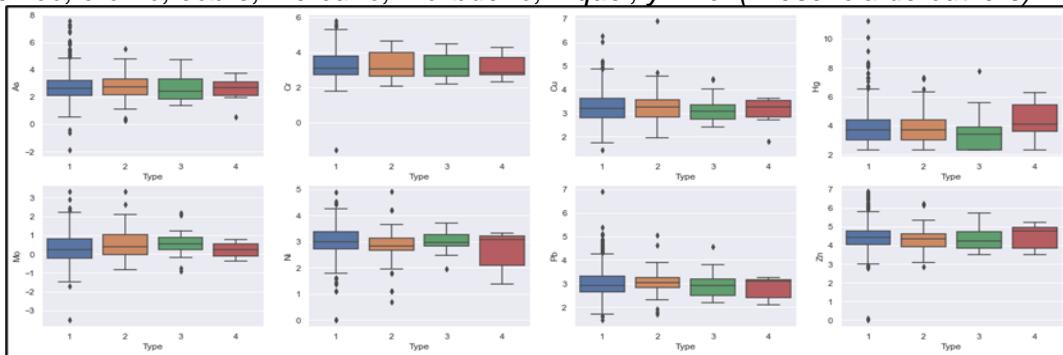


Fuente: Elaboración propia

La Figura 56 representa la gráfica de box-plot con los valores outliers y la Figura 57 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento plomo.

**Figura 56**

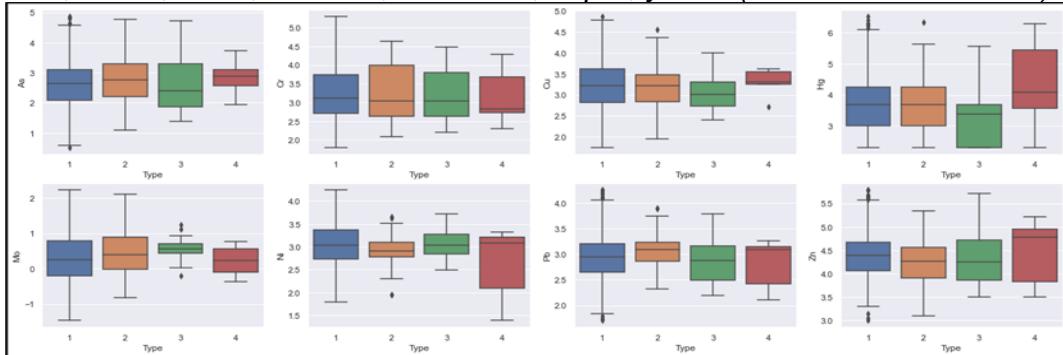
Gráfico box-plot de Plomo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, y zinc. (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 57**

Gráfico box-plot de Plomo con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, y zinc. (Eliminación de outliers).

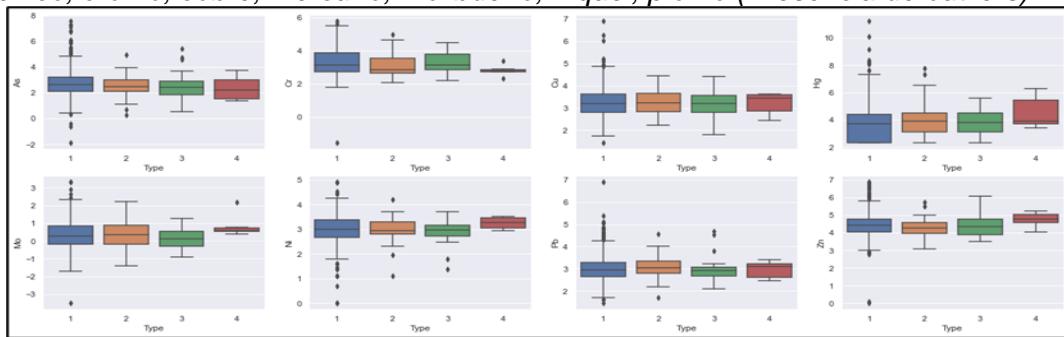


Fuente: Elaboración propia

La Figura 58 representa la gráfica de box-plot con los valores outliers y la Figura 59 representa la gráfica de box-plot sin los valores outliers para el elemento zinc.

**Figura 58**

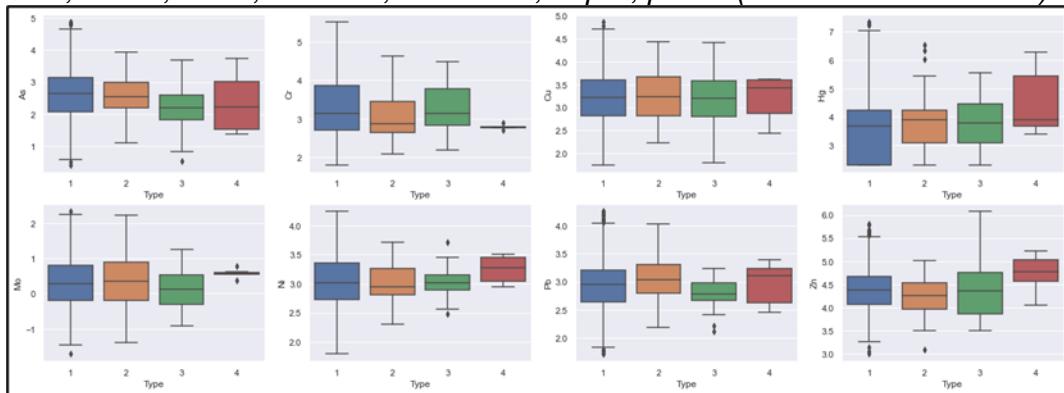
Gráfico box-plot de zinc con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo (Presencia de outliers).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 59**

Gráfico box-plot de zinc. con identificación de anomalías y la correlación de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo (Eliminación de outliers).



Fuente: Elaboración propia

### 3.2.3 Evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales

Los conceptos de precisión, recall, f1-score, macromedia y media ponderada se emplean para evaluar y pronosticar las redes neuronales artificiales que se han instalado para detectar anomalías geoquímicas.

La definición de precisión se define como de todas las predicciones positivas que hice, ¿cuántas de ellas son verdaderamente positivas? Y se calcula de la siguiente manera:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Número de verdaderos positivos}}{\text{Verdaderos positivos} + \text{falsos positivos}}$$

La definición de recall se define como de todos los ejemplos positivos reales que existen, ¿cuántos de ellos predice correctamente que eran positivos? Y se calcula de la siguiente manera:

$$Recall = \frac{\text{Número de verdaderos positivos}}{\text{Verdaderos positivos} + \text{falsos negativos}}$$

La definición de f1-score sirve para evaluar el rendimiento del modelo de manera integral, debemos examinar tanto la precisión como recall. El f1-score sirve como una métrica útil que los considera a ambos. Y se calcula de la siguiente manera:

$$f1 - score = 2 * \frac{\text{Precisión} * \text{Recall}}{\text{Precisión} + \text{Recall}}$$

Y Si lo expresamos en términos de verdadero positivo, falso positivo y falso negativo, obtenemos esta ecuación:

$$f1 - score = \frac{\text{verdadero positivo}}{\text{verdadero positivo} + \frac{1}{2}(\text{falso positivo} + \text{falso negativo})}$$

La definición de macro average se determina calculando la media aritmética (también denominada media no ponderada) de todas las puntuaciones F1 por clase. Independientemente de sus valores de apoyo, este enfoque aplica las mismas normas a todas las clases.

La definición de weighted average se calcula tomando la media de todos los puntajes F1 por clase y considerando el apoyo de cada clase. El "peso" es fundamentalmente la proporción de apoyo de cada clase en relación con la suma de todos los valores de apoyo.

Se decidió utilizar la precisión como métrica de rendimiento y evaluación de la red neuronal artificial, dado a los datos de los elementos químicos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, tienen una distribución no normalizada. Se pretende que esta métrica sea fácilmente comprensible, independientemente de la clase.

La Tabla 9 muestra los resultados obtenidos de la evaluación de las redes neuronales artificiales implementadas.

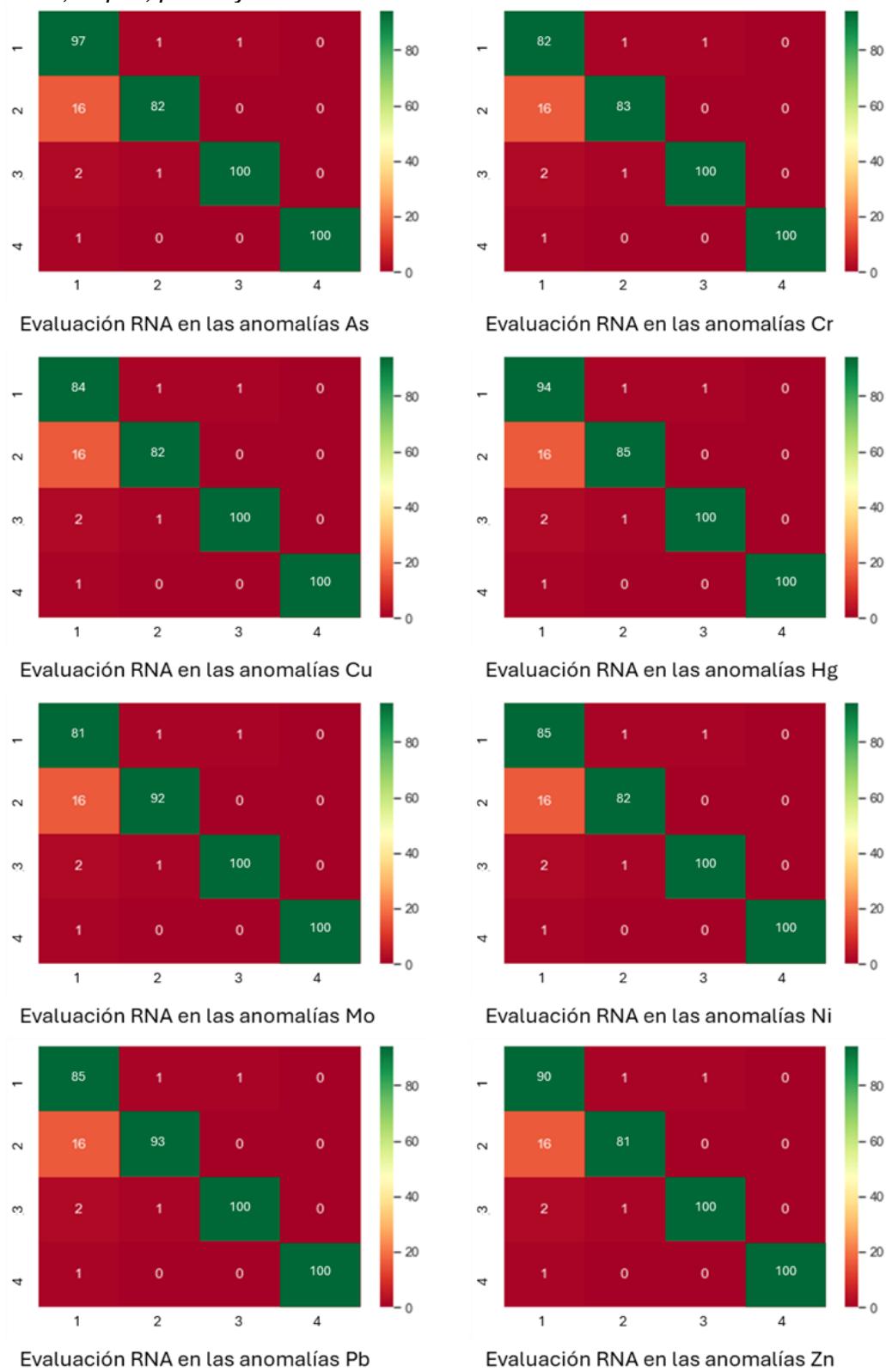
**Tabla 9***Resultados de la evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales.*

Elemento	Tipo Anomalía	Precision	Recall	F1-score	Elemento	Tipo Anomalía	Precision	Recall	F1-score
As	1	0.97	1	0.99	Mo	1	0.81	1	0.9
	2	0.82	0.75	0.78		2	0.92	0.06	0.11
	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
	Macro avg	0.95	0.77	0.82		Macro avg	0.6	0.35	0.33
	Weighted avg	0.96	0.96	0.95		Weighted avg	0.81	0.82	0.74
	1	0.82	0.97	0.89		1	0.85	1	0.92
	2	0.83	0.11	0.16		2	0.82	0.06	0.12
	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
Cr	Macro avg	0.29	0.27	0.26	Ni	Macro avg	0.46	0.27	0.26
	Weighted avg	0.72	0.8	0.74		Weighted avg	0.85	0.85	0.79
	1	0.84	0.96	0.9		1	0.85	1	0.92
	2	0.82	0.06	0.1		2	0.93	0	0
	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
	Macro avg	0.35	0.34	0.33		Macro avg	0.21	0.25	0.23
	Weighted avg	0.73	0.82	0.77		Weighted avg	0.72	0.85	0.78
	1	0.94	1	0.97	Pb	1	0.9	1	0.95
	2	0.85	0.2	0.33		2	0.81	0	0
Cu	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
	Macro avg	0.35	0.34	0.33		Macro avg	0.21	0.25	0.23
	Weighted avg	0.73	0.82	0.77		Weighted avg	0.72	0.85	0.78
	1	0.84	0.96	0.9		1	0.85	1	0.92
	2	0.82	0.06	0.1		2	0.93	0	0
	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
	Macro avg	0.35	0.34	0.33		Macro avg	0.21	0.25	0.23
	Weighted avg	0.73	0.82	0.77		Weighted avg	0.72	0.85	0.78
Hg	1	0.94	1	0.97	Zn	1	0.9	1	0.95
	2	0.85	0.2	0.33		2	0.81	0	0
	3	1	0.33	0.5		3	1	0.33	0.5
	4	1	1	1		4	1	1	1
	Macro avg	0.49	0.3	0.33		Macro avg	0.22	0.25	0.24
	Weighted avg	0.92	0.94	0.92		Weighted avg	0.81	0.9	0.85

La exactitud de las predicciones realizadas por las redes neuronales artificiales implementadas para la detección de anomalías geoquímicas es muy precisa, como lo demuestran los 119 datos seleccionados para la validación, que han sido corroborados, con valores superiores a 0,6 para los elementos químicos Arsénico, Cromo, Cobre, Mercurio, Molibdeno, Níquel, Plomo y Zinc para cada tipo de anomalía. Además, se generan mapas térmicos por elementos para evaluar y pronosticar las redes neuronales artificiales implementadas, como se evidencia en la Figura 60.

**Figura 60**

Mapas de calor para la evaluación de las predicciones de las redes neuronales artificiales de las anomalías geoquímicas de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.



Fuente: Elaboración propia

### **3.3 Análisis geoestadístico con los resultados de las redes neuronales**

Con los resultados de la predicción de las redes neuronales artificiales para los 592 datos de los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc, se realiza variogramas experimentales para los análisis geoestadísticos y definir las zonas de anomalías geoquímicas por en cada elemento químico. Para los análisis geoestadísticos se utiliza el paquete del leguaje de Python llamado pykrige. ok3d, en el cual se define los variogramas con el tipo de modelo esférico para cada elemento químico.

En la Tabla 10 se representa los valores para la construcción de los variogramas experimentales de los elementos químicos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc. En la Figura 61 se muestra los resultados de los variogramas experimentales para los elementos químicos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

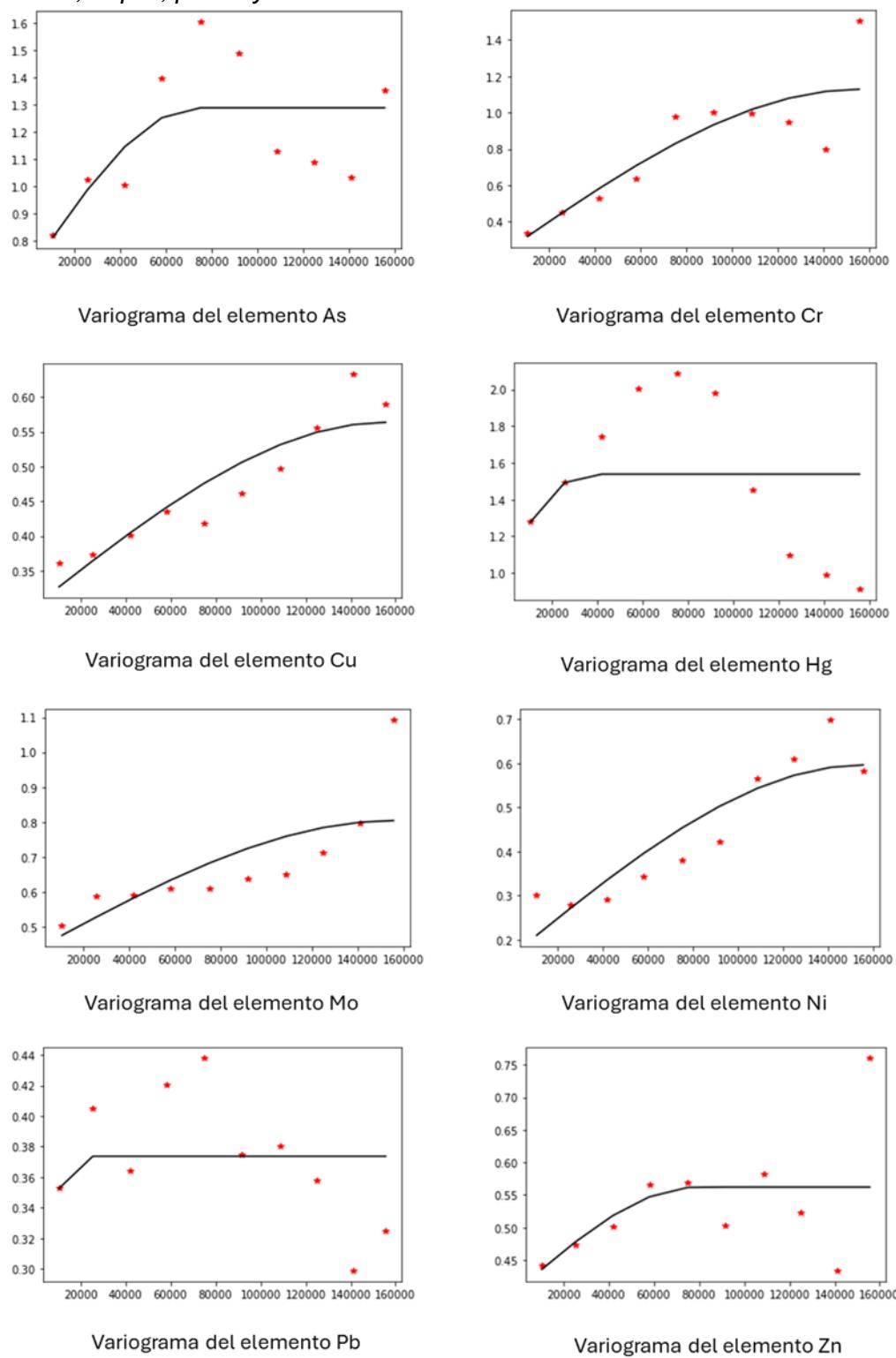
**Tabla 10**

*Resultados de la evaluación y predicción de las redes neuronales artificiales.*

Elementos	As (ppm)	Cr (ppm)	Cu (ppm)	Hg (ppb)	Mo (ppm)	Ni (ppm)	Pb (ppm)	Zn (ppm)
Parcial Sill	0.60	0.90	0.26	0.46	0.37	0.43	0.12	0.16
Full Sill	1.29	1.13	0.56	1.54	0.80	0.60	0.37	0.56
Range	73354.07	155563.60	155563.60	34960.11	155563.60	155563.60	16637.46	78834.96
Nugget	0.68	0.23	0.30	1.08	0.44	0.17	0.26	0.40

**Figura 61**

Variogramas experimentales para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

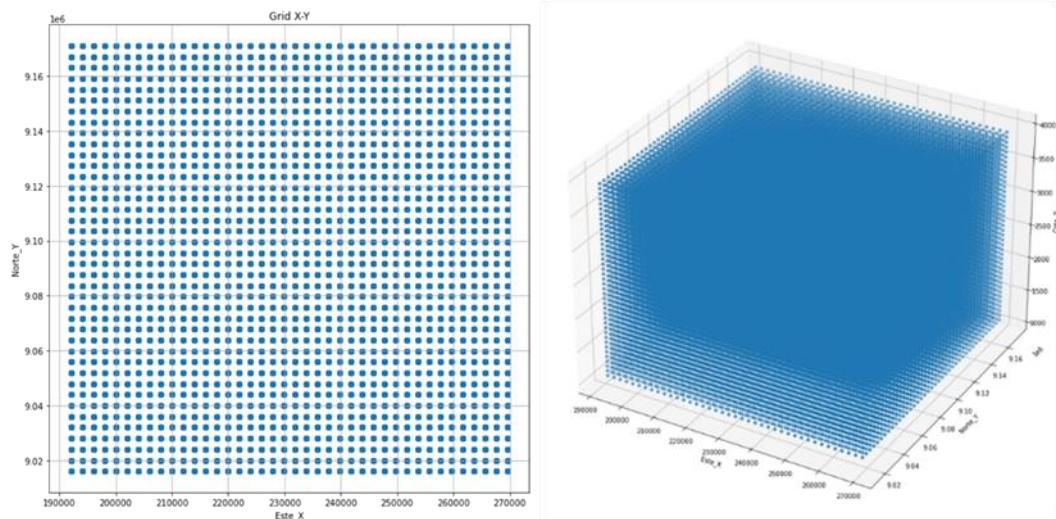


Fuente: Elaboración propia

Para realizar las interpolaciones utilizando el método de kriging, se realiza una malla de 40 m. x 40 m. x 40 m. para los tres ejes. La Figura 62 muestra una vista en planta de la malla para interpolación y una vista isométrica de la malla de interpolación.

**Figura 62**

*Vista en planta y vista isométrica de la malla para la interpolación por kriging.*

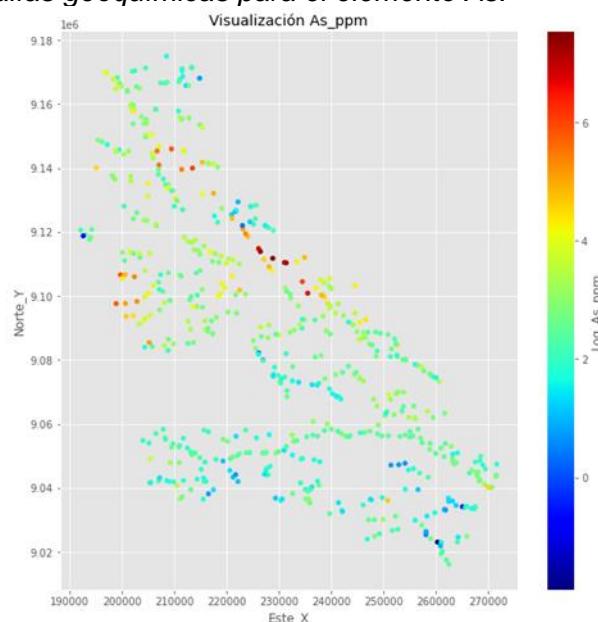


Fuente: Elaboración propia

Desde la Figura 63 hasta la Figura 70 se muestra los resultados de la detección de las anomalías geoquímicas utilizando las redes neuronales artificiales para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

**Figura 63**

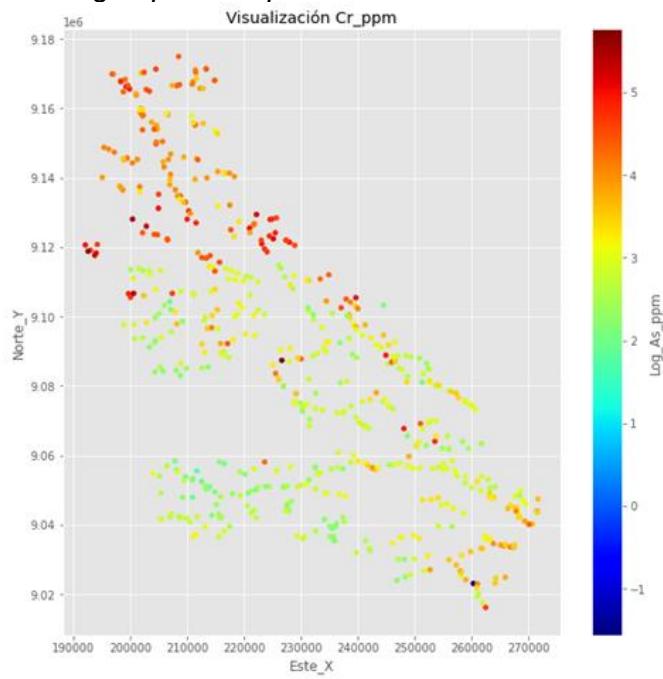
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento As.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 64**

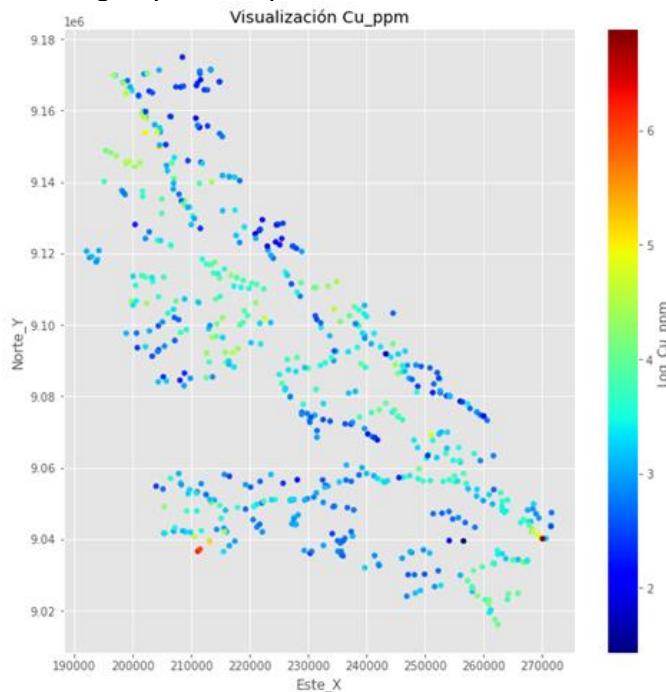
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Cu.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 65**

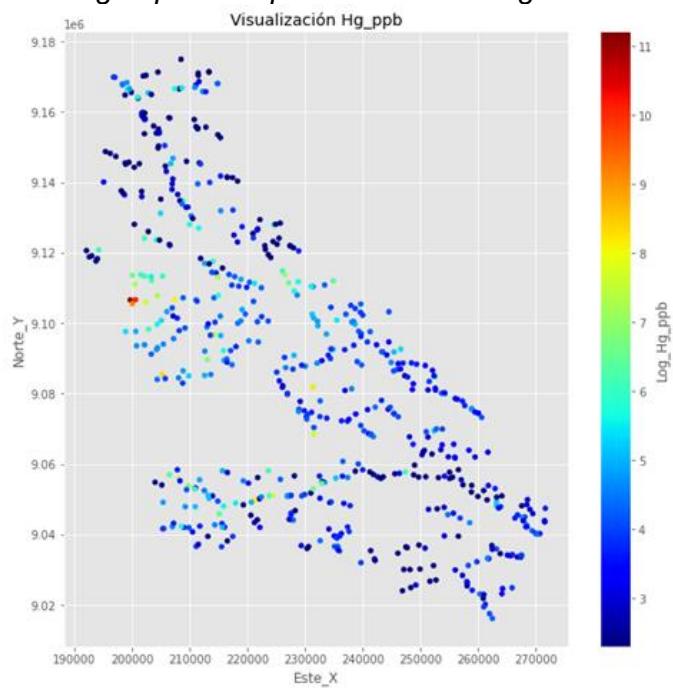
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Cr.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 66**

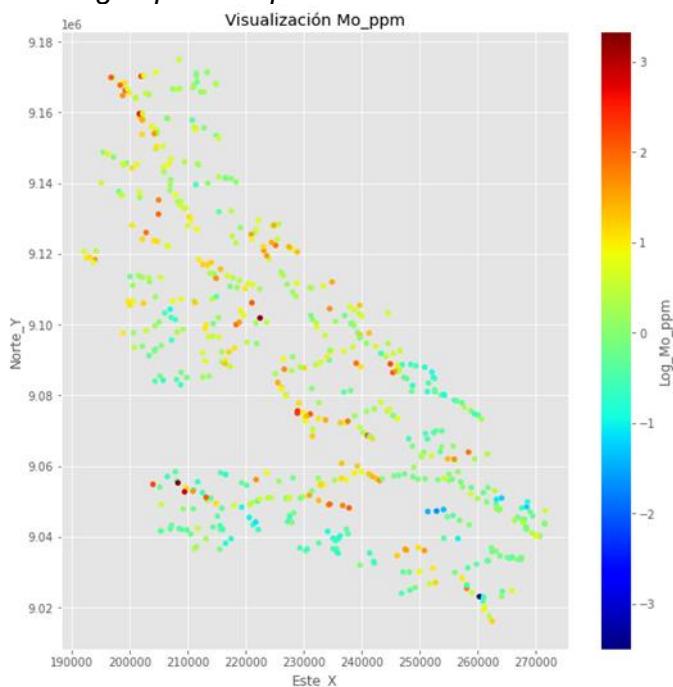
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Hg.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 67**

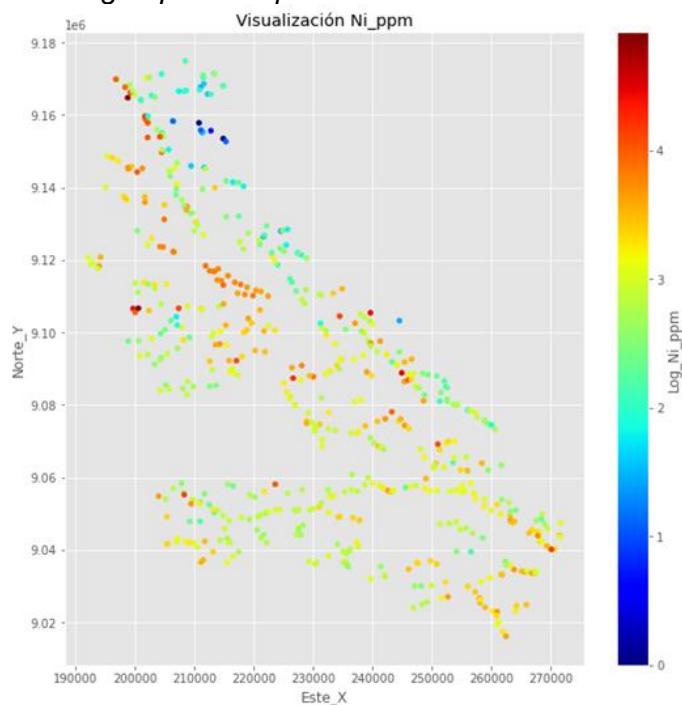
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Mo.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 68**

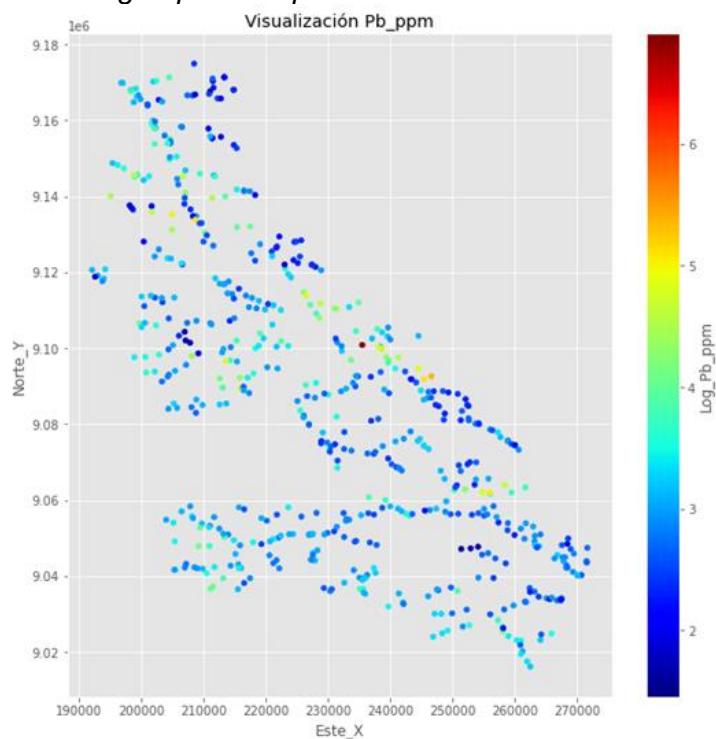
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Ni.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 69**

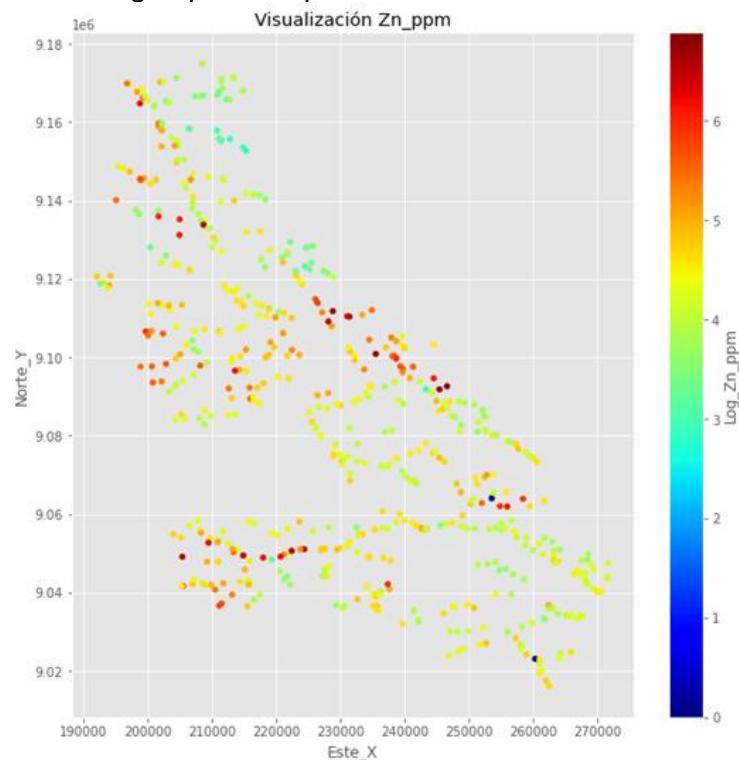
*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Pb.*



Fuente: Elaboración propia

**Figura 70**

*Resultados de anomalías geoquímicas para el elemento Zn.*



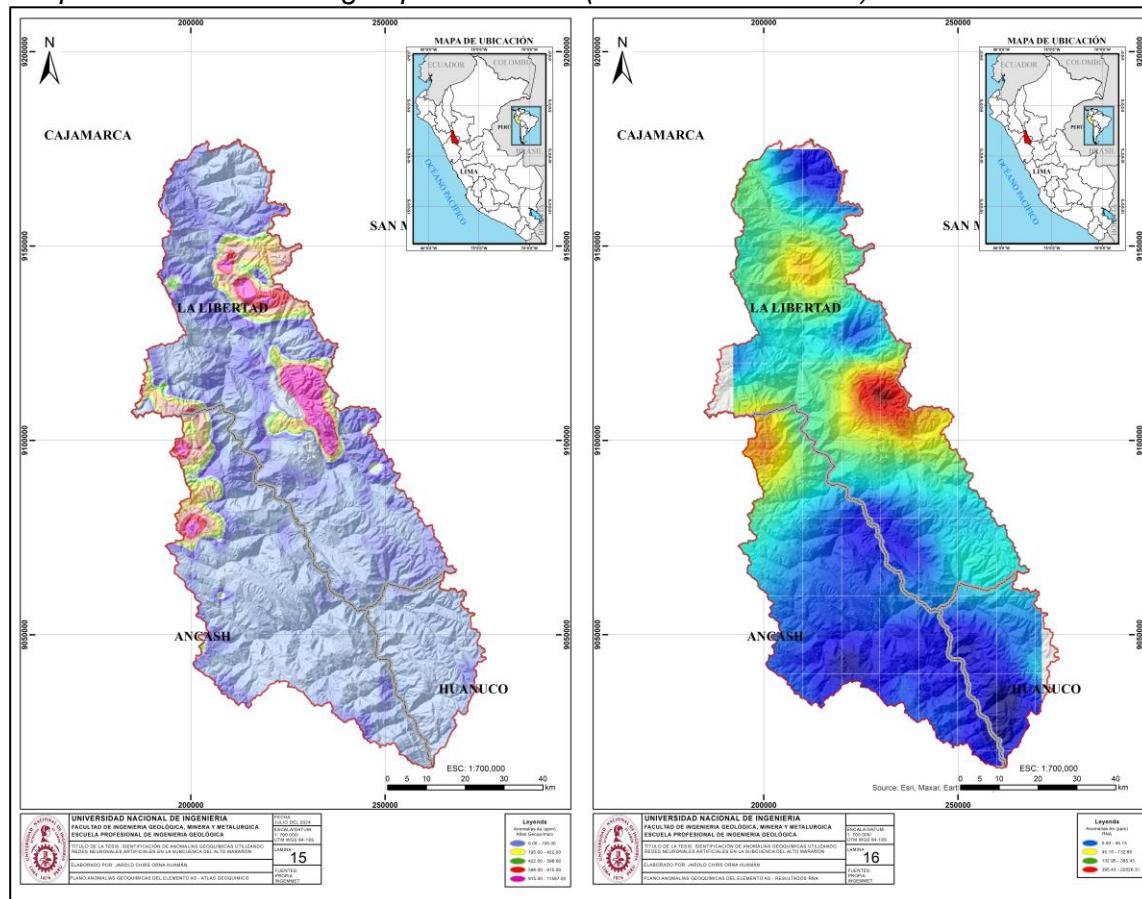
Fuente: Elaboración propia

Se realiza la comparativa de los resultados de las anomalías geoquímica publicadas por el Servicio Geológico del Perú (INGEMMET) en el “Atlas Geoquímico del Perú” y los resultados de las anomalías geoquímicas identificadas por las redes neuronales artificiales (RNA) para los elementos arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

La Figura 71 muestra la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento As, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector centro-este de la subcuenca del Alto Marañón, en este sector se ubican yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 71**

Comparativa de anomalía geoquímica de As (INGEMMET vs RNA).

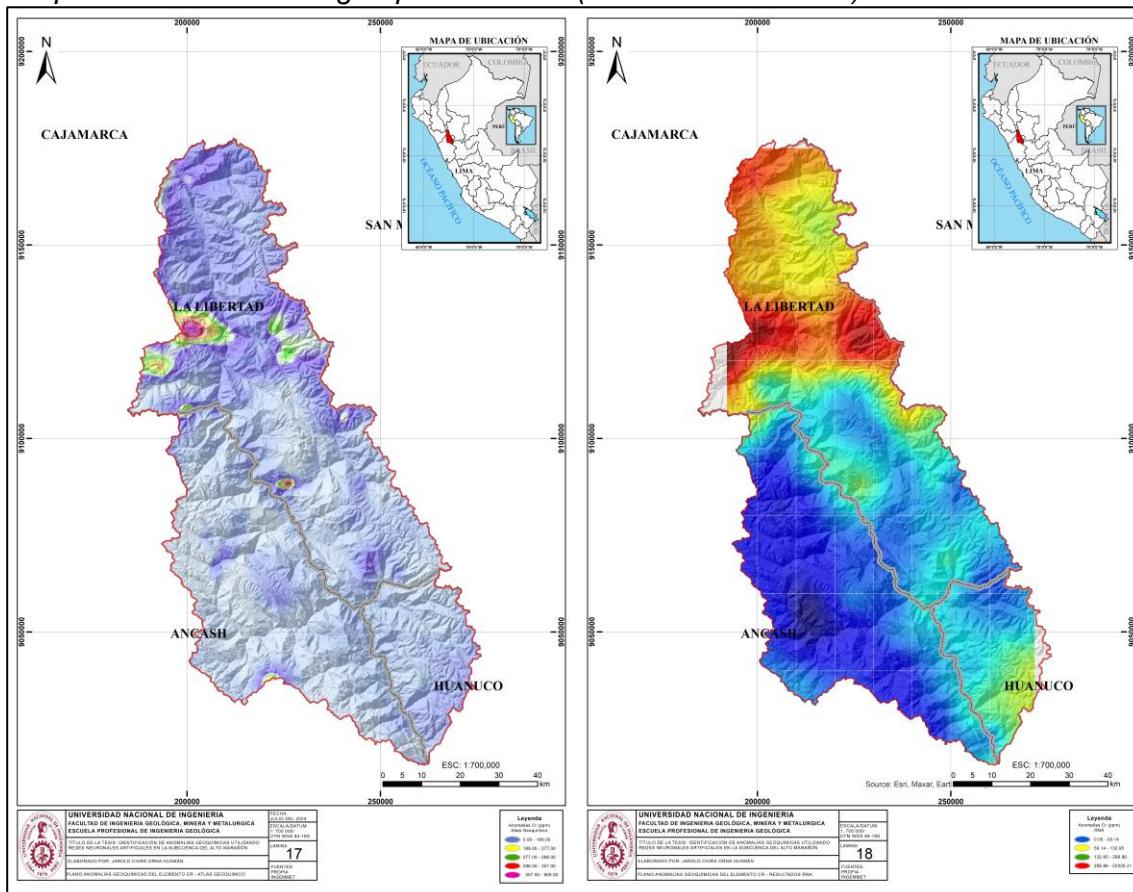


Fuente: Elaboración propia

La Figura 72 representa la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento Cr, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector norte de la subcuenca del Alto Marañón, en este sector se ubican yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 72**

Comparativa de anomalía geoquímica de Cr (INGEMMET vs RNA).

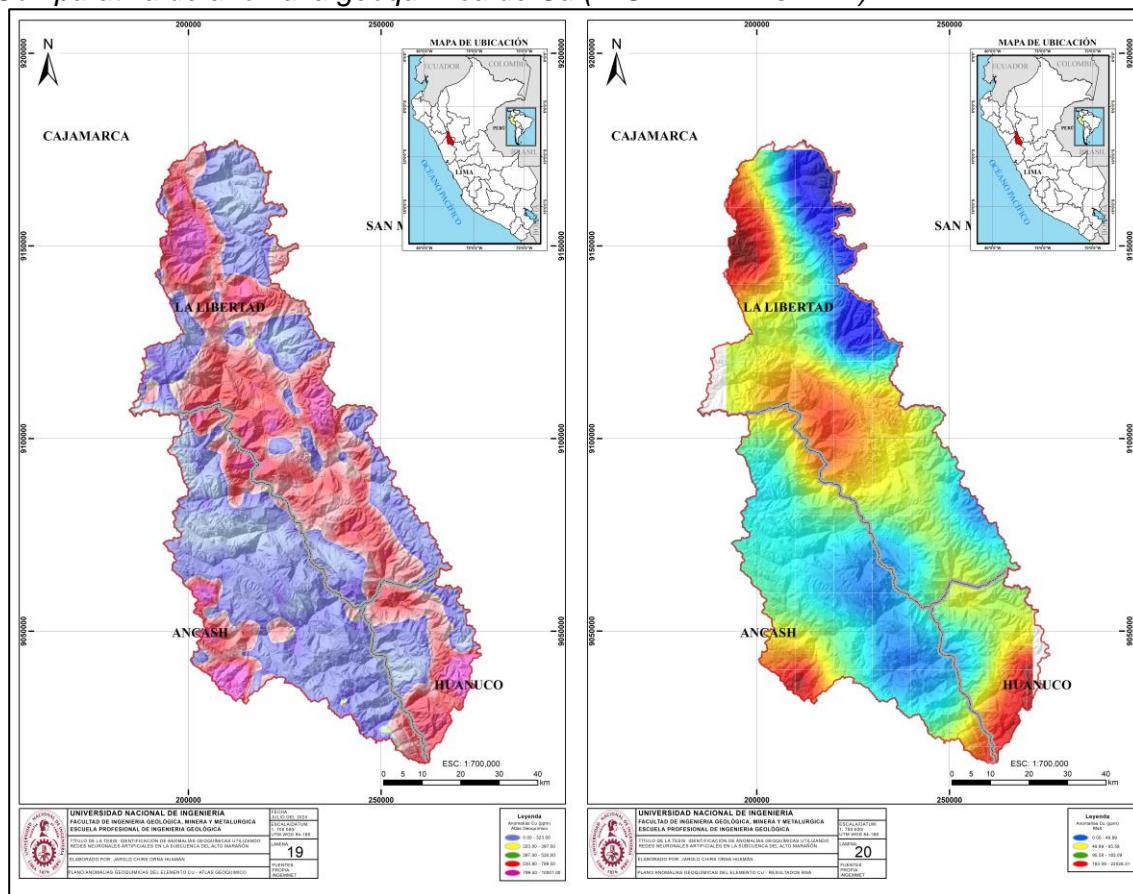


Fuente: Elaboración propia

La comparación de las anomalías geoquímicas de INGEMMET y las RNA para el elemento Cu se ilustra en la Figura 73. En los sectores norte, centro y sur de la subcuenca del Alto Marañón se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte). El sector sur contiene yacimientos de pórfidos de Cu-Au, mientras que el sector norte contiene depósitos de vetas de Pb-Zn-Cu. El sector central contiene yacimientos orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 73**

Comparativa de anomalía geoquímica de Cu (INGEMMET vs RNA).

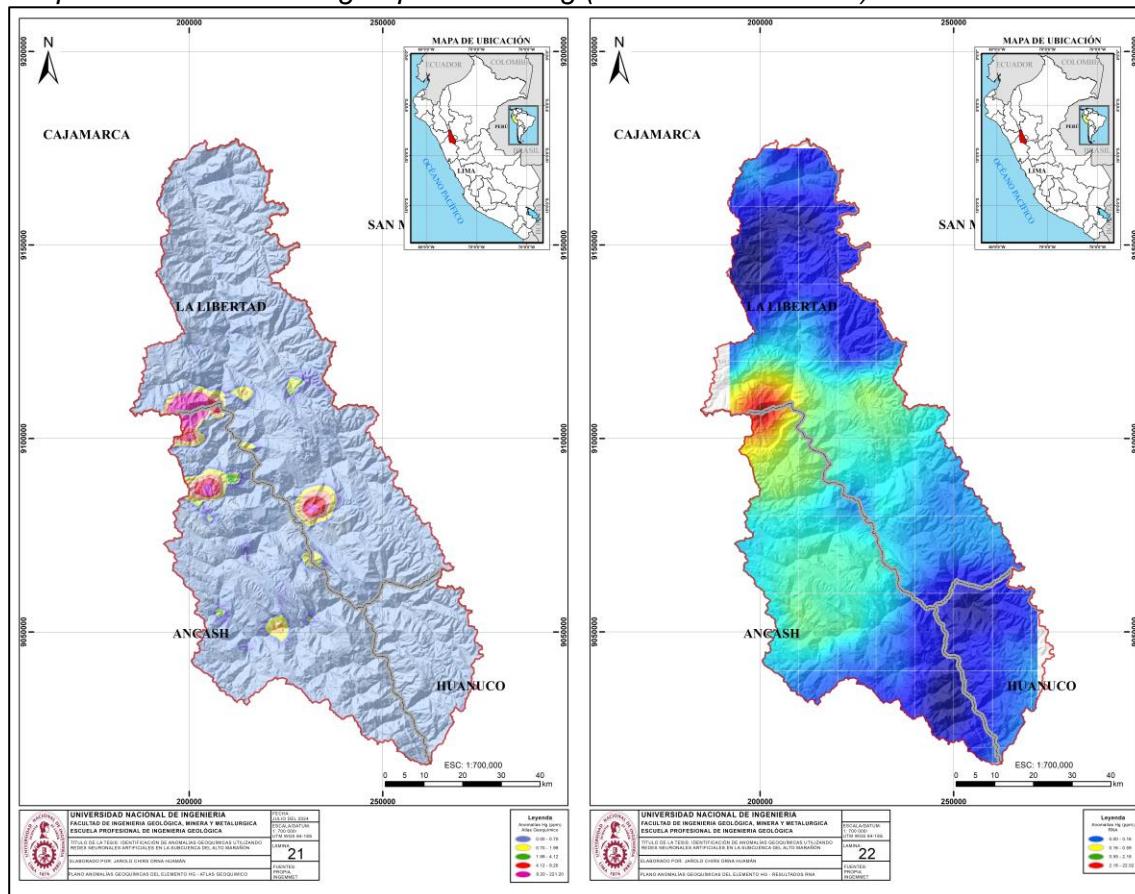


Fuente: Elaboración propia

La Figura 74 muestra la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento Hg, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector centro de la subcuenca del Alto Marañon, en este se ubica yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

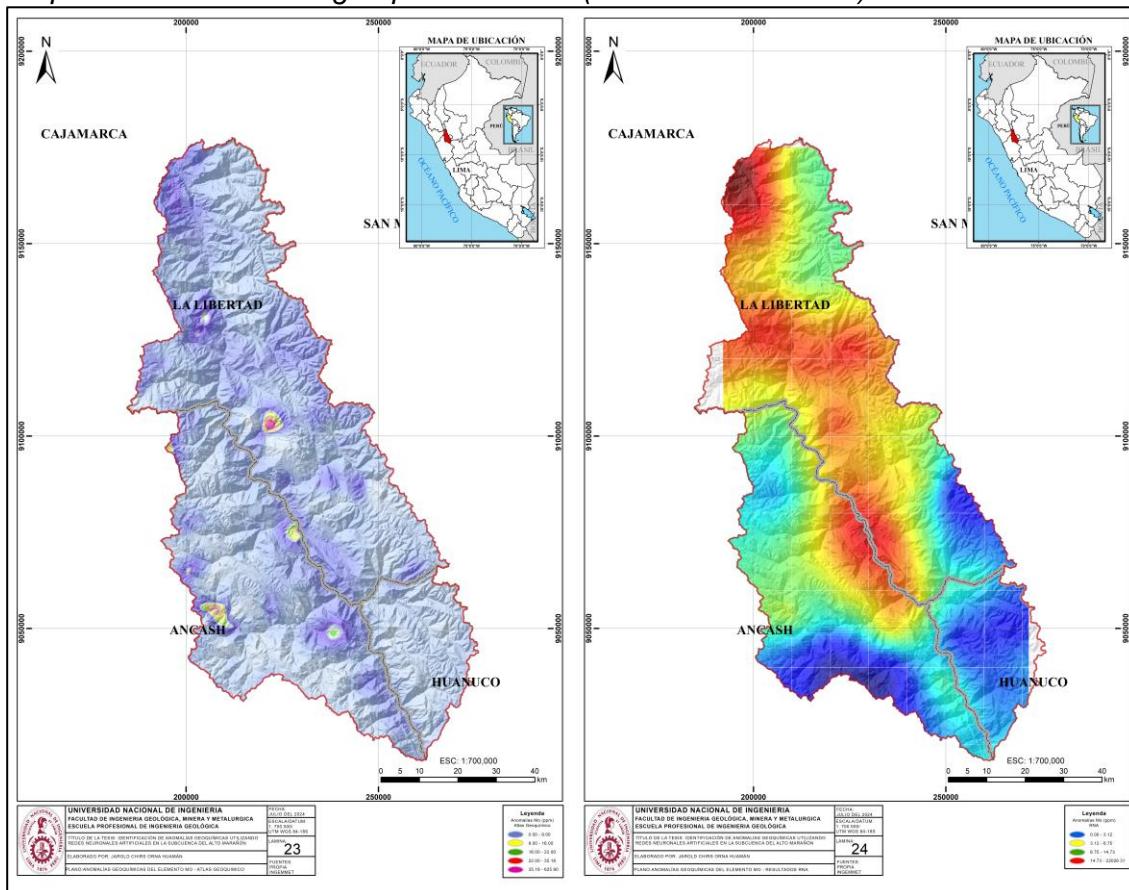
**Figura 74**

Comparativa de anomalía geoquímica de Hg (INGEMMET vs RNA).



**Figura 75**

Comparativa de anomalía geoquímica de Mo (INGEMMET vs RNA).

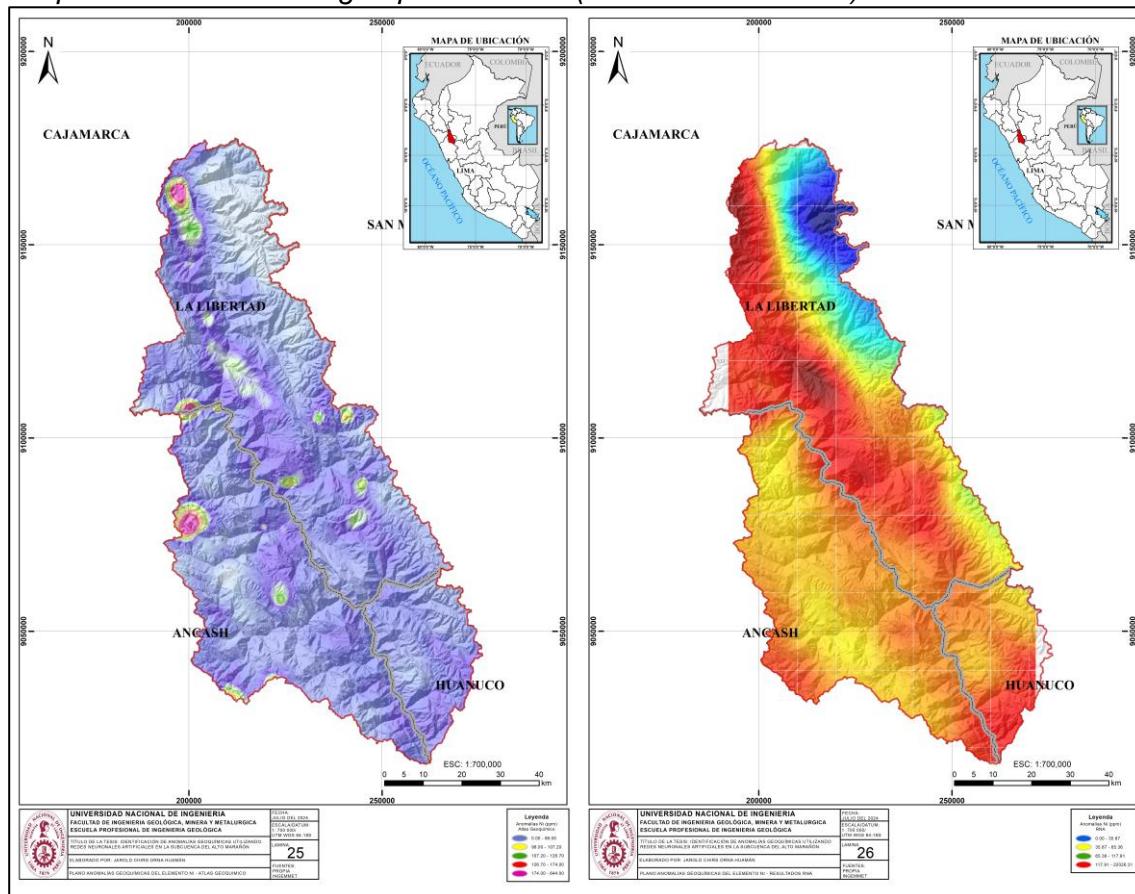


Fuente: Elaboración propia

La Figura 76 muestra la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento Ni, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector norte, sector centro y sector sur de la subcuenca del Alto Maraño, en este sector se ubican yacimientos tipo Pórfidos de Cu-Au en el sector sur y en el sector centro se ubica yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 76**

Comparativa de anomalía geoquímica de Ni (INGEMMET vs RNA).

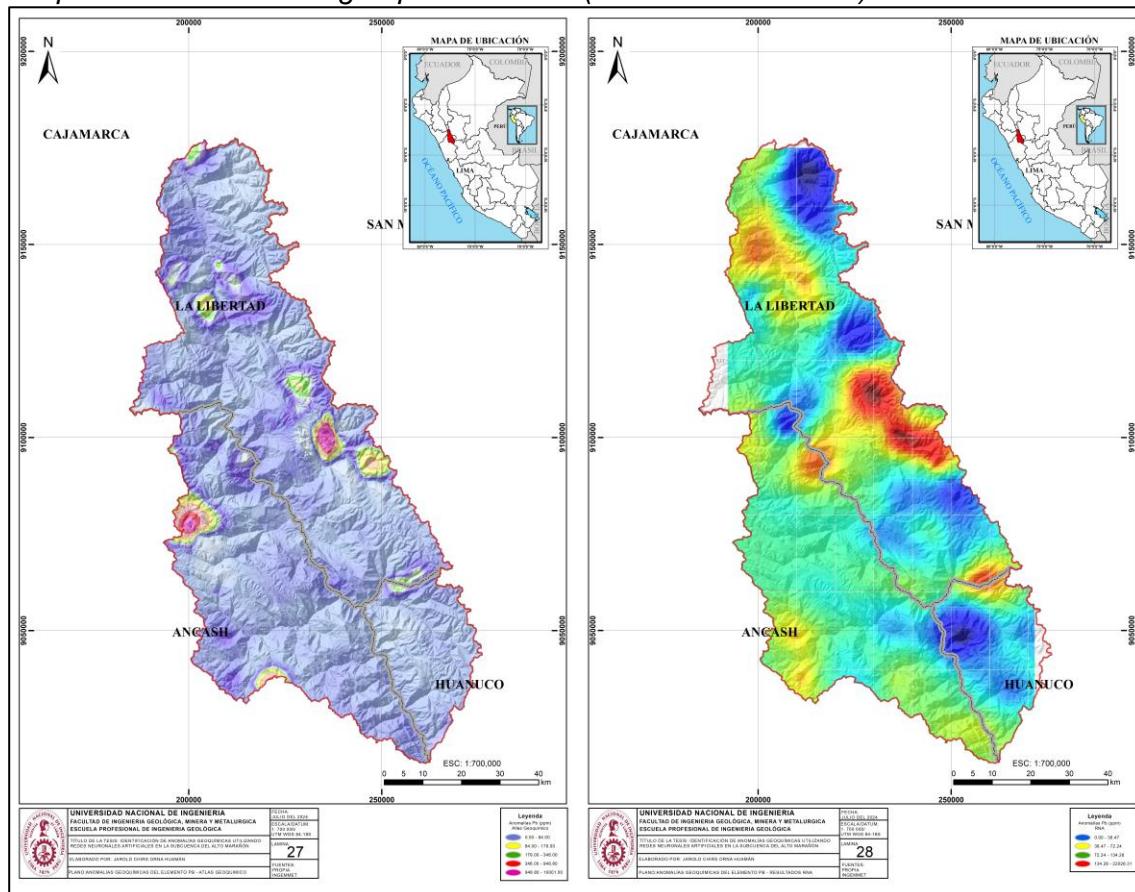


Fuente: Elaboración propia

La Figura 77 muestra la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento Pb, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector centro y norte de la subcuenca del Alto Marañón, donde se ubican yacimientos de vetas de Pb-Zn-Cu en el sector norte y en el sector centro se ubica yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 77**

Comparativa de anomalía geoquímica de Pb (INGEMMET vs RNA).

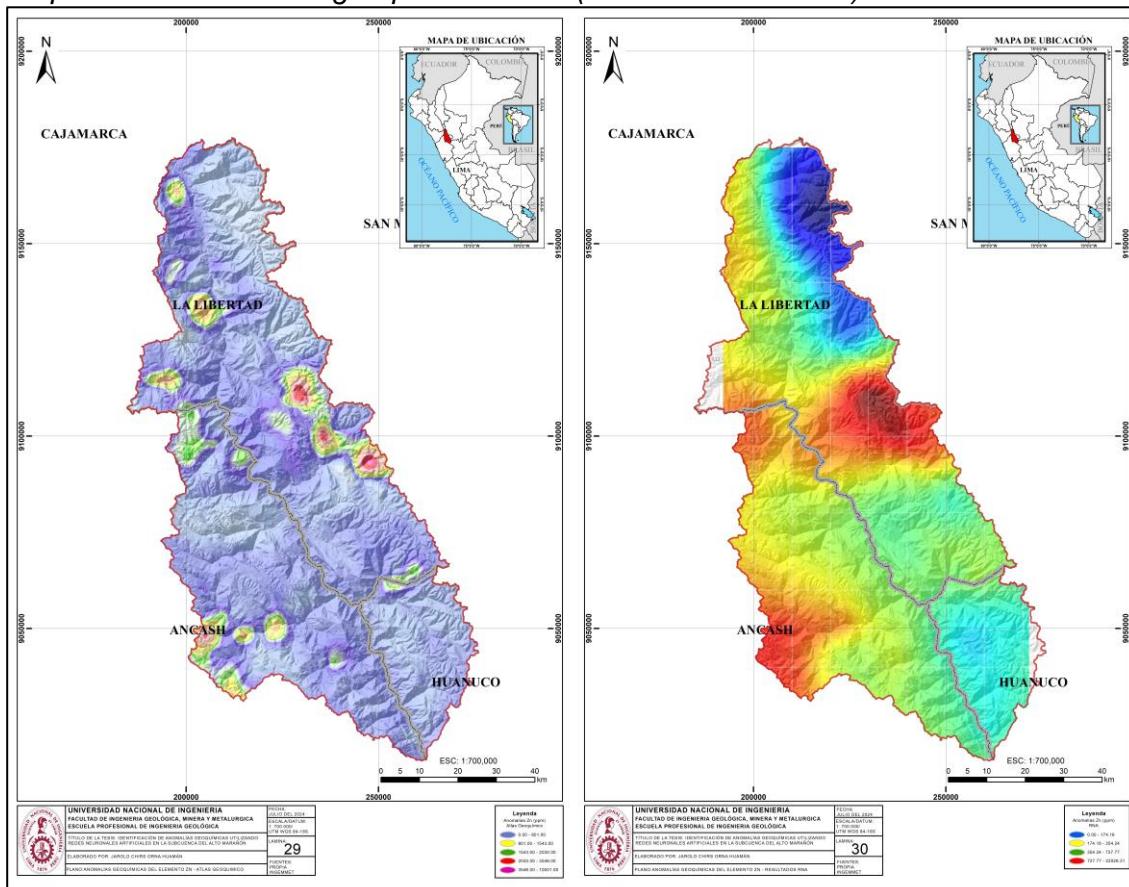


Fuente: Elaboración propia

La Figura 78 muestra la comparativa de las anomalías geoquímicas del INGEMMET y las RNA para el elemento Zn, donde se observa una anomalía de tipo 3 (anomalía fuerte) en el sector centro y sector sur de la subcuenca del Alto Marañon, en este sector se ubican yacimientos tipo Pórfidos de Cu-Au en el sector sur y en el sector centro se ubica yacimientos Orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu).

**Figura 78**

Comparativa de anomalía geoquímica de Zn (INGEMMET vs RNA).



Fuente: Elaboración propia

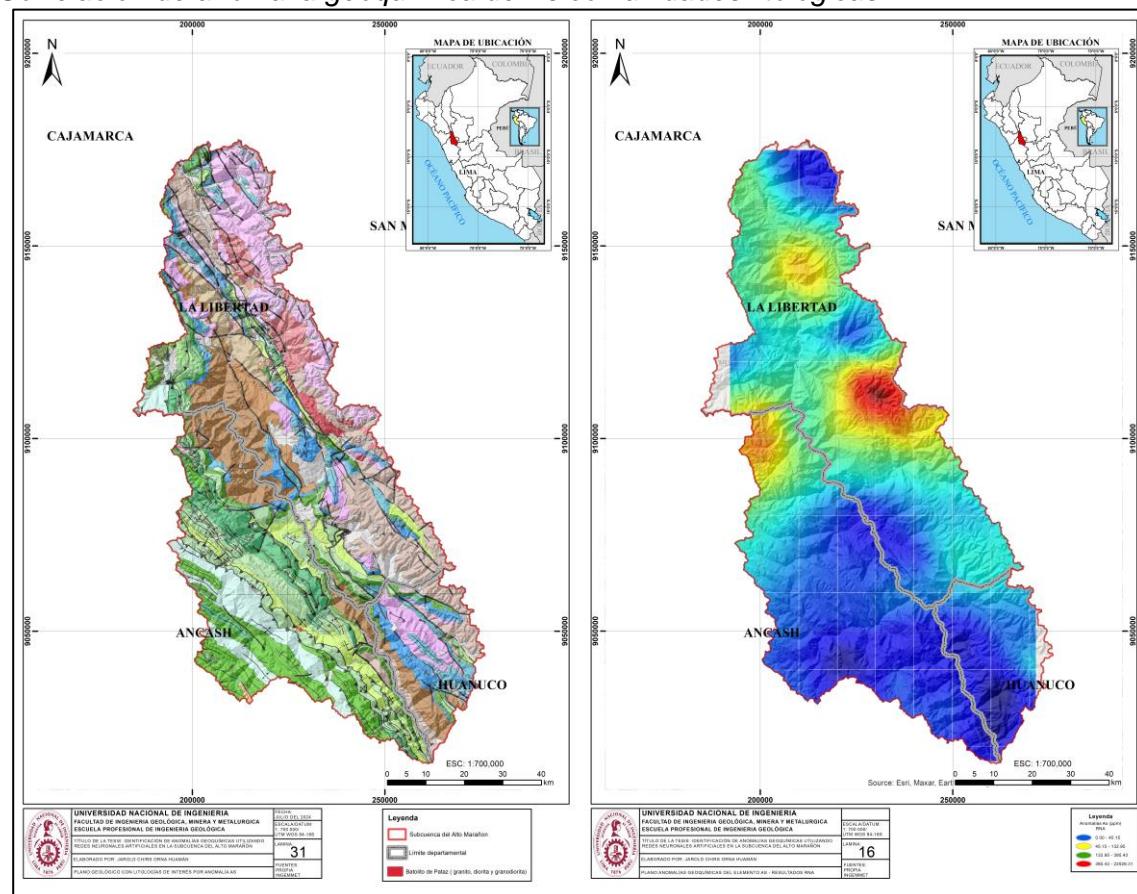
## Capítulo IV. Análisis y discusión de resultados

En el presente capítulo se define metalotéctos de interés en la subcuenca del Alto Marañon, cuya definición es cualquier clase o característica geológica que pueda haber facilitado la concentración de elementos químicos que sean útiles para la formación de depósitos minerales; esto a partir de los resultados de las curvas isovalóricos de los elementos de interés arsénico, cromo, cobre, mercurio, molibdeno, níquel, plomo y zinc.

Las anomalías de Arsénico se encuentran al centro oriental de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas correspondientes al Batolito de Pataz, como son granitos, dioritas y granodiorita de edades entre el Pérmico y Triásico como se muestra en la Figura 79

**Figura 79**

*Correlación de anomalía geoquímica de As con unidades litológicas.*

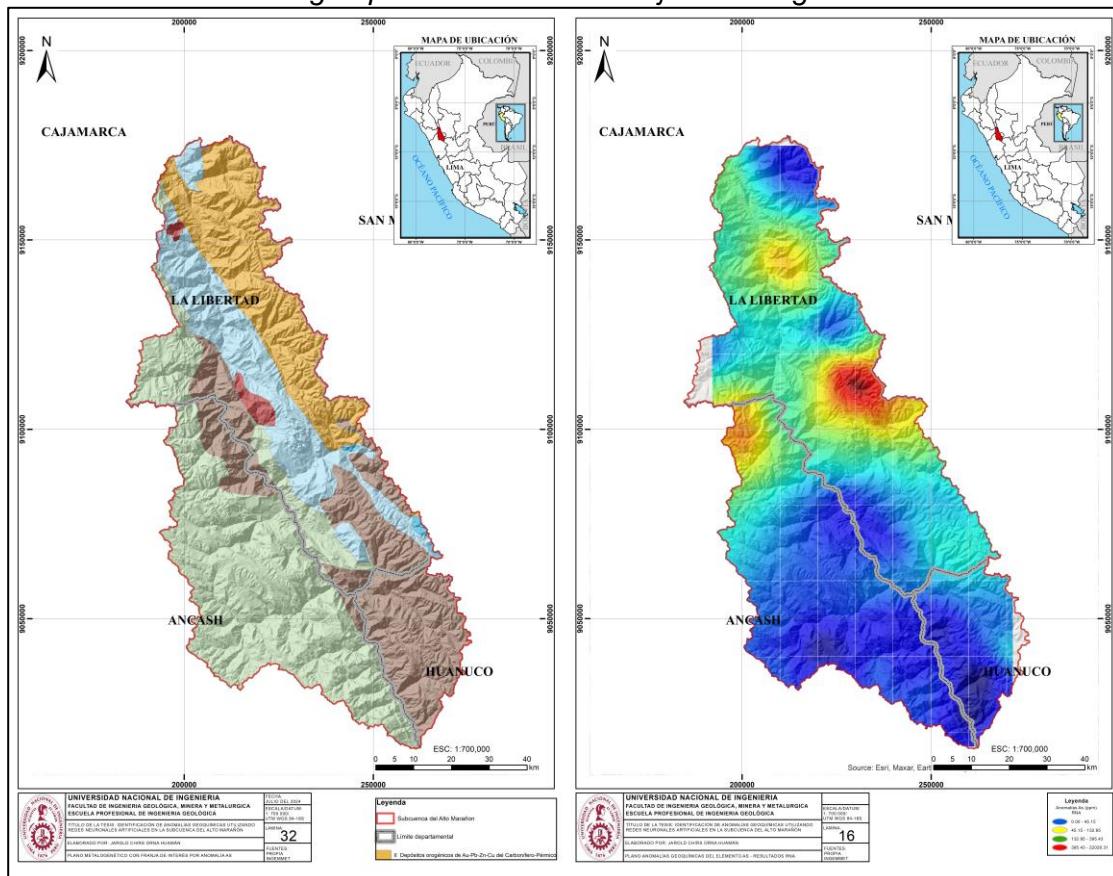


Fuente: Elaboración propia

La franja metalogénica II Carbonífero y Pérmico de depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu está situado en el centro oriental de la subcuenca, como se ilustra en la Figura 80. Las anomalías de Arsénico están presentes en esta región.

**Figura 80**

*Correlación de anomalía geoquímica de As con franjas metalogenéticas.*



Fuente: Elaboración propia

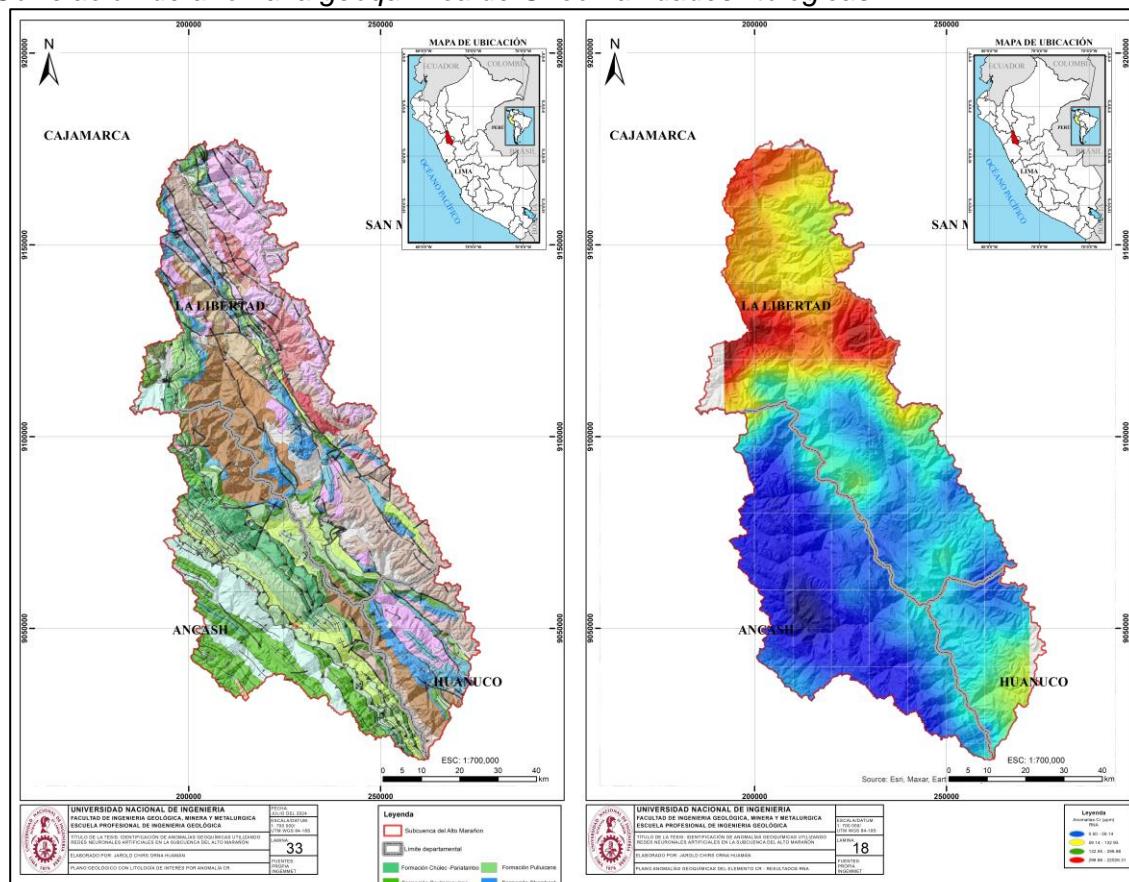
Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de As son las unidades litológicas del Batolito de Pataz y la franja metalogenética II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero y Pérmico.

Las anomalías de Cr se encuentran al norte de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas de la Formación Chambará, con calizas blancas, calizas arenosas y areniscas calcáreas con limoarcillitas de edad Triásica, Grupo Goyllarisquizga, con areniscas cuarzosas blancas, limoarcillitas grises y niveles de carbón de edad Cretácica, Formación Chúlec-Pariatambo, con calizas arenosas, areniscas calcáreas, lutitas grises a negras, calizas bituminosas nodulares de edad Cretácica y la Formación

Pulluicana, calizas micríticas y calizas margosas con nódulos calcáreos de edad Cretácica como se muestra en la Figura 81.

**Figura 81**

Correlación de anomalía geoquímica de Cr con unidades litológicas.

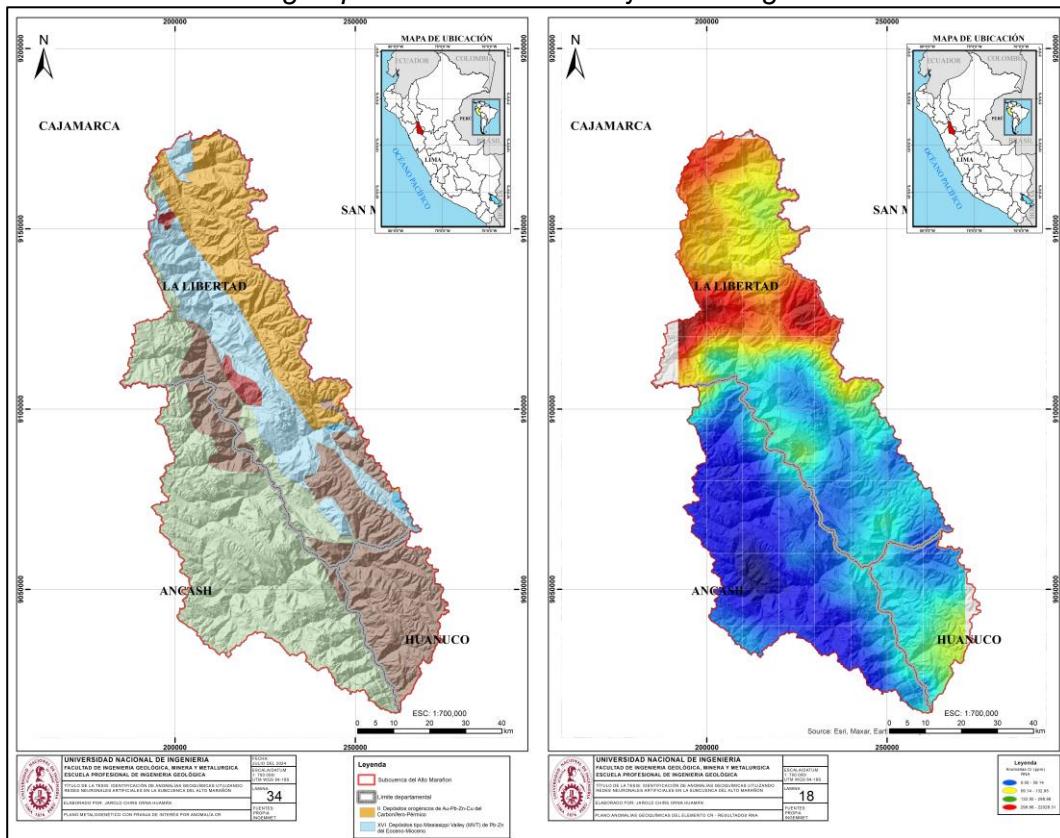


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Cr se encuentran al norte de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno como se muestra en la Figura 82

**Figura 82**

Correlación de anomalía geoquímica de Cr con franjas metalogenéticas.



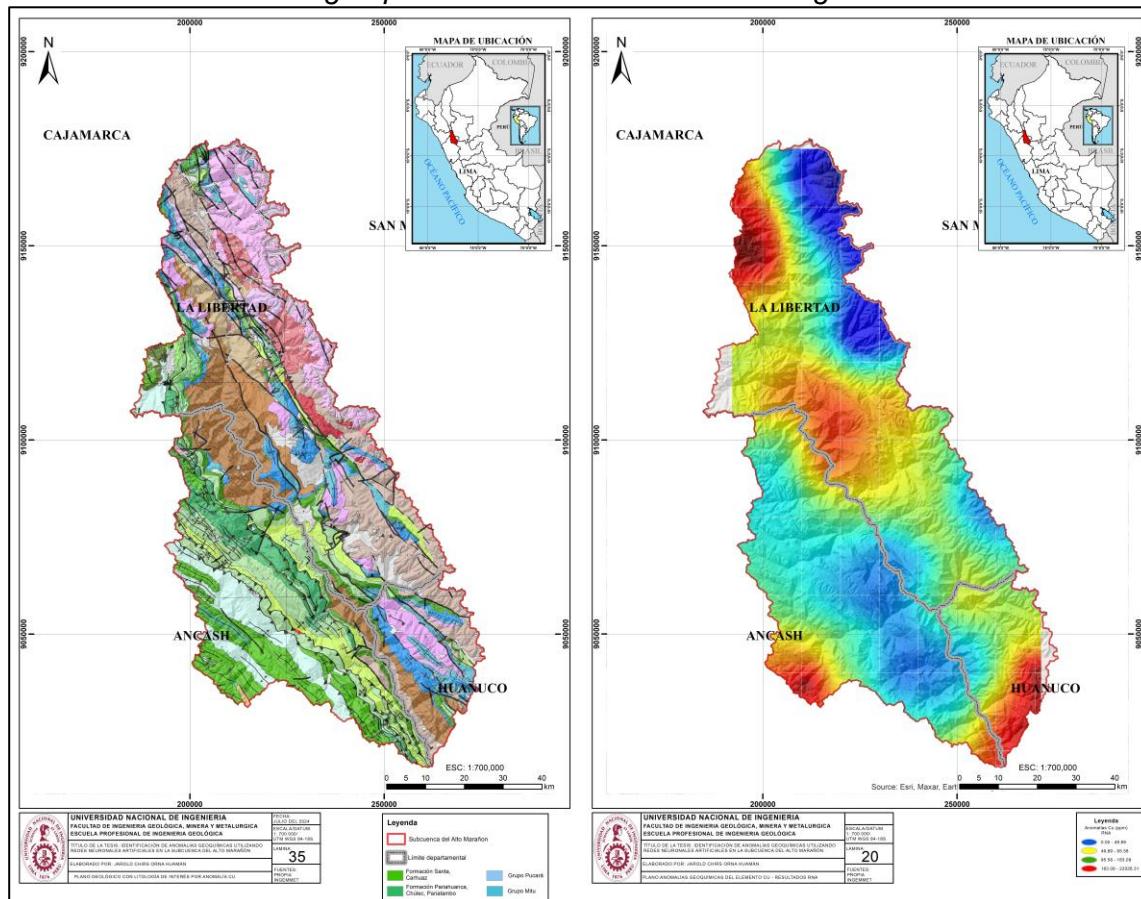
Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Cr son las unidades litológicas de las formaciones: Formación Chambará, Grupo Goyllarisquizga, Formación Chúlec-Pariatambo y la Formación Pulluicana; además las franjas metalogenética: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississipi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno.

Las anomalías de Cu se encuentran al norte, centro y sur de la subcuenca, en este sector se encuentran las unidades litológicas del Grupo Mitu, con areniscas conglomerados, brechas, lavas y tobas de cenizas de edad Pérmino, Grupo Pucará, calizas arenosas negras, bituminosas, capas delgadas, areniscas calcáreas parduzcas de edad Triásica, Formación Parahuana-Chúlec- Pariatambo, con calizas masivas de tono azul. calizas y margas color crema, calizas y margas de edad Cretácica y la Formación Santa, con areniscas, cuarcitas, lutitas, niveles de carbón de edad Cretácica como se muestra en la Figura 83.

**Figura 83**

Correlación de anomalía geoquímica de Cu con unidades litológicas.

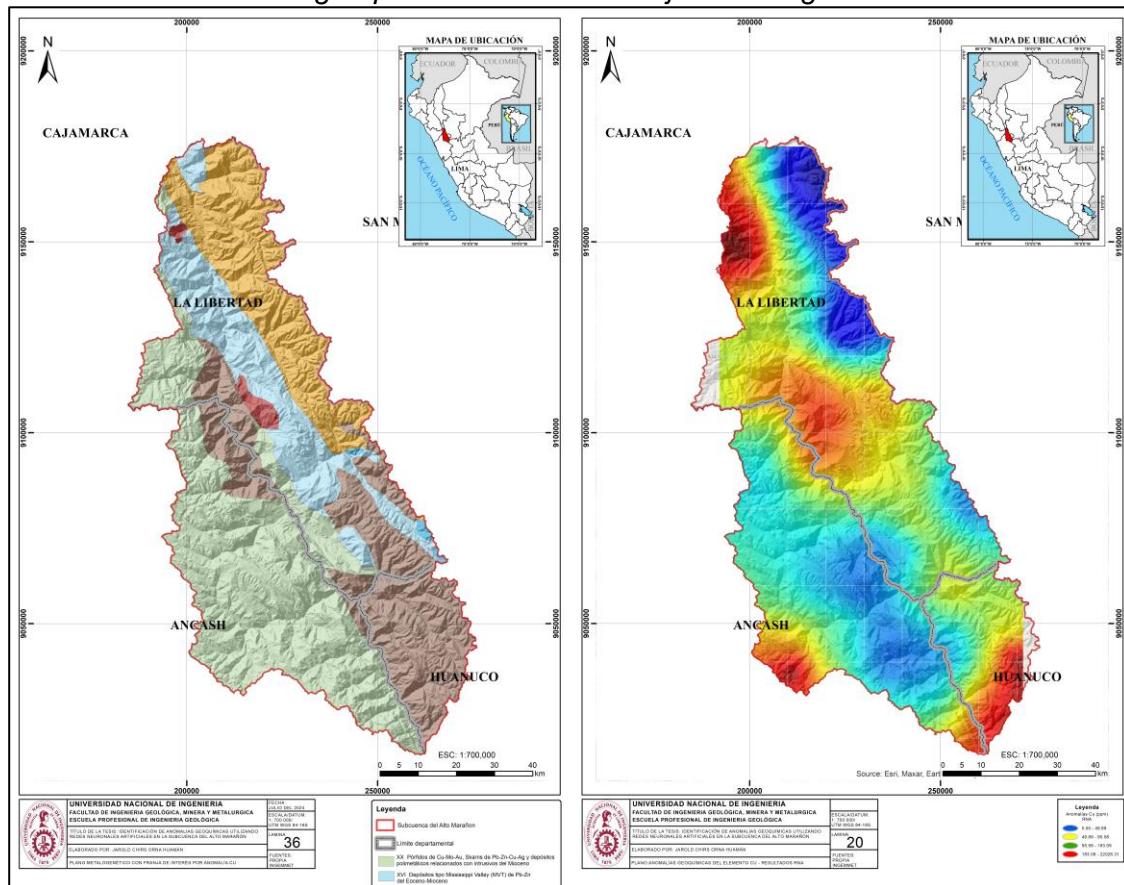


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Cu se encuentran al norte de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno como se muestra en la Figura 84

**Figura 84**

Correlación de anomalía geoquímica de Cu con franjas metalogenéticas.



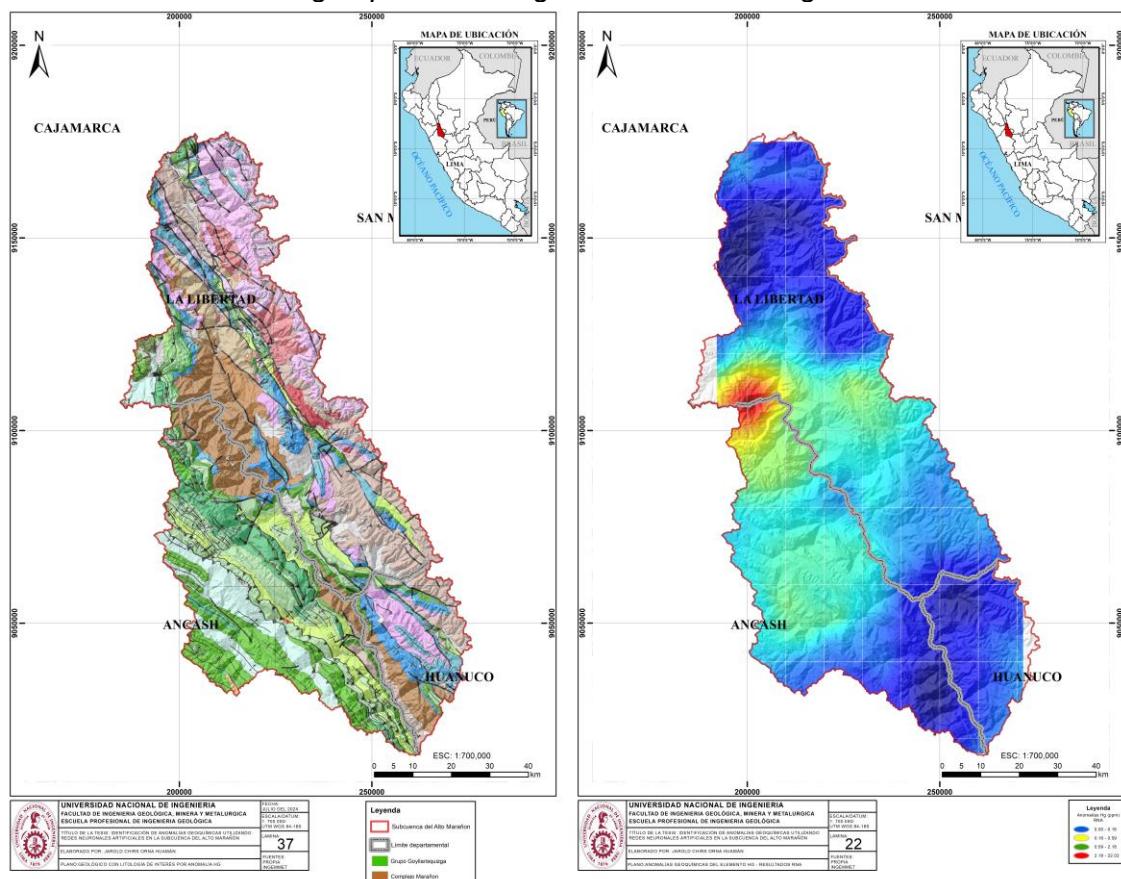
Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Cu son las unidades litológicas de las formaciones: Grupo Mitu, Grupo Pucará, Formación Parahuanca-Chúlec-Pariatambo y la Formación Santa; además las franjas metalogenéticas: XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno.

Las anomalías de Hg se encuentran al centro occidental de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas del Grupo Maraón, con esquisto y gneis de edad Neoproterozoica y el Grupo Goyllarisquizga, con calizas color azul grises, limoarcillitas color gris a verde, capas de yeso, limoarcillitas rojizas de edad Cretácica como se muestra en la Figura 85

**Figura 85**

Correlación de anomalía geoquímica de Hg con unidades litológicas.

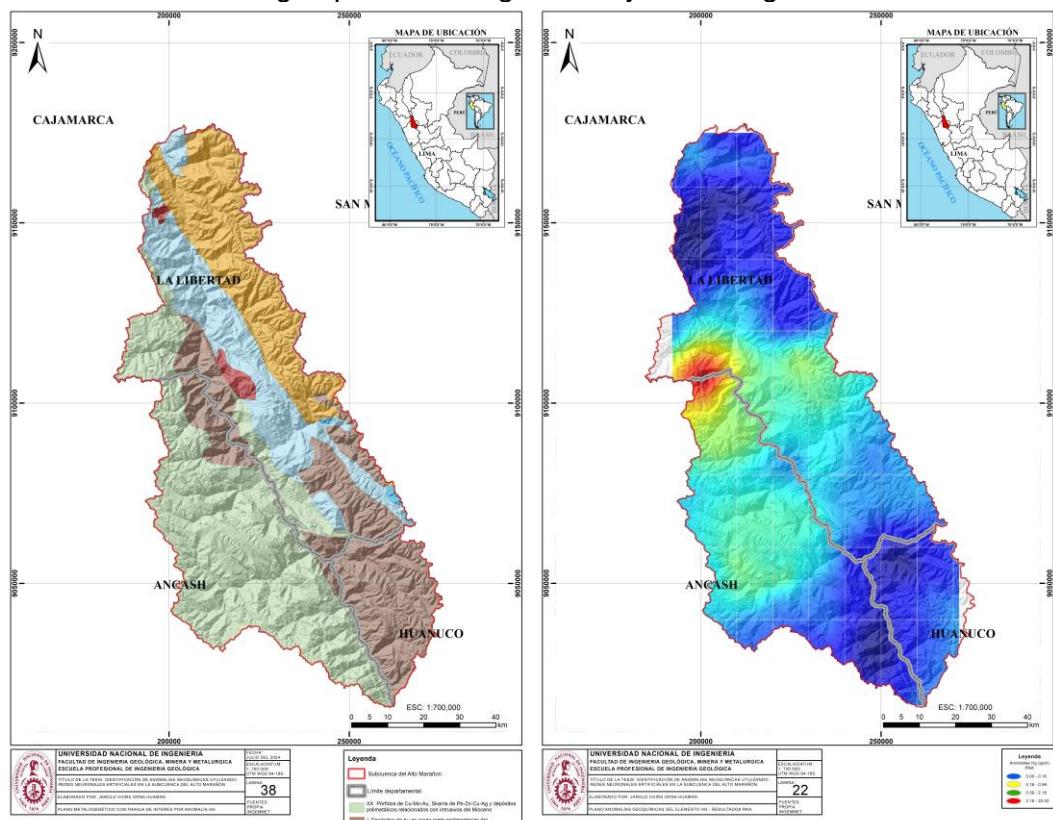


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Hg se encuentran al norte de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: I Depósitos de Au en rocas meta-sedimentarias del Ordovícico y Silúrico-Devónico y XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno como se muestra en la Figura 86.

**Figura 86**

Correlación de anomalía geoquímica de Hg con franjas metalogenéticas.



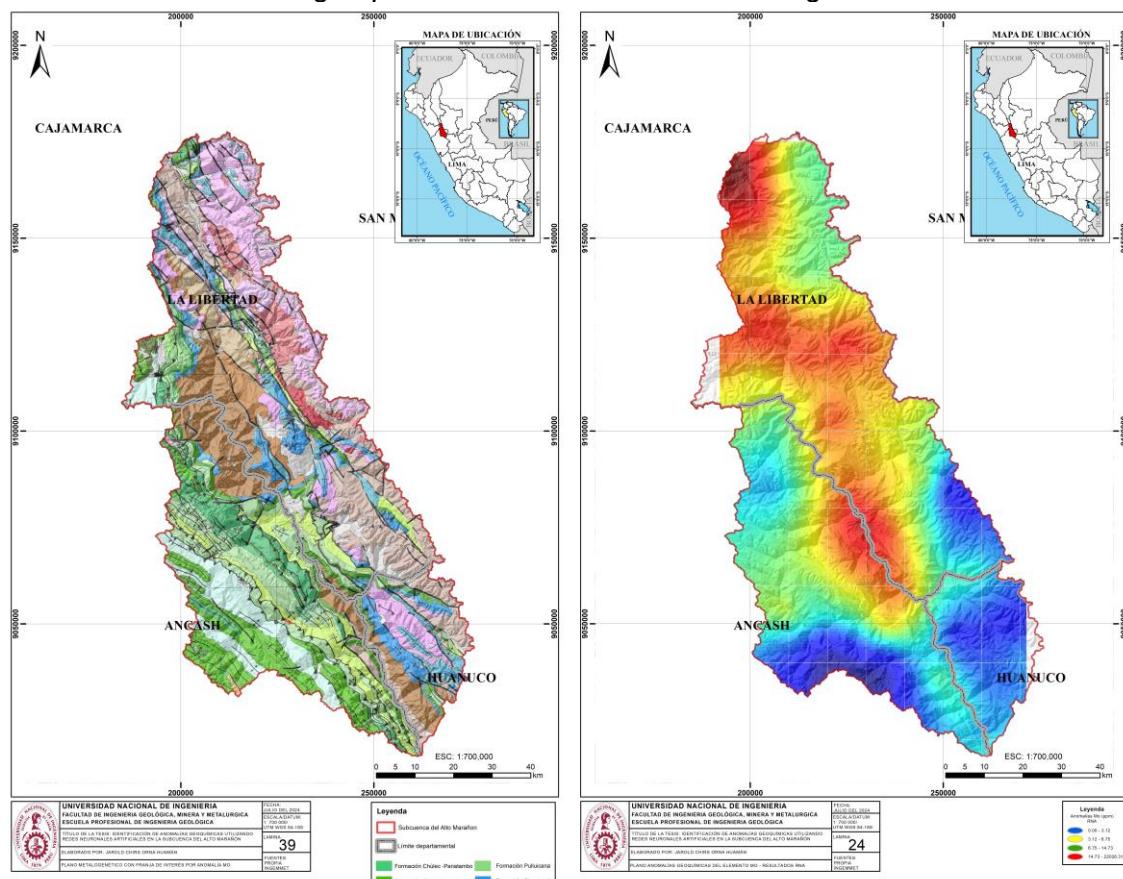
Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Hg son las unidades litológicas de las formaciones: Complejo Marañón y Grupo Goyllarisquizga; además las franjas metalogenéticas: I Depósitos de Au en rocas meta-sedimentarias del Ordovícico y Silúrico-Devónico y XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno.

Las anomalías de Mo se encuentran al centro-norte de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas de la Formación Chambará, con calizas blancas, calizas arenosas y areniscas calcáreas con limoarcillitas de edad Triásica, Grupo Goyllarisquizga, con areniscas cuarzosas blancas, limoarcillitas grises y niveles de carbón de edad Cretácica, Formación Chúlec-Pariatambo, con calizas arenosas, areniscas calcáreas, lutitas grises a negras, calizas bituminosas nodulares de edad Cretácica y la Formación Pullucana, calizas micríticas y calizas margosas con nódulos calcáreos de edad Cretácica como se muestra en la Figura 87.

**Figura 87**

Correlación de anomalía geoquímica de Mo con unidades litológicas.

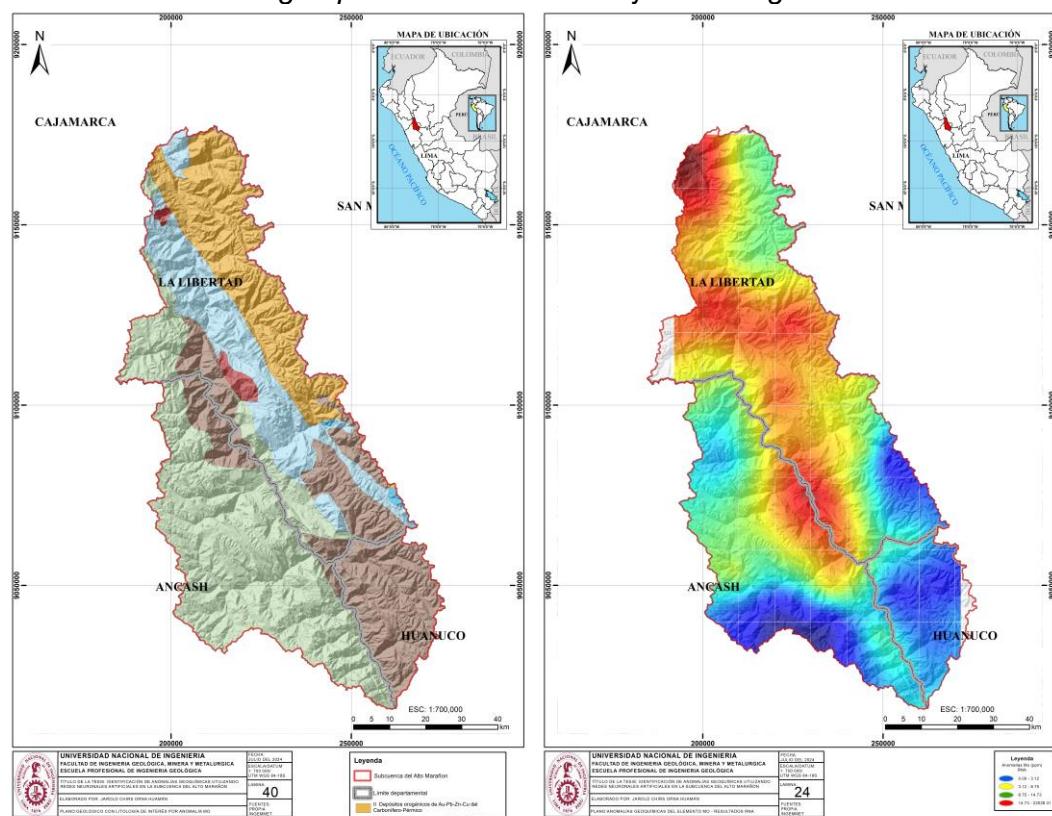


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Mo se encuentran al centro-norte de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno como se muestra en la Figura 88.

**Figura 88**

Correlación de anomalía geoquímica de Mo con franjas metalogenéticas.



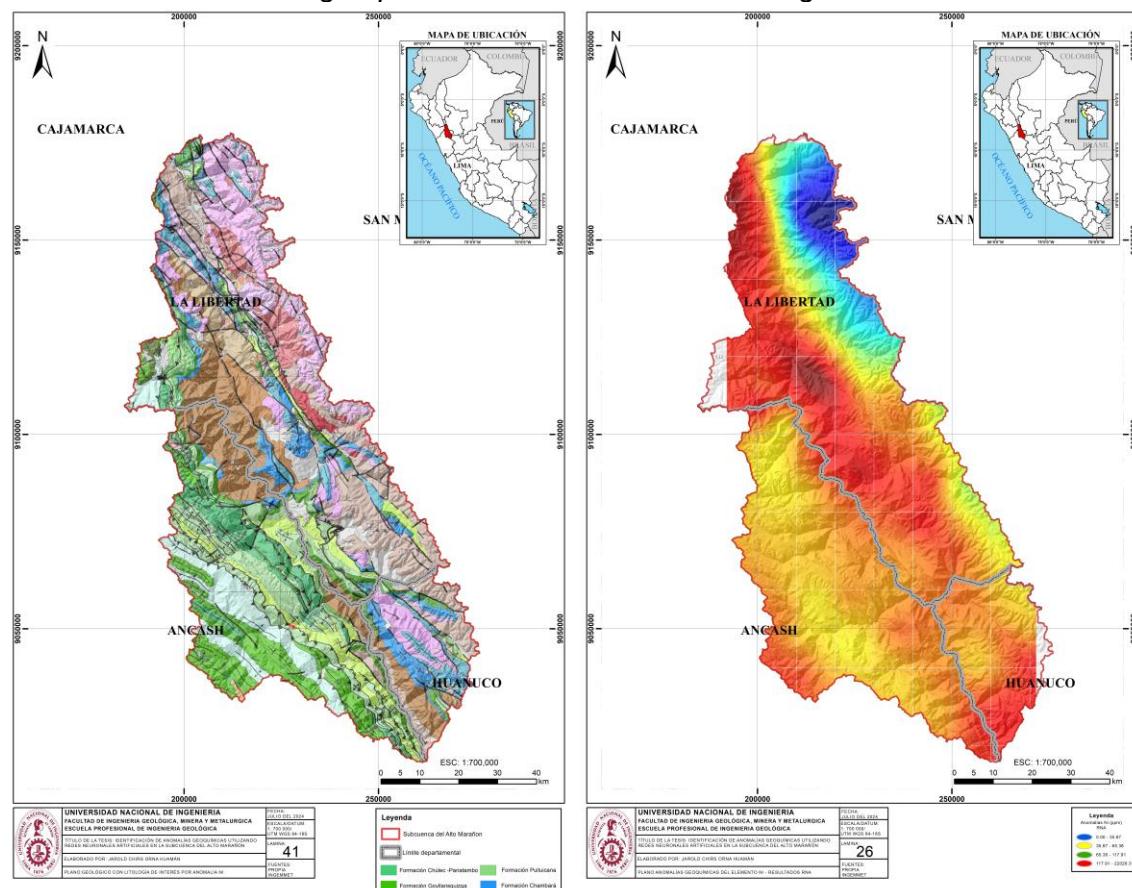
Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Mo son las unidades litológicas de las formaciones: Formación Chambará, Grupo Goyllarisquizga, Formación Chúlec-Pariatambo y la Formación Pullucana; además las franjas metalogenética: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno.

Las anomalías de Ni se encuentran al centro-sur de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas de la Formación Chambará, con calizas blancas, calizas arenosas y areniscas calcáreas con limoarcillitas de edad Triásica, Grupo Goyllarisquizga, con areniscas cuarzosas blancas, limoarcillitas grises y niveles de carbón de edad Cretácica, Formación Chúlec-Pariatambo, con calizas arenosas, areniscas calcáreas, lutitas grises a negras, calizas bituminosas nodulares de edad Cretácica y la Formación Pullucana, calizas micríticas y calizas margosas con nódulos calcáreos de edad Cretácica como se muestra en la Figura 89.

**Figura 89**

Correlación de anomalía geoquímica de Ni con unidades litológicas.

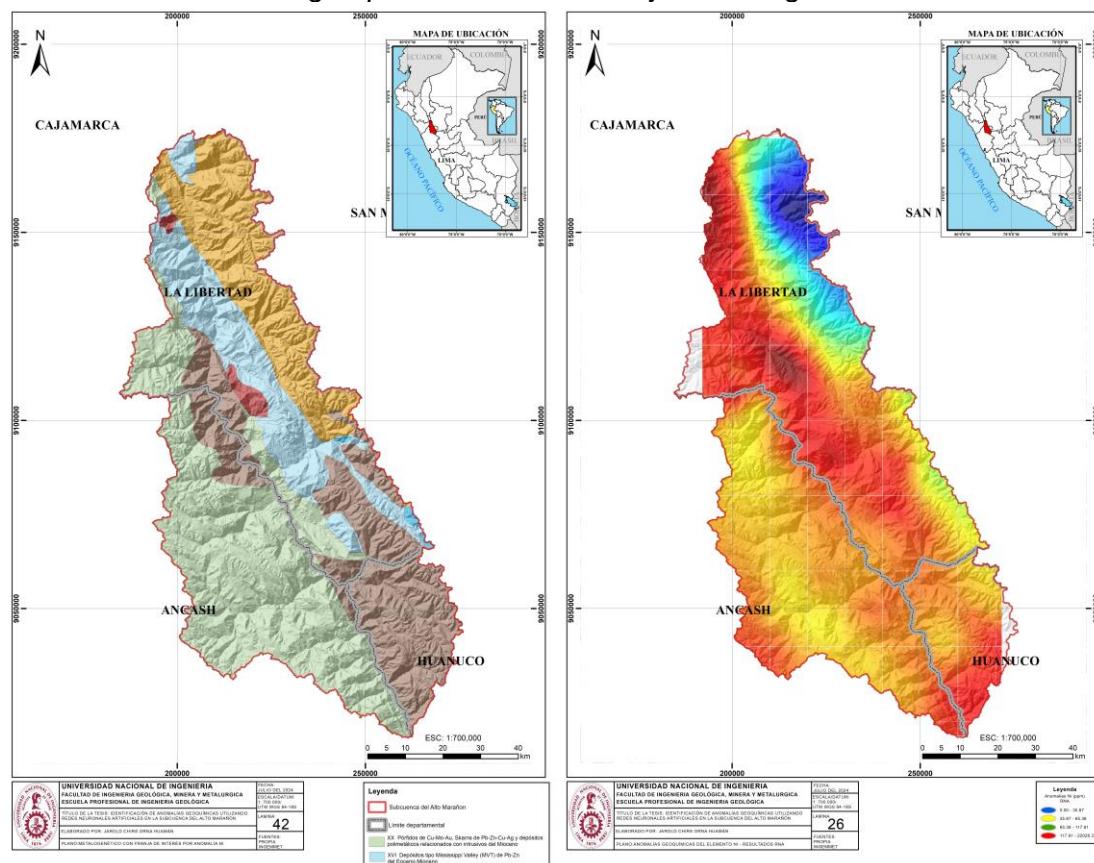


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Ni se encuentran al centro-sur de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno como se muestra en la Figura 90.

**Figura 90**

Correlación de anomalía geoquímica de Ni con franjas metalogenéticas.



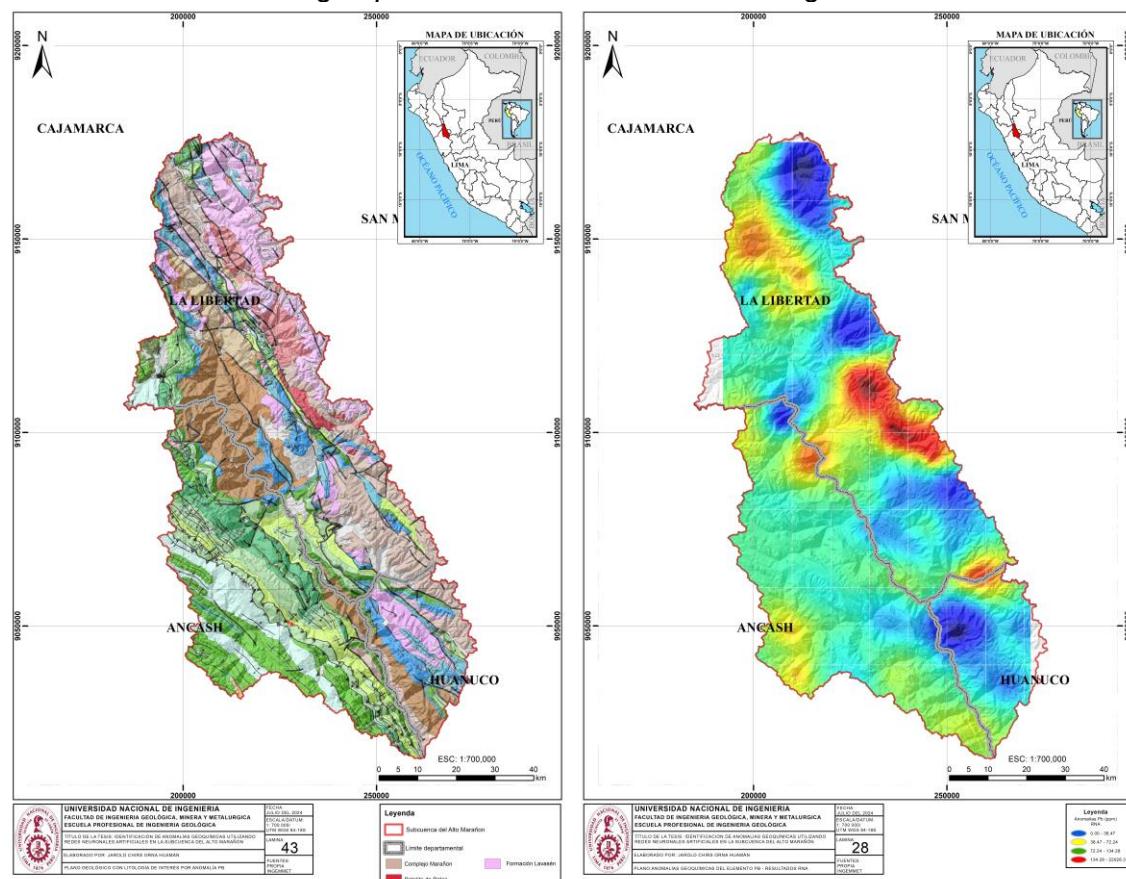
Fuente: Elaboración propia

Los metalotectos para encontrar concentraciones significativas de Ni son las unidades litológicas de las formaciones: Formación Chambará, Grupo Goyllarisquizga, Formación Chúlec-Pariatambo y la Formación Pullucana; además las franjas metalogenéticas: XX Pórfidos de Cu-Mo-Au, Skarns de Pb-Zn-Cu-Ag y depósitos polimetálicos relacionados con intrusivos del Mioceno y XVI Depósitos tipo Mississipi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno.

Las anomalías de Pb se encuentran al centro oriental de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas del Complejo Marañon, con esquisto y gneis de edad Neoproterozoica, Batolito de Pataz, con granitos, dioritas y granodioritas de edad Pérmico y la Formación Lavasén, con tufos dacíticos riolíticos, brechas, tufos andesíticos de edad del Carbonífero como se muestra en la Figura 91.

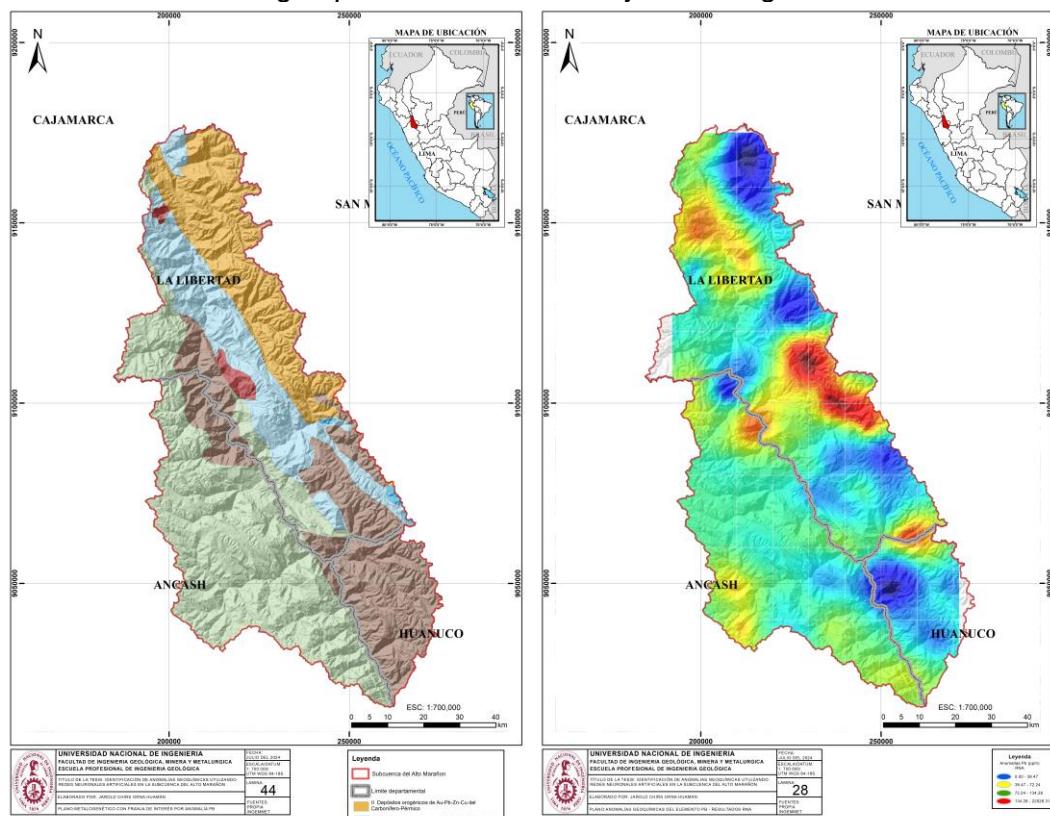
**Figura 91**

Correlación de anomalía geoquímica de Pb con unidades litológicas.



**Figura 92**

Correlación de anomalía geoquímica de Pb con franjas metalogenéticas.



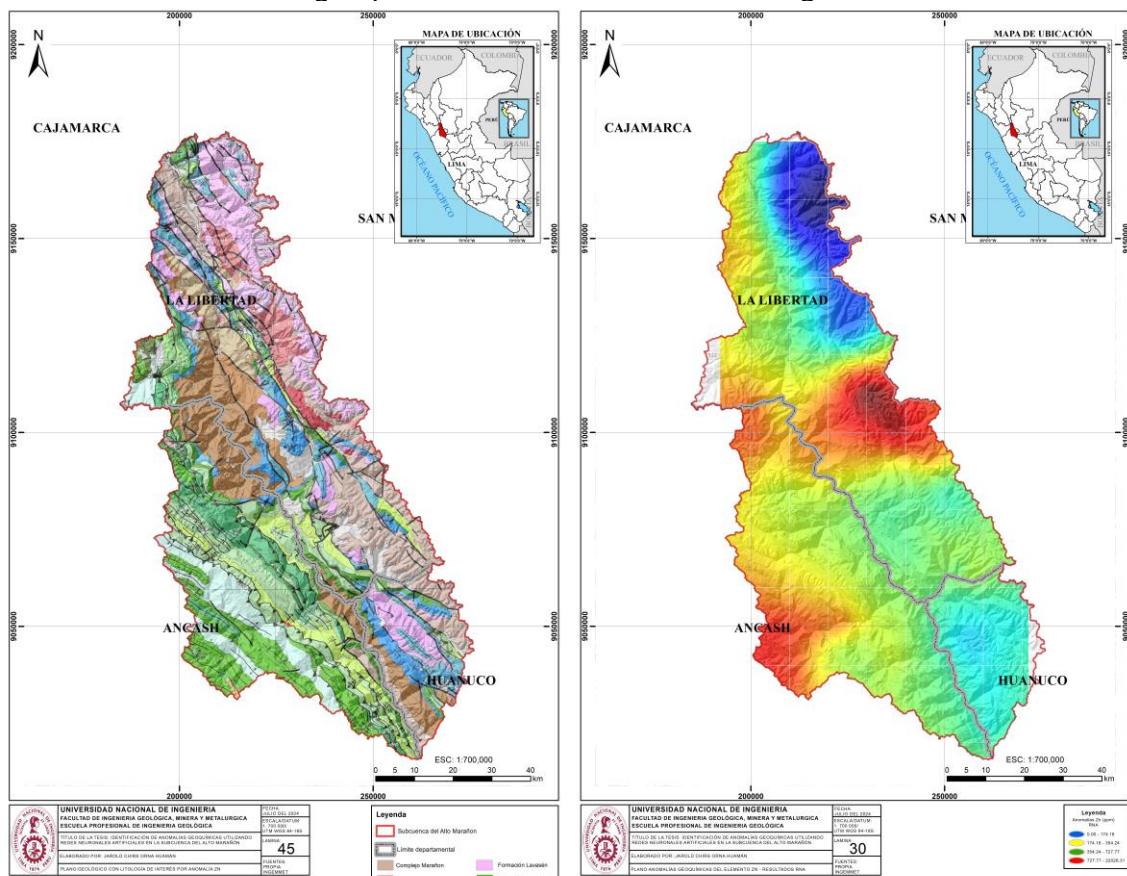
Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Pb son las unidades litológicas de las formaciones: Complejo Marañon, Batolito de Pataz y Formación Lavasén; además las franjas metalogenéticas: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno.

Las anomalías de Zn se encuentran al centro oriental y sur occidental de la subcuenca, en este sector se encuentra las unidades litológicas del Complejo Maraño, con esquisto y gneis de edad Neoproterozoica, Batolito de Pataz, con granitos, dioritas y granodioritas de edad Pérmino, Formación Lavasén, con tuvos dacíticos riolíticos, brechas, tuvos andesíticos de edad del Carbonífero y el Grupo Goyllarisquizga, con arenas cuarzosas blancas, limoarcillitas grises y niveles de carbón de edad Cretácica como se muestra en la Figura 93.

**Figura 93**

## Correlación de anomalía geoquímica de Zn con unidades litológicas.

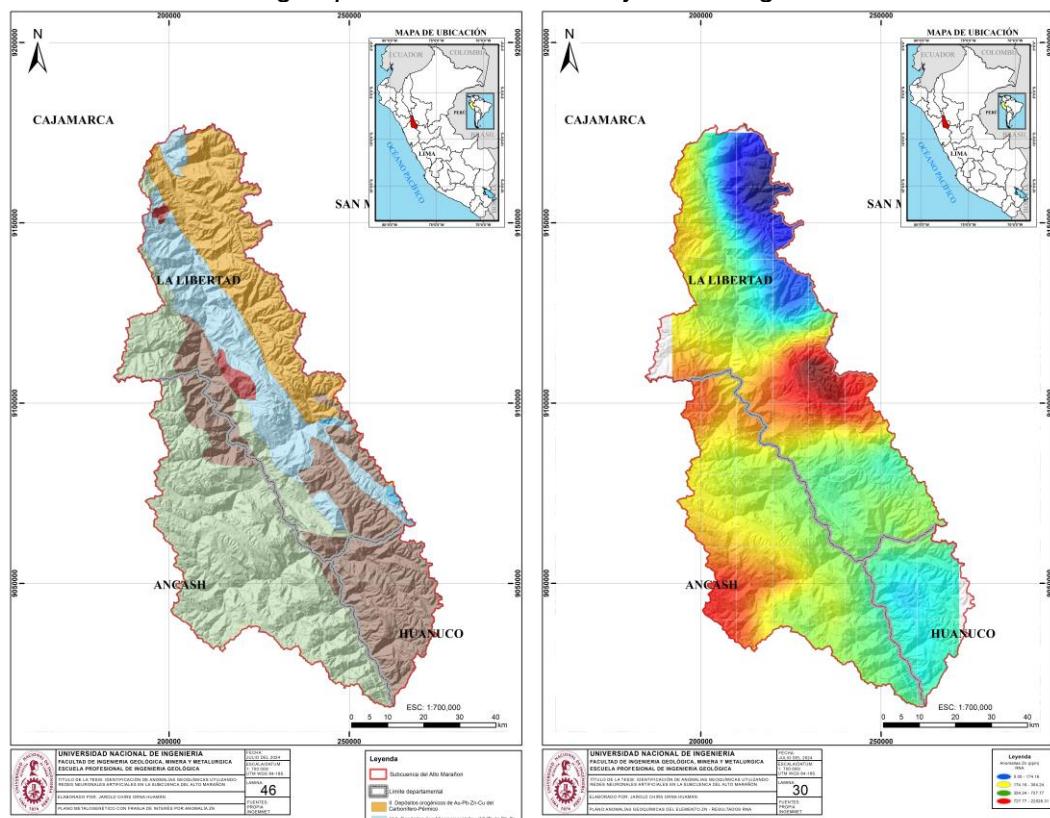


Fuente: Elaboración propia

Las anomalías de Zn se encuentran al centro oriental y sur occidental de la subcuenca, en este sector se encuentran las franjas metalogenéticas: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino y XVI Depósitos tipo Mississippi Valley (MVT) de Pb-Zn del Eoceno-Mioceno como se muestra en la Figura 94.

**Figura 94**

Correlación de anomalía geoquímica de Zn con franjas metalogenéticas.



Fuente: Elaboración propia

Los metalotéctos para encontrar concentraciones significativas de Zn son las unidades litológicas de las formaciones: Complejo Marañón, Batolito de Pataz, Formación Lavasén y el Grupo Goyllarisquizga; además las franjas metalogenéticas: II Depósitos orogénicos de Au-Pb-Zn-Cu del Carbonífero-Pérmino.

## **Conclusiones**

El empleo de redes neuronales artificiales permitió localizar anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn con reducidos márgenes de incertidumbre en la subcuenca del Marañoń.

El volumen de datos permitió diseñar, entrenar y predecir el modelo de las redes neuronales artificiales (RNA) para la detección de anomalías geoquímicas.

Si es posible usar herramientas de Machine Learning, en este caso la clasificación multiclase con la función de activación softmax que permita la localización de anomalías geoquímicas de elementos de interés en la subcuenca del alto Marañoń.

Con la interpolación de kriging se pudo delimitar espacialmente anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañoń.

Las anomalías detectadas por las redes neuronales artificiales (RNA) de As, Cr y Cu se relacionan espacialmente en los sectores norte y centro con los yacimientos orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu) en la subcuenca del Alto Marañoń, para las anomalías de Ni se relacionan en los sectores sur con los yacimientos tipo Pórfidos de Cu-Au y para los elementos Zn y Po se relacionan con los sectores centro y norte con los yacimientos de vetas de Pb-Zn-Cu.

## **Recomendaciones**

Los resultados de los análisis químicos de los elementos As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn no tienen una distribución normal, por lo que para poder trabajar con una data normalizada se utiliza algoritmos del lenguaje de programación Python.

Se puede diseñar redes neuronales artificiales más complejas para poder compararlos con el diseño realizado en el estudio que consta de 55 neuronas, 2 capas ocultas, utilizando la clasificación multiclase y la función de activación softmax.

La peculiaridad de los procesos geológicos y la anisotropía que se va generando en cada uno de estos son importantes para determinar posibles blancos de exploración, se puede incorporar características geológicas peculiares por tipo de anomalía.

En futuros trabajos, incorporar variables geológicas como litología, alteración y estructuras a la evaluación de las redes neuronales artificiales; se podría correlacionar estas variables a los resultados cuantitativos de los elementos químicos colocando capas en superposición con los mapas isovalóricos.

Ampliar la base de datos de anomalías geoquímicas y jerarquizar datasets asociado a la metalogenia inicialmente, posterior a la geología estructural o litología incorporando estos campos a los resultados de los análisis químicos.

## Referencias bibliográficas

- Acosta, J. (2017). *Evolución tectónica y metalogénesis del Perú*. proEXPLO.
- Acosta, J., Rivera, R., Valencia, M., & Chirif, H. (2020). *Mapa Metalogenético del Perú 2020*. INGEMMET.
- ArcMap. (s.f.). *ArcGIS Desktop*. Obtenido de <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/how-kriging-works.htm>.
- Cardona, A. (2006). *Reconhecimento da Evaluao Tectonica da Proto-Margen Andina do Centro-Norte Peruano, Baseado em Dados Geoquímicos e Isotopos do Embasamento da Cordilheira Oriental na Regiao de Huánuco-La Unión*. Sao Paulo: Universidade de Sao Paulo Institute De Geociencias.
- Gabriel, M., Olivera, A., & Vidal, P. (2022). *Optimising Multilayer Perceptron weights and biases through a Cellular Genetic Algorithm for medical data classification*. ELSEIVER.
- González, C. H. (07 de Octubre de 2020). *NeuroMexico*. Obtenido de NeuroMexico: <https://neuromexico.org>
- Hernández, R. C. (2023). *Reconocimiento de tendencias en un campo de investigación en publicaciones científicas y su clasificación a los objetivos de desarrollo sostenible aplicando técnicas de procesamiento de lenguaje natural*. UNIVERSIDAD LOYOLA ANDALUCÍA.
- Instituto Geológico, M. y. (2017). *Atlas Geoquímico del Perú*. Lima: INGEMMET.
- Lacassie, J., Ruiz-Del-Solar, J., & Hervé, F. (2004). *Discovering geochemical patterns using self-organizing neural networks: a new perspective for sedimentary provenance analysis*. Sedimentary Geology, 175-191.
- Miskovic, A. (2009). *Magmatic evolution of the Peruvian Eastern Cordilleran Intrusive Belt: Insights into the Growth of Continental Crust and Tectonism along the Proto-Andean Western Gondwana*. Suiza: Terre & Enviroment.

- Navarro, P. (2003). *Características Metalogenéticas de los yacimientos asociados al Grupo Calipuy en el norte del Perú, departamentos de La Libertad y Ancash.* INGEMMET.
- Nazrpour, A., Sadeghi, B., & Sadeghi, M. (2015). *Application of fractal models to characterization and evaluation of vertical distribution of geochemical data in Zarshuran gold deposit, NW Iran.* Journal of Geochemical Exploration, 60-70.
- Newell, N., & Tafur, I. (1943). *Ordovícico fosilífero en la Selva Oriental del Perú.* En N. Newell, & I. Tafur, *Ordovícico fosilífero en la Selva Oriental del Perú* (págs. 5-16). Lima: Sociedad Geológica del Perú. Boletín n. 14-15.
- Palomino, C., & Vasquez, R. (2008). *Caracterización geoquímica secundaria asociada a los yacimientos de Magistral y Pasto Bueno.* INGEMMET.
- Pitcher, W. (1985). *Magmatism at a plate edge: the Peruvian Andes.* Glasgow: Blackie.
- Pujol Reig, L. (2009). *Predictión de caudales en tiempo real en grandes cuencas utilizando redes neuronales artificiales.* Universitat Politècnica de València. Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente - Departament d'Enginyeria Hidràulica i Medi Ambient.
- Rashid, T. (2016). *Make Your Own Neural Network: A Gentle Journey Through the Mathematics of Neural Networks, and Making Your Own Using the Python Computer Language.* Digital: CreateSpace Independent Publishing Platform.
- Rivera, H. (2007). *Introducción a la Geoquímica General y Aplicada.* Lima: Gráfica Retai.
- Rodríguez, R., & Cueva, E. (2017). *Geología del Cuadrágulo de Rioja, Hoja 13i.* Lima, Perú: INGEMMET.
- Rodríguez, R., Cueva, E., Giraldo, E., & Sánchez, E. (2012). *Geología del Cuadrángulo de Chachapoyas (Hoja 13-H).* En R. Rodríguez, E. Cueva, E. Giraldo, & E. Sánchez, *Geología del Cuadrángulo de Chachapoyas (Hoja 13-H)* (págs. 15-16). Lima: INGEMMET.
- Rodríguez, R., Sánchez, E., Fabián, C., & Choquehuanca, S. (2020). *Geología de los cuadrángulos de Leimebamba (hojas 14h1, 14h2, 14h3, 14h4) y Huayabamba*

- (hojas, 14i1, 14i2, 14i3 y 14i4). En R. Rodríguez, E. Sánchez, C. Fabián, & S. Choquehuana, Geología de los cuadrángulos de Leimebamba (hojas 14h1, 14h2, 14h3, 14h4) y Huayabamba (hojas, 14i1, 14i2, 14i3 y 14i4) (págs. 31-32). Lima: INGEMMET.
- Ronald, V. (2011). *Prospección Geoquímica Regional entre los paralelos 7° y 8° Sur*. INGEMMET, 50-52.
- Rumelhart, D. H. (1986). Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., & Williams, R.J. (1986). *Learning representations by back-propagating errors*. Nature, 323, 533-536. Nature 323, 533-536.
- Salas, R. (2015). *Redes Neuronales Artificiales*. Universidad de Valparaíso, 1-6.
- Sanchez, A. (2019). *Modelado fractal en prospección geoquímica de las subcuenca de Alto Camaná y hornillos Alto Arequipa*. Universidad Nacional de Ingeniería.
- Sanchez, A. D. (2018). *Recognition of driving objects in real time with computer vision and deep neural networks*. Universidad de Alicante, 1.
- Santa Cruz, O. B. (2021). *Innovaciones estadísticas y redes neuronales artificiales aplicadas a la prospección geoquímica en los cuadrángulos de Chaparra y Atico, Caravelí – Arequipa*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Unidad de Posgrado.
- Tafur, I. (1950). *Nota preliminar de la geología del valle de Cajamarca*. Lima: Una contribución a la geología peruana.
- Valencia, M., Santisteban, A., & Lozada, V. (2018). *Prospección Geológica-Minera Regional en la región La Libertad*. Lima: INGEMMET.
- Validación cruzada. (2023). Obtenido de Wikipedia:  
[https://es.wikipedia.org/wiki/Validaci%C3%B3n\\_cruzada](https://es.wikipedia.org/wiki/Validaci%C3%B3n_cruzada)
- W.S. McCulloch, W. P. (1943). *A logical calculus of ideas immanent in nervous activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics, 115–133.

Wikipedia. (14 de Noviembre de 2023). Validación cruzada. Obtenido de *Wikipedia*: [https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Validaci%C3%B3n\\_cruzada&oldid=155368779](https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Validaci%C3%B3n_cruzada&oldid=155368779)

Wilson, J., & Reyes, L. (1964). *Geología del Cuadrángulo de Pataz* (16-H). Lima, Perú: INGEMMET.

Wilson, J., & Reyes, L. (1995). *Geología de los Cuadrángulos Pallasca, Tayabamba, Corongo, Pomabamba, Carhuaz y Huari*. Lima: INGEMMET.

Zappettini, E., & et al. (2001). *Mapa metalogénico de la región fronteriza entre Argentina, Bolivia, Chile y Perú* (14°S-28°S). Santiago: Servicio Nacional de Geología y Minería

## **Anexos**

	Pág.
Anexo 1: Matriz de consistencia .....	1
Anexo 2: Base de Datos .....	2
Anexo 3: Códigos de redes neuronales .....	106

## Anexo 1: Matriz de consistencia

"IDENTIFICACIÓN DE ANOMALÍAS GEOQUÍMICAS EN LA SUBCUENCA DEL ALTO MARAÑÓN UTILIZANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES"						
PROBLEMA	OBJETIVO	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES	METODOLOGÍA	CONCLUSIONES	RECOMENDACIONES
<p>Utilizando los resultados obtenidos, producto de estudios por medio de sedimentos de quebrada realizada por el INGBEMMET (Atlas Geoquímico 2017), se encontraron valores geoquímicos anómalos en la zona de estudio.</p> <p>Las redes neuronales artificiales (RNA) constituyen una herramienta común en muchas áreas de investigación, sin embargo, su aplicación para el análisis de datos geoquímicos ha sido particularmente restringida.</p> <p>El problema es:</p> <p>La existencia de insuficientes herramientas que permitan apoyar la identificación de anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn, con reducidos márgenes de incertidumbre en la subcuenca del Marañón.</p> <p>¿Qué posibilidad tenemos de identificar anomalías geoquímicas con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales?</p>	<p><b>Objetivo General:</b> Localizar anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Objetivo 1:</b> Determinar valores geoquímicos anómalos de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Objetivo 2:</b> Identificar las herramientas de IA que permitan determinar con reducida incertidumbre la localización de anomalías geoquímicos anómalos de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Objetivo 3:</b> Delimitar espacialmente anomalías geoquímicas anómalas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Marañón.</p>	<p><b>Hipótesis General:</b> Es posible localizar anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn con reducidos márgenes de incertidumbre utilizando redes neuronales artificiales en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Hipótesis 1:</b> Existen datos suficientes para determinar valores geoquímicos anómalos de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Hipótesis 2:</b> Es posible elegir herramientas de Machine Learning que permitan determinar con reducida incertidumbre la localización de anomalías geoquímicos de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p><b>Hipótesis 3:</b> Mediante herramientas de interpolación es posible delimitar espacialmente anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p>	<p><b>Variables</b></p> <p><b>Variables Independientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Resultados de elementos químicos por elemento de interés.</li> <li>-Redes Neuronales Artificiales (RNA).</li> </ul> <p><b>Variables Dependientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Valores fondos y umbrales por tipo de elemento de interés.</li> <li>-Identificación de anomalías geoquímicas por elemento de interés.</li> </ul> <p><b>Indicadores</b></p> <p><b>Indicadores variables Independientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Los resultados de los elementos químicos muestran reportes de Q/A-QC que se realizaron para el rendimiento general de la predicción de las redes neuronales artificiales, independientemente de la clase, se opta por usar la precisión como medida de rendimiento y evaluación de la red neuronal artificial.</li> </ul> <p><b>Indicadores variables Dependientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Para medir la efectividad de la Redes Neuronales Artificiales (RNA) se utilizará la precisión como indicador de la correcta implementación de la RNA.</li> <li>-La información inicial de los resultados de los análisis químicos de los elementos As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn no tienen una distribución normal, por lo que se realiza una transformación estadística que ayuden a analizar la</li> </ul>	<p><b>Tipo de Investigación</b></p> <p>Investigación Aplicativa.</p> <p><b>Diseño de Investigación</b></p> <p>El diseño será experimental, se aplicarán en la variable independiente y medirán los cambios en la variable dependiente por medio de los indicadores.</p> <p><b>Indicadores</b></p> <p><b>Indicadores variables Independientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Los resultados de los elementos químicos muestran reportes de Q/A-QC que se realizaron para el rendimiento general de la predicción de las redes neuronales artificiales, independientemente de la clase, se opta por usar la precisión como medida de rendimiento y evaluación de la red neuronal artificial.</li> </ul> <p><b>Indicadores variables Dependientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>-Para medir la efectividad de la Redes Neuronales Artificiales (RNA) se utilizará la precisión como indicador de la correcta implementación de la RNA.</li> <li>-La información inicial de los resultados de los análisis químicos de los elementos As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn no tienen una distribución normal, por lo que se realiza una transformación estadística que ayuden a analizar la</li> </ul>	<p>El empleo de redes neuronales artificiales permitió localizar anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn con reducidos márgenes de incertidumbre en la subcuenca del Marañón.</p> <p>Los 592 datos de la base de datos creada son suficientes para el diseño, entrenamiento y predicción de las redes neuronales artificiales (RNA).</p> <p>Si es posible usar herramientas de Machine Learning, en este caso la clasificación multiclase con la función de activación softmax que permite la localización de anomalías geoquímicas de elementos de la geología del sector, para usar una métrica fácilmente comprensible para el rendimiento de la red neuronal artificial.</p> <p>Con la interpolación de kriging se pudo delimitar espacialmente anomalías geoquímicas de As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn en la subcuenca del Alto Marañón.</p> <p>Las anomalías detectadas por las redes neuronales artificiales (RNA) de As, Cr y Cu se relacionan espacialmente en los sectores norte y centro con los yacimientos orogénicos de Au (Pb-Zn-Cu) en la subcuenca del Alto Marañón, para las anomalías de Ni se relacionan en los sectores sur con los yacimientos tipo Pórfidos de Cu-Au y para los elementos Zn y Pb se relacionan con los sectores centro y norte.</p>	<p>Los resultados de los análisis químicos de los elementos As, Cr, Cu, Hg, Mo, Ni, Pb y Zn no tienen una distribución normal, por lo que para poder trabajar con una data normalizada se utiliza algoritmos del lenguaje de programación Python.</p> <p>Se puede diseñar redes neuronales artificiales más complejas para poder compararlos con el diseño realizado en el estudio que consta de 55 neuronas, 2 capas ocultas, utilizando la clasificación multiclase y la función de activación softmax.</p> <p>La peculiaridad de los procesos geológicos y la anisotropía que se va generando en cada uno de estos son importantes para determinar posibles blancos de exploración, se puede incorporar características geológicas peculiares por tipo de anomalía.</p> <p>En futuros trabajos, incorporar variables geológicas como litología, alteración y estructuras a la evaluación de las redes neuronales artificiales; se podría correlacionar estas variables a los resultados cuantitativos de los elementos químicos colocando capas en superposición con los mapas isovalóricos.</p> <p>Ampliar la base de datos de anomalías geoquímicas y jerarquizar datasets asociado a</p>

## Anexo 2: Base de Datos

ID	Este_X	Norte_Y	Cota_Z	As_ppm
1	213338	9171403	3206.57508	4.16
2	211518	9170360	2731.6514	5.79
3	201960	9170199	1508.39296	10.97
4	213361	9171313	3213.51719	9.94
5	202451	9170386	1539.45782	7.3
6	208507	9174926	3584.64177	6.09
7	211480	9171017	2801.2253	6.51
8	204507	9171303	1981.68564	8.84
9	192121	9120628	3628.18188	9.53
10	215698	9115670	2048.13441	25.85
11	200412	9128081	3027.04043	7.52
12	194011	9118336	3405.87682	15.1
13	193765	9117674	3445.92605	13.8
14	202177	9124160	2148.66508	15.89
15	194228	9120799	3688.96179	12.66
16	214062	9117574	2076.39038	33.7
17	208828	9134781	1262.64346	14.87
18	204223	9123707	1872.85836	24.57
19	210011	9128067	1275.1878	7.7
20	213321	9116839	1723.98968	23.7
21	211575	9127010	1356.8502	7.63
22	212604	9117014	1666.19538	28.86
23	206601	9122115	1721.79815	5.96
24	202837	9126049	2366.55607	12.3
25	211914	9118404	1801.08288	30.63
26	213390	9116863	1725.47629	27.21
27	206484	9122370	1617.99691	33.12
28	193033	9119115	3525.25522	10.44
29	192595	9118825	3575.82987	0.53
30	204783	9123581	1869.27325	22.6
31	224058	9118668	2251.68016	125.9
32	223635	9119495	2175.21358	205.29
33	222190	9129418	2586.43946	2.58
34	220979	9125472	1911.32884	3.51
35	204959	9131218	2327.73864	42.9
36	210270	9130492	1304.49861	78.04
37	204998	9135235	1914.27593	66.72
38	209710	9132958	1296.40537	9.64
39	223135	9120980	2040.09811	149.7
40	217679	9125028	1884.8283	5.35
41	215390	9131922	1972.99883	62.7
42	207930	9136580	1224.38184	8.41
43	221714	9126460	2011.22614	1.71
44	208307	9134781	1232.45093	9.7
45	208708	9133810	1261.85087	57.04

46	209409	9132892	1242.68788	12.44
47	218294	9123069	2038.4986	7.39
48	223047	9122023	2009.51001	1.35
49	219102	9127395	2190.61588	21.48
50	217510	9132138	2419.57943	138.66
51	221052	9124224	1874.13638	111.43
52	221805	9126764	2076.61933	4.91
53	210554	9129736	1250.33858	13.33
54	218314	9140341	3052.31921	18.25
55	205790	9144606	1193.00555	43.53
56	207080	9140947	1239.22728	249.08
57	207100	9146840	1176.31733	55.19
58	211407	9139578	1708.45091	225.3
59	215366	9141806	2439.85652	122.27
60	206950	9137996	1207.9913	10.63
61	211687	9145521	1788.31972	65.6
62	205950	9143120	1184.66269	30.06
63	201684	9137434	1790.831	25.98
64	216541	9141426	2631.44702	35.47
65	198153	9137618	2451.33252	18.06
66	198706	9136454	2483.39075	25.09
67	201711	9135952	2022.97928	29.93
68	195092	9140101	3153.78892	91.03
69	216501	9141489	2628.34591	20.48
70	209456	9145965	1818.78621	371.4
71	213493	9139972	2097.68587	438.1
72	206716	9145314	1257.19986	253.1
73	206994	9139584	1215.71754	13.09
74	211899	9145187	1877.68397	48.26
75	217452	9141334	2774.4731	39.24
76	198449	9136992	2353.26299	18.57
77	195406	9148744	2878.98455	17.3
78	199480	9145688	2012.26025	6.78
79	201043	9163931	1100.01238	16.22
80	204527	9149763	1173.35543	10.37
81	196228	9148229	2677.67406	13.05
82	204607	9155156	1171.76132	13.92
83	201750	9158847	1143.06685	42.94
84	201280	9145306	1761.54251	24.15
85	202161	9153794	1540.83135	14.14
86	198915	9145136	2211.35737	28.85
87	202053	9158359	1118.56525	46.06
88	198825	9145520	2151.45741	31.47
89	200398	9144288	2047.08756	25.83
90	204612	9150337	1143.66064	34.94
91	197212	9147344	2445.08164	5.96
92	203758	9155990	1123.19959	18.88
93	202299	9158006	1127.46441	17.97

94	201887	9159904	1124.23713	35.03
95	204691	9154497	1134.57121	21.81
96	199891	9165560	1103.61201	29.11
97	205675	9150444	1260.64239	60.45
98	204713	9153963	1131.4723	24.72
99	202180	9157846	1129.28845	71.28
100	201697	9159639	1157.72034	27.64
101	204220	9154004	1195.79563	19.67
102	198810	9164767	1260.84823	38.75
103	208206	9166542	1768.81985	8.98
104	206569	9158241	1485.8528	26.72
105	211364	9155237	1976.22311	34.38
106	211453	9155332	1984.38961	16.04
107	212811	9155658	2213.34555	18.46
108	206418	9158348	1494.95674	8.96
109	207411	9166592	1678.97456	10.03
110	202812	9165406	1241.09521	11.08
111	212268	9165794	2371.47657	3.82
112	202222	9159691	1130.06576	20.11
113	208674	9166806	1842.35324	11.43
114	214895	9153509	2784.3379	15.88
115	211112	9155850	1985.63394	28.22
116	210802	9157840	2099.10547	6.51
117	212799	9165734	2475.53699	14.83
118	215336	9152706	2736.6388	43.39
119	203366	9164951	1382.70565	20.45
120	200996	9164234	1112.47389	15.08
121	199257	9166276	1113.65562	50.56
122	214879	9168029	3063.61827	4.03
123	198359	9167897	1089.0017	48.33
124	197020	9169831	1084.5139	40.9
125	196811	9169875	1085.38295	60.84
126	211084	9167656	2084.43097	6.07
127	199594	9166603	1084.79835	17.8
128	210918	9166957	2114.22108	11.5
129	199133	9168348	1152.698	11
130	198373	9167675	1104.4962	36.8
131	211611	9168600	2306.66063	5.3
132	214845	9168087	3042.73742	2.2
133	224603	9127992	2495.37969	4.53
134	228921	9120544	2807.61454	8.76
135	227374	9121999	2526.23575	4.42
136	225160	9122436	2227.3138	6.89
137	228022	9121388	2653.72576	8.55
138	224903	9128090	2541.70781	7.46
139	225503	9124148	2576.90588	9.74
140	224479	9123206	2295.80782	3.33
141	225696	9128416	2714.17717	10.78

142	227492	9121941	2548.54676	4.88
143	204371	9084040	3514.40982	7
144	212600	9085200	2254.68754	11
145	203340	9091240	3263.14393	37
146	208800	9083000	3249.05652	8
147	206993	9104343	2199.36285	13
148	206065	9103294	2577.46572	45
149	214232	9107206	2629.5757	10
150	211110	9106598	1477.76898	20
151	204381	9099716	3387.02324	46
152	200654	9097716	3823.64702	160
153	200804	9093614	3762.69871	104
154	207850	9101444	2264.03235	12
155	211300	9106245	1532.56924	13
156	207131	9102047	2390.42567	8
157	208870	9107222	1399.86796	14
158	205100	9100800	3141.5061	72
159	202878	9098320	3655.27116	199
160	207220	9095625	2435.13121	18
161	198889	9097650	3950.78127	343
162	205244	9085472	3579.3919	168
163	208860	9086511	3184.11753	15
164	208200	9097900	2100.42626	34
165	213680	9085450	2181.06374	15
166	208076	9084501	2966.23292	32
167	202175	9093882	3525.10179	84
168	209200	9098656	1945.64803	13
169	217350	9088200	1732.84024	14
170	253699	9080142	3433.18874	14
171	237952	9105080	3868.10757	46
172	246610	9092650	3017.02871	81
173	226460	9090310	2611.13419	35
174	239810	9088161	3044.90135	14
175	248466	9088755	2775.19846	12
176	238394	9100443	2714.28906	31
177	228095	9090880	2713.77631	27
178	238463	9093728	2273.63235	24
179	254287	9079960	3431.83028	15
180	238679	9099727	2686.26127	97
181	234420	9089980	2248.05949	8
182	250860	9087977	3019.55037	12
183	234844	9092617	2186.86215	21
184	244533	9094678	3028.50615	35
185	245377	9086467	3052.45864	37
186	232120	9088650	1986.57338	21
187	215400	9096500	1622.17262	15
188	204439	9093030	2913.5878	40
189	205775	9084302	3273.26397	10

190	209850	9085050	2625.80887	25
191	205450	9094053	2743.90391	43
192	213100	9089656	2789.32228	29
193	221902	9094662	3166.40616	16
194	215873	9092273	1963.57076	30
195	214300	9096800	1537.42149	20
196	215978	9089466	1605.3165	33
197	212999	9098899	1576.479	12
198	204270	9092551	3066.17317	51
199	217106	9092247	1525.88455	14
200	216450	9089850	1713.18092	12
201	220395	9111640	2806.96924	31
202	222499	9101886	3072.53824	117
203	217310	9110820	2779.95737	16
204	214609	9114294	2114.01457	21
205	223620	9100635	3259.66232	21
206	219899	9110199	3046.97081	44
207	214896	9113083	2323.61099	18
208	219096	9103893	2953.29659	67
209	222442	9110053	3454.79348	28
210	200062	9113594	2430.90282	19
211	205310	9113347	1574.36828	42
212	199713	9106599	3584.00222	376
213	200507	9111082	2959.30914	11
214	221250	9111310	3038.94858	34
215	204435	9107860	2123.90437	32
216	202205	9113326	2040.51182	11
217	203420	9112140	2051.41565	10
218	201552	9113831	1989.40818	46
219	207400	9106700	2057.91517	8
220	200059	9105555	3669.40881	74
221	214945	9107906	2777.45663	14
222	200600	9106700	3106.83045	127
223	202380	9106050	2853.11312	231
224	226118	9114835	2657.41144	930
225	231391	9110385	3309.09802	1513
226	233409	9110863	3598.46411	72
227	226473	9113896	2718.53582	1375
228	228642	9108012	3687.15441	62
229	228827	9111799	3097.75959	1893
230	203310	9113250	1874.65788	40
231	245441	9074318	3066.03698	16
232	228958	9075596	1695.21002	6
233	234494	9104512	3875.83327	422
234	228137	9109146	3487.50383	124
235	232240	9099314	3602.22642	20
236	239317	9097730	2521.23044	87
237	231495	9101555	3802.56475	11

238	238700	9104200	3707.98736	36
239	244550	9103270	3497.90957	73
240	235505	9100881	3216.5072	826
241	239609	9103108	3244.47241	25
242	227165	9111439	3164.33475	98
243	231061	9110466	3256.26338	1198
244	239670	9105462	3817.45026	46
245	231257	9102569	3921.76248	25
246	232175	9100584	3707.25196	14
247	241320	9097610	2771.3262	26
248	237087	9102566	3222.76315	71
249	238091	9081402	3343.46902	16
250	239235	9060049	1934.5171	22
251	226135	9082285	1615.8597	1.51
252	243285	9078102	3082.79771	12
253	231138	9074714	1667.01614	8
254	244437	9075605	2851.19374	18
255	231529	9068557	1822.53036	14
256	242175	9076188	2633.73705	12
257	241445	9068494	2554.76979	6
258	245423	9074374	3046.05316	28
259	230225	9073520	1674.62547	25
260	240229	9069491	2341.28289	5
261	226971	9080072	1627	1.33
262	233780	9073058	1770.85418	4
263	231379	9081986	2784.82342	7.33
264	214400	9100306	2142.98638	9
265	212629	9092073	2987.71223	29
266	218037	9093363	1521.47554	19
267	215318	9101997	2763.37162	19
268	213600	9096585	1639.5001	62
269	213211	9099812	1513.41879	11
270	220250	9094998	2571.23483	19
271	218350	9100021	2356.50944	62
272	221756	9100424	2815.82959	15
273	216478	9088920	1544.7852	17
274	218536	9110508	2885.24712	17
275	218884	9100668	2456.3531	55
276	226657	9087401	1751.63536	14
277	234495	9092699	2193.87971	8
278	256065	9078610	3479.79504	5
279	225558	9083639	1630.49149	22.09
280	240846	9075462	2443.95526	18
281	228907	9074988	1692.76597	4
282	241874	9067811	2653.0737	6
283	237401	9056211	2220.7926	10
284	232589	9073482	1720.69595	5
285	230486	9074132	1634.15456	5

286	231551	9070417	1647.18353	10
287	237368	9072194	1964.57538	4
288	244779	9076156	2989.15967	12
289	229179	9077818	1627.94069	6.42
290	226083	9081816	1599.72048	5.34
291	241014	9068678	2509.71044	4
292	238809	9074228	2187.70488	18
293	233435	9054852	1946.00396	10
294	226962	9050930	2122.68957	12
295	227612	9046160	2651.0599	15
296	235339	9056042	1913.0708	10
297	227473	9051006	2118.17463	17
298	232964	9055041	1983.06273	27
299	229946	9051380	2064.05719	11
300	236732	9048876	2828.10146	6
301	225733	9055693	3155.10539	6
302	246178	9073441	3231.41456	24
303	234306	9049084	2512.89581	5
304	235941	9039558	2783.66206	15
305	254763	9045686	3359.33919	6
306	241265	9057766	1721.23308	10
307	248213	9030072	2906.48738	12
308	241390	9035450	3443.16509	4
309	236298	9040302	2819.59262	4
310	237620	9072724	2004.68042	6
311	236944	9080898	3016.5858	12
312	229879	9075194	1636.28135	9
313	226959	9079844	1596.78767	10
314	247738	9036278	2255.46635	6
315	241372	9068466	2545.62278	5
316	230325	9072764	1647.24322	9
317	239672	9070996	2285.31967	6
318	232640	9077944	1974.05573	12
319	236579	9060788	2118.70458	22
320	248116	9067748	3046.98782	21
321	249008	9059714	2016.0816	21
322	253563	9064092	2629.67481	11
323	253778	9065471	2929.08222	12
324	253830	9069961	3734.81611	22
325	250309	9062677	2210.47831	19
326	236340	9072306	1901.97791	4
327	256037	9061712	2742.66014	16
328	251020	9069204	3145.91826	46
329	248753	9065650	2715.63941	26
330	255980	9061980	2740.89777	33
331	238118	9100330	2751.03323	129
332	236882	9092487	2259.89726	11
333	233718	9096928	2974.85503	22

334	252124	9086606	3262.87534	11
335	227915	9086951	1788.86116	21
336	245446	9091838	2810.73188	70
337	252588	9084766	3351.64244	90
338	230068	9087823	1915.61833	44
339	247001	9088700	2687.7099	11
340	251542	9083484	3375.57545	14
341	242402	9093899	2397.45475	23
342	257710	9076630	3624.5905	14
343	234050	9090920	2172.20117	27
344	243482	9091842	2476.78479	20
345	247301	9085084	3046.8472	18
346	239056	9089120	2898.06446	19
347	239733	9097092	2526.75468	29
348	251345	9081062	3505.40963	9
349	232935	9089390	2017.96056	21
350	239701	9096240	2443.87281	35
351	252373	9085082	3301.98706	11
352	260118	9074319	3633.28524	33
353	240807	9094690	2341.7085	34
354	249362	9088380	2857.28013	11
355	221079	9106203	3560.77333	69
356	217814	9113250	2305.40871	23
357	219670	9102620	2816.43958	54
358	218906	9112490	2477.56076	34
359	213867	9114488	2146.06642	21
360	216837	9113850	2199.62762	65
361	234907	9112056	3775.61418	128
362	258930	9075698	3594.23027	25
363	244946	9088865	2860.17697	21
364	247810	9084720	3168.67428	12
365	256433	9078422	3477.3976	11
366	245991	9086895	2865.78499	29
367	248788	9082814	3332.42939	9
368	248623	9081172	3571.17245	17
369	258860	9075580	3579.00794	15
370	259489	9074772	3597.86351	7
371	240018	9102304	3136.41295	26
372	244180	9091018	2515.55374	23
373	260039	9074536	3627.98334	5
374	246583	9087012	2820.13991	23
375	225102	9086110	1635.25052	18
376	252027	9062850	2308.94932	19
377	251342	9067679	2750.3678	24
378	254218	9080234	3454.41114	13
379	260637	9073297	3710.34259	30
380	246156	9088534	2675.74917	21
381	229435	9088078	1968.02711	11

382	252640	9081054	3376.62737	12
383	252417	9069469	3233.45652	21
384	252586	9081558	3368.6301	7
385	257313	9077904	3518.6609	38
386	243315	9091884	2493.41608	6
387	234515	9049272	2502.29395	7
388	227958	9044153	3009.69751	9
389	227559	9044205	2937.92163	8
390	232920	9054586	1953.11892	14
391	247134	9030082	3081.80932	13
392	237642	9040867	2567.15287	15
393	230377	9036078	3521.30509	6
394	235600	9039408	2814.512	14
395	235079	9039603	2916.13767	7
396	209748	9053838	2726.87103	10
397	215146	9045848	2543.00148	8
398	224392	9051092	2141.41801	9
399	205495	9041691	3612.53807	6
400	209892	9041944	3043.77145	7
401	205176	9054082	3392.50818	7
402	220607	9045480	2944.87699	4
403	205331	9041657	3632.77386	5
404	211156	9036661	3666.7299	21
405	207872	9058397	3040.8537	8
406	223752	9051048	2166.00251	12
407	205410	9049178	3778.87709	41
408	229361	9036861	3543.32361	3
409	235989	9035361	3376.85129	15
410	242067	9033108	2999.38272	8
411	249769	9037026	2056.401	6
412	251415	9047156	2424.18352	2
413	258572	9043372	3975.1304	11
414	256612	9039525	3346.38263	3
415	256066	9029953	1928.26204	5.08
416	260345	9023126	1903.69124	0.15
417	258048	9026684	1901.82361	12.55
418	258312	9031258	2303.52937	4.58
419	261276	9020210	1920.50237	9.45
420	262498	9016198	1941.40536	11.74
421	242611	9056395	1795.27916	19
422	235539	9038993	2889.3371	12
423	241860	9057064	1751.5058	14
424	249960	9030228	2526.32076	22
425	254120	9047740	2953.31399	2
426	263864	9034584	3182.87897	3.41
427	257311	9028424	1893.56629	15.29
428	265924	9024896	3312.93767	17.06
429	261012	9022980	2084.21508	4.92

430	252720	9027101	2479.2345	9
431	222175	9042053	3437.14117	3
432	261879	9033190	2904.21364	1.81
433	219322	9048425	2355.56076	3
434	209016	9042052	3179.20434	6
435	215612	9043128	2675.96915	5
436	211526	9037226	3485.25842	16
437	263208	9035927	3302.35221	3.65
438	258107	9025457	1921.61763	1.66
439	261998	9017549	1986.99763	10.59
440	258910	9053966	2393.68398	12
441	268092	9045007	3339.4173	16
442	267657	9044990	3320.36881	17
443	246104	9034697	2454.08596	7
444	252930	9047313	2693.74508	2
445	236039	9039604	2779.38914	8
446	255079	9055941	2230.95006	12
447	269008	9047144	3512.17934	6
448	204013	9054846	3664.92055	7
449	222099	9050164	2288.58176	11
450	209469	9052755	2888.68731	13
451	258847	9052098	2741.97713	16
452	263913	9047926	2913.01495	16
453	268263	9042260	3536.59015	15
454	257401	9054128	2473.17632	12
455	255075	9057710	2238.76461	12
456	263199	9049237	2787.18575	15
457	268313	9042883	3476.8423	16
458	263234	9048124	2943.33906	16
459	208561	9042340	3165.75482	6
460	257085	9055586	2260.14371	14
461	260991	9052511	2509.28101	14
462	222432	9050655	2195.45471	12
463	216043	9042121	2747.32531	6
464	219304	9055296	2833.97658	16
465	211008	9053238	2704.04158	6
466	264140	9050976	3052.74759	5
467	249713	9056332	1943.70454	12
468	267598	9048170	3256.83941	8
469	254192	9056608	2100.74481	12
470	261787	9053911	2933.34342	10
471	263584	9047552	2996.22089	16
472	268469	9048512	3444.41401	7
473	263244	9050617	2830.37362	5
474	206486	9057046	3197.34706	9
475	207019	9042268	3368.06147	10
476	249216	9025666	2863.11654	9
477	259815	9032294	2452.75445	5.21

478	264140	9023200	2695.29135	8.09
479	248351	9024946	2976.35762	15
480	265101	9034189	3344.04591	0.65
481	265652	9033978	3393.90862	5.07
482	265945	9034324	3517.66933	7.3
483	268506	9042270	3501.89545	18
484	268598	9049917	3582.95558	9
485	213159	9039480	3052.61679	13
486	213981	9050958	2577.7188	9
487	261009	9019489	1955.66791	10.24
488	266812	9033631	3506.79794	5.56
489	251673	9026768	2539.16588	10
490	264273	9024660	3147.63509	4.63
491	270734	9040298	3749.82615	17
492	253141	9056160	2070.61501	12
493	250946	9056412	2009.41522	12
494	259983	9050836	2901.46872	11
495	271682	9047448	3655.0225	7
496	247402	9057776	1860.66399	14
497	208183	9055751	2872.63491	17
498	221241	9043434	3199.92128	3
499	212548	9052516	2821.55822	7
500	210905	9052905	2651.37698	10
501	215691	9042124	2740.66776	8
502	217985	9048949	2338.93922	8
503	215698	9058116	3428.34656	9
504	209239	9047928	3160.86096	25
505	262398	9036882	3620.07388	4.42
506	262962	9053078	3022.63319	21
507	252785	9070009	3366.54348	19
508	259507	9062031	3319.82782	16
509	250713	9063927	2346.43488	18
510	258428	9063952	3596.12471	32
511	221796	9056192	3557.35046	4
512	214364	9042776	2706.95534	7
513	214889	9049488	2436.29921	11
514	216548	9057630	3368.27361	7
515	221740	9044202	3283.82901	2
516	228308	9046792	2652.15779	6
517	230996	9051808	2029.30878	4
518	238736	9057998	1801.51423	10
519	215541	9036545	3396.8164	6
520	207220	9043220	3326.49119	4
521	258994	9024204	1903.78086	15.55
522	267416	9033594	3570.70915	5.12
523	260924	9021896	1984.87336	2.74
524	262482	9035840	3281.01562	3.62
525	258170	9026300	1920.18374	2.26

526	254861	9062074	2631.56486	30
527	261728	9063399	3911.22517	16
528	255798	9065661	3302.74429	14
529	208324	9055272	2873.09082	8
530	250474	9063436	2242.57351	5
531	213368	9050309	2579.79289	16
532	211765	9042405	2924.68959	7
533	215883	9048108	2426.84457	7
534	220184	9054596	2692.05674	17
535	221227	9049741	2250.6003	14
536	211734	9055551	3121.75685	7
537	217475	9039472	3017.74268	4
538	228169	9056666	3413.81325	5
539	246371	9057384	1844.01922	13
540	245581	9057276	1851.57385	7
541	231419	9053002	2043.61503	10
542	226958	9050928	2123.72257	12
543	230612	9036590	3392.55866	4
544	237394	9042173	2879.18991	6
545	243126	9055974	1738.09107	13
546	250821	9036149	1981.65711	103
547	254163	9039639	2288.21466	6
548	247498	9036500	2422.20414	4
549	239710	9032015	3673.43236	12
550	246901	9024054	3233.79702	6
551	240012	9058380	1756.41351	13
552	256615	9058418	2530.99821	12
553	269381	9041104	3616.3981	24
554	269996	9040360	3690.16986	32
555	255596	9056307	2155.94207	12
556	266856	9045568	3267.0475	19
557	266418	9044674	3703.8074	10
558	261573	9049856	2994.85561	13
559	269525	9045940	3569.37179	8
560	248851	9056972	1918.5553	12
561	267844	9043932	3416.2459	16
562	229442	9050970	2074.53863	17
563	232598	9050308	2242.58561	5
564	237826	9048219	3045.32343	5
565	232519	9056619	2229.22713	23
566	227261	9044345	2913.79089	4
567	227594	9051166	2093.01674	14
568	256888	9044691	3767.5627	10
569	232639	9038295	3153.80115	14
570	235674	9036668	3186.52068	23
571	235125	9036644	3186.8061	17
572	242150	9032650	3054.28791	4
573	261650	9033270	2817.49338	2.33

574	210523	9040758	3155.62801	31
575	213186	9051187	2529.42162	8
576	220697	9049192	2262.39789	11
577	216533	9038188	3200.81093	2
578	210970	9047933	2924.5864	18
579	236490	9056582	1863.98363	10
580	223651	9058124	3525.89124	9
581	234145	9041585	3345.7202	7
582	227592	9045632	2729.75925	5
583	255735	9046066	3394.79771	6
584	252300	9031200	2271.79026	14
585	243562	9056375	1786.16083	10
586	235719	9035659	3308.68139	16
587	267530	9034201	3641.91213	10.85
588	267598	9034051	3588.39547	13.44
589	267435	9033928	3581.9997	8.02
590	271548	9043990	3650.40052	9
591	271574	9043597	3676.97307	18
592	270156	9040142	3699.67685	93

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Cr_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	56
2	211518	9170360	2731.6514	67
3	201960	9170199	1508.39296	36
4	213361	9171313	3213.51719	83
5	202451	9170386	1539.45782	90
6	208507	9174926	3584.64177	78
7	211480	9171017	2801.2253	64
8	204507	9171303	1981.68564	101
9	192121	9120628	3628.18188	145
10	215698	9115670	2048.13441	93
11	200412	9128081	3027.04043	247
12	194011	9118336	3405.87682	157
13	193765	9117674	3445.92605	188
14	202177	9124160	2148.66508	82
15	194228	9120799	3688.96179	106
16	214062	9117574	2076.39038	90
17	208828	9134781	1262.64346	74
18	204223	9123707	1872.85836	86
19	210011	9128067	1275.1878	136
20	213321	9116839	1723.98968	70
21	211575	9127010	1356.8502	126
22	212604	9117014	1666.19538	87
23	206601	9122115	1721.79815	96
24	202837	9126049	2366.55607	198
25	211914	9118404	1801.08288	52
26	213390	9116863	1725.47629	81
27	206484	9122370	1617.99691	82
28	193033	9119115	3525.25522	98
29	192595	9118825	3575.82987	278
30	204783	9123581	1869.27325	89
31	224058	9118668	2251.68016	108
32	223635	9119495	2175.21358	113
33	222190	9129418	2586.43946	190
34	220979	9125472	1911.32884	154
35	204959	9131218	2327.73864	150
36	210270	9130492	1304.49861	113
37	204998	9135235	1914.27593	106
38	209710	9132958	1296.40537	108
39	223135	9120980	2040.09811	144
40	217679	9125028	1884.8283	88
41	215390	9131922	1972.99883	25
42	207930	9136580	1224.38184	58
43	221714	9126460	2011.22614	73
44	208307	9134781	1232.45093	50
45	208708	9133810	1261.85087	26
46	209409	9132892	1242.68788	37
47	218294	9123069	2038.4986	29

48	223047	9122023	2009.51001	100
49	219102	9127395	2190.61588	28
50	217510	9132138	2419.57943	60
51	221052	9124224	1874.13638	46
52	221805	9126764	2076.61933	65
53	210554	9129736	1250.33858	53
54	218314	9140341	3052.31921	52
55	205790	9144606	1193.00555	44
56	207080	9140947	1239.22728	58
57	207100	9146840	1176.31733	52
58	211407	9139578	1708.45091	42
59	215366	9141806	2439.85652	47
60	206950	9137996	1207.9913	47
61	211687	9145521	1788.31972	41
62	205950	9143120	1184.66269	58
63	201684	9137434	1790.831	61
64	216541	9141426	2631.44702	49
65	198153	9137618	2451.33252	44
66	198706	9136454	2483.39075	54
67	201711	9135952	2022.97928	27
68	195092	9140101	3153.78892	50
69	216501	9141489	2628.34591	27
70	209456	9145965	1818.78621	43
71	213493	9139972	2097.68587	52
72	206716	9145314	1257.19986	52
73	206994	9139584	1215.71754	36
74	211899	9145187	1877.68397	79
75	217452	9141334	2774.4731	53
76	198449	9136992	2353.26299	49
77	195406	9148744	2878.98455	59
78	199480	9145688	2012.26025	70
79	201043	9163931	1100.01238	87
80	204527	9149763	1173.35543	85
81	196228	9148229	2677.67406	56
82	204607	9155156	1171.76132	44
83	201750	9158847	1143.06685	50
84	201280	9145306	1761.54251	55
85	202161	9153794	1540.83135	80
86	198915	9145136	2211.35737	45
87	202053	9158359	1118.56525	60
88	198825	9145520	2151.45741	35
89	200398	9144288	2047.08756	62
90	204612	9150337	1143.66064	61
91	197212	9147344	2445.08164	61
92	203758	9155990	1123.19959	45
93	202299	9158006	1127.46441	67
94	201887	9159904	1124.23713	60
95	204691	9154497	1134.57121	45

96	199891	9165560	1103.61201	136
97	205675	9150444	1260.64239	66
98	204713	9153963	1131.4723	45
99	202180	9157846	1129.28845	67
100	201697	9159639	1157.72034	25
101	204220	9154004	1195.79563	85
102	198810	9164767	1260.84823	78
103	208206	9166542	1768.81985	80
104	206569	9158241	1485.8528	81
105	211364	9155237	1976.22311	72
106	211453	9155332	1984.38961	69
107	212811	9155658	2213.34555	36
108	206418	9158348	1494.95674	25
109	207411	9166592	1678.97456	44
110	202812	9165406	1241.09521	87
111	212268	9165794	2371.47657	49
112	202222	9159691	1130.06576	28
113	208674	9166806	1842.35324	79
114	214895	9153509	2784.3379	23
115	211112	9155850	1985.63394	29
116	210802	9157840	2099.10547	21
117	212799	9165734	2475.53699	37
118	215336	9152706	2736.6388	31
119	203366	9164951	1382.70565	96
120	200996	9164234	1112.47389	42
121	199257	9166276	1113.65562	144
122	214879	9168029	3063.61827	51
123	198359	9167897	1089.0017	112
124	197020	9169831	1084.5139	60
125	196811	9169875	1085.38295	75
126	211084	9167656	2084.43097	57
127	199594	9166603	1084.79835	84
128	210918	9166957	2114.22108	65
129	199133	9168348	1152.698	67
130	198373	9167675	1104.4962	117
131	211611	9168600	2306.66063	33
132	214845	9168087	3042.73742	81
133	224603	9127992	2495.37969	132
134	228921	9120544	2807.61454	99
135	227374	9121999	2526.23575	125
136	225160	9122436	2227.3138	172
137	228022	9121388	2653.72576	142
138	224903	9128090	2541.70781	127
139	225503	9124148	2576.90588	132
140	224479	9123206	2295.80782	120
141	225696	9128416	2714.17717	104
142	227492	9121941	2548.54676	97
143	204371	9084040	3514.40982	10

144	212600	9085200	2254.68754	13
145	203340	9091240	3263.14393	9
146	208800	9083000	3249.05652	9
147	206993	9104343	2199.36285	7
148	206065	9103294	2577.46572	11
149	214232	9107206	2629.5757	19
150	211110	9106598	1477.76898	27
151	204381	9099716	3387.02324	10
152	200654	9097716	3823.64702	17
153	200804	9093614	3762.69871	14
154	207850	9101444	2264.03235	28
155	211300	9106245	1532.56924	17
156	207131	9102047	2390.42567	9
157	208870	9107222	1399.86796	17
158	205100	9100800	3141.5061	11
159	202878	9098320	3655.27116	28
160	207220	9095625	2435.13121	14
161	198889	9097650	3950.78127	17
162	205244	9085472	3579.3919	13
163	208860	9086511	3184.11753	18
164	208200	9097900	2100.42626	38
165	213680	9085450	2181.06374	9
166	208076	9084501	2966.23292	10
167	202175	9093882	3525.10179	14
168	209200	9098656	1945.64803	10
169	217350	9088200	1732.84024	16
170	253699	9080142	3433.18874	13
171	237952	9105080	3868.10757	82
172	246610	9092650	3017.02871	23
173	226460	9090310	2611.13419	24
174	239810	9088161	3044.90135	12
175	248466	9088755	2775.19846	15
176	238394	9100443	2714.28906	50
177	228095	9090880	2713.77631	25
178	238463	9093728	2273.63235	15
179	254287	9079960	3431.83028	23
180	238679	9099727	2686.26127	30
181	234420	9089980	2248.05949	18
182	250860	9087977	3019.55037	12
183	234844	9092617	2186.86215	25
184	244533	9094678	3028.50615	36
185	245377	9086467	3052.45864	14
186	232120	9088650	1986.57338	16
187	215400	9096500	1622.17262	18
188	204439	9093030	2913.5878	8
189	205775	9084302	3273.26397	9
190	209850	9085050	2625.80887	11
191	205450	9094053	2743.90391	21

192	213100	9089656	2789.32228	26
193	221902	9094662	3166.40616	22
194	215873	9092273	1963.57076	42
195	214300	9096800	1537.42149	65
196	215978	9089466	1605.3165	25
197	212999	9098899	1576.479	15
198	204270	9092551	3066.17317	11
199	217106	9092247	1525.88455	87
200	216450	9089850	1713.18092	14
201	220395	9111640	2806.96924	14
202	222499	9101886	3072.53824	16
203	217310	9110820	2779.95737	21
204	214609	9114294	2114.01457	19
205	223620	9100635	3259.66232	17
206	219899	9110199	3046.97081	22
207	214896	9113083	2323.61099	84
208	219096	9103893	2953.29659	25
209	222442	9110053	3454.79348	17
210	200062	9113594	2430.90282	12
211	205310	9113347	1574.36828	18
212	199713	9106599	3584.00222	140
213	200507	9111082	2959.30914	19
214	221250	9111310	3038.94858	17
215	204435	9107860	2123.90437	20
216	202205	9113326	2040.51182	12
217	203420	9112140	2051.41565	21
218	201552	9113831	1989.40818	16
219	207400	9106700	2057.91517	107
220	200059	9105555	3669.40881	112
221	214945	9107906	2777.45663	30
222	200600	9106700	3106.83045	230
223	202380	9106050	2853.11312	36
224	226118	9114835	2657.41144	13
225	231391	9110385	3309.09802	33
226	233409	9110863	3598.46411	67
227	226473	9113896	2718.53582	12
228	228642	9108012	3687.15441	13
229	228827	9111799	3097.75959	22
230	203310	9113250	1874.65788	16
231	245441	9074318	3066.03698	11
232	228958	9075596	1695.21002	17
233	234494	9104512	3875.83327	50
234	228137	9109146	3487.50383	26
235	232240	9099314	3602.22642	15
236	239317	9097730	2521.23044	25
237	231495	9101555	3802.56475	17
238	238700	9104200	3707.98736	60
239	244550	9103270	3497.90957	8

240	235505	9100881	3216.5072	14
241	239609	9103108	3244.47241	33
242	227165	9111439	3164.33475	13
243	231061	9110466	3256.26338	26
244	239670	9105462	3817.45026	158
245	231257	9102569	3921.76248	9
246	232175	9100584	3707.25196	9
247	241320	9097610	2771.3262	40
248	237087	9102566	3222.76315	91
249	238091	9081402	3343.46902	18
250	239235	9060049	1934.5171	22
251	226135	9082285	1615.8597	15.15
252	243285	9078102	3082.79771	45
253	231138	9074714	1667.01614	21
254	244437	9075605	2851.19374	14
255	231529	9068557	1822.53036	16
256	242175	9076188	2633.73705	28
257	241445	9068494	2554.76979	16
258	245423	9074374	3046.05316	20
259	230225	9073520	1674.62547	15
260	240229	9069491	2341.28289	16
261	226971	9080072	1627	31.86
262	233780	9073058	1770.85418	17
263	231379	9081986	2784.82342	15.35
264	214400	9100306	2142.98638	31
265	212629	9092073	2987.71223	32
266	218037	9093363	1521.47554	26
267	215318	9101997	2763.37162	35
268	213600	9096585	1639.5001	36
269	213211	9099812	1513.41879	16
270	220250	9094998	2571.23483	25
271	218350	9100021	2356.50944	21
272	221756	9100424	2815.82959	24
273	216478	9088920	1544.7852	19
274	218536	9110508	2885.24712	21
275	218884	9100668	2456.3531	20
276	226657	9087401	1751.63536	319
277	234495	9092699	2193.87971	25
278	256065	9078610	3479.79504	15
279	225558	9083639	1630.49149	65.98
280	240846	9075462	2443.95526	18
281	228907	9074988	1692.76597	22
282	241874	9067811	2653.0737	16
283	237401	9056211	2220.7926	10
284	232589	9073482	1720.69595	18
285	230486	9074132	1634.15456	17
286	231551	9070417	1647.18353	12
287	237368	9072194	1964.57538	16

288	244779	9076156	2989.15967	23
289	229179	9077818	1627.94069	38.34
290	226083	9081816	1599.72048	31.95
291	241014	9068678	2509.71044	29
292	238809	9074228	2187.70488	15
293	233435	9054852	1946.00396	20
294	226962	9050930	2122.68957	11
295	227612	9046160	2651.0599	21
296	235339	9056042	1913.0708	14
297	227473	9051006	2118.17463	11
298	232964	9055041	1983.06273	13
299	229946	9051380	2064.05719	14
300	236732	9048876	2828.10146	22
301	225733	9055693	3155.10539	20
302	246178	9073441	3231.41456	15
303	234306	9049084	2512.89581	22
304	235941	9039558	2783.66206	14
305	254763	9045686	3359.33919	21
306	241265	9057766	1721.23308	24
307	248213	9030072	2906.48738	10
308	241390	9035450	3443.16509	14
309	236298	9040302	2819.59262	11
310	237620	9072724	2004.68042	18
311	236944	9080898	3016.5858	11
312	229879	9075194	1636.28135	12
313	226959	9079844	1596.78767	10
314	247738	9036278	2255.46635	22
315	241372	9068466	2545.62278	17
316	230325	9072764	1647.24322	10
317	239672	9070996	2285.31967	16
318	232640	9077944	1974.05573	11
319	236579	9060788	2118.70458	17
320	248116	9067748	3046.98782	133
321	249008	9059714	2016.0816	42
322	253563	9064092	2629.67481	126
323	253778	9065471	2929.08222	27
324	253830	9069961	3734.81611	19
325	250309	9062677	2210.47831	29
326	236340	9072306	1901.97791	18
327	256037	9061712	2742.66014	12
328	251020	9069204	3145.91826	79
329	248753	9065650	2715.63941	9
330	255980	9061980	2740.89777	13
331	238118	9100330	2751.03323	11
332	236882	9092487	2259.89726	10
333	233718	9096928	2974.85503	21
334	252124	9086606	3262.87534	11
335	227915	9086951	1788.86116	19

336	245446	9091838	2810.73188	29
337	252588	9084766	3351.64244	18
338	230068	9087823	1915.61833	67
339	247001	9088700	2687.7099	17
340	251542	9083484	3375.57545	17
341	242402	9093899	2397.45475	25
342	257710	9076630	3624.5905	30
343	234050	9090920	2172.20117	21
344	243482	9091842	2476.78479	22
345	247301	9085084	3046.8472	13
346	239056	9089120	2898.06446	11
347	239733	9097092	2526.75468	40
348	251345	9081062	3505.40963	8
349	232935	9089390	2017.96056	17
350	239701	9096240	2443.87281	20
351	252373	9085082	3301.98706	12
352	260118	9074319	3633.28524	25
353	240807	9094690	2341.7085	22
354	249362	9088380	2857.28013	14
355	221079	9106203	3560.77333	17
356	217814	9113250	2305.40871	21
357	219670	9102620	2816.43958	23
358	218906	9112490	2477.56076	20
359	213867	9114488	2146.06642	26
360	216837	9113850	2199.62762	19
361	234907	9112056	3775.61418	77
362	258930	9075698	3594.23027	27
363	244946	9088865	2860.17697	136
364	247810	9084720	3168.67428	18
365	256433	9078422	3477.3976	33
366	245991	9086895	2865.78499	79
367	248788	9082814	3332.42939	13
368	248623	9081172	3571.17245	30
369	258860	9075580	3579.00794	19
370	259489	9074772	3597.86351	19
371	240018	9102304	3136.41295	60
372	244180	9091018	2515.55374	19
373	260039	9074536	3627.98334	19
374	246583	9087012	2820.13991	33
375	225102	9086110	1635.25052	26
376	252027	9062850	2308.94932	11
377	251342	9067679	2750.3678	20
378	254218	9080234	3454.41114	30
379	260637	9073297	3710.34259	20
380	246156	9088534	2675.74917	21
381	229435	9088078	1968.02711	32
382	252640	9081054	3376.62737	23
383	252417	9069469	3233.45652	17

384	252586	9081558	3368.6301	28
385	257313	9077904	3518.6609	35
386	243315	9091884	2493.41608	22
387	234515	9049272	2502.29395	21
388	227958	9044153	3009.69751	12
389	227559	9044205	2937.92163	13
390	232920	9054586	1953.11892	18
391	247134	9030082	3081.80932	13
392	237642	9040867	2567.15287	13
393	230377	9036078	3521.30509	15
394	235600	9039408	2814.512	12
395	235079	9039603	2916.13767	10
396	209748	9053838	2726.87103	8
397	215146	9045848	2543.00148	11
398	224392	9051092	2141.41801	11
399	205495	9041691	3612.53807	17
400	209892	9041944	3043.77145	16
401	205176	9054082	3392.50818	13
402	220607	9045480	2944.87699	14
403	205331	9041657	3632.77386	18
404	211156	9036661	3666.7299	24
405	207872	9058397	3040.8537	8
406	223752	9051048	2166.00251	10
407	205410	9049178	3778.87709	14
408	229361	9036861	3543.32361	19
409	235989	9035361	3376.85129	10
410	242067	9033108	2999.38272	15
411	249769	9037026	2056.401	23
412	251415	9047156	2424.18352	28
413	258572	9043372	3975.1304	19
414	256612	9039525	3346.38263	12
415	256066	9029953	1928.26204	34.4
416	260345	9023126	1903.69124	0.21
417	258048	9026684	1901.82361	53.82
418	258312	9031258	2303.52937	28.79
419	261276	9020210	1920.50237	16.64
420	262498	9016198	1941.40536	102.28
421	242611	9056395	1795.27916	59
422	235539	9038993	2889.3371	9
423	241860	9057064	1751.5058	33
424	249960	9030228	2526.32076	18
425	254120	9047740	2953.31399	29
426	263864	9034584	3182.87897	52.97
427	257311	9028424	1893.56629	37.84
428	265924	9024896	3312.93767	43.95
429	261012	9022980	2084.21508	60.95
430	252720	9027101	2479.2345	49
431	222175	9042053	3437.14117	16

432	261879	9033190	2904.21364	35.79
433	219322	9048425	2355.56076	15
434	209016	9042052	3179.20434	17
435	215612	9043128	2675.96915	11
436	211526	9037226	3485.25842	24
437	263208	9035927	3302.35221	24.62
438	258107	9025457	1921.61763	20.16
439	261998	9017549	1986.99763	18.2
440	258910	9053966	2393.68398	19
441	268092	9045007	3339.4173	26
442	267657	9044990	3320.36881	33
443	246104	9034697	2454.08596	24
444	252930	9047313	2693.74508	28
445	236039	9039604	2779.38914	9
446	255079	9055941	2230.95006	18
447	269008	9047144	3512.17934	22
448	204013	9054846	3664.92055	22
449	222099	9050164	2288.58176	7
450	209469	9052755	2888.68731	16
451	258847	9052098	2741.97713	15
452	263913	9047926	2913.01495	34
453	268263	9042260	3536.59015	36
454	257401	9054128	2473.17632	18
455	255075	9057710	2238.76461	19
456	263199	9049237	2787.18575	31
457	268313	9042883	3476.8423	23
458	263234	9048124	2943.33906	29
459	208561	9042340	3165.75482	14
460	257085	9055586	2260.14371	23
461	260991	9052511	2509.28101	28
462	222432	9050655	2195.45471	12
463	216043	9042121	2747.32531	12
464	219304	9055296	2833.97658	12
465	211008	9053238	2704.04158	6
466	264140	9050976	3052.74759	13
467	249713	9056332	1943.70454	20
468	267598	9048170	3256.83941	20
469	254192	9056608	2100.74481	17
470	261787	9053911	2933.34342	18
471	263584	9047552	2996.22089	25
472	268469	9048512	3444.41401	11
473	263244	9050617	2830.37362	13
474	206486	9057046	3197.34706	14
475	207019	9042268	3368.06147	15
476	249216	9025666	2863.11654	16
477	259815	9032294	2452.75445	35.34
478	264140	9023200	2695.29135	35.09
479	248351	9024946	2976.35762	11

480	265101	9034189	3344.04591	45.86
481	265652	9033978	3393.90862	52.12
482	265945	9034324	3517.66933	33.14
483	268506	9042270	3501.89545	30
484	268598	9049917	3582.95558	21
485	213159	9039480	3052.61679	20
486	213981	9050958	2577.7188	8
487	261009	9019489	1955.66791	15.17
488	266812	9033631	3506.79794	58.18
489	251673	9026768	2539.16588	19
490	264273	9024660	3147.63509	33.12
491	270734	9040298	3749.82615	36
492	253141	9056160	2070.61501	19
493	250946	9056412	2009.41522	20
494	259983	9050836	2901.46872	18
495	271682	9047448	3655.0225	37
496	247402	9057776	1860.66399	19
497	208183	9055751	2872.63491	8
498	221241	9043434	3199.92128	15
499	212548	9052516	2821.55822	7
500	210905	9052905	2651.37698	10
501	215691	9042124	2740.66776	12
502	217985	9048949	2338.93922	11
503	215698	9058116	3428.34656	9
504	209239	9047928	3160.86096	10
505	262398	9036882	3620.07388	23.76
506	262962	9053078	3022.63319	16
507	252785	9070009	3366.54348	20
508	259507	9062031	3319.82782	12
509	250713	9063927	2346.43488	26
510	258428	9063952	3596.12471	11
511	221796	9056192	3557.35046	18
512	214364	9042776	2706.95534	8
513	214889	9049488	2436.29921	8
514	216548	9057630	3368.27361	8
515	221740	9044202	3283.82901	14
516	228308	9046792	2652.15779	11
517	230996	9051808	2029.30878	22
518	238736	9057998	1801.51423	15
519	215541	9036545	3396.8164	17
520	207220	9043220	3326.49119	17
521	258994	9024204	1903.78086	41.5
522	267416	9033594	3570.70915	48.12
523	260924	9021896	1984.87336	29.93
524	262482	9035840	3281.01562	23.33
525	258170	9026300	1920.18374	32.87
526	254861	9062074	2631.56486	12
527	261728	9063399	3911.22517	12

528	255798	9065661	3302.74429	15
529	208324	9055272	2873.09082	20
530	250474	9063436	2242.57351	17
531	213368	9050309	2579.79289	9
532	211765	9042405	2924.68959	16
533	215883	9048108	2426.84457	13
534	220184	9054596	2692.05674	9
535	221227	9049741	2250.6003	11
536	211734	9055551	3121.75685	6
537	217475	9039472	3017.74268	13
538	228169	9056666	3413.81325	20
539	246371	9057384	1844.01922	21
540	245581	9057276	1851.57385	12
541	231419	9053002	2043.61503	10
542	226958	9050928	2123.72257	10
543	230612	9036590	3392.55866	17
544	237394	9042173	2879.18991	12
545	243126	9055974	1738.09107	38
546	250821	9036149	1981.65711	26
547	254163	9039639	2288.21466	17
548	247498	9036500	2422.20414	24
549	239710	9032015	3673.43236	15
550	246901	9024054	3233.79702	9
551	240012	9058380	1756.41351	27
552	256615	9058418	2530.99821	19
553	269381	9041104	3616.3981	48
554	269996	9040360	3690.16986	40
555	255596	9056307	2155.94207	19
556	266856	9045568	3267.0475	30
557	266418	9044674	3703.8074	38
558	261573	9049856	2994.85561	19
559	269525	9045940	3569.37179	23
560	248851	9056972	1918.5553	22
561	267844	9043932	3416.2459	60
562	229442	9050970	2074.53863	16
563	232598	9050308	2242.58561	17
564	237826	9048219	3045.32343	23
565	232519	9056619	2229.22713	9
566	227261	9044345	2913.79089	16
567	227594	9051166	2093.01674	14
568	256888	9044691	3767.5627	24
569	232639	9038295	3153.80115	13
570	235674	9036668	3186.52068	9
571	235125	9036644	3186.8061	11
572	242150	9032650	3054.28791	14
573	261650	9033270	2817.49338	35.65
574	210523	9040758	3155.62801	15
575	213186	9051187	2529.42162	11

576	220697	9049192	2262.39789	9
577	216533	9038188	3200.81093	19
578	210970	9047933	2924.5864	7
579	236490	9056582	1863.98363	16
580	223651	9058124	3525.89124	73
581	234145	9041585	3345.7202	9
582	227592	9045632	2729.75925	8
583	255735	9046066	3394.79771	20
584	252300	9031200	2271.79026	25
585	243562	9056375	1786.16083	24
586	235719	9035659	3308.68139	9
587	267530	9034201	3641.91213	34.1
588	267598	9034051	3588.39547	33.29
589	267435	9033928	3581.9997	31.88
590	271548	9043990	3650.40052	48
591	271574	9043597	3676.97307	33
592	270156	9040142	3699.67685	76

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Cu_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	11
2	211518	9170360	2731.6514	13
3	201960	9170199	1508.39296	17
4	213361	9171313	3213.51719	21
5	202451	9170386	1539.45782	59
6	208507	9174926	3584.64177	10
7	211480	9171017	2801.2253	16
8	204507	9171303	1981.68564	22
9	192121	9120628	3628.18188	21
10	215698	9115670	2048.13441	39
11	200412	9128081	3027.04043	10
12	194011	9118336	3405.87682	25
13	193765	9117674	3445.92605	18
14	202177	9124160	2148.66508	19
15	194228	9120799	3688.96179	21
16	214062	9117574	2076.39038	57
17	208828	9134781	1262.64346	61
18	204223	9123707	1872.85836	39
19	210011	9128067	1275.1878	24
20	213321	9116839	1723.98968	40
21	211575	9127010	1356.8502	11
22	212604	9117014	1666.19538	40
23	206601	9122115	1721.79815	58
24	202837	9126049	2366.55607	16
25	211914	9118404	1801.08288	35
26	213390	9116863	1725.47629	50
27	206484	9122370	1617.99691	35
28	193033	9119115	3525.25522	25
29	192595	9118825	3575.82987	20
30	204783	9123581	1869.27325	28
31	224058	9118668	2251.68016	16
32	223635	9119495	2175.21358	21
33	222190	9129418	2586.43946	9
34	220979	9125472	1911.32884	6
35	204959	9131218	2327.73864	44
36	210270	9130492	1304.49861	34
37	204998	9135235	1914.27593	48
38	209710	9132958	1296.40537	27
39	223135	9120980	2040.09811	20
40	217679	9125028	1884.8283	24
41	215390	9131922	1972.99883	24
42	207930	9136580	1224.38184	15
43	221714	9126460	2011.22614	6
44	208307	9134781	1232.45093	15
45	208708	9133810	1261.85087	59
46	209409	9132892	1242.68788	22
47	218294	9123069	2038.4986	18

48	223047	9122023	2009.51001	7
49	219102	9127395	2190.61588	28
50	217510	9132138	2419.57943	30
51	221052	9124224	1874.13638	22
52	221805	9126764	2076.61933	12
53	210554	9129736	1250.33858	20
54	218314	9140341	3052.31921	15
55	205790	9144606	1193.00555	21
56	207080	9140947	1239.22728	51
57	207100	9146840	1176.31733	28
58	211407	9139578	1708.45091	43
59	215366	9141806	2439.85652	21
60	206950	9137996	1207.9913	21
61	211687	9145521	1788.31972	12
62	205950	9143120	1184.66269	24
63	201684	9137434	1790.831	43
64	216541	9141426	2631.44702	29
65	198153	9137618	2451.33252	19
66	198706	9136454	2483.39075	18
67	201711	9135952	2022.97928	36
68	195092	9140101	3153.78892	42
69	216501	9141489	2628.34591	20
70	209456	9145965	1818.78621	12
71	213493	9139972	2097.68587	87
72	206716	9145314	1257.19986	46
73	206994	9139584	1215.71754	22
74	211899	9145187	1877.68397	26
75	217452	9141334	2774.4731	25
76	198449	9136992	2353.26299	16
77	195406	9148744	2878.98455	55
78	199480	9145688	2012.26025	96
79	201043	9163931	1100.01238	25
80	204527	9149763	1173.35543	162
81	196228	9148229	2677.67406	69
82	204607	9155156	1171.76132	25
83	201750	9158847	1143.06685	95
84	201280	9145306	1761.54251	84
85	202161	9153794	1540.83135	143
86	198915	9145136	2211.35737	83
87	202053	9158359	1118.56525	95
88	198825	9145520	2151.45741	84
89	200398	9144288	2047.08756	82
90	204612	9150337	1143.66064	22
91	197212	9147344	2445.08164	79
92	203758	9155990	1123.19959	22
93	202299	9158006	1127.46441	25
94	201887	9159904	1124.23713	30
95	204691	9154497	1134.57121	29

96	199891	9165560	1103.61201	27
97	205675	9150444	1260.64239	11
98	204713	9153963	1131.4723	22
99	202180	9157846	1129.28845	104
100	201697	9159639	1157.72034	78
101	204220	9154004	1195.79563	129
102	198810	9164767	1260.84823	95
103	208206	9166542	1768.81985	11
104	206569	9158241	1485.8528	14
105	211364	9155237	1976.22311	17
106	211453	9155332	1984.38961	9
107	212811	9155658	2213.34555	11
108	206418	9158348	1494.95674	11
109	207411	9166592	1678.97456	12
110	202812	9165406	1241.09521	11
111	212268	9165794	2371.47657	11
112	202222	9159691	1130.06576	12
113	208674	9166806	1842.35324	13
114	214895	9153509	2784.3379	15
115	211112	9155850	1985.63394	16
116	210802	9157840	2099.10547	9
117	212799	9165734	2475.53699	14
118	215336	9152706	2736.6388	16
119	203366	9164951	1382.70565	13
120	200996	9164234	1112.47389	12
121	199257	9166276	1113.65562	84
122	214879	9168029	3063.61827	10
123	198359	9167897	1089.0017	29
124	197020	9169831	1084.5139	28
125	196811	9169875	1085.38295	80
126	211084	9167656	2084.43097	10
127	199594	9166603	1084.79835	22
128	210918	9166957	2114.22108	10
129	199133	9168348	1152.698	15
130	198373	9167675	1104.4962	71
131	211611	9168600	2306.66063	9
132	214845	9168087	3042.73742	12
133	224603	9127992	2495.37969	9
134	228921	9120544	2807.61454	20
135	227374	9121999	2526.23575	11
136	225160	9122436	2227.3138	9
137	228022	9121388	2653.72576	12
138	224903	9128090	2541.70781	11
139	225503	9124148	2576.90588	10
140	224479	9123206	2295.80782	8
141	225696	9128416	2714.17717	12
142	227492	9121941	2548.54676	13
143	204371	9084040	3514.40982	23.8

144	212600	9085200	2254.68754	53.3
145	203340	9091240	3263.14393	12.6
146	208800	9083000	3249.05652	20.4
147	206993	9104343	2199.36285	27.5
148	206065	9103294	2577.46572	37.1
149	214232	9107206	2629.5757	49.6
150	211110	9106598	1477.76898	45.3
151	204381	9099716	3387.02324	13.1
152	200654	9097716	3823.64702	15.5
153	200804	9093614	3762.69871	11.3
154	207850	9101444	2264.03235	14.3
155	211300	9106245	1532.56924	24.1
156	207131	9102047	2390.42567	14.1
157	208870	9107222	1399.86796	23.9
158	205100	9100800	3141.5061	18.5
159	202878	9098320	3655.27116	21.4
160	207220	9095625	2435.13121	14.1
161	198889	9097650	3950.78127	22.5
162	205244	9085472	3579.3919	10.7
163	208860	9086511	3184.11753	10.5
164	208200	9097900	2100.42626	43.6
165	213680	9085450	2181.06374	18
166	208076	9084501	2966.23292	10
167	202175	9093882	3525.10179	27
168	209200	9098656	1945.64803	35.4
169	217350	9088200	1732.84024	29.2
170	253699	9080142	3433.18874	12.3
171	237952	9105080	3868.10757	51.1
172	246610	9092650	3017.02871	26.7
173	226460	9090310	2611.13419	40.7
174	239810	9088161	3044.90135	34.5
175	248466	9088755	2775.19846	17.9
176	238394	9100443	2714.28906	53.3
177	228095	9090880	2713.77631	46.6
178	238463	9093728	2273.63235	33.3
179	254287	9079960	3431.83028	20.7
180	238679	9099727	2686.26127	37.5
181	234420	9089980	2248.05949	20.2
182	250860	9087977	3019.55037	13.9
183	234844	9092617	2186.86215	28.2
184	244533	9094678	3028.50615	54.8
185	245377	9086467	3052.45864	68.2
186	232120	9088650	1986.57338	32.6
187	215400	9096500	1622.17262	25.5
188	204439	9093030	2913.5878	13.1
189	205775	9084302	3273.26397	24.7
190	209850	9085050	2625.80887	18.8
191	205450	9094053	2743.90391	18.2

192	213100	9089656	2789.32228	42.9
193	221902	9094662	3166.40616	29.6
194	215873	9092273	1963.57076	73.5
195	214300	9096800	1537.42149	53.8
196	215978	9089466	1605.3165	60
197	212999	9098899	1576.479	25.9
198	204270	9092551	3066.17317	16.6
199	217106	9092247	1525.88455	92.4
200	216450	9089850	1713.18092	25.8
201	220395	9111640	2806.96924	46.3
202	222499	9101886	3072.53824	110.5
203	217310	9110820	2779.95737	31.3
204	214609	9114294	2114.01457	31.3
205	223620	9100635	3259.66232	23.8
206	219899	9110199	3046.97081	35.1
207	214896	9113083	2323.61099	52.9
208	219096	9103893	2953.29659	49.9
209	222442	9110053	3454.79348	40.7
210	200062	9113594	2430.90282	27.2
211	205310	9113347	1574.36828	37.3
212	199713	9106599	3584.00222	89.7
213	200507	9111082	2959.30914	35
214	221250	9111310	3038.94858	43.8
215	204435	9107860	2123.90437	41.4
216	202205	9113326	2040.51182	48.7
217	203420	9112140	2051.41565	37.6
218	201552	9113831	1989.40818	40.2
219	207400	9106700	2057.91517	53.3
220	200059	9105555	3669.40881	28.5
221	214945	9107906	2777.45663	36.5
222	200600	9106700	3106.83045	31.3
223	202380	9106050	2853.11312	80.4
224	226118	9114835	2657.41144	35.1
225	231391	9110385	3309.09802	74.2
226	233409	9110863	3598.46411	76
227	226473	9113896	2718.53582	26
228	228642	9108012	3687.15441	16.4
229	228827	9111799	3097.75959	53.8
230	203310	9113250	1874.65788	28.8
231	245441	9074318	3066.03698	31.7
232	228958	9075596	1695.21002	15.8
233	234494	9104512	3875.83327	97.4
234	228137	9109146	3487.50383	31.7
235	232240	9099314	3602.22642	29.9
236	239317	9097730	2521.23044	28.3
237	231495	9101555	3802.56475	12
238	238700	9104200	3707.98736	37.5
239	244550	9103270	3497.90957	14.2

240	235505	9100881	3216.5072	59.8
241	239609	9103108	3244.47241	30.5
242	227165	9111439	3164.33475	13
243	231061	9110466	3256.26338	56.8
244	239670	9105462	3817.45026	22.8
245	231257	9102569	3921.76248	13.2
246	232175	9100584	3707.25196	15
247	241320	9097610	2771.3262	30.4
248	237087	9102566	3222.76315	54.1
249	238091	9081402	3343.46902	22.8
250	239235	9060049	1934.5171	21.8
251	226135	9082285	1615.8597	25.02
252	243285	9078102	3082.79771	53.3
253	231138	9074714	1667.01614	20.6
254	244437	9075605	2851.19374	30.9
255	231529	9068557	1822.53036	19.9
256	242175	9076188	2633.73705	55.7
257	241445	9068494	2554.76979	12.1
258	245423	9074374	3046.05316	48.4
259	230225	9073520	1674.62547	22.3
260	240229	9069491	2341.28289	9.2
261	226971	9080072	1627	30.72
262	233780	9073058	1770.85418	13.4
263	231379	9081986	2784.82342	38.85
264	214400	9100306	2142.98638	59.1
265	212629	9092073	2987.71223	71.7
266	218037	9093363	1521.47554	73.3
267	215318	9101997	2763.37162	72
268	213600	9096585	1639.5001	79.9
269	213211	9099812	1513.41879	19
270	220250	9094998	2571.23483	25.1
271	218350	9100021	2356.50944	47.6
272	221756	9100424	2815.82959	26.5
273	216478	9088920	1544.7852	23.9
274	218536	9110508	2885.24712	32.3
275	218884	9100668	2456.3531	43.7
276	226657	9087401	1751.63536	28.9
277	234495	9092699	2193.87971	13.3
278	256065	9078610	3479.79504	5.7
279	225558	9083639	1630.49149	46.8
280	240846	9075462	2443.95526	43.1
281	228907	9074988	1692.76597	17.6
282	241874	9067811	2653.0737	9.3
283	237401	9056211	2220.7926	14.9
284	232589	9073482	1720.69595	12.3
285	230486	9074132	1634.15456	12.6
286	231551	9070417	1647.18353	14.9
287	237368	9072194	1964.57538	11.4

288	244779	9076156	2989.15967	48.7
289	229179	9077818	1627.94069	36.87
290	226083	9081816	1599.72048	27.03
291	241014	9068678	2509.71044	15.4
292	238809	9074228	2187.70488	43.1
293	233435	9054852	1946.00396	23.2
294	226962	9050930	2122.68957	23.9
295	227612	9046160	2651.0599	25.7
296	235339	9056042	1913.0708	25.4
297	227473	9051006	2118.17463	17.8
298	232964	9055041	1983.06273	11.3
299	229946	9051380	2064.05719	18.7
300	236732	9048876	2828.10146	14.9
301	225733	9055693	3155.10539	11.2
302	246178	9073441	3231.41456	37.5
303	234306	9049084	2512.89581	16.3
304	235941	9039558	2783.66206	21.9
305	254763	9045686	3359.33919	14.7
306	241265	9057766	1721.23308	20.9
307	248213	9030072	2906.48738	15.1
308	241390	9035450	3443.16509	17.6
309	236298	9040302	2819.59262	16.2
310	237620	9072724	2004.68042	18.5
311	236944	9080898	3016.5858	24.1
312	229879	9075194	1636.28135	16.3
313	226959	9079844	1596.78767	16.2
314	247738	9036278	2255.46635	17.4
315	241372	9068466	2545.62278	11.1
316	230325	9072764	1647.24322	14.5
317	239672	9070996	2285.31967	18.8
318	232640	9077944	1974.05573	27.3
319	236579	9060788	2118.70458	23
320	248116	9067748	3046.98782	29.6
321	249008	9059714	2016.0816	61.8
322	253563	9064092	2629.67481	39
323	253778	9065471	2929.08222	24.4
324	253830	9069961	3734.81611	27.3
325	250309	9062677	2210.47831	34.8
326	236340	9072306	1901.97791	13.1
327	256037	9061712	2742.66014	18.6
328	251020	9069204	3145.91826	119.9
329	248753	9065650	2715.63941	26.9
330	255980	9061980	2740.89777	36.2
331	238118	9100330	2751.03323	16.9
332	236882	9092487	2259.89726	28.1
333	233718	9096928	2974.85503	23.5
334	252124	9086606	3262.87534	13.5
335	227915	9086951	1788.86116	28.4

336	245446	9091838	2810.73188	25.6
337	252588	9084766	3351.64244	33.2
338	230068	9087823	1915.61833	50.3
339	247001	9088700	2687.7099	19
340	251542	9083484	3375.57545	14.5
341	242402	9093899	2397.45475	28.9
342	257710	9076630	3624.5905	14.1
343	234050	9090920	2172.20117	36.7
344	243482	9091842	2476.78479	28.5
345	247301	9085084	3046.8472	20.3
346	239056	9089120	2898.06446	51.9
347	239733	9097092	2526.75468	27.5
348	251345	9081062	3505.40963	9.9
349	232935	9089390	2017.96056	33.9
350	239701	9096240	2443.87281	18.5
351	252373	9085082	3301.98706	11.2
352	260118	9074319	3633.28524	17.5
353	240807	9094690	2341.7085	22.1
354	249362	9088380	2857.28013	14
355	221079	9106203	3560.77333	67.6
356	217814	9113250	2305.40871	44.6
357	219670	9102620	2816.43958	43.8
358	218906	9112490	2477.56076	46.3
359	213867	9114488	2146.06642	40.2
360	216837	9113850	2199.62762	73.1
361	234907	9112056	3775.61418	83.7
362	258930	9075698	3594.23027	31
363	244946	9088865	2860.17697	79.5
364	247810	9084720	3168.67428	14.6
365	256433	9078422	3477.3976	11.8
366	245991	9086895	2865.78499	39.9
367	248788	9082814	3332.42939	11.9
368	248623	9081172	3571.17245	37.2
369	258860	9075580	3579.00794	18.3
370	259489	9074772	3597.86351	14.2
371	240018	9102304	3136.41295	30.7
372	244180	9091018	2515.55374	28.3
373	260039	9074536	3627.98334	8.7
374	246583	9087012	2820.13991	24
375	225102	9086110	1635.25052	31
376	252027	9062850	2308.94932	25.6
377	251342	9067679	2750.3678	34.6
378	254218	9080234	3454.41114	23.4
379	260637	9073297	3710.34259	15.6
380	246156	9088534	2675.74917	30.4
381	229435	9088078	1968.02711	24.1
382	252640	9081054	3376.62737	13.5
383	252417	9069469	3233.45652	24

384	252586	9081558	3368.6301	21.1
385	257313	9077904	3518.6609	29.8
386	243315	9091884	2493.41608	6.2
387	234515	9049272	2502.29395	15.4
388	227958	9044153	3009.69751	21.6
389	227559	9044205	2937.92163	22.8
390	232920	9054586	1953.11892	24.2
391	247134	9030082	3081.80932	13.5
392	237642	9040867	2567.15287	22.2
393	230377	9036078	3521.30509	10.3
394	235600	9039408	2814.512	21.4
395	235079	9039603	2916.13767	15.2
396	209748	9053838	2726.87103	26.1
397	215146	9045848	2543.00148	32.7
398	224392	9051092	2141.41801	39.7
399	205495	9041691	3612.53807	31
400	209892	9041944	3043.77145	25.7
401	205176	9054082	3392.50818	15.6
402	220607	9045480	2944.87699	16.7
403	205331	9041657	3632.77386	27.6
404	211156	9036661	3666.7299	520.2
405	207872	9058397	3040.8537	22
406	223752	9051048	2166.00251	27.1
407	205410	9049178	3778.87709	74.4
408	229361	9036861	3543.32361	19.9
409	235989	9035361	3376.85129	13
410	242067	9033108	2999.38272	22.2
411	249769	9037026	2056.401	18.2
412	251415	9047156	2424.18352	14.9
413	258572	9043372	3975.1304	16.1
414	256612	9039525	3346.38263	4.2
415	256066	9029953	1928.26204	22.48
416	260345	9023126	1903.69124	41
417	258048	9026684	1901.82361	44
418	258312	9031258	2303.52937	55.09
419	261276	9020210	1920.50237	27.11
420	262498	9016198	1941.40536	56
421	242611	9056395	1795.27916	39
422	235539	9038993	2889.3371	16.3
423	241860	9057064	1751.5058	28.4
424	249960	9030228	2526.32076	13.1
425	254120	9047740	2953.31399	15.8
426	263864	9034584	3182.87897	25.04
427	257311	9028424	1893.56629	52.87
428	265924	9024896	3312.93767	53.47
429	261012	9022980	2084.21508	59.81
430	252720	9027101	2479.2345	28.7
431	222175	9042053	3437.14117	18.7

432	261879	9033190	2904.21364	31
433	219322	9048425	2355.56076	14.8
434	209016	9042052	3179.20434	26.6
435	215612	9043128	2675.96915	20.6
436	211526	9037226	3485.25842	406.5
437	263208	9035927	3302.35221	26.73
438	258107	9025457	1921.61763	22.77
439	261998	9017549	1986.99763	60
440	258910	9053966	2393.68398	25.8
441	268092	9045007	3339.4173	23.5
442	267657	9044990	3320.36881	29.2
443	246104	9034697	2454.08596	19.9
444	252930	9047313	2693.74508	14.4
445	236039	9039604	2779.38914	14.2
446	255079	9055941	2230.95006	46.9
447	269008	9047144	3512.17934	18.2
448	204013	9054846	3664.92055	11.7
449	222099	9050164	2288.58176	15.7
450	209469	9052755	2888.68731	25.9
451	258847	9052098	2741.97713	23.9
452	263913	9047926	2913.01495	32.4
453	268263	9042260	3536.59015	32.3
454	257401	9054128	2473.17632	23.3
455	255075	9057710	2238.76461	44.8
456	263199	9049237	2787.18575	31.3
457	268313	9042883	3476.8423	81.3
458	263234	9048124	2943.33906	30.9
459	208561	9042340	3165.75482	22.9
460	257085	9055586	2260.14371	35.9
461	260991	9052511	2509.28101	26.3
462	222432	9050655	2195.45471	43.5
463	216043	9042121	2747.32531	21.9
464	219304	9055296	2833.97658	19.5
465	211008	9053238	2704.04158	13.7
466	264140	9050976	3052.74759	31.9
467	249713	9056332	1943.70454	46.5
468	267598	9048170	3256.83941	21.6
469	254192	9056608	2100.74481	37.3
470	261787	9053911	2933.34342	13.9
471	263584	9047552	2996.22089	31
472	268469	9048512	3444.41401	17.9
473	263244	9050617	2830.37362	37.6
474	206486	9057046	3197.34706	35.6
475	207019	9042268	3368.06147	20.9
476	249216	9025666	2863.11654	24.4
477	259815	9032294	2452.75445	47.48
478	264140	9023200	2695.29135	41
479	248351	9024946	2976.35762	23.6

480	265101	9034189	3344.04591	34.46
481	265652	9033978	3393.90862	80
482	265945	9034324	3517.66933	24
483	268506	9042270	3501.89545	102.8
484	268598	9049917	3582.95558	26.6
485	213159	9039480	3052.61679	176.4
486	213981	9050958	2577.7188	21.5
487	261009	9019489	1955.66791	30
488	266812	9033631	3506.79794	54.22
489	251673	9026768	2539.16588	18.5
490	264273	9024660	3147.63509	52.91
491	270734	9040298	3749.82615	25.8
492	253141	9056160	2070.61501	36.5
493	250946	9056412	2009.41522	35.6
494	259983	9050836	2901.46872	20.2
495	271682	9047448	3655.0225	15.1
496	247402	9057776	1860.66399	30.3
497	208183	9055751	2872.63491	26.9
498	221241	9043434	3199.92128	17.3
499	212548	9052516	2821.55822	14.9
500	210905	9052905	2651.37698	30.2
501	215691	9042124	2740.66776	86
502	217985	9048949	2338.93922	39.1
503	215698	9058116	3428.34656	17.9
504	209239	9047928	3160.86096	41.8
505	262398	9036882	3620.07388	31.99
506	262962	9053078	3022.63319	39.8
507	252785	9070009	3366.54348	23.5
508	259507	9062031	3319.82782	17.4
509	250713	9063927	2346.43488	53.5
510	258428	9063952	3596.12471	36.5
511	221796	9056192	3557.35046	14.5
512	214364	9042776	2706.95534	18.5
513	214889	9049488	2436.29921	44.2
514	216548	9057630	3368.27361	11.6
515	221740	9044202	3283.82901	15.1
516	228308	9046792	2652.15779	20
517	230996	9051808	2029.30878	16.8
518	238736	9057998	1801.51423	14.8
519	215541	9036545	3396.8164	28.3
520	207220	9043220	3326.49119	32.3
521	258994	9024204	1903.78086	69.53
522	267416	9033594	3570.70915	62.52
523	260924	9021896	1984.87336	64.82
524	262482	9035840	3281.01562	31.08
525	258170	9026300	1920.18374	47.25
526	254861	9062074	2631.56486	33.2
527	261728	9063399	3911.22517	17.1

528	255798	9065661	3302.74429	33.5
529	208324	9055272	2873.09082	19.1
530	250474	9063436	2242.57351	10.8
531	213368	9050309	2579.79289	62.8
532	211765	9042405	2924.68959	35.2
533	215883	9048108	2426.84457	24.4
534	220184	9054596	2692.05674	14
535	221227	9049741	2250.6003	28.3
536	211734	9055551	3121.75685	18
537	217475	9039472	3017.74268	19.5
538	228169	9056666	3413.81325	9
539	246371	9057384	1844.01922	31.4
540	245581	9057276	1851.57385	9.8
541	231419	9053002	2043.61503	21
542	226958	9050928	2123.72257	25.7
543	230612	9036590	3392.55866	15.8
544	237394	9042173	2879.18991	14.9
545	243126	9055974	1738.09107	25.7
546	250821	9036149	1981.65711	23.4
547	254163	9039639	2288.21466	7.5
548	247498	9036500	2422.20414	21.9
549	239710	9032015	3673.43236	26.1
550	246901	9024054	3233.79702	17.4
551	240012	9058380	1756.41351	23.8
552	256615	9058418	2530.99821	47.3
553	269381	9041104	3616.3981	131.7
554	269996	9040360	3690.16986	179.2
555	255596	9056307	2155.94207	28
556	266856	9045568	3267.0475	43.3
557	266418	9044674	3703.8074	33.8
558	261573	9049856	2994.85561	22.5
559	269525	9045940	3569.37179	19.1
560	248851	9056972	1918.5553	33.5
561	267844	9043932	3416.2459	51.2
562	229442	9050970	2074.53863	22
563	232598	9050308	2242.58561	18.6
564	237826	9048219	3045.32343	16
565	232519	9056619	2229.22713	13.2
566	227261	9044345	2913.79089	20.7
567	227594	9051166	2093.01674	26.3
568	256888	9044691	3767.5627	15
569	232639	9038295	3153.80115	20.4
570	235674	9036668	3186.52068	16.7
571	235125	9036644	3186.8061	16.8
572	242150	9032650	3054.28791	17.1
573	261650	9033270	2817.49338	36.98
574	210523	9040758	3155.62801	92.8
575	213186	9051187	2529.42162	24

576	220697	9049192	2262.39789	31.1
577	216533	9038188	3200.81093	21.3
578	210970	9047933	2924.5864	32.8
579	236490	9056582	1863.98363	15.7
580	223651	9058124	3525.89124	23.4
581	234145	9041585	3345.7202	12.1
582	227592	9045632	2729.75925	18.5
583	255735	9046066	3394.79771	17.5
584	252300	9031200	2271.79026	14.9
585	243562	9056375	1786.16083	27
586	235719	9035659	3308.68139	14.5
587	267530	9034201	3641.91213	35.66
588	267598	9034051	3588.39547	40
589	267435	9033928	3581.9997	30.96
590	271548	9043990	3650.40052	31.2
591	271574	9043597	3676.97307	12.4
592	270156	9040142	3699.67685	978.9

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Hg_ppb</b>
1	213338	9171403	3206.57508	10
2	211518	9170360	2731.6514	10
3	201960	9170199	1508.39296	10
4	213361	9171313	3213.51719	10
5	202451	9170386	1539.45782	10
6	208507	9174926	3584.64177	10
7	211480	9171017	2801.2253	10
8	204507	9171303	1981.68564	10
9	192121	9120628	3628.18188	10
10	215698	9115670	2048.13441	10
11	200412	9128081	3027.04043	10
12	194011	9118336	3405.87682	10
13	193765	9117674	3445.92605	10
14	202177	9124160	2148.66508	430
15	194228	9120799	3688.96179	400
16	214062	9117574	2076.39038	340
17	208828	9134781	1262.64346	350
18	204223	9123707	1872.85836	300
19	210011	9128067	1275.1878	280
20	213321	9116839	1723.98968	300
21	211575	9127010	1356.8502	280
22	212604	9117014	1666.19538	130
23	206601	9122115	1721.79815	30
24	202837	9126049	2366.55607	10
25	211914	9118404	1801.08288	10
26	213390	9116863	1725.47629	10
27	206484	9122370	1617.99691	10
28	193033	9119115	3525.25522	10
29	192595	9118825	3575.82987	10
30	204783	9123581	1869.27325	10
31	224058	9118668	2251.68016	10
32	223635	9119495	2175.21358	10
33	222190	9129418	2586.43946	10
34	220979	9125472	1911.32884	10
35	204959	9131218	2327.73864	200
36	210270	9130492	1304.49861	90
37	204998	9135235	1914.27593	10
38	209710	9132958	1296.40537	40
39	223135	9120980	2040.09811	10
40	217679	9125028	1884.8283	20
41	215390	9131922	1972.99883	110
42	207930	9136580	1224.38184	20
43	221714	9126460	2011.22614	30
44	208307	9134781	1232.45093	10
45	208708	9133810	1261.85087	80

46	209409	9132892	1242.68788	20
47	218294	9123069	2038.4986	20
48	223047	9122023	2009.51001	10
49	219102	9127395	2190.61588	40
50	217510	9132138	2419.57943	50
51	221052	9124224	1874.13638	50
52	221805	9126764	2076.61933	20
53	210554	9129736	1250.33858	10
54	218314	9140341	3052.31921	10
55	205790	9144606	1193.00555	10
56	207080	9140947	1239.22728	20
57	207100	9146840	1176.31733	130
58	211407	9139578	1708.45091	70
59	215366	9141806	2439.85652	40
60	206950	9137996	1207.9913	20
61	211687	9145521	1788.31972	10
62	205950	9143120	1184.66269	20
63	201684	9137434	1790.831	10
64	216541	9141426	2631.44702	10
65	198153	9137618	2451.33252	10
66	198706	9136454	2483.39075	30
67	201711	9135952	2022.97928	20
68	195092	9140101	3153.78892	30
69	216501	9141489	2628.34591	10
70	209456	9145965	1818.78621	10
71	213493	9139972	2097.68587	50
72	206716	9145314	1257.19986	160
73	206994	9139584	1215.71754	20
74	211899	9145187	1877.68397	50
75	217452	9141334	2774.4731	10
76	198449	9136992	2353.26299	10
77	195406	9148744	2878.98455	10
78	199480	9145688	2012.26025	10
79	201043	9163931	1100.01238	10
80	204527	9149763	1173.35543	10
81	196228	9148229	2677.67406	10
82	204607	9155156	1171.76132	10
83	201750	9158847	1143.06685	10
84	201280	9145306	1761.54251	10
85	202161	9153794	1540.83135	10
86	198915	9145136	2211.35737	10
87	202053	9158359	1118.56525	10
88	198825	9145520	2151.45741	10
89	200398	9144288	2047.08756	10
90	204612	9150337	1143.66064	10
91	197212	9147344	2445.08164	10
92	203758	9155990	1123.19959	10
93	202299	9158006	1127.46441	10

94	201887	9159904	1124.23713	60
95	204691	9154497	1134.57121	20
96	199891	9165560	1103.61201	10
97	205675	9150444	1260.64239	50
98	204713	9153963	1131.4723	30
99	202180	9157846	1129.28845	20
100	201697	9159639	1157.72034	20
101	204220	9154004	1195.79563	10
102	198810	9164767	1260.84823	10
103	208206	9166542	1768.81985	10
104	206569	9158241	1485.8528	20
105	211364	9155237	1976.22311	10
106	211453	9155332	1984.38961	10
107	212811	9155658	2213.34555	10
108	206418	9158348	1494.95674	10
109	207411	9166592	1678.97456	280
110	202812	9165406	1241.09521	170
111	212268	9165794	2371.47657	100
112	202222	9159691	1130.06576	10
113	208674	9166806	1842.35324	250
114	214895	9153509	2784.3379	10
115	211112	9155850	1985.63394	10
116	210802	9157840	2099.10547	10
117	212799	9165734	2475.53699	40
118	215336	9152706	2736.6388	10
119	203366	9164951	1382.70565	10
120	200996	9164234	1112.47389	310
121	199257	9166276	1113.65562	230
122	214879	9168029	3063.61827	110
123	198359	9167897	1089.0017	70
124	197020	9169831	1084.5139	40
125	196811	9169875	1085.38295	50
126	211084	9167656	2084.43097	30
127	199594	9166603	1084.79835	130
128	210918	9166957	2114.22108	100
129	199133	9168348	1152.698	110
130	198373	9167675	1104.4962	90
131	211611	9168600	2306.66063	20
132	214845	9168087	3042.73742	70
133	224603	9127992	2495.37969	330
134	228921	9120544	2807.61454	40
135	227374	9121999	2526.23575	30
136	225160	9122436	2227.3138	10
137	228022	9121388	2653.72576	10
138	224903	9128090	2541.70781	10
139	225503	9124148	2576.90588	10
140	224479	9123206	2295.80782	10
141	225696	9128416	2714.17717	10

142	227492	9121941	2548.54676	10
143	204371	9084040	3514.40982	80
144	212600	9085200	2254.68754	140
145	203340	9091240	3263.14393	70
146	208800	9083000	3249.05652	50
147	206993	9104343	2199.36285	60
148	206065	9103294	2577.46572	130
149	214232	9107206	2629.5757	70
150	211110	9106598	1477.76898	80
151	204381	9099716	3387.02324	270
152	200654	9097716	3823.64702	140
153	200804	9093614	3762.69871	110
154	207850	9101444	2264.03235	40
155	211300	9106245	1532.56924	50
156	207131	9102047	2390.42567	20
157	208870	9107222	1399.86796	70
158	205100	9100800	3141.5061	210
159	202878	9098320	3655.27116	420
160	207220	9095625	2435.13121	90
161	198889	9097650	3950.78127	220
162	205244	9085472	3579.3919	4240
163	208860	9086511	3184.11753	120
164	208200	9097900	2100.42626	50
165	213680	9085450	2181.06374	90
166	208076	9084501	2966.23292	90
167	202175	9093882	3525.10179	100
168	209200	9098656	1945.64803	60
169	217350	9088200	1732.84024	80
170	253699	9080142	3433.18874	60
171	237952	9105080	3868.10757	50
172	246610	9092650	3017.02871	200
173	226460	9090310	2611.13419	50
174	239810	9088161	3044.90135	70
175	248466	9088755	2775.19846	40
176	238394	9100443	2714.28906	50
177	228095	9090880	2713.77631	150
178	238463	9093728	2273.63235	40
179	254287	9079960	3431.83028	190
180	238679	9099727	2686.26127	150
181	234420	9089980	2248.05949	50
182	250860	9087977	3019.55037	30
183	234844	9092617	2186.86215	120
184	244533	9094678	3028.50615	30
185	245377	9086467	3052.45864	60
186	232120	9088650	1986.57338	100
187	215400	9096500	1622.17262	150
188	204439	9093030	2913.5878	100
189	205775	9084302	3273.26397	50

190	209850	9085050	2625.80887	190
191	205450	9094053	2743.90391	100
192	213100	9089656	2789.32228	850
193	221902	9094662	3166.40616	70
194	215873	9092273	1963.57076	320
195	214300	9096800	1537.42149	1480
196	215978	9089466	1605.3165	130
197	212999	9098899	1576.479	90
198	204270	9092551	3066.17317	110
199	217106	9092247	1525.88455	60
200	216450	9089850	1713.18092	80
201	220395	9111640	2806.96924	70
202	222499	9101886	3072.53824	50
203	217310	9110820	2779.95737	50
204	214609	9114294	2114.01457	40
205	223620	9100635	3259.66232	60
206	219899	9110199	3046.97081	40
207	214896	9113083	2323.61099	1530
208	219096	9103893	2953.29659	130
209	222442	9110053	3454.79348	70
210	200062	9113594	2430.90282	680
211	205310	9113347	1574.36828	360
212	199713	9106599	3584.00222	74100
213	200507	9111082	2959.30914	1390
214	221250	9111310	3038.94858	240
215	204435	9107860	2123.90437	1400
216	202205	9113326	2040.51182	410
217	203420	9112140	2051.41565	520
218	201552	9113831	1989.40818	410
219	207400	9106700	2057.91517	3230
220	200059	9105555	3669.40881	9300
221	214945	9107906	2777.45663	320
222	200600	9106700	3106.83045	24100
223	202380	9106050	2853.11312	2040
224	226118	9114835	2657.41144	340
225	231391	9110385	3309.09802	100
226	233409	9110863	3598.46411	70
227	226473	9113896	2718.53582	1150
228	228642	9108012	3687.15441	100
229	228827	9111799	3097.75959	290
230	203310	9113250	1874.65788	260
231	245441	9074318	3066.03698	50
232	228958	9075596	1695.21002	50
233	234494	9104512	3875.83327	50
234	228137	9109146	3487.50383	280
235	232240	9099314	3602.22642	140
236	239317	9097730	2521.23044	70
237	231495	9101555	3802.56475	140

238	238700	9104200	3707.98736	50
239	244550	9103270	3497.90957	60
240	235505	9100881	3216.5072	240
241	239609	9103108	3244.47241	50
242	227165	9111439	3164.33475	670
243	231061	9110466	3256.26338	260
244	239670	9105462	3817.45026	70
245	231257	9102569	3921.76248	170
246	232175	9100584	3707.25196	120
247	241320	9097610	2771.3262	70
248	237087	9102566	3222.76315	60
249	238091	9081402	3343.46902	90
250	239235	9060049	1934.5171	60
251	226135	9082285	1615.8597	10
252	243285	9078102	3082.79771	40
253	231138	9074714	1667.01614	40
254	244437	9075605	2851.19374	20
255	231529	9068557	1822.53036	2340
256	242175	9076188	2633.73705	80
257	241445	9068494	2554.76979	40
258	245423	9074374	3046.05316	50
259	230225	9073520	1674.62547	40
260	240229	9069491	2341.28289	60
261	226971	9080072	1627	20
262	233780	9073058	1770.85418	40
263	231379	9081986	2784.82342	3790
264	214400	9100306	2142.98638	50
265	212629	9092073	2987.71223	100
266	218037	9093363	1521.47554	40
267	215318	9101997	2763.37162	90
268	213600	9096585	1639.5001	50
269	213211	9099812	1513.41879	30
270	220250	9094998	2571.23483	90
271	218350	9100021	2356.50944	80
272	221756	9100424	2815.82959	60
273	216478	9088920	1544.7852	40
274	218536	9110508	2885.24712	50
275	218884	9100668	2456.3531	100
276	226657	9087401	1751.63536	90
277	234495	9092699	2193.87971	50
278	256065	9078610	3479.79504	20
279	225558	9083639	1630.49149	30
280	240846	9075462	2443.95526	30
281	228907	9074988	1692.76597	100
282	241874	9067811	2653.0737	90
283	237401	9056211	2220.7926	90
284	232589	9073482	1720.69595	50
285	230486	9074132	1634.15456	50

286	231551	9070417	1647.18353	60
287	237368	9072194	1964.57538	40
288	244779	9076156	2989.15967	60
289	229179	9077818	1627.94069	20
290	226083	9081816	1599.72048	20
291	241014	9068678	2509.71044	30
292	238809	9074228	2187.70488	30
293	233435	9054852	1946.00396	120
294	226962	9050930	2122.68957	60
295	227612	9046160	2651.0599	50
296	235339	9056042	1913.0708	170
297	227473	9051006	2118.17463	10
298	232964	9055041	1983.06273	10
299	229946	9051380	2064.05719	50
300	236732	9048876	2828.10146	30
301	225733	9055693	3155.10539	70
302	246178	9073441	3231.41456	60
303	234306	9049084	2512.89581	10
304	235941	9039558	2783.66206	130
305	254763	9045686	3359.33919	80
306	241265	9057766	1721.23308	10
307	248213	9030072	2906.48738	10
308	241390	9035450	3443.16509	10
309	236298	9040302	2819.59262	30
310	237620	9072724	2004.68042	30
311	236944	9080898	3016.5858	30
312	229879	9075194	1636.28135	40
313	226959	9079844	1596.78767	50
314	247738	9036278	2255.46635	10
315	241372	9068466	2545.62278	70
316	230325	9072764	1647.24322	70
317	239672	9070996	2285.31967	50
318	232640	9077944	1974.05573	70
319	236579	9060788	2118.70458	70
320	248116	9067748	3046.98782	20
321	249008	9059714	2016.0816	10
322	253563	9064092	2629.67481	20
323	253778	9065471	2929.08222	30
324	253830	9069961	3734.81611	50
325	250309	9062677	2210.47831	20
326	236340	9072306	1901.97791	40
327	256037	9061712	2742.66014	20
328	251020	9069204	3145.91826	60
329	248753	9065650	2715.63941	40
330	255980	9061980	2740.89777	30
331	238118	9100330	2751.03323	100
332	236882	9092487	2259.89726	40
333	233718	9096928	2974.85503	130

334	252124	9086606	3262.87534	30
335	227915	9086951	1788.86116	50
336	245446	9091838	2810.73188	160
337	252588	9084766	3351.64244	330
338	230068	9087823	1915.61833	90
339	247001	9088700	2687.7099	40
340	251542	9083484	3375.57545	50
341	242402	9093899	2397.45475	30
342	257710	9076630	3624.5905	40
343	234050	9090920	2172.20117	40
344	243482	9091842	2476.78479	40
345	247301	9085084	3046.8472	10
346	239056	9089120	2898.06446	60
347	239733	9097092	2526.75468	60
348	251345	9081062	3505.40963	20
349	232935	9089390	2017.96056	30
350	239701	9096240	2443.87281	40
351	252373	9085082	3301.98706	20
352	260118	9074319	3633.28524	90
353	240807	9094690	2341.7085	50
354	249362	9088380	2857.28013	40
355	221079	9106203	3560.77333	60
356	217814	9113250	2305.40871	70
357	219670	9102620	2816.43958	70
358	218906	9112490	2477.56076	130
359	213867	9114488	2146.06642	60
360	216837	9113850	2199.62762	60
361	234907	9112056	3775.61418	500
362	258930	9075698	3594.23027	70
363	244946	9088865	2860.17697	100
364	247810	9084720	3168.67428	40
365	256433	9078422	3477.3976	30
366	245991	9086895	2865.78499	60
367	248788	9082814	3332.42939	30
368	248623	9081172	3571.17245	30
369	258860	9075580	3579.00794	110
370	259489	9074772	3597.86351	30
371	240018	9102304	3136.41295	50
372	244180	9091018	2515.55374	30
373	260039	9074536	3627.98334	30
374	246583	9087012	2820.13991	30
375	225102	9086110	1635.25052	50
376	252027	9062850	2308.94932	10
377	251342	9067679	2750.3678	20
378	254218	9080234	3454.41114	30
379	260637	9073297	3710.34259	60
380	246156	9088534	2675.74917	30
381	229435	9088078	1968.02711	40

382	252640	9081054	3376.62737	20
383	252417	9069469	3233.45652	160
384	252586	9081558	3368.6301	30
385	257313	9077904	3518.6609	40
386	243315	9091884	2493.41608	70
387	234515	9049272	2502.29395	50
388	227958	9044153	3009.69751	70
389	227559	9044205	2937.92163	80
390	232920	9054586	1953.11892	550
391	247134	9030082	3081.80932	10
392	237642	9040867	2567.15287	50
393	230377	9036078	3521.30509	10
394	235600	9039408	2814.512	60
395	235079	9039603	2916.13767	30
396	209748	9053838	2726.87103	810
397	215146	9045848	2543.00148	600
398	224392	9051092	2141.41801	2020
399	205495	9041691	3612.53807	60
400	209892	9041944	3043.77145	60
401	205176	9054082	3392.50818	10
402	220607	9045480	2944.87699	10
403	205331	9041657	3632.77386	50
404	211156	9036661	3666.7299	50
405	207872	9058397	3040.8537	40
406	223752	9051048	2166.00251	540
407	205410	9049178	3778.87709	120
408	229361	9036861	3543.32361	30
409	235989	9035361	3376.85129	50
410	242067	9033108	2999.38272	20
411	249769	9037026	2056.401	10
412	251415	9047156	2424.18352	20
413	258572	9043372	3975.1304	100
414	256612	9039525	3346.38263	10
415	256066	9029953	1928.26204	20
416	260345	9023126	1903.69124	80
417	258048	9026684	1901.82361	50
418	258312	9031258	2303.52937	60
419	261276	9020210	1920.50237	40
420	262498	9016198	1941.40536	70
421	242611	9056395	1795.27916	20
422	235539	9038993	2889.3371	50
423	241860	9057064	1751.5058	10
424	249960	9030228	2526.32076	10
425	254120	9047740	2953.31399	20
426	263864	9034584	3182.87897	10
427	257311	9028424	1893.56629	20
428	265924	9024896	3312.93767	50
429	261012	9022980	2084.21508	20

430	252720	9027101	2479.2345	10
431	222175	9042053	3437.14117	30
432	261879	9033190	2904.21364	20
433	219322	9048425	2355.56076	10
434	209016	9042052	3179.20434	40
435	215612	9043128	2675.96915	40
436	211526	9037226	3485.25842	20
437	263208	9035927	3302.35221	60
438	258107	9025457	1921.61763	10
439	261998	9017549	1986.99763	60
440	258910	9053966	2393.68398	10
441	268092	9045007	3339.4173	40
442	267657	9044990	3320.36881	110
443	246104	9034697	2454.08596	10
444	252930	9047313	2693.74508	10
445	236039	9039604	2779.38914	40
446	255079	9055941	2230.95006	10
447	269008	9047144	3512.17934	20
448	204013	9054846	3664.92055	10
449	222099	9050164	2288.58176	10
450	209469	9052755	2888.68731	60
451	258847	9052098	2741.97713	10
452	263913	9047926	2913.01495	50
453	268263	9042260	3536.59015	40
454	257401	9054128	2473.17632	10
455	255075	9057710	2238.76461	10
456	263199	9049237	2787.18575	190
457	268313	9042883	3476.8423	110
458	263234	9048124	2943.33906	160
459	208561	9042340	3165.75482	300
460	257085	9055586	2260.14371	20
461	260991	9052511	2509.28101	10
462	222432	9050655	2195.45471	90
463	216043	9042121	2747.32531	30
464	219304	9055296	2833.97658	90
465	211008	9053238	2704.04158	30
466	264140	9050976	3052.74759	10
467	249713	9056332	1943.70454	10
468	267598	9048170	3256.83941	10
469	254192	9056608	2100.74481	30
470	261787	9053911	2933.34342	30
471	263584	9047552	2996.22089	30
472	268469	9048512	3444.41401	20
473	263244	9050617	2830.37362	10
474	206486	9057046	3197.34706	560
475	207019	9042268	3368.06147	100
476	249216	9025666	2863.11654	20
477	259815	9032294	2452.75445	50

478	264140	9023200	2695.29135	30
479	248351	9024946	2976.35762	10
480	265101	9034189	3344.04591	30
481	265652	9033978	3393.90862	20
482	265945	9034324	3517.66933	40
483	268506	9042270	3501.89545	30
484	268598	9049917	3582.95558	20
485	213159	9039480	3052.61679	10
486	213981	9050958	2577.7188	20
487	261009	9019489	1955.66791	50
488	266812	9033631	3506.79794	20
489	251673	9026768	2539.16588	10
490	264273	9024660	3147.63509	30
491	270734	9040298	3749.82615	40
492	253141	9056160	2070.61501	10
493	250946	9056412	2009.41522	10
494	259983	9050836	2901.46872	10
495	271682	9047448	3655.0225	40
496	247402	9057776	1860.66399	440
497	208183	9055751	2872.63491	1510
498	221241	9043434	3199.92128	20
499	212548	9052516	2821.55822	90
500	210905	9052905	2651.37698	460
501	215691	9042124	2740.66776	160
502	217985	9048949	2338.93922	250
503	215698	9058116	3428.34656	140
504	209239	9047928	3160.86096	110
505	262398	9036882	3620.07388	10
506	262962	9053078	3022.63319	40
507	252785	9070009	3366.54348	70
508	259507	9062031	3319.82782	20
509	250713	9063927	2346.43488	20
510	258428	9063952	3596.12471	30
511	221796	9056192	3557.35046	10
512	214364	9042776	2706.95534	90
513	214889	9049488	2436.29921	60
514	216548	9057630	3368.27361	20
515	221740	9044202	3283.82901	10
516	228308	9046792	2652.15779	10
517	230996	9051808	2029.30878	10
518	238736	9057998	1801.51423	10
519	215541	9036545	3396.8164	50
520	207220	9043220	3326.49119	40
521	258994	9024204	1903.78086	40
522	267416	9033594	3570.70915	10
523	260924	9021896	1984.87336	10
524	262482	9035840	3281.01562	20
525	258170	9026300	1920.18374	30

526	254861	9062074	2631.56486	20
527	261728	9063399	3911.22517	20
528	255798	9065661	3302.74429	30
529	208324	9055272	2873.09082	30
530	250474	9063436	2242.57351	10
531	213368	9050309	2579.79289	160
532	211765	9042405	2924.68959	40
533	215883	9048108	2426.84457	270
534	220184	9054596	2692.05674	30
535	221227	9049741	2250.6003	3510
536	211734	9055551	3121.75685	130
537	217475	9039472	3017.74268	50
538	228169	9056666	3413.81325	10
539	246371	9057384	1844.01922	30
540	245581	9057276	1851.57385	10
541	231419	9053002	2043.61503	700
542	226958	9050928	2123.72257	120
543	230612	9036590	3392.55866	10
544	237394	9042173	2879.18991	40
545	243126	9055974	1738.09107	10
546	250821	9036149	1981.65711	20
547	254163	9039639	2288.21466	20
548	247498	9036500	2422.20414	10
549	239710	9032015	3673.43236	50
550	246901	9024054	3233.79702	10
551	240012	9058380	1756.41351	40
552	256615	9058418	2530.99821	10
553	269381	9041104	3616.3981	70
554	269996	9040360	3690.16986	30
555	255596	9056307	2155.94207	10
556	266856	9045568	3267.0475	40
557	266418	9044674	3703.8074	40
558	261573	9049856	2994.85561	10
559	269525	9045940	3569.37179	20
560	248851	9056972	1918.5553	10
561	267844	9043932	3416.2459	20
562	229442	9050970	2074.53863	60
563	232598	9050308	2242.58561	30
564	237826	9048219	3045.32343	40
565	232519	9056619	2229.22713	40
566	227261	9044345	2913.79089	20
567	227594	9051166	2093.01674	50
568	256888	9044691	3767.5627	50
569	232639	9038295	3153.80115	80
570	235674	9036668	3186.52068	70
571	235125	9036644	3186.8061	60
572	242150	9032650	3054.28791	10
573	261650	9033270	2817.49338	90

574	210523	9040758	3155.62801	30
575	213186	9051187	2529.42162	170
576	220697	9049192	2262.39789	150
577	216533	9038188	3200.81093	10
578	210970	9047933	2924.5864	170
579	236490	9056582	1863.98363	40
580	223651	9058124	3525.89124	420
581	234145	9041585	3345.7202	20
582	227592	9045632	2729.75925	40
583	255735	9046066	3394.79771	30
584	252300	9031200	2271.79026	10
585	243562	9056375	1786.16083	10
586	235719	9035659	3308.68139	30
587	267530	9034201	3641.91213	70
588	267598	9034051	3588.39547	70
589	267435	9033928	3581.9997	50
590	271548	9043990	3650.40052	40
591	271574	9043597	3676.97307	20
592	270156	9040142	3699.67685	80

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Mo_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	1.03
2	211518	9170360	2731.6514	1.02
3	201960	9170199	1508.39296	8.54
4	213361	9171313	3213.51719	1.12
5	202451	9170386	1539.45782	2.12
6	208507	9174926	3584.64177	1.71
7	211480	9171017	2801.2253	1.02
8	204507	9171303	1981.68564	2.36
9	192121	9120628	3628.18188	1.84
10	215698	9115670	2048.13441	3.72
11	200412	9128081	3027.04043	2.84
12	194011	9118336	3405.87682	5.21
13	193765	9117674	3445.92605	2.04
14	202177	9124160	2148.66508	3.09
15	194228	9120799	3688.96179	1.48
16	214062	9117574	2076.39038	3.36
17	208828	9134781	1262.64346	1.56
18	204223	9123707	1872.85836	2.95
19	210011	9128067	1275.1878	1.93
20	213321	9116839	1723.98968	2.63
21	211575	9127010	1356.8502	2.51
22	212604	9117014	1666.19538	3.27
23	206601	9122115	1721.79815	2.19
24	202837	9126049	2366.55607	6.71
25	211914	9118404	1801.08288	2.79
26	213390	9116863	1725.47629	3.19
27	206484	9122370	1617.99691	2.01
28	193033	9119115	3525.25522	3.17
29	192595	9118825	3575.82987	2.88
30	204783	9123581	1869.27325	3.07
31	224058	9118668	2251.68016	1.71
32	223635	9119495	2175.21358	4.73
33	222190	9129418	2586.43946	2.18
34	220979	9125472	1911.32884	4.85
35	204959	9131218	2327.73864	7.29
36	210270	9130492	1304.49861	3
37	204998	9135235	1914.27593	6.1
38	209710	9132958	1296.40537	2.27
39	223135	9120980	2040.09811	4.92
40	217679	9125028	1884.8283	1.53
41	215390	9131922	1972.99883	0.74
42	207930	9136580	1224.38184	2.37
43	221714	9126460	2011.22614	0.84
44	208307	9134781	1232.45093	1.23
45	208708	9133810	1261.85087	1.84
46	209409	9132892	1242.68788	1.74
47	218294	9123069	2038.4986	1.52

48	223047	9122023	2009.51001	2.99
49	219102	9127395	2190.61588	1.03
50	217510	9132138	2419.57943	1.59
51	221052	9124224	1874.13638	2.08
52	221805	9126764	2076.61933	2.13
53	210554	9129736	1250.33858	2.54
54	218314	9140341	3052.31921	1.08
55	205790	9144606	1193.00555	2.16
56	207080	9140947	1239.22728	1.07
57	207100	9146840	1176.31733	2.09
58	211407	9139578	1708.45091	0.58
59	215366	9141806	2439.85652	1.56
60	206950	9137996	1207.9913	1.16
61	211687	9145521	1788.31972	1.19
62	205950	9143120	1184.66269	1.3
63	201684	9137434	1790.831	1.99
64	216541	9141426	2631.44702	0.99
65	198153	9137618	2451.33252	0.72
66	198706	9136454	2483.39075	1.77
67	201711	9135952	2022.97928	1.26
68	195092	9140101	3153.78892	1.71
69	216501	9141489	2628.34591	0.83
70	209456	9145965	1818.78621	1.4
71	213493	9139972	2097.68587	1.04
72	206716	9145314	1257.19986	2.44
73	206994	9139584	1215.71754	1.27
74	211899	9145187	1877.68397	1.24
75	217452	9141334	2774.4731	1.04
76	198449	9136992	2353.26299	1.45
77	195406	9148744	2878.98455	1.09
78	199480	9145688	2012.26025	1
79	201043	9163931	1100.01238	2.22
80	204527	9149763	1173.35543	1.38
81	196228	9148229	2677.67406	2
82	204607	9155156	1171.76132	2.05
83	201750	9158847	1143.06685	3.53
84	201280	9145306	1761.54251	2.27
85	202161	9153794	1540.83135	3.07
86	198915	9145136	2211.35737	1.6
87	202053	9158359	1118.56525	4.52
88	198825	9145520	2151.45741	1.81
89	200398	9144288	2047.08756	2.96
90	204612	9150337	1143.66064	2.85
91	197212	9147344	2445.08164	0.97
92	203758	9155990	1123.19959	2.55
93	202299	9158006	1127.46441	3.11
94	201887	9159904	1124.23713	2.8
95	204691	9154497	1134.57121	1.3

96	199891	9165560	1103.61201	2.79
97	205675	9150444	1260.64239	2.24
98	204713	9153963	1131.4723	1.52
99	202180	9157846	1129.28845	4.22
100	201697	9159639	1157.72034	14.08
101	204220	9154004	1195.79563	5.03
102	198810	9164767	1260.84823	5.34
103	208206	9166542	1768.81985	1.69
104	206569	9158241	1485.8528	3.17
105	211364	9155237	1976.22311	2.01
106	211453	9155332	1984.38961	2.43
107	212811	9155658	2213.34555	0.98
108	206418	9158348	1494.95674	0.88
109	207411	9166592	1678.97456	1.21
110	202812	9165406	1241.09521	1.61
111	212268	9165794	2371.47657	1.12
112	202222	9159691	1130.06576	1.82
113	208674	9166806	1842.35324	1.34
114	214895	9153509	2784.3379	0.95
115	211112	9155850	1985.63394	1.72
116	210802	9157840	2099.10547	0.66
117	212799	9165734	2475.53699	1.25
118	215336	9152706	2736.6388	1.91
119	203366	9164951	1382.70565	1.44
120	200996	9164234	1112.47389	1.36
121	199257	9166276	1113.65562	9.16
122	214879	9168029	3063.61827	1.47
123	198359	9167897	1089.0017	2.68
124	197020	9169831	1084.5139	1.79
125	196811	9169875	1085.38295	7.83
126	211084	9167656	2084.43097	1.09
127	199594	9166603	1084.79835	1.92
128	210918	9166957	2114.22108	1.29
129	199133	9168348	1152.698	3
130	198373	9167675	1104.4962	6.82
131	211611	9168600	2306.66063	0.82
132	214845	9168087	3042.73742	1.4
133	224603	9127992	2495.37969	2.06
134	228921	9120544	2807.61454	3.81
135	227374	9121999	2526.23575	2.2
136	225160	9122436	2227.3138	6.45
137	228022	9121388	2653.72576	2.13
138	224903	9128090	2541.70781	4.5
139	225503	9124148	2576.90588	1.68
140	224479	9123206	2295.80782	4.44
141	225696	9128416	2714.17717	1.56
142	227492	9121941	2548.54676	4.18
143	204371	9084040	3514.40982	0.64

144	212600	9085200	2254.68754	1.24
145	203340	9091240	3263.14393	0.77
146	208800	9083000	3249.05652	0.53
147	206993	9104343	2199.36285	0.39
148	206065	9103294	2577.46572	0.63
149	214232	9107206	2629.5757	1.53
150	211110	9106598	1477.76898	1.15
151	204381	9099716	3387.02324	1.25
152	200654	9097716	3823.64702	1.16
153	200804	9093614	3762.69871	1.62
154	207850	9101444	2264.03235	0.54
155	211300	9106245	1532.56924	3.49
156	207131	9102047	2390.42567	0.55
157	208870	9107222	1399.86796	2.46
158	205100	9100800	3141.5061	1
159	202878	9098320	3655.27116	1.76
160	207220	9095625	2435.13121	0.58
161	198889	9097650	3950.78127	2.76
162	205244	9085472	3579.3919	0.87
163	208860	9086511	3184.11753	0.89
164	208200	9097900	2100.42626	1.39
165	213680	9085450	2181.06374	1.16
166	208076	9084501	2966.23292	0.64
167	202175	9093882	3525.10179	0.98
168	209200	9098656	1945.64803	1.35
169	217350	9088200	1732.84024	1.52
170	253699	9080142	3433.18874	0.84
171	237952	9105080	3868.10757	2.09
172	246610	9092650	3017.02871	1.72
173	226460	9090310	2611.13419	2.34
174	239810	9088161	3044.90135	2.88
175	248466	9088755	2775.19846	0.53
176	238394	9100443	2714.28906	1.23
177	228095	9090880	2713.77631	1.05
178	238463	9093728	2273.63235	1.83
179	254287	9079960	3431.83028	0.7
180	238679	9099727	2686.26127	1.18
181	234420	9089980	2248.05949	0.76
182	250860	9087977	3019.55037	0.41
183	234844	9092617	2186.86215	2.29
184	244533	9094678	3028.50615	1.4
185	245377	9086467	3052.45864	7.93
186	232120	9088650	1986.57338	1.54
187	215400	9096500	1622.17262	1.9
188	204439	9093030	2913.5878	0.76
189	205775	9084302	3273.26397	0.49
190	209850	9085050	2625.80887	0.81
191	205450	9094053	2743.90391	1.04

192	213100	9089656	2789.32228	2.03
193	221902	9094662	3166.40616	1.02
194	215873	9092273	1963.57076	1.28
195	214300	9096800	1537.42149	1.72
196	215978	9089466	1605.3165	1.12
197	212999	9098899	1576.479	2.75
198	204270	9092551	3066.17317	0.91
199	217106	9092247	1525.88455	3.24
200	216450	9089850	1713.18092	1.96
201	220395	9111640	2806.96924	2.01
202	222499	9101886	3072.53824	28.1
203	217310	9110820	2779.95737	0.87
204	214609	9114294	2114.01457	1.24
205	223620	9100635	3259.66232	1.53
206	219899	9110199	3046.97081	2.76
207	214896	9113083	2323.61099	5.27
208	219096	9103893	2953.29659	2.52
209	222442	9110053	3454.79348	1.27
210	200062	9113594	2430.90282	0.83
211	205310	9113347	1574.36828	1.85
212	199713	9106599	3584.00222	2.7
213	200507	9111082	2959.30914	1.12
214	221250	9111310	3038.94858	2.07
215	204435	9107860	2123.90437	1.14
216	202205	9113326	2040.51182	1.24
217	203420	9112140	2051.41565	1.07
218	201552	9113831	1989.40818	1.19
219	207400	9106700	2057.91517	2.32
220	200059	9105555	3669.40881	2.91
221	214945	9107906	2777.45663	0.69
222	200600	9106700	3106.83045	2.14
223	202380	9106050	2853.11312	3.34
224	226118	9114835	2657.41144	1.19
225	231391	9110385	3309.09802	1.48
226	233409	9110863	3598.46411	2.01
227	226473	9113896	2718.53582	1.38
228	228642	9108012	3687.15441	1.27
229	228827	9111799	3097.75959	2.12
230	203310	9113250	1874.65788	1.51
231	245441	9074318	3066.03698	1.32
232	228958	9075596	1695.21002	11.5
233	234494	9104512	3875.83327	5.17
234	228137	9109146	3487.50383	1.2
235	232240	9099314	3602.22642	2.23
236	239317	9097730	2521.23044	0.98
237	231495	9101555	3802.56475	1.03
238	238700	9104200	3707.98736	1.86
239	244550	9103270	3497.90957	1.85

240	235505	9100881	3216.5072	1.21
241	239609	9103108	3244.47241	1.49
242	227165	9111439	3164.33475	1.1
243	231061	9110466	3256.26338	1.35
244	239670	9105462	3817.45026	3.6
245	231257	9102569	3921.76248	0.86
246	232175	9100584	3707.25196	1.43
247	241320	9097610	2771.3262	3.62
248	237087	9102566	3222.76315	0.83
249	238091	9081402	3343.46902	0.86
250	239235	9060049	1934.5171	3.46
251	226135	9082285	1615.8597	3.21
252	243285	9078102	3082.79771	1.84
253	231138	9074714	1667.01614	7.83
254	244437	9075605	2851.19374	1.51
255	231529	9068557	1822.53036	3.47
256	242175	9076188	2633.73705	1.25
257	241445	9068494	2554.76979	0.81
258	245423	9074374	3046.05316	0.92
259	230225	9073520	1674.62547	2.23
260	240229	9069491	2341.28289	1.29
261	226971	9080072	1627	4.06
262	233780	9073058	1770.85418	4.36
263	231379	9081986	2784.82342	0.97
264	214400	9100306	2142.98638	0.84
265	212629	9092073	2987.71223	1.99
266	218037	9093363	1521.47554	2.87
267	215318	9101997	2763.37162	1.14
268	213600	9096585	1639.5001	1.77
269	213211	9099812	1513.41879	2.79
270	220250	9094998	2571.23483	1.49
271	218350	9100021	2356.50944	6.65
272	221756	9100424	2815.82959	1.26
273	216478	9088920	1544.7852	3.5
274	218536	9110508	2885.24712	1.19
275	218884	9100668	2456.3531	5.05
276	226657	9087401	1751.63536	5.56
277	234495	9092699	2193.87971	1.1
278	256065	9078610	3479.79504	0.48
279	225558	9083639	1630.49149	4.35
280	240846	9075462	2443.95526	1.25
281	228907	9074988	1692.76597	10.4
282	241874	9067811	2653.0737	3.04
283	237401	9056211	2220.7926	2.41
284	232589	9073482	1720.69595	2.8
285	230486	9074132	1634.15456	3.9
286	231551	9070417	1647.18353	1.58
287	237368	9072194	1964.57538	1.72

288	244779	9076156	2989.15967	2.1
289	229179	9077818	1627.94069	3.07
290	226083	9081816	1599.72048	2.42
291	241014	9068678	2509.71044	8.8
292	238809	9074228	2187.70488	1.12
293	233435	9054852	1946.00396	2.56
294	226962	9050930	2122.68957	1.05
295	227612	9046160	2651.0599	1.02
296	235339	9056042	1913.0708	1.27
297	227473	9051006	2118.17463	0.69
298	232964	9055041	1983.06273	1.27
299	229946	9051380	2064.05719	1.57
300	236732	9048876	2828.10146	5.89
301	225733	9055693	3155.10539	1.15
302	246178	9073441	3231.41456	2.15
303	234306	9049084	2512.89581	5.49
304	235941	9039558	2783.66206	0.71
305	254763	9045686	3359.33919	0.86
306	241265	9057766	1721.23308	3.6
307	248213	9030072	2906.48738	0.81
308	241390	9035450	3443.16509	0.46
309	236298	9040302	2819.59262	0.47
310	237620	9072724	2004.68042	6.41
311	236944	9080898	3016.5858	0.71
312	229879	9075194	1636.28135	2.65
313	226959	9079844	1596.78767	2.07
314	247738	9036278	2255.46635	4.45
315	241372	9068466	2545.62278	1.22
316	230325	9072764	1647.24322	2.46
317	239672	9070996	2285.31967	1.63
318	232640	9077944	1974.05573	1.26
319	236579	9060788	2118.70458	3.73
320	248116	9067748	3046.98782	0.57
321	249008	9059714	2016.0816	1.17
322	253563	9064092	2629.67481	0.72
323	253778	9065471	2929.08222	1.03
324	253830	9069961	3734.81611	0.68
325	250309	9062677	2210.47831	1.34
326	236340	9072306	1901.97791	3.49
327	256037	9061712	2742.66014	1.36
328	251020	9069204	3145.91826	0.62
329	248753	9065650	2715.63941	0.9
330	255980	9061980	2740.89777	5.28
331	238118	9100330	2751.03323	1.01
332	236882	9092487	2259.89726	2.02
333	233718	9096928	2974.85503	1.63
334	252124	9086606	3262.87534	0.43
335	227915	9086951	1788.86116	1.39

336	245446	9091838	2810.73188	1.74
337	252588	9084766	3351.64244	0.65
338	230068	9087823	1915.61833	3.18
339	247001	9088700	2687.7099	0.55
340	251542	9083484	3375.57545	0.61
341	242402	9093899	2397.45475	1.83
342	257710	9076630	3624.5905	1.49
343	234050	9090920	2172.20117	2.72
344	243482	9091842	2476.78479	1.43
345	247301	9085084	3046.8472	0.73
346	239056	9089120	2898.06446	6.72
347	239733	9097092	2526.75468	3.52
348	251345	9081062	3505.40963	0.46
349	232935	9089390	2017.96056	1.81
350	239701	9096240	2443.87281	1.01
351	252373	9085082	3301.98706	0.44
352	260118	9074319	3633.28524	1.4
353	240807	9094690	2341.7085	1.13
354	249362	9088380	2857.28013	0.57
355	221079	9106203	3560.77333	8.06
356	217814	9113250	2305.40871	1.56
357	219670	9102620	2816.43958	2.13
358	218906	9112490	2477.56076	1.43
359	213867	9114488	2146.06642	1.37
360	216837	9113850	2199.62762	1.89
361	234907	9112056	3775.61418	4.34
362	258930	9075698	3594.23027	2.17
363	244946	9088865	2860.17697	8.78
364	247810	9084720	3168.67428	0.74
365	256433	9078422	3477.3976	0.75
366	245991	9086895	2865.78499	4.68
367	248788	9082814	3332.42939	0.48
368	248623	9081172	3571.17245	0.82
369	258860	9075580	3579.00794	0.95
370	259489	9074772	3597.86351	0.48
371	240018	9102304	3136.41295	2.05
372	244180	9091018	2515.55374	1.58
373	260039	9074536	3627.98334	0.67
374	246583	9087012	2820.13991	1.46
375	225102	9086110	1635.25052	1.39
376	252027	9062850	2308.94932	1.97
377	251342	9067679	2750.3678	0.57
378	254218	9080234	3454.41114	0.39
379	260637	9073297	3710.34259	1.23
380	246156	9088534	2675.74917	1.9
381	229435	9088078	1968.02711	1.37
382	252640	9081054	3376.62737	0.61
383	252417	9069469	3233.45652	0.65

384	252586	9081558	3368.6301	0.73
385	257313	9077904	3518.6609	0.72
386	243315	9091884	2493.41608	0.61
387	234515	9049272	2502.29395	7.29
388	227958	9044153	3009.69751	0.71
389	227559	9044205	2937.92163	1.42
390	232920	9054586	1953.11892	3.2
391	247134	9030082	3081.80932	0.68
392	237642	9040867	2567.15287	0.66
393	230377	9036078	3521.30509	0.75
394	235600	9039408	2814.512	0.68
395	235079	9039603	2916.13767	0.44
396	209748	9053838	2726.87103	3.04
397	215146	9045848	2543.00148	0.7
398	224392	9051092	2141.41801	1.59
399	205495	9041691	3612.53807	1.09
400	209892	9041944	3043.77145	0.69
401	205176	9054082	3392.50818	0.82
402	220607	9045480	2944.87699	0.38
403	205331	9041657	3632.77386	0.65
404	211156	9036661	3666.7299	1.33
405	207872	9058397	3040.8537	0.62
406	223752	9051048	2166.00251	1.45
407	205410	9049178	3778.87709	1.73
408	229361	9036861	3543.32361	0.56
409	235989	9035361	3376.85129	0.52
410	242067	9033108	2999.38272	0.67
411	249769	9037026	2056.401	2.91
412	251415	9047156	2424.18352	0.23
413	258572	9043372	3975.1304	1.01
414	256612	9039525	3346.38263	0.37
415	256066	9029953	1928.26204	0.85
416	260345	9023126	1903.69124	0.03
417	258048	9026684	1901.82361	2.04
418	258312	9031258	2303.52937	0.66
419	261276	9020210	1920.50237	2.19
420	262498	9016198	1941.40536	3.27
421	242611	9056395	1795.27916	3.55
422	235539	9038993	2889.3371	0.53
423	241860	9057064	1751.5058	3.97
424	249960	9030228	2526.32076	2.41
425	254120	9047740	2953.31399	0.25
426	263864	9034584	3182.87897	0.79
427	257311	9028424	1893.56629	2.7
428	265924	9024896	3312.93767	2.06
429	261012	9022980	2084.21508	0.51
430	252720	9027101	2479.2345	3.18
431	222175	9042053	3437.14117	0.5

432	261879	9033190	2904.21364	0.85
433	219322	9048425	2355.56076	0.39
434	209016	9042052	3179.20434	0.76
435	215612	9043128	2675.96915	0.55
436	211526	9037226	3485.25842	1.22
437	263208	9035927	3302.35221	1.07
438	258107	9025457	1921.61763	6.33
439	261998	9017549	1986.99763	1.6
440	258910	9053966	2393.68398	0.76
441	268092	9045007	3339.4173	0.87
442	267657	9044990	3320.36881	0.91
443	246104	9034697	2454.08596	3.41
444	252930	9047313	2693.74508	0.18
445	236039	9039604	2779.38914	0.46
446	255079	9055941	2230.95006	1.13
447	269008	9047144	3512.17934	0.77
448	204013	9054846	3664.92055	9.35
449	222099	9050164	2288.58176	0.57
450	209469	9052755	2888.68731	18
451	258847	9052098	2741.97713	1.86
452	263913	9047926	2913.01495	1.1
453	268263	9042260	3536.59015	1.48
454	257401	9054128	2473.17632	1.08
455	255075	9057710	2238.76461	1.03
456	263199	9049237	2787.18575	0.79
457	268313	9042883	3476.8423	0.73
458	263234	9048124	2943.33906	1.25
459	208561	9042340	3165.75482	0.62
460	257085	9055586	2260.14371	0.83
461	260991	9052511	2509.28101	0.76
462	222432	9050655	2195.45471	1.91
463	216043	9042121	2747.32531	0.52
464	219304	9055296	2833.97658	0.74
465	211008	9053238	2704.04158	0.5
466	264140	9050976	3052.74759	0.29
467	249713	9056332	1943.70454	0.95
468	267598	9048170	3256.83941	0.54
469	254192	9056608	2100.74481	1.72
470	261787	9053911	2933.34342	0.84
471	263584	9047552	2996.22089	1.01
472	268469	9048512	3444.41401	0.29
473	263244	9050617	2830.37362	0.35
474	206486	9057046	3197.34706	0.55
475	207019	9042268	3368.06147	0.72
476	249216	9025666	2863.11654	0.83
477	259815	9032294	2452.75445	0.74
478	264140	9023200	2695.29135	1.04
479	248351	9024946	2976.35762	0.68

480	265101	9034189	3344.04591	0.93
481	265652	9033978	3393.90862	0.73
482	265945	9034324	3517.66933	0.66
483	268506	9042270	3501.89545	0.85
484	268598	9049917	3582.95558	0.47
485	213159	9039480	3052.61679	1.24
486	213981	9050958	2577.7188	0.69
487	261009	9019489	1955.66791	2.24
488	266812	9033631	3506.79794	1.05
489	251673	9026768	2539.16588	1.83
490	264273	9024660	3147.63509	0.78
491	270734	9040298	3749.82615	1.07
492	253141	9056160	2070.61501	0.9
493	250946	9056412	2009.41522	0.9
494	259983	9050836	2901.46872	1.31
495	271682	9047448	3655.0225	1.76
496	247402	9057776	1860.66399	0.79
497	208183	9055751	2872.63491	0.66
498	221241	9043434	3199.92128	0.5
499	212548	9052516	2821.55822	0.52
500	210905	9052905	2651.37698	4.98
501	215691	9042124	2740.66776	0.69
502	217985	9048949	2338.93922	1.94
503	215698	9058116	3428.34656	0.61
504	209239	9047928	3160.86096	1.12
505	262398	9036882	3620.07388	0.88
506	262962	9053078	3022.63319	1.5
507	252785	9070009	3366.54348	0.74
508	259507	9062031	3319.82782	1.28
509	250713	9063927	2346.43488	0.76
510	258428	9063952	3596.12471	6.61
511	221796	9056192	3557.35046	5.42
512	214364	9042776	2706.95534	0.7
513	214889	9049488	2436.29921	3.02
514	216548	9057630	3368.27361	0.43
515	221740	9044202	3283.82901	0.34
516	228308	9046792	2652.15779	0.87
517	230996	9051808	2029.30878	4.48
518	238736	9057998	1801.51423	2.54
519	215541	9036545	3396.8164	0.85
520	207220	9043220	3326.49119	0.75
521	258994	9024204	1903.78086	1.71
522	267416	9033594	3570.70915	0.77
523	260924	9021896	1984.87336	0.61
524	262482	9035840	3281.01562	0.82
525	258170	9026300	1920.18374	0.53
526	254861	9062074	2631.56486	3.8
527	261728	9063399	3911.22517	1.37

528	255798	9065661	3302.74429	1.07
529	208324	9055272	2873.09082	27.9
530	250474	9063436	2242.57351	1.35
531	213368	9050309	2579.79289	1.43
532	211765	9042405	2924.68959	1.73
533	215883	9048108	2426.84457	0.71
534	220184	9054596	2692.05674	0.68
535	221227	9049741	2250.6003	1.56
536	211734	9055551	3121.75685	0.49
537	217475	9039472	3017.74268	0.43
538	228169	9056666	3413.81325	0.83
539	246371	9057384	1844.01922	0.85
540	245581	9057276	1851.57385	0.9
541	231419	9053002	2043.61503	1.02
542	226958	9050928	2123.72257	1.19
543	230612	9036590	3392.55866	0.54
544	237394	9042173	2879.18991	0.67
545	243126	9055974	1738.09107	5.54
546	250821	9036149	1981.65711	5
547	254163	9039639	2288.21466	0.65
548	247498	9036500	2422.20414	4.79
549	239710	9032015	3673.43236	0.94
550	246901	9024054	3233.79702	0.63
551	240012	9058380	1756.41351	2.34
552	256615	9058418	2530.99821	1.07
553	269381	9041104	3616.3981	1.45
554	269996	9040360	3690.16986	1.27
555	255596	9056307	2155.94207	0.84
556	266856	9045568	3267.0475	0.86
557	266418	9044674	3703.8074	1.24
558	261573	9049856	2994.85561	0.93
559	269525	9045940	3569.37179	0.71
560	248851	9056972	1918.5553	0.84
561	267844	9043932	3416.2459	1.56
562	229442	9050970	2074.53863	0.91
563	232598	9050308	2242.58561	3.88
564	237826	9048219	3045.32343	7.64
565	232519	9056619	2229.22713	1.18
566	227261	9044345	2913.79089	0.63
567	227594	9051166	2093.01674	1.96
568	256888	9044691	3767.5627	0.85
569	232639	9038295	3153.80115	0.67
570	235674	9036668	3186.52068	0.74
571	235125	9036644	3186.8061	0.55
572	242150	9032650	3054.28791	0.46
573	261650	9033270	2817.49338	0.74
574	210523	9040758	3155.62801	0.8
575	213186	9051187	2529.42162	8.21

576	220697	9049192	2262.39789	1.41
577	216533	9038188	3200.81093	0.42
578	210970	9047933	2924.5864	0.8
579	236490	9056582	1863.98363	3.02
580	223651	9058124	3525.89124	2.44
581	234145	9041585	3345.7202	0.4
582	227592	9045632	2729.75925	0.51
583	255735	9046066	3394.79771	0.65
584	252300	9031200	2271.79026	2.69
585	243562	9056375	1786.16083	1.04
586	235719	9035659	3308.68139	0.5
587	267530	9034201	3641.91213	0.9
588	267598	9034051	3588.39547	1.07
589	267435	9033928	3581.9997	0.83
590	271548	9043990	3650.40052	1.16
591	271574	9043597	3676.97307	0.91
592	270156	9040142	3699.67685	2.33

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Ni_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	6
2	211518	9170360	2731.6514	8
3	201960	9170199	1508.39296	24
4	213361	9171313	3213.51719	15
5	202451	9170386	1539.45782	14
6	208507	9174926	3584.64177	9
7	211480	9171017	2801.2253	11
8	204507	9171303	1981.68564	7
9	192121	9120628	3628.18188	22
10	215698	9115670	2048.13441	42
11	200412	9128081	3027.04043	12
12	194011	9118336	3405.87682	39
13	193765	9117674	3445.92605	20
14	202177	9124160	2148.66508	21
15	194228	9120799	3688.96179	35
16	214062	9117574	2076.39038	44
17	208828	9134781	1262.64346	36
18	204223	9123707	1872.85836	43
19	210011	9128067	1275.1878	17
20	213321	9116839	1723.98968	45
21	211575	9127010	1356.8502	21
22	212604	9117014	1666.19538	45
23	206601	9122115	1721.79815	36
24	202837	9126049	2366.55607	26
25	211914	9118404	1801.08288	49
26	213390	9116863	1725.47629	45
27	206484	9122370	1617.99691	45
28	193033	9119115	3525.25522	21
29	192595	9118825	3575.82987	20
30	204783	9123581	1869.27325	44
31	224058	9118668	2251.68016	8
32	223635	9119495	2175.21358	20
33	222190	9129418	2586.43946	11
34	220979	9125472	1911.32884	17
35	204959	9131218	2327.73864	49
36	210270	9130492	1304.49861	27
37	204998	9135235	1914.27593	30
38	209710	9132958	1296.40537	17
39	223135	9120980	2040.09811	25
40	217679	9125028	1884.8283	18
41	215390	9131922	1972.99883	12
42	207930	9136580	1224.38184	15
43	221714	9126460	2011.22614	4
44	208307	9134781	1232.45093	12
45	208708	9133810	1261.85087	36

46	209409	9132892	1242.68788	12
47	218294	9123069	2038.4986	16
48	223047	9122023	2009.51001	10
49	219102	9127395	2190.61588	15
50	217510	9132138	2419.57943	10
51	221052	9124224	1874.13638	12
52	221805	9126764	2076.61933	8
53	210554	9129736	1250.33858	17
54	218314	9140341	3052.31921	6
55	205790	9144606	1193.00555	17
56	207080	9140947	1239.22728	24
57	207100	9146840	1176.31733	16
58	211407	9139578	1708.45091	13
59	215366	9141806	2439.85652	11
60	206950	9137996	1207.9913	11
61	211687	9145521	1788.31972	5
62	205950	9143120	1184.66269	13
63	201684	9137434	1790.831	32
64	216541	9141426	2631.44702	10
65	198153	9137618	2451.33252	27
66	198706	9136454	2483.39075	20
67	201711	9135952	2022.97928	38
68	195092	9140101	3153.78892	20
69	216501	9141489	2628.34591	6
70	209456	9145965	1818.78621	5
71	213493	9139972	2097.68587	30
72	206716	9145314	1257.19986	22
73	206994	9139584	1215.71754	12
74	211899	9145187	1877.68397	17
75	217452	9141334	2774.4731	10
76	198449	9136992	2353.26299	30
77	195406	9148744	2878.98455	21
78	199480	9145688	2012.26025	31
79	201043	9163931	1100.01238	15
80	204527	9149763	1173.35543	55
81	196228	9148229	2677.67406	28
82	204607	9155156	1171.76132	9
83	201750	9158847	1143.06685	46
84	201280	9145306	1761.54251	42
85	202161	9153794	1540.83135	57
86	198915	9145136	2211.35737	41
87	202053	9158359	1118.56525	56
88	198825	9145520	2151.45741	40
89	200398	9144288	2047.08756	55
90	204612	9150337	1143.66064	16
91	197212	9147344	2445.08164	26
92	203758	9155990	1123.19959	15
93	202299	9158006	1127.46441	17

94	201887	9159904	1124.23713	17
95	204691	9154497	1134.57121	15
96	199891	9165560	1103.61201	19
97	205675	9150444	1260.64239	6
98	204713	9153963	1131.4723	14
99	202180	9157846	1129.28845	56
100	201697	9159639	1157.72034	66
101	204220	9154004	1195.79563	59
102	198810	9164767	1260.84823	137
103	208206	9166542	1768.81985	8
104	206569	9158241	1485.8528	7
105	211364	9155237	1976.22311	3
106	211453	9155332	1984.38961	5
107	212811	9155658	2213.34555	2
108	206418	9158348	1494.95674	3
109	207411	9166592	1678.97456	6
110	202812	9165406	1241.09521	7
111	212268	9165794	2371.47657	5
112	202222	9159691	1130.06576	7
113	208674	9166806	1842.35324	7
114	214895	9153509	2784.3379	1
115	211112	9155850	1985.63394	3
116	210802	9157840	2099.10547	1
117	212799	9165734	2475.53699	8
118	215336	9152706	2736.6388	3
119	203366	9164951	1382.70565	12
120	200996	9164234	1112.47389	7
121	199257	9166276	1113.65562	67
122	214879	9168029	3063.61827	6
123	198359	9167897	1089.0017	18
124	197020	9169831	1084.5139	16
125	196811	9169875	1085.38295	55
126	211084	9167656	2084.43097	4
127	199594	9166603	1084.79835	16
128	210918	9166957	2114.22108	7
129	199133	9168348	1152.698	15
130	198373	9167675	1104.4962	52
131	211611	9168600	2306.66063	5
132	214845	9168087	3042.73742	10
133	224603	9127992	2495.37969	4
134	228921	9120544	2807.61454	14
135	227374	9121999	2526.23575	7
136	225160	9122436	2227.3138	13
137	228022	9121388	2653.72576	7
138	224903	9128090	2541.70781	12
139	225503	9124148	2576.90588	6
140	224479	9123206	2295.80782	12
141	225696	9128416	2714.17717	6

142	227492	9121941	2548.54676	10
143	204371	9084040	3514.40982	19.9
144	212600	9085200	2254.68754	12.7
145	203340	9091240	3263.14393	13.2
146	208800	9083000	3249.05652	18.8
147	206993	9104343	2199.36285	6
148	206065	9103294	2577.46572	10.2
149	214232	9107206	2629.5757	16.7
150	211110	9106598	1477.76898	28.1
151	204381	9099716	3387.02324	9.8
152	200654	9097716	3823.64702	13.5
153	200804	9093614	3762.69871	21.3
154	207850	9101444	2264.03235	20.7
155	211300	9106245	1532.56924	21.5
156	207131	9102047	2390.42567	6.8
157	208870	9107222	1399.86796	20.3
158	205100	9100800	3141.5061	11.5
159	202878	9098320	3655.27116	20.8
160	207220	9095625	2435.13121	14.1
161	198889	9097650	3950.78127	10.6
162	205244	9085472	3579.3919	12.7
163	208860	9086511	3184.11753	17.7
164	208200	9097900	2100.42626	27.2
165	213680	9085450	2181.06374	11.6
166	208076	9084501	2966.23292	14.2
167	202175	9093882	3525.10179	17.4
168	209200	9098656	1945.64803	10.3
169	217350	9088200	1732.84024	19.7
170	253699	9080142	3433.18874	15.5
171	237952	9105080	3868.10757	18.4
172	246610	9092650	3017.02871	34.1
173	226460	9090310	2611.13419	36.6
174	239810	9088161	3044.90135	27.7
175	248466	9088755	2775.19846	12.5
176	238394	9100443	2714.28906	25
177	228095	9090880	2713.77631	44
178	238463	9093728	2273.63235	22.3
179	254287	9079960	3431.83028	16.1
180	238679	9099727	2686.26127	19.1
181	234420	9089980	2248.05949	15.2
182	250860	9087977	3019.55037	10.5
183	234844	9092617	2186.86215	26.3
184	244533	9094678	3028.50615	12
185	245377	9086467	3052.45864	38.1
186	232120	9088650	1986.57338	22.4
187	215400	9096500	1622.17262	23.4
188	204439	9093030	2913.5878	12
189	205775	9084302	3273.26397	18.8

190	209850	9085050	2625.80887	15.8
191	205450	9094053	2743.90391	19.3
192	213100	9089656	2789.32228	19
193	221902	9094662	3166.40616	31.3
194	215873	9092273	1963.57076	35
195	214300	9096800	1537.42149	40.8
196	215978	9089466	1605.3165	24.2
197	212999	9098899	1576.479	19.7
198	204270	9092551	3066.17317	15.1
199	217106	9092247	1525.88455	60.3
200	216450	9089850	1713.18092	19.2
201	220395	9111640	2806.96924	38
202	222499	9101886	3072.53824	20.7
203	217310	9110820	2779.95737	36.8
204	214609	9114294	2114.01457	41.2
205	223620	9100635	3259.66232	27.1
206	219899	9110199	3046.97081	47.3
207	214896	9113083	2323.61099	50.6
208	219096	9103893	2953.29659	37.5
209	222442	9110053	3454.79348	38
210	200062	9113594	2430.90282	17.1
211	205310	9113347	1574.36828	25
212	199713	9106599	3584.00222	83.9
213	200507	9111082	2959.30914	15.8
214	221250	9111310	3038.94858	36.9
215	204435	9107860	2123.90437	16.5
216	202205	9113326	2040.51182	12.4
217	203420	9112140	2051.41565	16.7
218	201552	9113831	1989.40818	25.8
219	207400	9106700	2057.91517	61.6
220	200059	9105555	3669.40881	53.4
221	214945	9107906	2777.45663	36
222	200600	9106700	3106.83045	133.7
223	202380	9106050	2853.11312	31.3
224	226118	9114835	2657.41144	8.9
225	231391	9110385	3309.09802	17.6
226	233409	9110863	3598.46411	29.9
227	226473	9113896	2718.53582	8.8
228	228642	9108012	3687.15441	16.1
229	228827	9111799	3097.75959	14.9
230	203310	9113250	1874.65788	26.3
231	245441	9074318	3066.03698	24.5
232	228958	9075596	1695.21002	29.4
233	234494	9104512	3875.83327	63.2
234	228137	9109146	3487.50383	17.6
235	232240	9099314	3602.22642	25.6
236	239317	9097730	2521.23044	16
237	231495	9101555	3802.56475	19.4

238	238700	9104200	3707.98736	18.4
239	244550	9103270	3497.90957	4.3
240	235505	9100881	3216.5072	12.3
241	239609	9103108	3244.47241	14
242	227165	9111439	3164.33475	10.8
243	231061	9110466	3256.26338	16.8
244	239670	9105462	3817.45026	86.1
245	231257	9102569	3921.76248	6.8
246	232175	9100584	3707.25196	15.2
247	241320	9097610	2771.3262	39.2
248	237087	9102566	3222.76315	39.2
249	238091	9081402	3343.46902	22.8
250	239235	9060049	1934.5171	16.4
251	226135	9082285	1615.8597	18.94
252	243285	9078102	3082.79771	53.1
253	231138	9074714	1667.01614	30.3
254	244437	9075605	2851.19374	27.4
255	231529	9068557	1822.53036	22.1
256	242175	9076188	2633.73705	39.9
257	241445	9068494	2554.76979	17.7
258	245423	9074374	3046.05316	38
259	230225	9073520	1674.62547	22.5
260	240229	9069491	2341.28289	16.7
261	226971	9080072	1627	27.04
262	233780	9073058	1770.85418	17.4
263	231379	9081986	2784.82342	16.5
264	214400	9100306	2142.98638	23.4
265	212629	9092073	2987.71223	30.6
266	218037	9093363	1521.47554	28.6
267	215318	9101997	2763.37162	33.7
268	213600	9096585	1639.5001	35.7
269	213211	9099812	1513.41879	19.9
270	220250	9094998	2571.23483	32.7
271	218350	9100021	2356.50944	29.2
272	221756	9100424	2815.82959	33.1
273	216478	9088920	1544.7852	23.1
274	218536	9110508	2885.24712	42
275	218884	9100668	2456.3531	30.1
276	226657	9087401	1751.63536	70.1
277	234495	9092699	2193.87971	22
278	256065	9078610	3479.79504	8.9
279	225558	9083639	1630.49149	25.57
280	240846	9075462	2443.95526	32.2
281	228907	9074988	1692.76597	35.6
282	241874	9067811	2653.0737	14.8
283	237401	9056211	2220.7926	17.1
284	232589	9073482	1720.69595	18.8
285	230486	9074132	1634.15456	18.4

286	231551	9070417	1647.18353	20.5
287	237368	9072194	1964.57538	18.9
288	244779	9076156	2989.15967	34.7
289	229179	9077818	1627.94069	19.57
290	226083	9081816	1599.72048	20.61
291	241014	9068678	2509.71044	33.4
292	238809	9074228	2187.70488	32.3
293	233435	9054852	1946.00396	24.1
294	226962	9050930	2122.68957	16.1
295	227612	9046160	2651.0599	18.6
296	235339	9056042	1913.0708	18.3
297	227473	9051006	2118.17463	15.2
298	232964	9055041	1983.06273	16.7
299	229946	9051380	2064.05719	19
300	236732	9048876	2828.10146	29.1
301	225733	9055693	3155.10539	17.1
302	246178	9073441	3231.41456	27.7
303	234306	9049084	2512.89581	30.1
304	235941	9039558	2783.66206	21
305	254763	9045686	3359.33919	18.4
306	241265	9057766	1721.23308	21.5
307	248213	9030072	2906.48738	11.8
308	241390	9035450	3443.16509	13.3
309	236298	9040302	2819.59262	17.2
310	237620	9072724	2004.68042	24.8
311	236944	9080898	3016.5858	21.6
312	229879	9075194	1636.28135	19.2
313	226959	9079844	1596.78767	20.5
314	247738	9036278	2255.46635	26.4
315	241372	9068466	2545.62278	18.4
316	230325	9072764	1647.24322	19.4
317	239672	9070996	2285.31967	15.3
318	232640	9077944	1974.05573	25.7
319	236579	9060788	2118.70458	15.2
320	248116	9067748	3046.98782	20.2
321	249008	9059714	2016.0816	33.7
322	253563	9064092	2629.67481	9.4
323	253778	9065471	2929.08222	21.5
324	253830	9069961	3734.81611	23.8
325	250309	9062677	2210.47831	24.9
326	236340	9072306	1901.97791	18.6
327	256037	9061712	2742.66014	13.3
328	251020	9069204	3145.91826	60.9
329	248753	9065650	2715.63941	23.8
330	255980	9061980	2740.89777	32.8
331	238118	9100330	2751.03323	13.9
332	236882	9092487	2259.89726	23.1
333	233718	9096928	2974.85503	24.6

334	252124	9086606	3262.87534	9.2
335	227915	9086951	1788.86116	22.7
336	245446	9091838	2810.73188	33.4
337	252588	9084766	3351.64244	11.6
338	230068	9087823	1915.61833	47.8
339	247001	9088700	2687.7099	20.2
340	251542	9083484	3375.57545	12
341	242402	9093899	2397.45475	25.7
342	257710	9076630	3624.5905	17.9
343	234050	9090920	2172.20117	28.1
344	243482	9091842	2476.78479	23.7
345	247301	9085084	3046.8472	20.2
346	239056	9089120	2898.06446	38.4
347	239733	9097092	2526.75468	40.1
348	251345	9081062	3505.40963	8.1
349	232935	9089390	2017.96056	24.8
350	239701	9096240	2443.87281	16.1
351	252373	9085082	3301.98706	9.2
352	260118	9074319	3633.28524	16
353	240807	9094690	2341.7085	17.2
354	249362	9088380	2857.28013	10.7
355	221079	9106203	3560.77333	33.9
356	217814	9113250	2305.40871	45.1
357	219670	9102620	2816.43958	30.3
358	218906	9112490	2477.56076	40
359	213867	9114488	2146.06642	40.1
360	216837	9113850	2199.62762	43.9
361	234907	9112056	3775.61418	33.8
362	258930	9075698	3594.23027	15
363	244946	9088865	2860.17697	92
364	247810	9084720	3168.67428	15.1
365	256433	9078422	3477.3976	16.6
366	245991	9086895	2865.78499	52.7
367	248788	9082814	3332.42939	11.8
368	248623	9081172	3571.17245	36.9
369	258860	9075580	3579.00794	14
370	259489	9074772	3597.86351	12.4
371	240018	9102304	3136.41295	22.9
372	244180	9091018	2515.55374	24.9
373	260039	9074536	3627.98334	6.7
374	246583	9087012	2820.13991	28.3
375	225102	9086110	1635.25052	25.7
376	252027	9062850	2308.94932	20.7
377	251342	9067679	2750.3678	28.5
378	254218	9080234	3454.41114	16.3
379	260637	9073297	3710.34259	15.1
380	246156	9088534	2675.74917	23.8
381	229435	9088078	1968.02711	33.2

382	252640	9081054	3376.62737	13
383	252417	9069469	3233.45652	24
384	252586	9081558	3368.6301	13.1
385	257313	9077904	3518.6609	20.5
386	243315	9091884	2493.41608	9.5
387	234515	9049272	2502.29395	29.2
388	227958	9044153	3009.69751	13.8
389	227559	9044205	2937.92163	15.4
390	232920	9054586	1953.11892	21.5
391	247134	9030082	3081.80932	13.5
392	237642	9040867	2567.15287	19.6
393	230377	9036078	3521.30509	18.2
394	235600	9039408	2814.512	19.9
395	235079	9039603	2916.13767	16.8
396	209748	9053838	2726.87103	18.2
397	215146	9045848	2543.00148	19.2
398	224392	9051092	2141.41801	19.8
399	205495	9041691	3612.53807	29.9
400	209892	9041944	3043.77145	24.2
401	205176	9054082	3392.50818	16.5
402	220607	9045480	2944.87699	14.2
403	205331	9041657	3632.77386	27.3
404	211156	9036661	3666.7299	34.2
405	207872	9058397	3040.8537	13.1
406	223752	9051048	2166.00251	19.8
407	205410	9049178	3778.87709	28.8
408	229361	9036861	3543.32361	18.7
409	235989	9035361	3376.85129	13.7
410	242067	9033108	2999.38272	20.4
411	249769	9037026	2056.401	28.5
412	251415	9047156	2424.18352	18.8
413	258572	9043372	3975.1304	11.7
414	256612	9039525	3346.38263	7.8
415	256066	9029953	1928.26204	28.5
416	260345	9023126	1903.69124	25.31
417	258048	9026684	1901.82361	38.63
418	258312	9031258	2303.52937	21.72
419	261276	9020210	1920.50237	22.13
420	262498	9016198	1941.40536	37.26
421	242611	9056395	1795.27916	40.1
422	235539	9038993	2889.3371	18.2
423	241860	9057064	1751.5058	25.8
424	249960	9030228	2526.32076	20
425	254120	9047740	2953.31399	19.1
426	263864	9034584	3182.87897	39.84
427	257311	9028424	1893.56629	30.71
428	265924	9024896	3312.93767	31.47
429	261012	9022980	2084.21508	39.19

430	252720	9027101	2479.2345	37.9
431	222175	9042053	3437.14117	16.4
432	261879	9033190	2904.21364	32.92
433	219322	9048425	2355.56076	15.5
434	209016	9042052	3179.20434	26.5
435	215612	9043128	2675.96915	14.3
436	211526	9037226	3485.25842	34.9
437	263208	9035927	3302.35221	21.12
438	258107	9025457	1921.61763	33.55
439	261998	9017549	1986.99763	25.84
440	258910	9053966	2393.68398	21.2
441	268092	9045007	3339.4173	21.6
442	267657	9044990	3320.36881	27.7
443	246104	9034697	2454.08596	31.4
444	252930	9047313	2693.74508	17.4
445	236039	9039604	2779.38914	15.6
446	255079	9055941	2230.95006	22.9
447	269008	9047144	3512.17934	14.7
448	204013	9054846	3664.92055	38.4
449	222099	9050164	2288.58176	12.8
450	209469	9052755	2888.68731	40.8
451	258847	9052098	2741.97713	24.3
452	263913	9047926	2913.01495	32.9
453	268263	9042260	3536.59015	29.5
454	257401	9054128	2473.17632	22.9
455	255075	9057710	2238.76461	23.4
456	263199	9049237	2787.18575	31.9
457	268313	9042883	3476.8423	22
458	263234	9048124	2943.33906	38.2
459	208561	9042340	3165.75482	22.2
460	257085	9055586	2260.14371	24.5
461	260991	9052511	2509.28101	27.6
462	222432	9050655	2195.45471	21.6
463	216043	9042121	2747.32531	16.9
464	219304	9055296	2833.97658	16.7
465	211008	9053238	2704.04158	11.4
466	264140	9050976	3052.74759	11.8
467	249713	9056332	1943.70454	23.2
468	267598	9048170	3256.83941	14.5
469	254192	9056608	2100.74481	21.1
470	261787	9053911	2933.34342	13
471	263584	9047552	2996.22089	31.2
472	268469	9048512	3444.41401	10.5
473	263244	9050617	2830.37362	13
474	206486	9057046	3197.34706	16.4
475	207019	9042268	3368.06147	22.5
476	249216	9025666	2863.11654	15.8
477	259815	9032294	2452.75445	23.49

478	264140	9023200	2695.29135	24.78
479	248351	9024946	2976.35762	16.3
480	265101	9034189	3344.04591	31.38
481	265652	9033978	3393.90862	37.1
482	265945	9034324	3517.66933	19.96
483	268506	9042270	3501.89545	23.8
484	268598	9049917	3582.95558	17.2
485	213159	9039480	3052.61679	29.1
486	213981	9050958	2577.7188	19.4
487	261009	9019489	1955.66791	22.81
488	266812	9033631	3506.79794	36.05
489	251673	9026768	2539.16588	22.9
490	264273	9024660	3147.63509	28.93
491	270734	9040298	3749.82615	27.7
492	253141	9056160	2070.61501	22.1
493	250946	9056412	2009.41522	22.8
494	259983	9050836	2901.46872	22.2
495	271682	9047448	3655.0225	20.9
496	247402	9057776	1860.66399	18.9
497	208183	9055751	2872.63491	14.3
498	221241	9043434	3199.92128	15.7
499	212548	9052516	2821.55822	10.4
500	210905	9052905	2651.37698	25.2
501	215691	9042124	2740.66776	19.9
502	217985	9048949	2338.93922	19.6
503	215698	9058116	3428.34656	14.1
504	209239	9047928	3160.86096	11
505	262398	9036882	3620.07388	12.36
506	262962	9053078	3022.63319	17.1
507	252785	9070009	3366.54348	27.9
508	259507	9062031	3319.82782	13.3
509	250713	9063927	2346.43488	31.1
510	258428	9063952	3596.12471	33.7
511	221796	9056192	3557.35046	26.2
512	214364	9042776	2706.95534	16.7
513	214889	9049488	2436.29921	17.5
514	216548	9057630	3368.27361	10.8
515	221740	9044202	3283.82901	13.4
516	228308	9046792	2652.15779	14.4
517	230996	9051808	2029.30878	28.3
518	238736	9057998	1801.51423	18.4
519	215541	9036545	3396.8164	23.1
520	207220	9043220	3326.49119	22.8
521	258994	9024204	1903.78086	32.44
522	267416	9033594	3570.70915	28.56
523	260924	9021896	1984.87336	27.6
524	262482	9035840	3281.01562	15.64
525	258170	9026300	1920.18374	25.41

526	254861	9062074	2631.56486	28.2
527	261728	9063399	3911.22517	13.3
528	255798	9065661	3302.74429	18.9
529	208324	9055272	2873.09082	63.9
530	250474	9063436	2242.57351	17.2
531	213368	9050309	2579.79289	10.1
532	211765	9042405	2924.68959	32.8
533	215883	9048108	2426.84457	18.5
534	220184	9054596	2692.05674	14.5
535	221227	9049741	2250.6003	17.2
536	211734	9055551	3121.75685	11.8
537	217475	9039472	3017.74268	15.4
538	228169	9056666	3413.81325	16
539	246371	9057384	1844.01922	22.7
540	245581	9057276	1851.57385	9.8
541	231419	9053002	2043.61503	16.5
542	226958	9050928	2123.72257	16.6
543	230612	9036590	3392.55866	18.3
544	237394	9042173	2879.18991	25.1
545	243126	9055974	1738.09107	28.4
546	250821	9036149	1981.65711	29.8
547	254163	9039639	2288.21466	12.2
548	247498	9036500	2422.20414	28.8
549	239710	9032015	3673.43236	21.9
550	246901	9024054	3233.79702	17.4
551	240012	9058380	1756.41351	23.7
552	256615	9058418	2530.99821	23.3
553	269381	9041104	3616.3981	34
554	269996	9040360	3690.16986	31.9
555	255596	9056307	2155.94207	21.6
556	266856	9045568	3267.0475	28
557	266418	9044674	3703.8074	31.2
558	261573	9049856	2994.85561	24.5
559	269525	9045940	3569.37179	18.9
560	248851	9056972	1918.5553	24
561	267844	9043932	3416.2459	42.1
562	229442	9050970	2074.53863	17.2
563	232598	9050308	2242.58561	21.9
564	237826	9048219	3045.32343	30.4
565	232519	9056619	2229.22713	16.7
566	227261	9044345	2913.79089	16.6
567	227594	9051166	2093.01674	18.5
568	256888	9044691	3767.5627	16.4
569	232639	9038295	3153.80115	19.6
570	235674	9036668	3186.52068	17.7
571	235125	9036644	3186.8061	17.3
572	242150	9032650	3054.28791	16
573	261650	9033270	2817.49338	31.48

574	210523	9040758	3155.62801	20.8
575	213186	9051187	2529.42162	26.1
576	220697	9049192	2262.39789	17.1
577	216533	9038188	3200.81093	20.7
578	210970	9047933	2924.5864	8.8
579	236490	9056582	1863.98363	18.3
580	223651	9058124	3525.89124	56.7
581	234145	9041585	3345.7202	14.9
582	227592	9045632	2729.75925	13.4
583	255735	9046066	3394.79771	16.4
584	252300	9031200	2271.79026	27.1
585	243562	9056375	1786.16083	21.3
586	235719	9035659	3308.68139	13.2
587	267530	9034201	3641.91213	19.04
588	267598	9034051	3588.39547	21.45
589	267435	9033928	3581.9997	18.97
590	271548	9043990	3650.40052	34
591	271574	9043597	3676.97307	21.4
592	270156	9040142	3699.67685	65.7

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Pb_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	7.49
2	211518	9170360	2731.6514	6.93
3	201960	9170199	1508.39296	24.72
4	213361	9171313	3213.51719	8.75
5	202451	9170386	1539.45782	37.34
6	208507	9174926	3584.64177	11.1
7	211480	9171017	2801.2253	14.3
8	204507	9171303	1981.68564	48.74
9	192121	9120628	3628.18188	22.56
10	215698	9115670	2048.13441	11.32
11	200412	9128081	3027.04043	8.23
12	194011	9118336	3405.87682	24.86
13	193765	9117674	3445.92605	18.15
14	202177	9124160	2148.66508	19.57
15	194228	9120799	3688.96179	27.32
16	214062	9117574	2076.39038	18.54
17	208828	9134781	1262.64346	18.85
18	204223	9123707	1872.85836	27.78
19	210011	9128067	1275.1878	13.73
20	213321	9116839	1723.98968	18.04
21	211575	9127010	1356.8502	16.11
22	212604	9117014	1666.19538	20.75
23	206601	9122115	1721.79815	8.99
24	202837	9126049	2366.55607	18.53
25	211914	9118404	1801.08288	25.17
26	213390	9116863	1725.47629	20.95
27	206484	9122370	1617.99691	30.25
28	193033	9119115	3525.25522	19.93
29	192595	9118825	3575.82987	6.93
30	204783	9123581	1869.27325	23.54
31	224058	9118668	2251.68016	25.14
32	223635	9119495	2175.21358	27.12
33	222190	9129418	2586.43946	8.7
34	220979	9125472	1911.32884	11.69
35	204959	9131218	2327.73864	85.64
36	210270	9130492	1304.49861	66.41
37	204998	9135235	1914.27593	153.7
38	209710	9132958	1296.40537	13.09
39	223135	9120980	2040.09811	36.12
40	217679	9125028	1884.8283	16.37
41	215390	9131922	1972.99883	53.87
42	207930	9136580	1224.38184	10.17
43	221714	9126460	2011.22614	9.12
44	208307	9134781	1232.45093	8.46
45	208708	9133810	1261.85087	158.32
46	209409	9132892	1242.68788	12.91
47	218294	9123069	2038.4986	12.47

48	223047	9122023	2009.51001	6
49	219102	9127395	2190.61588	19.01
50	217510	9132138	2419.57943	56.06
51	221052	9124224	1874.13638	25.38
52	221805	9126764	2076.61933	9.99
53	210554	9129736	1250.33858	12.62
54	218314	9140341	3052.31921	8.24
55	205790	9144606	1193.00555	18.84
56	207080	9140947	1239.22728	69.48
57	207100	9146840	1176.31733	24.21
58	211407	9139578	1708.45091	91.63
59	215366	9141806	2439.85652	31.48
60	206950	9137996	1207.9913	11.39
61	211687	9145521	1788.31972	23.28
62	205950	9143120	1184.66269	16.28
63	201684	9137434	1790.831	7.71
64	216541	9141426	2631.44702	16.84
65	198153	9137618	2451.33252	6.76
66	198706	9136454	2483.39075	11.78
67	201711	9135952	2022.97928	96.15
68	195092	9140101	3153.78892	86.78
69	216501	9141489	2628.34591	16.19
70	209456	9145965	1818.78621	39.92
71	213493	9139972	2097.68587	51.35
72	206716	9145314	1257.19986	102.47
73	206994	9139584	1215.71754	13.07
74	211899	9145187	1877.68397	40.62
75	217452	9141334	2774.4731	17.91
76	198449	9136992	2353.26299	6.56
77	195406	9148744	2878.98455	23.65
78	199480	9145688	2012.26025	44.76
79	201043	9163931	1100.01238	13.28
80	204527	9149763	1173.35543	39.11
81	196228	9148229	2677.67406	30.84
82	204607	9155156	1171.76132	47.93
83	201750	9158847	1143.06685	54.59
84	201280	9145306	1761.54251	30.43
85	202161	9153794	1540.83135	44.3
86	198915	9145136	2211.35737	44.17
87	202053	9158359	1118.56525	41.93
88	198825	9145520	2151.45741	96.98
89	200398	9144288	2047.08756	24.47
90	204612	9150337	1143.66064	19.49
91	197212	9147344	2445.08164	37.82
92	203758	9155990	1123.19959	16.22
93	202299	9158006	1127.46441	18.71
94	201887	9159904	1124.23713	19.68
95	204691	9154497	1134.57121	15.62

96	199891	9165560	1103.61201	20.5
97	205675	9150444	1260.64239	31.29
98	204713	9153963	1131.4723	18.06
99	202180	9157846	1129.28845	42.39
100	201697	9159639	1157.72034	41.52
101	204220	9154004	1195.79563	38.5
102	198810	9164767	1260.84823	22.16
103	208206	9166542	1768.81985	14.1
104	206569	9158241	1485.8528	15.63
105	211364	9155237	1976.22311	18.94
106	211453	9155332	1984.38961	8.32
107	212811	9155658	2213.34555	6.8
108	206418	9158348	1494.95674	17.31
109	207411	9166592	1678.97456	15.36
110	202812	9165406	1241.09521	8.94
111	212268	9165794	2371.47657	12.84
112	202222	9159691	1130.06576	15.82
113	208674	9166806	1842.35324	6.27
114	214895	9153509	2784.3379	9.76
115	211112	9155850	1985.63394	23.03
116	210802	9157840	2099.10547	8.72
117	212799	9165734	2475.53699	8.33
118	215336	9152706	2736.6388	12.15
119	203366	9164951	1382.70565	20.27
120	200996	9164234	1112.47389	13.04
121	199257	9166276	1113.65562	28.85
122	214879	9168029	3063.61827	5.55
123	198359	9167897	1089.0017	23.29
124	197020	9169831	1084.5139	22.64
125	196811	9169875	1085.38295	23.1
126	211084	9167656	2084.43097	4.28
127	199594	9166603	1084.79835	19.7
128	210918	9166957	2114.22108	11.5
129	199133	9168348	1152.698	29
130	198373	9167675	1104.4962	41
131	211611	9168600	2306.66063	9.5
132	214845	9168087	3042.73742	10.7
133	224603	9127992	2495.37969	11.11
134	228921	9120544	2807.61454	19.14
135	227374	9121999	2526.23575	11.32
136	225160	9122436	2227.3138	9.92
137	228022	9121388	2653.72576	9.94
138	224903	9128090	2541.70781	12.15
139	225503	9124148	2576.90588	12.42
140	224479	9123206	2295.80782	9.36
141	225696	9128416	2714.17717	10.53
142	227492	9121941	2548.54676	10.91
143	204371	9084040	3514.40982	18.7

144	212600	9085200	2254.68754	25.4
145	203340	9091240	3263.14393	15.7
146	208800	9083000	3249.05652	14.7
147	206993	9104343	2199.36285	5.1
148	206065	9103294	2577.46572	10.8
149	214232	9107206	2629.5757	10.4
150	211110	9106598	1477.76898	18.5
151	204381	9099716	3387.02324	14.9
152	200654	9097716	3823.64702	33.4
153	200804	9093614	3762.69871	38.4
154	207850	9101444	2264.03235	5.6
155	211300	9106245	1532.56924	19.7
156	207131	9102047	2390.42567	5.1
157	208870	9107222	1399.86796	18.3
158	205100	9100800	3141.5061	21.3
159	202878	9098320	3655.27116	37
160	207220	9095625	2435.13121	18
161	198889	9097650	3950.78127	30.7
162	205244	9085472	3579.3919	26.8
163	208860	9086511	3184.11753	22.2
164	208200	9097900	2100.42626	75.3
165	213680	9085450	2181.06374	23.2
166	208076	9084501	2966.23292	16.3
167	202175	9093882	3525.10179	30.4
168	209200	9098656	1945.64803	6.9
169	217350	9088200	1732.84024	17.6
170	253699	9080142	3433.18874	17.8
171	237952	9105080	3868.10757	43.4
172	246610	9092650	3017.02871	214
173	226460	9090310	2611.13419	42.7
174	239810	9088161	3044.90135	12.7
175	248466	9088755	2775.19846	13.4
176	238394	9100443	2714.28906	24.3
177	228095	9090880	2713.77631	32
178	238463	9093728	2273.63235	14.9
179	254287	9079960	3431.83028	15.1
180	238679	9099727	2686.26127	109.2
181	234420	9089980	2248.05949	13.3
182	250860	9087977	3019.55037	11.5
183	234844	9092617	2186.86215	14.5
184	244533	9094678	3028.50615	128.6
185	245377	9086467	3052.45864	23.5
186	232120	9088650	1986.57338	18.4
187	215400	9096500	1622.17262	21.5
188	204439	9093030	2913.5878	16.6
189	205775	9084302	3273.26397	21.4
190	209850	9085050	2625.80887	22.1
191	205450	9094053	2743.90391	21.5

192	213100	9089656	2789.32228	44.9
193	221902	9094662	3166.40616	21.1
194	215873	9092273	1963.57076	74.7
195	214300	9096800	1537.42149	40.3
196	215978	9089466	1605.3165	103.5
197	212999	9098899	1576.479	20.6
198	204270	9092551	3066.17317	16.7
199	217106	9092247	1525.88455	30.8
200	216450	9089850	1713.18092	14.1
201	220395	9111640	2806.96924	11.1
202	222499	9101886	3072.53824	49.2
203	217310	9110820	2779.95737	18.2
204	214609	9114294	2114.01457	17.6
205	223620	9100635	3259.66232	30.8
206	219899	9110199	3046.97081	23.6
207	214896	9113083	2323.61099	12.4
208	219096	9103893	2953.29659	46.6
209	222442	9110053	3454.79348	27.4
210	200062	9113594	2430.90282	25.3
211	205310	9113347	1574.36828	23.5
212	199713	9106599	3584.00222	57.5
213	200507	9111082	2959.30914	13.7
214	221250	9111310	3038.94858	25
215	204435	9107860	2123.90437	13.8
216	202205	9113326	2040.51182	13.5
217	203420	9112140	2051.41565	12
218	201552	9113831	1989.40818	23.6
219	207400	9106700	2057.91517	15.9
220	200059	9105555	3669.40881	26.8
221	214945	9107906	2777.45663	16.8
222	200600	9106700	3106.83045	23.2
223	202380	9106050	2853.11312	34.5
224	226118	9114835	2657.41144	70.7
225	231391	9110385	3309.09802	95.7
226	233409	9110863	3598.46411	27.7
227	226473	9113896	2718.53582	114.8
228	228642	9108012	3687.15441	78.6
229	228827	9111799	3097.75959	97.8
230	203310	9113250	1874.65788	20.7
231	245441	9074318	3066.03698	22.7
232	228958	9075596	1695.21002	10.8
233	234494	9104512	3875.83327	41.1
234	228137	9109146	3487.50383	44.2
235	232240	9099314	3602.22642	25.5
236	239317	9097730	2521.23044	81.5
237	231495	9101555	3802.56475	18.4
238	238700	9104200	3707.98736	26.5
239	244550	9103270	3497.90957	22.7

240	235505	9100881	3216.5072	1002
241	239609	9103108	3244.47241	22.9
242	227165	9111439	3164.33475	48.6
243	231061	9110466	3256.26338	70.9
244	239670	9105462	3817.45026	18.8
245	231257	9102569	3921.76248	11.9
246	232175	9100584	3707.25196	17.4
247	241320	9097610	2771.3262	89.9
248	237087	9102566	3222.76315	23.8
249	238091	9081402	3343.46902	13.9
250	239235	9060049	1934.5171	41.9
251	226135	9082285	1615.8597	16.1
252	243285	9078102	3082.79771	17.7
253	231138	9074714	1667.01614	10.7
254	244437	9075605	2851.19374	25.4
255	231529	9068557	1822.53036	32.4
256	242175	9076188	2633.73705	18.8
257	241445	9068494	2554.76979	15.1
258	245423	9074374	3046.05316	27.1
259	230225	9073520	1674.62547	33.4
260	240229	9069491	2341.28289	14.1
261	226971	9080072	1627	20.6
262	233780	9073058	1770.85418	16.3
263	231379	9081986	2784.82342	34.1
264	214400	9100306	2142.98638	17.4
265	212629	9092073	2987.71223	60.1
266	218037	9093363	1521.47554	35.2
267	215318	9101997	2763.37162	42.2
268	213600	9096585	1639.5001	121.6
269	213211	9099812	1513.41879	20.9
270	220250	9094998	2571.23483	18.9
271	218350	9100021	2356.50944	32.8
272	221756	9100424	2815.82959	24.6
273	216478	9088920	1544.7852	20.1
274	218536	9110508	2885.24712	17.1
275	218884	9100668	2456.3531	29.7
276	226657	9087401	1751.63536	14.7
277	234495	9092699	2193.87971	19.7
278	256065	9078610	3479.79504	16.9
279	225558	9083639	1630.49149	37
280	240846	9075462	2443.95526	21.5
281	228907	9074988	1692.76597	11.4
282	241874	9067811	2653.0737	16.7
283	237401	9056211	2220.7926	12.2
284	232589	9073482	1720.69595	14.3
285	230486	9074132	1634.15456	14.6
286	231551	9070417	1647.18353	12.8
287	237368	9072194	1964.57538	12.1

288	244779	9076156	2989.15967	25.9
289	229179	9077818	1627.94069	24.4
290	226083	9081816	1599.72048	20.3
291	241014	9068678	2509.71044	11.6
292	238809	9074228	2187.70488	18.8
293	233435	9054852	1946.00396	18.4
294	226962	9050930	2122.68957	22.5
295	227612	9046160	2651.0599	25.7
296	235339	9056042	1913.0708	22.3
297	227473	9051006	2118.17463	15.6
298	232964	9055041	1983.06273	16.4
299	229946	9051380	2064.05719	15
300	236732	9048876	2828.10146	13.4
301	225733	9055693	3155.10539	14.5
302	246178	9073441	3231.41456	25.9
303	234306	9049084	2512.89581	13.9
304	235941	9039558	2783.66206	27.6
305	254763	9045686	3359.33919	13.9
306	241265	9057766	1721.23308	22.9
307	248213	9030072	2906.48738	26.8
308	241390	9035450	3443.16509	22.4
309	236298	9040302	2819.59262	16.6
310	237620	9072724	2004.68042	15.2
311	236944	9080898	3016.5858	11.1
312	229879	9075194	1636.28135	17
313	226959	9079844	1596.78767	14.7
314	247738	9036278	2255.46635	15.8
315	241372	9068466	2545.62278	17.4
316	230325	9072764	1647.24322	12.3
317	239672	9070996	2285.31967	10.9
318	232640	9077944	1974.05573	12.8
319	236579	9060788	2118.70458	47.6
320	248116	9067748	3046.98782	22.1
321	249008	9059714	2016.0816	21.8
322	253563	9064092	2629.67481	9.9
323	253778	9065471	2929.08222	20.9
324	253830	9069961	3734.81611	14.2
325	250309	9062677	2210.47831	44.1
326	236340	9072306	1901.97791	15.3
327	256037	9061712	2742.66014	33.6
328	251020	9069204	3145.91826	12.3
329	248753	9065650	2715.63941	22.3
330	255980	9061980	2740.89777	153.8
331	238118	9100330	2751.03323	123.7
332	236882	9092487	2259.89726	11.1
333	233718	9096928	2974.85503	60.3
334	252124	9086606	3262.87534	9.9
335	227915	9086951	1788.86116	18.4

336	245446	9091838	2810.73188	163.7
337	252588	9084766	3351.64244	10.9
338	230068	9087823	1915.61833	34.7
339	247001	9088700	2687.7099	10.5
340	251542	9083484	3375.57545	14.6
341	242402	9093899	2397.45475	13.8
342	257710	9076630	3624.5905	23
343	234050	9090920	2172.20117	18
344	243482	9091842	2476.78479	13.2
345	247301	9085084	3046.8472	10.5
346	239056	9089120	2898.06446	21.5
347	239733	9097092	2526.75468	65.1
348	251345	9081062	3505.40963	10.4
349	232935	9089390	2017.96056	22
350	239701	9096240	2443.87281	42.1
351	252373	9085082	3301.98706	9.9
352	260118	9074319	3633.28524	20.8
353	240807	9094690	2341.7085	33
354	249362	9088380	2857.28013	9.6
355	221079	9106203	3560.77333	26.3
356	217814	9113250	2305.40871	19.6
357	219670	9102620	2816.43958	26.8
358	218906	9112490	2477.56076	23.1
359	213867	9114488	2146.06642	20.1
360	216837	9113850	2199.62762	17.3
361	234907	9112056	3775.61418	55.6
362	258930	9075698	3594.23027	14.5
363	244946	9088865	2860.17697	28.2
364	247810	9084720	3168.67428	10.7
365	256433	9078422	3477.3976	13.2
366	245991	9086895	2865.78499	20.8
367	248788	9082814	3332.42939	10
368	248623	9081172	3571.17245	12.4
369	258860	9075580	3579.00794	20
370	259489	9074772	3597.86351	13.2
371	240018	9102304	3136.41295	18.3
372	244180	9091018	2515.55374	13.3
373	260039	9074536	3627.98334	8
374	246583	9087012	2820.13991	14.2
375	225102	9086110	1635.25052	18.7
376	252027	9062850	2308.94932	67
377	251342	9067679	2750.3678	15.6
378	254218	9080234	3454.41114	10.4
379	260637	9073297	3710.34259	18.5
380	246156	9088534	2675.74917	16.1
381	229435	9088078	1968.02711	13.9
382	252640	9081054	3376.62737	14.5
383	252417	9069469	3233.45652	11.4

384	252586	9081558	3368.6301	14.6
385	257313	9077904	3518.6609	29
386	243315	9091884	2493.41608	9.1
387	234515	9049272	2502.29395	13.6
388	227958	9044153	3009.69751	25.5
389	227559	9044205	2937.92163	21.6
390	232920	9054586	1953.11892	18.2
391	247134	9030082	3081.80932	26.9
392	237642	9040867	2567.15287	25.7
393	230377	9036078	3521.30509	17.6
394	235600	9039408	2814.512	24.6
395	235079	9039603	2916.13767	18.7
396	209748	9053838	2726.87103	22.7
397	215146	9045848	2543.00148	22.9
398	224392	9051092	2141.41801	23.3
399	205495	9041691	3612.53807	31.5
400	209892	9041944	3043.77145	23.1
401	205176	9054082	3392.50818	30
402	220607	9045480	2944.87699	17.6
403	205331	9041657	3632.77386	19.2
404	211156	9036661	3666.7299	57
405	207872	9058397	3040.8537	19.5
406	223752	9051048	2166.00251	21
407	205410	9049178	3778.87709	32.2
408	229361	9036861	3543.32361	13.4
409	235989	9035361	3376.85129	21.9
410	242067	9033108	2999.38272	22.3
411	249769	9037026	2056.401	14.6
412	251415	9047156	2424.18352	5
413	258572	9043372	3975.1304	12.2
414	256612	9039525	3346.38263	11.9
415	256066	9029953	1928.26204	13.2
416	260345	9023126	1903.69124	30
417	258048	9026684	1901.82361	32.7
418	258312	9031258	2303.52937	15
419	261276	9020210	1920.50237	21
420	262498	9016198	1941.40536	24.3
421	242611	9056395	1795.27916	36.5
422	235539	9038993	2889.3371	25.3
423	241860	9057064	1751.5058	22.7
424	249960	9030228	2526.32076	15.2
425	254120	9047740	2953.31399	5.5
426	263864	9034584	3182.87897	12
427	257311	9028424	1893.56629	41.5
428	265924	9024896	3312.93767	35
429	261012	9022980	2084.21508	32.3
430	252720	9027101	2479.2345	35.9
431	222175	9042053	3437.14117	17.4

432	261879	9033190	2904.21364	21
433	219322	9048425	2355.56076	11.5
434	209016	9042052	3179.20434	19.8
435	215612	9043128	2675.96915	21.7
436	211526	9037226	3485.25842	55.5
437	263208	9035927	3302.35221	15.5
438	258107	9025457	1921.61763	62
439	261998	9017549	1986.99763	28
440	258910	9053966	2393.68398	15.4
441	268092	9045007	3339.4173	17.5
442	267657	9044990	3320.36881	18.6
443	246104	9034697	2454.08596	20.5
444	252930	9047313	2693.74508	5.8
445	236039	9039604	2779.38914	25.6
446	255079	9055941	2230.95006	13.7
447	269008	9047144	3512.17934	13.8
448	204013	9054846	3664.92055	20.5
449	222099	9050164	2288.58176	16.3
450	209469	9052755	2888.68731	50.7
451	258847	9052098	2741.97713	12.9
452	263913	9047926	2913.01495	22.3
453	268263	9042260	3536.59015	18.9
454	257401	9054128	2473.17632	10.3
455	255075	9057710	2238.76461	19.7
456	263199	9049237	2787.18575	18.8
457	268313	9042883	3476.8423	15.6
458	263234	9048124	2943.33906	26
459	208561	9042340	3165.75482	19.1
460	257085	9055586	2260.14371	20.4
461	260991	9052511	2509.28101	18.4
462	222432	9050655	2195.45471	24.3
463	216043	9042121	2747.32531	23.3
464	219304	9055296	2833.97658	21.7
465	211008	9053238	2704.04158	15
466	264140	9050976	3052.74759	16.4
467	249713	9056332	1943.70454	13.7
468	267598	9048170	3256.83941	13.9
469	254192	9056608	2100.74481	14.4
470	261787	9053911	2933.34342	19.9
471	263584	9047552	2996.22089	12.5
472	268469	9048512	3444.41401	6.9
473	263244	9050617	2830.37362	18.7
474	206486	9057046	3197.34706	22.6
475	207019	9042268	3368.06147	17.6
476	249216	9025666	2863.11654	31.3
477	259815	9032294	2452.75445	19.3
478	264140	9023200	2695.29135	25
479	248351	9024946	2976.35762	28.3

480	265101	9034189	3344.04591	19.2
481	265652	9033978	3393.90862	6
482	265945	9034324	3517.66933	19
483	268506	9042270	3501.89545	15.2
484	268598	9049917	3582.95558	11.5
485	213159	9039480	3052.61679	44
486	213981	9050958	2577.7188	17.8
487	261009	9019489	1955.66791	29.4
488	266812	9033631	3506.79794	15.6
489	251673	9026768	2539.16588	18.8
490	264273	9024660	3147.63509	13.9
491	270734	9040298	3749.82615	13.1
492	253141	9056160	2070.61501	12.3
493	250946	9056412	2009.41522	13.3
494	259983	9050836	2901.46872	9.9
495	271682	9047448	3655.0225	15.1
496	247402	9057776	1860.66399	24.9
497	208183	9055751	2872.63491	29
498	221241	9043434	3199.92128	15.7
499	212548	9052516	2821.55822	19.4
500	210905	9052905	2651.37698	28.3
501	215691	9042124	2740.66776	31.5
502	217985	9048949	2338.93922	32.4
503	215698	9058116	3428.34656	20.6
504	209239	9047928	3160.86096	60.5
505	262398	9036882	3620.07388	14
506	262962	9053078	3022.63319	21
507	252785	9070009	3366.54348	10.6
508	259507	9062031	3319.82782	38.7
509	250713	9063927	2346.43488	10.5
510	258428	9063952	3596.12471	103.4
511	221796	9056192	3557.35046	13
512	214364	9042776	2706.95534	19.4
513	214889	9049488	2436.29921	29.3
514	216548	9057630	3368.27361	13
515	221740	9044202	3283.82901	16.2
516	228308	9046792	2652.15779	21
517	230996	9051808	2029.30878	12.2
518	238736	9057998	1801.51423	13.8
519	215541	9036545	3396.8164	23.2
520	207220	9043220	3326.49119	16
521	258994	9024204	1903.78086	30.6
522	267416	9033594	3570.70915	14.9
523	260924	9021896	1984.87336	14
524	262482	9035840	3281.01562	10
525	258170	9026300	1920.18374	9
526	254861	9062074	2631.56486	127.8
527	261728	9063399	3911.22517	40.6

528	255798	9065661	3302.74429	21.4
529	208324	9055272	2873.09082	20.6
530	250474	9063436	2242.57351	12.5
531	213368	9050309	2579.79289	49.2
532	211765	9042405	2924.68959	29.9
533	215883	9048108	2426.84457	19
534	220184	9054596	2692.05674	15.2
535	221227	9049741	2250.6003	28.6
536	211734	9055551	3121.75685	19.3
537	217475	9039472	3017.74268	18
538	228169	9056666	3413.81325	15.3
539	246371	9057384	1844.01922	18.6
540	245581	9057276	1851.57385	9
541	231419	9053002	2043.61503	18.8
542	226958	9050928	2123.72257	21.5
543	230612	9036590	3392.55866	14.7
544	237394	9042173	2879.18991	29
545	243126	9055974	1738.09107	32.9
546	250821	9036149	1981.65711	47.1
547	254163	9039639	2288.21466	18.3
548	247498	9036500	2422.20414	20.2
549	239710	9032015	3673.43236	32.1
550	246901	9024054	3233.79702	27.6
551	240012	9058380	1756.41351	22.6
552	256615	9058418	2530.99821	15.4
553	269381	9041104	3616.3981	17.9
554	269996	9040360	3690.16986	27.1
555	255596	9056307	2155.94207	16.7
556	266856	9045568	3267.0475	26
557	266418	9044674	3703.8074	18.7
558	261573	9049856	2994.85561	18
559	269525	9045940	3569.37179	17.2
560	248851	9056972	1918.5553	18
561	267844	9043932	3416.2459	20.8
562	229442	9050970	2074.53863	20.4
563	232598	9050308	2242.58561	14.5
564	237826	9048219	3045.32343	14.7
565	232519	9056619	2229.22713	14.1
566	227261	9044345	2913.79089	18.1
567	227594	9051166	2093.01674	23.7
568	256888	9044691	3767.5627	14.6
569	232639	9038295	3153.80115	23.5
570	235674	9036668	3186.52068	33.6
571	235125	9036644	3186.8061	41.8
572	242150	9032650	3054.28791	15.9
573	261650	9033270	2817.49338	15.1
574	210523	9040758	3155.62801	34.1
575	213186	9051187	2529.42162	20.8

576	220697	9049192	2262.39789	23.3
577	216533	9038188	3200.81093	12.9
578	210970	9047933	2924.5864	39.8
579	236490	9056582	1863.98363	13.5
580	223651	9058124	3525.89124	30.7
581	234145	9041585	3345.7202	18.6
582	227592	9045632	2729.75925	16.3
583	255735	9046066	3394.79771	16.2
584	252300	9031200	2271.79026	14.8
585	243562	9056375	1786.16083	14.9
586	235719	9035659	3308.68139	22
587	267530	9034201	3641.91213	20
588	267598	9034051	3588.39547	18
589	267435	9033928	3581.9997	7
590	271548	9043990	3650.40052	16.7
591	271574	9043597	3676.97307	14
592	270156	9040142	3699.67685	23.5

<b>ID</b>	<b>Este_X</b>	<b>Norte_Y</b>	<b>Cota_Z</b>	<b>Zn_ppm</b>
1	213338	9171403	3206.57508	44
2	211518	9170360	2731.6514	42
3	201960	9170199	1508.39296	145
4	213361	9171313	3213.51719	59
5	202451	9170386	1539.45782	67
6	208507	9174926	3584.64177	46
7	211480	9171017	2801.2253	47
8	204507	9171303	1981.68564	38
9	192121	9120628	3628.18188	120
10	215698	9115670	2048.13441	53
11	200412	9128081	3027.04043	27
12	194011	9118336	3405.87682	156
13	193765	9117674	3445.92605	78
14	202177	9124160	2148.66508	64
15	194228	9120799	3688.96179	130
16	214062	9117574	2076.39038	78
17	208828	9134781	1262.64346	73
18	204223	9123707	1872.85836	89
19	210011	9128067	1275.1878	55
20	213321	9116839	1723.98968	76
21	211575	9127010	1356.8502	83
22	212604	9117014	1666.19538	83
23	206601	9122115	1721.79815	65
24	202837	9126049	2366.55607	36
25	211914	9118404	1801.08288	95
26	213390	9116863	1725.47629	95
27	206484	9122370	1617.99691	107
28	193033	9119115	3525.25522	98
29	192595	9118825	3575.82987	30
30	204783	9123581	1869.27325	85
31	224058	9118668	2251.68016	105
32	223635	9119495	2175.21358	80
33	222190	9129418	2586.43946	27
34	220979	9125472	1911.32884	40
35	204959	9131218	2327.73864	454
36	210270	9130492	1304.49861	106
37	204998	9135235	1914.27593	433
38	209710	9132958	1296.40537	42
39	223135	9120980	2040.09811	113
40	217679	9125028	1884.8283	47
41	215390	9131922	1972.99883	94
42	207930	9136580	1224.38184	50
43	221714	9126460	2011.22614	33
44	208307	9134781	1232.45093	46
45	208708	9133810	1261.85087	703

46	209409	9132892	1242.68788	57
47	218294	9123069	2038.4986	39
48	223047	9122023	2009.51001	33
49	219102	9127395	2190.61588	72
50	217510	9132138	2419.57943	98
51	221052	9124224	1874.13638	123
52	221805	9126764	2076.61933	47
53	210554	9129736	1250.33858	61
54	218314	9140341	3052.31921	35
55	205790	9144606	1193.00555	74
56	207080	9140947	1239.22728	98
57	207100	9146840	1176.31733	65
58	211407	9139578	1708.45091	76
59	215366	9141806	2439.85652	73
60	206950	9137996	1207.9913	45
61	211687	9145521	1788.31972	51
62	205950	9143120	1184.66269	54
63	201684	9137434	1790.831	40
64	216541	9141426	2631.44702	49
65	198153	9137618	2451.33252	39
66	198706	9136454	2483.39075	34
67	201711	9135952	2022.97928	426
68	195092	9140101	3153.78892	230
69	216501	9141489	2628.34591	53
70	209456	9145965	1818.78621	87
71	213493	9139972	2097.68587	116
72	206716	9145314	1257.19986	176
73	206994	9139584	1215.71754	58
74	211899	9145187	1877.68397	63
75	217452	9141334	2774.4731	48
76	198449	9136992	2353.26299	40
77	195406	9148744	2878.98455	70
78	199480	9145688	2012.26025	156
79	201043	9163931	1100.01238	68
80	204527	9149763	1173.35543	121
81	196228	9148229	2677.67406	93
82	204607	9155156	1171.76132	63
83	201750	9158847	1143.06685	167
84	201280	9145306	1761.54251	118
85	202161	9153794	1540.83135	143
86	198915	9145136	2211.35737	197
87	202053	9158359	1118.56525	136
88	198825	9145520	2151.45741	303
89	200398	9144288	2047.08756	104
90	204612	9150337	1143.66064	58
91	197212	9147344	2445.08164	124
92	203758	9155990	1123.19959	53
93	202299	9158006	1127.46441	54

94	201887	9159904	1124.23713	56
95	204691	9154497	1134.57121	63
96	199891	9165560	1103.61201	74
97	205675	9150444	1260.64239	56
98	204713	9153963	1131.4723	56
99	202180	9157846	1129.28845	145
100	201697	9159639	1157.72034	209
101	204220	9154004	1195.79563	158
102	198810	9164767	1260.84823	513
103	208206	9166542	1768.81985	45
104	206569	9158241	1485.8528	26
105	211364	9155237	1976.22311	26
106	211453	9155332	1984.38961	18
107	212811	9155658	2213.34555	17
108	206418	9158348	1494.95674	22
109	207411	9166592	1678.97456	32
110	202812	9165406	1241.09521	33
111	212268	9165794	2371.47657	27
112	202222	9159691	1130.06576	37
113	208674	9166806	1842.35324	32
114	214895	9153509	2784.3379	17
115	211112	9155850	1985.63394	27
116	210802	9157840	2099.10547	19
117	212799	9165734	2475.53699	40
118	215336	9152706	2736.6388	16
119	203366	9164951	1382.70565	61
120	200996	9164234	1112.47389	41
121	199257	9166276	1113.65562	244
122	214879	9168029	3063.61827	34
123	198359	9167897	1089.0017	85
124	197020	9169831	1084.5139	81
125	196811	9169875	1085.38295	227
126	211084	9167656	2084.43097	29
127	199594	9166603	1084.79835	62
128	210918	9166957	2114.22108	32
129	199133	9168348	1152.698	84
130	198373	9167675	1104.4962	158
131	211611	9168600	2306.66063	42
132	214845	9168087	3042.73742	47
133	224603	9127992	2495.37969	27
134	228921	9120544	2807.61454	57
135	227374	9121999	2526.23575	40
136	225160	9122436	2227.3138	30
137	228022	9121388	2653.72576	35
138	224903	9128090	2541.70781	32
139	225503	9124148	2576.90588	29
140	224479	9123206	2295.80782	21
141	225696	9128416	2714.17717	32

142	227492	9121941	2548.54676	36
143	204371	9084040	3514.40982	70
144	212600	9085200	2254.68754	80
145	203340	9091240	3263.14393	56
146	208800	9083000	3249.05652	47
147	206993	9104343	2199.36285	35
148	206065	9103294	2577.46572	86
149	214232	9107206	2629.5757	78
150	211110	9106598	1477.76898	121
151	204381	9099716	3387.02324	112
152	200654	9097716	3823.64702	251
153	200804	9093614	3762.69871	265
154	207850	9101444	2264.03235	42
155	211300	9106245	1532.56924	93
156	207131	9102047	2390.42567	40
157	208870	9107222	1399.86796	92
158	205100	9100800	3141.5061	154
159	202878	9098320	3655.27116	290
160	207220	9095625	2435.13121	64
161	198889	9097650	3950.78127	238
162	205244	9085472	3579.3919	103
163	208860	9086511	3184.11753	77
164	208200	9097900	2100.42626	276
165	213680	9085450	2181.06374	66
166	208076	9084501	2966.23292	55
167	202175	9093882	3525.10179	217
168	209200	9098656	1945.64803	55
169	217350	9088200	1732.84024	84
170	253699	9080142	3433.18874	95
171	237952	9105080	3868.10757	210
172	246610	9092650	3017.02871	982
173	226460	9090310	2611.13419	140
174	239810	9088161	3044.90135	48
175	248466	9088755	2775.19846	55
176	238394	9100443	2714.28906	249
177	228095	9090880	2713.77631	156
178	238463	9093728	2273.63235	66
179	254287	9079960	3431.83028	57
180	238679	9099727	2686.26127	439
181	234420	9089980	2248.05949	48
182	250860	9087977	3019.55037	50
183	234844	9092617	2186.86215	68
184	244533	9094678	3028.50615	441
185	245377	9086467	3052.45864	99
186	232120	9088650	1986.57338	78
187	215400	9096500	1622.17262	97
188	204439	9093030	2913.5878	53
189	205775	9084302	3273.26397	70

190	209850	9085050	2625.80887	62
191	205450	9094053	2743.90391	68
192	213100	9089656	2789.32228	116
193	221902	9094662	3166.40616	99
194	215873	9092273	1963.57076	208
195	214300	9096800	1537.42149	149
196	215978	9089466	1605.3165	262
197	212999	9098899	1576.479	89
198	204270	9092551	3066.17317	57
199	217106	9092247	1525.88455	117
200	216450	9089850	1713.18092	81
201	220395	9111640	2806.96924	43
202	222499	9101886	3072.53824	193
203	217310	9110820	2779.95737	82
204	214609	9114294	2114.01457	95
205	223620	9100635	3259.66232	146
206	219899	9110199	3046.97081	168
207	214896	9113083	2323.61099	109
208	219096	9103893	2953.29659	158
209	222442	9110053	3454.79348	121
210	200062	9113594	2430.90282	84
211	205310	9113347	1574.36828	133
212	199713	9106599	3584.00222	401
213	200507	9111082	2959.30914	88
214	221250	9111310	3038.94858	105
215	204435	9107860	2123.90437	77
216	202205	9113326	2040.51182	73
217	203420	9112140	2051.41565	81
218	201552	9113831	1989.40818	144
219	207400	9106700	2057.91517	84
220	200059	9105555	3669.40881	233
221	214945	9107906	2777.45663	78
222	200600	9106700	3106.83045	190
223	202380	9106050	2853.11312	265
224	226118	9114835	2657.41144	294
225	231391	9110385	3309.09802	970
226	233409	9110863	3598.46411	157
227	226473	9113896	2718.53582	328
228	228642	9108012	3687.15441	168
229	228827	9111799	3097.75959	793
230	203310	9113250	1874.65788	136
231	245441	9074318	3066.03698	101
232	228958	9075596	1695.21002	89
233	234494	9104512	3875.83327	208
234	228137	9109146	3487.50383	614
235	232240	9099314	3602.22642	119
236	239317	9097730	2521.23044	290
237	231495	9101555	3802.56475	121

238	238700	9104200	3707.98736	160
239	244550	9103270	3497.90957	90
240	235505	9100881	3216.5072	887
241	239609	9103108	3244.47241	92
242	227165	9111439	3164.33475	194
243	231061	9110466	3256.26338	505
244	239670	9105462	3817.45026	71
245	231257	9102569	3921.76248	86
246	232175	9100584	3707.25196	91
247	241320	9097610	2771.3262	274
248	237087	9102566	3222.76315	118
249	238091	9081402	3343.46902	56
250	239235	9060049	1934.5171	102
251	226135	9082285	1615.8597	59.23
252	243285	9078102	3082.79771	91
253	231138	9074714	1667.01614	72
254	244437	9075605	2851.19374	106
255	231529	9068557	1822.53036	112
256	242175	9076188	2633.73705	88
257	241445	9068494	2554.76979	58
258	245423	9074374	3046.05316	133
259	230225	9073520	1674.62547	126
260	240229	9069491	2341.28289	55
261	226971	9080072	1627	70.81
262	233780	9073058	1770.85418	77
263	231379	9081986	2784.82342	55.38
264	214400	9100306	2142.98638	105
265	212629	9092073	2987.71223	218
266	218037	9093363	1521.47554	117
267	215318	9101997	2763.37162	173
268	213600	9096585	1639.5001	479
269	213211	9099812	1513.41879	89
270	220250	9094998	2571.23483	88
271	218350	9100021	2356.50944	125
272	221756	9100424	2815.82959	116
273	216478	9088920	1544.7852	90
274	218536	9110508	2885.24712	88
275	218884	9100668	2456.3531	126
276	226657	9087401	1751.63536	65
277	234495	9092699	2193.87971	92
278	256065	9078610	3479.79504	62
279	225558	9083639	1630.49149	106.26
280	240846	9075462	2443.95526	91
281	228907	9074988	1692.76597	109
282	241874	9067811	2653.0737	51
283	237401	9056211	2220.7926	68
284	232589	9073482	1720.69595	62
285	230486	9074132	1634.15456	64

286	231551	9070417	1647.18353	64
287	237368	9072194	1964.57538	57
288	244779	9076156	2989.15967	74
289	229179	9077818	1627.94069	68.39
290	226083	9081816	1599.72048	60.12
291	241014	9068678	2509.71044	92
292	238809	9074228	2187.70488	90
293	233435	9054852	1946.00396	113
294	226962	9050930	2122.68957	135
295	227612	9046160	2651.0599	89
296	235339	9056042	1913.0708	106
297	227473	9051006	2118.17463	75
298	232964	9055041	1983.06273	44
299	229946	9051380	2064.05719	106
300	236732	9048876	2828.10146	106
301	225733	9055693	3155.10539	60
302	246178	9073441	3231.41456	106
303	234306	9049084	2512.89581	110
304	235941	9039558	2783.66206	133
305	254763	9045686	3359.33919	34
306	241265	9057766	1721.23308	91
307	248213	9030072	2906.48738	58
308	241390	9035450	3443.16509	49
309	236298	9040302	2819.59262	44
310	237620	9072724	2004.68042	75
311	236944	9080898	3016.5858	52
312	229879	9075194	1636.28135	78
313	226959	9079844	1596.78767	83
314	247738	9036278	2255.46635	89
315	241372	9068466	2545.62278	64
316	230325	9072764	1647.24322	70
317	239672	9070996	2285.31967	51
318	232640	9077944	1974.05573	53
319	236579	9060788	2118.70458	103
320	248116	9067748	3046.98782	126
321	249008	9059714	2016.0816	110
322	253563	9064092	2629.67481	1
323	253778	9065471	2929.08222	65
324	253830	9069961	3734.81611	87
325	250309	9062677	2210.47831	123
326	236340	9072306	1901.97791	63
327	256037	9061712	2742.66014	94
328	251020	9069204	3145.91826	93
329	248753	9065650	2715.63941	136
330	255980	9061980	2740.89777	464
331	238118	9100330	2751.03323	279
332	236882	9092487	2259.89726	46
333	233718	9096928	2974.85503	195

334	252124	9086606	3262.87534	45
335	227915	9086951	1788.86116	77
336	245446	9091838	2810.73188	830
337	252588	9084766	3351.64244	56
338	230068	9087823	1915.61833	110
339	247001	9088700	2687.7099	101
340	251542	9083484	3375.57545	59
341	242402	9093899	2397.45475	66
342	257710	9076630	3624.5905	123
343	234050	9090920	2172.20117	75
344	243482	9091842	2476.78479	64
345	247301	9085084	3046.8472	57
346	239056	9089120	2898.06446	67
347	239733	9097092	2526.75468	289
348	251345	9081062	3505.40963	38
349	232935	9089390	2017.96056	85
350	239701	9096240	2443.87281	193
351	252373	9085082	3301.98706	45
352	260118	9074319	3633.28524	115
353	240807	9094690	2341.7085	142
354	249362	9088380	2857.28013	47
355	221079	9106203	3560.77333	175
356	217814	9113250	2305.40871	94
357	219670	9102620	2816.43958	122
358	218906	9112490	2477.56076	112
359	213867	9114488	2146.06642	104
360	216837	9113850	2199.62762	73
361	234907	9112056	3775.61418	234
362	258930	9075698	3594.23027	68
363	244946	9088865	2860.17697	140
364	247810	9084720	3168.67428	45
365	256433	9078422	3477.3976	48
366	245991	9086895	2865.78499	122
367	248788	9082814	3332.42939	41
368	248623	9081172	3571.17245	61
369	258860	9075580	3579.00794	68
370	259489	9074772	3597.86351	58
371	240018	9102304	3136.41295	108
372	244180	9091018	2515.55374	62
373	260039	9074536	3627.98334	65
374	246583	9087012	2820.13991	63
375	225102	9086110	1635.25052	71
376	252027	9062850	2308.94932	245
377	251342	9067679	2750.3678	100
378	254218	9080234	3454.41114	49
379	260637	9073297	3710.34259	100
380	246156	9088534	2675.74917	67
381	229435	9088078	1968.02711	88

382	252640	9081054	3376.62737	60
383	252417	9069469	3233.45652	126
384	252586	9081558	3368.6301	56
385	257313	9077904	3518.6609	108
386	243315	9091884	2493.41608	20
387	234515	9049272	2502.29395	104
388	227958	9044153	3009.69751	93
389	227559	9044205	2937.92163	62
390	232920	9054586	1953.11892	96
391	247134	9030082	3081.80932	60
392	237642	9040867	2567.15287	148
393	230377	9036078	3521.30509	67
394	235600	9039408	2814.512	133
395	235079	9039603	2916.13767	84
396	209748	9053838	2726.87103	94
397	215146	9045848	2543.00148	136
398	224392	9051092	2141.41801	661
399	205495	9041691	3612.53807	412
400	209892	9041944	3043.77145	145
401	205176	9054082	3392.50818	108
402	220607	9045480	2944.87699	49
403	205331	9041657	3632.77386	95
404	211156	9036661	3666.7299	329
405	207872	9058397	3040.8537	80
406	223752	9051048	2166.00251	185
407	205410	9049178	3778.87709	699
408	229361	9036861	3543.32361	38
409	235989	9035361	3376.85129	89
410	242067	9033108	2999.38272	76
411	249769	9037026	2056.401	94
412	251415	9047156	2424.18352	51
413	258572	9043372	3975.1304	48
414	256612	9039525	3346.38263	51
415	256066	9029953	1928.26204	43.52
416	260345	9023126	1903.69124	1.1
417	258048	9026684	1901.82361	107.12
418	258312	9031258	2303.52937	54.22
419	261276	9020210	1920.50237	84.02
420	262498	9016198	1941.40536	106.04
421	242611	9056395	1795.27916	158
422	235539	9038993	2889.3371	107
423	241860	9057064	1751.5058	99
424	249960	9030228	2526.32076	63
425	254120	9047740	2953.31399	54
426	263864	9034584	3182.87897	48.13
427	257311	9028424	1893.56629	116.62
428	265924	9024896	3312.93767	103.47
429	261012	9022980	2084.21508	90.03

430	252720	9027101	2479.2345	124
431	222175	9042053	3437.14117	41
432	261879	9033190	2904.21364	40.71
433	219322	9048425	2355.56076	23
434	209016	9042052	3179.20434	102
435	215612	9043128	2675.96915	70
436	211526	9037226	3485.25842	324
437	263208	9035927	3302.35221	53.77
438	258107	9025457	1921.61763	72.38
439	261998	9017549	1986.99763	116.61
440	258910	9053966	2393.68398	64
441	268092	9045007	3339.4173	65
442	267657	9044990	3320.36881	70
443	246104	9034697	2454.08596	111
444	252930	9047313	2693.74508	49
445	236039	9039604	2779.38914	87
446	255079	9055941	2230.95006	50
447	269008	9047144	3512.17934	67
448	204013	9054846	3664.92055	114
449	222099	9050164	2288.58176	82
450	209469	9052755	2888.68731	546
451	258847	9052098	2741.97713	57
452	263913	9047926	2913.01495	102
453	268263	9042260	3536.59015	70
454	257401	9054128	2473.17632	54
455	255075	9057710	2238.76461	55
456	263199	9049237	2787.18575	91
457	268313	9042883	3476.8423	55
458	263234	9048124	2943.33906	107
459	208561	9042340	3165.75482	104
460	257085	9055586	2260.14371	88
461	260991	9052511	2509.28101	73
462	222432	9050655	2195.45471	742
463	216043	9042121	2747.32531	69
464	219304	9055296	2833.97658	80
465	211008	9053238	2704.04158	61
466	264140	9050976	3052.74759	41
467	249713	9056332	1943.70454	60
468	267598	9048170	3256.83941	55
469	254192	9056608	2100.74481	50
470	261787	9053911	2933.34342	50
471	263584	9047552	2996.22089	62
472	268469	9048512	3444.41401	35
473	263244	9050617	2830.37362	54
474	206486	9057046	3197.34706	69
475	207019	9042268	3368.06147	123
476	249216	9025666	2863.11654	83
477	259815	9032294	2452.75445	69.16

478	264140	9023200	2695.29135	77.83
479	248351	9024946	2976.35762	77
480	265101	9034189	3344.04591	57.31
481	265652	9033978	3393.90862	68.38
482	265945	9034324	3517.66933	72.27
483	268506	9042270	3501.89545	62
484	268598	9049917	3582.95558	48
485	213159	9039480	3052.61679	199
486	213981	9050958	2577.7188	77
487	261009	9019489	1955.66791	90.27
488	266812	9033631	3506.79794	69.98
489	251673	9026768	2539.16588	89
490	264273	9024660	3147.63509	59.27
491	270734	9040298	3749.82615	63
492	253141	9056160	2070.61501	54
493	250946	9056412	2009.41522	53
494	259983	9050836	2901.46872	50
495	271682	9047448	3655.0225	63
496	247402	9057776	1860.66399	98
497	208183	9055751	2872.63491	85
498	221241	9043434	3199.92128	40
499	212548	9052516	2821.55822	65
500	210905	9052905	2651.37698	156
501	215691	9042124	2740.66776	135
502	217985	9048949	2338.93922	488
503	215698	9058116	3428.34656	83
504	209239	9047928	3160.86096	148
505	262398	9036882	3620.07388	136.92
506	262962	9053078	3022.63319	46
507	252785	9070009	3366.54348	169
508	259507	9062031	3319.82782	102
509	250713	9063927	2346.43488	68
510	258428	9063952	3596.12471	368
511	221796	9056192	3557.35046	90
512	214364	9042776	2706.95534	100
513	214889	9049488	2436.29921	657
514	216548	9057630	3368.27361	66
515	221740	9044202	3283.82901	35
516	228308	9046792	2652.15779	72
517	230996	9051808	2029.30878	89
518	238736	9057998	1801.51423	60
519	215541	9036545	3396.8164	119
520	207220	9043220	3326.49119	88
521	258994	9024204	1903.78086	115.06
522	267416	9033594	3570.70915	71.55
523	260924	9021896	1984.87336	64.29
524	262482	9035840	3281.01562	48.55
525	258170	9026300	1920.18374	57.34

526	254861	9062074	2631.56486	383
527	261728	9063399	3911.22517	99
528	255798	9065661	3302.74429	91
529	208324	9055272	2873.09082	152
530	250474	9063436	2242.57351	61
531	213368	9050309	2579.79289	236
532	211765	9042405	2924.68959	160
533	215883	9048108	2426.84457	94
534	220184	9054596	2692.05674	79
535	221227	9049741	2250.6003	191
536	211734	9055551	3121.75685	87
537	217475	9039472	3017.74268	55
538	228169	9056666	3413.81325	49
539	246371	9057384	1844.01922	68
540	245581	9057276	1851.57385	31
541	231419	9053002	2043.61503	91
542	226958	9050928	2123.72257	113
543	230612	9036590	3392.55866	50
544	237394	9042173	2879.18991	384
545	243126	9055974	1738.09107	108
546	250821	9036149	1981.65711	125
547	254163	9039639	2288.21466	83
548	247498	9036500	2422.20414	89
549	239710	9032015	3673.43236	101
550	246901	9024054	3233.79702	89
551	240012	9058380	1756.41351	97
552	256615	9058418	2530.99821	59
553	269381	9041104	3616.3981	64
554	269996	9040360	3690.16986	97
555	255596	9056307	2155.94207	65
556	266856	9045568	3267.0475	86
557	266418	9044674	3703.8074	85
558	261573	9049856	2994.85561	67
559	269525	9045940	3569.37179	72
560	248851	9056972	1918.5553	67
561	267844	9043932	3416.2459	73
562	229442	9050970	2074.53863	121
563	232598	9050308	2242.58561	72
564	237826	9048219	3045.32343	108
565	232519	9056619	2229.22713	36
566	227261	9044345	2913.79089	47
567	227594	9051166	2093.01674	118
568	256888	9044691	3767.5627	45
569	232639	9038295	3153.80115	121
570	235674	9036668	3186.52068	122
571	235125	9036644	3186.8061	104
572	242150	9032650	3054.28791	43
573	261650	9033270	2817.49338	35.9

574	210523	9040758	3155.62801	222
575	213186	9051187	2529.42162	147
576	220697	9049192	2262.39789	476
577	216533	9038188	3200.81093	42
578	210970	9047933	2924.5864	110
579	236490	9056582	1863.98363	65
580	223651	9058124	3525.89124	133
581	234145	9041585	3345.7202	87
582	227592	9045632	2729.75925	53
583	255735	9046066	3394.79771	36
584	252300	9031200	2271.79026	81
585	243562	9056375	1786.16083	56
586	235719	9035659	3308.68139	100
587	267530	9034201	3641.91213	69.5
588	267598	9034051	3588.39547	91.3
589	267435	9033928	3581.9997	65.5
590	271548	9043990	3650.40052	82
591	271574	9043597	3676.97307	66
592	270156	9040142	3699.67685	95

### Anexo 3: Códigos de redes neuronales

```
8/8/24, 0:05          TESIS_GEOQUIMICA_REDDES_NEURONALES_AS · Jupyter Notebook

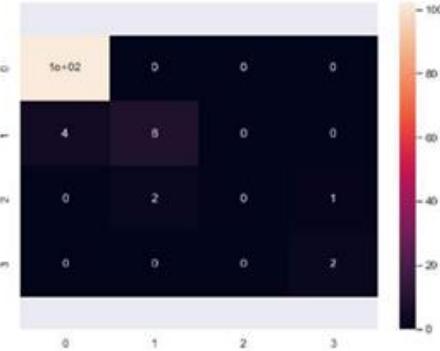
In [ ]: y_fit=model.predict(X_test)
plt.figure(figsize=(8,6))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test,y_fit), annot=True)
b, t = plt.ylim()
b += 0.5
t -= 0.5
plt.ylim(b, t)
print(classification_report(y_test,y_fit))

4/4 [=====] - 0s 2ms/step
      precision    recall  f1-score   support

          1       0.96     1.00     0.98     102
          2       0.80     0.67     0.73      12
          3       0.00     0.00     0.00       3
          4       0.67     1.00     0.80       2

   accuracy                           0.94    119
  macro avg       0.61     0.67     0.63    119
weighted avg       0.92     0.94     0.93    119

C:\Users\GAMING ASUS\anaconda3\lib\site-packages\sklearn\metrics\_classification.py:1318: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use 'zero_division' parameter to control this behavior.
    _warn_prcf(average, modifier, msg_start, len(result))
C:\Users\GAMING ASUS\anaconda3\lib\site-packages\sklearn\metrics\_classification.py:1318: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use 'zero_division' parameter to control this behavior.
    _warn_prcf(average, modifier, msg_start, len(result))
C:\Users\GAMING ASUS\anaconda3\lib\site-packages\sklearn\metrics\_classification.py:1318: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use 'zero_division' parameter to control this behavior.
    _warn_prcf(average, modifier, msg_start, len(result))


```

Compararemos los resultados obtenido con un el modelo de regression SoftMax

```
In [ ]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

In [ ]: model = Pipeline([
    ('scale', StandardScaler()) , ('log_reg', LogisticRegression( multi_class='multinomial', solver='lbfgs',
    ))]

In [ ]: grid_params= {
    'log_reg__C':np.arange(1,50),
    'log_reg__class_weight':['balanced', None]
}

In [ ]: grid_result = GridSearchCV(estimator=model, param_grid=grid_params, n_jobs=-1, cv=5)
grid_result.fit(X_train,y_train)
print(grid_result.best_params_)
model=grid_result.best_estimator_
('log_reg__C': 42, 'log_reg__class_weight': None)
```

```
In [ ]: grid_result = rnd_search.fit(X_train,y_train)

Epoch 1/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 1.2902 - accuracy: 0.8013
Epoch 2/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.6313 - accuracy: 0.8837
Epoch 3/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4535 - accuracy: 0.8837
Epoch 4/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3732 - accuracy: 0.8837
Epoch 5/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3194 - accuracy: 0.8837
Epoch 6/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2806 - accuracy: 0.8837
Epoch 7/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2500 - accuracy: 0.8943
Epoch 8/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2258 - accuracy: 0.9154
Epoch 9/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2056 - accuracy: 0.9302
Epoch 10/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1860 - accuracy: 0.9454

In [ ]: grid_result.best_params_

Out[30]: {'ann__n_neurons': 52, 'ann__n_hidden': 3, 'ann__batch_size': 10}

In [ ]: sk_params = {
    'batch_size':grid_result.best_params_['ann__batch_size'],
    'n_hidden': grid_result.best_params_['ann__n_hidden'],
    'n_neurons':grid_result.best_params_['ann__n_neurons']
}

In [ ]: sk_params

Out[32]: {'batch_size': 10, 'n_hidden': 3, 'n_neurons': 52}

In [ ]: keras.backend.clear_session()

In [ ]: keras_cs = keras.wrappers.scikit_learn.KerasClassifier(build_fn=build_model, epochs=100 , verbose=1, **sk_params)

C:\Users\GAMING ASUS\AppData\Local\Temp\ipykernel_11832\2406430969.py:1: DeprecationWarning: KerasClassifier is deprecated, use Sci-Keras (https://github.com/adriangb/scikeras) instead. See https://www.adriangb.com/scikeras/stable/migration.html for help migrating.
    keras_cs = keras.wrappers.scikit_learn.KerasClassifier(build_fn=build_model, epochs=100 , verbose=1, **sk_params)

In [ ]: model = Pipeline([
    ('scale', StandardScaler()), ('ann', keras_cs)
])

In [ ]: model.fit(X_train,y_train)

Epoch 1/100
48/48 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 1.4655 - accuracy: 0.8076
Epoch 2/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.8397 - accuracy: 0.8837
Epoch 3/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5300 - accuracy: 0.8837
Epoch 4/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4467 - accuracy: 0.8837
Epoch 5/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4040 - accuracy: 0.8837
Epoch 6/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3710 - accuracy: 0.8837
Epoch 7/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3421 - accuracy: 0.8837
Epoch 8/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3161 - accuracy: 0.8837
Epoch 9/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2917 - accuracy: 0.8837
Epoch 10/100
48/48 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2666 - accuracy: 0.8837
```

Como es usual sepáremos nuestro datos en entrenamiento y testeo

```
In [ ]: X=data.iloc[:, :-1]
y=data['Type']

In [ ]: X.shape
Out[17]: (592, 8)

In [ ]: X.head()

Out[18]:
   As   Cr   Cu   Hg   Mo   Ni   Pb   Zn
0  1.425515  4.025352  2.397895  2.302585  0.029559  1.791759  2.013569  3.784190
1  1.756132  4.204693  2.564949  2.302585  0.019803  2.079442  1.935860  3.737670
2  2.395164  3.583519  2.833213  2.302585  2.144761  3.178054  3.207613  4.976734
3  2.296567  4.418841  3.044522  2.302585  0.113329  2.708050  2.169054  4.077537
4  1.987874  4.499810  4.077537  2.302585  0.751416  2.639057  3.620065  4.204693
```

```
In [ ]: from sklearn.model_selection import train_test_split

In [ ]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

In [ ]: X_train.shape
Out[21]: (473, 8)
```

Ahora procedamos a implementar nuestro modelo de redes neuronales. Usaremos validación cruzada y RandomSearchCV para buscar los hiperparámetros de nuestro modelo

```
In [ ]: from tensorflow import keras
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
from sklearn.feature_selection import SelectKBest
from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV

In [ ]: keras.backend.clear_session()

In [ ]: def build_model(n_neurons=55, n_hidden=2, input_shape=(8,)):
    model = keras.models.Sequential()
    model.add(keras.layers.Dense(n_neurons, activation='relu', input_shape=input_shape))
    for i in range(n_hidden):
        model.add(keras.layers.Dense(n_neurons, activation='relu'))
    model.add(keras.layers.Dense(6, activation='softmax'))
    model.compile(optimizer='sgd', loss='sparse_categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
    return model

In [ ]: keras_cs = keras.wrappers.scikit_learn.KerasClassifier(build_fn=build_model, epochs=100, verbose=1)

C:\Users\GAMING ASUS\AppData\Local\Temp\ipykernel_11832\2385921667.py:1: DeprecationWarning: KerasClassifier is deprecated, use Sci-Keras (https://github.com/adriangb/scikeras) instead. See https://www.adriangb.com/scikeras/stable/migration.html (https://www.adriangb.com/scikeras/stable/migration.html) for help migrating.
    keras_cs = keras.wrappers.scikit_learn.KerasClassifier(build_fn=build_model, epochs=100, verbose=1)

In [ ]: model = Pipeline([
    ('scale', StandardScaler()), ('ann', keras_cs)
])

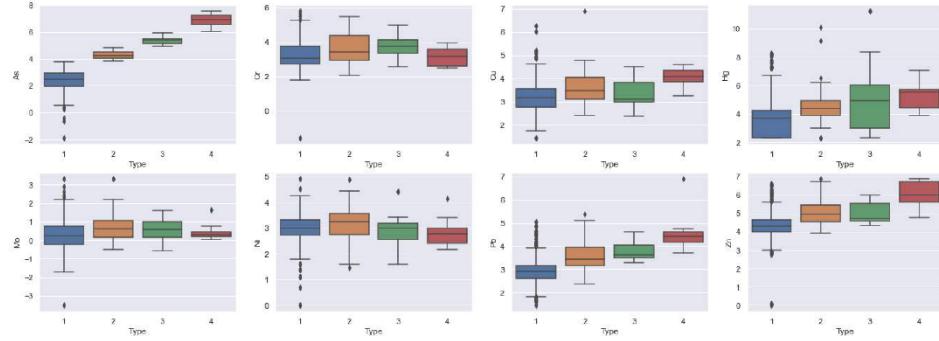
In [ ]: params = {
    'ann_n_hidden':[0,1,2,3],
    'ann_n_neurons':np.arange(45,60),
    'ann_batch_size':[10,15,20]
}

In [ ]: rnd_search = RandomizedSearchCV(model, params, n_iter=50, n_jobs=-1, cv=3, scoring='accuracy')
```

```
In [ ]: data.dtypes
```

```
Out[10]: As      float64
Cr      float64
Cu      float64
Hg      float64
Mo      float64
Ni      float64
Pb      float64
Zn      float64
Type    int64
dtype: object
```

```
In [ ]: fig, ax = plt.subplots(2,4, figsize=(23,8))
names=data.columns
for i , ax in enumerate(ax.flat):
    sns.boxplot(data=data, x='Type' , y=names[i] , orient='vertical' , ax=ax)
```



Como vemos hay varios Outliers. Identifiquemos y removamos estos Outliers usando el metodo del interquartile range (IQR)

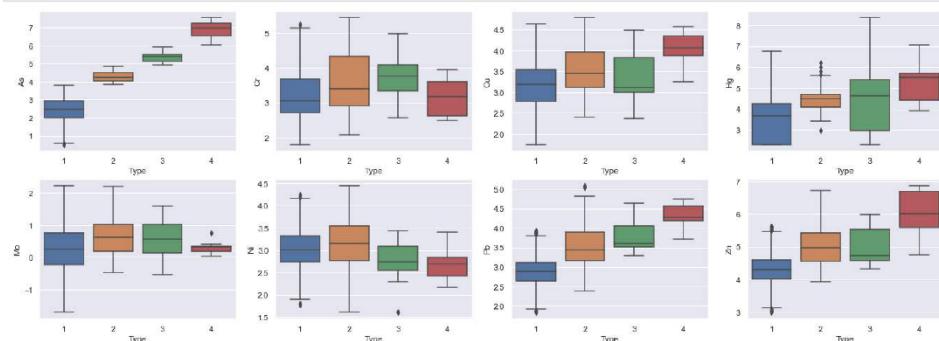
```
In [ ]: def IQR(x, value=1.5):
    Q1 = np.nanpercentile(x,25)
    Q3 = np.nanpercentile(x,75)
    IQR = Q3 - Q1
    upper = Q3 + value*IQR
    lower = Q1 - value*IQR
    x[x > upper] = np.nan
    x[x < lower] = np.nan
    return x
```

```
In [ ]: for i in data.columns[:-1]:
    for j in data['Type'].unique():
        data.loc[data['Type']==j, i]=IQR(data.loc[data['Type']==j, i])
```

La estrategia implementada para remplazar estos Outliers sera usar el promedi

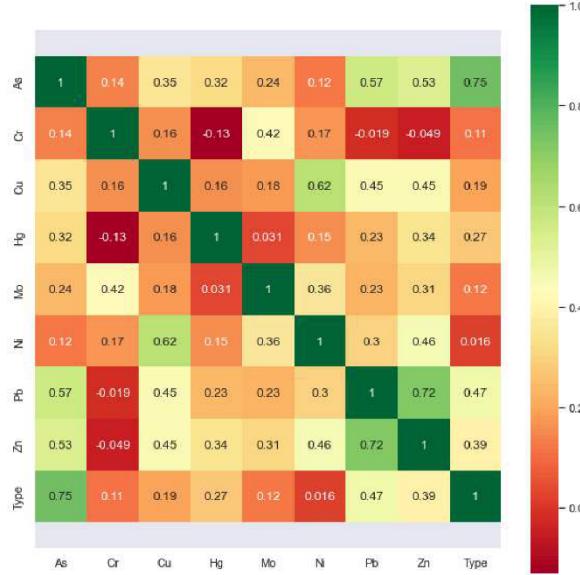
```
In [ ]: from sklearn.impute import SimpleImputer
imp = SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy='mean')
for i in data['Type'].unique():
    data.loc[data['Type']==i, 'As':'Zn']=imp.fit_transform(data.loc[data['Type']==i, 'As':'Zn'])
```

```
In [ ]: fig, ax = plt.subplots(2,4, figsize=(23,8))
names=data.columns
for i , ax in enumerate(ax.flat):
    sns.boxplot(data=data, x='Type' , y=names[i] , orient='vertical' , ax=ax)
```



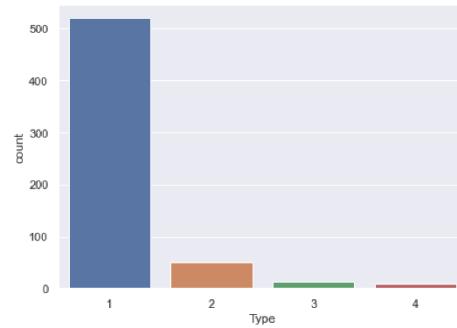
```
In [ ]: plt.figure(figsize=(10,10))
sns.heatmap(data.corr(), annot=True, cmap='RdYlGn', square=True)
b, t = plt.ylim()
b += 0.5
t -= 0.5
plt.ylim(b, t)
```

Out[7]: (9.5, -0.5)



```
In [ ]: print(data.Type.value_counts())
plt.figure(figsize=(7,5))
sns.countplot(x='Type', data=data);
```

```
1    520
2     51
3     13
4      8
Name: Type, dtype: int64
```



In [ ]: data.columns

Out[9]: Index(['As', 'Cr', 'Cu', 'Hg', 'Mo', 'Ni', 'Pb', 'Zn', 'Type'], dtype='object')

```
In [ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns; sns.set()
```

Importemos los datos desde el repositorio de github

```
In [ ]: data=pd.read_csv('https://raw.githubusercontent.com/jornah1402/geoquimica/main/DATA%20GEOQUIMICA%20TESIS-log-normal-AS')
```

Inspeccionemos el dataset y sus características

```
In [ ]: data.head()
```

```
Out[3]:
```

	As	Cr	Cu	Hg	Mo	Ni	Pb	Zn	Type
0	1.425515	4.025352	2.397895	2.302585	0.029559	1.791759	2.013569	3.784190	1
1	1.756132	4.204693	2.564949	2.302585	0.019803	2.079442	1.935860	3.737670	1
2	2.395164	3.583519	2.833213	2.302585	2.144761	3.178054	3.207613	4.976734	1
3	2.296567	4.418841	3.044522	2.302585	0.113329	2.708050	2.169054	4.077537	1
4	1.987874	4.499810	4.077537	2.302585	0.751416	2.639057	3.620065	4.204693	1

```
In [ ]: data.shape
```

```
Out[4]: (592, 9)
```

```
In [ ]: data.describe()
```

```
Out[5]:
```

	As	Cr	Cu	Hg	Mo	Ni	Pb	Zn	Type
count	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000	592.000000
mean	2.722352	3.274764	3.263319	3.792771	0.360262	2.982444	3.027591	4.440609	1.170608
std	1.084993	0.807730	0.648124	1.299753	0.776127	0.596855	0.624172	0.716844	0.516674
min	-1.897120	-1.560648	1.435085	2.302585	-3.506558	0.000000	1.453953	0.000000	1.000000
25%	2.079442	2.708050	2.791165	2.995732	-0.186330	2.708050	2.644395	4.025352	1.000000
50%	2.639057	3.091042	3.218876	3.688879	0.281405	2.995732	2.944439	4.394449	1.000000
75%	3.218876	3.826355	3.624341	4.382027	0.809802	3.350430	3.293978	4.747488	1.000000
max	7.545918	5.765191	6.886429	11.213171	3.335770	4.919981	6.909753	6.889591	4.000000

```
In [ ]: data.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 592 entries, 0 to 591
Data columns (total 9 columns):
 #   Column  Non-Null Count  Dtype  
--- 
 0   As      592 non-null    float64
 1   Cr      592 non-null    float64
 2   Cu      592 non-null    float64
 3   Hg      592 non-null    float64
 4   Mo      592 non-null    float64
 5   Ni      592 non-null    float64
 6   Pb      592 non-null    float64
 7   Zn      592 non-null    float64
 8   Type    592 non-null    int64  
dtypes: float64(8), int64(1)
memory usage: 41.8 KB
```

Ahora procedamos a analizar un poco el dataset con algunos gráficos simples que nos darán una idea del problema

**In [16]:**

```
d = {'Este_X': x_g, 'Norte_Y': y_g, 'Cota_Z': z_g, 'Log_As_ppm': k, 'Varianza': Varianza}
df2 = pd.DataFrame(data=d)

df2.head()
```

**Out[16]:**

	Este_X	Norte_Y	Cota_Z	Log_As_ppm	Varianza
0	192100.0	9016200.0	1090.0	2.692312	1.205574
1	194087.5	9016200.0	1090.0	2.693874	1.192115
2	196075.0	9016200.0	1090.0	2.684215	1.178874
3	198062.5	9016200.0	1090.0	2.663674	1.165970
4	200050.0	9016200.0	1090.0	2.636435	1.153520

```
In [15]: fig = plt.figure(figsize=(20,20))

ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')

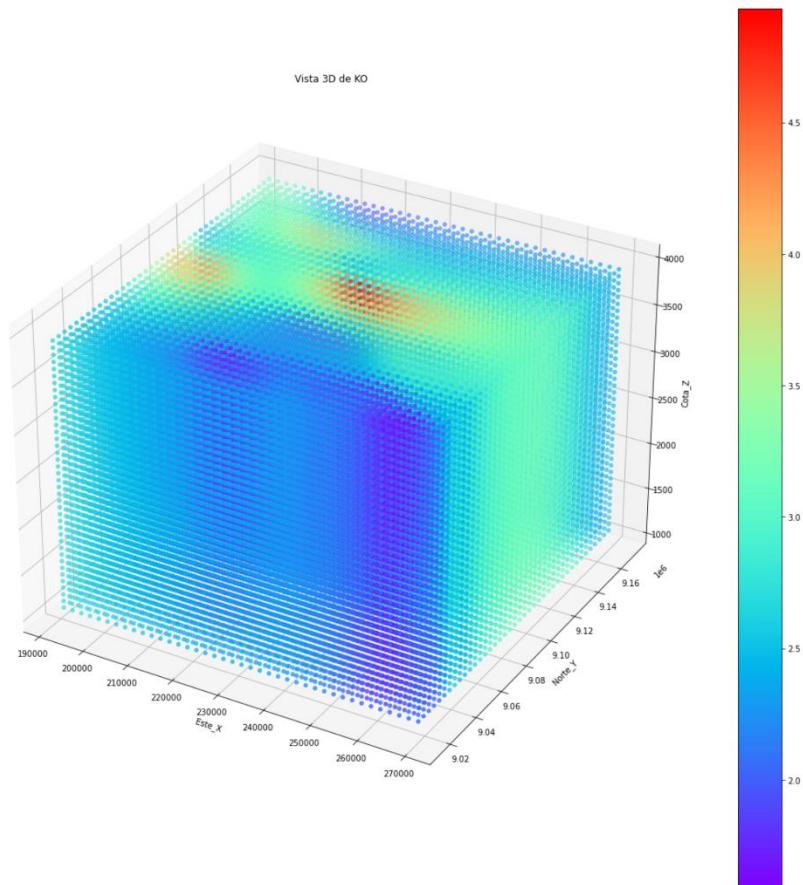
xs,ys,zs = x_g, y_g, z_g

valores = k

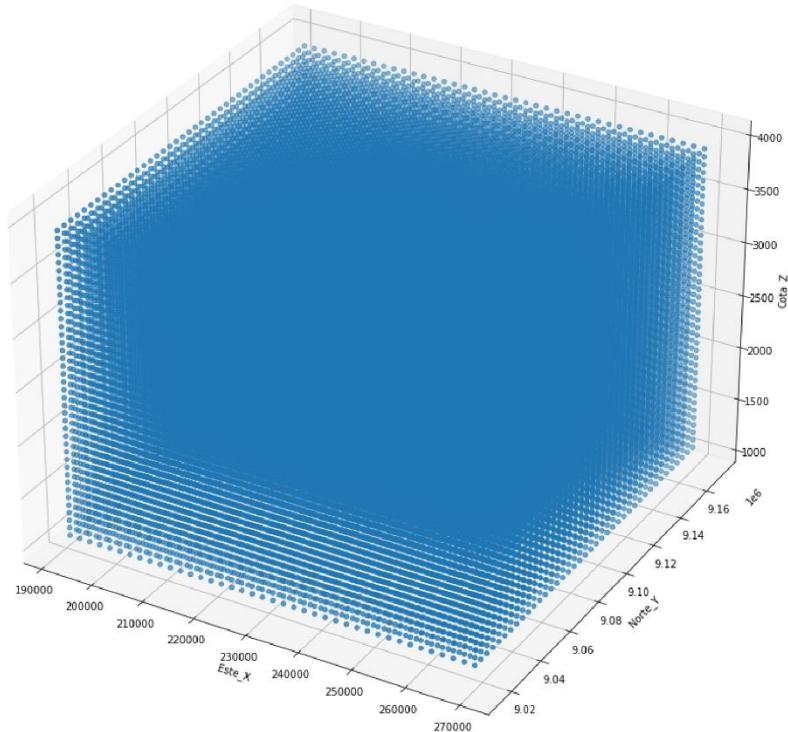
p = ax.scatter3D(xs, ys, zs=zs, c=valores, cmap='rainbow')

ax.set_xlabel("Este_X")
ax.set_ylabel("Norte_Y")
ax.set_zlabel("Cota_Z")

ax.set_title("Vista 3D de KO")
fig.colorbar(p, ax=ax)
plt.show()
```



```
In [11]: from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
fig3d = plt.figure(figsize=(15,15))
plot3d = fig3d.add_subplot(111, projection='3d')
plot3d.scatter(xg,yg,zg)
plot3d.set_xlabel("Este_X")
plot3d.set_ylabel("Norte_Y")
plot3d.set_zlabel("Cota_Z")
plt.show()
```



```
In [12]: k3d, ss3d = ok3d.execute('grid', gridx, gridy, gridz)
```

Executing Ordinary Kriging...

```
In [13]: k = k3d.ravel() # devuelve una matriz aplanada contigua.
var_1 = ss3d.ravel()
```

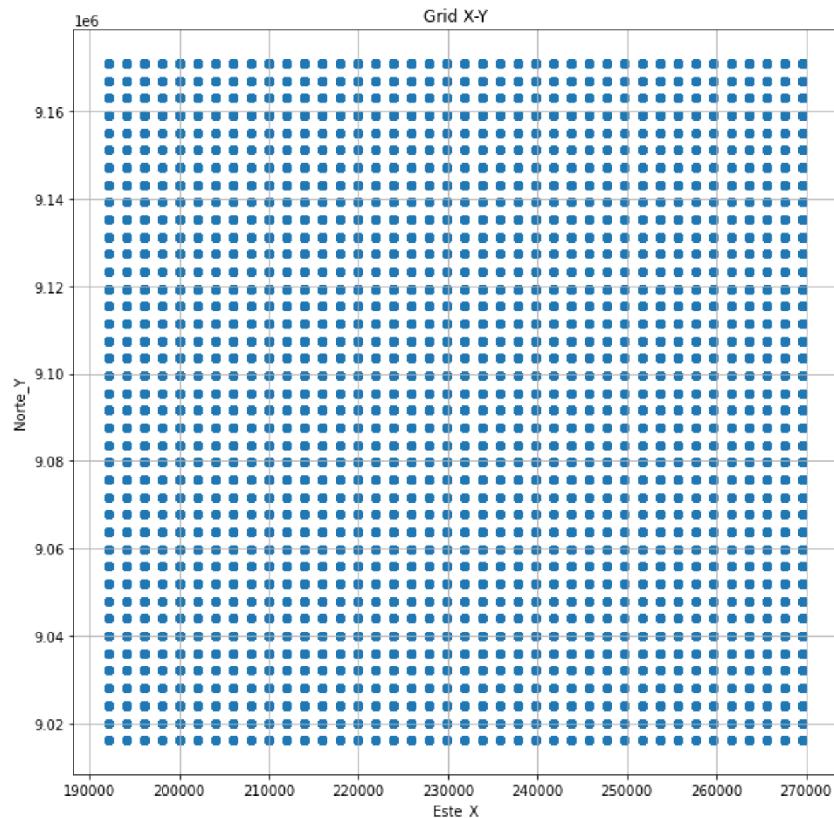
```
In [14]: z_g = zg.ravel()
x_g = xg.ravel()
y_g = yg.ravel()
```

```
In [8]: gridy
```

```
Out[8]: array([9016200. , 9020167.5, 9024135. , 9028102.5, 9032070. , 9036037.5,
   9040005. , 9043972.5, 9047940. , 9051907.5, 9055875. , 9059842.5,
   9063810. , 9067777.5, 9071745. , 9075712.5, 9079680. , 9083647.5,
   9087615. , 9091582.5, 9095550. , 9099517.5, 9103485. , 9107452.5,
   9111420. , 9115387.5, 9119355. , 9123322.5, 9127290. , 9131257.5,
   9135225. , 9139192.5, 9143160. , 9147127.5, 9151095. , 9155062.5,
   9159030. , 9162997.5, 9166965. , 9170932.5])
```

```
In [9]: zg, yg, xg=np.meshgrid(gridz, gridy, gridx,indexing="ij")
```

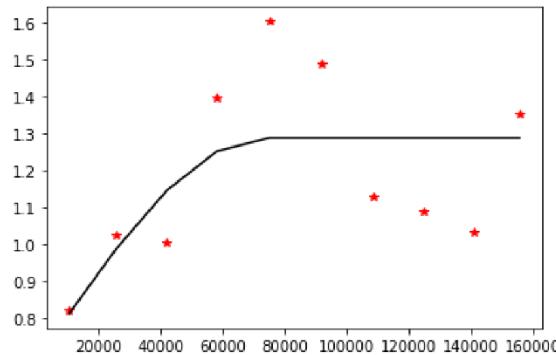
```
In [10]: fig=plt.figure(figsize=(10,10))
plot1=plt.add_subplot(111)
a=plt.scatter(xg,yg)
plt.xlabel("Este_X")
plt.ylabel("Norte_Y")
plt.title("Grid X-Y")
plt.grid(True)
```



```
In [4]: ok3d=OrdinaryKriging3D(x,y,z,val,variogram_model="spherical",nlags=10, enable_plotting=True)
```

Plotting Enabled

Adjusting data for anisotropy...  
 Initializing variogram model...  
 Using 'spherical' Variogram Model  
 Partial Sill: 0.6037525872342647  
 Full Sill: 1.2885523774198528  
 Range: 73354.07151934298  
 Nugget: 0.684799790185588



Calculating statistics on variogram model fit...  
 Q1 = 0.07512811397818886  
 Q2 = 0.9281141328406513  
 cR = 0.7471908593468897

```
In [5]: gridx=np.linspace(192100, 271600, num=40, endpoint=False)
gridy=np.linspace(9016200, 9174900, num=40, endpoint=False)
gridz=np.linspace(1090,4000, num=40, endpoint=False)
```

```
In [6]: gridx
```

```
Out[6]: array([192100. , 194087.5, 196075. , 198062.5, 200050. , 202037.5,
   204025. , 206012.5, 208000. , 209987.5, 211975. , 213962.5,
   215950. , 217937.5, 219925. , 221912.5, 223900. , 225887.5,
   227875. , 229862.5, 231850. , 233837.5, 235825. , 237812.5,
   239800. , 241787.5, 243775. , 245762.5, 247750. , 249737.5,
   251725. , 253712.5, 255700. , 257687.5, 259675. , 261662.5,
   263650. , 265637.5, 267625. , 269612.5])
```

```
In [7]: gridz
```

```
Out[7]: array([1090. , 1162.75, 1235.5 , 1308.25, 1381. , 1453.75, 1526.5 ,
   1599.25, 1672. , 1744.75, 1817.5 , 1890.25, 1963. , 2035.75,
   2108.5 , 2181.25, 2254. , 2326.75, 2399.5 , 2472.25, 2545. ,
   2617.75, 2690.5 , 2763.25, 2836. , 2908.75, 2981.5 , 3054.25,
   3127. , 3199.75, 3272.5 , 3345.25, 3418. , 3490.75, 3563.5 ,
   3636.25, 3709. , 3781.75, 3854.5 , 3927.25])
```

```
In [1]: from pykrige.ok3d import OrdinaryKriging3D  
import numpy as np  
import pandas as pd  
import matplotlib.pyplot as plt  
%matplotlib inline
```

```
In [2]: df=pd.read_csv("DATA GEOQUIMICA TESIS-3.csv")  
df.head()
```

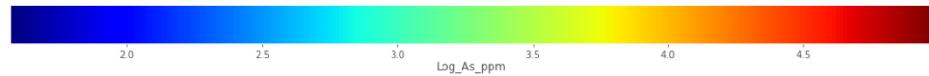
Out[2]:

	ID	Este_X	Norte_Y	Cota_Z	As_ppm	Log_As_ppm	Cr_ppm	Log_Cr_ppm	Cu_ppm
0	1	213338	9171403	3206.575078	4.16	1.425515	56.0	4.025352	11.0
1	2	211518	9170360	2731.651395	5.79	1.756132	67.0	4.204693	13.0
2	3	201960	9170199	1508.392955	10.97	2.395164	36.0	3.583519	17.0
3	4	213361	9171313	3213.517186	9.94	2.296567	83.0	4.418841	21.0
4	5	202451	9170386	1539.457823	7.30	1.987874	90.0	4.499810	59.0

```
In [3]: x=np.array(df["Este_X"])  
y=np.array(df["Norte_Y"])  
z=np.array(df["Cota_Z"])  
val=np.array(df["Log_As_ppm"])
```

8/8/24, 0:27

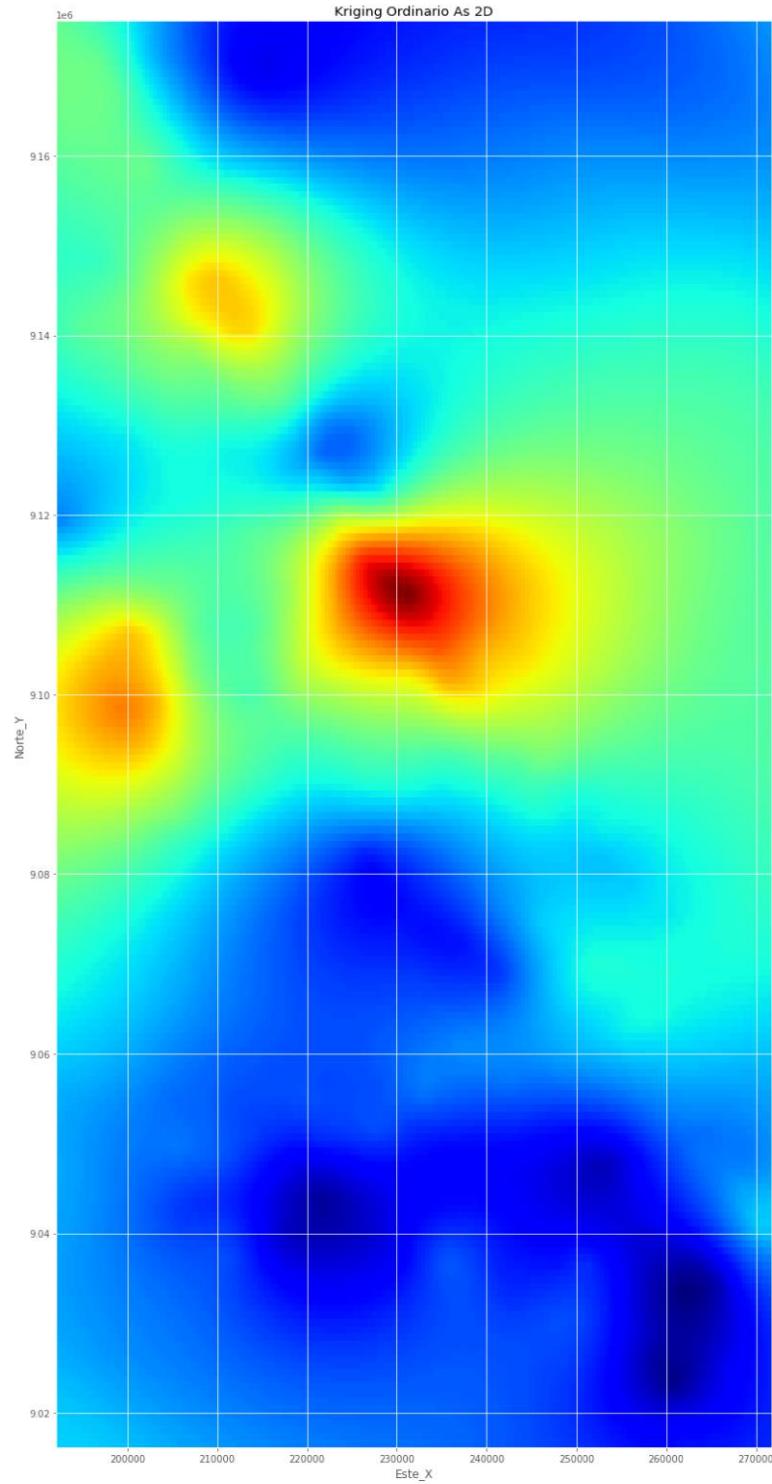
0\_TESIS\_KRIGING 2D - Jupyter Notebook



In [ ]:

8/8/24, 0:27

0\_TESIS\_KRIGING 2D - Jupyter Notebook



localhost:8888/notebooks/0\_TESIS\_KRIGING 2D.ipynb

6/7



8/8/24, 0:27

0\_TESIS\_KRIGING 2D - Jupyter Notebook

```
In [18]: fig = plt.figure(figsize=(60,35))
plot1 = fig.add_subplot(131)
a = plt.imshow(u2, cmap=plt.cm.jet, extent=[192100,271700,9016100,9175000]) #gist_rainbow
plt.grid(True)
cbar = fig.colorbar(a, orientation='horizontal', pad=0.05)
cbar.set_label("Log_As_ppm", labelpad=+1)
plt.xlabel('Este_X')
plt.ylabel('Norte_Y')
plt.title('Kriging Ordinario As 2D')

C:\Users\GAMING ASUS\AppData\Local\Temp\ipykernel_13848\2913841035.py:6: MatplotlibDeprecationWarning: Auto-removal of grid
s by pcolor() and pcolormesh() is deprecated since 3.5 and will be removed two minor releases later; please call grid(False) first.
    cbar = fig.colorbar(a, orientation='horizontal', pad=0.05)

Out[18]: Text(0.5, 1.0, 'Kriging Ordinario As 2D')
```

localhost:8888/notebooks/0\_TESIS\_KRIGING 2D.ipynb

4/7

8/8/24, 0:27

0\_TESIS\_KRIGING 2D - Jupyter Notebook

```
In [12]: grid_x = np.linspace(192100, 271600, num=200, endpoint=False)
grid_y = np.linspace(9016200, 9174900, num=200, endpoint=False)

In [13]: z, ss = OK.execute('grid', grid_X, grid_Y) # z es la Ley de cobre y ss la varianza

In [14]: kt.write_asc_grid(grid_x, grid_y, z, filename="kriging_ordinario.asc") #Kriging Ordinario en forma de matriz

In [15]: kt.write_asc_grid(grid_x, grid_y, ss, filename="kriging_ordinario_var.asc") #Varianza de estimación en forma de matriz

In [16]: asc = pd.read_csv("kriging_ordinario.asc", header=None, skiprows=7, sep="\s+")
asc.shape #comprobar que sean 41 filas y 46 columnas

Out[16]: (200, 200)

In [17]: u2 = np.array(asc) #Conversión pandas dataframe a ndarray
```

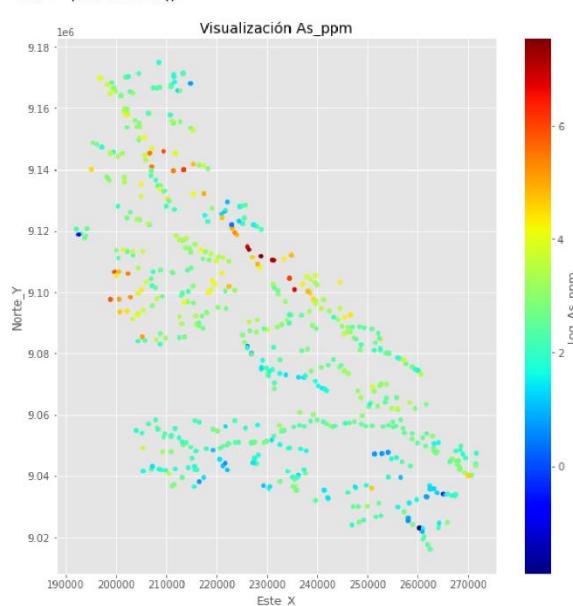
localhost:8888/notebooks/0\_TESIS\_KRIGING 2D.ipynb

3/7

```
In [7]: #variables convertidas a ndarray: Matriz Numpy
x = np.array([df["Este_X"]])
y = np.array([df["Norte_Y"]])
u = np.array([df["Log_As_ppm"]])

#ploteo:
fig=plt.figure(figsize=(10,10))
marker_size = 20
plt.scatter(x, y, marker_size, u, cmap=plt.cm.jet) #el estilo gist_rainbow es algo mas convencional.
plt.xlabel("Este_X")
plt.ylabel("Norte_Y")
plt.title("Visualización As_ppm")
cbar = plt.colorbar()
cbar.set_label("Log_As_ppm", labelpad=+2)
plt.show()
```

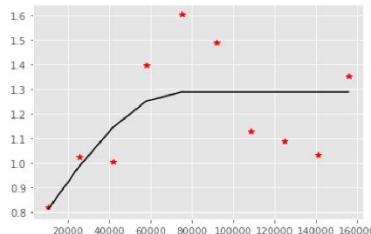
C:\Users\GAMING ASUS\AppData\Local\Temp\ipykernel\_13848\2685430066.py:13: MatplotlibDeprecationWarning: Auto-removal of grids by pcolor() and pcormesh() is deprecated since 3.5 and will be removed two minor releases later; please call grid(False) first.



```
In [10]: print("varianza Log_As_ppm: ",round(u.var(), 2)) #Referencia para el variograma.
varianza Log_As_ppm:  1.18
```

```
In [11]: OK = OrdinaryKriging(x,y,u, variogram_model='spherical', nlags=10,
                           variogram_parameters= {'sill': 1.2885523774198528 , 'range': 73354.07151934298, 'nugget': 0.68479979018
                           coordinates_type='euclidean')

#Ajuste del variograma experimental con un modelo esférico, 20 pasos, una meseta de 2682.09 (lo cual es la varianza de los datos), alcance de 175 metros y sin efecto pepita.
```



```
In [1]: pip install pykrige
Requirement already satisfied: pykrige in c:\users\gaming asus\anaconda3\lib\site-packages (1.7.0)
Requirement already satisfied: numpy<2,>=1.14.5 in c:\users\gaming asus\anaconda3\lib\site-packages (from pykrige) (1.22.4)
Requirement already satisfied: scipy<2,>=1.1.0 in c:\users\gaming asus\anaconda3\lib\site-packages (from pykrige) (1.7.3)
Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

In [2]: import pykrige.kriging_tools as kt #herramientas para exportar e importar archivos .asc con biblioteca PyKrig
from pykrige.ok import OrdinaryKriging #Kriging Ordinario con PyKrig
import pandas as pd #biblioteca de manipulación y análisis de datos
import numpy as np #biblioteca de funciones matemáticas
import matplotlib.pyplot as plt #biblioteca de generación de gráficos
plt.style.use('ggplot') #estilo para gráficos en matplotlib

In [3]: df=pd.read_csv("DATA GEOQUIMICA TESIS-log-normal.csv")
df.head()

Out[3]:
   ID  Este_X  Norte_Y    Cota_Z  Log_As_ppm  Log_Cr_ppm  Log_Cu_ppm  Log_Hg_ppb  Log_Mo_ppm  Log_Ni_ppm  Log_Pb_ppm  Log_Zn_ppm
0   1  213338  9171403  3206.575078  1.425515  4.025352  2.397895  2.302585  0.029559  1.791759  2.013569  3.784190
1   2  211518  9170360  2731.651395  1.756132  4.204693  2.564949  2.302585  0.019803  2.079442  1.935860  3.737670
2   3  201960  9170199  1508.392955  2.395164  3.583519  2.833213  2.302585  2.144761  3.178054  3.207613  4.976734
3   4  213361  9171313  3213.517186  2.296567  4.418841  3.044522  2.302585  0.113329  2.708050  2.169054  4.077537
4   5  202451  9170386  1539.457823  1.987874  4.499810  4.077537  2.302585  0.751416  2.639057  3.620065  4.204693

In [4]: df.head(1)

Out[4]:
   ID  Este_X  Norte_Y    Cota_Z  Log_As_ppm  Log_Cr_ppm  Log_Cu_ppm  Log_Hg_ppb  Log_Mo_ppm  Log_Ni_ppm  Log_Pb_ppm  Log_Zn_ppm
0   1  213338  9171403  3206.575078  1.425515  4.025352  2.397895  2.302585  0.029559  1.791759  2.013569  3.784190

In [5]: df.shape
Out[5]: (592, 12)
```

```

array([ 2.,  2., 15., 22., 17., 15.,  9., 11.,  3.,  4.]),
array([-2.48328745, -1.96878598, -1.45428451, -0.93978304, -0.42528158,
       0.08921989,  0.69372136,  1.11822283,  1.6327243 ,  2.14722577,
      2.66172724]),

<BarContainer object of 10 artists>

import pylab
import scipy.stats as stats
stats.probplot(data_points, dist="norm", plot=pylab)
pylab.show()

Probability Plot

Ordered Values
-2 -1 0 1 2
Quantiles Teoricos
-2 -1 0 1 2

Text(0.5, 1.0, 'Histograma de Frecuencias Log Zn (ppm)')

Histograma de Frecuencias Log Zn (ppm)

Frecuencia
0 50 100 150 200
0 1 2 3 4 5 6 7
Ejes de Frecuencia

plt.savefig("./as_ppm")

from scipy.stats import shapiro
estadistico, p_value=shapiro(data_points)
print("Estadistico=%f, p_value=%f" % (estadistico,p_value))

Estadistico=0.983, p_value=0.222

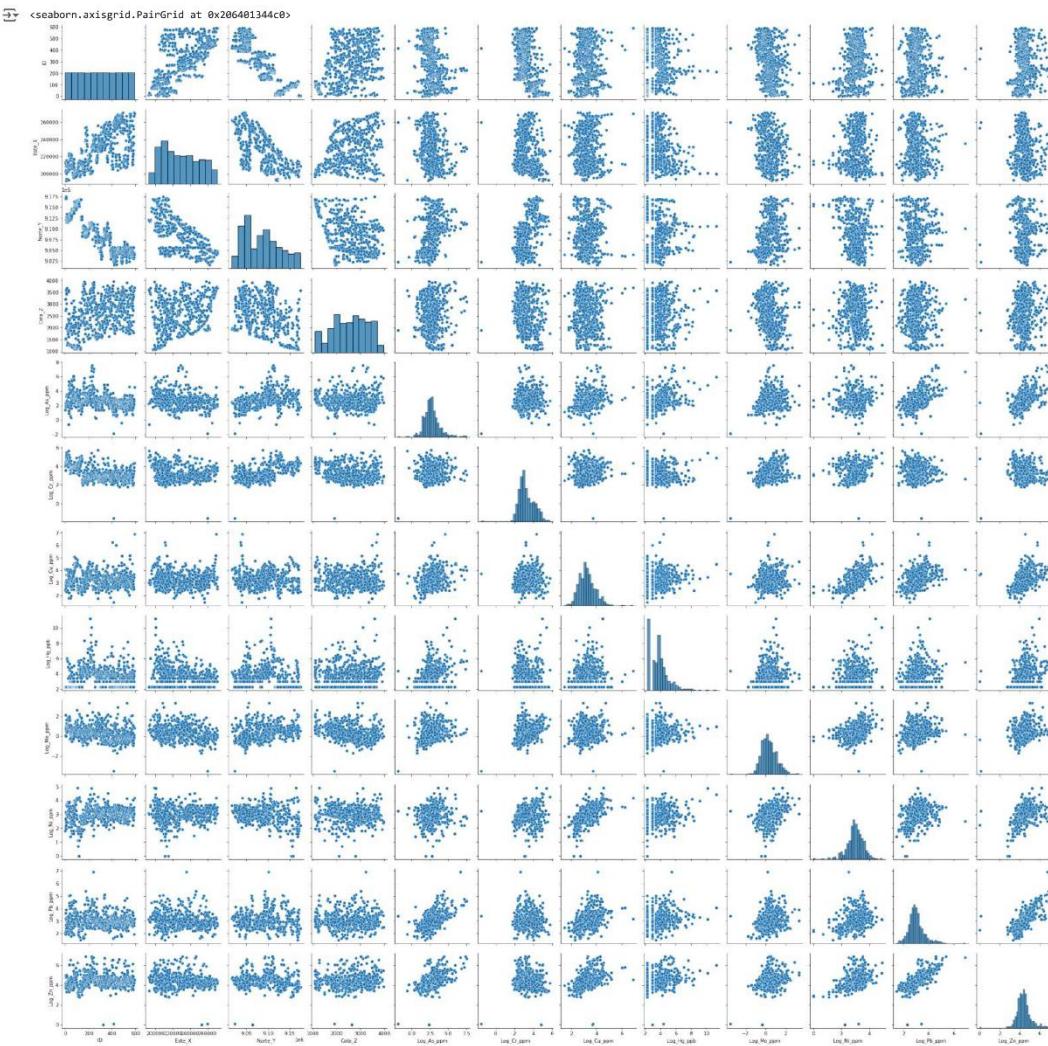
plt.hist(df["log_Zn_ppm"], edgecolor="black", linewidth=1)

array([ 1.,  2., 14., 95., 244., 159., 48., 18.,  5.,  6.]),
array([-1.89711999, -0.95281617, -0.08851236,  0.93579146,  1.88089527,
       2.82439988,  3.7687029 ,  4.71300671,  5.65731052,  6.60161434,
      7.54591815]),

<BarContainer object of 10 artists>

stats.probplot(df["Log_Zn_ppm"], dist="norm", plot=pylab)
plt.xlabel('Cuantiles Teoricos')
plt.ylabel('Cuantiles de Muestras')
plt.title('Normal Q-Q Plot Log Zn(ppm)')
pylab.show()

```



```

import numpy as np
data_points=np.random.normal(0,1,100)
data_points

array([ 0.13795528, -1.6308974 ,  0.45647587, -0.36055416, -0.10189728,
       -0.49618089, -0.65559712,  1.0363274,  2.40617439,  0.19536008,
      -0.33863804,  0.08886935, -0.10539676, -0.37506833, -1.53307117,
      -0.45433029, -0.31436992,  1.49403141,  0.85386813, -0.98327739,
      -0.27490055, -0.57554066, -0.74343151, -0.32228794, -0.07526954,
     -1.01783777,  1.43080166, -1.07318062, -0.59141581, -0.7805593 ,
     1.2287523 ,  0.3619496,  1.49142867,  1.69399889, -1.26868995,
     0.37291228,  1.37438122,  0.64989992,  0.73575345,  0.26381667,
     0.48001818, -0.1218651 , -0.87465434, -1.2951973 ,  1.41676412,
     -0.81878236, -0.62926292, -0.96244338, -0.27252837,  0.29018665,
     1.60357763, -0.49373554, -1.97563159, -0.38944867, -0.52967533,
     -0.6847149 ,  0.87578745, -2.48328745,  0.39345913,  2.15631475,
     -1.01949544,  0.60582222,  1.70334775, -0.87483579,  1.0947939 ,
     1.00848548,  1.39492133,  0.19173141, -0.00193768, -1.04081074,
     -0.67683643, -0.74482255,  2.66172724, -0.43478764, -0.48893671,
     0.27875984,  2.15587757, -0.25334453, -1.41762745,  0.22574649,
     1.15140877, -1.19660419, -1.03402221, -0.06893011, -1.27044427,
     -0.78756514,  1.24932135,  0.33019953, -1.27156703, -1.38741266,
     0.41189087, -0.67518743,  1.20654823,  0.07017906, -0.8859619 ,
     0.69499907, -0.65296965,  1.78749129, -0.46415291, -0.49787288])

```

```
plt.hist(data_points, edgecolor="black", linewidth=1)
```

```

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np

df=pd.read_csv("DATA GEOQUIMICA TESIS-log-normal.csv")
df.info()

RangeIndex: 592 entries, 0 to 591
Data columns (total 12 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype  
 ---  --          --          --      
 0   ID          592 non-null    int64  
 1   Este_X      592 non-null    int64  
 2   Norte_Y     592 non-null    int64  
 3   Cota_Z      592 non-null    float64 
 4   Log_As_ppm  592 non-null    float64 
 5   Log_Cr_ppm  592 non-null    float64 
 6   Log_Cu_ppm  592 non-null    float64 
 7   Log_Hg_ppb  592 non-null    float64 
 8   Log_Mo_ppm  592 non-null    float64 
 9   Log_Ni_ppm  592 non-null    float64 
 10  Log_Pb_ppm  592 non-null    float64 
 11  Log_Zn_ppm  592 non-null    float64 
dtypes: float64(9), int64(3)
memory usage: 55.6 KB

df.head()

ID  Este_X  Norte_Y  Cota_Z  Log_As_ppm  Log_Cr_ppm  Log_Cu_ppm  Log_Hg_ppb  Log_Mo_ppm  Log_Ni_ppm  Log_Pb_ppm  Log_Zn_ppm
0   1  213338  9171403  3206.575078  1.425515  4.025352  2.397895  2.302585  0.029559  1.791759  2.013569  3.786190
1   2  211518  9170360  2731.651395  1.756132  4.204693  2.564949  2.302585  0.019803  2.079442  1.935860  3.737670
2   3  201960  9170199  1508.392955  2.395164  3.583519  2.833213  2.302585  2.144761  3.178054  3.207613  4.976734
3   4  213361  9171313  3213.517186  2.296567  4.418841  3.044522  2.302585  0.113329  2.708050  2.169054  4.077537
4   5  202451  9170386  1539.457823  1.987874  4.499810  4.077537  2.302585  0.751416  2.639057  3.620065  4.204693

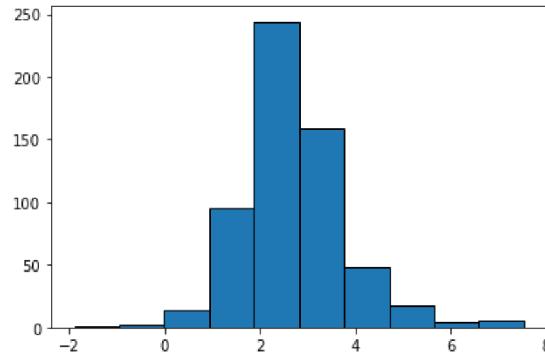
plt.scatter(df["Log_As_ppm"],df["Log_Cr_ppm"])
plt.title("Log_As_ppm y Log_Cr_ppm")
plt.xlabel("Log_As_ppm")
plt.ylabel("Log_Cr_ppm")
plt.show()

Text(0, 0.5, 'Log_Cr_ppm')
Log_As_ppm y Log_Cr_ppm
6
5
4
3
2
1
0
-1
-2
0   2   4   6   8
Log_As_ppm

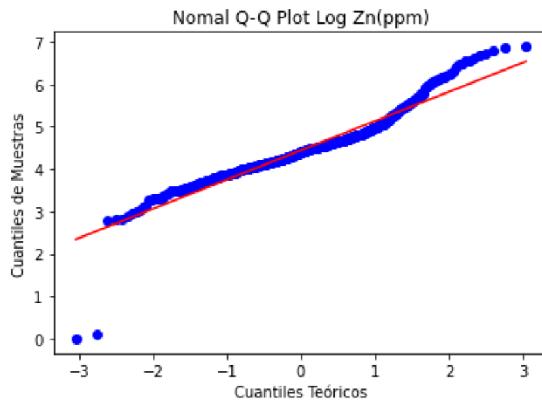
sns.pairplot(df)
```

```
In [29]: plt.hist(df["Log_As_ppm"], edgecolor="black", linewidth=1)
```

```
Out[29]: (array([ 1.,  2., 14., 95., 244., 159., 48., 18., 5., 6.]),
array([-1.89711999, -0.95281617, -0.00851236,  0.93579146,  1.88009527,
2.82439908,  3.7687029 ,  4.71300671,  5.65731052,  6.60161434,
7.54591815]), <BarContainer object of 10 artists>)
```

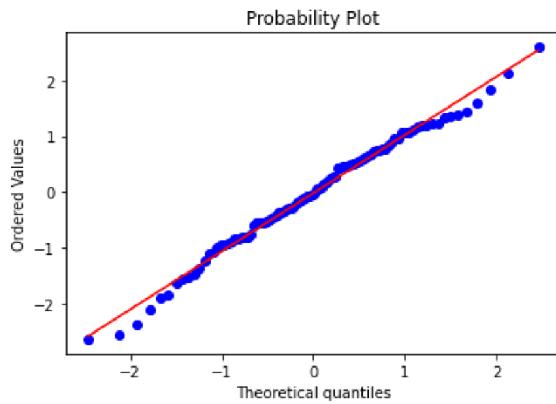


```
In [53]: stats.probplot(df["Log_Zn_ppm"], dist="norm", plot=pylab)
plt.xlabel('Cuantiles Teóricos')
plt.ylabel('Cuantiles de Muestras')
plt.title('Normal Q-Q Plot Log Zn(ppm)')
pylab.show()
```



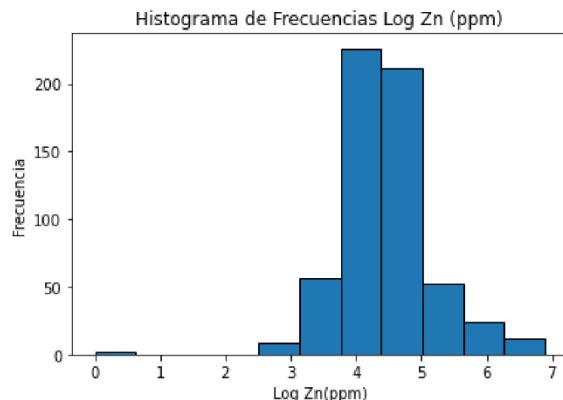
```
In [ ]:
```

```
In [10]: import pylab
import scipy.stats as stats
stats.probplot(data_points, dist="norm", plot=pylab)
pylab.show()
```



```
In [45]: k = int(np.ceil(1+np.log2(838)))
plt.hist(df['Log_Zn_ppm'],bins=k, edgecolor="black", linewidth=1)
plt.xlabel('Log Zn(ppm)')
plt.ylabel('Frecuencia')
plt.title('Histograma de Frecuencias Log Zn (ppm)')
```

Out[45]: Text(0.5, 1.0, 'Histograma de Frecuencias Log Zn (ppm)')



```
In [14]: plt.savefig("./as_ppm")
```

<Figure size 432x288 with 0 Axes>

```
In [27]: from scipy.stats import shapiro
estadistico, p_value=shapiro(data_points)
print("Estadistico=%3f, p_value=%3f" % (estadistico,p_value))
```

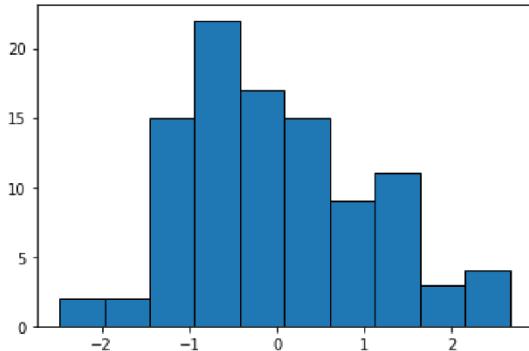
Estadistico=0.983, p\_value=0.222

```
In [35]: import numpy as np
data_points=np.random.normal(0,1,100)
data_points
```

```
Out[35]: array([ 0.13795528, -1.630974 ,  0.45647507, -0.36055416, -0.10189728,
   -0.49618989, -0.65559712,  1.03663274,  2.40617438,  0.19536008,
   -0.33863804,  0.08896935, -0.19539676, -0.37596833, -1.53307117,
   -0.45433029, -0.21436992,  1.49403141,  0.85386813, -0.98227739,
   0.27490055, -0.57554066, -0.74341581, -0.32228794, -0.07526954,
  -1.0178377 ,  1.43080166, -1.07318062, -0.59141581, -0.7805593 ,
  1.2287523 ,  0.36319496,  1.49142867,  1.69399889, -1.26860955,
  0.37291228,  1.37430122,  0.64989992,  0.73575345,  0.26381667,
  0.48001818, -0.1218651 , -1.07465434, -1.2951973 ,  1.41676412,
  -0.81078236, -0.62926292, -0.96244338, -0.27252837,  0.29010665,
  1.60357763, -0.40373554, -1.97563159, -0.38944867, -0.52967533,
  -0.6847149 ,  0.87578745, -2.48328745,  0.39345913,  2.15631475,
  -1.01949544,  0.60502222,  1.70334775, -0.87483579,  1.0947939 ,
  1.00848548,  1.39492133,  0.19173141, -0.09193768, -1.04081074,
  -0.67683643, -0.74482255,  2.66172724, -0.43478764, -0.48093671,
  0.27875984,  2.15507757, -0.25334453, -1.41762745,  0.22574649,
  1.15140877, -1.19660419, -1.03402221, -0.06893011, -1.27044427,
  -0.70756514,  1.24932135,  0.33019953, -1.27156703, -1.38741266,
  0.41189087, -0.67518743,  1.20654823,  0.07017906, -0.8859619 ,
  0.69499007, -0.65296965,  1.78749129, -0.46415291, -0.49787288])
```

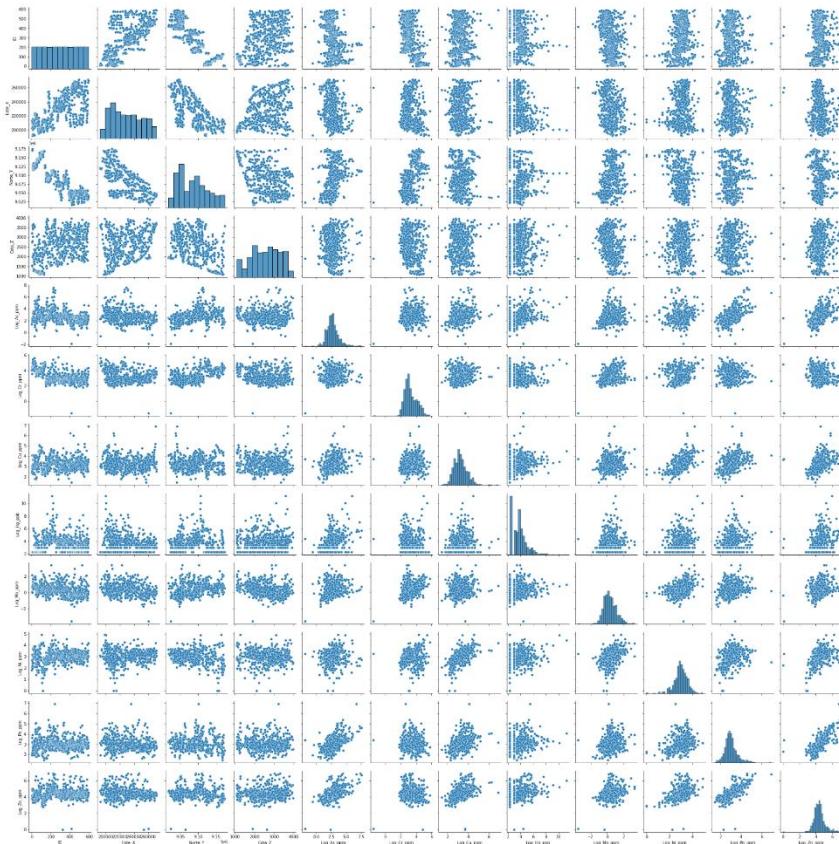
```
In [36]: plt.hist(data_points, edgecolor="black", linewidth=1)
```

```
Out[36]: (array([ 2.,  2., 15., 22., 17., 15.,  9., 11.,  3.,  4.]),
 array([-2.48328745, -1.96878598, -1.45428451, -0.93978304, -0.42528158,
        0.08921989,  0.60372136,  1.11822283,  1.6327243 ,  2.14722577,
        2.66172724]),
 <BarContainer object of 10 artists>)
```



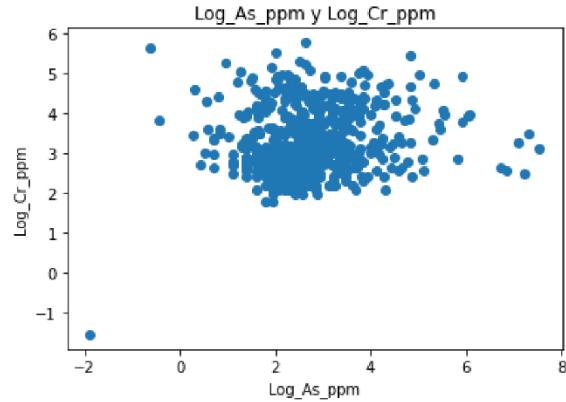
```
In [34]: sns.pairplot(df)
```

```
Out[34]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x206401344c0>
```



```
In [4]: plt.scatter(df["Log_As_ppm"],df["Log_Cr_ppm"])
plt.title("Log_As_ppm y Log_Cr_ppm")
plt.xlabel("Log_As_ppm")
plt.ylabel("Log_Cr_ppm")
```

```
Out[4]: Text(0, 0.5, 'Log_Cr_ppm')
```



```
In [1]: import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np
```

```
In [2]: df=pd.read_csv("DATA GEOQUIMICA TESIS-log-normal.csv")
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 592 entries, 0 to 591
Data columns (total 12 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype  
---  --          --          --      
 0   ID          592 non-null    int64  
 1   Este_X      592 non-null    int64  
 2   Norte_Y     592 non-null    int64  
 3   Cota_Z      592 non-null    float64 
 4   Log_As_ppm  592 non-null    float64 
 5   Log_Cr_ppm  592 non-null    float64 
 6   Log_Cu_ppm  592 non-null    float64 
 7   Log_Hg_ppb  592 non-null    float64 
 8   Log_Mo_ppm  592 non-null    float64 
 9   Log_Ni_ppm  592 non-null    float64 
 10  Log_Pb_ppm  592 non-null    float64 
 11  Log_Zn_ppm  592 non-null    float64 
dtypes: float64(9), int64(3)
memory usage: 55.6 KB
```

```
In [3]: df.head()
```

	ID	Este_X	Norte_Y	Cota_Z	Log_As_ppm	Log_Cr_ppm	Log_Cu_ppm	Log_Hg_ppb
0	1	213338	9171403	3206.575078	1.425515	4.025352	2.397895	2.302585
1	2	211518	9170360	2731.651395	1.756132	4.204693	2.564949	2.302585
2	3	201960	9170199	1508.392955	2.395164	3.583519	2.833213	2.302585
3	4	213361	9171313	3213.517186	2.296567	4.418841	3.044522	2.302585
4	5	202451	9170386	1539.457823	1.987874	4.499810	4.077537	2.302585

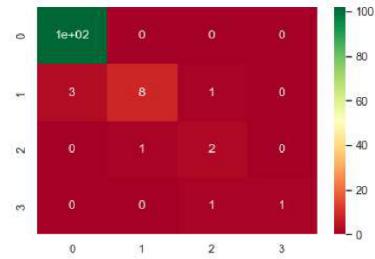
```
In [ ]: model.fit(X_train,y_train)
y_fit=model.predict(X_test)
print(classification_report(y_test,y_fit))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test,y_fit), annot=True, cmap='RdYlGn')
```

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

1	0.97	1.00	0.99	102
2	0.89	0.67	0.76	12
3	0.50	0.67	0.57	3
4	1.00	0.50	0.67	2

accuracy			0.95	119
macro avg	0.84	0.71	0.75	119
weighted avg	0.95	0.95	0.95	119

Out[42]: <AxesSubplot:>



```
In [ ]: 
```