

**UTILIZACIÓN DE HERRAMIENTAS SIG PARA EL ANÁLISIS ESPACIAL DE
DATOS DE EXPLORACIÓN GEOLÓGICA EN EL PROYECTO MINERO SAN
JOSE - B2GOLD CORP**

**SONIA MILENA GONZÁLEZ MOLINA
FRANCY HELENA ORTIZ PÁRRAGA**



**UNIVERSIDAD DE MANIZALES
FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA
ESPECIALIZACIÓN EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA
MANIZALES
2017**

**USO DE HERRAMIENTAS SIG PARA EL ANÁLISIS ESPACIAL DE DATOS DE
EXPLORACIÓN GEOLÓGICA EN EL PROYECTO MINERO SAN JOSE -
B2GOLD CORP**

**SONIA MILENA GONZÁLEZ MOLINA
FRANCY HELENA ORTIZ PÁRRAGA**

Trabajo de Grado presentado como opción parcial para optar
al título de Especialista en Información Geográfica

**UNIVERSIDAD DE MANIZALES
FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA
ESPECIALIZACIÓN EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA
MANIZALES
2017**

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos a:

A la empresa B2GoldCorp y especialmente al señor Steve Jensen, Country Manager para Colombia y Nicaragua por haber suministrado la base de datos del proyecto San José para la elaboración de este trabajo, también por la confianza depositada durante todo el tiempo laborado en Nicaragua y su constante guía para mejorar aptitudes a nivel profesional.

A Dios por darme salud, trabajo y disciplina para poder terminar este objetivo y a mi familia quien son pilar fundamental. También a mi compañera Francy Ortiz por la colaboración durante estos dos años.

Sonia Milena González Molina

A mi compañera Sonia por la colaboración, a cada uno de los profesores de la especialización por su aporte en los diferentes módulos, a la empresa B2GoldCorp por permitirnos trabajar y dar un aporte en una de sus áreas.

Francy Helena Ortiz Párraga

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	11
1. ÁREA PROBLEMÁTICA	12
2. OBJETIVOS.....	13
2.1 OBJETIVO GENERAL	13
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	13
3. JUSTIFICACIÓN.....	14
4. MARCO TEÓRICO	15
4.1 GEOESTADÍSTICA.....	15
4.2 ANÁLISIS EXPLORATORIO	17
4.1.1 Media \bar{x}	17
4.1.2 Mediana Me	17
4.1.3 Moda Mo	18
4.1.4 Desviación Estándar y Varianza.....	18
4.1.5 Coeficientes de Sesgo.....	18
4.1.6 Curtosis.....	19
4.3 ANÁLISIS ESTRUCTURAL.....	20
4.4 INTERPOLACIÓN O ESTIMACIÓN ESPACIAL.....	21
4.5 ANTECEDENTES	22
4.5.1 IMPORTANCIA DE LOS SIG EN LA MINERIA.....	22
4.5.2 CASOS DE ESTUDIO.....	22
4.6 GENERALIDADES.....	26
4.6.1 LOCALIZACIÓN.....	26
4.6.3 CLIMA Y FISIOGRAFÍA.....	26
4.6.4 GEOLOGÍA REGIONAL.....	27
4.6.5 GEOLOGÍA LOCAL	29
5. METODOLOGÍA	31
5.1 TIPO DE TRABAJO	31
5.2 PROCEDIMIENTO	31

5.2.1 Planteamiento del proyecto a la compañía B2Gold.	31
5.2.2 Etapa de Investigación.....	31
5.2.3 Tratamiento de la Información	31
5.2.4 Integración de un SIG	32
5.2.5 Implementación del sistema	32
6. RESULTADOS.....	33
6.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO	35
6.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL.....	40
7. CONCLUSIONES	53
8. RECOMENDACIONES	54
BIBLIOGRAFÍA.....	56

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fórmula para calcular la Media \bar{x}	17
Figura 3. Fórmula para calcular la Desviación Estándar.....	18
Figura 4. Fórmula para calcular la Semivarianza.....	20
Figura 5. Fisiografía Proyecto San José	27
Figura 6. Mapa Geológico de Nicaragua. Tomado de Atlas Escolar de Nicaragua.INETER	28
Figura 7. Área de interés con DEM y malla de suelos	33
Figura 8. Distribución del muestreo de rocas en la zona de estudio.....	34
Figura 9. Histograma para muestras de suelo.	36
Figura 10. Histograma para muestras de suelo con datos eliminados.....	36
Figura 11. Histograma para muestras de suelo analizadas con variable de Au con transformación logarítmica.....	37
Figura 12. Histograma para muestras de suelo.	38
Figura 13. Histograma y resumen estadístico para muestras de roca con datos eliminados.....	39
Figura 14. Histograma para muestras de roca analizadas con variable de Au con transformación logarítmica.....	39
Figura 15. Área de interés con distribución de muestra de suelos con temático de Oro.....	41
Figura 16. Semivariograma y ajuste del modelo teórico al experimental.	42
Figura 17. Parámetros utilizados para la selección de vecinos cercanos para la estimación.....	43
Figura 18. Resumen del modelo geoestadístico utilizado con la base de datos de suelos.	44
Figura 19. Mapa de predicción Método Kriging Ordinario utilizando base de datos de muestras de suelos.....	45
Figura 20. Interpolación resultante de suelos Método Kriging Ordinario sobreponiendo muestras con tenores mayores a 20 ppb de Au.....	46
Figura 21. Área de interés con distribución de muestra de rocas y con temático de Oro.....	47
Figura 22. Semivariograma, ajuste del modelo teórico al modelo experimental de muestra de rocas.	48
Figura 23. Parámetros de predicción del modelo utilizado.	49
Figura 24. Resumen del modelo geo-estadístico utilizado con la base de datos de rocas.....	50
Figura 25. Mapa de predicción resultante por Método Kriging Universal utilizando base de datos de rocas.....	51
Figura 26. Interpolación resultante de suelos Método Kriging Universal sobreponiendo mapa temático de muestras de roca.	52
Figura 27. Propuesta de exploración para el proyecto San José.....	55

Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Especialización en Sistemas de Información Geográfica

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Resumen estadístico de los datos para el muestreo de suelos	35
Tabla 2. Resumen análisis estadístico para muestreo de Rocas.	37

GLOSARIO

Geoestadística: Es una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales (Journel & Huijbregts, 1978). Su interés primordial es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Myers, 1987). Ofrece una manera de describir la continuidad espacial, que es un rasgo distintivo esencial de muchos fenómenos naturales, y proporciona adaptaciones de las técnicas clásicas de regresión para tomar ventajas de esta continuidad (Isaaks & Srivastava, 1989).

Análisis exploratorio: El análisis exploratorio tiene como objetivo identificar el modelo teórico más adecuado para representar la población de la cual proceden los datos. Dicho análisis se basa en gráficos y estadísticos que permiten explorar la distribución identificando características tales como: valores atípicos, saltos o discontinuidades, concentraciones de valores, forma de la distribución, etc. Por otra parte, este análisis se puede realizar sobre todos los casos conjuntamente o de forma separada por grupos. En este último caso los gráficos y estadísticos permiten identificar si los datos proceden de una o varias poblaciones, considerando la variable que determina los grupos como factor diferenciador de las poblaciones. También permite comprobar, mediante técnicas gráficas y contrastes no paramétricos, si los datos han sido extraídos de una población con distribución aproximadamente normal. (Universidad de Barcelona, 2017)

Análisis Estructural: El análisis estructural busca cuantificar la correlación espacial, el cálculo del semivariograma experimental, el análisis e interpretación del semivariograma y el ajuste del modelo teórico al experimental. (Villada & Londoño, 2014)

Kriging: El método de interpolación denominado "Kriging", consiste en determinar un dato desconocido a partir de otros conocidos, teniendo como premisa que los datos más cercanos tienen una mayor influencia sobre él (Londoño & Valdés, 2012).

Kriging Ordinario (KO): Estimador lineal basado en el conocimiento de las covarianzas de los datos, con media constante y conocida pero zonalmente. (Londoño & Valdés, 2012).

Anomalía Geoquímica: Desviación de los patrones geoquímicos que son normales para un área o ambiente determinado; manifestada como desviación positiva o negativa de los patrones normales de concentración de uno o más elementos en materiales naturales (suelos, rocas, aguas, sedimentos, materiales bióticos y otros) en un área o región geográfica dada. (Glosarios.servidor-alicante.com, 2013)

Mineralización: Este término se utiliza casi exclusivamente para la introducción de minerales menas y de minerales ganga en rocas preexistentes ya sea por vetas o fracturas, reemplazamiento de manera diseminada. La mineralización puede considerarse en cualquier escala; desde una muestra de roca hasta una región de varios miles de kilómetros cuadrados. (Glosarios.servidor-alicante.com, 2013)

RESUMEN

La aplicación de métodos geoestadísticos a bases de datos geoquímicos de suelos y rocas suministrados por la empresa B2GoldCorp, permite realizar estimaciones de la distribución de oro en un depósito Epitermal de baja sulfuración.

Con la implementación de un sistema de información Geográfica SIG y el estudio espacial de los contenidos de oro (Au) a través de métodos de interpolación como el Kriging Ordinario y Universal se obtienen áreas con anomalía de oro y potenciales zonas mineralizadas en el proyecto minero San José.

PALABRAS CLAVES: Geoestadística, kriging, Anomalía, Mineralización

ABSTRACT

The application of geostatistical methods to geochemical databases of soils and rocks supplied by the company B2GoldCorp allows estimations of the distribution of gold in a low sulphidation epithermal deposit.

With the implementation of a GIS Geographic information system and the spatial study of the contents through interpolation methods such as Ordinary and Universal kriging areas were obtained with gold anomaly and potential mineralized zones in the San José mining project.

KEY WORDS: Geostatistics, kriging, Anomaly, Mineralization

INTRODUCCIÓN

Los Sistemas de Información geográfica SIG son la mejor herramienta de gestión para la recopilación e integración de todos los datos espaciales y sirven a las empresas de exploración mineral a crear modelos en 2D y 3D que ayuden a mostrar áreas favorables para depósitos minerales, basados en la distribución y los conocimientos de ocurrencias minerales (Osman, 2012).

Las técnicas de análisis entre las que se incluyen las geoestadísticas mapas geoquímicos, entre otros, permiten investigar sobre la estructura, tendencia y asociaciones de las variables, así como conocer los procesos que controlan la variabilidad geoquímica espacial en un área de interés (Lapworthx, et al., 2012).

El trabajo realizado contribuye al proyecto de exploración San José a conocer mejor la distribución de oro en las áreas muestreadas a partir de análisis estadísticos y geoestadísticos y a realizar mapas de predicciones para encontrar las zonas de mayor potencial minero y delimitar algunas nuevas zonas donde no se ha realizado muestreo y que pueden ser de interés para la compañía minera B2Gold.

1. ÁREA PROBLEMÁTICA

La exploración minera constituye la etapa o fase inicial para el desarrollo de un proyecto minero, con ella se busca encontrar, delimitar y estimar los recursos en un área determinada o de interés económico.

Durante el desarrollo de las actividades de exploración minera se recolecta gran cantidad de datos (de campo, geoquímicos, geofísicos, entre otros) los cuales son interpretados por parte del personal técnico de la compañía minera, para la toma de decisiones acerca de la viabilidad, ejecución y desarrollo de futuros programas de exploración.

Con base en lo enunciado anteriormente se busca unificar mediante herramientas SIG los grandes volúmenes de información generada por B2Gold en uno de los proyectos de la empresa y clasificar las áreas de interés de acuerdo a las anomalías que reflejan los resultados de los muestreos realizados y de los análisis espaciales realizados con el enlace de la información.

Se pretende utilizar la base de datos de exploración de la concesión Minera San José, ubicado en Nicaragua, Región Autónoma del Atlántico Sur, con una extensión de 12,474.57 hectáreas, de la empresa B2GoldCorp, para implementar un SIG que permita encontrar targets de interés para la compañía y que no fueron detectados con interpretaciones preliminares.

Finalmente, ¿Cómo encontrar targets de interés para la empresa B2Gold Corp. enlazando toda la data geológica disponible mediante la incorporación de un SIG y despliegue espacial de toda información?

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

Determinar zonas económicas (mineralización de oro) en la concesión minera San José, ubicado en la Región Autónoma del Atlántico Sur de Nicaragua de la empresa B2Gold Corp. utilizando herramientas SIG de análisis espacial.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Procesar y analizar la información geológica, geoquímica y estructural del proyecto San José
- Analizar la distribución espacial de a variable contenido de oro (Au) mediante análisis geoestadístico y elaboración de mapas de predicción a partir de una base de datos de suelos y rocas en el área de concesión San José
- Definir las áreas de interés y con potencial de mineralización de Au en el área de interés.
- Proponer un plan de exploración a partir de resultados obtenidos con el análisis geoestadístico implementado.

3. JUSTIFICACIÓN

Inversión de grandes cantidades de dinero en proyectos sin resultados efectivos, hacen necesario la estandarización de parámetros que permitan certificar y evaluar los recursos y potencial minero de un proyecto en cuanto a sus posibilidades para desarrollar la actividad minera, por lo que es de suma importancia el análisis de las bases de datos con herramientas de un sistema de información geográfica para que la empresa sea eficiente al tomar decisiones y generar proyectos exitosos que generen confianza en los inversionistas. B2Gold Corp. es una compañía Internacional con sede principal en Vancouver y proyectos mineros distribuidos en 4 países, su objetivo principal es encontrar grandes yacimientos de oro y metales base. Esta empresa será la proveedora de la información geológica regional de uno de sus proyectos mineros ubicados en Nicaragua para el análisis e implementación de un SIG como herramienta de análisis de los datos existentes.

En primer lugar se estandarizará la información y el almacenamiento en una base de datos para posteriormente proceder al análisis por medio de una herramienta SIG que permitirá el análisis espacial y enlace de los datos de campo, resultados geoquímicos, geofísicos e imágenes aéreas para obtener un modelo geológico que permita identificar zonas mineralizadas en el proyecto.

Este proyecto surgió a raíz de la necesidad de integrar el gran volumen de información generada y a la insuficiencia de enlace entre todas las variables generadas en el proceso de exploración.

A través de los sistemas de información geográfica se determinara los targets de exploración en el proyecto y se empleara como una herramienta específicamente diseñada para procesar y analizar la información existente que conduzca a la toma de decisiones.

4. MARCO TEÓRICO

La Concesión minera San José se encuentra ubicada en la Planicie Costera del Atlántico Nicaraguense. A escala regional, el área de la concesión se ubica dentro de un lineamiento oval de 150 km², evidenciado en imágenes de satélite, que probablemente representa los remanentes de un complejo de caldera (Readon, 2005).

Tanto dentro como fuera del área del proyecto, se pueden observar un lineamiento con tendencia Noroeste, el cual está bien definido por el patrón de drenaje y por la dirección preferencial de las vetas de cuarzo.

La mineralización de la concesión San José, consiste de vetas de cuarzo y zonas de silicificación producidos por un sistema epitermal de baja sulfidación. Dichas vetas de cuarzo aurífero se han identificado en un trend principal con dirección NW, y un sistema secundario en dirección EW que al parecer está asociado a fracturas de tensión generadas a partir del primer esfuerzo que genero las estructuras NW (Informe anual B2Gold, 2013)

De manera regional existe cloritización y argilización supergena sobre gran parte de las unidades volcánicas observadas dentro de la concesión. La alteración principal asociada a la mineralización sobre los sectores de mineralizados corresponde a zonas silicificadas, débiles a moderadas principalmente controlada por fracturas. De igual forma en algunos sectores es muy común la presencia de sericitización y alteración Qzo-sericitica (Informe anual B2Gold, 2013).

4.1 GEOESTADÍSTICA

La geoestadística se define como la rama de la estadística que se especializa en el análisis y la modelación de la variabilidad espacial en ciencias de la tierra, trata fenómenos espaciales (Journel & Huijbregts, 1978). Su objetivo principal es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Myers, 1987).

La modelación espacial es la adición más reciente a la literatura estadística. Geología, ciencias del suelo, agronomía, ingeniería forestal, astronomía, o cualquier disciplina que trabaja con datos colectados en diferentes locaciones espaciales necesita desarrollar modelos que indiquen cuando hay dependencia entre las medidas de los diferentes sitios. Usualmente dicha modelación concierne con la predicción espacial, pero hay otras áreas importantes como la simulación y el diseño muestral (Cressie, 1989).

En la realización de un análisis geoestadístico es necesario cumplir con los principios de estacionariedad (Giraldo Henao, 2002) con el fin de hacer un análisis exploratorio y estructural de los datos. El análisis exploratorio puede identificar: valores extremos, la normalidad de los datos o su normalización mediante transformaciones, la evaluación de la distribución de las variables y la existencia de correlaciones entre ellas. Luego, en el análisis estructural se ajustaron los modelos teóricos para representar la correlación espacial entre los datos (semivariogramas), y mediante técnicas de interpolación espacial, tal como kriging ordinario (KO) y cokriging (CK) Para las variables correlacionadas, fue posible obtener mapas de estimación para las variables objeto de estudio, y bajo el cumplimiento del principio de estacionariedad, los valores estimados muestran altas confiabilidades. Rangos de (Villada & Londoño, 2014).

4.2 ANÁLISIS EXPLORATORIO

El análisis exploratorio consistió en identificar inicialmente la normalidad, tendencias y valores extremos de los datos para cada variable. Las medidas de tendencia central (media "x", moda "Mo", mediana "Me") y las medidas de dispersión (desviación estándar "Γ", los coeficientes de sesgo "CS", curtosis "CC" y variación "CV" y la varianza "Γ2") para cada variable. (Villada & Londoño, 2014)

4.1.1 Media x.

Se tiene una muestra de tamaño N, donde la variable estadística x toma los x1, x2, . . . ,xN. Se define la media aritmética x, o simplemente media, de la como se observa en la

Figura 1; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}.$$

Figura 1. Fórmula para calcular la Media x

Es decir, la media se calcula sencillamente sumando los distintos valores de x y dividiendo por el número de datos. La media representa entonces una especie de centro de gravedad, o centro geométrico, del conjunto de medidas. Una característica importante de la media como medida de tendencia central es que es muy poco robusta, es decir depende mucho de valores particulares de los datos. (Gorjas, Cardiel & Zamorano, 2009).

4.1.2 Mediana Me.

Se define como una medida central tal que es el número central de un grupo de números ordenados por tamaño es decir de menor a mayor, el 50% de los datos

son inferiores a su valor y el 50% de los datos tienen valores superiores. Es decir, la mediana divide en dos partes iguales la distribución de frecuencias o, gráficamente, divide el histograma en dos partes iguales. Si la cantidad de datos es par, la mediana es el promedio de los dos números centrales.

4.1.3 Moda Mo.

Se define valor de la variable que tiene una frecuencia máxima. En otras palabras, es el valor que más se repite. Hay que indicar que puede suceder que la moda no sea única, es decir que aparezcan varios máximos en la distribución de frecuencias, en ese caso se dice que la distribución es bimodal, trimodal. Cuando no hay valores repetidos su cálculo es directo ya que puede leerse directamente de la tabla de distribución de frecuencias (Gorjas, Cardiel & Zamorano, 2009).

4.1.4 Desviación Estándar y Varianza.

La varianza se define como diferencia promedio que hay entre cada uno de valores respecto a su punto central (media \bar{x}). Este promedio es calculado, cada una de la diferencias al cuadrado y calculando la media; es decir, todos los cuadrados de las diferencias de cada valor respecto a la media y por el número de datos. Ver

Figura 2

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2}{N}$$

Figura 2. Fórmula para calcular la Desviación Estándar

La desviación estándar se define como promedio aritmético de fluctuación de los datos respecto a su punto central o media. La desviación estándar da como resultado un valor numérico que representa el promedio de diferencia que hay entre los datos y la media. Para calcular la desviación estándar basta con hallar la raíz cuadrada de la varianza. (Gorjas, Cardiel & Zamorano, 2009).

4.1.5 Coeficientes de Sesgo.

Cuando la distribución de los valores de las variables es equidistantes a un lado y a otro, es decir la misma concentración de valores a la derecha y a la izquierda de la media, la distribución es simétrica.

En el caso de no tener simetría, diremos que tenemos asimetría a la derecha (o positiva) o a la izquierda (o negativa) dependiendo de que el histograma muestre una cola de medidas hacia valores altos o bajos de la variable respectivamente. También se puede decir que la distribución está sesgada a la derecha (sesgo positivo) o a la izquierda (sesgo negativo) (Gorjas, Cardiel & Zamorano, 2009).

4.1.6 Curtosis.

La Curtosis o coeficiente de Curtosis analiza el grado de concentración que presentan los valores alrededor de la zona central de la distribución. Los datos se pueden distribuir de forma que se tenga un gran apuntamiento (o pico en el histograma) alrededor del valor central, en cuyo caso se dirá que se tiene una distribución leptocúrtica, o en el extremo contrario, el histograma puede ser muy aplanado, lo que corresponde a una distribución platicúrtica. En el caso intermedio y en el caso intermedio se denominará como distribución es mesocúrtica y el agrupamiento corresponderá a al de una distribución llamada normal, o en forma de campana de Gauss. (Gorjas, Cardiel & Zamorano, 2009).

4.3 ANÁLISIS ESTRUCTURAL

El análisis estructural busca cuantificar la correlación espacial, el cálculo del semivariograma experimental, el análisis e interpretación del semivariograma y ajuste del modelo teórico al experimental.

La función semivarianza es estimada por el método de momentos, a través del semivariograma experimental, que se calcula como se observa en la Figura 3 (Wackernagel, 1995):

$$\bar{\gamma}(h) = \frac{\sum (Z(x+h) - Z(x))^2}{2n}$$

Figura 3. Fórmula para calcular la Semivarianza

Donde $Z(x)$ es el valor de la variable en un sitio x , $Z(x+h)$ es otro valor muestral separado del anterior por una distancia h y n es el número de parejas que se encuentran separadas por dicha distancia. La función de semivarianza se calcula para varias distancias h . En la práctica, debido a irregularidad en el muestreo y por ende en las distancias entre los sitios, se toman intervalos de distancia $\{[0, h], (h, 2h], (2h, 3h], L\}$ y el semivariograma experimental corresponde a una distancia promedio entre parejas de sitios dentro de cada intervalo y no a una distancia h específica. Obviamente el número de parejas de puntos n dentro de los intervalos no es constante. Para interpretar el semivariograma experimental se parte del criterio de que a menor distancia entre los sitios mayor similitud o correlación espacial entre las observaciones. Por ello en presencia de autocorrelación se espera que para valores de h pequeños el semivariograma experimental tenga magnitudes menores a las que esta toma cuando las distancias h se incrementan. (Villada & Londoño, 2014).

Es necesario realizar ajustes de modelos que generalicen lo que se observa en el semivariograma experimental a cualquier distancia, existen modelos teóricos de

semivarianza que se pueden ajustar al semivariograma experimental, acotados y no acotados, dichos modelos tienen tres parámetros comunes:

- Efecto Pepita
- Meseta
- Rango

4.4 INTERPOLACIÓN O ESTIMACIÓN ESPACIAL

El método de interpolación denominado "Kriging", consiste en determinar un dato desconocido a partir de otros conocidos, teniendo como premisa que los datos más cercanos tienen una mayor influencia sobre él (Londoño & Valdés, 2012). Entre los diferentes variantes existentes del Estimador Kriging, los métodos usados en este estudio corresponden a:

- 1 Kriging Ordinario (KO), estimador lineal basado en el conocimiento de las covarianzas de los datos, con media constante y conocida pero zonalmente.
- 2 CoKriging (CK) o kriging correlacionado, utiliza la correlación espacial y la correlación entre funciones aleatorias al mismo tiempo.
- 3 Kriging probabilístico (KP), estimador no lineal basado en CK que utiliza como variables productoras una función indicadora y una variable generada a través de transformación uniforme.

4.5 ANTECEDENTES

Conocer la distribución espacial de los minerales y zonas mineralizadas es de gran importancia en el proceso de exploración y posteriormente en explotación en cualquier proyecto minero, en la medida que se obtenga este conocimiento es de gran ayuda para la reducción de costos económicos y aumentar la confianza de los inversionistas.

Se estructura el estado del arte principalmente en dos aspectos primordiales; primero en la importancia de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) en la industria minera y en la etapa de exploración, posteriormente se citaran casos de estudio donde por medio de métodos geoestadísticos y herramientas SIG se estiman y caracterizan depósitos tanto en Colombia como en otros países.

4.5.1 IMPORTANCIA DE LOS SIG EN LA MINERIA.

(Harris et al., 2000) Afirman que los Sistemas de Información Geográfica (SIG) ofrecen un gran potencial como herramienta para el análisis de datos geoquímicos tanto para la clasificación litológica como diversas aplicaciones en la exploración mineral. Esto ha permitido que las empresas mineras hayan comenzado a utilizar los SIG como herramienta preferida para la planificación, análisis y gestión (Gongwe & Jianping, 2008).

En (Leu et al., 2006) se expone como la minería de datos es el proceso de emplear conocimientos computacionales para automatizar, analizar y extraer el conocimiento de la base de datos colectada, con el propósito de determinar trends y patrones en los datos y extraer información predictiva que pudiera estar escondida en la base de datos, en la publicación se explica como la minería de datos es una poderosa tecnología con gran potencial que ayuda a los investigadores a enfocarse en la información más importante de la "raw data". Además de los tipos de técnicas que se deben adoptar en el proceso.

4.5.2 CASOS DE ESTUDIO.

Los Sistemas de información geográfica (SIG) como herramienta para mejorar la exploración de depósitos minerales, lo presentan (Ott et al., et al 2006) donde seleccionan el distrito minero Mina Escondida en Chile con imágenes Landsat disponibles, se explica cómo los análisis de datos estructurales y datos de sensores remotos en el área ayudaron a identificar algunas características de rocas alteradas asociadas a menas de pórfidos cupríferos; mencionan que las imágenes fueron clasificadas para separar Targets de rocas alteradas de zonas sin ninguna alteración y que no eran relevantes para la exploración. El resultado de la clasificación de todas las imágenes transformadas fueron una combinación numérica en un mapa favorable, el cual mostro la distribución espacial de áreas de targets relacionadas a rocas alteradas hidrotermalmente, con este estudio se puede concluir que el enfoque de análisis de imágenes Landsat en combinación con el trabajo geológico de campo ofrece un nuevo impulso para las estrategias de exploración y localización de mineralizaciones. La exploración minera puede ser mejorada por uso de datos de satélite optimizados.

Osman (2012) explica como los SIG pueden ser utilizados en diferentes campos de la geología; donde en la etapa de exploración mineral pueden ser usados un conjunto de características de específicos depósitos minerales que pueden servir como una guía en zonas similares. El conjunto de información que se deben utilizar incluye mapas de geología superficial, datos geofísicos, geoquímica de muestras y datos de ocurrencia mineral. También, un número de líneas características como datos estructurales. Se expone que los SIG son la mejor herramienta de gestión para la recopilación e integración de todos los datos espaciales y se muestra como sirven a las empresas de exploración mineral a crear modelos en 2D y 3D que ayuden a mostrar áreas favorables para depósitos minerales, basados en la distribución y los conocimientos de ocurrencias minerales además de ahorrar tiempo y dinero.

expone que las ventajas de usar técnicas de modelos espaciales de datos en un SIG es que se puede mapear una única combinación de variables predictivas que contribuyen al valor para cada celda de la grid derivada del mapa, lo cual significa que se puede consultar una combinación de variables del mapa usando herramientas GIS, y más importante para la exploración de Targets que se pueda identificar celdas con diferentes tipos de datos olvidados, también una de las críticas de los modelos de datos espaciales es que se puede encontrar lo que ya se conoce y frecuentemente la celdas con la más alta probabilidad de identificar valores de depósitos o prospectos; a menudo la oportunidad para la exploración mineral recae en los Targets que tienen moderado a alto valores de probabilidad, pero que tienen los datos que faltan; por ejemplo la geoquímica no ha sido recolectada o no hay un mapa detallado de alteración. Si los datos faltantes son colectados, entonces se incrementa los valores de probabilidad. (Osman, 2012);

Partington (2010) presenta que los modelos de datos espaciales no solo pueden ser usados para identificar nuevos Targets, también pueden ser usados para planear

un nuevo programa de exploración para coleccionar los datos faltantes que adicionaran el mayor valor a la exploración,

Así como la importancia de que todos los factores envueltos en el proceso de modelamiento sean comprendidos y replicados en el modelo espacial de datos modelados para que este sea efectivo, lo que significa que un mapa final no solo integrara todo los datos digitales disponibles sino también el conocimiento del proceso que está siendo modelado.

Las técnicas estadísticas entre las que se incluyen las estadísticas resumen, diagramas de caja, gráficos de dispersión, análisis de correlación, mapas geoquímicos, entre otros, permiten investigar sobre la estructura, tendencias y asociaciones de las variables, así como conocer los procesos que controlan la variabilidad geoquímica espacial del área de interés (Lapworthx, et al., 2012).

En su tesis doctoral Cuadro et al., (2005), elaboran una metodología para caracterizar un yacimiento laterítico a partir de la aplicación de métodos y simulación geo-estadística, tomando como caso particular el yacimiento de Punta Gorda (Cuba). El problema radica en que los métodos empleados para la estimación y caracterización no tienen en cuenta las características de variabilidad y correlación espacial, no tratan adecuadamente la alta variabilidad espacial presente en estos yacimientos y no utilizan procedimientos modernos para la integración de información que incorporen fuentes con distinto grado de conocimiento, por lo que los resultados del cálculo de recursos minerales resultan inexactos y poco detallados, lo cual repercute desfavorablemente en la explotación racional de éstos. Con este trabajo la simulación geo-estadística desarrollada permitió: reproducir el comportamiento de las variables a través de sus características de dispersión, proponer posibles valores reales, simular el proceso de exploración puntual.

Aplicando métodos geoestadísticos a datos geoquímicos Villada & Londoño, (2014), realizan una estimación de la distribución de la calidad de un depósito calcáreo entre los municipios de Puerto Nare y San Carlos en el departamento de Antioquia (Colombia) a través de métodos de interpolación como el Kriging y sus variantes, para este caso fue Kriging probabilístico y para el tratamiento geo estadístico se usó el software Statgraphics Centurion® y el módulo de Geostatistical Analyst de ArcGis 10®. Con esto se obtienen resultados en áreas de contenidos de Óxidos en lugares donde no había ningún tipo de medición con una confianza de estimación mayor a 90% ya que consideran la correlación espacial para predecir un valor asignando pesos o ponderaciones a los puntos que se consideran cercanos para la estimación, proporcionando bajas medidas en los errores de estimación.

En un depósito de tipo pórfido ubicado en el municipio de Titiribí (Antioquia) (Arrieta, Sánchez & Londoño, 2014) para su tesis de especialización realizan un ejercicio similar pero el objetivo en dicho estudio para la estimación de oro y Cobre, creando mapas de predicción, tomando como base la metodología de estadística, pero el

método utilizado acá es Kriging Ordinario y utilizando como herramienta GIS el módulo de Geostatistical Analyst de ArcGis 10®, de los resultados obtenidos el valor de confianza es mayor a 87%.

Para ambos trabajos el proceso metodológico se elaboró un modelo que ilustra el análisis geo-estadística, dicho proceso se divide en tres grupos:

- Datos de Entrada
- Procesos
- Datos de Salida

Los modelos espaciales propuestos para cada uno de los trabajos y el tipo de estimadores Kriging corresponden a los objetivos que se plantean en cada uno de ellos, lo cual lo convierte en una metodología útil, pero no puede generalizarse es importante hacer varias técnicas de interpolación y comparar las estimaciones.

4.6 GENERALIDADES

4.6.1 LOCALIZACIÓN.

El área de concesión denominada Proyecto San José tiene un área de 12.474 Ha (Hectáreas) y se localiza cerca a Managua capital de Nicaragua. Debido a cláusulas de confidencialidad, la ubicación exacta de la zona de estudio no será presentada en este informe.

4.6.3 CLIMA Y FISIOGRAFÍA.

El clima de la zona se clasifica como húmedo tropical, con temperatura promedio de 25°C y humedad relativa de 85%. La precipitación varía entre 2.800 y 3000 mm anuales y registra periodos lluviosos de 7 a 8 meses a lo largo del año, donde los periodos de lluvia disminuyen en los meses de Enero y Marzo.

En el área de San José se presenta una topografía ondulada, con alturas que no superan los 210msnm; se caracteriza por presentar cañones dejados por las quebradas los cuales son pocos profundos. La región a la que pertenece se ubica dentro de la Provincia Geomorfológica de la Planicie Costanera del Atlántico, caracterizada por un relieve dominante plano hasta fuertemente ondulado, con pendientes que fluctúan entre 0 y 15%. Los suelos de esta zona se han desarrollado a partir de sedimentos aluviales finos, con abundantes gravas silíceas, siendo muy ácidos, pobres en bases, ricos en aluminio y de baja fertilidad (Tomado de Informe de B2Gold) (Figura 4)

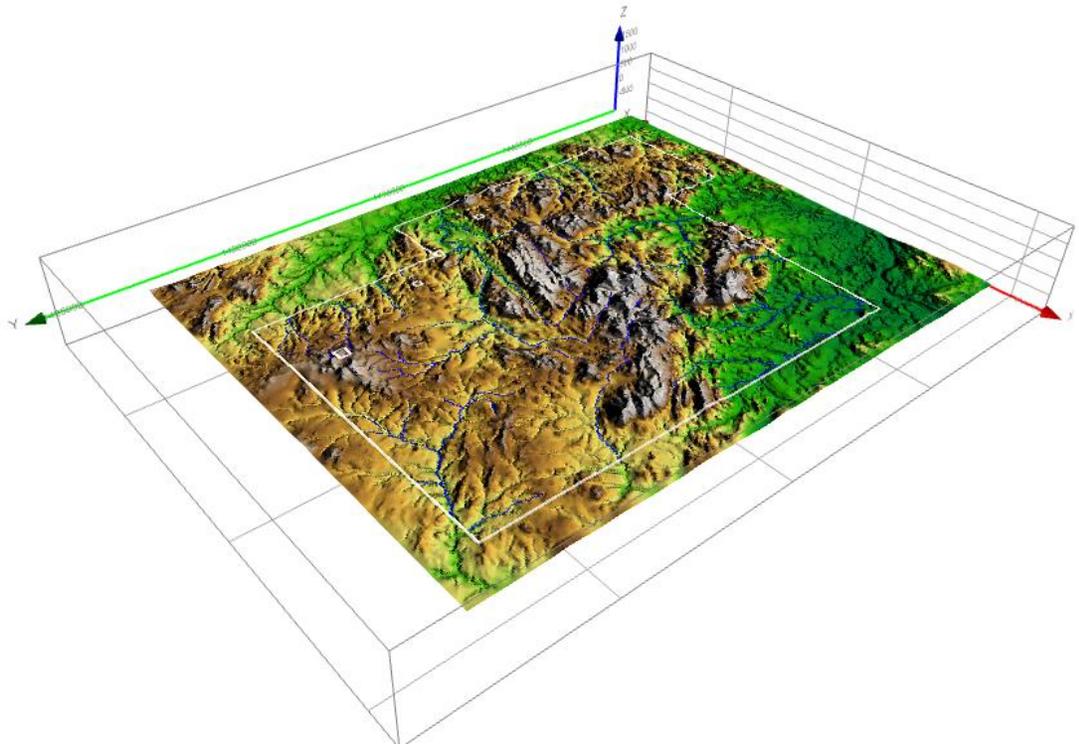


Figura 4. Fisiografía Proyecto San José

4.6.4 GEOLOGÍA REGIONAL.

En el mapa Geológico de Nicaragua, las rocas del área se muestran como pertenecientes al Grupo Matagalpa de edad Oligoceno-Mioceno, con extensas áreas cubiertas por sedimentos aluviales. En el área se observa que está recubierta por rocas volcánicas (como las del grupo Matagalpa), representadas principalmente por tobas félsicas a máficas e ignimbritas intercaladas con basaltos.

El paquete de volcánicos bimodales es instruido por diques riolíticos-riodacíticos. De acuerdo a la interpretación geológica, estos diques y flujos riolíticos forman parte del Grupo Coyoil de edad Mioceno-Plioceno, los cuales forman altos topográficos y comúnmente muestran textura de flujo laminar subvertical, típico de una unidad félsica muy viscosa, indicando cuellos sub-volcánicos o posiblemente domos erosionados (Ramírez, L., 2005).

Estos flujos félsicos laminados y unidades intrusivas, se encuentran también en otras partes de Nicaragua, y han sido interpretados como contemporáneos y genéticamente relacionados con la mineralización aurífera o al menos como fuente de calor para la formación de sistemas hidrotermales. En el área, algunas de las

4.6.5 GEOLOGÍA LOCAL

Tobas Máficas: Es la unidad estratigráfica más antigua mapeada, consiste de una toba máfica, oxidada, que está estrechamente asociada con flujos de basalto. Esta unidad forma flujos piro clásticos pobremente soldados. El espesor es desconocido. Predominantemente ceniza afanítica con zonas de parches de textura “micro amigdalar”, consistente de hasta un 20% de amígdalas irregulares <1 mm rellenas con zeolita blanca. Localmente, esta unidad contiene pequeñas cantidades de bloques de escoria y/o fragmentos líticos afaníticos y de varios centímetros. Esta unidad es muy débilmente a no magnética. (Informe anual B2Gold, 2013)

Flujos de Basalto: Flujos de basalto amigdalar y porfírico de grano muy fino a afanítico están presentes en toda el área de la concesión. Se encuentran en toda la sección, intercalados con las unidades piroclásticas y como diques cortando las demás unidades. El color es gris, gris oscuro, gris-azul, morado y marrón oscuro. Moderado a fuertemente magnético y localmente muestra bandeamiento de flujo ondulado en superficies meteorizadas. (Informe anual B2Gold, 2013)

Rocas Piroclásticas Máficas: Tobas máficas e ignimbritas también están presentes en toda la sección, pero son más dominantes en la parte inferior. De color púrpura oscuro, marrón y gris, matriz soldada a cenicienta, con cantidades variables de cristales de plagioclasas (típicamente 1-5%) y fragmentos líticos (5-80%) de rocas máficas con tamaños de <1 mm a 10 cm. Mal soldadas y típicamente no magnéticos. (Informe anual B2Gold, 2013)

Ignimbritas Hematítica: Esta unidad se caracteriza por un matriz de ceniza rojo a morado fuertemente hematizada, y fragmentos líticos máficos afaníticos. Especialmente se encuentra entre las ignimbritas máficas inferiores y las ignimbritas bimodales.

Ignimbritas bimodales: Estas se definen por la mezcla de componentes félsicos y máficos. Diversas combinaciones están presentes, cenizas félsicas que contienen fragmentos líticos máficos, cenizas máficas que contienen fragmentos líticos félsicos, y varias otras mezclas.

Estas rocas suelen ser moderadamente a fuertemente magnéticas, debido a la presencia de basalto magnético y/o fragmentos de Dacita. Localmente, magnetita está presente en la matriz. (Informe anual B2Gold, 2013)

Ignimbrita Félsica: Toba-ceniza félsica e Ignimbrita está presente debajo de la Ignimbrita máfica y es contemporánea con la Dacita de intra caldera. En el sur, es moderadamente soldada, con ceniza muy fina rosa con menos fragmentos líticos máficos y escasa pómez. En el norte, es ceniza masiva moderada a densamente soldada, con menos componentes de cristales de feldespato. (Informe anual B2Gold, 2013)

Flujos de Dacita: Flujos de dacita porfirítica están asociados con los domos de riodacitas del área. Puede haber poca diferencia de composición entre los dos, pero estos flujos se distinguen de la riodacita, para propósitos de mapeo, por la falta de bandeado de flujo. Son de color púrpura y con escasos fenocristales de plagioclasa euedral de grano fino a medio. Hornblenda está presente localmente. Estos flujos son típicamente muy magnéticos. (Informe anual B2Gold, 2013)

Flujos y domos de Riodacita: Domos de riodacita con bandeado de flujo, así como diques, flujos y brechas están presentes en toda el área del proyecto. Estos varían en tamaño desde 100m² hasta 3km². (Informe anual B2Gold, 2013)

5. METODOLOGÍA

5.1 TIPO DE TRABAJO

Este trabajo propone el uso de Sistemas de Información geográficas y su módulo de herramientas de análisis espacial para el análisis geo-estadístico de una base de datos de exploración minera para crear superficies de predicción de zonas mineralizada de uno de los proyectos de la empresa B2GoldCorp.

Involucra dos programas en específico ArcGis y MapInfo para la creación de mapas en 2D y 3D, bases de datos geoquímicos, geológicos y estructurales.

5.2 PROCEDIMIENTO

5.2.1 Planteamiento del proyecto a la compañía B2Gold.

El primer paso para el desarrollo del proyecto es socializar los objetivos y el alcance con la empresa proveedora de la información y obtener los permisos y acuerdos de confidencialidad que permitan el desarrollarlo óptimo del proyecto.

5.2.2 Etapa de Investigación.

Se realizó búsqueda y revisión bibliográfica de trabajos similares realizados en otros proyectos que sirvan como base para mejoramiento de las ideas iniciales del proyecto.

5.2.3 Tratamiento de la Información

- Se obtiene una base de datos en la cual se considera los resultados de laboratorio de determinado número de muestras, la variable de estudio es contenido de Oro (Au)
- Se procede a realizar el análisis geoestadístico, partiendo de los principios de estacionariedad, que son fundamentales para realizar el análisis exploratorio y estructural de los datos.
- Análisis exploratorio: en dicho análisis se analizan datos extremos, la normalización de datos a partir de transformaciones y evaluación de las variables y la correlación entre ellas (Media, Moda, Mediana, desviación estándar, Curtosis, entre otras)

- Análisis Estructural: Se ajustan los modelos teóricos para representar la correlación espacial entre los datos (semivariogramas)

5.2.4 Integración de un SIG

Mediante la aplicación del Módulo Geostatistical Analysis, en el software ArcGis, se calcula cada uno de los modelos para cada una de las variables, para la elección de los modelos más acertados, se deben tener en cuenta los siguientes parámetros:

- El valor de la meseta debe estar próximo a la varianza
- El error estándar debe ser pequeño
- La raíz cuadrada del error medio cuadrático debe ser pequeña.
- La raíz cuadrada del error medio cuadrático estándar debe estar cercana a 1.
- El mejor modelo es el que presente mayor confiabilidad.

5.2.5 Implementación del sistema

Por medio de los métodos desarrollados en el proyecto se migrara toda la información existente previamente clasificada y estructurada al SIG y este servirá de plataforma para desplegar toda la información en el sistema y obtener así una herramienta de consulta y toma de decisiones para el desarrollo del proyecto minero.

6. RESULTADOS

En la elaboración de este trabajo se tuvo en cuenta las bases de datos de muestreos de rocas, suelos y trincheras realizadas por la empresa B2Gold corp. En una de sus concesiones mineras ubicadas en el país de Nicaragua.

La base de datos de suelos consiste en una malla rectangular con separación de muestras de 20x50m. Todas las muestras correspondientes a suelos fueron tomadas en la zona de saprolito del perfil de meteorización y fueron enviadas a laboratorios para ser analizadas químicamente por ICP (Inductively Coupled Plasma) para determinar la concentración y anomalías geoquímicas de los diferentes elementos y entender la naturaleza del yacimiento.

En la Figura 6 se puede ver un modelo de elevación digital (DEM) en 3D con la distribución del muestreo de suelos en la zona de interés y la geometría de la malla de exploración ejecutada.

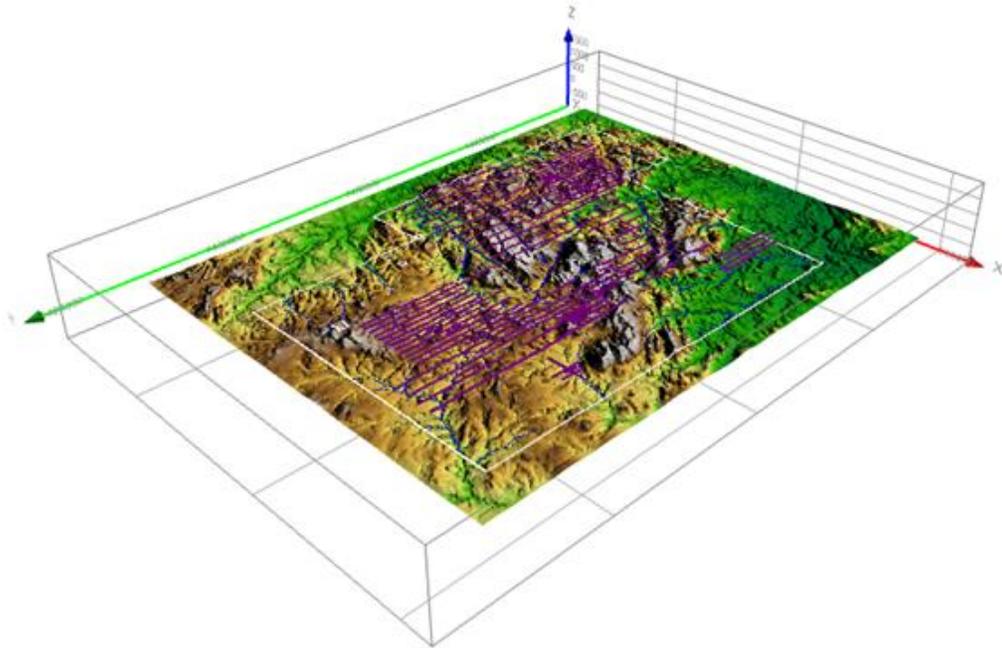


Figura 6. Área de interés con DEM y malla de suelos

La base de datos de rocas consiste en muestras tomadas en afloramientos y con influencia cercana a las anomalías mostradas por la malla de suelo; a diferencia de las muestras de suelos las muestras de rocas son analizadas químicamente para determinar la concentración de Au por dos métodos, ensayos al fuego (FireAssays) e ICP.

En este caso de estudio sólo se analizaron los resultados de ensayo al fuego de la base de datos para Au. La concentración del elemento en este ensayo es dada en partes por millón (ppm) ya que este tipo de muestras presenta mayor concentración de oro. En la Figura 7 se observa la distribución del muestreo de rocas (puntos en color rojo) en la zona del proyecto minero.

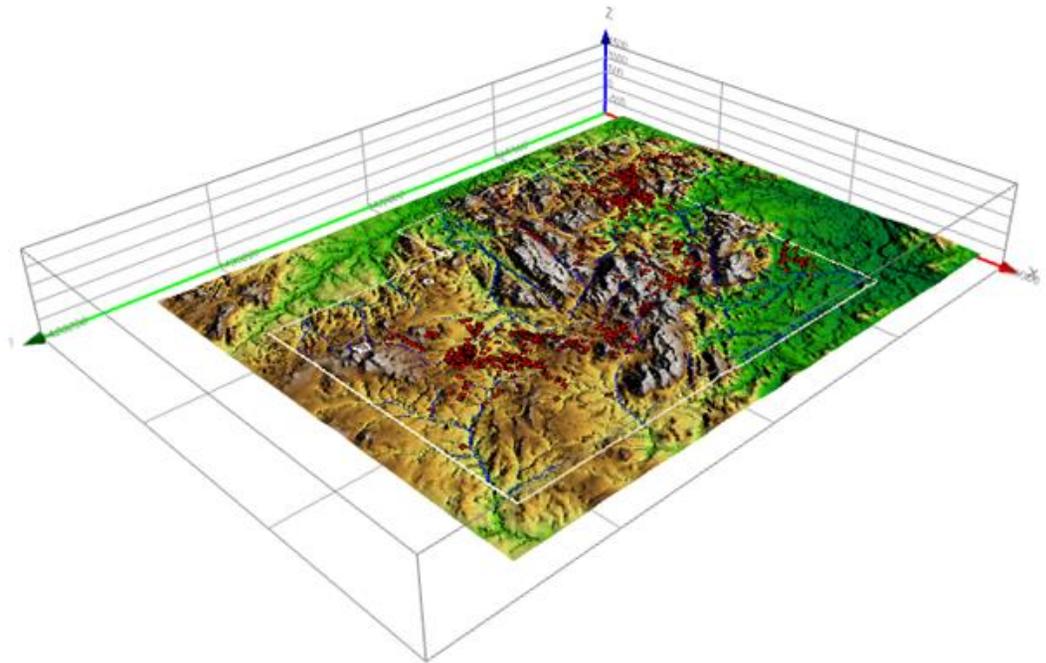


Figura 7. Distribución del muestreo de rocas en la zona de estudio

6.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO

El análisis exploratorio de los datos consiste en identificar la normalidad, la tendencia y los valores extremos para cada una de las variables, que para este caso corresponde al valor de oro (Au) obtenido en cada uno de los muestreos. Como medidas de tendencia central se tiene la media, mediana y desviación estándar, coeficientes de sesgo, Curtosis, varianza como medidas de dispersión. Tabla 1

Au (ppb) para Suelos	
Media	11.213
Error típico	1.046
Mediana	3.000
Moda	3.000
Desviación estándar	94.487
Varianza de la muestra	8927.880
Curtosis	2929.798
Coefficiente de asimetría	47.050
Numero de Datos	8154.000

Tabla 1. Resumen estadístico de los datos para el muestreo de suelos

La distribución de los datos originales, sin eliminar datos extremos o aplicar algún tipo de transformación, se puede apreciar tanto en el resumen estadístico con los valores de curtosis y coeficiente de asimetría. En la gráfica ésta no tiene una distribución normal, posee una asimetría, con una concentración de datos hacia la izquierda, debido a la diferencia de frecuencia de datos en los diferentes rangos de Au. (Figura 8) Aunque la frecuencia de valores altos de Au (ppb) en este gráfico es baja, en este caso representa la anomalía de interés para el proyecto minero.

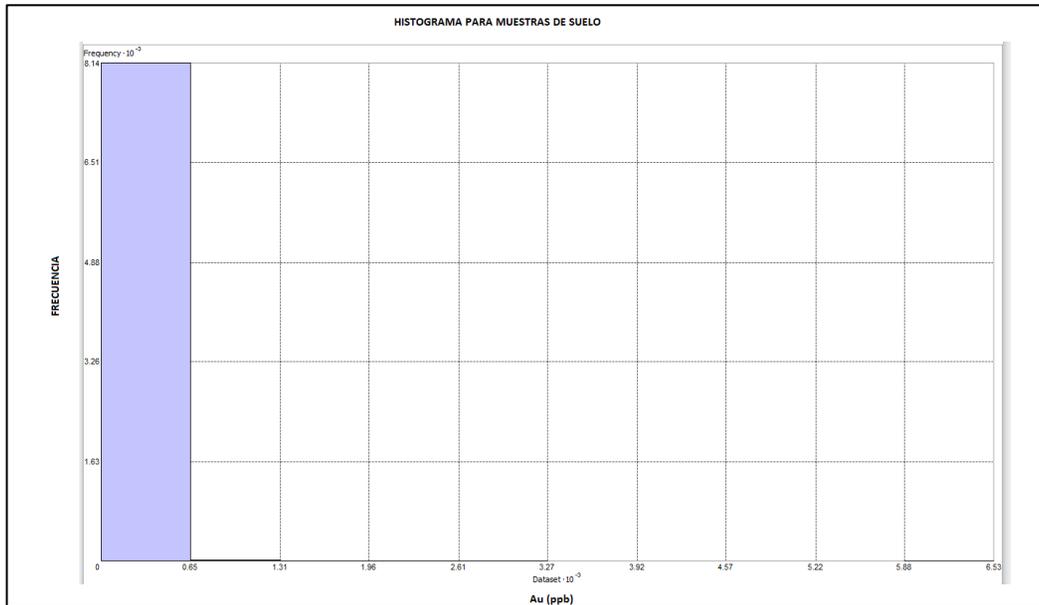


Figura 8. Histograma para muestras de suelo.

Se eliminan los datos extremos y aquellas muestras que no incluían ensayos químicos de oro, pasando a una población de 8137 muestras de suelo y aunque los valores de Curtosis y coeficiente de asimetría son menores que los datos originales, no se observa una distribución normal de los datos, sigue siendo asimétrica y con una cola hacia la derecha (Figura 9).

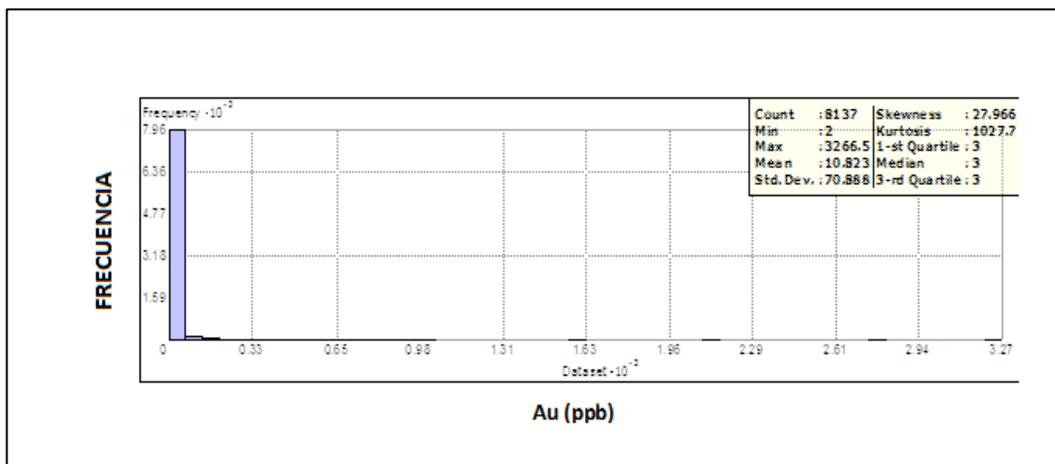


Figura 9. Histograma para muestras de suelo con datos eliminados.

Luego de observar la distribución inicial de las muestras de suelo se decidió aplicar una transformación logarítmica (Figura 10) esto para mejorar la correlación y trabajar con la variable transformada.

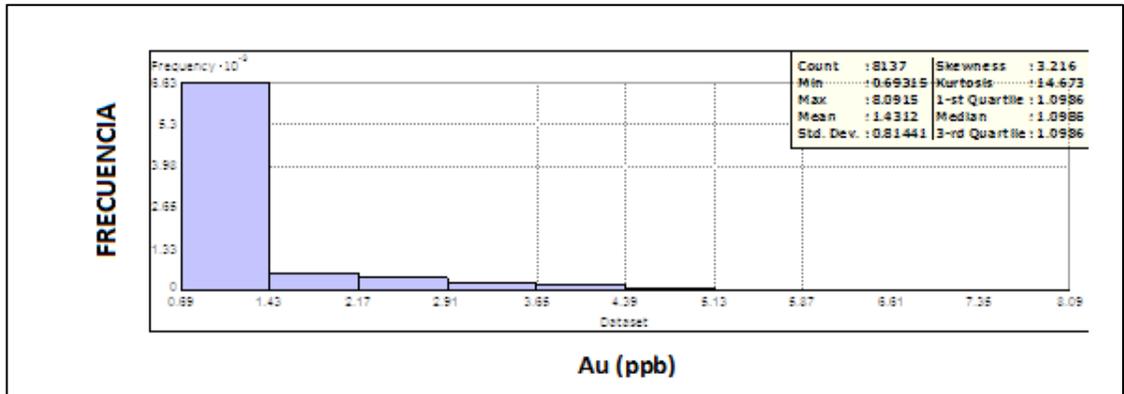


Figura 10. Histograma para muestras de suelo analizadas con variable de Au con transformación logarítmica.

Au(gpt) Para Rocas	
Media	1.247
Error típico	0.117
Mediana	0.075
Moda	0.003
Desviación estándar	5.159
Varianza de la muestra	23.122
Curtosis	178.480
Coefficiente de asimetría	11.142
Cuenta	1428

Tabla 2. Resumen análisis estadístico para muestreo de Rocas.

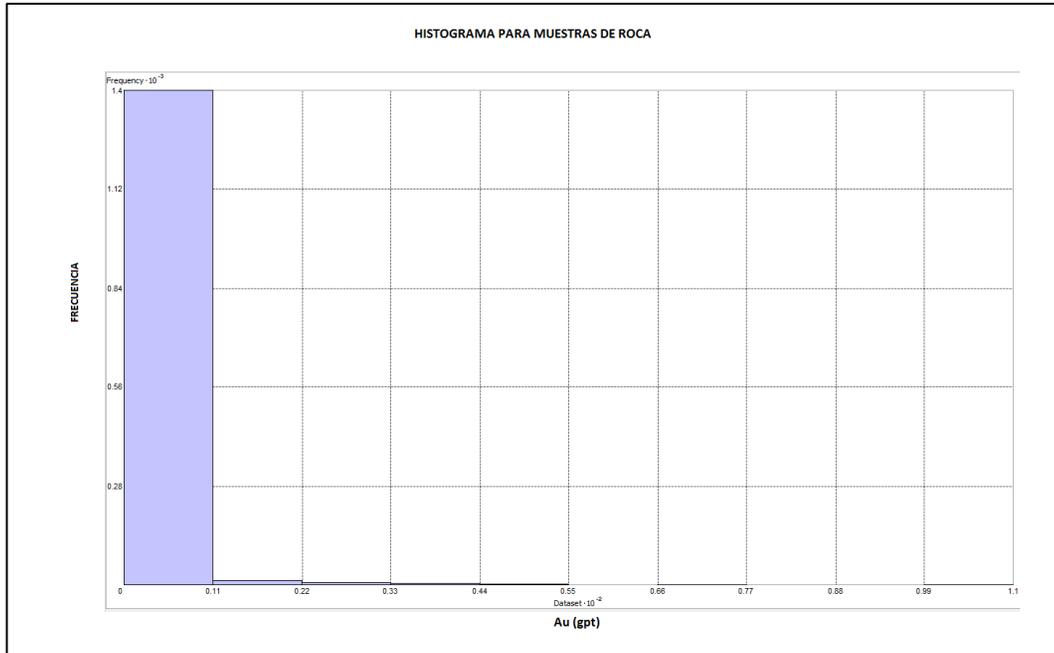


Figura 11. Histograma para muestras de suelo.

De la misma manera que como se analizó los datos para muestras de suelo se hace para las muestras de roca, con una población inicial de 1428 muestras, sin realizar ningún tipo de transformación o eliminar datos extremos (Tabla 2).

En la Figura 11 se observa que los datos no tienen una distribución normal, es asimétrica hacia la izquierda, con una cola hacia la derecha lo que se corrobora con los valores de Curtosis y coeficiente de asimetría de 178.48 y 11.142 respectivamente

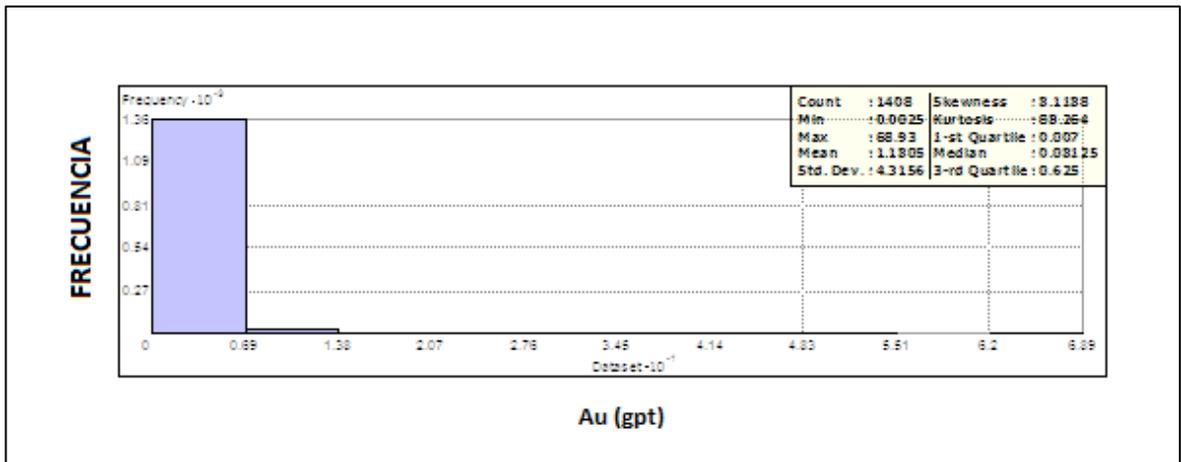


Figura 12. Histograma y resumen estadístico para muestras de roca con datos eliminados.

Con la eliminación de la base de datos los valores para Au (gpt) de cero y valores extremos y la población inicial de 1428 pasaron a 1408 muestras y se procedió a realizar nuevamente el análisis exploratorio. En Figura 12 se presentan los datos y la distribución de estos, donde los datos de Curtosis y coeficiente de asimetría mejoran con respecto al análisis anterior, pero la distribución de los datos sigue siendo asimetría, no se tiene un comportamiento normal de los datos por lo que se aplica una transformación logarítmica (Figura 13) donde se aprecia que los datos tienen un comportamiento normal, simétrica tipo campana.

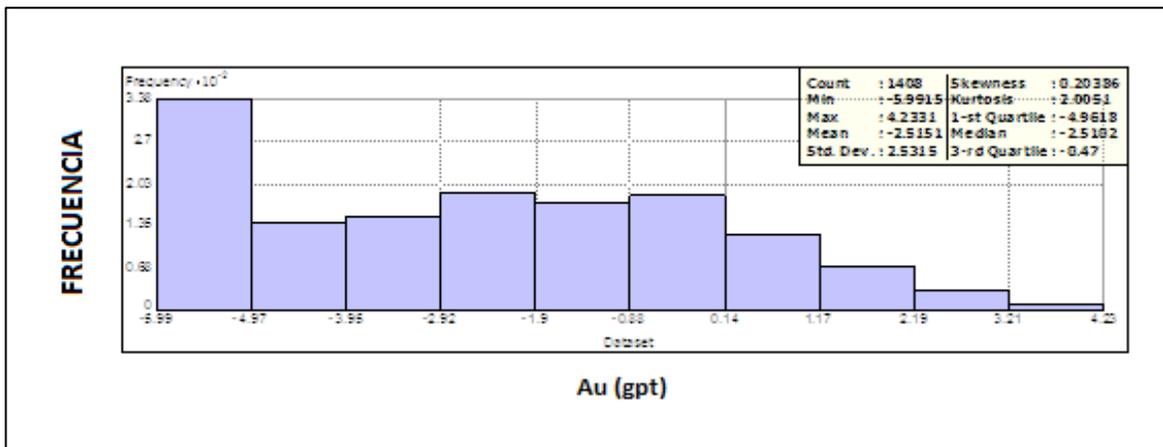


Figura 13. Histograma para muestras de roca analizadas con variable de Au con transformación logarítmica.

6.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL

A partir de la aplicación del módulo Geoestatical Analysis de software ArcGis, se calcula los diferentes modelos geoestadístico para la variable oro(Au) para muestreo de suelos y de rocas y la elección del mejor modelo para esta base de datos, para este proceso se tuvo en cuenta los siguientes parámetros (Mejia, Betancur & Londoño, 2007):

1. El valor de la meseta del modelo (partial sill " Γ_s ") debe estar próximo a la varianza.
2. La raíz cuadrada del error medio cuadrático "RMS" debeseer pequeña.
3. La raíz cuadrada del error medio cuadrático estándar "RMSS" debe estar cercana a 1.

En éste caso de estudio en particular la variable (Au) constituye el parámetro utilizado para la elaboración de mapas de predicción mediante métodos geoestadísticos.

La metodología inicial fue desplegar las muestras para conocer su distribución espacial en el área de interés y realizar un mapa temático de oro, estableciendo rangos de valores y escala de colores para determinar las zonas que muestran los resultados con mayores anomalías de Au como se muestra a continuación en la Figura 14.

Al realizar el mapa temático se visualiza las zonas con mayor anomalía de Oro, mostrando en los colores más cálidos la ubicación de las muestras con mayor anomalía del elemento, además se puede ver una tendencia NW-SW de la zona posiblemente mineralizada y que arroja este muestreo sistemático realizado.

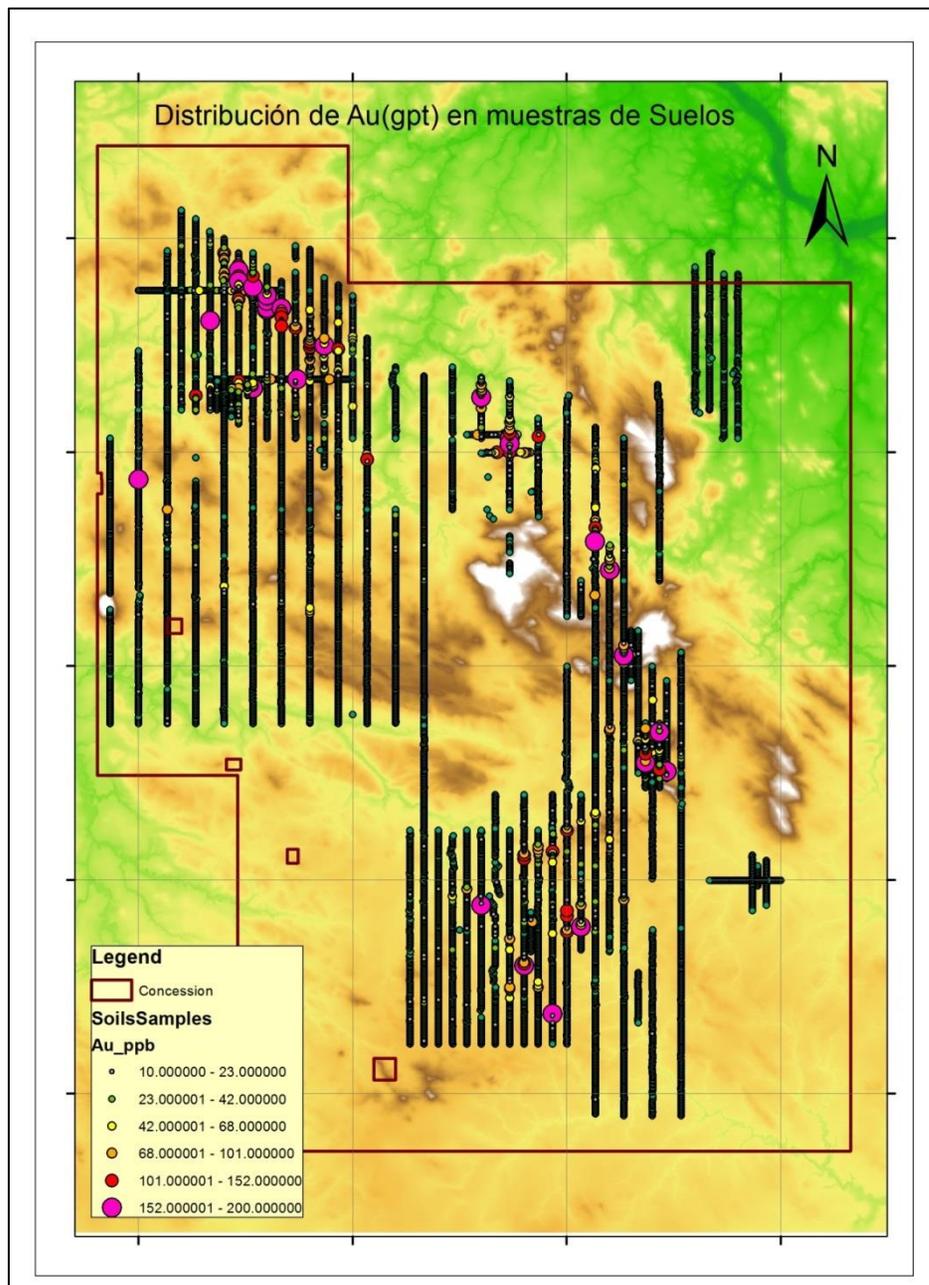


Figura 14. Área de interés con distribución de muestra de suelos con temático de Oro.

En el análisis exploratorio se observó una mejoría en la distribución aplicando la transformación logarítmica, aunque no se logra una forma acampanada típica de una distribución normal de muestras. Una de las ventajas de implementar el método Kriging es que no exige una distribución normalizada, sin embargo cuando existe esta condición es el mejor estimador espacial para muestras.

La superficie generada con la interpolación de muestras de suelos se realizó con este método, teniendo la variable Au transformada.

En los siguientes gráficos se muestra todos los parámetros utilizados para obtener el mapa de interpolación.

En la

Figura 15 y

Figura 16 se muestra el análisis e interpretación del modelo experimental y el ajuste al modelo teórico tipo Gaussiano, aplicando una anisotropía que corresponde a un ángulo 123 grados aproximadamente y que fue detectada en el mapa temático y que corresponde también a la tendencia de las estructuras regionales falla y vetas que fueron mapeadas por los geólogos e interpretadas con imágenes satelitales.

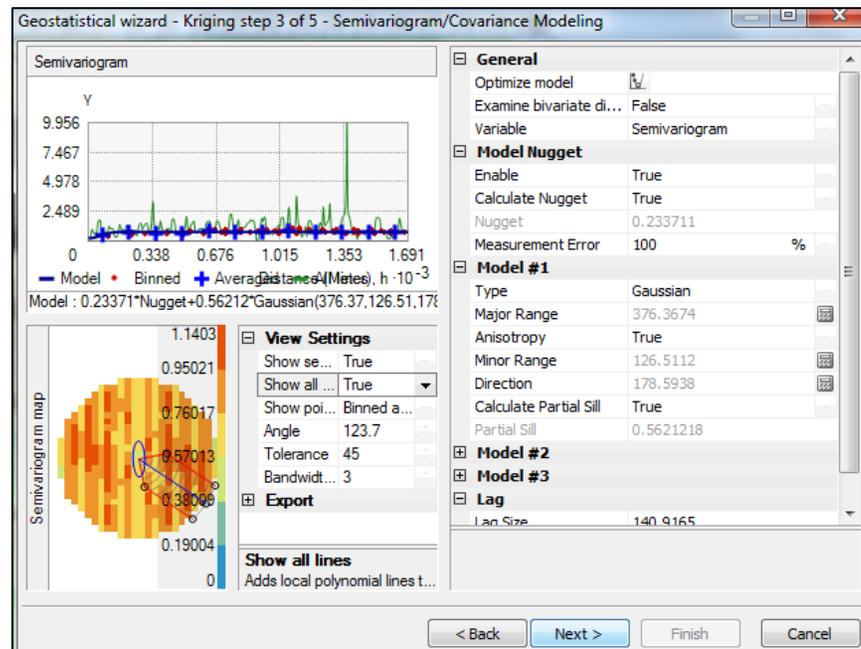


Figura 15. Semivariograma y ajuste del modelo teórico al experimental.

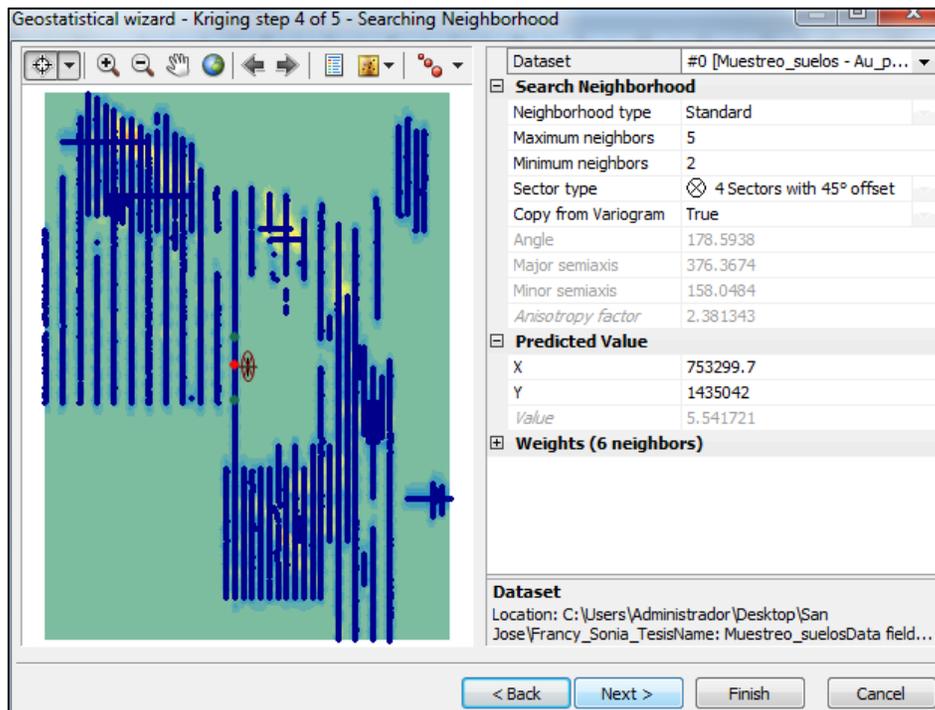


Figura 16. Parámetros utilizados para la selección de vecinos cercanos para la estimación.

En la Figura 17 se despliega un resumen con todos los parámetros del método utilizado para estimación de la superficie de interpolación.

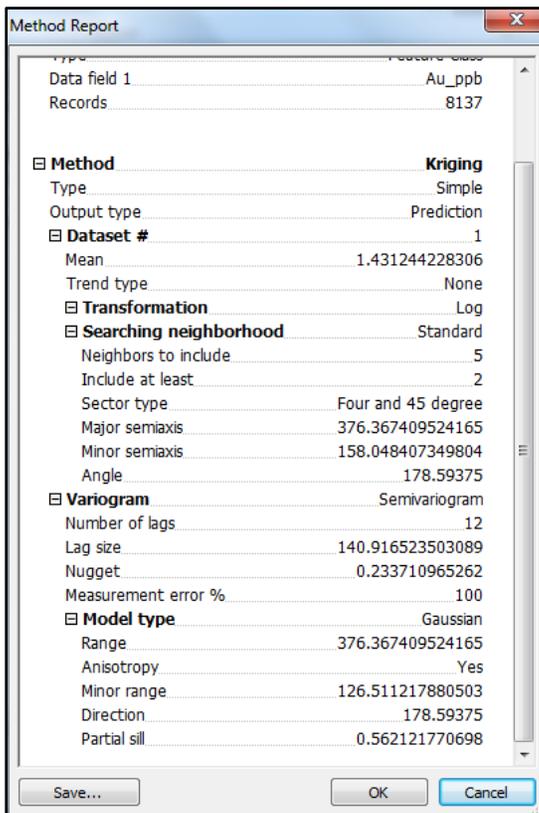


Figura 17. Resumen del modelo geoestadístico utilizado con la base de datos de suelos.

La superficie de interpolación generada con la distribución de la variable Au en la muestras de suelos, donde los mayores contenidos de Au (>25ppb) se localizan al noroccidente. El patrón observado en el mapa de estimación refleja una tendencia NW_SW y que varía levemente hacia los extremos, lo cual podría estar influenciado por el control estructural que ejerce las fallas regionales. Figura 18

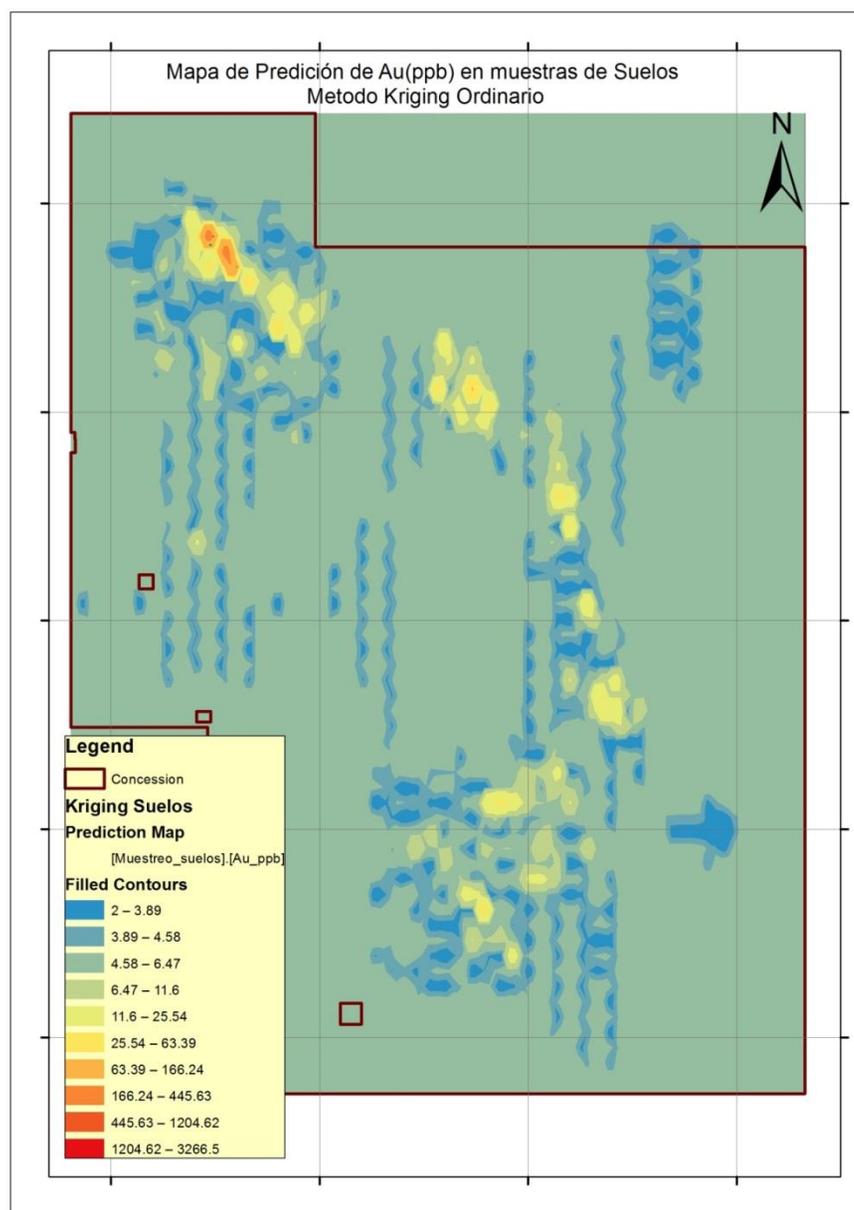


Figura 18. Mapa de predicción Método Kriging Ordinario utilizando base de datos de muestras de suelos.

Al sobreponer el temático de valores de Au sobre el mapa de predicción se observa una relación muy buena de los valores con altos contenidos y las zonas arrojadas por la interpolación lo que da un buen nivel de confianza y permite delimitar zonas potencialmente mineralizadas. En la Figura 19 se despliega solo muestras con valores mayores a 20ppb de Au para mostrar el ajuste entre la interpolación y los valores reales obtenidos en el muestreo

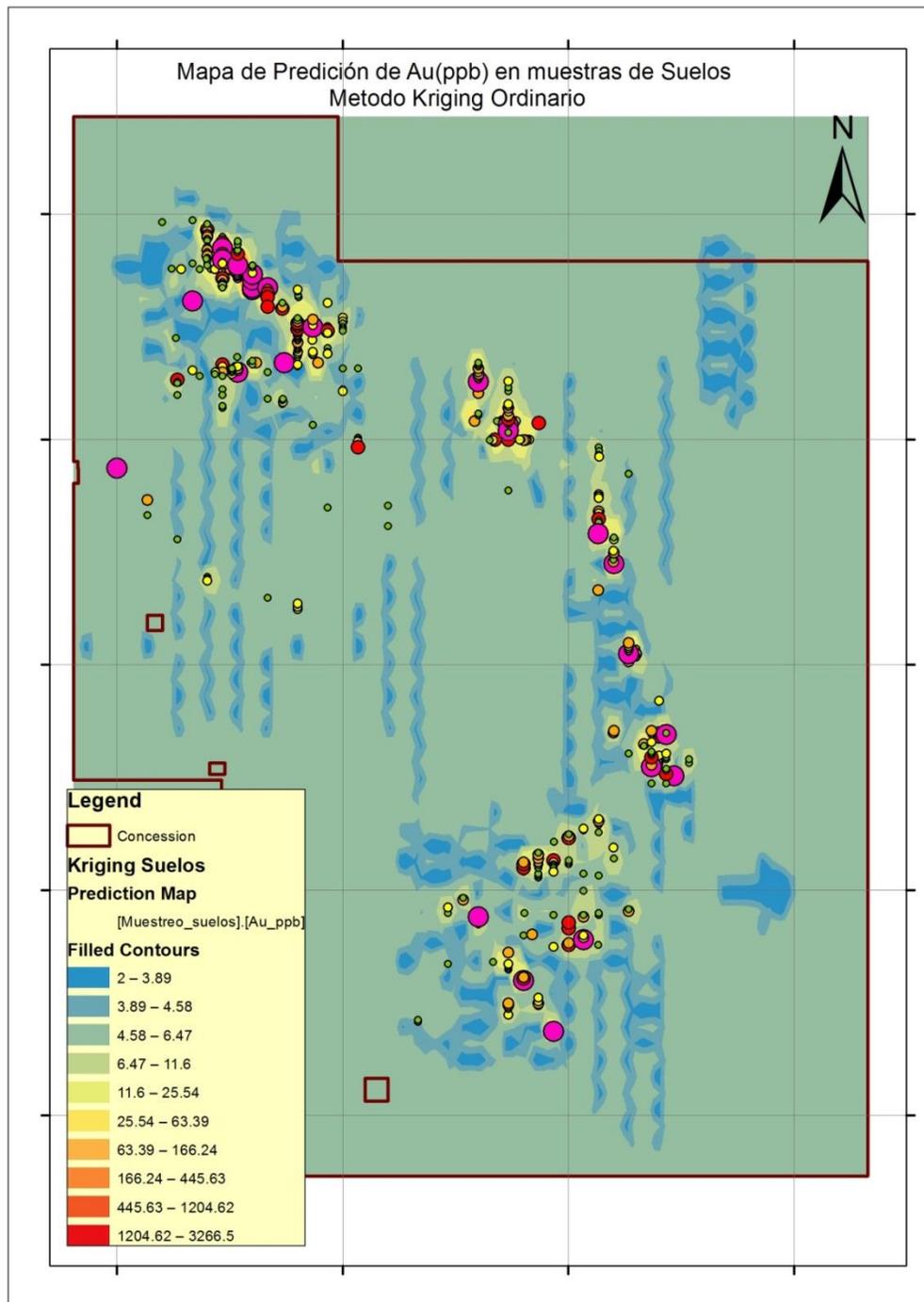


Figura 19. Interpolación resultante de suelos Método Kriging Ordinario sobreponiendo muestras con tenores mayores a 20 ppb de Au.

Al realizar el temático de oro para el muestro de rocas se observa que las anomalías de Au están concentrando en las mismas zonas que las anomalías mostradas por el muestreo de suelos; las anomalías de mineralización están ubicadas en zonas donde los tenores de Au son mayores a 1(gpt), en la leyenda desplegada en el mapa se puede observar estos valores con más detalle. (Figura 20).

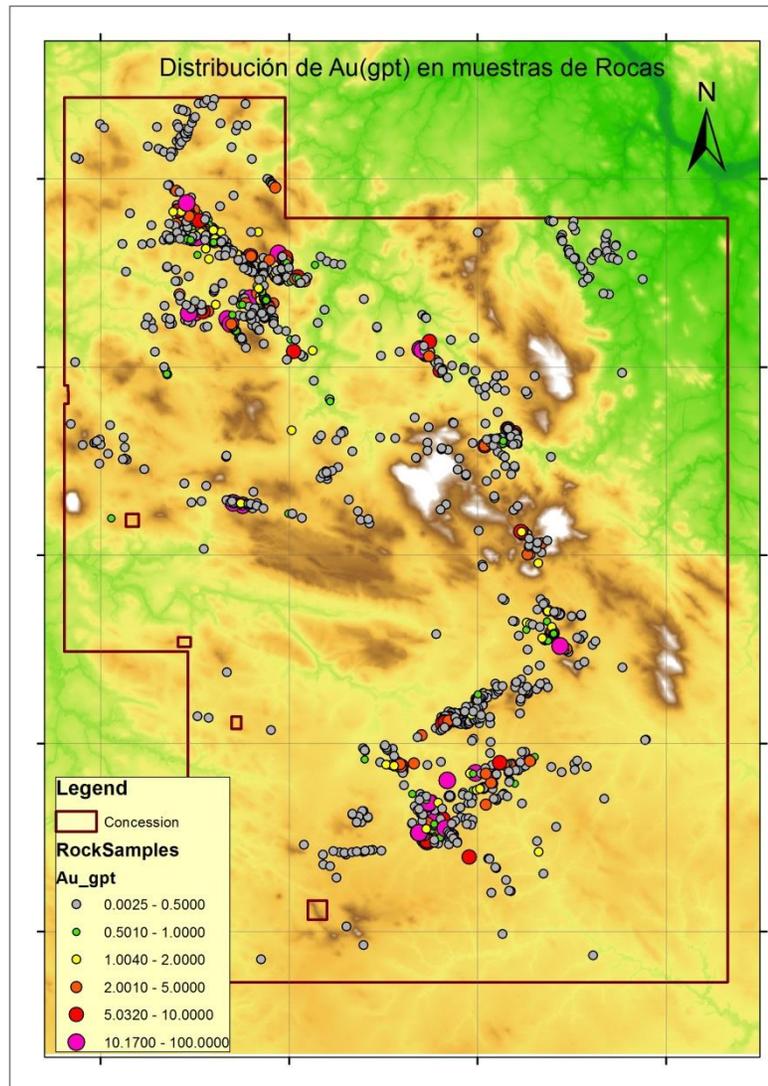


Figura 20. Área de interés con distribución de muestra de rocas y con temático de Oro.

Empleando las herramientas de Spatial Analyst del modelo de ArcGis se realizó el ajuste de la nube de punto de rocas (modelo experimental) a un modelo teórico tipo Gaussiano anisotrópico con ángulo aproximadamente de 130 grados, los detalles del ajuste se pueden analizar en las Figura 21 y Figura 22.

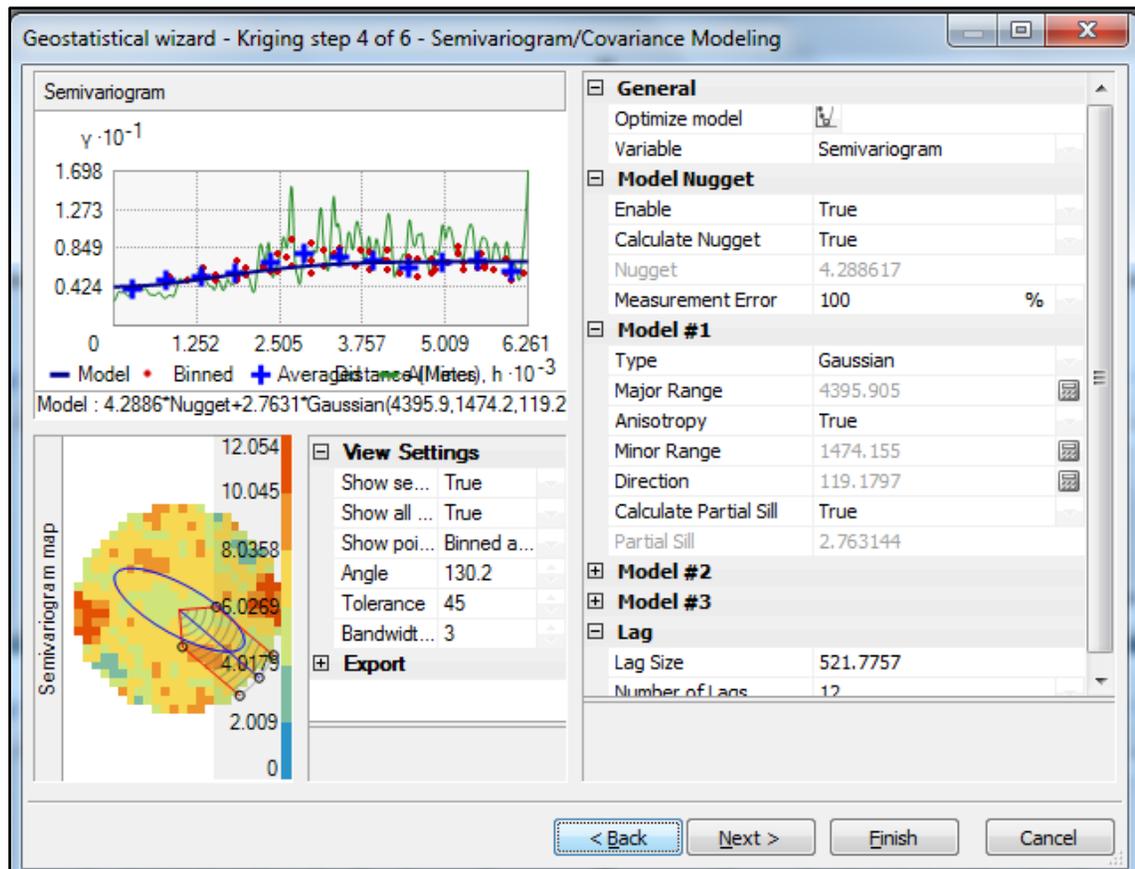


Figura 21. Semivariograma, ajuste del modelo teórico al modelo experimental de muestra de rocas.

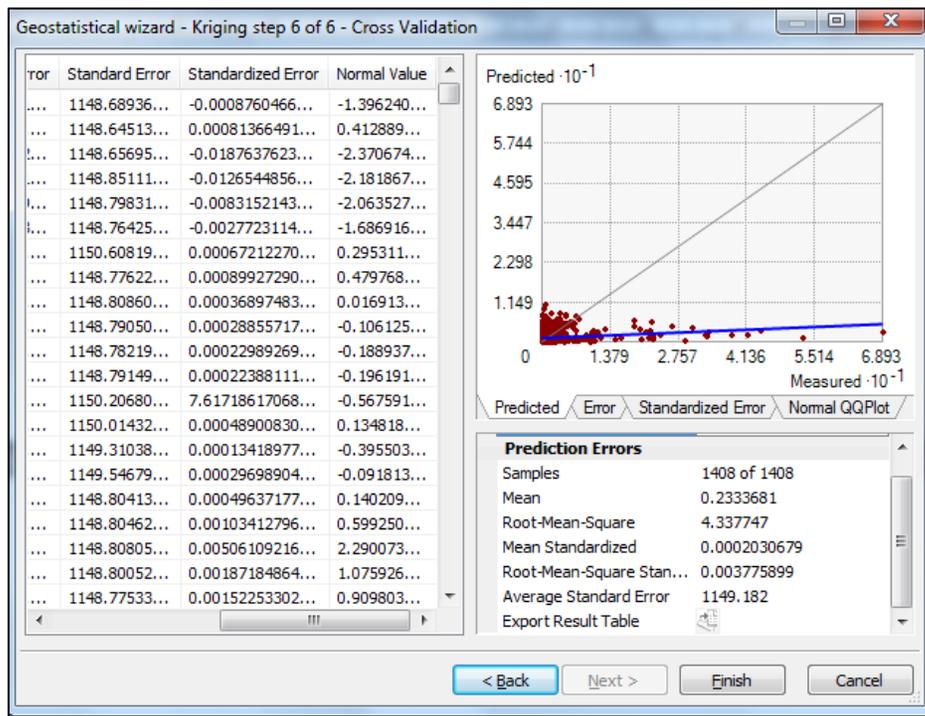


Figura 22. Parámetros de predicción del modelo utilizado.

Cada uno de los parámetros mencionados anteriormente se verificó y se pueden ver en la Figura 23. Por lo cual se puede concluir que la interpolación realizada es buen modelo de predicción y tiene una confiabilidad alta.

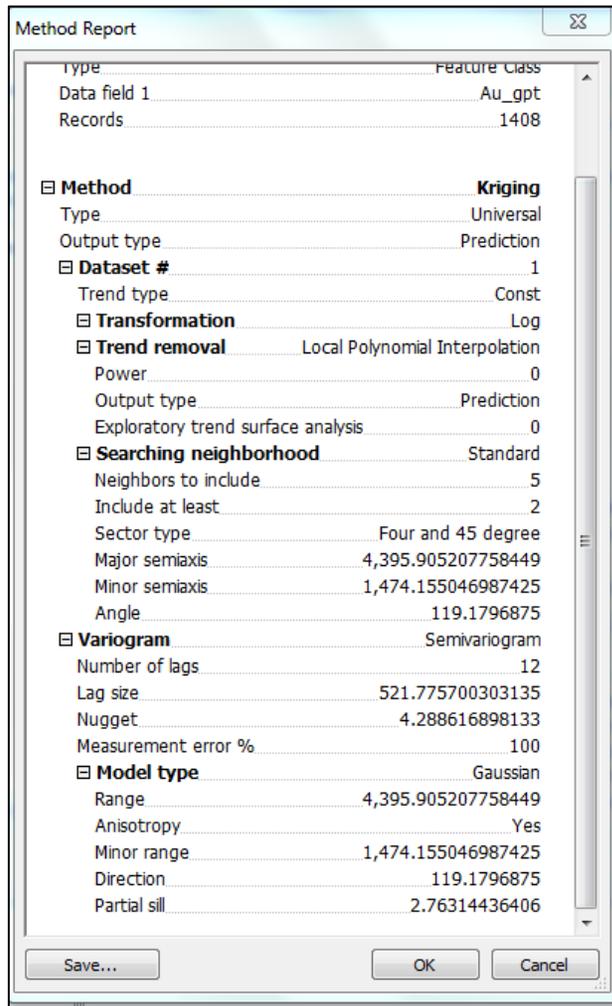


Figura 23. Resumen del modelo geo-estadístico utilizado con la base de datos de rocas.

Las zonas con mayor contenido de la variable Au en las muestras de rocas, se localizan al norte del área de interés y hacia el SW de la misma. Figura 24

Al sobreponer el área interpolada con los datos de Au del mapa temático, se aprecia la estrecha relación entre los datos obtenidos con los resultados químicos y la predicción, lo cual genera confianza y permite delimitar zonas con potencial de mineralización. (Figura 25)

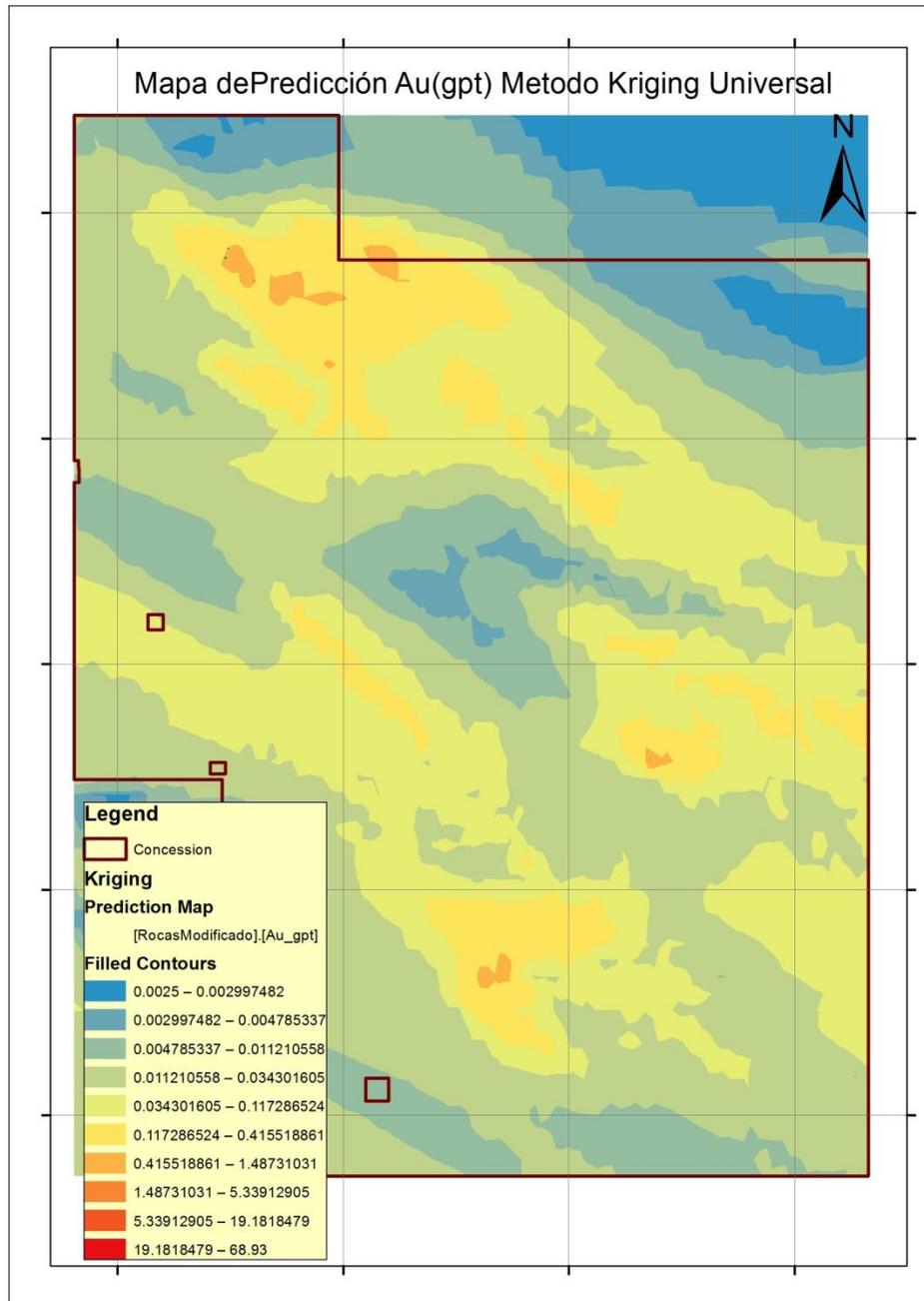


Figura 24. Mapa de predicción resultante por Método Kriging Universal utilizando base de datos de rocas.

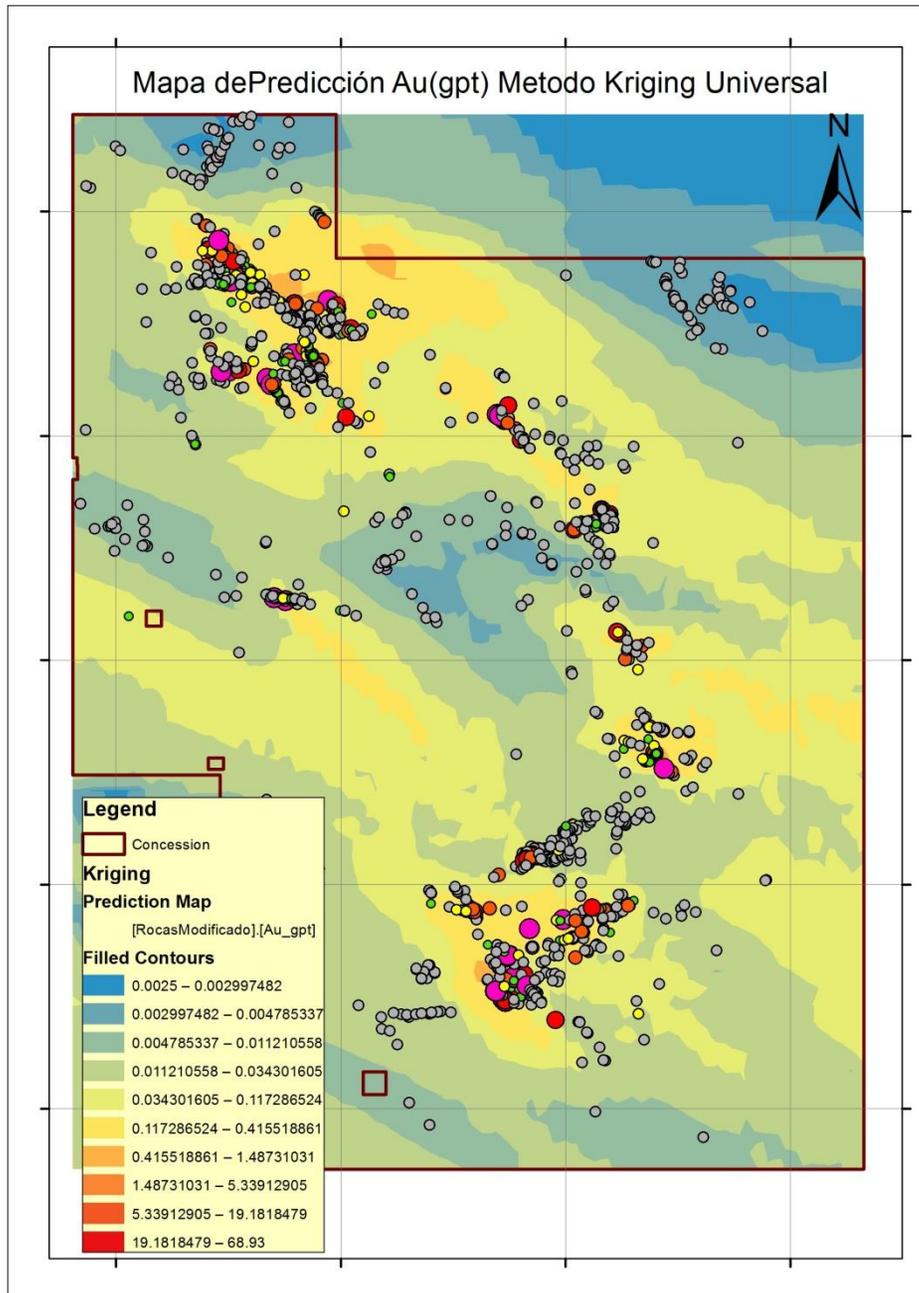


Figura 25. Interpolación resultante de suelos Método Kriging Universal sobreponiendo mapa temático de muestras de roca.

7. CONCLUSIONES

- Los datos extremos por efecto o por exceso afectan de manera directa los criterios de estacionalidad, para determinar si deben ser tenidos o no requiere de un análisis contextual de estos datos, para este caso se eliminaron los datos que estaban por fuera del área de interés y datos con ensayos químicos cuyo valor fuera cero.
- Las técnicas de análisis geoestadísticos son más confiables que las de estadística básica o tradicionales, ya que éstas tienen correlación espacial para predecir un valor asignando a los puntos que se consideran cercanos para la estimación.
- Para el objeto de este trabajo la técnica de Kriging se constituyó como la ideal o más adecuada para representar la variable Au para cada uno del tipo de muestreo y que no exige una distribución normalizada de los datos.
- Para las muestras analizadas a partir del muestreo de suelos y cuyo contenido de Au dio mayor a 25ppb se localizan al noroccidente del área de interés y a lo largo de la parte occidental del área de concesión, para el muestreo de rocas aunque el contenido de oro es menor, las áreas de interés o con alguna anomalía se presentan en la parte norte del área de concesión y hacia el suroriente de la misma.
- El análisis geoestadístico es una herramienta de mucha importancia, que debe ser soportada con el trabajo de campo (cartografía, muestreo, entre otras) para la toma de decisiones en el desarrollo de cualquier proyecto minero.

8. RECOMENDACIONES

Después de realizar todo el análisis estructural y generar los mapas de predicciones se empezó a delimitar zonas que presentaban anomalías de mineralización y se evaluó las zonas donde se tenía trabajos más detallados como son trincheras (Figura 26). Y con ello se determinó si en el área existían lugares donde la empresa B2Gold tenía gaps (zonas sin trabajos a detalle) en su programa de exploración.

- Zona 1 corresponde a los cuadros de color rojo, los cuales se distribuyen a lo largo de la zona centro oriental del área de interés, representan zonas con buena información geológica y que están dentro de las anomalías encontradas en el mapa de predicción de rocas. Estas áreas tienen muy pocas trincheras u ausencia de ellas. En esta zona se recomienda tener en cuentas los lineamientos que se muestran en el modelo de elevación digital y programar líneas de trincheras cercanas a los valores más altos de oro mostrados en los mapas temáticos de oro de muestras de rocas y muestras de suelos.
- Zona 2 que corresponden a los recuadro de color azul, esta zona presenta muy poco o ausencia de muestreo de rocas y suelos y que pueden tener algún potencial como lo muestra el mapa de predicción, es este caso se recomienda realizar una malla de suelos para determinar si hay potencial o descartar definitivamente estas áreas.
- Zona 3 identificada en el mapa con los recuadros de color verde, son zonas con muestreos de rocas que pueden ser potenciales para ubicar trincheras de exploración, se recomiendo hacer una comisión de exploración y realizar un muestreo de rocas y explorar a más detalle si en la zona hay afloramientos de estructuras.

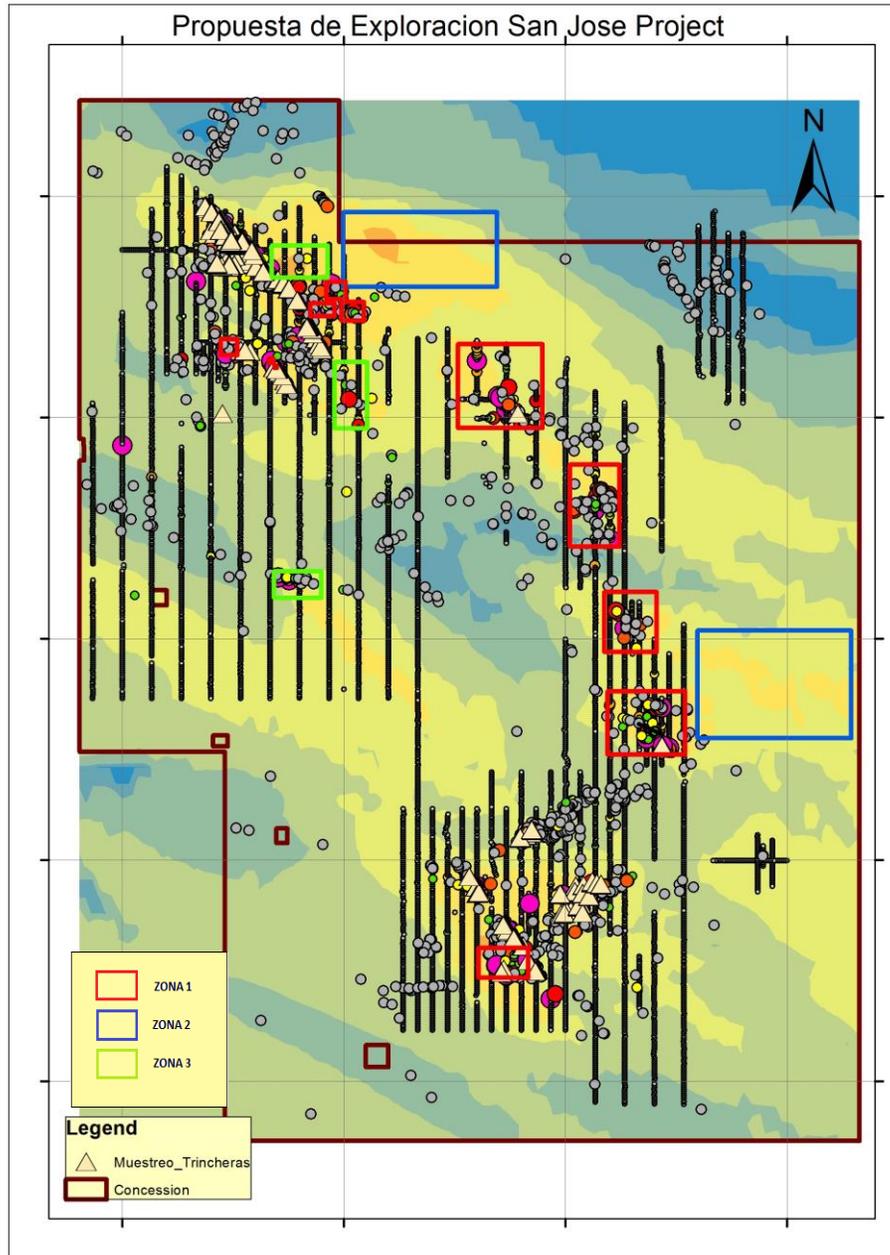


Figura 26. Propuesta de exploración para el proyecto San José.

BIBLIOGRAFÍA

Alicante (2013) Glosarios Minería. Recuperado de <https://glosarios.servidor-alicante.com/mineria/anomalia-geoquimica#valpUDIXILDosBag.99>

Arrieta María, Sanchez Ricardo, Londoño C. Libardo. 2014. Analisis geo-estadístico para la estimación de Oro y Cobre en depósitos de Tipo Pórfido. Ing. USBMed, Vol. 5, No. 2, pp. 80-88. ISSN: 2027-5846. Julio-Diciembre, 2014.

Cuadro-Gil, J. Q. 2005. Estudios de estimación y simulación geo-estadística para la caracterización de parámetros geólogo-industriales en el yacimiento laterítico Punta Gorda. Minería y Geología, 21 (4), 44 P.

F.-Y. Leu, T.-H. Wang. 2006, Data analysis using GIS and data mining. In International Conference of Territorial Intelligence, Alba Iulia, Romania. Aeternitas, Vol.1, p. 231-237.

Giraldo-Henao, R. 2002. Introducción a la geoestadística teórica y aplicada. Bogotá: Departamento Estadística Universidad Nacional.

Gorjas J, Cardiel N, Zamorano J. 2009, Estadística Basica. Universidad Computense de Madrid.

Gongwe, W., & Jianping, C. 2008. Mineral Resource Prediction and Assessment of Copper Multi-mineral Deposit based on technology GIS in the North of Sanjiang Region, China. Science Direct, 15 (4), pp. 27-32.

Harris J., R., Wilkinson, L., & Grunsky, E. 2000. Effective use and interpretation of lithochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology. Ore Geology Reviews, 16 (3-4), pp. 107-143.

Lapworth, D., Knights, K., Key, R., Johnson, C., Ayoade, E., Adekanmi, M., y otros. 2012. Geochemical mapping using stream sediments in west-central Nigeria: Implications for environmental studies and mineral exploration in West Africa. Applied Geochemistry, 27 (6), pp. 1035-1052.

Osman Mutasim Sami. 2012. Mineral Exploration Using GIS. King Fahad University of Petroleum and Minerals City and Regional Planning Department

Ott Norbert, Kollersberger Tanja & Tassara Andrés. 2006. GIS analyses and favorability mapping of optimized satellite data in northern Chile to improve

exploration for copper mineral deposits. *Geosphere*; June 2006; v. 2; no. 4; p. 236–252.

Partington Greg. Developing Wind and Mineral Exploration Models using GIS for Project Development in Argentina. <http://kenex.com.au/documents/papers/PartingtonModellinginArgentina.pdf>

Partington Greg. 2010. Exploration Targeting using GIS: More than a digital light table. AIG 'Geo-Computing 2010' Brisbane, September 2010 84 AIG Bulletin No. 51

Villada A. Isabel, Londoño C. Libardo. 2014. Aplicación de métodos Geo estadísticos para la caracterización de la calidad química de un depósito de material calcáreo. *Boletín Ciencias de la Tierra*, Nro. 35, pp. 15-24

