



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE MINAS

MODELAMIENTO GEOESTADÍSTICO DE ABUNDANCIAS DE MINERALES EN EL YACIMIENTO RADOMIRO TOMIC

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

JAVIER ANDRÉS CORNEJO GONZÁLEZ.

Profesor Guía.
XAVIER EMERY.

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
BRIAN TOWNLEY CALLEJAS.
JULIÁN ORTIZ CABRERA.

SANTIAGO DE CHILE
AGOSTO 2009

Resumen

El consumo de ácido en yacimientos con zonas de óxidos superficiales es una variable importante dentro del proceso, ya que una pequeña variación en el porcentaje de minerales como la crisocola, el copper wad, las arcillas de cobre y la atacamita puede aumentar el costo asociado a este consumo y además disminuir la extracción final. Con esto, es clave realizar una buena estimación de las abundancias de minerales, ayudando a tomar decisiones que pueden derivar en el éxito o fracaso económico del proyecto y a reducir los costos de procesamiento.

El presente estudio se realizó en el yacimiento Radomiro Tomic, en particular para el banco 28.250 que forma parte de la zona de óxidos superficiales. Dentro de esta zona, se consideró cuatro variables (arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad) que corresponden a una asociación de óxidos. Los datos disponibles provienen de pozos de tronadura y corresponden a apreciaciones visuales del porcentaje de presencia dentro de los óxidos, de forma que su medida (entre 0% y 100%) tiene un error asociado debido a su naturaleza cualitativa. Por esta razón, se clasificaron los datos en un número limitado de valores, con lo que se obtuvieron cuatro variables discretas ordenadas.

Con la información anterior, se aplicaron dos métodos geoestadísticos (co-kriging y co-simulación) para modelar la distribución de las abundancias de minerales en el banco. Estos métodos se diferencian por cuanto el primero está pensado para estimación de variables produciendo un alisamiento de los valores, mientras que el segundo está pensado para reproducir la variabilidad de las abundancias reales. Ambos están basados en un modelamiento de la correlación espacial de cada variable y de las correlaciones entre variables.

Luego, se buscó comparar los dos enfoques, en cuanto a sus capacidades de predecir las abundancias en sectores sin información y de medir la incertidumbre en los valores reales de estas abundancias. Los métodos propuestos presentan tiempos de cálculo disímiles, así como complejidades muy superiores en el caso de la co-simulación, la cual requiere convertir las variables discretas en variables Gaussianas. Sin embargo, a diferencia del co-kriging, la co-simulación permite reproducir la variabilidad espacial de las abundancias de minerales, con lo cual se puede determinar intervalos en donde las abundancias reales son susceptibles de hallarse y tener una mejor idea de los riesgos de tener excesos o deficiencias de ciertos minerales en el proceso metalúrgico. Finalmente la co-simulación es una herramienta muy útil para la producción en el corto plazo, a fin de determinar las mezclas enviadas a planta, pudiendo mejorarse la recuperación y la extracción y minimizar los costos de consumo de ácido y así mejorar las utilidades del negocio.

Abstract

The consumption of acid in ore bodies with superficial oxide zones is an important variable in the metallurgical process, since a small variation in the percentage of minerals such as chrysocolla, copper wad, copper clays and atacamite can increase the cost associated with this consumption and also reduce the final extraction. It is essential to accurately estimate the minerals abundances, helping to make decisions that can result in the economic success or failure of the project and to reduce processing costs.

This study was conducted at the Radomiro Tomic ore body, in particular for the 28,250 bench that is part of the superficial oxide zone. Within this zone, four variables (copper clay, atacamite, chrysocolla and copper wad) were considered, corresponding to an association of oxides. The available data come from blast holes and correspond to visual assessments of the percentage of presence in the oxides, so that its measure (between 0% and 100%) has an associated error due to its qualitative nature. For this reason, the data were classified into a limited number of values, which yielded four discrete ordered variables.

With the above information, two geostatistical methods (co-kriging and co-simulation) were applied to model the distribution of minerals abundances in the bench. These methods differ in that the first is targeted at estimation and produces smoothed values, while the second is designed to reproduce the variability of the actual abundances. Both are based on a model of the spatial correlation of each variable and of the correlations between variables.

The two approaches were compared, in their capacity to predict the abundances in areas without information and to measure the uncertainty in the actual values of these abundances. The proposed methods have dissimilar computation time and a much higher complexity in the case of co-simulation, which requires converting the discrete variables into Gaussian variables. However, unlike co-kriging, co-simulation reproduces the spatial variability of the minerals abundances, which allows one to determine intervals where the actual abundances are susceptible of being and to have a better idea of the risks of having minerals excesses or deficiencies in the metallurgical process. Finally, co-simulation is a useful tool for short-term production, in order to determine the mix sent to plant, helping to improve the recovery and extraction and to minimize acid consumption costs and to improve business profits.

Agradecimientos

Parto por agradecer la excelente disposición y gran ayuda que durante este trabajo recibí de mi profesor guía Xavier Emery, quién además de su excelente calidad humana y compromiso con sus estudiantes es de las personas más geniales que he tenido la suerte de conocer, y de mis profesores de comisión, Brian Townley y Julián Ortiz, cuyos comentarios contribuyeron a mejorar este trabajo.

Quisiera también agradecer a la gente de Radomiro Tomic división Codelco norte, por permitir utilizar sus datos y entregarme valiosísima información sin la cual este trabajo no hubiera sido posible. A Alfredo Parra, Juan Leiva, Mario Tapia, Juan Céspedes, y en especial a Sebastián de la Fuente, por su confianza y por hacerme sentir que mi trabajo era un aporte.

Asimismo expreso mi gratitud a Codelco, por patrocinar la Cátedra de Evaluación de Yacimientos del Departamento de Ingeniería de Minas de la Universidad de Chile, y a Conicyt, por financiar este trabajo a través del programa Fondecyt.

Este trabajo no hubiese sido posible sin mi familia, en especial a mi madre y mi padre. Por estar conmigo entregándome amor y guiándome, además de entregarme herramientas invaluable para la vida como son los valores, la educación, y sobre todo por enseñarme que la forma de surgir es el trabajo y el respeto por quienes nos rodean, gracias de corazón.

Agradezco también a mis dos grandes amigos Nicolás y Luchín por apoyarme y entregarme su amistad incondicional. Por estar conmigo en las buenas y sobre todo en las malas, gracias por todo.

Finalmente, quiero agradecer a quien ha sido la mi apoyo, mi amiga, mi alegría y lo mejor que me ha pasado en la vida. Gracias Priscilla por amarme y aguantarme todos estos años, gran parte de este logro es tuyo y espero el futuro siga siendo tan hermoso como este tiempo que hemos estado juntos.

*A ti mi chinita, te
dedicaría la vida.*

ÍNDICE

1.-INTRODUCCIÓN	9
1.2.-OBJETIVOS	10
1.2.1.-Objetivos generales	10
1.2.2.-Objetivos específicos	10
1.3.-ALCANCES	10
2.-ANTECEDENTES.....	11
2.1.-MARCO GEOLÓGICO.....	11
2.1.1.-Ubicación	11
2.1.2.-Estructuras	12
2.1.3.-Litología	13
2.1.3.1.-Alteración hidrotermal.....	14
2.1.3.2.-Eventos Supérgenos	15
2.1.4.-Unidades geológicas	16
2.1.5.- Tipos de relleno de estructuras.....	18
2.2.-DEFINICIÓN UNIDADES GEOMETALÚRGICAS	18
2.2.1.-Pruebas de extracción de Cobre y Consumo Neto de Ácido.....	19
2.2.2.-Pruebas Conductividad Hidráulica.....	22
2.2.3.-Pruebas Potencial de Permeabilidad.....	22
2.2.4.-Observaciones y resultados	22
2.3.-MÉTODOS GEOESTADÍSTICOS	24
2.3.1.-Muestreador de Gibbs	25
2.3.2.-Modelo Gaussiano Truncado.....	26
3.-METODOLOGÍA	28
3.1.-ESTIMACIÓN MEDIANTE CO-KRIGING	28
3.2.-SIMULACIÓN UTILIZANDO ANAMORFOSIS GAUSSIANA	28
3.3.-SIMULACIÓN UTILIZANDO MUESTREADOR DE GIBBS	29
4.-CASO DE ESTUDIO	30
4.1.-ESTUDIO EXPLORATORIO.....	30
4.1.1.-Descripción de la base de datos.....	30

4.1.2.-Selección de la zona de estudio	33
4.1.2.-Análisis Exploratorio	35
4.2.-ESTIMACIÓN MEDIANTE CO-KRIGING.....	40
4.2.1.-Análisis Variográfico	40
4.2.2.-Validación Cruzada.....	45
4.2.3.-Estimación local.....	46
4.3.-SIMULACIÓN UTILIZANDO ANAMORFOSIS GAUSSIANA	52
4.3.1.-Transformación Gaussiana (Anamorfosis Gaussiana)	52
4.3.2.-Test de Bigaussianidad.	53
4.3.2.-Análisis Variográfico	56
4.3.3.-Co-Simulación de abundancias.	59
4.4.-SIMULACIÓN UTILIZANDO MUESTREADOR DE GIBBS.....	65
4.4.1.-Análisis variográfico indirecto.	65
4.4.2.-Transformación a valores Gaussianos utilizando muestreador de Gibbs.	70
4.4.3.-Co-simulación de abundancias.....	71
5.-VALIDACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS.	77
6.-ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	82
7.-CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	85
8.-BIBLIOGRAFÍA	88
ANEXO A.....	90
A.-CO-KRIGING	90
A.1.-Análisis variográfico y Validación Cruzada.....	90
A.2. Resultados estimación	92
ANEXO B.....	93
B.-CO-SIMULACIÓN UTILIZANDO ANAMORFOSIS.....	93
B.1.-Test de bigaussianidad	93
B.2.-Umbral de Truncación	94
B.3.-Resultados Simulación utilizando anamorfosis	95
B.4.-Realizaciones Simulación utilizando anamorfosis.....	96
B.5.-Mapas de probabilidad Simulación utilizando anamorfosis.....	97

ANEXO C	100
C.-CO-SIMULACIÓN UTILIZANDO MUESTREADOR DE GIBBS	100
C.1.-Umbrales de Truncación	100
C.2.- Resultados Simulación utilizando Muestreador de Gibbs	100
C.3.-Realizaciones Simulación utilizando Muestreador de Gibbs.....	101
C.4.-Mapas de probabilidad Simulación utilizando Muestreador de Gibbs.....	102

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2.1: UBICACIÓN YACIMIENTO RADOMIRO TOMIC.....	11
FIGURA 2.2: PERFIL MINERALÓGICO DEL YACIMIENTO RADOMIRO TOMIC.	12
FIGURA 2.3: ESQUEMA ESTRUCTURAL DEL YACIMIENTO RADOMIRO TOMIC.	13
FIGURA 2.4: TRUNCACIÓN DE UNA VARIABLE GAUSSIANA.	26
FIGURA 2.5: APROXIMACIÓN MEDIANTE MUESTREADOR DE GIBBS.....	27
FIGURA 4.1: PLANTA Y PERFILES BASE DE DATOS COMPLETA, ARCILLAS DE COBRE.	32
FIGURA 4.2: PLANTA Y PERFILES BASE DE DATOS COMPLETA, ATACAMITA.	32
FIGURA 4.3: PLANTA Y PERFILES BASE DE DATOS COMPLETA, CRISOCOLA.....	32
FIGURA 4.4: PLANTA Y PERFILES BASE DE DATOS COMPLETA, COPPER WAD.....	33
FIGURA 4.5: DISPOSICIÓN DE LOS DATOS EN PLANTA DE LA ZONA SELECCIONADA.....	34
FIGURA 4.6: PROYECCIÓN EN PLANTA E HISTOGRAMA ARCILLAS DE COBRE.	35
FIGURA 4.7: PROYECCIÓN EN PLANTA E HISTOGRAMA ATACAMITA.....	36
FIGURA 4.8: PROYECCIÓN EN PLANTA E HISTOGRAMA CRISOCOLA.	36
FIGURA 4.9: PROYECCIÓN EN PLANTA E HISTOGRAMA COPPER WAD.	36
FIGURA 4.10: DERIVAS PARA LA VARIABLE ARCILLAS DE COBRE (NORTE Y ESTE).	37
FIGURA 4.11: DERIVAS PARA LA VARIABLE ATACAMITA (NORTE Y ESTE).	37
FIGURA 4.12: DERIVAS PARA LA VARIABLE CRISOCOLA (NORTE Y ESTE).	38
FIGURA 4.13: DERIVAS PARA LA VARIABLE COPPER WAD (NORTE Y ESTE).	38
FIGURA 4.14: GRÁFICO DE MEDIAS DESAGRUPADAS ASOCIADAS A DISTINTAS MALLAS.	39
FIGURA 4.15: MAPAS VARIOGRÁFICOS.....	40
FIGURA 4.16: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES SIMPLES.....	42
FIGURA 4.17: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES CRUZADOS.	42
FIGURA 4.18: VARIOGRAMAS MODELADOS SIMPLES.	43
FIGURA 4.19: VARIOGRAMAS MODELADOS CRUZADOS.....	43
FIGURA 4.20: VALIDACIÓN CRUZADA ARCILLAS DE COBRE.	46
FIGURA 4.21: DISPOSICIÓN GRILLA.	47
FIGURA 4.22: MAPA BASE RESULTADOS ESTIMACIÓN.	48
FIGURA 4.23: HISTOGRAMAS RESULTADOS ESTIMACIÓN.....	48
FIGURA 4.24: MAPAS BASE DESVIACIÓN ESTÁNDAR ESTIMACIÓN.	49
FIGURA 4.25: HISTOGRAMAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR ESTIMACIÓN.	50
FIGURA 4.26: DISTRIBUCIÓN DE LOS RESULTADOS.....	51
FIGURA 4.27: DISTRIBUCIONES ACUMULADAS DE ABUNDANCIAS DE MINERALES EN LOS BLOQUES ESTIMADOS.	51
FIGURA 4.28: DISTRIBUCIÓN VARIABLES TRANSFORMADAS.....	52

FIGURA 4.29: DISTRIBUCIÓN FACTORES DE CONVERSIÓN.	53
FIGURA 4.30: NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA ARCILLAS DE COBRE.	54
FIGURA 4.31: TEST DE COMPARACIÓN RAÍZ CUADRADA DEL VARIOGRAMA VS MADOGRAMA.	55
FIGURA 4.32: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES SIMPLES.	56
FIGURA 4.33: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES CRUZADOS.	57
FIGURA 4.34: VARIOGRAMAS MODELADOS SIMPLES.	57
FIGURA 4.35: VARIOGRAMAS MODELADOS CRUZADOS.	58
FIGURA 4.36: MAPA BASE RESULTADOS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.	59
FIGURA 4.37: MAPA BASE REALIZACIONES.	60
FIGURA 4.38: HISTOGRAMAS RESULTADOS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.	61
FIGURA 4.39: MAPAS BASE DESVIACIÓN ESTÁNDAR SIMULACIÓN.	61
FIGURA 4.40: HISTOGRAMAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR SIMULACIÓN.	62
FIGURA 4.41: DISTRIBUCIÓN DE LOS RESULTADOS.	63
FIGURA 4.42: DISTRIBUCIONES ACUMULADAS DE ABUNDANCIAS DE MINERALES EN LOS BLOQUES SIMULADOS.	63
FIGURA 4.43: MAPAS DE PROBABILIDAD DE LAS CUATRO VARIABLES.	64
FIGURA 4.44: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES SIMPLES.	66
FIGURA 4.45: VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES CRUZADOS.	66
FIGURA 4.46: VARIOGRAMAS MODELADOS SIMPLES.	67
FIGURA 4.47: VARIOGRAMAS MODELADOS CRUZADOS.	68
FIGURA 4.48: VARIOGRAMAS DE LAS REALIZACIONES VS VARIOGRAMAS ORIGINALES.	70
FIGURA 4.49: MAPA BASE RESULTADOS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.	71
FIGURA 4.50: MAPA BASE REALIZACIONES.	72
FIGURA 4.51: HISTOGRAMAS RESULTADOS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.	73
FIGURA 4.52: MAPAS BASE DESVIACIÓN ESTÁNDAR SIMULACIÓN.	74
FIGURA 4.53: HISTOGRAMAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR ESTIMACIÓN.	74
FIGURA 4.54: DISTRIBUCIÓN DE LOS RESULTADOS.	75
FIGURA 4.55: DISTRIBUCIONES ACUMULADAS DE ABUNDANCIAS DE MINERALES EN LOS BLOQUES SIMULADOS.	75
FIGURA 4.56: MAPAS DE PROBABILIDAD DE LAS CUATRO VARIABLES.	76
FIGURA 5.1: COMPARACIÓN DATOS ESTIMADOS (ABSCISA) VS DATOS REALES (ORDENADA).	78
FIGURA 5.2: HISTOGRAMA DE LOS ERRORES PARA CADA VARIABLE Y MÉTODO.	79
FIGURA 5.3: PROPORCIÓN TEÓRICA VS PROPORCIÓN REAL.	81
FIGURA 6.1: ZONIFICACIÓN DE ALTAS ABUNDANCIAS.	84
FIGURA A.1: VARIOGRAMAS COMPROBAR AUSENCIA DE ANISOTROPÍAS.	90
FIGURA A.2: VALIDACIÓN CRUZADA ATACAMITA.	90
FIGURA A.3: VALIDACIÓN CRUZADA CRISOCOLA.	91
FIGURA A.4: VALIDACIÓN CRUZADA COPPER WAD.	91
FIGURA B.1: NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA ATACAMITA.	93
FIGURA B.2: NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA CRISOCOLA.	93
FIGURA B.3: NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA COPPER WAD.	94
FIGURA B.8: MAPA BASE REALIZACIONES ARCILLAS DE COBRE.	96
FIGURA B.9: MAPA BASE REALIZACIONES ATACAMITA.	96
FIGURA B.10: MAPA BASE REALIZACIONES CRISOCOLA.	96
FIGURA B.11: MAPA BASE REALIZACIONES COPPER WAD.	96
FIGURA B.12: MAPAS DE PROBABILIDAD ARCILLAS DE COBRE.	97
FIGURA B.13: MAPAS DE PROBABILIDAD ATACAMITA.	98
FIGURA B.14: MAPA DE PROBABILIDAD CRISOCOLA.	99

FIGURA B.15: MAPA DE PROBABILIDAD COPPER WAD.	99
FIGURA C.4: MAPA BASE REALIZACIONES ARCILLAS DE COBRE.....	101
FIGURA C.5: MAPA BASE REALIZACIONES ATACAMITA.....	101
FIGURA C.6: MAPA BASE REALIZACIONES CRISOCOLA.	101
FIGURA C.7: MAPA BASE REALIZACIONES COPPER WAD.	101
FIGURA C.8: MAPAS DE PROBABILIDAD ARCILLAS DE COBRE.	102
FIGURA C.9: MAPAS DE PROBABILIDAD ATACAMITA.	103
FIGURA C.10: MAPA DE PROBABILIDAD CRISOCOLA.	104
FIGURA C.11: MAPA DE PROBABILIDAD COPPER WAD.....	104

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 4.1: DESCRIPCIÓN DE LA CLASIFICACIÓN DE VARIABLES DE ABUNDANCIA	31
TABLA 4.2: LÍMITES DE LA ZONA MUESTREADA.	31
TABLA 4.3: MATRIZ DE CORRELACIÓN ZONA SELECCIONADA.	33
TABLA 4.4: LÍMITES ZONA DE ESTUDIO.....	34
TABLA 4.5: ESTADÍSTICAS BÁSICAS PARA LA ZONA SELECCIONADA	35
TABLA 4.6: PARÁMETROS MAPA VARIOGRÁFICO.....	40
TABLA 4.7: PARÁMETROS VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES.....	41
TABLA 4.8: DIMENSIONES ELIPSOIDE DE BÚSQUEDA.....	45
TABLA 4.9: PARÁMETROS ASOCIADAS A LA VECINDAD.	45
TABLA 4.10: RESULTADOS VALIDACIÓN CRUZADA.	45
TABLA 4.11: CARACTERÍSTICAS GRILLA.	47
TABLA 4.12: ESTADÍSTICAS ESTIMACIÓN.	47
TABLA 4.13: ESTADÍSTICAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR ESTIMACIÓN.	49
TABLA 4.14: PARÁMETROS VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES.....	56
TABLA 4.15: ESTADÍSTICAS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.....	60
TABLA 4.16: ESTADÍSTICAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR SIMULACIÓN.....	62
TABLA 4.17: PARÁMETROS VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES.....	65
TABLA 4.18: ESTADÍSTICAS MEDIA DE LAS SIMULACIONES.....	72
TABLA 4.19: ESTADÍSTICAS DESVIACIÓN ESTÁNDAR SIMULACIÓN	73
TABLA 5.1: RESUMEN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS PARA LOS ERRORES DE ESTIMACIÓN. .	80
TABLA A.1: ESTADÍSTICAS ESTIMACIÓN CRISOCOLA Y COPPER WAD.....	92
TABLA A.2: ESTADÍSTICAS ESTIMACIÓN ARCILLAS DE COBRE Y ATACAMITA.....	92
TABLA B.1: UMBRALES DE TRUNCACIÓN.	94
TABLA B.2: ESTADÍSTICAS SIMULACIÓN CRISOCOLA Y COPPER WAD.....	95
TABLA B.3: ESTADÍSTICAS SIMULACIÓN ARCILLAS DE COBRE Y ATACAMITA.....	95
TABLA C.1: UMBRALES DE TRUNCACIÓN(FRECUENCIA ACUMULADA).....	100
TABLA C.2: ESTADÍSTICAS SIMULACIÓN CRISOCOLA Y COPPER WAD.....	100
TABLA C.3: ESTADÍSTICAS SIMULACIÓN ARCILLAS DE COBRE Y ATACAMITA.	100

1.-Introducción

El consumo de ácido en yacimientos con zonas de óxidos superficiales es una variable muy importante dentro del proceso, ya que una pequeña variación en el porcentaje de minerales como la crisocola, el copper wad, las arcillas de cobre y la atacamita puede aumentar el costo asociado a este consumo y además disminuir la extracción final. Con esto, es clave realizar una buena estimación de variables tales como las abundancias de minerales, ayudando a tomar decisiones que pueden derivar en el éxito o fracaso económico del proyecto y a reducir los costos de procesamiento.

Para este estudio se cuenta con datos provenientes de una interpretación geológica, asociada a apreciaciones visuales, donde se define la abundancia de minerales en una escala porcentual que va del valor cero a cien por ciento (considerando solo el mineral ya que no se cuenta con una caracterización de la litología de la ganga). Al ser producto de una apreciación visual, estos datos conllevan un error y representan sólo un valor aproximado, por lo cual se categoriza en un número limitado de clases. El contar con una base de datos compuesta de valores discretos (categorías numéricas ordenadas), representa un problema complejo que debe ser abordado con técnicas de estimación adecuadas y, en este caso, multivariable.

En este trabajo se busca realizar un modelamiento geoestadístico de abundancias de arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad. Este modelamiento es útil para poder predecir el comportamiento del mineral en el proceso metalúrgico y poder definir mezclas relevantes para optimizar este proceso (utilizando una base de datos con las características descritas anteriormente).

1.2.-Objetivos

1.2.1.-Objetivos generales

1. Caracterizar, mediante modelos numéricos, la abundancia de arcilla con cobre, atacamita, crisocola y copper wad dentro de un yacimiento pórfido cuprífero (Radomiro Tomic).

1.2.2.-Objetivos específicos

1. Elaborar metodologías para el modelamiento de variables regionalizadas discretas.
2. Definir modelos geoestadísticos a fin de co-estimar o co-simular las variables de estudio.
3. Comparar metodologías con distintos tiempos de cálculo y complejidades a fin de encontrar la más adecuada para el tratamiento de este tipo de variables.
4. Determinar estimaciones locales e intervalos de confianza sobre las abundancias en sitios no muestreados.

1.3.-Alcances

El trabajo se realiza sobre una base de datos de pozos de tronadura del yacimiento Radomiro Tomic, donde las variables de estudio son; i) abundancia de arcilla de cobre, ii) abundancia de atacamita, iii) abundancia de crisocola y iv) abundancia de copper wad, estos en términos de porcentaje de contenido del mineral dentro del total de la muestra. Estos datos han sido re-categorizadas en un rango discreto de valores.

Se busca definir un modelo que permita predecir los contenidos de arcilla con cobre, atacamita, crisocola y copper wad, de modo que el planificador pueda realizar mezclas que optimicen el proceso metalúrgico con esta información.

El estudio se enmarca en el Proyecto Fondecyt 1090013: *“Multivariate geostatistics and its applications to the characterization of mineral resources”*.

2.-Antecedentes

2.1.-Marco geológico

2.1.1.-Ubicación

El yacimiento Radomiro Tomic se ubica a 40 Km de la ciudad de Calama, Región de Antofagasta, al norte de la mina Chuquicamata a una altura promedio de 3000 m.s.n.m. Se encuentra en un valle limitado al este por los cerros de Chuquicamata, al oeste por la Sierra San Lorenzo, formando parte de la subcuenca Pampa Cere de la hoya hidrográfica del río Loa (Cuadra et al, 1997).

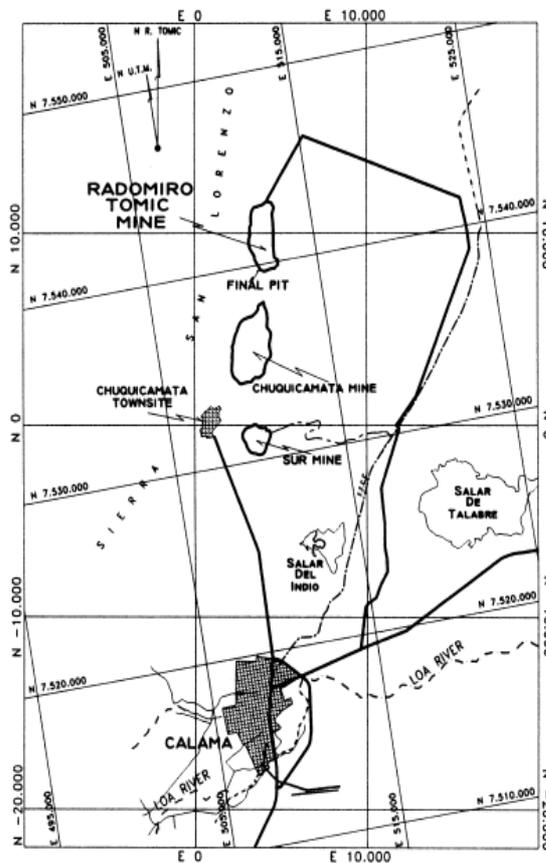


Figura 2.1: Ubicación yacimiento Radomiro Tomic.

El cuerpo mineralizado tiene 5 Km de largo y entre 800 a 1000 m de ancho. El área presenta una cubierta de gravas aluviales Paleógenas a Neógenas, cuyo espesor varía desde de los 30 m en el lado este a los 150 m en el oeste. El yacimiento presenta un perfil vertical con zonas de óxidos, mixtos, sulfuros secundarios y sulfuros primarios, cubiertos por gravas estériles y localmente por gravas exóticas (Ferraz, 2001).

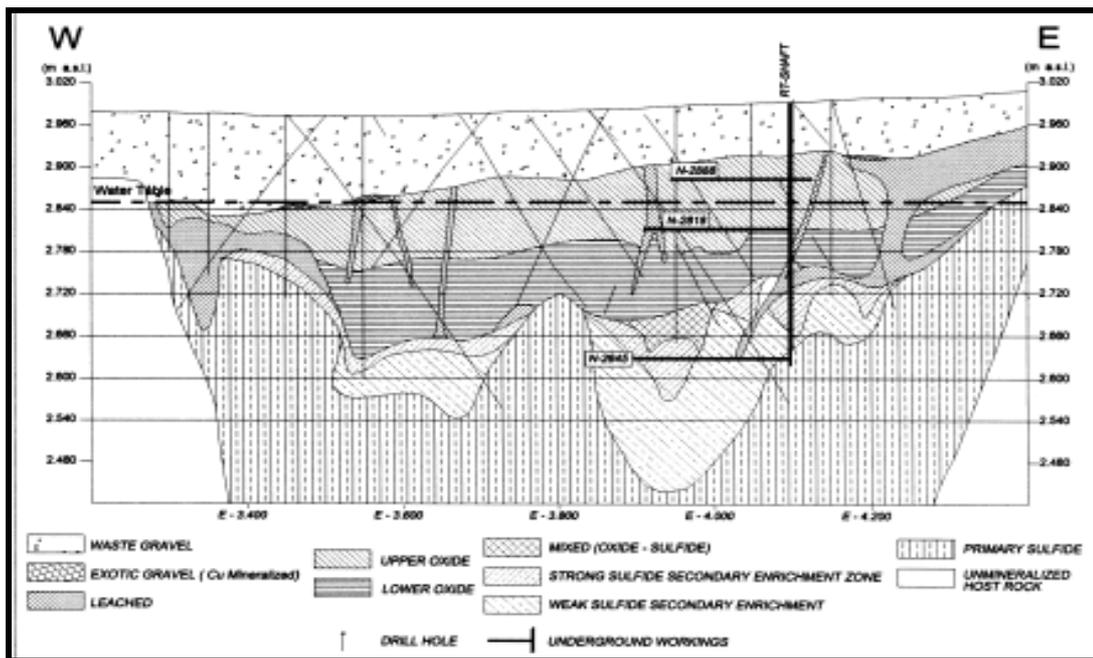


Figura 2.2: Perfil mineralógico del yacimiento Radomiro Tomic.

2.1.2.-Estructuras

El distrito de Chuquicamata durante el Eoceno - Oligoceno Inferior (34 a 46 Ma), fue afectado por un ciclo de deformación compresivo que favoreció la inversión tectónica y el alzamiento de la Cordillera de Domeyko por la reactivación de fallas del basamento extensional más antiguo.

Las estructuras resultantes controlan la intrusión del Pórfido Chuquicamata, la alteración hidrotermal asociada y la mineralización de cobre (Cuadra y Rojas, 2001).

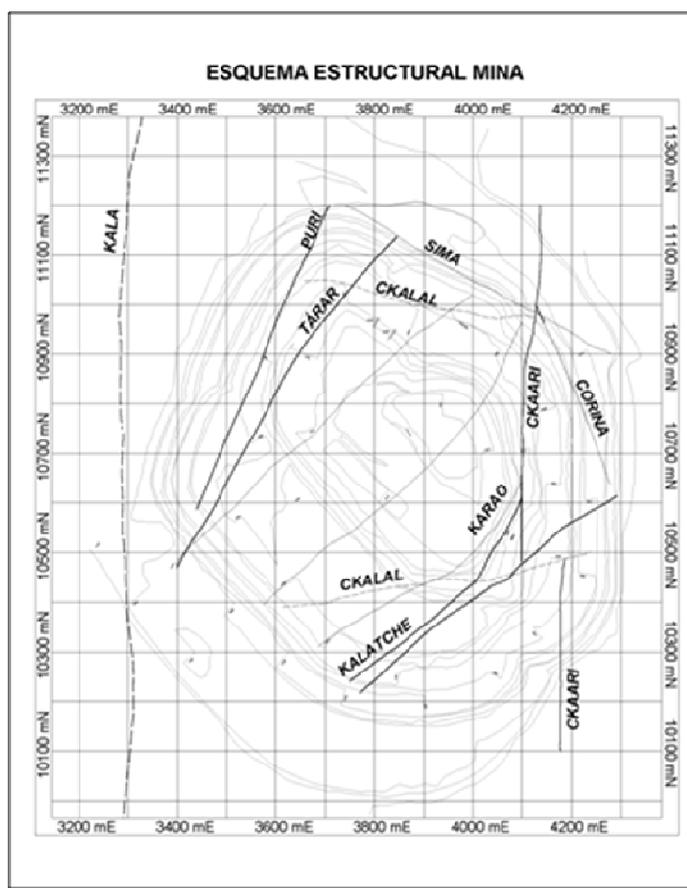


Figura 2.3: Esquema estructural del yacimiento Radomiro Tomic.

2.1.3.-Litología

El depósito Radomiro Tomic está emplazado íntegramente en el Complejo Porfídico Chuquicamata (“Pórfido Chuqui”), que se divide en tres variedades texturales principales, de composición general granodiorítica a cuarzo-monzodiorítica: (1)Pórfido Este, (2)Pórfido Fino y (3)Pórfido Oeste. El primero es el más importante volumétricamente.

Los estudios estructurales hechos en el yacimiento RT determinan dominios que controlan el emplazamiento de la mineralización del yacimiento Radomiro Tomic. Estos son Sistema Puri, Sistema Tárar, Sistema Kalatche, Sistema Ckári, Sistema Corina y Sistema Kala.

En el Modelo Geológico del yacimiento RT se reconocen sucesivos eventos de alteración y mineralización. La individualización de cada uno de estos eventos nos permite definir las unidades que constituyen la base del modelo geológico del depósito.

2.1.3.1.-Alteración hidrotermal

1. *Primario clorítico marginal*

El evento clorítico marginal constituye lo que en los modelos clásicos de pórfidos cupríferos se reconoce como alteración propilítica. Constituyendo el evento más temprano de alteración / mineralización, se distribuye en los límites Este y Oeste del depósito. La mineralización asociada corresponde a pirita y en menor proporción a calcopirita, las cuales se presentan predominantemente diseminada y, en menor medida, en micro vetillas con contenidos inferiores a 0,1% Cu.

2. *Primario potásico de fondo*

La alteración potásica consiste en un reemplazo parcial a penetrativo de los feldespatos. La textura original de la roca en general está conservada y el evento de alteración se caracteriza por la biotitización de minerales máficos y por vetilleos con intensidad no mayor al 5 % de vetillas tempranas tipo EB, EB-A y vetillas gris-verde. La mineralización asociada ocurre preferentemente diseminada y en forma subordinada en vetillas y micro vetillas, con un total sulfuros < 1%, de distribución irregular. Las asociaciones características son bornita-calcopirita con leyes de 0,3 – 0,4% CuT. Una segunda asociación es de Cpy-Py con leyes de 0,2% CuT.

3. *Primario potásico penetrativo*

Esta alteración se caracteriza por una moderada a intensa presencia de vetillas y micro vetillas tempranas, compuestas por cuarzo, feldespato potásico, biotita secundaria y sulfuros, principalmente dispuestos como diseminación en el halo. La mineralización en vetillas alcanza un total de sulfuros > 1% y se compone principalmente de la asociación bornita +/-calcopirita.

Existen al menos dos tipos más de vetillas tempranas que el estado actual del conocimiento de la zona de sulfuros primarios de RT no permite aún confirmar si pertenecen o no a este evento tardimagmático o si corresponden más bien a un evento hidrotermal temprano. Se trata de vetillas de sericita gris-verde de halo muy bien definido y sutura central continua de sulfuros y de vetillas de color más verdoso en reemplazo selectivo, con sulfuros diseminados en el halo.

La intensidad de vetillas de la zona de potásico penetrativo va de 5% a 30 % en volumen, con rangos de ley mayores a 0,8% CuT. Espacialmente este evento se distribuye en franjas sub verticales de anchos variables entre 20 a 100 metros de potencia.

4. *Evento tardío de cuarzo-sericita*

En el yacimiento Radomiro Tomic el sistema estructural Kalatche es el principal control de la alteración cuarzo-sericítica, en halos de vetillas tipo D, con mineralización característica de pirita y calcopirita. Esta alteración consiste esencialmente en agregados de sericita, cuarzo y pirita que oblitera la textura original del pórfido en halos

irregulares de bordes difusos, mediante el reemplazo intenso de la biotita, plagioclasas y feldespatos potásicos. También ocurren cantidades menores de arcillas del tipo caolinita, como reemplazo principalmente de plagioclasa y escasas vetillas localizadas de alunita-cuarzo.

2.1.3.2.-Eventos Supérgenos

La actividad supérgena en RT originó importantes cambios en la parte más alta del depósito, generando amplias zonas lixiviadas, oxidadas de Cu-Fe y zonas con enriquecimiento de sulfuros secundarios.

1. Zona de Enriquecimiento Secundario de Sulfuros.

El enriquecimiento con sulfuros secundarios es una característica muy relevante de las zonas supérgenas del depósito de RT, y se han separado dos zonas:

- a) *Enriquecimiento fuerte:* Los sulfuros secundarios son predominantes, como reemplazo en más de un 75% de los sulfuros de cobre primarios. La bornita y calcopirita, en este caso, están totalmente reemplazadas. Por consiguiente, la mena es fundamentalmente supérgena y la pirita se observa mayoritariamente con pátinas de calcosina. Sobre la zona de enriquecimiento fuerte se reconocen las zonas de lixiviación y de oxidados de cobre.
- b) *Enriquecimiento débil:* Se reconocen sulfuros secundarios, subordinados, en fracturas, zonas de falla y como reemplazo parcial de sulfuros de cobre primarios, donde permanecen importantes cantidades de bornita y calcopirita. El enriquecimiento débil se presenta coexistiendo con yeso, pero también con cavidades y fracturas abiertas producto de la lixiviación parcial de sulfatos, principalmente de anhidrita.

El sulfuro secundario más importante en las zonas de enriquecimiento es calcosina pero también hay cantidades significativas de covelina, ambas secundarias.

2. Zona de oxidación y lixiviación in situ

La mayor parte de las zonas lixiviadas y oxidadas de los niveles superiores del depósito se encuentran en explotación. La mineralogía más común en las zonas de oxidados es atacamita, junto a menor crisocola y óxidos negros.

Es usual encontrar sulfuros relictos, principalmente calcosina secundaria asociada a estructuras, frecuentemente coexistiendo con las mineralogías oxidadas, originándose entonces zonas de mixtos o lixiviados parciales que indican que estas zonas, actualmente oxidadas, constituyeron previamente un nivel de enriquecimiento, el

que fue posteriormente oxidado, lixiviado y redistribuido por una profundización más moderna del nivel de oxidación supérgena.

2.1.4.-Unidades geológicas

Las unidades geológicas se asignan a los sondajes basados en su mapeo (o descripción geológica) revisando sus diferentes aspectos como las mineralogías, los minerales de alteración, y las leyes de los tramos asociados. Se han definido las siguientes unidades geológicas (sin embargo, pueden definirse nuevas unidades o subunidades dependiendo del avance del conocimiento de la geología del depósito y la incorporación de más información):

- **Grava estéril (GRE):** Depósitos sedimentarios que sobreyacen las rocas del área. Clastos, matriz y cemento sin mineralización de cobre observable. $CuT < 0,2\%$.
- **Grava exótica (GRX):** Depósitos sedimentarios que sobreyacen las rocas del área, con mineralización de óxidos de cobre (exótico) constituyendo parte del cemento de estos. En general con leyes altas ($CuT > 0,2\%$).
- **Grava mineralizada (GRC):** Depósitos sedimentarios que sobreyacen las rocas del área, con mineralización residual de óxidos de cobre en clastos y/o matriz $CuT \geq 0,2\%$.
- **Óxidos superiores (OXS):** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre, caracterizada por la intensa variabilidad y grado de intensidad de ocurrencia de las mineralogías y de alteración presentes en la roca. Los minerales de ocurrencia más frecuente y en asociaciones son la atacamita, arcillas de cobre, crisocola y copper wad. Las propiedades físicas como la densidad y porosidad en esta unidad presentan una alta dispersión de valores.
- **Óxido inferior (OXI):** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre, caracterizada por la presencia de atacamita y en menor grado de arcillas de cobre, crisocola y copper wad. La limonita predominante es la hematita y la alteración predominante hidrotermal del tipo sericítica y con una componente supérgena del tipo argílica caolín.
- **Lixiviado (LX):** Rocas indiferentes con alteración supérgena, donde predominan los minerales oxidados de hierro (limonitas) y sin mineralización de cobre observable.
- **Óxido con sulfato de cobre (OXISULF):** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre caracterizada por la presencia de minerales como la atacamita, arcillas de cobre, brochantita y minoritariamente antlerita. Se encuentran ubicados, preferentemente, entre las coordenadas 5950N a 6400N.

- **Óxidos de carbonatos de cobre:** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre caracterizada por la presencia de minerales como la atacamita, arcillas de cobre, malaquita y minoritariamente azurita. Se encuentran ubicados, preferentemente, entre las coordenadas 6500N a 8200N.
- **Vetas de Óxidos (VOX):** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre caracterizada por la presencia de minerales como la atacamita, en vetas de cuarzo-sericita (tipo "D") como reemplazo de minerales sulfuros preexistentes. Son en general, de potencia reducida, centimétricas hasta un par de metros y subverticales.
- **Óxidos en estructuras (OXE):** Zona de mineralización predominante de óxidos de cobre alojada en estructuras o zonas de falla. Son en general, de potencia reducida, centimétricas hasta un par de metros, subverticales y se encuentran preferentemente en los márgenes este y oeste del depósito en zona de roca lixiviada.
- **Mixto (MX):** Zona de mezcla de minerales oxidados de cobre y sulfuro de cobre (primario y/o secundario). Se define por la coexistencia de un 30% o más de oxidados de cobre y/o un 30% o más de sulfuros, determinados en un volumen relativo.
- **Sulfuro secundario fuerte (SSF):** Zona de mineralización caracterizada por un grado de enriquecimiento fuerte dado por el reemplazo intenso de minerales primarios por calcosina y/o covelina, por lo cual no se observa la presencia de sulfuros primarios de cobre en cantidades mayores a trazas. Las leyes de cobre generalmente son altas, mayores a 0,8% de cobre total.
- **Sulfuro secundario débil (SSD):** Zona de mineralización caracterizada por un menor grado de enriquecimiento de los sulfuros primarios, siendo característica la presencia de covelina y calcosina predominantes sobre mena primaria en una proporción del orden de 50%.
- **Sulfuro Primario (SP):** Zona de sulfuros primarios, sin diferenciación de abundancia relativa de bornita, calcopirita y pirita.
- **Roca estéril (EST):** Roca con escasa mineralización ($CuT < 0,2\%$) evidenciada por la falta de sulfuros y/o óxidos de cobre. Se diferencia de la unidad lixiviada en que no presenta limonitas que evidencien una lixiviación de mineralización preexistente.

2.1.5.- Tipos de relleno de estructuras

Corresponden a las asociaciones mineralógicas, más frecuentes, observadas en las estructuras del yacimiento y están definidas por la presencia de uno o más minerales que son los que a la postre le dan el nombre al tipo de relleno. De esta forma se pueden reconocer las siguientes categorías:

- Qz-Ser-Lim: Corresponde a relleno formado por los minerales Cuarzo, Sericita y Limonita.
- Qz-Lim: Cuarzo y limonita.
- Arc-Lim: Relleno de arcilla y limonita.
- Arc-Ox: La mineralogía de este relleno corresponde a Arcillas y óxidos de cobre (atacamita, crisocola y arcillas de cobre).
- Sulf-Lim: Este tipo de relleno se considera una zona de transición para la mineralogía de las estructuras y toma en cuenta la presencia de cualquier tipo de sulfuro en combinación con limonitas.
- Sulf-Ox: Relleno de sulfuros y óxidos.

2.2.-Definición unidades geometalúrgicas

Dado que los recursos geológicos evolucionan durante su etapa de explotación, es apropiado analizar el contexto en el que se encuentra actualmente el yacimiento. De esta forma si consideramos sólo la información histórica existente, tenemos que:

- La unidad de Óxidos es dividida en sub-unidades geológicas de mayor importancia en el recurso denominadas Óxido Superior y Óxido Inferior.
- Las restantes Unidades Geológicas corresponden a unidades de menor participación en el recurso.
- El contenido de cobre total para las unidades mayoritarias alcanza en promedio a 0,52%, mientras que la extracción en ambas unidades es superior a 71 puntos porcentuales y el consumo de ácido es en promedio de 13 kg/ton.
- Las unidades lixiviado y mixtos presentan leyes de cobre total de 0,09 y 0,64%, respectivamente, mientras que su consumo neto de ácido es de 14 y 12 kg/ton.

Las unidades geológicas de mayor importancia en el recurso continúan siendo los denominados Óxido Superior y Óxido Inferior. Aparecen unidades de significativa importancia como son las unidades Lixiviados y Mixtos.

Las restantes unidades geológicas corresponden a unidades de menor participación en el recurso.

El contenido de cobre total para las unidades mayoritarias alcanza en promedio a 0,48% para la unidad OXS, 0,56% en OXI, 0,09% en LX y 0,81% en MX. Mientras, la extracción en las unidades oxidadas es superior a 70%, las unidades de lixiviado y mixtos poseen extracciones de 28 puntos. Los valores de consumo de ácido se mantienen similares en todos los casos.

Para realizar una correcta caracterización de las unidades geometalúrgicas en el yacimiento Radomiro Tomic, se realizaron tres tipos de pruebas en el marco del estudio "Caracterización Geológica, Geotécnica y Geometalúrgica 2005-2009, CBV Mina Radomiro Tomic, Modelo Geológico-Febrero 2006", las cuales tienen la finalidad de aportar información acerca de las variables críticas del proceso aguas abajo. Estas pruebas son las siguientes: pruebas de extracción de cobre y consumo de ácido, pruebas de conductividad hidráulicas y pruebas de potencial de permeabilidad. Los resultados serán detallados a continuación.

2.2.1.-Pruebas de extracción de Cobre y Consumo Neto de Ácido.

Los valores de extracción de cobre son más acotados para aquellas columnas en mezcla con minerales mixtos, el valor mínimo de ésta es de un 78%. De igual forma se aprecia el efecto de los minerales lixiviados, donde los valores de extracción disminuyen hasta 40% en sus valores mínimos.

Esto significa que la presencia de unidades lixiviadas hacia el sur del recurso implicará una disminución de las extracciones en la medida que su participación en las pilas no pueda ser controlada.

Para el consumo de ácido se tiene que la Zona Mineral Óxido es la que presenta una mayor variabilidad, alcanzando valores superiores a 15 Kg/Ton. La presencia de material lixiviado implica un descenso en el consumo, mientras que los minerales mixtos lo incrementan.

En cuanto a los análisis mineralógicos de lupa binocular realizados a muestras de cabeza y ripios de cada columna unitaria, se tiene que estos fueron clasificados de acuerdo al evento de alteración predominante, encontrándose tres alteraciones mayoritarias: Potásica de Fondo, Sericítica y Argílica.

a) Alteración Potásica de Fondo

Para las muestras de cabeza en la alteración Potásica de Fondo, se tiene que la mineralogía de mena asociada es variada en especies y ocurrencias. La atacamita y

arcillas con cobre son las especies de mena más abundantes y recurrentes, presentándose en vetillas y diseminadas. Además, se observa crisocola (Cr), sampleíta (Sam), brochantita (Br), libethenita (Lib) y paratacamita (Pat) diseminadas y en vetillas.

Para las muestras de ripios se tiene que la mineralogía de mena es más restringida que en las muestras de cabeza. La atacamita, arcillas con cobre y crisocola son las especies de mena más abundantes y recurrentes (sólo en una muestra se observan trazas de brochantita).

Sin embargo, aumenta la abundancia relativa de crisocola y arcillas con cobre a expensas de la atacamita, que sufre una lixiviación preferente. Por otra parte, aumenta la concentración relativa de los óxidos diseminados, debido a la lixiviación predominante de los óxidos en vetillas.

b) Alteración Sericítica

La mineralogía de mena asociada a la alteración Sericítica es variada en especies y ocurrencias. La atacamita y arcillas con cobre son las especies de mena más abundantes y recurrentes, presentándose en vetillas y diseminadas. Además, se observa crisocola (Cr), sampleíta (Sam), libethenita (Lib), copper wad (CW) y chalcantita (Chc) diseminadas y en vetillas.

La mineralogía de mena en muestras de ripios asociadas al Sericítico es más restringida que en las muestras de cabeza. La atacamita, arcillas con cobre y crisocola son las únicas especies de mena observadas. Sin embargo, aumenta la abundancia relativa de crisocola y arcillas con cobre a expensas de la atacamita, que sufre una lixiviación preferente. Por otra parte, aumenta la concentración relativa de los óxidos diseminados, debido a la lixiviación predominante de los óxidos en vetillas.

c) Alteración Argílica

La mineralogía de mena asociada a la alteración Argílica en muestras de cabeza es variada en especies y ocurrencias. La atacamita y arcillas con cobre son las especies de mena más abundantes y recurrentes, presentándose en vetillas y diseminadas. Además, se observa crisocola (Cr), copper wad (CW), antlerita (Ant), malaquita (Mq) y azurita (Az) diseminadas y en vetillas.

La mineralogía de mena en muestras de ripios asociadas al Argílico es más restringida que en las muestras de cabeza. La atacamita, arcillas con cobre y crisocola son las únicas especies de mena observadas.

Sin embargo, aumenta la abundancia relativa de crisocola y, especialmente, de arcillas con cobre a expensas de la atacamita, que sufre una lixiviación preferente. Por otra parte, aumenta la concentración relativa de los óxidos diseminados, debido a la lixiviación predominante de los óxidos en vetillas.

En relación a otros parámetros de interés como son el contenido de esmectita en las muestras, se tiene que en la mayoría de las muestras con alteración sericítica se observa una relación directa entre los óxidos no lixiviados y el porcentaje de esmectitas presentes. Al igual que en el Potásico de Fondo, en algunas de estas muestras la atacamita fue lixiviada (parcial o completamente), pero aumenta la abundancia de las arcillas con cobre en los ripios.

Para la definición de Unidades Geometalúrgicas (UGM's) se tiene que:

- Los contenidos de leyes de cobre total y soluble son característicos de cada Zona Mineral mayoritaria (OX, LX, MX). Se tiene valores bajos para zonas minerales estériles y lixiviados, mientras que la zona de óxido presenta valores medios y zona de mixtos con leyes superiores en cobre total.
- Los resultados de extracción y consumo neto de ácido observado de la base de datos integrada para los dominios geológicos definidos como Zona Mineral presentan respuestas metalúrgicas perfectamente diferenciables entre sí.
- Los efectos de las mezclas entre las zonas minerales mayoritarias en el recurso como son Zona Mineral Óxido, Zona Mineral LX y Zona Mineral MX se reflejan en los resultados obtenidos para extracción de cobre y consumo neto de ácido en columnas unitarias.
- El consumo neto de ácido presenta valores similares para las zonas mayoritarias, cuyo valor medio esperado está entre 16 y 19 Kg/Ton. Para las zonas minerales de menor relevancia el consumo es mayor y se diferencia notoriamente, alcanzando valores medios esperados superiores a 25 Kg/Ton.
- Esta diferenciación entre zonas minerales también responde a la degradación química sufrida por los materiales sometidos a largos tiempos de lixiviación.

De acuerdo a lo señalado anteriormente se determinan las unidades geometalúrgicas de extracción de cobre:

UGM1_ EXT: Zona Mineral ÓX

UGM2_ EXT: Zona Mineral MX

UGM3_ EXT: Zona Mineral LX

UGM4_ EXT: Zona Mineral GRM - GRX

Por su parte para el consumo neto de ácido se determina que las unidades geometalúrgicas a considerar son:

UGM1_ CNA: Zona Mineral ÓX – LX - MX

UGM2_ CNA: Zona Mineral GRM – GRX

2.2.2.-Pruebas Conductividad Hidráulica

Esta prueba de permeabilidad permitió identificar una variedad de poblaciones al interior de las muestras seleccionadas, a partir de lo cual fue posible discriminar entre materiales con mejor o peor potencial de permeabilidad dados los resultados obtenidos en las 98065 pruebas planteadas.

Al analizar la información por zona mineral en cota y secciones se tiene que la Zona Mineral OX presenta un descenso en la conductividad en el banco 28.850, de la misma forma la Zona Mineral LX presenta valores menores a 0,01 en el banco 28.250.

Al verificar el comportamiento de la conductividad hidráulica por zona mineral en secciones se observa que existe una tendencia a la baja para la zona mineral OX hacia el sur del recurso. Los comportamientos de las restantes zonas minerales se muestran erráticos.

2.2.3.-Pruebas Potencial de Permeabilidad

Los parámetros que controlarían este potencial son la presencia de arcillas del tipo esmectitas y la generación de finos del material al ser sometido a ciertas condiciones de chancado. La presencia de arcillas en el recurso es tema conocido desde el origen de la explotación del recurso; sin embargo, es posible señalar que dada la evolución de la geología hacia los bordes del yacimiento, los materiales a ser tratados en este periodo corresponden a materiales con mayor presencia de esmectita posiblemente asociado a la existencia de estructuras que afectarían la permeabilidad en el proceso.

Para lograr una definición de UGM de potencial de permeabilidad será necesario contar con un modelo de arcillas, enfocado a la determinación de zonas donde la esmectita sea la especie dominante.

2.2.4.-Observaciones y resultados

Se observa que existe una tendencia a la baja de las leyes de cobre total y soluble hacia el sur del yacimiento, de igual forma responde la extracción de cobre y la razón de solubilidad. Sin embargo, la correlación entre estas últimas se mantiene sin alteración por lo que será posible seguir correlacionando estos parámetros.

En el caso de la variable consumo neto de ácido (CNA), se observa un aumento en la medida que se avanza hacia el sur del recurso. Este incremento se aprecia notoriamente en la base de datos obtenida en la campaña de la fase geometalúrgica del proyecto "Caracterización geológica, geotécnica y geometalúrgica, Radomiro Tomic 2005 – 2009", la cual está focalizada hacia el este de este yacimiento.

En el caso de la distribución del consumo neto de ácido por banco, se tiene que éste disminuye a medida que se baja en la cota, debido principalmente a que las zonas arcillosas que consumen mayores cantidades de ácido desaparecen con la disminución de la cota.

Para la definición de UGM de extracción de cobre y consumo de ácido se tuvo presente las siguientes consideraciones:

- Se tiene que cerca del 40% de la base de datos de conductividad hidráulica se encuentra bajo valores de 0,01, lo que nos indica que existe una alta posibilidad de encontrar materiales que pudiesen presentar problemas de permeabilidad en el proceso.
- Los parámetros que controlarían el potencial de permeabilidad son la presencia de arcillas del tipo esmectitas y la generación de finos del material al ser sometido a ciertas condiciones de chancado.
- El 49% de las muestras está conformada en su fracción arcilla por más del 50% de esmectitas. En las muestras de cabezas el contenido relativo de esmectitas y caolinitas es inversamente proporcional al de micas.

Las especies de mena más abundantes y recurrentes son la atacamita, las arcillas con cobre y, en menor grado, la crisocola. Además, se presenta copper wad, brochantita, libethenita, sampleíta, antlerita, malaquita, pseudomalaquita, azurita, paratacamita y chalcantita.

La mineralogía de mena de los ripios es más restringida que aquella de las muestras de cabeza. Sus especies minerales predominantes son atacamita, arcillas con cobre y crisocola. En las muestras de ripio aumenta la proporción de mena diseminada, debido a una lixiviación preferente de la mena en vetillas.

En las muestras con alteración potásica de fondo y sericítica, se observa una relación entre la cantidad de esmectitas y el porcentaje de óxidos no lixiviados (comparado el porcentaje presente en las cabezas y en los ripios). No se observa una clara relación entre el contenido de limonitas (% modal) y el porcentaje de óxidos lixiviados.

Finalmente, para lograr un modelo acabado de potencial de permeabilidad será necesario contar con un modelo de arcillas, enfocado pericialmente a la determinación de zonas donde la esmectita sea la especie dominante.

2.3.-Métodos geoestadísticos

La geoestadística es una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales. Su interés primordial es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Journel & Huijbregts, 1978).

En geoestadística lineal la predicción o estimación, se realiza utilizando adaptaciones de las técnicas clásicas de regresión lineal para tomar ventajas de la continuidad espacial (Isaaks & Srivastava, 1989). Además se define como una aplicación de la teoría de probabilidades a la estimación estadística de variables espaciales. En este campo se cuenta con un método en particular denominado **kriging** que tiene la cualidad de ser el “mejor” estimador lineal. Esta técnica tiene las siguientes características:

- Se utiliza para estimar valores no muestreados de una variable (cuando se utiliza más de una variable se habla de **co-kriging**).
- Se basa en un modelo de variograma, el cuantifica la continuidad espacial de la variable a distintas distancias.
- No es capaz de reproducir la variabilidad del modelo por cuanto entrega un modelo “suavizado” o alisado.

Debido a este último punto, cuando es necesario modelar la incertidumbre de un fenómeno se prefiere utilizar **simulación**. Esta técnica consiste en construir “realizaciones” que reproducen la variabilidad real de la variable en estudio (histograma, variograma, distribución espacial, etc.) y tiene las siguientes características:

- El principal objetivo es reproducir la variabilidad real (fidelidad del Kriging).
- Permite obtener distintos escenarios.
- Es útil para el análisis de riesgos y la caracterización de la incertidumbre espacial.
- Cuando se realiza utilizando varias variables se habla de **Co-Simulación**.

Para esta última técnica se cuenta con distintos modelos, los cuales son aplicables a distintos casos dependiendo de las características de la base de datos con la que se cuenta. Algunos de estos son los siguientes (Chilès & Delfiner, 1999; Lantuéjoul, 2002):

- Modelo multi-Gaussiano (variables continuas)
- Modelo Gaussiano truncado y modelo plurigaussiano (variables categóricas o discretas)
- Modelos mixtos (continuo – categórico)

Por las características de este trabajo, se optará por utilizar simulación mediante un modelo Gaussiano truncado, ya que se trata de simular variables discretas, usando a la vez el “muestreador de Gibbs” para transformar los intervalos discretos a valores Gaussianos. En cuanto a la simulación de variables Gaussianas, existen varios algoritmos entre los cuales se puede mencionar el algoritmo de descomposición matricial (Davis 1987), el algoritmo secuencial Gaussiano y el algoritmo de bandas rotantes (Chilès and Delfiner 1999, Lontuéjoul 2002).

2.3.1.-Muestreador de Gibbs

El objetivo principal es simular una función aleatoria de distribución Gaussiana con una estructura de covarianza específica, dados puntos específicos observados (Armstrong et al, (2003)). Es un proceso iterativo que entrega como resultado una función continua a partir de intervalos discretos.

Fundamento teórico

Sea $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$ un vector aleatorio con función de densidad

$$f(\theta) = f(\theta_1, \dots, \theta_k).$$

Esta densidad está completamente determinada por las densidades condicionales:

$$f_i(\theta_i | \theta_{-i}) = f(\theta_i | \theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_n)$$

Para $i = 1, \dots, k$.

Descripción del algoritmo:

- i) Se eligen arbitrariamente valores iniciales $\theta^0 = (\theta_1^{(0)}, \dots, \theta_k^{(0)})$ de la densidad a posteriori de $f(\theta_1, \dots, \theta_k | \mathbf{y})$, donde \mathbf{y} representa un vector de observaciones (datos disponibles).
- ii) Se genera el vector $\theta^1 = (\theta_1^{(1)}, \dots, \theta_k^{(1)})$ del modo siguiente, donde el orden se puede elegir arbitrariamente

$$\begin{aligned} \theta_1^{(1)} &\sim f_1(\theta_1 | \theta_2^{(0)}, \dots, \theta_k^{(0)}, \mathbf{y}) \\ \theta_2^{(1)} &\sim f_2(\theta_2 | \theta_1^{(1)}, \theta_3^{(0)}, \dots, \theta_k^{(0)}, \mathbf{y}) \\ &\vdots \\ \theta_k^{(1)} &\sim f_k(\theta_k | \theta_1^{(1)}, \dots, \theta_{k-1}^{(1)}, \mathbf{y}) \end{aligned}$$

- iii) Se vuelve a ii) y se repite el proceso N veces, obteniéndose una sucesión de vectores, es decir, una muestra de la distribución a posteriori $\theta^t = (\theta^{(t)}_1, \dots, \theta^{(t)}_k)$, para $t = 1, \dots, N$.

Cuando N tiende a infinito, la distribución θ^N converge a la distribución de θ condicional a y, o sea, $f(\theta|y)$.

2.3.2.-Modelo Gaussiano Truncado

Su principio básico es simular una variable regionalizada discreta. Primero, una variable Gaussiana estacionaria es simulada, y luego es transformada en variable discreta mediante truncación.

Por ejemplo para simular una variable de las categorías (1 ó 2), se trunca una función aleatoria continua $\{Y(x), x \in R^d\}$ de distribución espacial Gaussiana:

$$I(x; y) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y(x) < y \\ 2 & \text{si } Y(x) \geq y \end{cases}$$

El valor del umbral y define la **proporción** del espacio ocupado por cada categoría (ver figura 2.4).

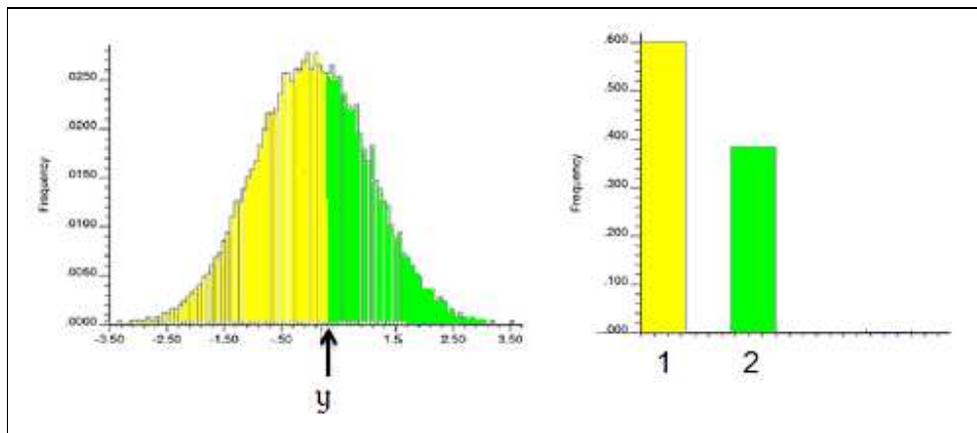


Figura 2.4: Truncación de una variable Gaussiana.

Esto se generaliza a más de dos categorías al definir varios umbrales para la truncación. Para condicionar la simulación a un conjunto de datos discretos, se utiliza el muestreador de Gibbs para transformar estos datos discretos en datos Gaussianos (ver figura 2.5).

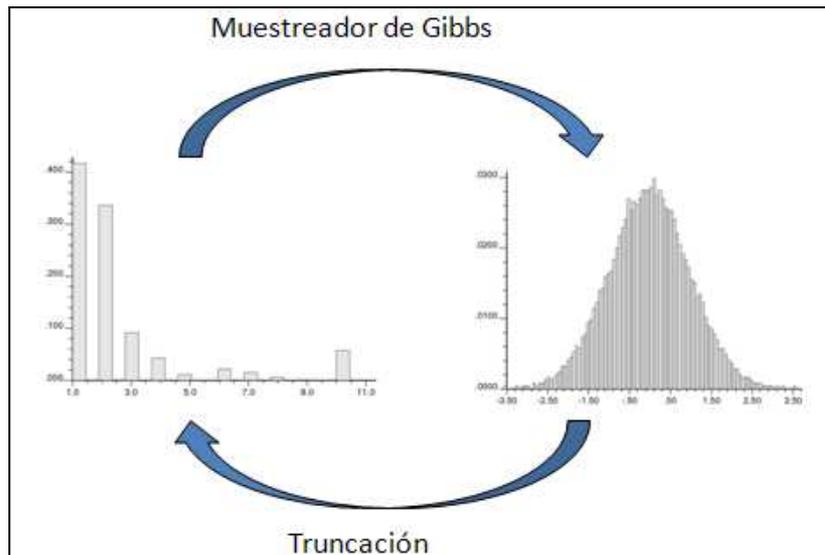


Figura 2.5: aproximación mediante muestreador de Gibbs.

Se procede de la siguiente manera para generar el condicionamiento:

1. Definir un estado inicial que respeta las condiciones impuestas por los datos categóricos.
2. Seleccionar un dato Gaussiano al azar.
3. Determinar su distribución condicional a los otros datos (usando la media y varianza de kriging).
4. Generar un número aleatorio según esta distribución condicional y ver si el valor simulado está en el intervalo asociado a la categoría (ver figura 2.4).
5. De ser así, actualizar el valor del dato seleccionado.
6. Iterar (volver al punto 2).

3.-Metodología

Para poder encontrar una metodología para predecir las abundancias de minerales, se realizará una comparación de tres métodos que serán detallados a continuación.

3.1.-Estimación mediante Co-Kriging

Este método presenta una menor complejidad con respecto a los otros dos que se presentan en este trabajo. Sin embargo presenta algunas limitaciones que derivan de su naturaleza, ya que tiende a “suavizar” la distribución de valores (es decir, disminuye la variabilidad espacial con respecto a la realidad desconocida). Las etapas que serán llevadas a cabo para completar la estimación son las siguientes:

1. Análisis exploratorio.
2. Modelamiento variográfico.
3. Validación del modelo variográfico propuesto.
4. Estimación mediante co-kriging.
5. Post procesamiento de los resultados obtenidos.

3.2.-Simulación utilizando Anamorfosis Gaussiana

A diferencia del caso anterior, esta metodología presenta una complejidad superior, tanto en su aplicación como en su base teórica. Sin embargo permite representar de mejor forma la variabilidad del yacimiento, lo cual es una gran ventaja por cuanto permite tener una mejor aproximación de la realidad tomando una decisión más “informada” del destino de los bloques que se estimen. Las etapas que serán llevadas a cabo para completar la simulación son las siguientes:

1. Análisis exploratorio.
2. Transformación Gaussiana (utilizando Anamorfosis Gaussiana, es decir los valores de una misma categoría son transformados en valores Gaussianos distintos en forma aleatoria).
3. Análisis variográfico de los datos transformados.
4. Co-simulación de abundancias utilizando el método de bandas rotantes.
5. Aplicación de la regla de truncación (ver figura 2.5).

6. Post procesamiento de los resultados obtenidos.

3.3.-Simulación utilizando Muestreador de Gibbs

Aun cuando este método presenta una gran similitud con el presentado en el capítulo 3.2, existe una diferencia de fondo que es la metodología de transformación de los datos desde los valores discretos a continuos. Esto por cuanto esta metodología está pensada expresamente para simular variables discretas, de esta forma se evita la arbitrariedad en la anamorfosis derivada de la utilización de la metodología anterior. Las etapas que serán llevadas a cabo para completar la simulación son las siguientes:

1. Análisis exploratorio.
2. Análisis variográfico de los datos.
3. Transformación a valores Gaussianos utilizando muestreador de Gibbs.
4. Co-simulación de abundancias utilizando simulación Gaussiana (método de bandas rotantes).
5. Aplicación de la regla de truncación.
6. Post procesamiento de los resultados obtenidos.

4.-Caso de estudio

4.1.-Estudio exploratorio

4.1.1.-Descripción de la base de datos

Para este estudio se cuenta con una base de datos provista por Codelco-Chile, División Codelco Norte, Yacimiento Radomiro Tomic. Esta base consiste en 59.512 datos de pozos de tronadura, de los cuales 39.581 corresponden a Radomiro Tomic y el resto a mina Sur. Esta base de datos cuenta con 55 variables asociadas a cada dato, además de la rotulación del geólogo a cargo del muestreo, el operador, el banco donde se realizó, la base de muestreo de pozo, el tipo de perforadora y la fecha de medición, entre otras rotulaciones asociadas al muestreo. Ahora, entre las variables asociadas a cada dato, se puede distinguir tanto variables discretas, categóricas, como continuas. De esta forma se obtuvo la siguiente categorización de las variables:

- **Variables discretas:** Porcentajes de: Atacamita (AT), Crisocola (CRI), Arcilla con Cobre (ARC), Copper Wad (CUW), Malaquita (MA), Pseudomalaquita (PMA), Total Óxidos (TOXI), Calcosina (CC), Covelina (CV), Calcopirita (CP), Bornita (BO), Digenita (DG), Pirita (PY), Molibdenita (MO), Total de Sulfuros (TSULF), Hematita (HE), Goethita (GT), Jarosita (JA), Limonita (LM), Feldk (KF), Alteración Sericítica Temprana (ST), Alteración Cuarzo Sericítica Tardío (QST), Alteración Supergena (ALT), Estéril (EST), Grava Estéril (GRE), Grava Mineral (GRX), Lixiviado (LX), Óxidos (OXI), Sulfuros (SUL), Vetas (VET), ley visual Cu (LVI), Humedad (HUMEDAD), Geometría (Geometría).
- **Variables categóricas (codificadas):** Lock de Mapeo Operacional (T), Lock de Mapeo Geológico (G), Código Unidad Alteración (CODUA), Código Zona Mineral (ZMIN), Código UG (UG).
- **Variables Continuas:** Test de Consumo de ácido neto total (CONSNET), Ley de Cloro total (CLT), Test de porcentaje de extracción (EXT), Ley de Molibdeno Total (MOT), Molibdeno Soluble (MOS, MOS10), Ley de Hierro total (FET), Ley de Hierro Soluble (FES), Largo Real Medido (LR), Peso Mina expresado en Kg (PESOMI), Ley Estequiométrica Óxidos (LEOXI), Ley Estequiométrica Sulfuros (LESUL), % Densidad Calculada (DENS), Razón CuT / Cus (RazST), Ley de Cobre total (CUT), Análisis de Cobre soluble (CUS3,CUS4,CUS10,CUSFER).

En este estudio, nos enfocaremos en cuatro variables discretas, las cuales son porcentaje de arcillas de cobre, atacamita, copper wad y crisocola. Todas estas se presentan en la zona de óxidos superiores, donde estos minerales se encuentran de manera frecuente y asociados. Además se descartará un análisis de los minerales de ganga por cuanto presentan poca variabilidad en el banco seleccionado, y aun cuando afectan el consumo de ácido, presenta un comportamiento independiente de las cuatro variables en estudio. Estas variables corresponden a una clasificación descriptiva mediante métodos visuales de la abundancia del mineral en la muestra. De esta forma,

los posibles valores de estas variables van de 0 a 100. Debido a que se trata de una estimación visual aproximada a un número entero (generalmente múltiplo de 5), esta tiene un error intrínseco asociado a la apreciación visual completamente relativa a quién realiza la estimación. Se ha considerado como una manera de disminuir este error el agrupar los porcentajes apreciados por clases o categorías, las cuales irán de 1 a 10 para las variables atacamita y arcillas de cobre. En cambio para las variables crisocola y copper wad se utilizará una categorización distinta, ya que los valores se concentran bajo el 5% de abundancia; con esto se tomarán 3 categorías. Todas estas categorías son descritas en la tabla 4.1.

Categoría	Atacamita y Arcillas de cobre	Crisocola y Copper Wad
1	0%-10%	0%-2%
2	11%-20%	2%-5%
3	21%-30%	>5%
4	31%-40%	-
5	41%-50%	-
6	51%-60%	-
7	61%-70%	-
8	71%-80%	-
9	81%-90%	-
10	91%-100%	-

Tabla 4.1: Descripción de la clasificación de variables de abundancia

La base de datos cuenta con 24 bancos de 20 metros de altura. El área abarcada por los datos tiene un ancho máximo aproximado de 1140 metros, un largo de 1700 metros y una profundidad de 346 metros (los límites de la información se muestran en la tabla 4.2). Para realizar la perforación de los pozos, se utilizan distintas mallas de muestreo que son de 9[m]x9[m], 10[m]x10[m], 11[m]x11[m] y 13[m]x13[m], dependiendo el uso de cada una de ellas del tipo de roca en el sector donde se efectuará la tronadura.

coordenadas	este[m]	norte[m]	cota[m]
Máximo	3376,41	9034,49	2660
Mínimo	4514,05	10737,09	3005,98
Media	3922,16	9787,83	2796,9

Tabla 4.2: límites de la zona muestreada.

En las figuras 4.1, 4.2, 4.3 y 4.4, se muestra la disposición general de los pozos de tronadura para las cuatro variables en estudio, con la correspondiente leyenda para las clasificaciones descritas anteriormente.

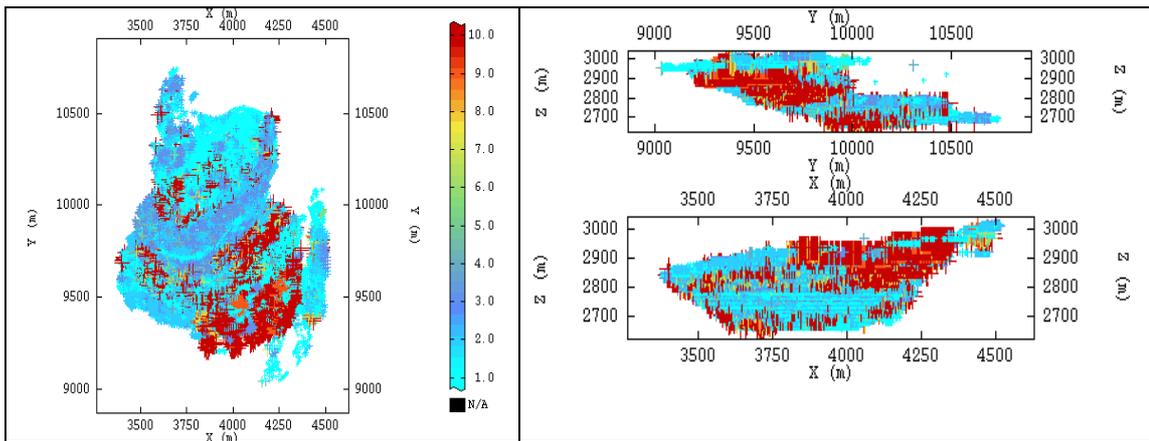


Figura 4.1: Planta y perfiles base de datos completa, arcillas de cobre.

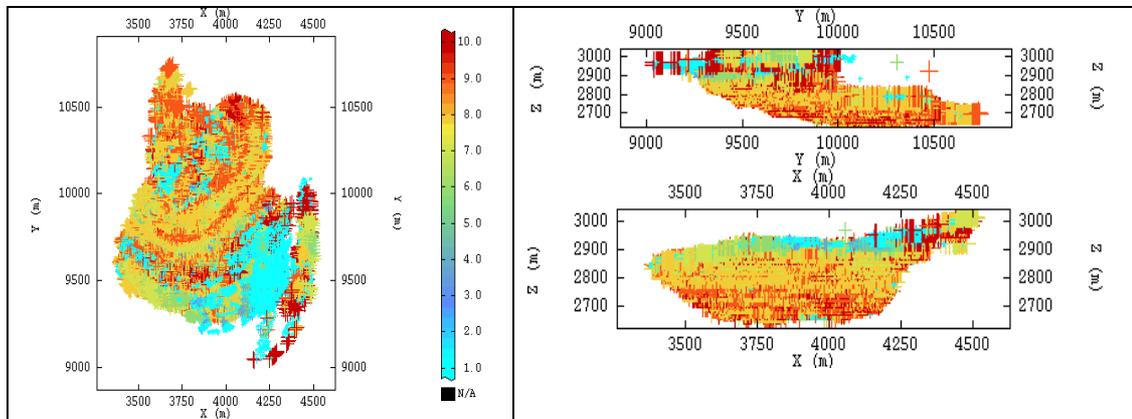


Figura 4.2: Planta y perfiles base de datos completa, atacamita.

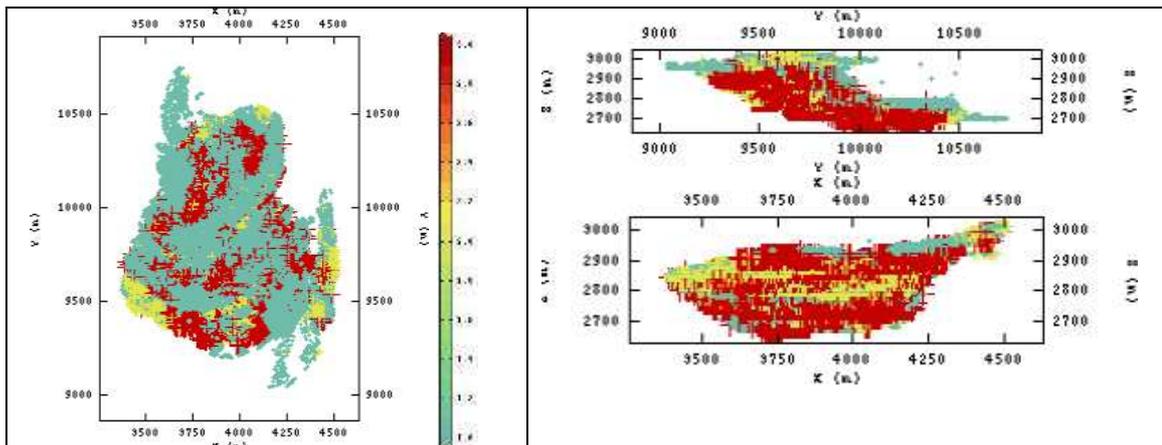


Figura 4.3: Planta y perfiles base de datos completa, crisocola.

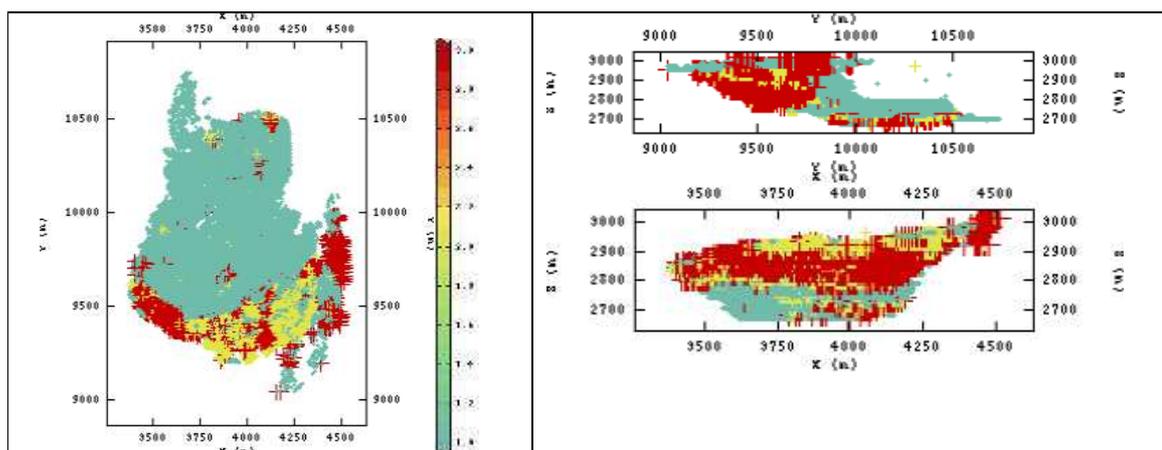


Figura 4.4: Planta y perfiles base de datos completa, copper wad.

4.1.2.-Selección de la zona de estudio

La selección de la zona que se utilizará en el estudio se realizó tomando en cuenta tres puntos fundamentales que son:

- Número de datos suficientes para asegurar un estudio representativo.
- Histogramas de las cuatro variables con al menos tres categorías cada uno, esto para poder comprobar la real utilidad de las herramientas que se utilizarán en el estudio.
- Las variables debe tener correlación entre ellas (el módulo de la correlación lo más distinta de cero posible), esto a fin de tener condiciones que justifiquen un estudio multivariable. De no existir correlación entre las variables, cada variable podría ser modelada por separado.

Tomando estos tres puntos en consideración se seleccionó un sector del banco 28.250. En la figura 4.5 se muestra la disposición de los datos en planta, donde se puede ver que estos tienen un ancho de máximo en su coordenada este de 860[m] y en su coordenada norte de 587[m] (ver tabla 4.4). Además en la tabla 4.3 se puede ver la matriz de correlación asociada a estos datos.

VARIABLE	ARCILLAS	ATACAMITA	CRISOCOLA	COPPER WAD
ARCILLAS	1	-0,66	-0,38	-0,27
ATACAMITA	-0,66	1	0,33	0,18
CRISOCOLA	-0,38	0,33	1	0,03
COPPER WAD	-0,27	0,18	0,03	1

Tabla 4.3: Matriz de correlación zona seleccionada.

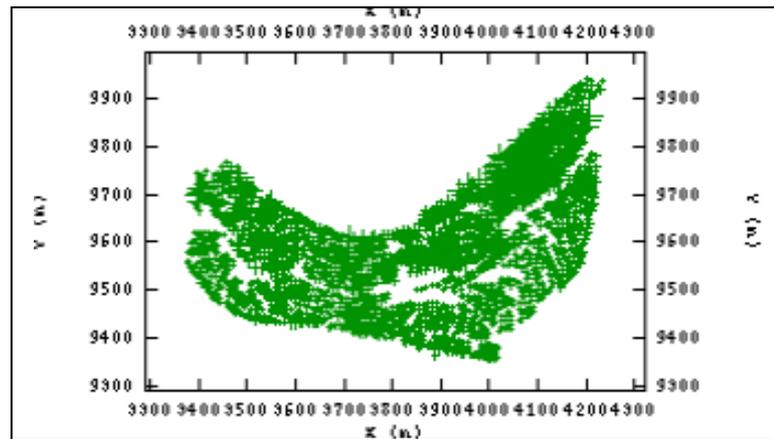


Figura 4.5: Disposición de los datos en planta de la zona seleccionada.

coordenadas	este[m]	norte[m]
máximo	3376,41	9348,93
mínimo	4236,00	9935,05
media	3845,69	9579,26

Tabla 4.4: límites zona de estudio.

De esta forma de un total de 39.578 datos correspondientes a la base de datos completa, se ha realizado una subdivisión del banco 28.250 que cuenta con 2.451 datos, los cuales serán utilizados de aquí en adelante para realizar el estudio.

4.1.2.-Análisis Exploratorio

A continuación en la tabla 4.5 se presentan las estadísticas básicas para las cuatro variables en estudio en la zona seleccionada. Antes de realizar el estudio de las variables se procedió a eliminar los datos aberrantes que en este caso corresponden a los valores por debajo de 0. De esta forma se eliminaron 3 datos, quedando finalmente la zona seleccionada con 2.448 datos válidos.

Variable	N°de datos	Mín.	Máx.	Media	Dev. Est.	Varianza	Coef.de Var.
Arcillas de cobre	2448	1	10	2,46	2,29	5,23	0,93
Atacamita	2448	1	10	6,83	2,45	6,01	0,36
Crisocola	2448	1	3	1,43	0,59	0,35	0,41
Copper wad	2448	1	3	1,54	0,75	0,57	0,49

Tabla 4.5: Estadísticas básicas para la zona seleccionada

Se puede notar que la abundancia promedio de las cuatro variables está por sobre la media general de la base de datos, que para las arcillas de cobre es de 2,15, para la atacamita es de 5,67, para la crisocola es de 1,31 y para el Copper Wad es de 1,30, esto en base a la categorización definida en la tabla 4.1. Como la zona seleccionada corresponde a un banco dentro de la zona productiva del yacimiento es de esperarse medias con valores altos.

En las siguientes figuras se muestran proyecciones en planta de las cuatro variables acompañadas del histograma para cada variable. Como se puede ver en las figuras 4.6, 4.7, 4.8 y 4.9, se tiene una malla más densa en la zona norte del yacimiento donde se ubican además los datos con valores más altos para la variable arcillas de cobre. A simple vista no se aprecia ninguna distribución preferencial tanto para la crisocola como para el copper wad, sin embargo esto debe ser corroborado con un análisis de las derivas de estos datos. Además se puede notar que en la zona donde se encuentran los valores más altos para las arcillas de cobre, la atacamita tiene los valores más bajos. Esto es consistente con los valores obtenidos en la matriz de correlación para estas dos variables, que se encuentran correlacionadas de forma inversa con un valor de -0,66 (ver tabla 4.3).

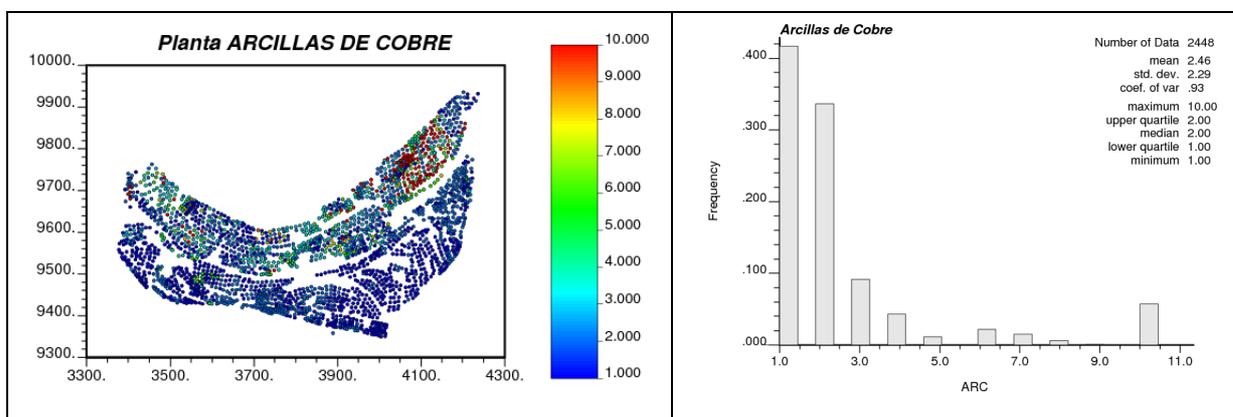


Figura 4.6: Proyección en planta e Histograma arcillas de cobre.

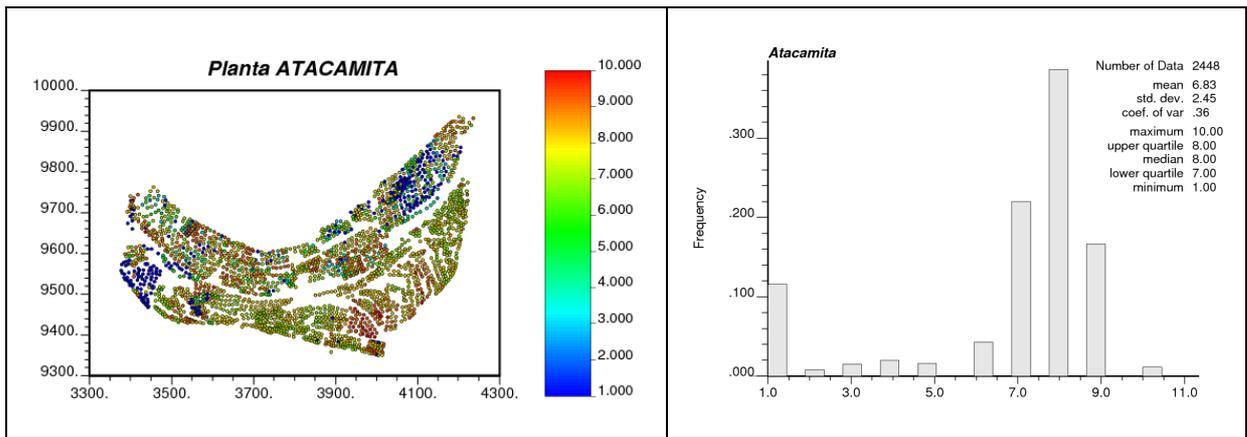


Figura 4.7: Proyección en planta e Histograma atacamita.

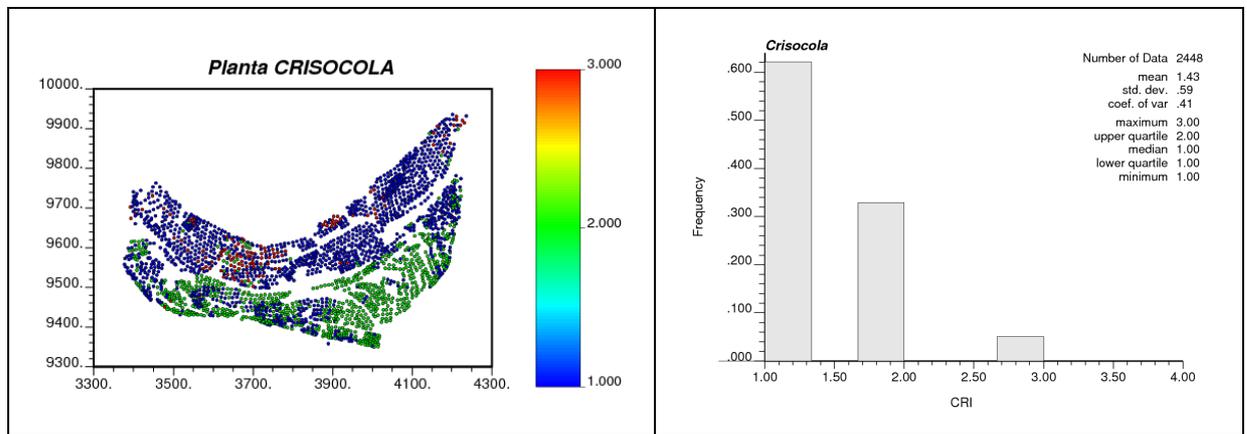


Figura 4.8: Proyección en planta e Histograma crisocola.

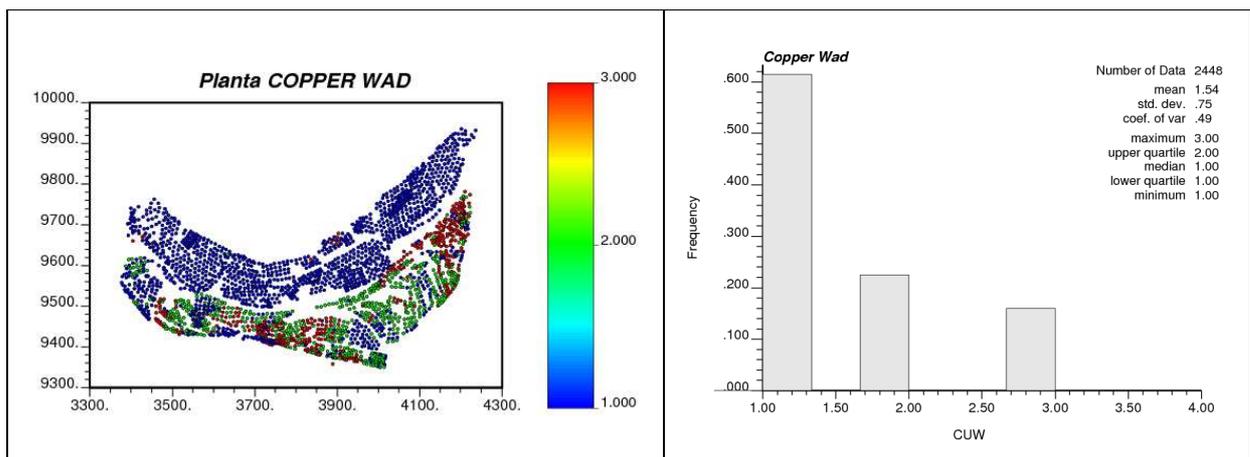


Figura 4.9: Proyección en planta e Histograma copper wad.

Para corroborar esta apreciación con respecto a la distribución de los valores en las distintas áreas de la zona seleccionada se realizó un análisis de derivas que se muestra en las figuras 4.10, 4.11, 4.12 y 4.13. Se puede notar una leve tendencia Sur-

Este para las variables arcillas de cobre y copper wad. Además se presenta un caso similar para la variable atacamita pero en la dirección Sur-Oeste y para la variable crisocola en la dirección Sur. Esto está dado por las correlaciones negativas entre las variables Arcillas de cobre y crisocola. Sin embargo para ninguna de las cuatro variables se tienen datos atípicos que puedan complicar el análisis, puesto que se eliminaron los datos aberrantes al comienzo del análisis.

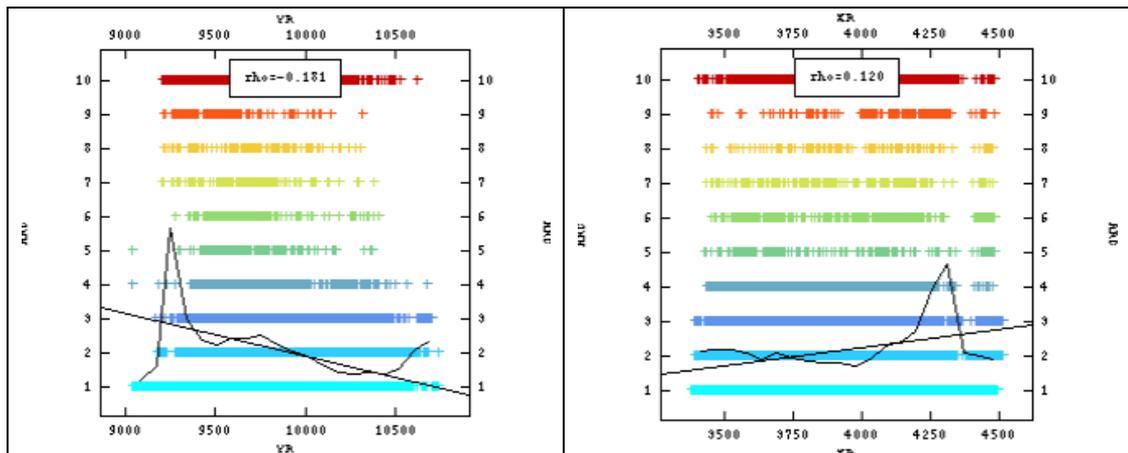


Figura 4.10: Derivas para la variable arcillas de cobre (norte y este).

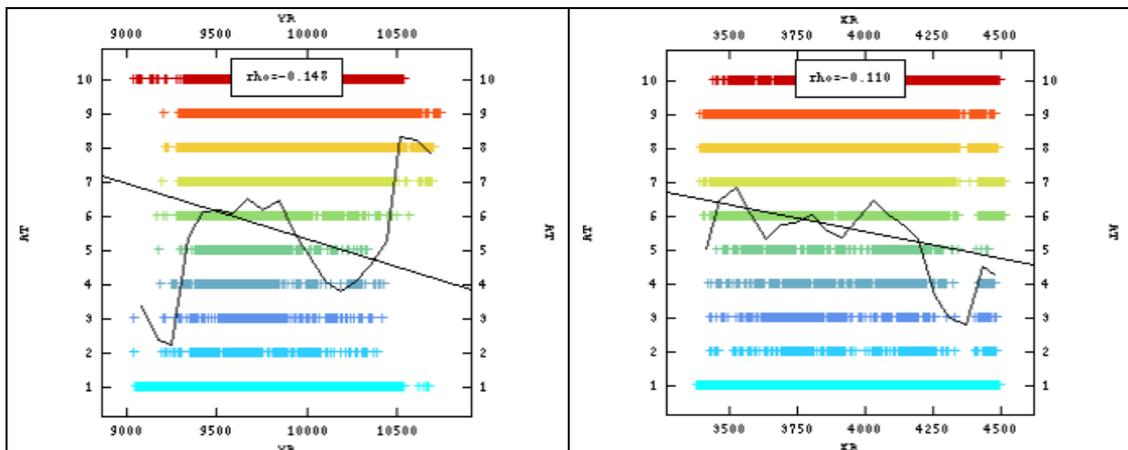


Figura 4.11: Derivas para la variable atacamita (norte y este).

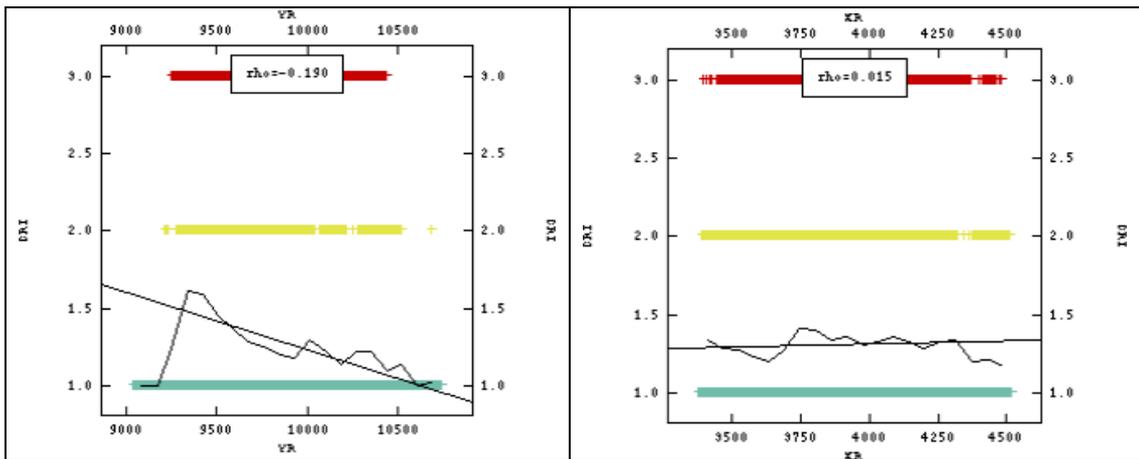


Figura 4.12: Derivas para la variable crisocola (norte y este).

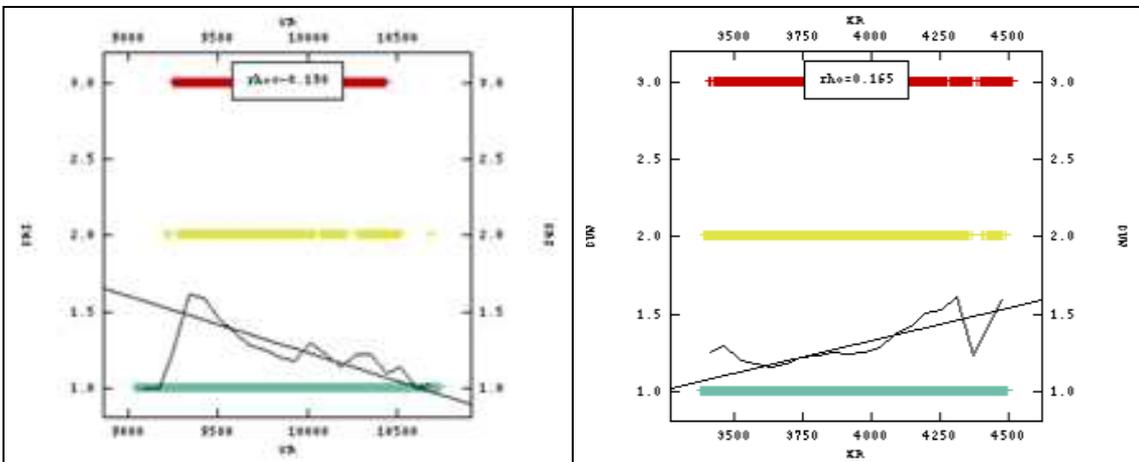


Figura 4.13: Derivas para la variable copper wad (norte y este).

Luego de analizar las derivas se puede notar la concordancia con los mapas base para cada una de las variables.

Posteriormente, se buscaron datos duplicados a una distancia de 50[cm], no obteniéndose datos dentro de esta categoría. Para finalizar el estudio exploratorio se realizó el desagrupamiento por celdas para distintas mallas, tomándose en definitiva como criterio la malla utilizada en la tronadura es decir la malla de 9[m]x9[m] (ver figura 4.14).

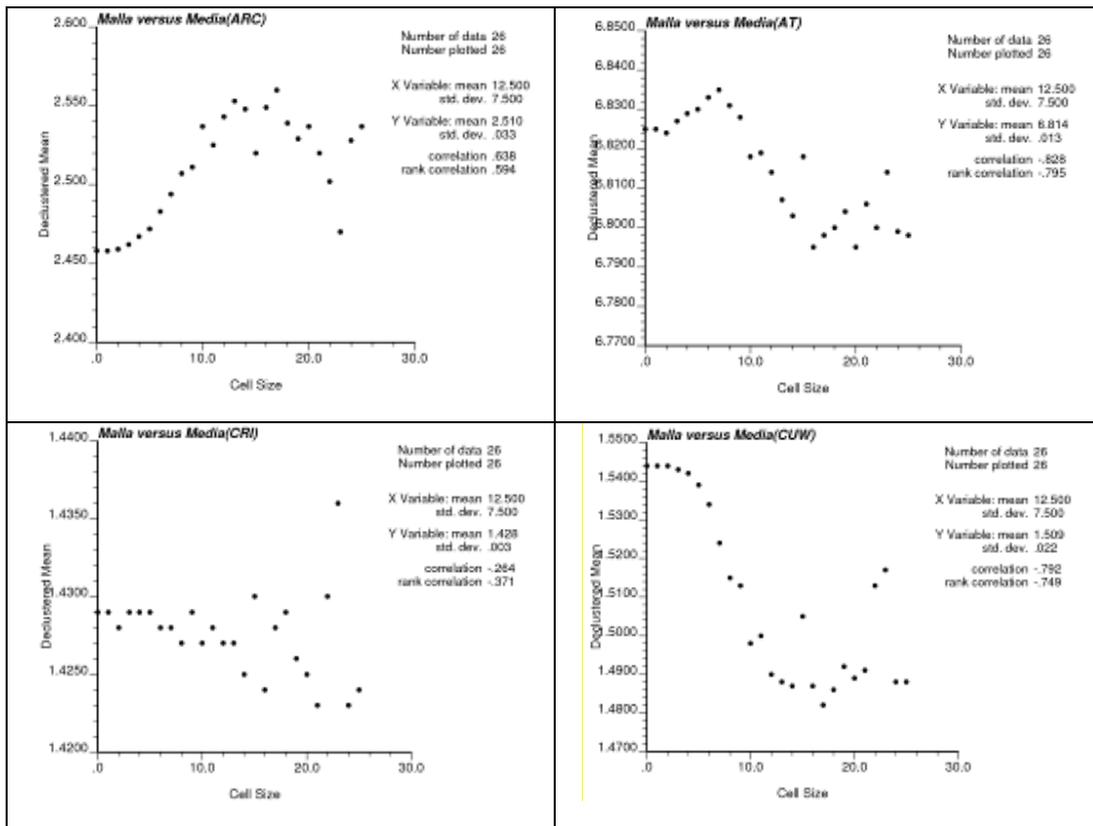


Figura 4.14: Gráfico de medias desagregadas asociadas a distintas mallas.

4.2.-Estimación mediante Co-kriging

4.2.1.-Análisis Variográfico

Para comenzar el análisis se construirán los mapas variográficos de las cuatro variables en estudio. Esto tiene por finalidad encontrar direcciones de anisotropía en el plano, ya que por la naturaleza de los datos nuestro análisis será sólo bidimensional. Los parámetros utilizados para la construcción de estos mapas se presentan en la tabla 4.6, donde se puede notar que se utilizó un ancho de banda en la vertical de 10[m] ya que los collares de los sondajes tienen una variación en la vertical de hasta 10 metros, estando de todas formas ubicados en el mismo banco.

Parámetro	Valor	Unidad
N° de Direcciones	18	-
N° de pasos	10	-
Largo del paso	10	m
Tolerancia en el paso	1	-
Tolerancia en la Dirección	1	-
Mín. N° de datos por Celda	1	-
Ancho de banda en la vertical	10	m

Tabla 4.6: Parámetros mapa variográfico.

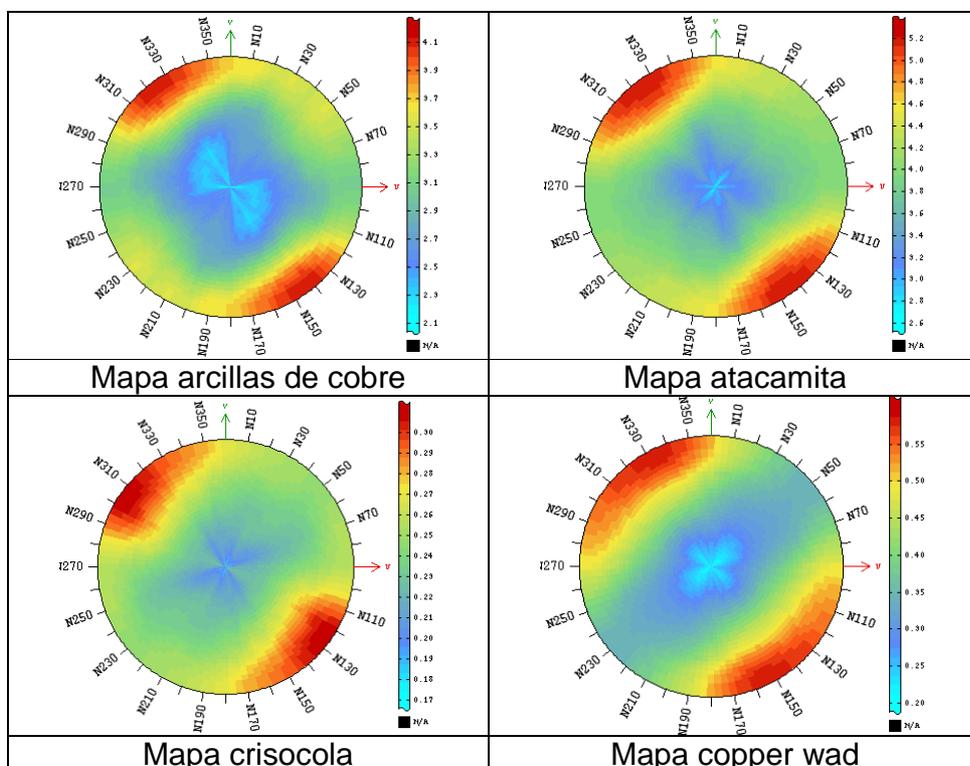


Figura 4.15: Mapas variográficos.

Con lo anterior se obtuvieron los mapas variográficos que se presentan en la figura 4.15. Se puede notar para las cuatro variables que no existe una dirección de anisotropía preferencial en el plano XY, ya que existe una tendencia medianamente circular desde el centro del mapa, aumentando la varianza con la distancia. Lo anterior nos indica que no existen anisotropías relevantes de ningún tipo, ya que al realizar el variograma direccional en 9 direcciones de manera complementaria a los mapas variográficos, no se tienen variaciones que justifiquen realizar el estudio utilizando anisotropías (ver figura A.1 de los anexos).

Usando esta información se construyeron variogramas experimentales omnidireccionales utilizando los parámetros que se presentan en la tabla 4.7, en la cual destaca la utilización de un largo de paso similar al utilizado en la construcción de los mapas variográficos que es muy similar a la distancia entre tiro en la malla de perforación utilizada en el banco donde se realizó el estudio.

Parámetro	Valor	Unidad
Tipo de variograma	Omnidireccional	-
N° de pasos	30	-
Largo del paso	10	M
Tolerancia en el paso	50	%

Tabla 4.7: Parámetros variogramas experimentales.

Se obtuvieron los variogramas experimentales que se presentan en la figura 4.16 (variogramas simples) y figura 4.17 (variogramas cruzados). En esta última figura se puede notar una tendencia decreciente para los variogramas cruzados para las variables copper wad-arcillas de cobre (figura 4.17 abajo a la izquierda), crisocola-arcillas de cobre (figura 4.17 abajo al centro) y atacamita-arcillas de cobre (figura 4.17 abajo a la derecha). Esto resulta concordante con las correlaciones presentadas en el capítulo 4.1.2 en la tabla 4.3, donde estas tres variables presentan correlaciones negativas, lo que explicaría esta tendencia decreciente en los variogramas cruzados experimentales.

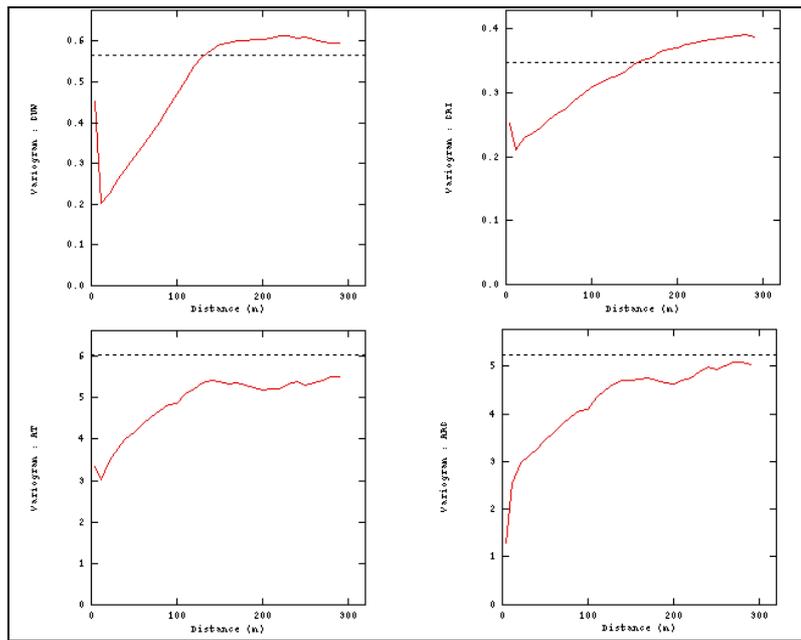


Figura 4.16: Variogramas experimentales simples.

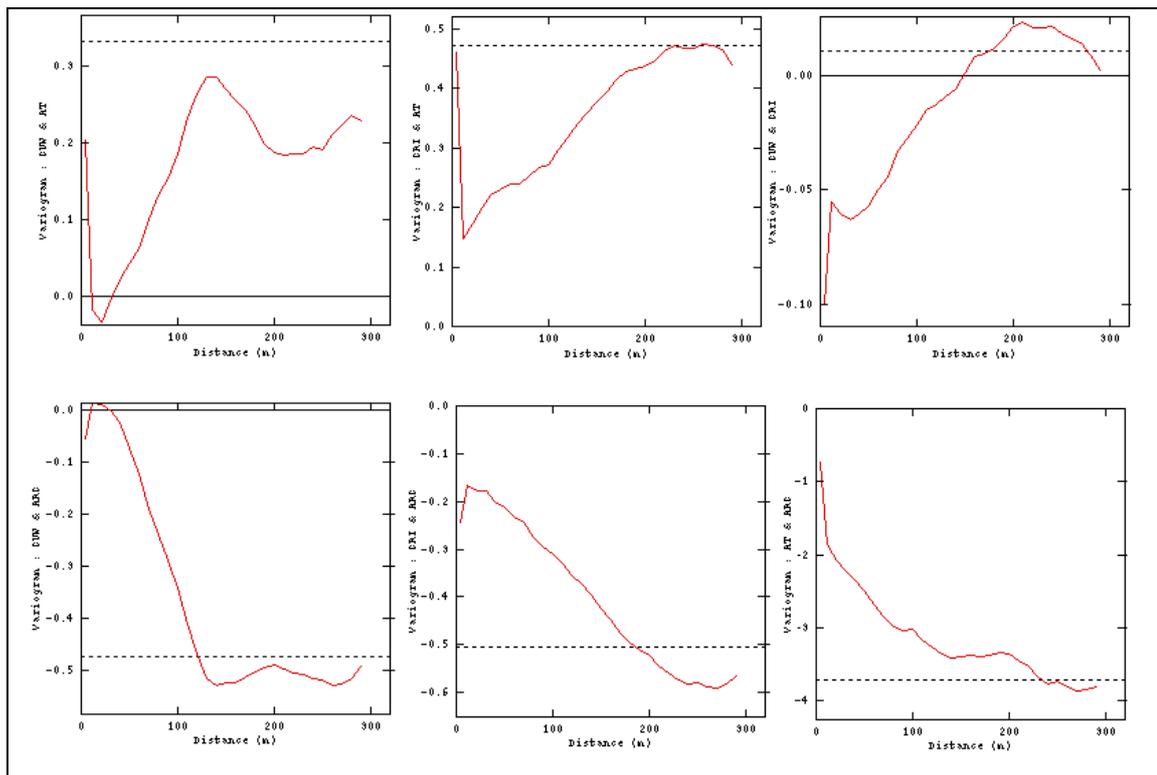


Figura 4.17: Variogramas experimentales cruzados.

Con los variogramas experimentales obtenidos en la etapa anterior se realizó un modelamiento variográfico, el cual consideró cuatro estructuras anidadas; efecto pepa y tres modelos esféricos con alcance 150[m], 200[m] y 290[m] respectivamente. Se aprecian que los modelos ajustan de manera satisfactoria a los variogramas experimentales tanto simples como cruzados (figuras 4.18 y 4.19).

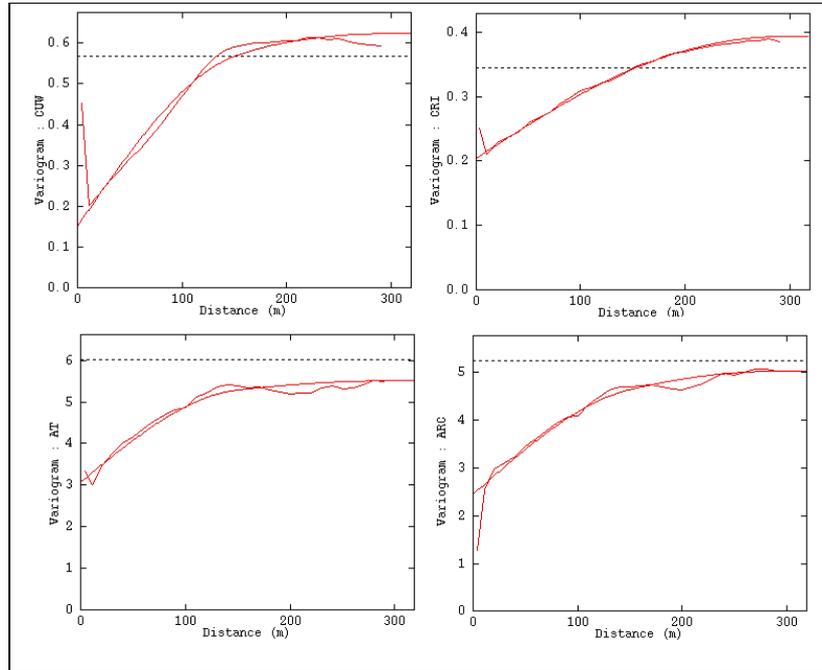


Figura 4.18: Variogramas modelados simples.

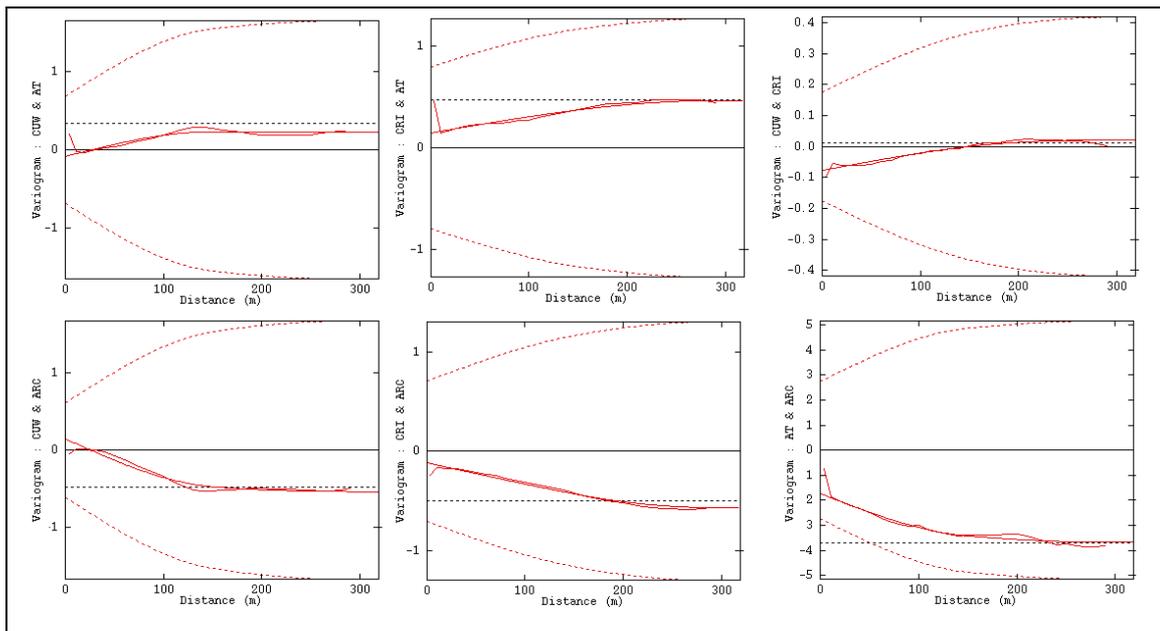


Figura 4.19: Variogramas modelados cruzados.

Finalmente el modelo de correionalización definido para este caso es el que se presenta a continuación:

$$\begin{pmatrix} \gamma_{ARC} & \gamma_{ARC-AT} & \gamma_{ARC-CRI} & \gamma_{ARC-CUW} \\ \gamma_{AT-ARC} & \gamma_{AT} & \gamma_{AT-CRI} & \gamma_{AT-CUW} \\ \gamma_{CRI-ARC} & \gamma_{CRI-AT} & \gamma_{CRI} & \gamma_{CRI-CUW} \\ \gamma_{CUW-ARC} & \gamma_{CUW-AT} & \gamma_{CUW-CRI} & \gamma_{CUW} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.45 & -1.743 & -0.1167 & 0.1448 \\ -1.743 & 3.084 & 0.1462 & -0.08359 \\ -0.1167 & 0.1462 & 0.2039 & -0.07753 \\ 0.1448 & -0.08359 & -0.07753 & 0.151 \end{pmatrix} \text{pepa}$$

$$+ \begin{pmatrix} 1.198 & -1.063 & -0.04658 & -0.4001 \\ -1.063 & 1.676 & -0.0006714 & 0.3205 \\ 0.04658 & -0.0006714 & 0.007912 & 6.378e-005 \\ -0.4001 & 0.3205 & 6.378e-005 & 0.2156 \end{pmatrix} \text{esf}(150m)$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.1015 & -0.02104 & -0.03813 & -0.09741 \\ -0.02104 & 0.004359 & 0.0079 & 0.02018 \\ -0.03813 & 0.0079 & 0.01432 & 0.03658 \\ -0.09741 & 0.02018 & 0.03658 & 0.09345 \end{pmatrix} \text{esf}(200m)$$

$$+ \begin{pmatrix} 1.276 & -0.847 & -0.4618 & -0.1816 \\ -0.847 & 0.7403 & 0.3107 & -0.03523 \\ -0.4618 & 0.3107 & 0.1672 & 0.06214 \\ -0.1816 & -0.03523 & 0.06214 & 0.1622 \end{pmatrix} \text{esf}(290m)$$

Las matrices de correionalización (4x4) indican las contribuciones de cada estructura anidada para cada par de variables. Estas últimas están en el siguiente orden: arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad.

La principal restricción a la hora de realizar el modelamiento consistió en obtener valores propios mayores o iguales que cero para las matrices de correionalización, las cuales fueron determinadas mediante el algoritmo de Goulard and Voltz (1992).

4.2.2.-Validación Cruzada

Luego de realizar el estudio variográfico es necesario validar el modelo obtenido y encontrar una vecindad de estimación.

Se decidió considerar un elipsoide de búsqueda circular, esto debido a la ausencia de anisotropías en el plano horizontal. Luego de varias pruebas, se obtuvo un elipsoide con las dimensiones descritas en la tabla 4.8 y con las características que se presentan en la tabla 4.9.

Dirección	X[m]	Y[m]
Dimensiones máximas elipsoide	70	70

Tabla 4.8: Dimensiones elipsoide de búsqueda.

Mínimo n° de datos	1
número de sectores angulares	4
óptimo n° de datos por sector	8
Tipo de vecindad	Móvil
Tipo de búsqueda	Isótropa

Tabla 4.9: Parámetros asociadas a la vecindad.

A modo de ejemplo se presenta la figura 4.20 correspondiente a las arcillas de cobre (para las otras tres variables, ver anexos A.2). Se tiene una cantidad pequeña de datos “mal” estimados asociados a las zonas de altas leyes (datos resaltados en rojo, para los cuales el error de estimación es mayor que 2,5 veces la desviación estándar de co-kriging). Esto se explica por un efecto proporcional, ya que los datos mal estimados están asociados a los sectores con altos valores, situación que se repite para las cuatro variables. Finalmente en la tabla 4.10 se presenta un resumen de los resultados correspondiente a la validación cruzada de las cuatro variables.

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Cooper wad
Datos totales	2.448	2.448	2.448	2.448
Datos bien estimados	2.336	2.364	2.337	2.349
% datos mal estimados	4,58	3,43	4,53	4,04
Media de errores	0,0057	0,00419	0,00054	0,00091
Media de errores estandarizados	0,0045	0,00301	0,00127	0,00233
Varianza de errores	1,53669	1,82432	0,20839	0,18318
Varianza de errores estandarizados	0,96565	0,91237	1,10573	1,1223

Tabla 4.10: Resultados validación cruzada.

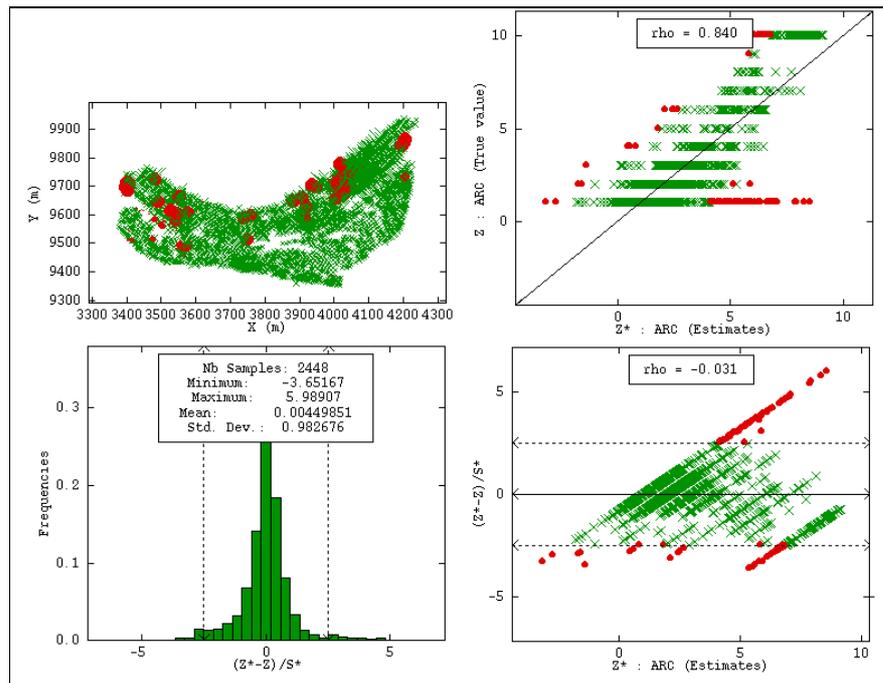


Figura 4.20: Validación cruzada arcillas de cobre.

La figura muestra el mapa de los datos (arriba izquierda), el histograma de los errores estandarizados (abajo izquierda), la nube de correlación entre valores reales y estimados (arriba derecha) y entre errores estandarizados y valores estimados (abajo derecha).

4.2.3.-Estimación local

Para realizar la estimación se creó una grilla de malla 9[m]x9[m]x20[m], la cual es coincidente con la malla de perforación. De esta forma se discretizará en bloques con las mismas dimensiones en que están pensados para la producción. La idea de esto es que los resultados sean aplicables a la planificación de corto plazo. Con estas consideraciones se creó una grilla con las características presentadas en la tabla 4.11 y en la figura 4.21.

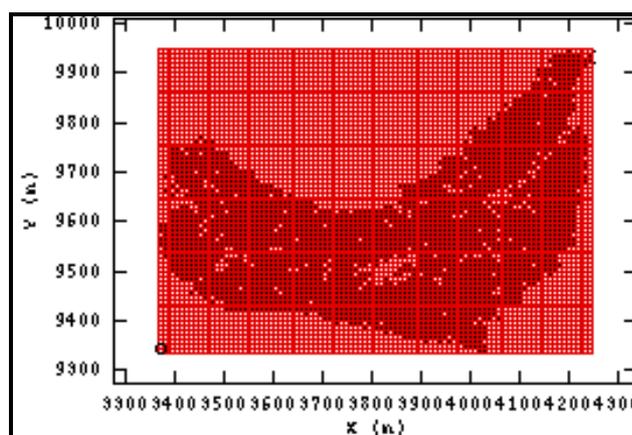


Figura 4.21: Disposición Grilla.

Dirección	X	Y	Z
Origen	3370	9340	2830
Dimensiones	9	9	20
N° de Nodos	98	68	1

Tabla 4.11: Características grilla.

Luego se procedió a realizar la estimación mediante un co-kriging puntual ordinario en el banco seleccionado, usando los parámetros de vecindad descritos en las tablas 4.8 y 4.9, el modelo variográfico presentado en el capítulo 4.2.1. Con esto se obtuvo una estimación con valores continuos, los cuales se procedieron a discretizar utilizando el criterio de aproximación al entero más cercano, obteniéndose los resultados presentados en las figuras 4.22 y 4.23. Como se puede apreciar en los mapas base de los bloques estimados, sólo se tiene transiciones entre las categorías contiguas, lo cual puede ser producto del suavizamiento intrínseco que realiza el co-kriging al momento de realizar la estimación. En la tabla 4.12 se resumen los resultados de la estimación.

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper Wad
media	2,42	6,85	1,43	1,48
desviación estándar	1,45	1,53	0,5	0,62
coeficiente de variación	0,6	0,22	0,35	0,42
máximo	10	10	3	3
mediana	2	7	1	1
mínimo	1	1	1	1

Tabla 4.12: estadísticas estimación.

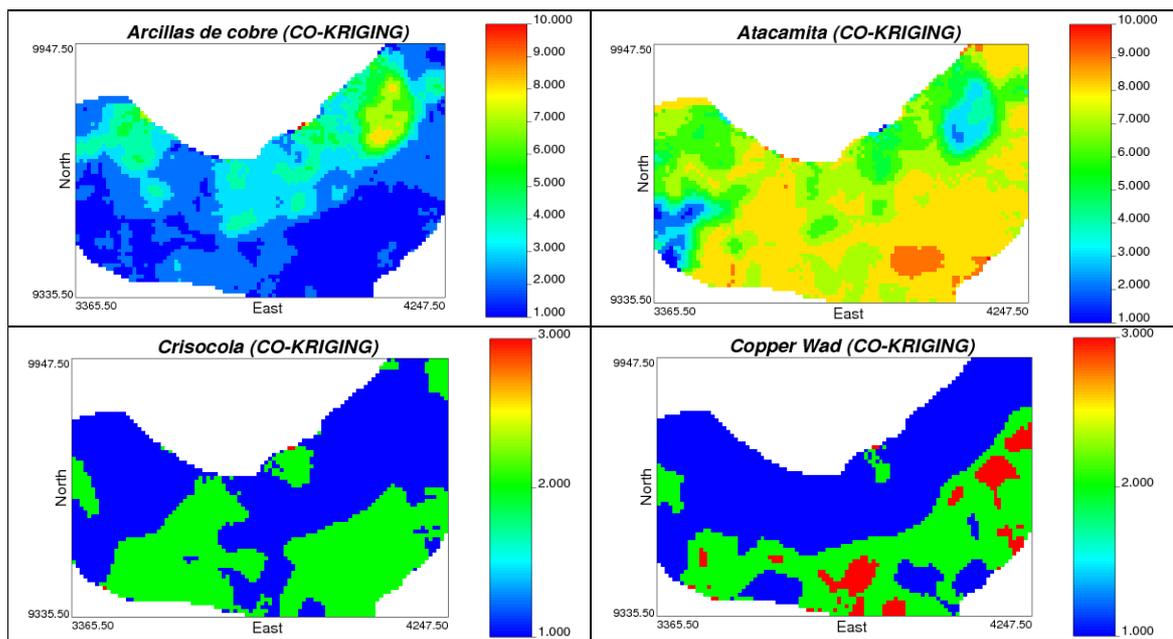


Figura 4.22: Mapa base resultados estimación.

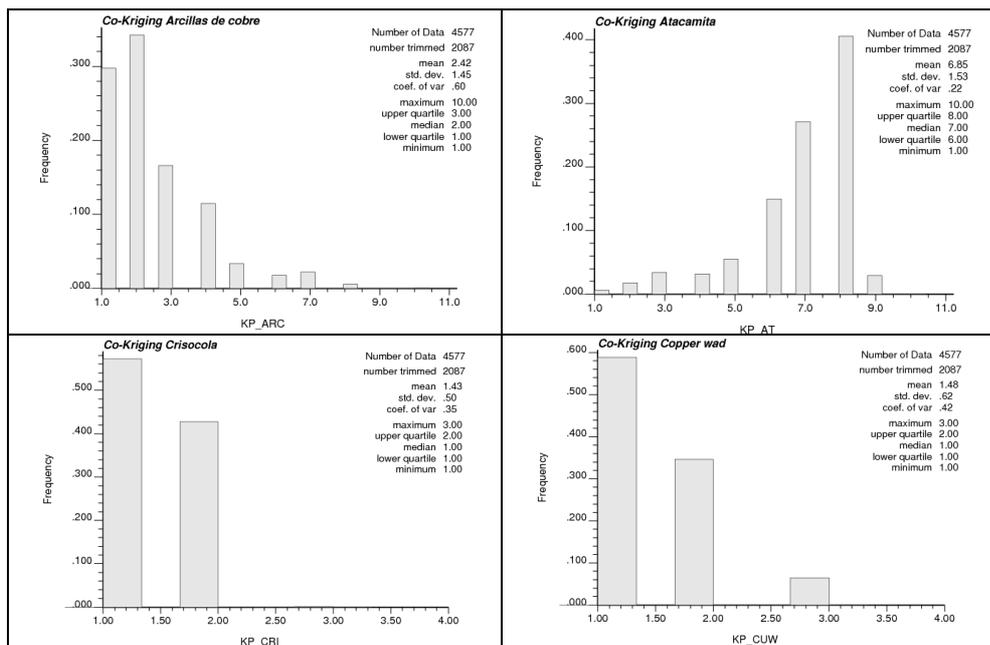


Figura 4.23: Histogramas resultados estimación.

Además en la figura 4.23 se puede notar cómo se reproducen las distribuciones de las cuatro variables en estudio: al comparar con los histogramas de las figuras 4.5, 4.6, 4.7 y 4.8 se puede notar la similitud entre las distribuciones. Otro punto importante a tomar en consideración es la desviación estándar de la estimación (desviación estándar del error de predicción), la cual tanto para las arcillas de cobre como para la atacamita presentan valores máximos cercanos a 3, siendo esto muy superior a lo que

sucede en el caso de la crisocola y el copper wad, los cuales alcanzan valores máximos cercanos a 0,9 (ver figura 4.24).

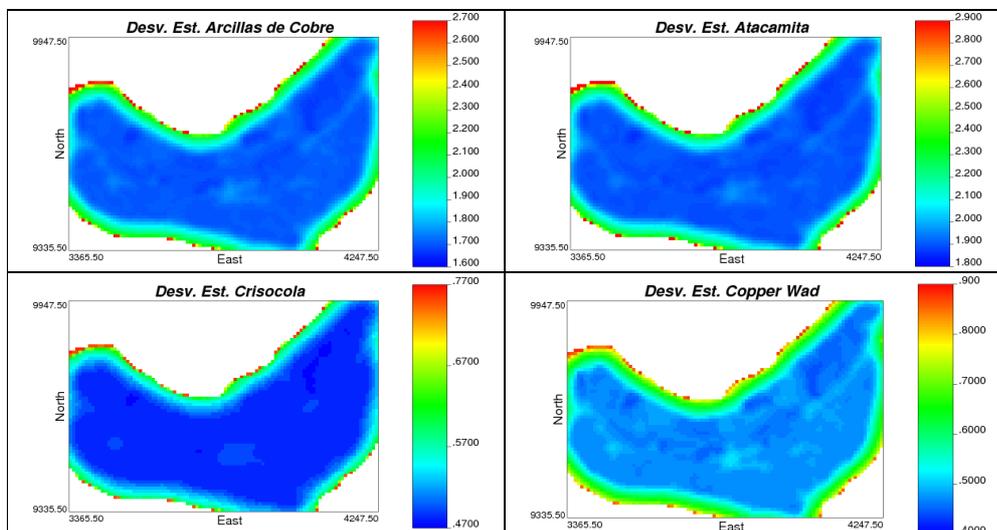


Figura 4.24: Mapas base desviación estándar estimación.

Es importante notar que los valores extremos se encuentran en los límites de la zona estimada, teniendo en los cuatro casos una distribución para la desviación estándar agrupada en torno a valores muy menores a los valores extremos, como se resume en la tabla 4.13 y se puede ver en la figura 4.25.

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper Wad
media	1,78	1,96	0,5	0,52
desviación estándar	0,17	0,17	0,04	0,08
coeficiente de variación	0,09	0,09	0,08	0,16
máximo	2,72	2,97	0,74	0,88
mediana	1,71	1,9	0,48	0,47
mínimo	1,66	1,85	0,47	0,44

Tabla 4.13: estadísticas desviación estándar estimación.

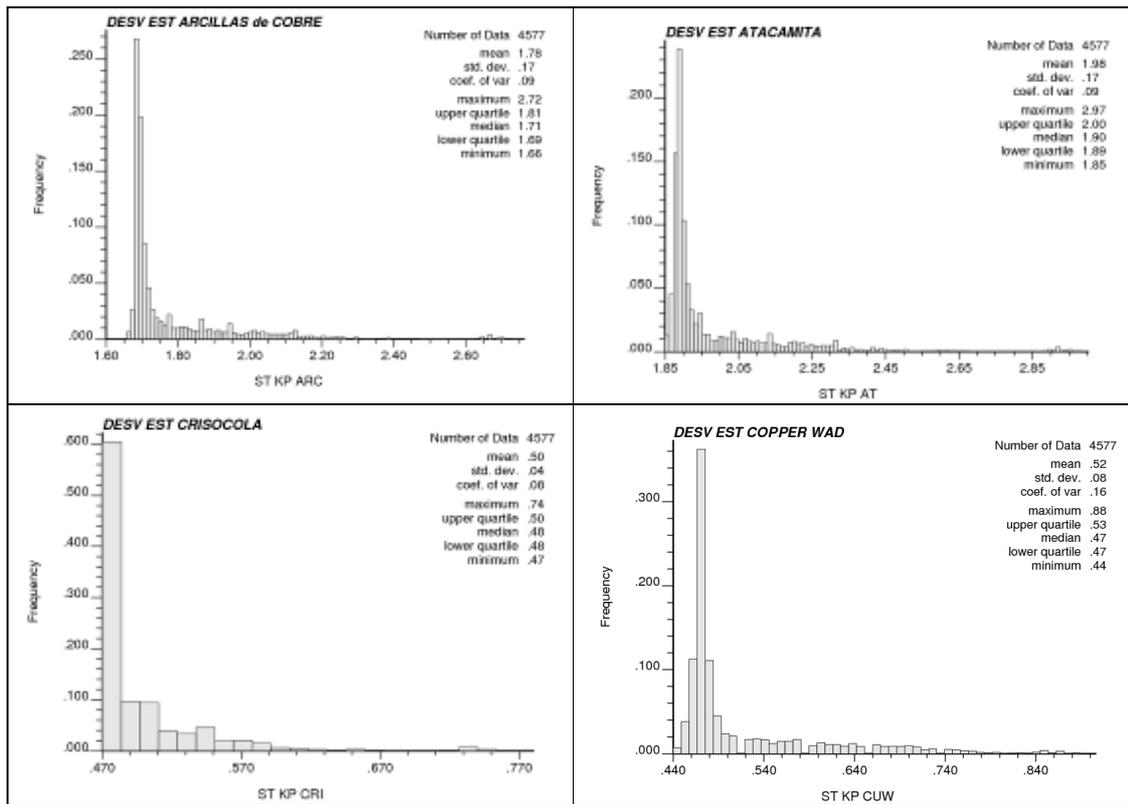


Figura 4.25: Histogramas desviación estándar estimación.

Finalmente se presenta la proporción de ocurrencia en porcentaje de abundancia para las cuatro variables (ver figura 4.26), donde se puede notar que la distribución de la abundancia para las arcillas de cobre está agrupada con un 95% bajo el 50% de abundancia, lo que es diametralmente opuesto con el caso de la atacamita, la que presenta aproximadamente un 85% sobre el 50% de abundancia. Esto se explica por la correlación negativa entre estas dos variables que acaparan gran parte del porcentaje total en la zona de óxidos. En el caso de la crisocola y el copper wad, se tiene un comportamiento muy similar entre estas variables, las cuales se encuentran en el caso de la crisocola en un 99,93% bajo el 5% de abundancia y en el caso del copper wad en un 93,49% se encuentra bajo el 5% (ver figura 4.27). Para más detalles de los resultados ver anexos A.2.

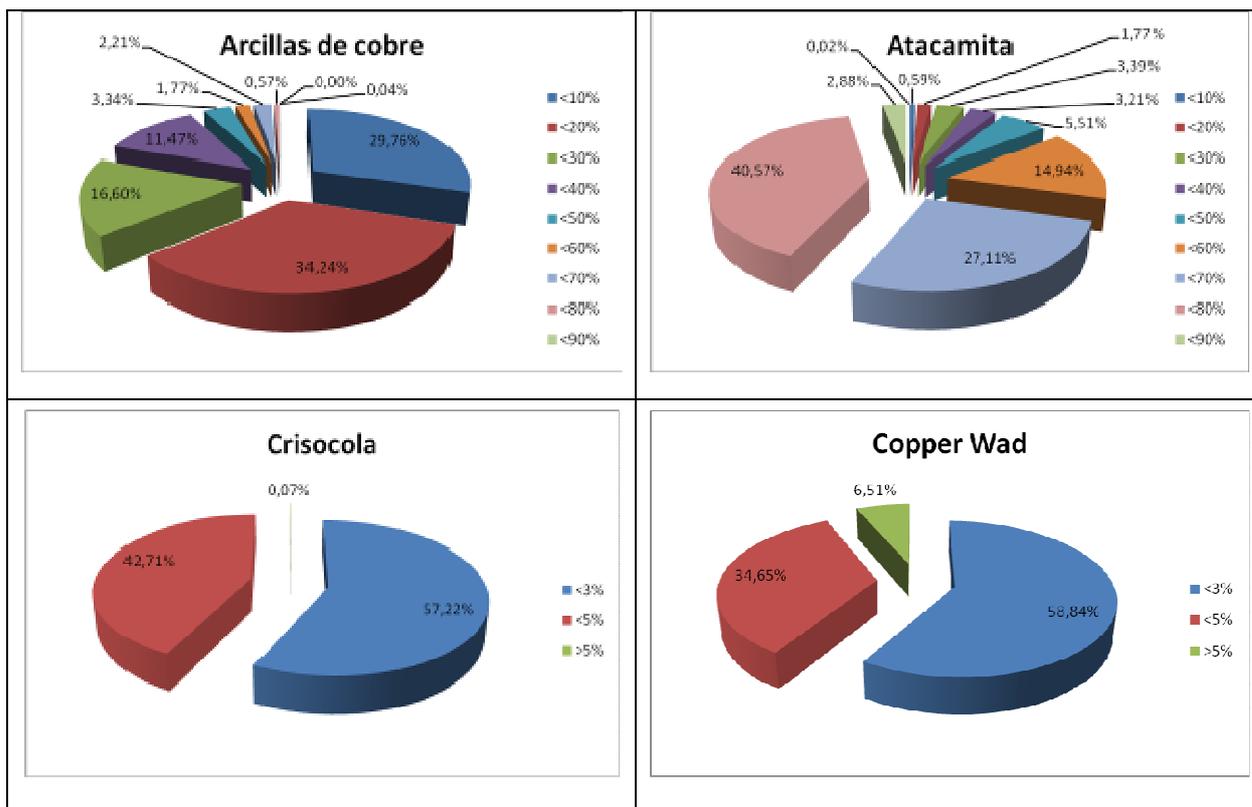


Figura 4.26: Distribución de los resultados.

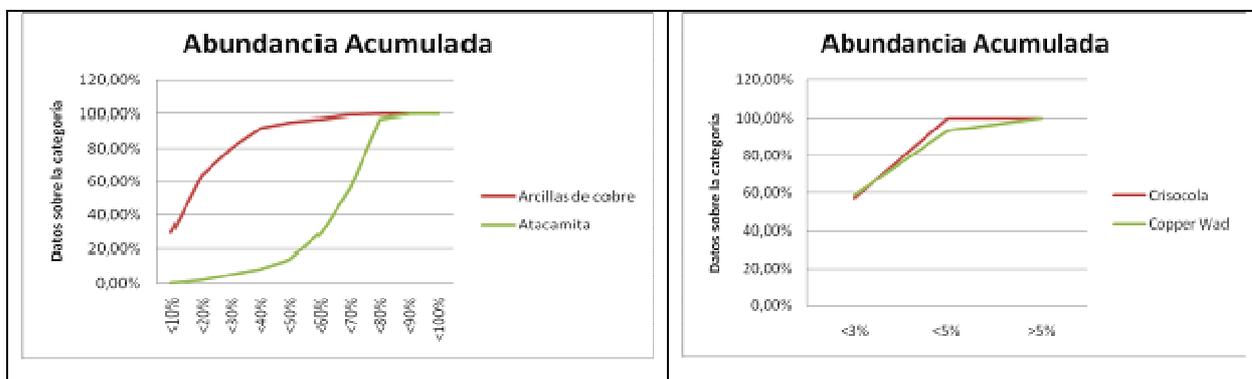


Figura 4.27: Distribuciones acumuladas de abundancias de minerales en los bloques estimados.

4.3.-Simulación utilizando Anamorfosis Gaussiana

4.3.1.-Transformación Gaussiana (Anamorfosis Gaussiana).

Para comenzar con la simulación de las abundancias de los minerales del banco 28.250, se realizó una transformación de los datos desde los valores discretos obtenidos de la categorización a valores Gaussianos. Para esta transformación se utilizó una anamorfosis Gaussiana, con lo que se obtuvieron los histogramas que se muestran en la figura 4.28, donde se puede observar la forma característica de la distribución normal de media cero y varianza uno. Sin embargo como se puede ver en la figura 4.29 los factores de conversión se agrupan en “escalones, tornándose una transformación semi-condicionada a los datos originales. Sin embargo, se seguirá adelante con el estudio del método para comparar luego estos resultados con lo que se obtengan de la co-simulación utilizando muestreador de Gibbs.

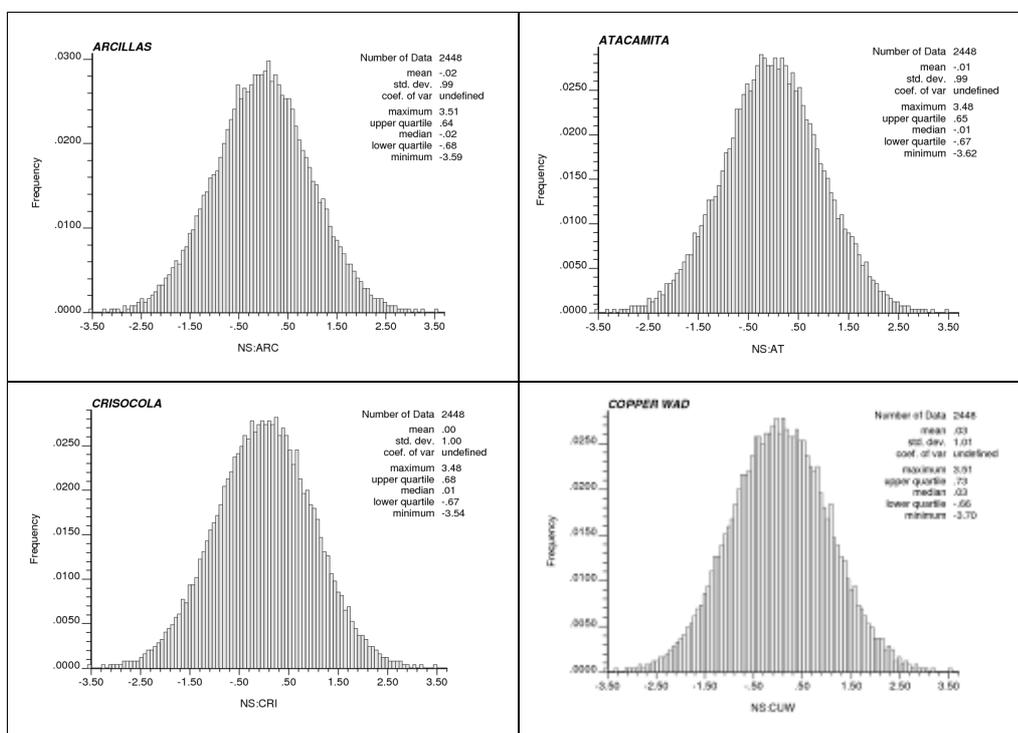


Figura 4.28: Distribución variables transformadas.

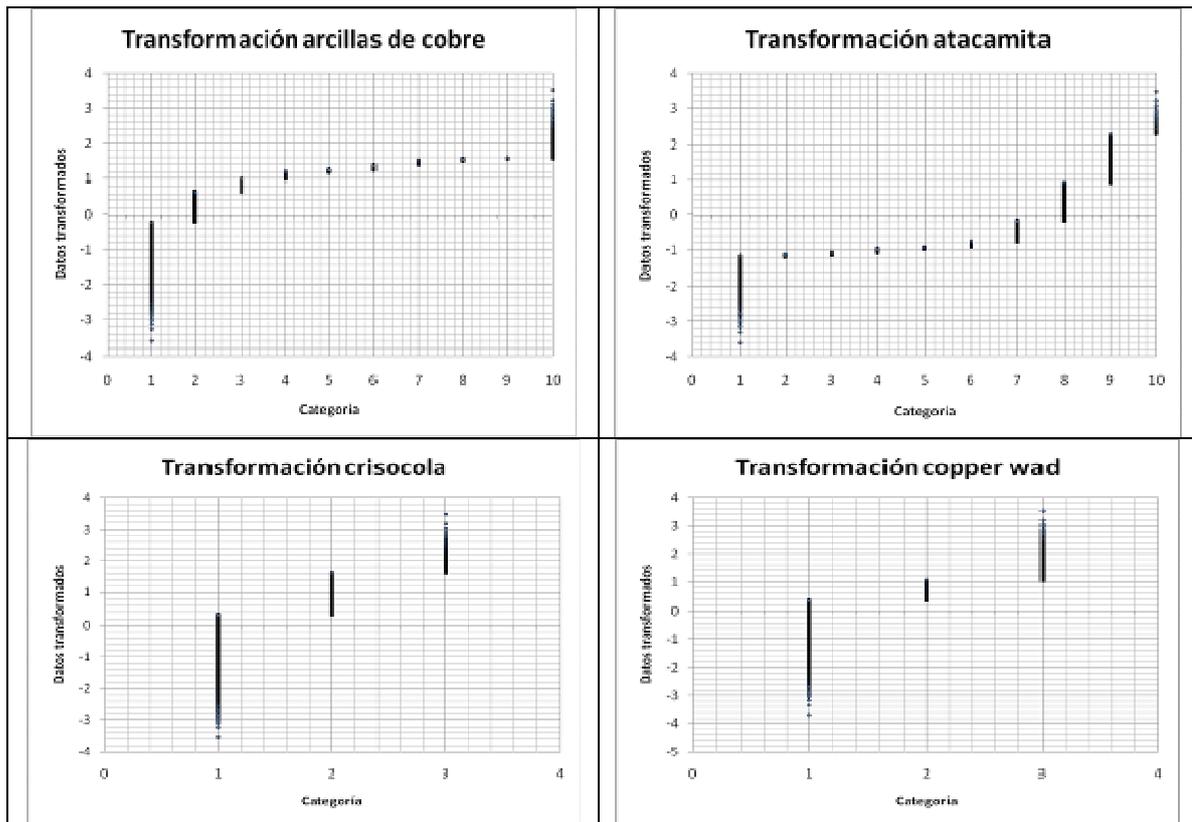


Figura 4.29: Distribución factores de conversión.

4.3.2.-Test de Bigaussianidad.

Para comprobar la bigaussianidad de los valores transformados se utilizaran tres métodos:

1. Comparación de los histogramas de la variable original con los de la variable transformada.
2. Test de nube de correlación diferida.
3. Comparación del variograma versus madograma.

Para el punto 1, basta con observar la figura 4.28 del capítulo 4.3.1, donde se puede notar claramente la distribución normal de media cero y varianza uno aproximadamente. Lo que indica que visualmente se tiene una distribución Gaussiana de los datos transformados.

Ahora para el punto número 2, se construyó nubes de correlación diferida a distintas distancias (10[m], 20[m], 30[m] y 50[m]). Como se puede ver en la figura 4.30 (correspondiente a la variable arcillas de cobre), para $|h|$ igual a 10 metros se tiene una tendencia elíptica, tendencia que disminuye al aumentar el valor de $|h|$. Este comportamiento nos indica que se cumple la condición de que al tender $|h|$ a infinito la

nube de correlación diferida se vuelve circular, y cuando $|\mathbf{h}|$ tiende a 0 la nube se restringe en torno a diagonal a 45°. El efecto descrito anteriormente se observa también en las figuras B.1, B.2 y B.3 del capítulo de anexos B, con lo cual para las cuatro variables en estudio se cumple con el test de la nube de correlación para la comprobación de la bigaussianidad.

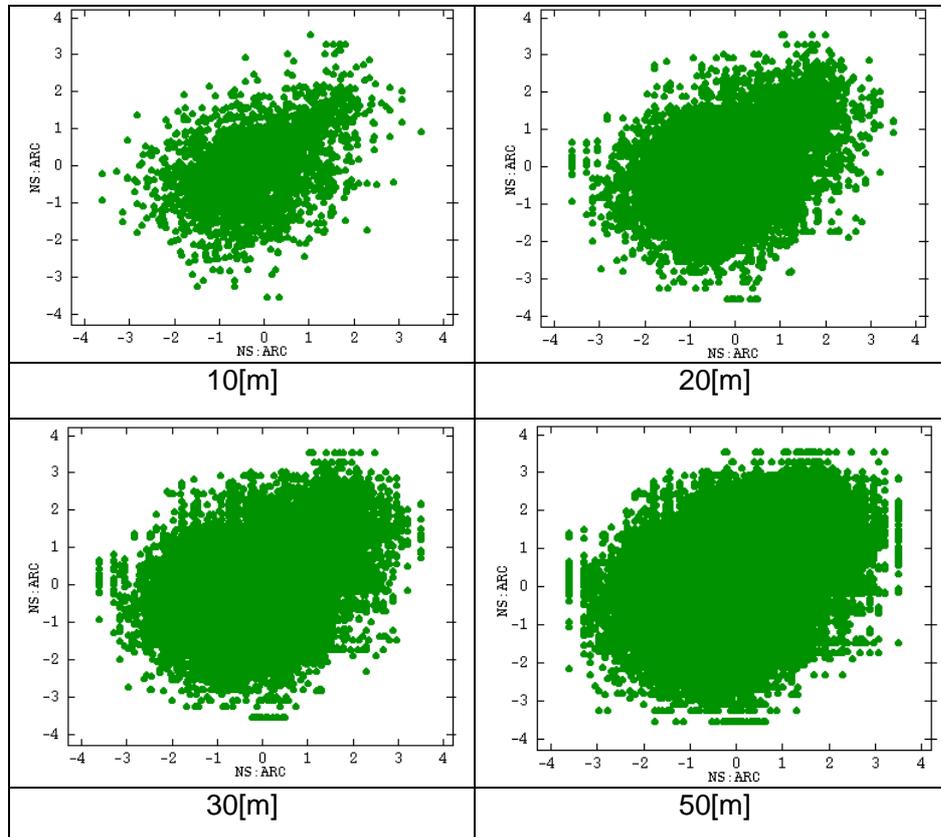


Figura 4.30: Nubes de correlación diferida arcillas de cobre.

El tercer punto consiste en comparar la raíz cuadrada del variograma $\gamma(\mathbf{h})$ con el madograma $\gamma_1(\mathbf{h})$ (variograma de orden 1), mediante la división donde la condición para comprobarse la bigaussianidad:

$$\frac{\sqrt{\gamma(\mathbf{h})}}{\gamma_1(\mathbf{h})} = \sqrt{\pi} \quad (\text{independiente de } \mathbf{h})$$

O sea, el madograma es proporcional a la raíz cuadrada del variograma, o equivalentemente a 1,77 la raíz cuadrada del variograma. Como se puede ver en la figura 4.31, para las cuatro variables se cumple la condición anteriormente descrita, agrupándose para las distintas distancias en torno a 1,77 aproximadamente.

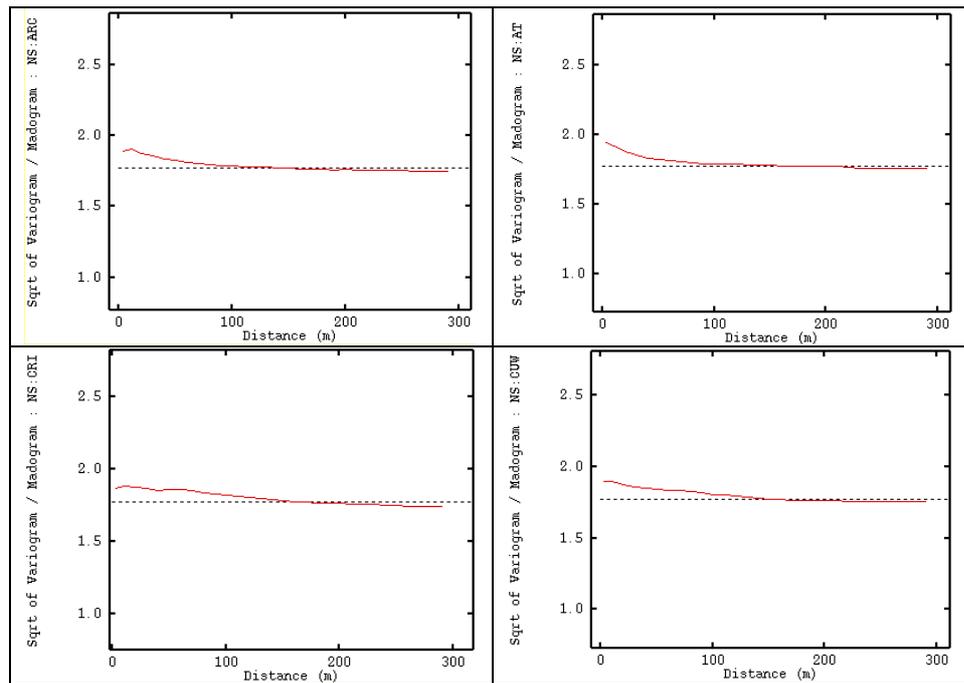


Figura 4.31: Test de comparación raíz cuadrada del variograma vs madograma.

Luego de realizar los tres tests anteriormente descritos se tiene que para las cuatro variables en estudio se cumple con la condición de bigaussianidad, esencial para seguir con el estudio de manera consistente.

4.3.2.-Análisis Variográfico

Utilizando el resultado del capítulo 4.2.1, no se registraron anisotropías evidentes en ninguna dirección en particular para las variables en estudio. Se procedió a realizar los variogramas experimentales omnidireccionales con los parámetros que se presentan en la tabla 4.14 donde, al igual que para el caso presentado en el capítulo 4.2.1, se tomó una distancia similar a la distancia entre tiro en la malla de perforación utilizada en el bando estudiado.

Parámetro	Valor	Unidad
Tipo de variograma	Omnidireccional	-
N° de pasos	30	-
Largo del paso	10	M
Tolerancia en el paso	50	%

Tabla 4.14: Parámetros variogramas experimentales.

Con los parámetros presentados en la tabla 4.13, se obtuvieron los variogramas experimentales que se presentan en la figura 4.32 (variogramas simples) y figura 4.33 (variogramas cruzados). Se puede notar la similitud que presentan con los variogramas experimentales presentados en el capítulo 4.2.1 salvo para las mesetas que son cercanas a 1. Esto sin duda está dado por las correlaciones existentes entre las variables, lo que nos entrega formas y tendencias similares.

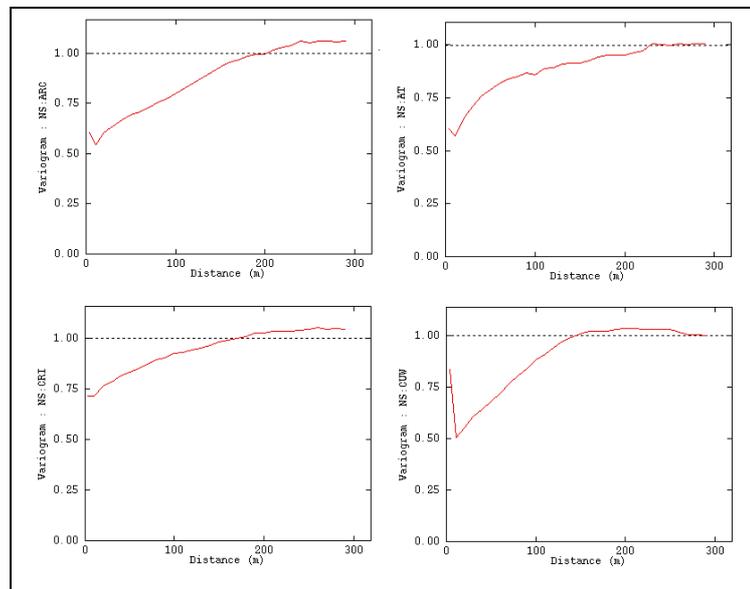


Figura 4.32: Variogramas experimentales simples.

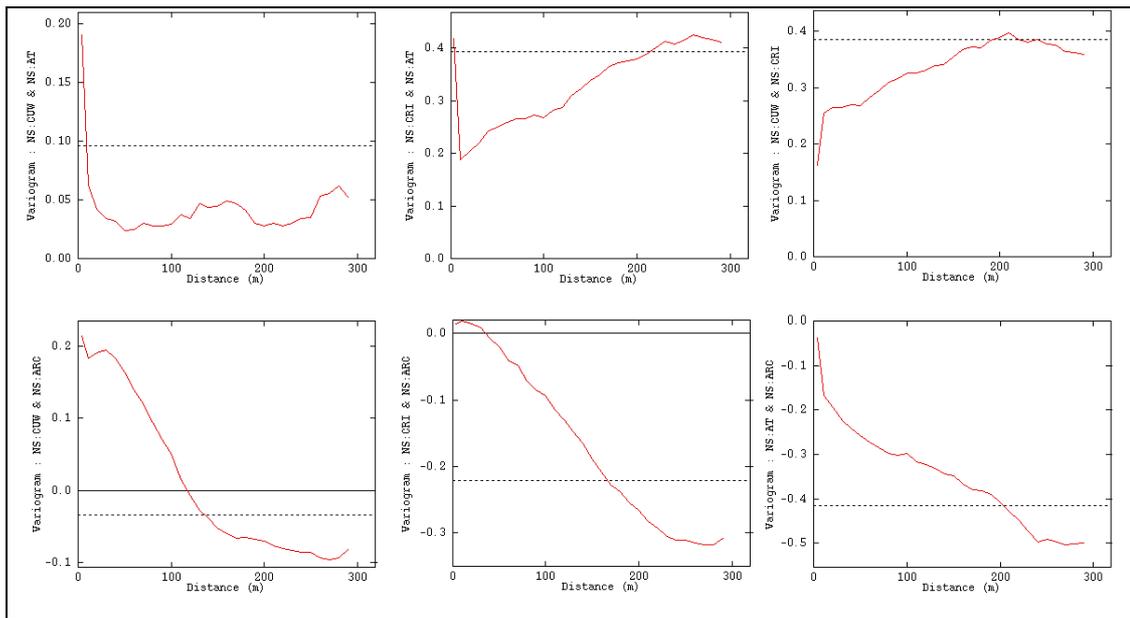


Figura 4.33: Variogramas experimentales cruzados.

Con los variogramas experimentales obtenidos en la etapa anterior se realizó un modelamiento variográfico, el cual consideró cuatro estructuras; efecto pepa, un exponencial de alcance 30[m] y dos modelos esféricos con alcance 100[m] y 200[m] respectivamente, los cuales se pueden ver que ajustan de manera satisfactoria a los variogramas experimentales tanto simples como cruzados en las figuras 4.34 y 4.35.

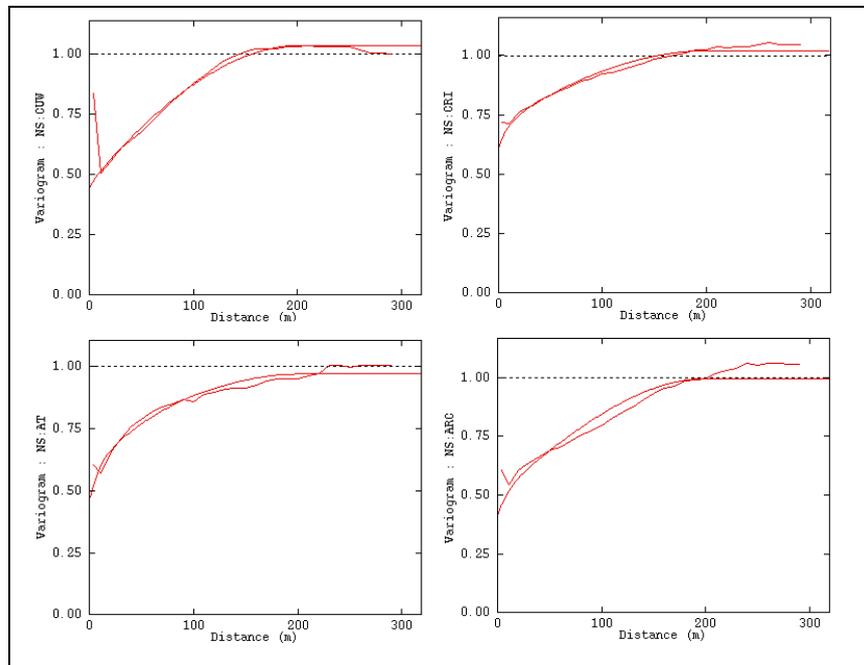


Figura 4.34: Variogramas modelados simples.

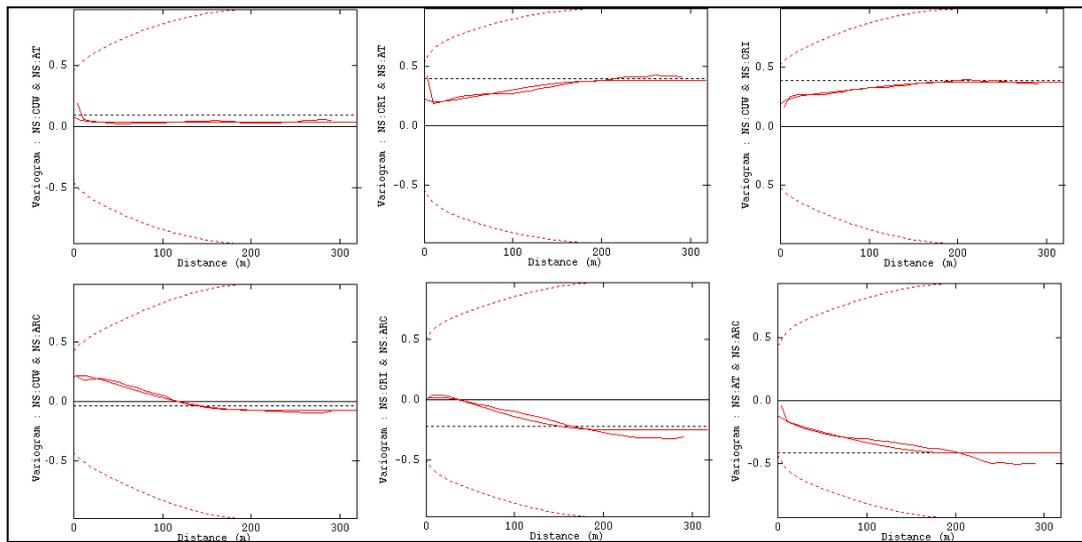


Figura 4.35: Variogramas modelados cruzados.

Con lo anterior se obtuvo el siguiente modelo:

$$\begin{pmatrix} \gamma_{ARC} & \gamma_{ARC-AT} & \gamma_{ARC-CRI} & \gamma_{ARC-CUW} \\ \gamma_{AT-ARC} & \gamma_{AT} & \gamma_{AT-CRI} & \gamma_{AT-CUW} \\ \gamma_{CRI-ARC} & \gamma_{CRI-AT} & \gamma_{CRI} & \gamma_{CRI-CUW} \\ \gamma_{CUW-ARC} & \gamma_{CUW-AT} & \gamma_{CUW-CRI} & \gamma_{CUW} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.4118 & -0.1235 & 0.002383 & 0.2117 \\ -0.1235 & 0.4668 & 0.2255 & 0.07852 \\ 0.002383 & 0.2255 & 0.6078 & 0.1876 \\ 0.2117 & 0.07852 & 0.1876 & 0.4422 \end{pmatrix} pepa$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.101 & -0.03042 & 0.0993 & 0.05237 \\ -0.03042 & 0.1511 & -0.05438 & -0.04488 \\ 0.0993 & -0.05438 & 0.1018 & 0.05649 \\ 0.05237 & -0.04488 & 0.05649 & 0.03311 \end{pmatrix} \exp(30m)$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.0002658 & 0.004445 & -0.001931 & -0.0002372 \\ 0.004445 & 0.07464 & -0.03462 & -0.0004524 \\ -0.001931 & -0.03462 & 0.03231 & -0.0259 \\ -0.0002372 & -0.0004524 & -0.0259 & 0.04194 \end{pmatrix} esf(100m)$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.4828 & -0.268 & -0.3476 & -0.3355 \\ -0.268 & 0.2771 & 0.2409 & 0.005029 \\ -0.3473 & 0.2409 & 0.2788 & 0.1557 \\ -0.3355 & 0.005029 & 0.1557 & 0.5179 \end{pmatrix} esf(200m)$$

Como se puede ver en el modelo cada matriz de correogionalización cuenta con 16 componentes, las cuales se encuentran ordenadas de modo de tener las menores correlaciones en los extremos más alejados de la diagonal. Esto para facilitar el ajuste semiautomático mediante el algoritmo de Goulard y Voltz, el cual usa la condición de matrices de tipo positivo y la desigualdad de Schwarz para realizar el ajuste.

En el modelo se puede observar que la suma de los valores de las matrices de correlogramas para cada una de las componentes ubicadas en la diagonal, correspondientes los variogramas simples, tienen un valor muy cercano a 1 para la meseta, lo cual se debe a que se está trabajando con variables transformadas a valores Gaussianos, y por construcción estas tienen distribución normal con valores 0 para la media y 1 para la varianza. Además se puede notar el efecto de la transformación a valores Gaussianos usando anamorfosis, el cual se ve reflejado en los altos valores obtenidos para el efecto pepa entre 40% y 60% de la meseta, este punto es el que principalmente se buscará mejorar con la metodología presentada en el capítulo 4.4.

4.3.3.-Co-Simulación de abundancias.

Para realizar la co-simulación de las variables en estudio, se utilizó el método de bandas rotantes con 1000 líneas. Este se condicionó utilizando co-kriging simple de media cero, donde se utilizó la misma vecindad de búsqueda que para la estimación presentada en el capítulo 4.2 (los valores utilizados para esta se detallan en las tablas 4.8 y 4.9), construyéndose 100 realizaciones condicionadas a los datos.

Las realizaciones obtenidas a soporte puntual (ver anexos B.4), fueron luego promediadas y finalmente se aplicó la regla de truncación que se detalla en la tabla B.1. Con lo anterior se obtuvieron los mapas base de las medias de las simulaciones truncadas que se detallan en la figura 4.36, donde se puede observar que los resultados obtenidos son muy similares a los obtenidos mediante la estimación utilizando co-kriging simple (ver figura 4.22).

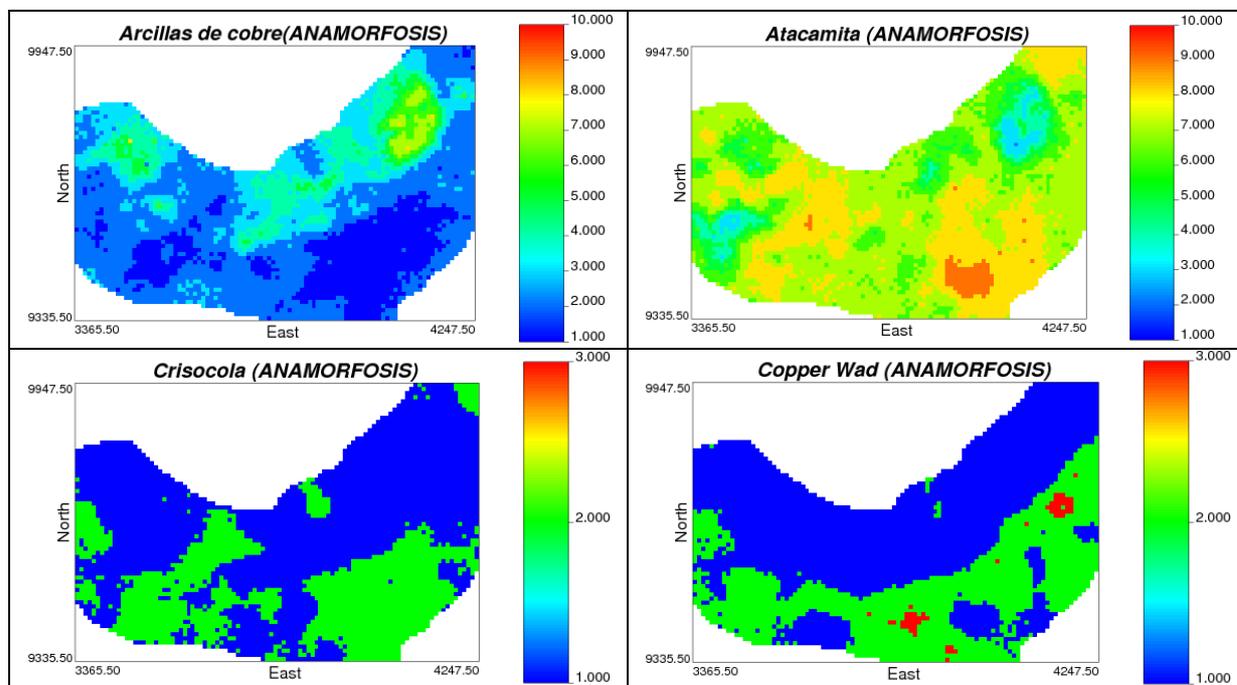


Figura 4.36: Mapa base resultados media de las simulaciones.

Un punto importante a considerar es la diferencia entre las realizaciones y su media, se puede notar como al promediar las realizaciones se produce un suavizamiento en las transiciones al igual como lo hace el co-kriging (ver figuras 4.22 y 4.36), en cambio para las realizaciones no se observa este efecto, teniéndose transiciones más abruptas entre las categorías (ver figura 4.37).

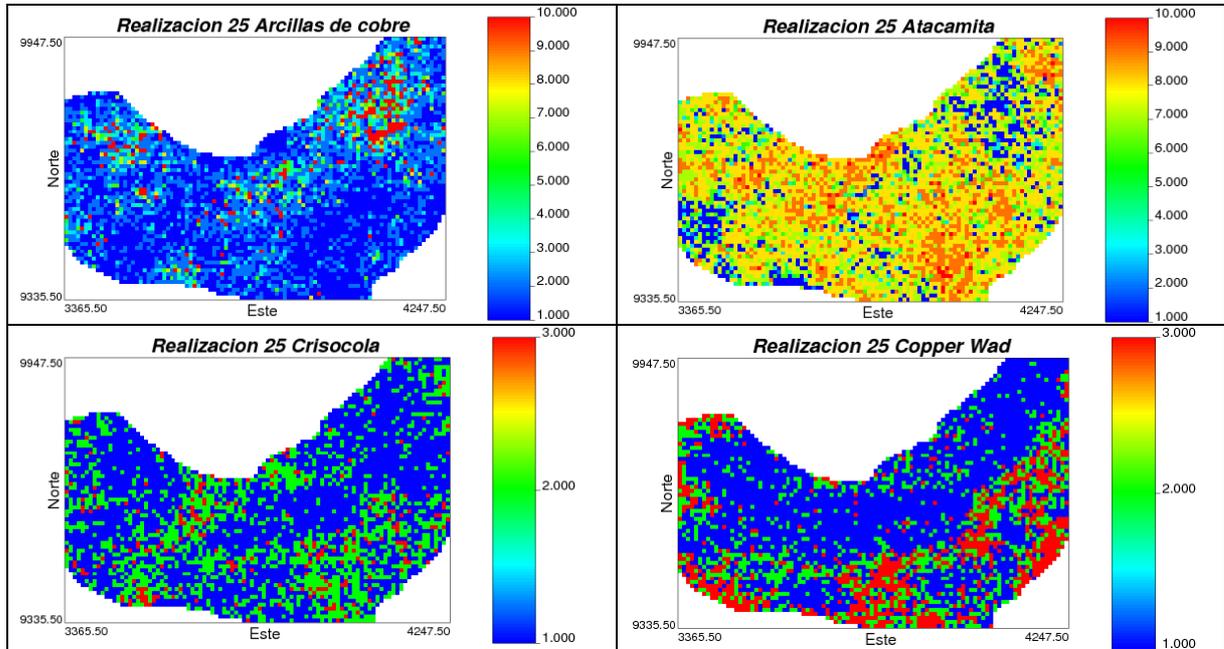


Figura 4.37: Mapa base realizaciones.

Además de la similitud con los resultados obtenidos mediante co-kriging, se tiene que los histogramas de las categorías son muy similares a los presentados tanto para el estudio exploratorio en el capítulo 4.1 (ver figuras 4.5, 4.6, 4.7 y 4.8), como para los histogramas de los resultados obtenidos en el capítulo 4.2.3 (ver figura 4.23). Se tiene pequeñas diferencias en las medias de los resultados obtenidos (ver tabla 4.15), donde tanto para las arcillas de cobre como para la atacamita, se tiene una media levemente superior a la obtenida con el co-kriging, no así para la crisocola y el copper wad, los cuales presentan valores por debajo los obtenidos en el capítulo 4.2 (ver tabla 4.12). Además de la tabla 4.15 y figura 4.38 se puede ver que tanto la desviación estándar como el coeficiente variación para las cuatro variables, se encuentra por debajo de los valores obtenidos para la estimación (ver tabla 4.12).

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper wad
media	2,45	6,86	1,36	1,41
desviación estándar	1,27	1,16	0,48	0,52
coeficiente de variación	0,52	0,17	0,35	0,37
máximo	8	9	2	3
mediana	2	7	1	1
mínimo	1	2	1	1

Tabla 4.15: estadísticas media de las simulaciones.

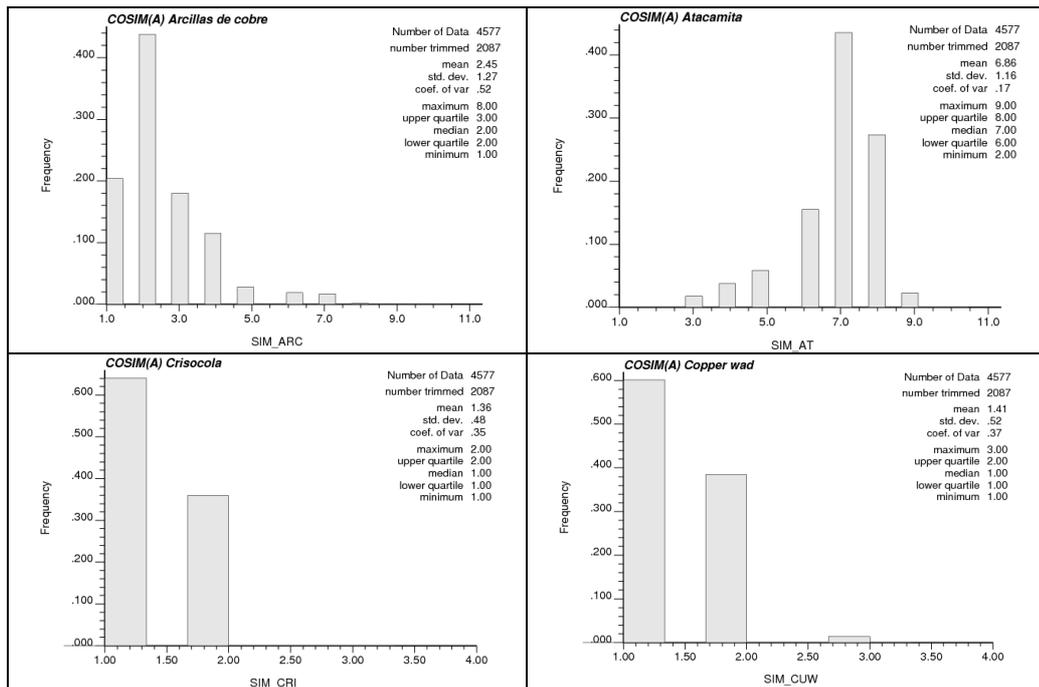


Figura 4.38: Histogramas resultados media de las simulaciones.

Este resultado está asociado a las características de cada método, donde el suavizamiento de los resultados por parte del co-kriging produce cambios abruptos de categoría en los límites de las zonas con leyes altas (produciéndose este mismo efecto para las zonas con leyes bajas). Sin embargo, para las simulaciones se puede observar que existe una mejor representación del efecto proporcional asociado a las abundancias extremas, teniéndose claramente una mayor variabilidad (como se puede ver en la figura 4.39). Las estadísticas para la desviación estándar de las cuatro variables se presentan en la tabla 4.16.

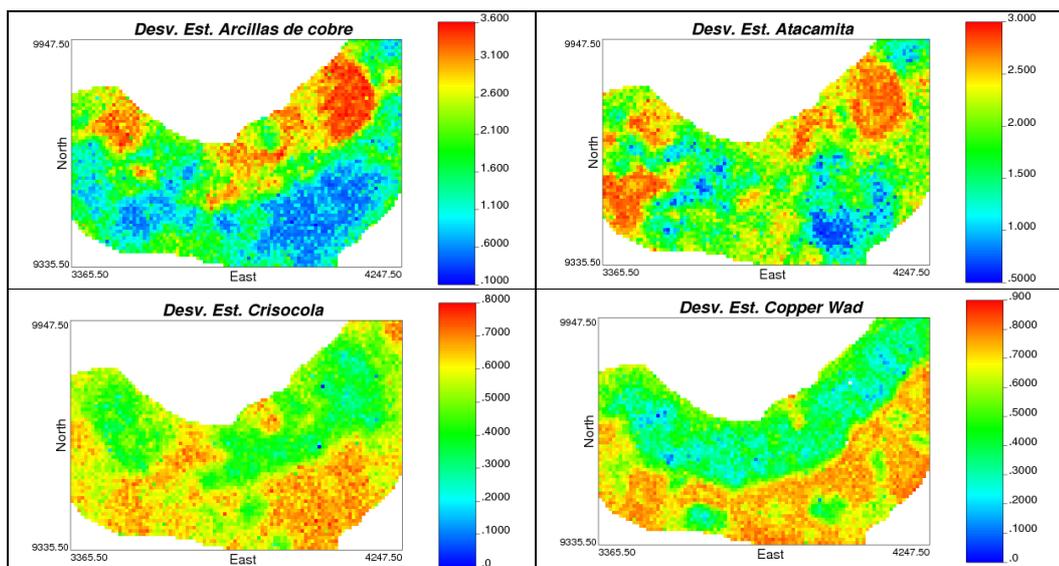


Figura 4.39: Mapas base desviación estándar simulación.

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper Wad
media	1,50	2,06	0,54	0,58
desviación estándar	0,64	0,59	0,11	0,19
Coefficiente de variación	0,43	0,29	0,21	0,32
máximo	2,76	3,16	0,84	0,90
mediana	1,48	2,13	0,55	0,59
mínimo	0,14	0,53	0,00	0,00

Tabla 4.16: estadísticas desviación estándar simulación.

Claramente al comparar los histogramas de las desviaciones estándar de los resultados obtenidos en el capítulo 4.2 (ver figura 4.25), con los que se presentan en la figura 4.40, se puede notar la distribución notablemente más uniforme en el caso de las simulaciones, lo que explica también los resultados presentados anteriormente en relación a este punto.

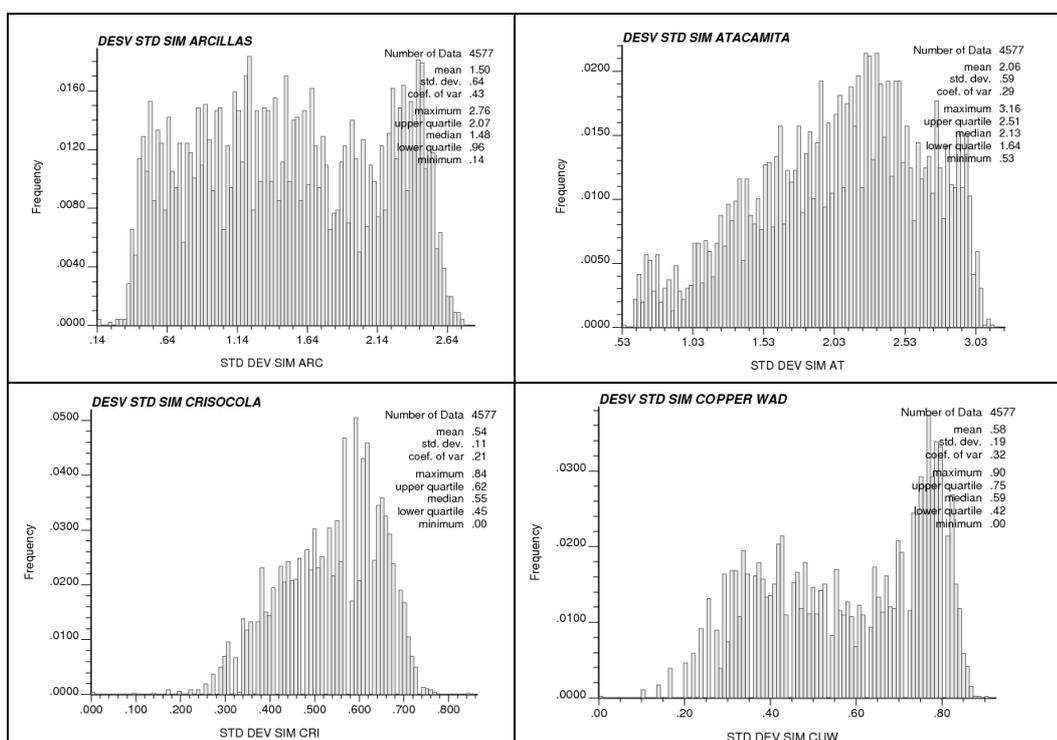


Figura 4.40: Histogramas desviación estándar simulación.

A continuación se presenta la proporción de ocurrencia en porcentaje de abundancia para las cuatro variables (ver figura 4.41), donde se puede notar que la distribución de la abundancia para las arcillas de cobre está agrupada con sobre 96% bajo el 50% de abundancia, lo que es diametralmente opuesto con el caso de la atacamita, la que presenta aproximadamente un 85% sobre el 50% de abundancia, resultado muy similar al presentado en el capítulo anterior (ver figura 4.26). En el caso de la crisocola y el copper wad se tiene un comportamiento muy similar entre estas variables las cuales se encuentran en el caso de la crisocola en un 100% bajo el 5% de

abundancia y en el caso del copper wad un 98,6% se encuentra bajo el 5% (ver figura 4.42). Para más detalles de los resultados ver anexos B.3.

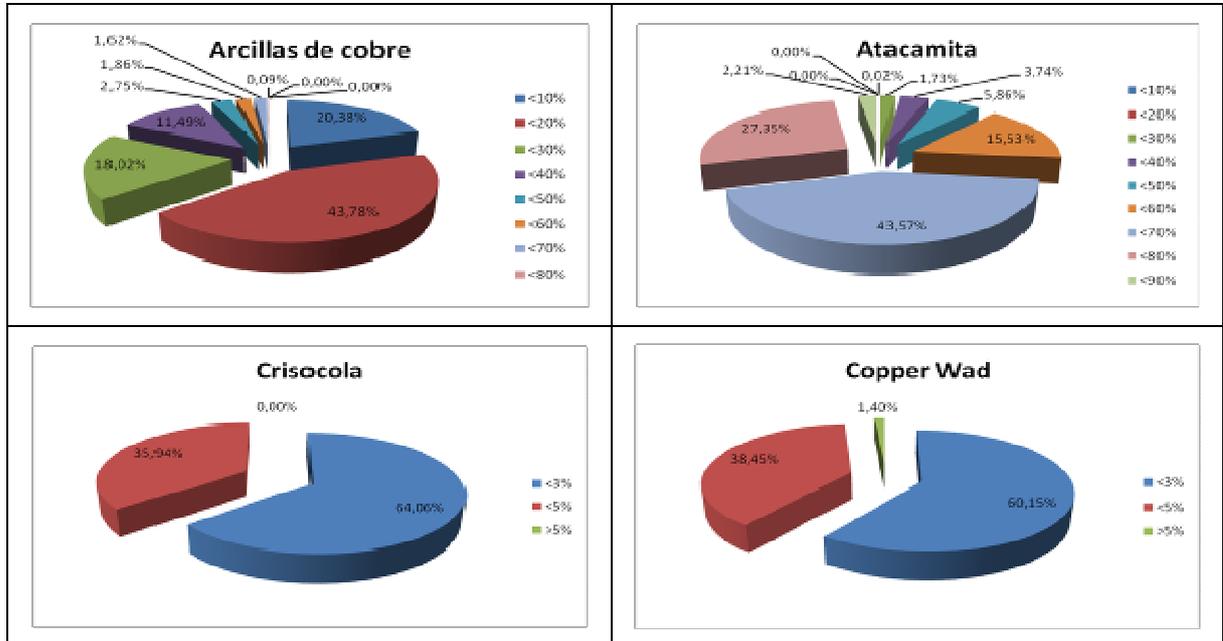


Figura 4.41: Distribución de los resultados.

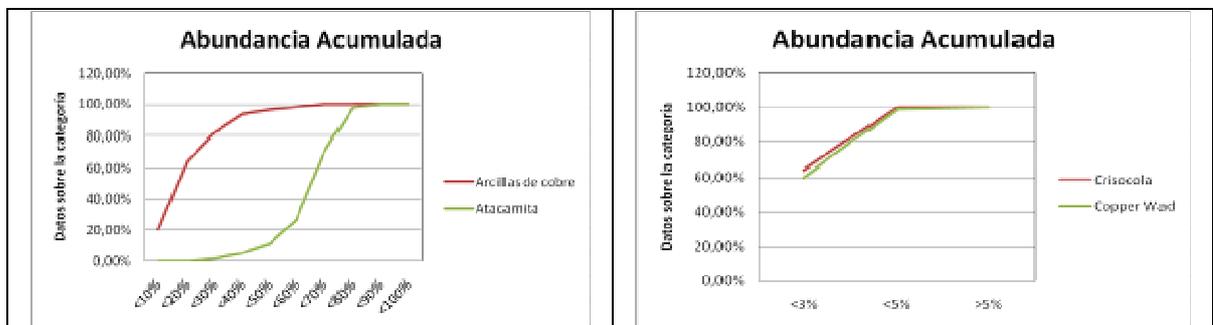


Figura 4.42: Distribuciones acumuladas de abundancias de minerales en los bloques simulados.

Finalmente, una de las principales ventajas de utilizar simulación es poder cuantificar la incertidumbre. De esta forma utilizando la herramienta del mapa de probabilidades, se puede obtener una probabilidad asociada a la abundancia que se decida relevante para el proceso aguas abajo en cada zona del sector simulado. Con lo anterior, por ejemplo, para el límite del 50% de abundancia de arcillas de cobre y atacamita, en la figura 4.43 se puede notar que para los sectores con mayor probabilidad de ocurrencia de valores por sobre 50% de arcillas de cobre se tiene una muy baja probabilidad de obtener porcentajes de atacamita por sobre 50%. Lo anterior se vuelve aún más relevante para variables críticas en el proceso metalúrgico como la crisocola, cuya ocurrencia puede aumentar drásticamente el consumo de ácido en el proceso de lixiviación. Con esto, a modo de ejemplo, definiendo un límite de

abundancia dentro del complejo mineral de un 3% como aceptable, se puede realizar para las zonas con alta probabilidad de tener abundancias mayores a este límite, mezclas con zonas de baja probabilidad de que se sobrepase. De esta forma se puede planificar una mezcla con un contenido menos variable de crisocola, lo que puede ayudar a tener consumos también menos variables y por consiguiente una mejor extracción y recuperación del mineral con una utilización de ácido menor, redundando en un menor costo asociado a este punto. Este mismo ejercicio puede ser realizado caso a caso con las variables que se consideren relevantes para el proceso metalúrgico y cuya abundancia pueda disminuir o aumentar el rendimiento de los insumos asociados a éste. Para más detalle de los mapas de probabilidad obtenidos con la simulación de las variables en estudio, ver anexos B.6.

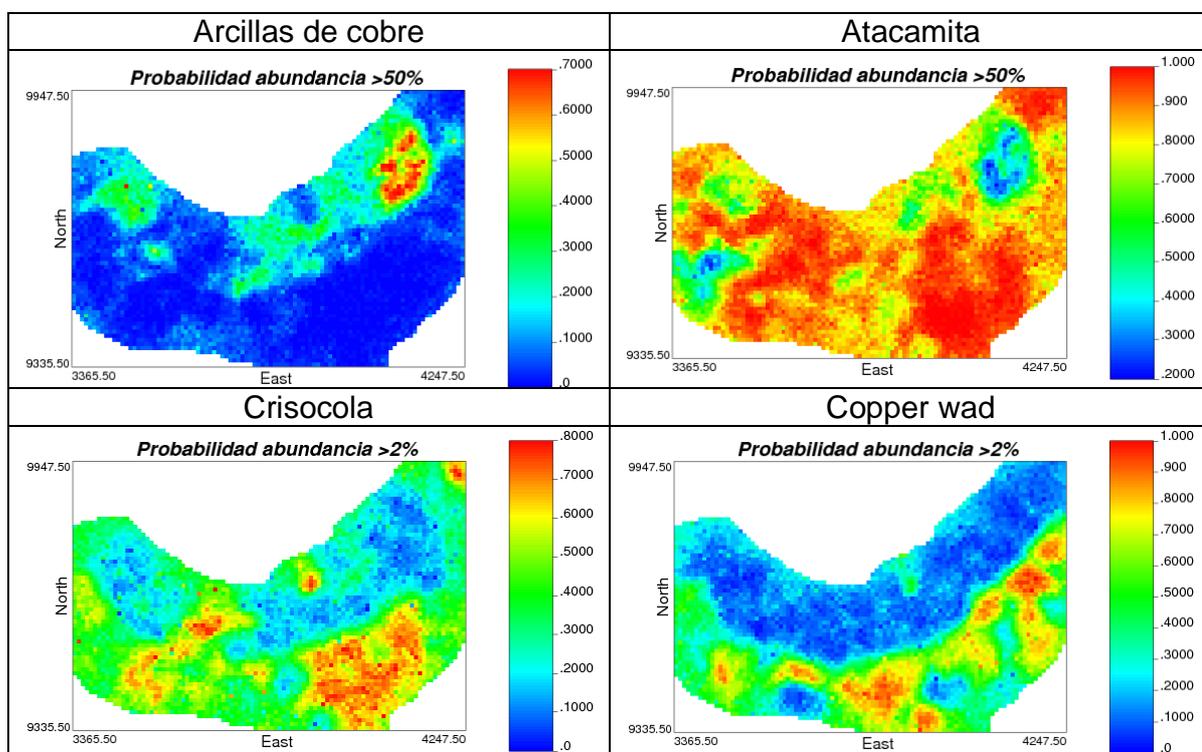


Figura 4.43: Mapas de probabilidad de las cuatro variables.

4.4.-Simulación utilizando muestreador de Gibbs

4.4.1.-Análisis variográfico indirecto.

Una de las principales características de esta metodología y la diferencia más relevante con respecto a la metodología presentada en el capítulo 4.3, es la manera como se realizan tanto la transformación de los datos valores Gaussianos, como el modelamiento variográfico. Principalmente el modelamiento variográfico se realiza de manera indirecta: consiste en proponer variogramas para las funciones Gaussianas para modelar, mediante una transformación inversa, los variogramas originales de las variables discretas. El ajuste se realiza variando principalmente las proporciones del histograma acumulado que se utilizará para realizar la truncación luego de la simulación para ajustar la meseta de los variogramas simples, y las distintas mesetas de los modelos propuestos además de sus alcances. Para la construcción de los variogramas experimentales se utilizaron los mismos parámetros que para los casos anteriores (ver tabla 4.17).

Parámetro	Valor	Unidad
Tipo de variograma	Omnidireccional	-
N° de pasos	30	-
Largo del paso	10	M
Tolerancia en el paso	50	%

Tabla 4.17: Parámetros variogramas experimentales.

Con los parámetros descritos en la tabla anterior se obtuvieron los variogramas experimentales que se muestran en las figuras 4.44 y 4.45. Ahora para el modelamiento indirecto, se inicia revisando la forma y el alcance de los variogramas directos, principalmente los variogramas simples. Como se puede ver en la figura 4.44, se tienen dos alcances relevantes, tanto para el copper wad como para las arcillas de cobre y para la atacamita se tendrá un alcance de 150 metros, y para la crisocola este será de 250 metros. Se considerará sólo tres variogramas anidados, a diferencia de los dos casos anteriores donde se consideraron cuatro.

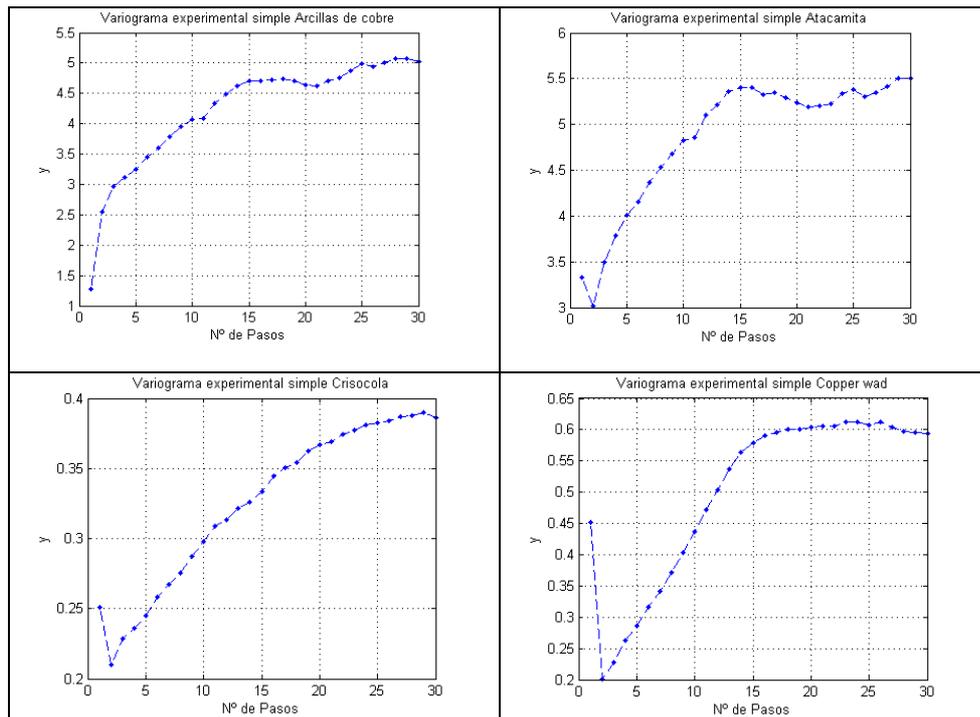


Figura 4.44: Variogramas experimentales simples.

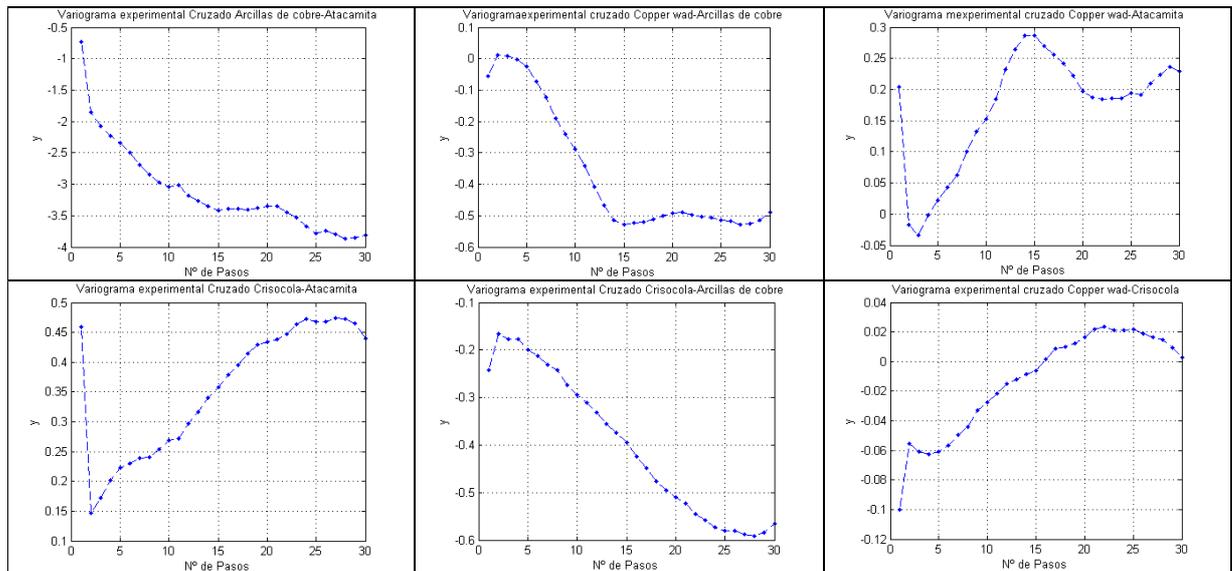


Figura 4.45: Variogramas experimentales cruzados.

Utilizando las tres estructuras anidadas que consiste en un efecto pepa más dos variogramas esféricos (uno de alcance 150 metros y el otro de 250 metros) se procedió a ajustar estos modelos a los variogramas experimentales, con lo que se obtuvo los variogramas que se muestran en las figuras 4.46 y 4.47. Como se puede notar este ajuste no es tan exacto como para los dos casos presentados en los capítulos 4.2 y 4.3, esto debido a que para este caso en particular no se utilizó ningún tipo de ajuste semi-automático incorporado en un software, sino más bien se ajustó utilizando como

criterio cumplir la desigualdad de Schwarz, para los valores cruzados. Esta condición si bien no es suficiente para asegurar valores propios mayores que cero para la matriz de correogionalización de cada modelo, entrega valores aproximados, con lo cual realizando ligeras variaciones para los valores de estas matrices se puede obtener matrices de correogionalización que cumplan con la condición de tener todos sus valores propios mayores o iguales a cero. Estas variaciones se realizaron utilizando el software Matlab, con el cual se obtuvo la matriz más cercana a la que se obtiene utilizando el criterio de la desigualdad de Schwarz, además de la condición de que las mesetas de los modelos propuestos para los variogramas simples de cada variable sumen 1 y que para los variogramas cruzados sumen entre -1 y 1. Con esta metodología se obtuvieron los variogramas modelados que se presentan en las figuras 4.46 y 4.47. Se puede notar que el ajuste si bien no es perfecto es bastante satisfactorio, teniéndose algunos leves problemas para el ajuste con los variogramas cruzados con tendencia decreciente, en especial para los correspondientes a las variables copper wad-arcillas de cobre y crisocola-arcillas de cobre.

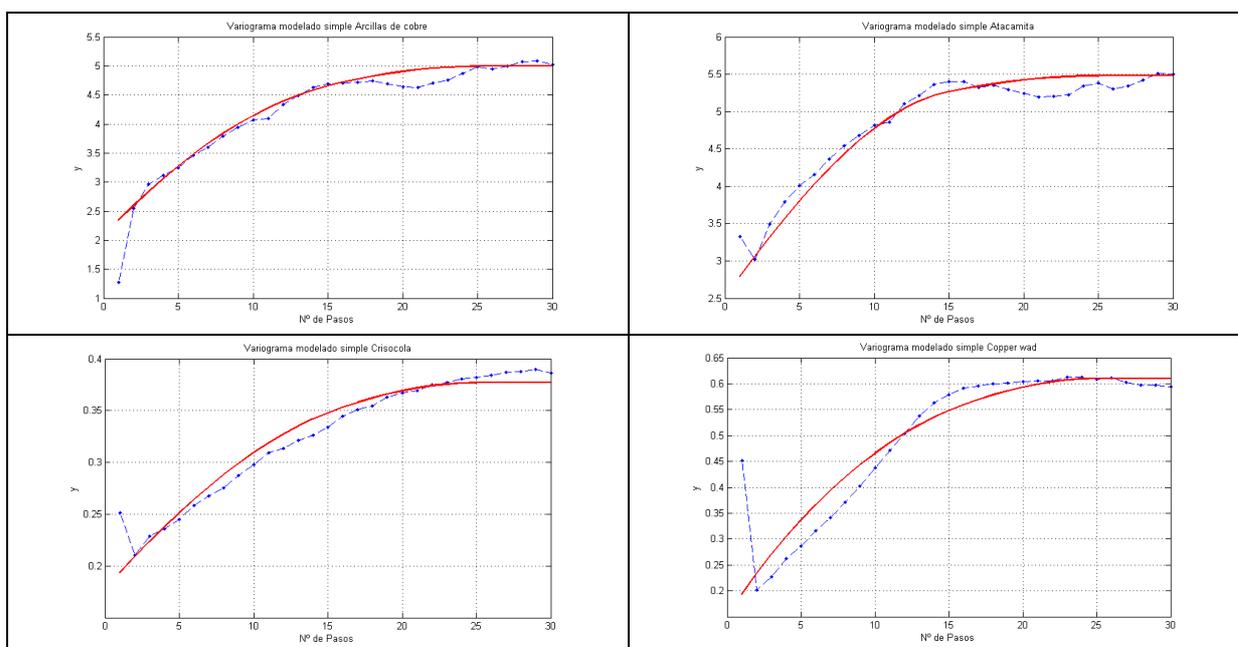


Figura 4.46: Variogramas modelados simples.

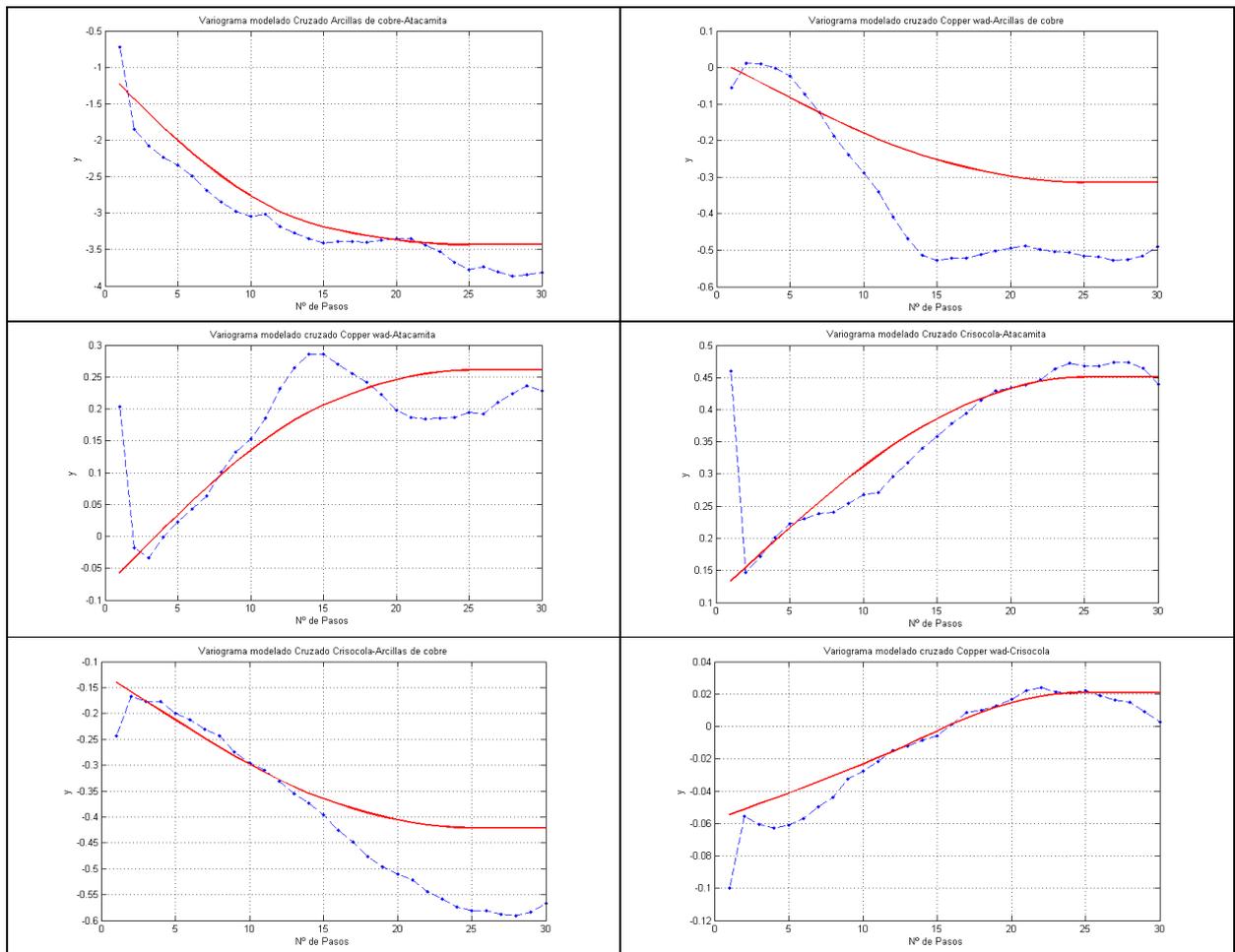


Figura 4.47: Variogramas modelados cruzados.

Finalmente con las consideraciones descritas se obtuvieron los siguientes modelos, donde se puede notar principalmente una disminución drástica en el efecto pepa con respecto al caso presentado en el capítulo 4.3. Esto se debe a que por las características mismas de la transformación a valores Gaussianos de esta metodología, no se crea un efecto pepa “artificial” como sucede en el caso de realizar la transformación Gaussiana con una anamorfosis, ya que la anamorfosis agrupa los valores transformados en torno a “escalones”. En este caso se tiene variogramas modelados que representan de forma más fidedigna la realidad del yacimiento en cuanto a su variabilidad espacial.

$$\begin{pmatrix} \gamma_{ARC} & \gamma_{ARC-AT} & \gamma_{ARC-CRI} & \gamma_{ARC-CUW} \\ \gamma_{AT-ARC} & \gamma_{AT} & \gamma_{AT-CRI} & \gamma_{AT-CUW} \\ \gamma_{CRI-ARC} & \gamma_{CRI-AT} & \gamma_{CRI} & \gamma_{CRI-CUW} \\ \gamma_{CUW-ARC} & \gamma_{CUW-AT} & \gamma_{CUW-CRI} & \gamma_{CUW} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.3064 & -0.2073 & -0.1914 & 0.0217 \\ -0.2073 & 0.3811 & 0.1236 & -0.0651 \\ -0.1914 & 0.1236 & 0.3367 & -0.1732 \\ 0.0217 & -0.0651 & -0.1732 & 0.1314 \end{pmatrix} \text{pepa}$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.2223 & -0.2697 & -0.0656 & -0.0559 \\ -0.2697 & 0.4048 & 0.0390 & 0.0672 \\ -0.0656 & 0.0390 & 0.1470 & -0.1164 \\ -0.0559 & 0.0672 & -0.1164 & 0.1809 \end{pmatrix} \text{esf}(150m)$$

$$+ \begin{pmatrix} 0.5039 & -0.3218 & -0.3127 & -0.2695 \\ -0.3218 & 0.2379 & 0.3041 & 0.2010 \\ -0.3127 & 0.3041 & 0.5470 & 0.3550 \\ -0.2695 & 0.2010 & 0.3550 & 0.7201 \end{pmatrix} \text{esf}(250m)$$

Al igual que para el modelo variográfico presentado en el capítulo 4.3, se puede ver que cada matriz de correogionalización cuenta con 16 componentes, las cuales se encuentran ordenadas de modo de tener las menores correlaciones en los extremos más alejados de la diagonal. Luego utilizando la desigualdad de Schwarz, se comprobó que el valor absoluto de las componentes a_{ij} y a_{ji} , para de cada sub-matriz "A" de dimensiones 4x4, fueran mayores que el valor absoluto de la raíz del producto de sus componentes en la diagonal. Finalmente, con se constató que cada matriz de correogionalización se cumpliera la condición de tener valores propios mayores o iguales a cero, además de mesetas de variogramas simples iguales a 1. Se puede notar que el efecto pepa no representa más allá del 38% de la meseta total del variograma, esto está muy por debajo de los valores entre 40% y 60% obtenidos para el modelo variográfico del capítulo 4.3.

4.4.2.-Transformación a valores Gaussianos utilizando muestreador de Gibbs.

Una forma de validar la transformación a valores Gaussianos utilizando el muestreador de Gibbs, es revisando que el variograma de las realizaciones en promedio reproducen el variograma original de las variables categorizadas. Esta comprobación sería suficiente para validar la transformación por cuanto, por construcción de la metodología, los valores que se obtienen con el muestreador de Gibbs son de carácter bi-Gaussianos.

La metodología que se siguió fue tomar las realizaciones y promediar en grupos obteniéndose 5 promedios de 20 variogramas simples esto utilizando las 100 realizaciones obtenidas. Para este análisis, se tomaron sólo los variogramas simples ya que el caso de los variogramas cruzados es análogo y basta con revisar la reproducibilidad del modelo para las variables por separado. Luego se graficó cada uno de estos promedios junto con el variograma de los datos originales categorizados, con esto se obtuvieron los gráficos que se muestran en la figura 4.48.

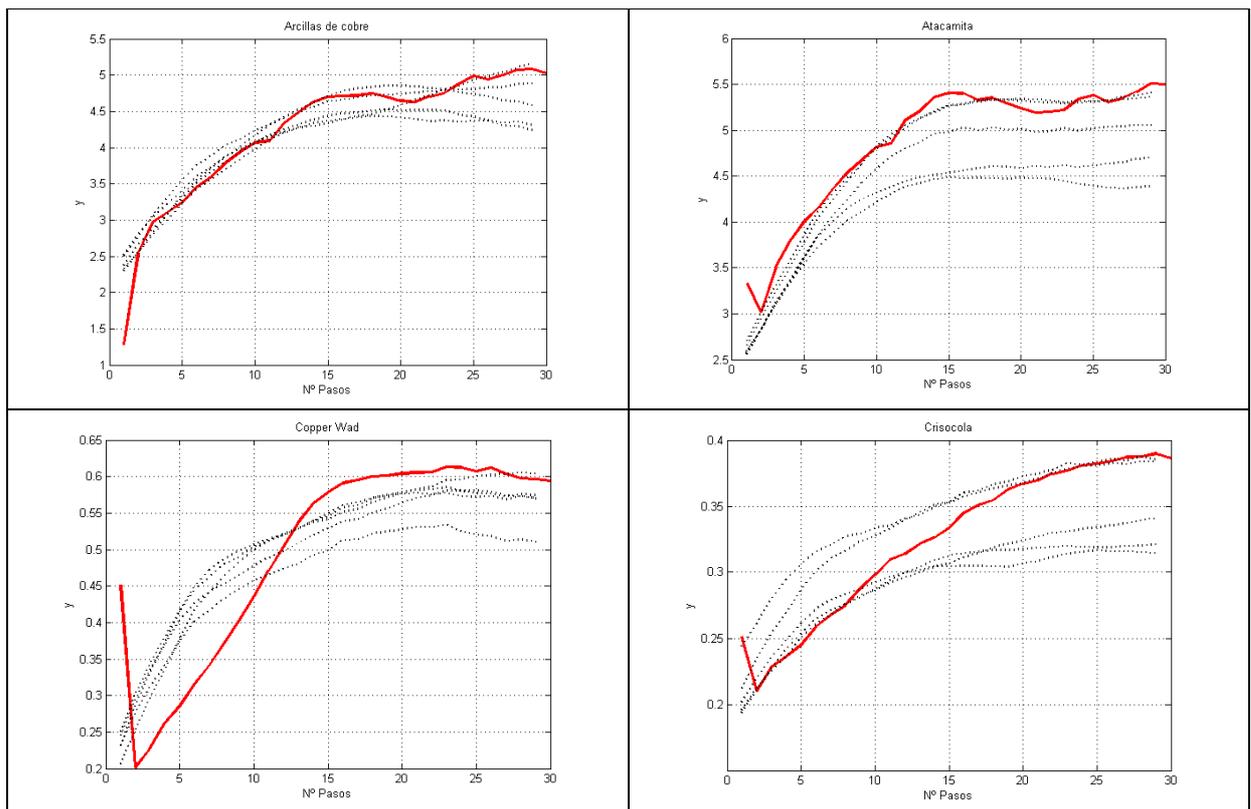


Figura 4.48: Variogramas de las realizaciones vs variogramas originales.

Como se puede ver en la figura 4.48, se tiene un ajuste aceptable para los cuatro variogramas (aun cuando no es perfecto. De todas formas se comprueba de esta forma la reproducción del variograma experimental por parte de las realizaciones, lo cual valida la transformación mediante muestreador de Gibbs.

4.4.3.-Co-simulación de abundancias

Al igual que en el capítulo 4.3, se realizó una co-simulación puntual de las variables en estudio. Para este caso se realizó una co-simulación condicionada a los datos provenientes de los pozos de tronadura. Para construir las 100 realizaciones obtenidas, se utilizó el método de bandas rotantes con 1000 líneas, donde al igual que en el capítulo 4.3 se usó la misma vecindad de búsqueda que para la estimación presentada en el capítulo 4.2 (los valores utilizados para esta se detallan en las tablas 4.8 y 4.9). Luego se utilizó co-kriging simple de media cero para realizar el condicionamiento a los datos originales, para finalmente aplicar la regla de truncación para cada realización (ver anexos C.3). Finalmente se promedió las realizaciones obteniéndose los mapas bases que se muestran en la figura 4.49, donde al igual que para los casos presentados anteriormente (ver figuras 4.36 y 4.22) se mantiene la zonificación de las altas y bajas leyes, además de tener una distribución de los valores similares a los obtenidos para los dos casos anteriores.

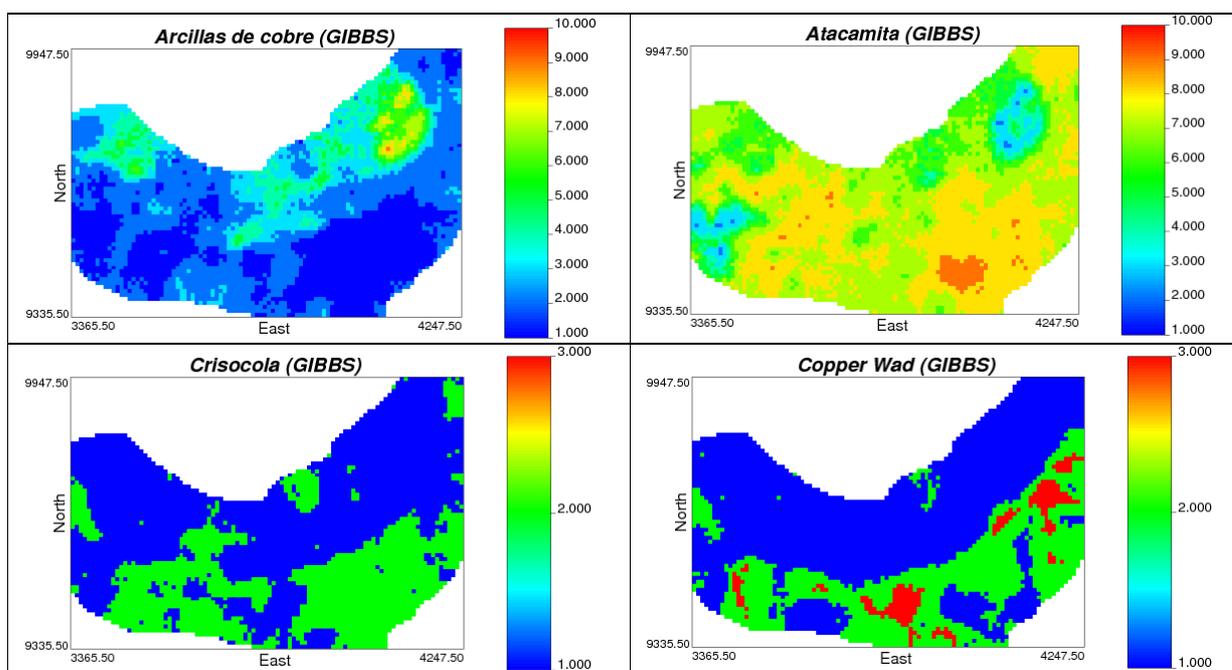


Figura 4.49: Mapa base resultados media de las simulaciones.

Al igual que en el capítulo 4.3, se puede observar una diferencia significativa entre las realizaciones y la media de estas. En el caso de las realizaciones se puede notar las transiciones más marcadas entre las categorías para los bloques aledaños, lo cual se ve suavizado al considerar la media de las realizaciones (ver figura 4.50).

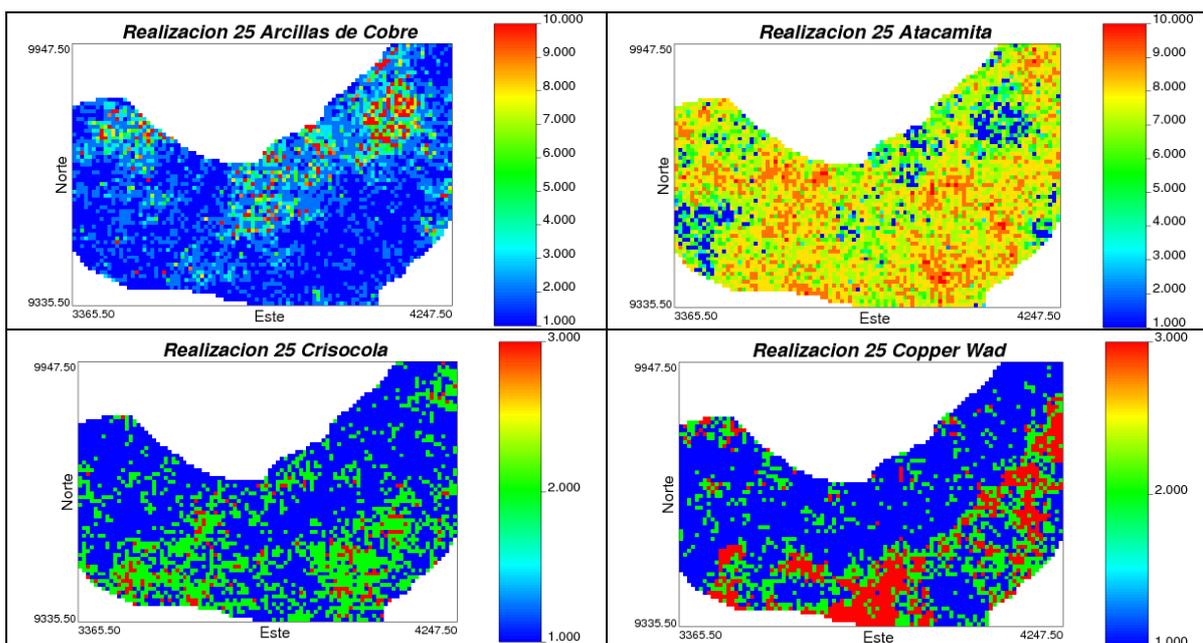


Figura 4.50: Mapa base realizaciones.

Ahora, en la tabla 4.18 se presentan las estadísticas básicas de los resultados de las simulaciones donde se pueden ver una variación de alrededor de un 7% en la media para la variable arcillas de cobre, esto asociado a un aumento en el valor máximo de esta variable con respecto a los valores obtenidos en el caso 4.3. Sin embargo para el resto de las variables no se aprecian diferencias más allá del 1% en la media de las abundancias obtenidas, esto con respecto a la co-simulación utilizando anamorfosis para realizar la transformación a valores Gaussianos a partir de los valores originales (ver tabla 4.15).

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper wad
media	2,28	6,94	1,37	1,43
desviación estándar	1,36	1,28	0,48	0,59
coeficiente de variación	0,60	0,18	0,35	0,41
máximo	9	9	2	3
mediana	2	7	1	1
mínimo	1	2	1	1

Tabla 4.18: estadísticas media de las simulaciones.

En la figura 4.51, se puede apreciar el histograma de la media de los resultados de la co-simulación, donde tanto para las variables atacamita, crisocola y copper wad no se presentan mayores variaciones con respecto a los histogramas presentados en la figura 4.38, teniéndose para el caso de las arcillas de cobre un aumento en la frecuencia de la categoría 1, esto en desmedro de las categorías 2 y 3 principalmente. Esto sería la causa de la disminución de la media y el aumento en la desviación estándar (alrededor de un 7% con respecto a los valores que se muestran en la tabla 4.15).

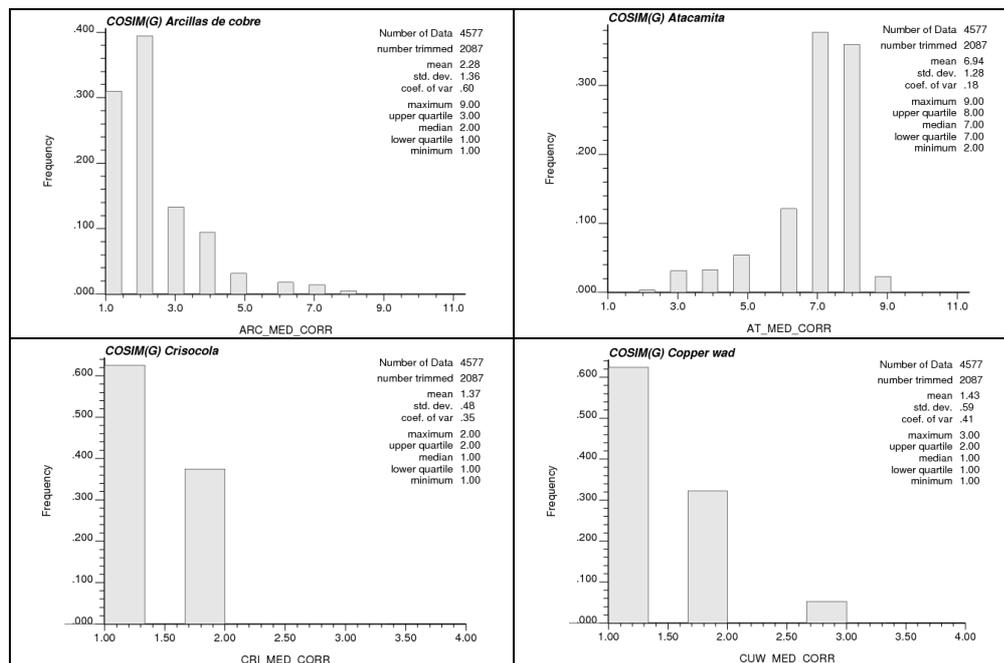


Figura 4.51: Histogramas resultados media de las simulaciones.

En la figura 4.52, se tiene una concentración de las altas variabilidades para las zonas con las categorías más altas, efecto similar al que se puede observar en la figura 4.39 del capítulo 4.3, lo cual estaría asociado al efecto proporcional. Sin embargo se tiene una zonificación más acentuada, esto producto de la disminución en el efecto pepa en el modelo variográfico obtenido en el capítulo 4.4.1 con respecto al caso anterior, el cual estaría asociado al proceso de transformación a valores Gaussianos utilizando el muestreador de Gibbs para tales efectos. Además como se puede ver en la figura 4.53, se tiene una frecuencia mucho menor para los valores altos de la desviación estándar, lo que redundaría en una disminución en la media de estas (ver tabla 4.19).

Variable	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper Wad
media	1,41	1,56	0,49	0,51
desviación estándar	0,88	0,58	0,13	0,20
coeficiente de variación	0,62	0,37	0,26	0,40
máximo	3,53	2,95	0,80	0,92
mediana	1,18	1,46	0,51	0,53
mínimo	0,20	0,56	0,10	0,00

Tabla 4.19: estadísticas desviación estándar simulación

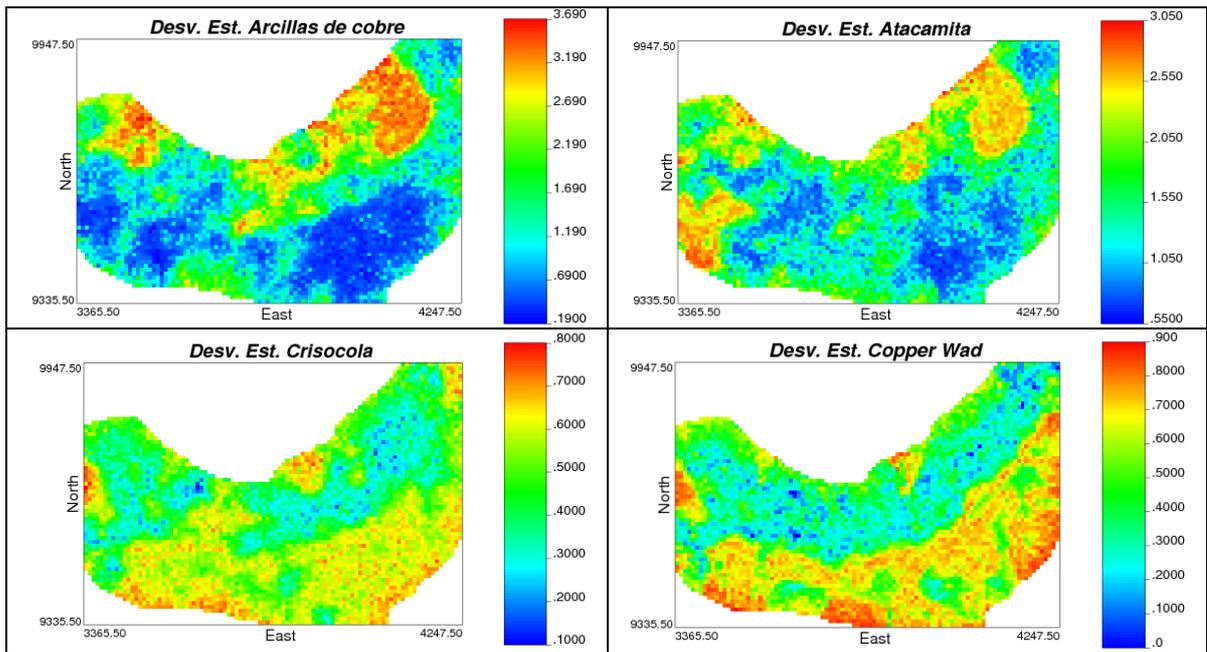


Figura 4.52: Mapas base desviación estándar simulación.

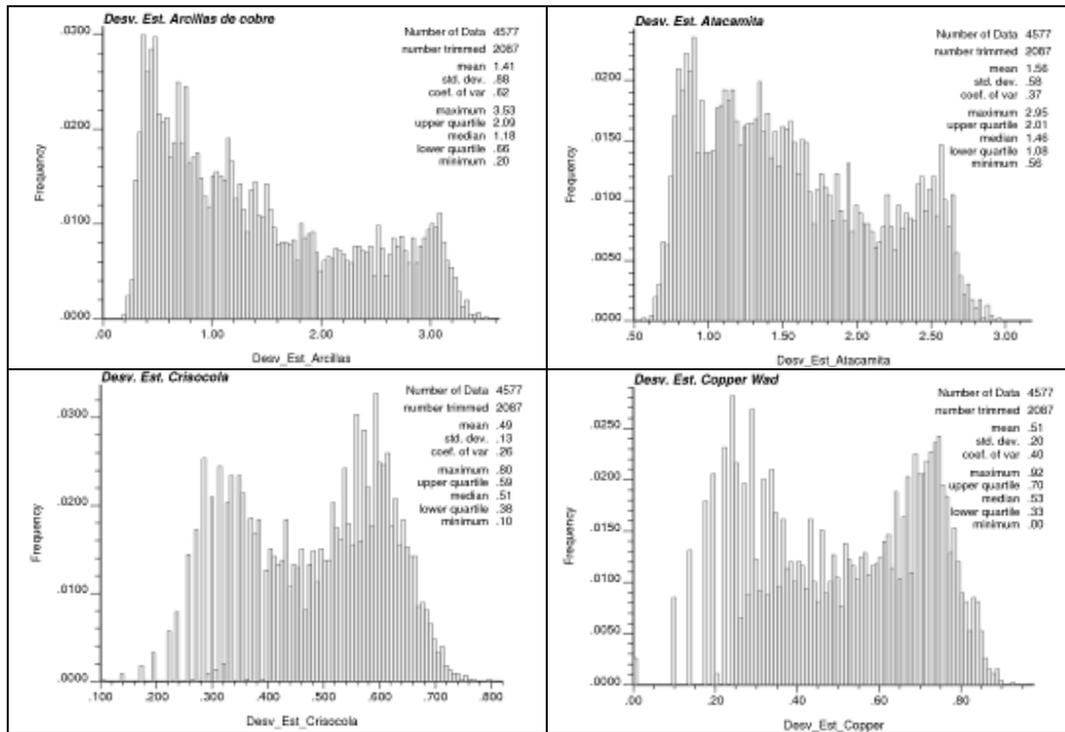


Figura 4.53: Histogramas desviación estándar estimación.

A continuación se presenta la proporción de ocurrencia en porcentaje de abundancia para las cuatro variables (ver figuras 4.54 y 4.55). Al igual que en el caso anterior se tiene que alrededor de un 96% se encuentra bajo el 50% de abundancia

para la variable arcillas de cobre, presentándose un aumento en la frecuencia acumulada sobre el 50% para la atacamita de un 85% a alrededor de un 89% (ver figuras 4.41 y 4.42). En el caso de la crisocola nuevamente no se presentan valores sobre un 5%, teniendo resultados muy similares a los presentados en el grafico 4.41. Para el copper wad se puede ver un aumento de alrededor de un 4% en la frecuencia de los bloques con abundancias sobre el 5%, esto en desmedro principalmente de la categoría de valores entre un 3% y 5%. Para más detalles de los resultados ver anexos C.2.

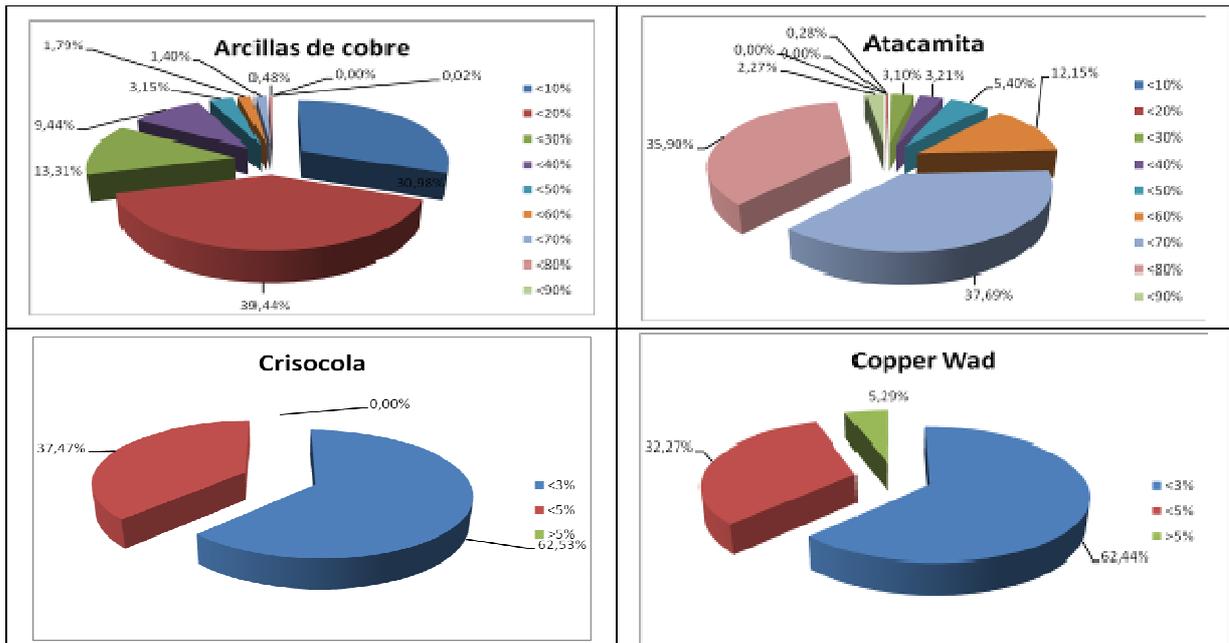


Figura 4.54: Distribución de los resultados.

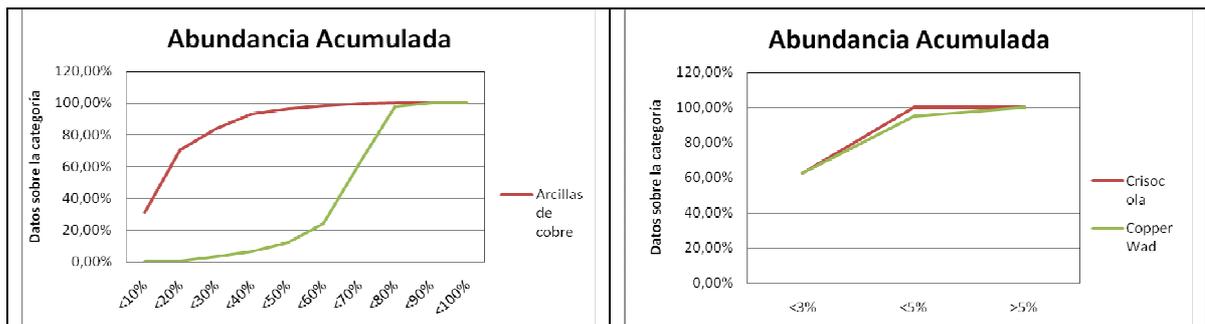


Figura 4.55: Distribuciones acumuladas de abundancias de minerales en los bloques simulados.

Finalmente al igual que para el caso presentado en el capítulo anterior se pueden obtener mapas de probabilidad para la ocurrencia de abundancias de minerales. A modo de ejemplo se presentan cuatro mapas de probabilidad, donde para las variables arcillas de cobre y atacamita se tomó como abundancia de corte un 50%, y tanto para la crisocola como para el copper wad se utilizó una abundancia de corte del 2% (ver figura 4.55). Además se puede ver cómo se asocian las altas probabilidades de

ocurrencia de arcillas de cobre con bajas probabilidades de ocurrencia de crisocola y viceversa, situación que es más evidente aun al observar los mapas de probabilidad de las arcillas de cobre en relación al copper wad. Estos resultados se ven potenciados con respecto a los mostrados en los mapas de probabilidad presentados en la figura 4.43, por el aumento en el contraste entre los sectores de alta probabilidad con los sectores con categorías más bajas, esto producto del efecto asociado a la disminución en el efecto pepa que fue comentado anteriormente en este mismo capítulo. Para más detalles de los mapas de probabilidad para los distintos umbrales ver anexo C.4.

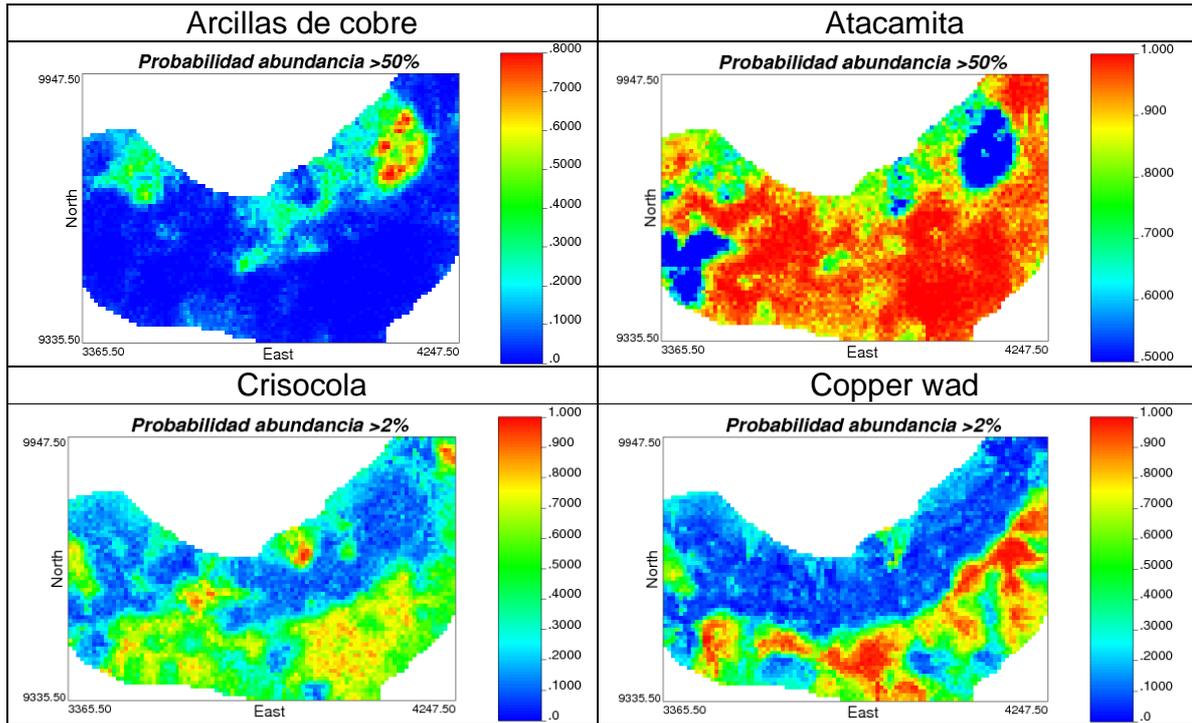


Figura 4.56: Mapas de probabilidad de las cuatro variables.

5.-Validación de las metodologías.

Para validar las metodologías expuestas se utilizaron tres pruebas a fin de corroborar la calidad de cada una. Estas pruebas consistieron en comparar los valores reales y los valores estimados, comparar los histogramas de los errores para cada variable y finalmente realizar una validación de la incertidumbre comparando las proporciones reales para cada cuantil versus las proporciones teóricas.

La metodología que se siguió para realizar esta validación consistió en separar los datos de pozos utilizados para el estudio en dos poblaciones con igual número de datos. Esto cuidando de mantener una distribución espacial similar a la original, a fin de no añadir error en la estimación producto de este punto, luego se realizó un jackknife utilizando las tres metodologías citadas en este estudio (co-kriging, simulación usando anamorfosis y simulación usando muestreador de Gibbs), utilizando como datos condicionantes una de las dos poblaciones obtenidas de la división de los datos para estimar o simular las ubicaciones de la población restante. Finalmente se comparó los resultados obtenidos (promedio de las realizaciones para el caso de las simulaciones), con los datos en las ubicaciones estimadas o simuladas.

Los resultados de la comparación entre los datos estimados o simulados con respecto a los datos reales se muestran en la figura 5.1 (de izquierda a derecha co-estimación usando co-kriging, co-simulación usando anamorfosis y co-simulación usando muestreador de Gibbs, y de arriba abajo arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad). Donde se puede notar el efecto de la categorización en la dispersión de los datos, teniéndose correlaciones bajas producto de los saltos que tienen para los datos cercanos al umbral entre las categorías. Por ejemplo al co-estimar las variables, producto de las características intrínsecas de la metodología se obtiene resultados continuos que luego deben ser discretizados aproximando al entero más cercano, y de tenerse dos valores como 1,49 y 1,51 que tiene una diferencia muy pequeña entre ellas, al discretizarse toman los valores 1 y 2 respectivamente, aumentando un error de 0,02 a 1 lo que es susceptible de disminuir considerablemente la correlación entre los valores estimados y los valores reales. Sin embargo, esta categorización reduce el tiempo de cálculo de manera trascendental y permite introducir el efecto la estimación visual de la abundancia.

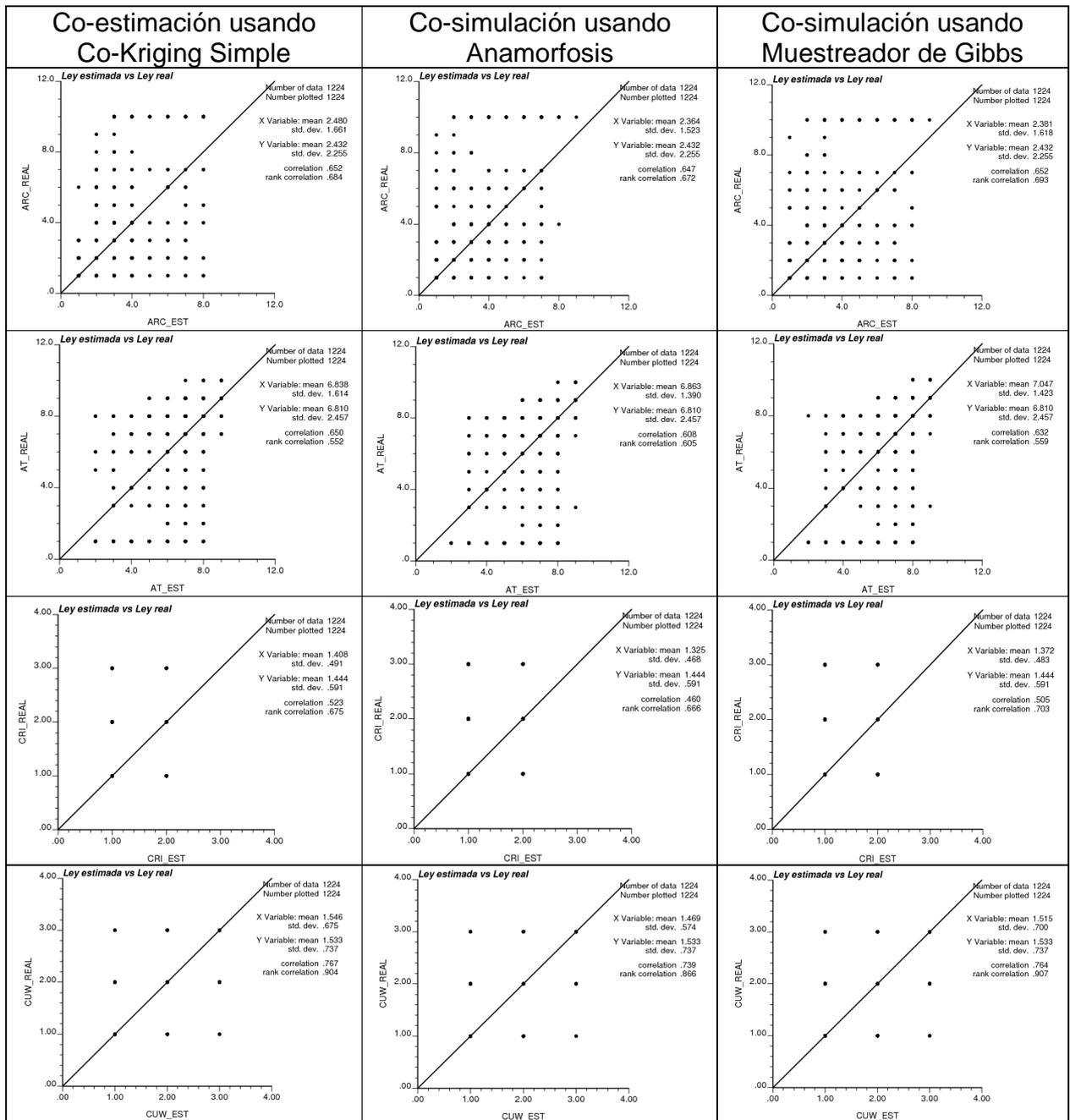


Figura 5.1: Comparación datos estimados (abscisa) vs datos reales (ordenada).

A partir de esta comparación, se obtuvo que las metodologías que reproducen de mejor forma los valores reales son el co-kriging y la co-simulación usando muestreados de Gibbs, teniéndose que para las variables con un mayor número de categorías (arcillas de cobre y atacamita) se obtienen resultados muy similares para las tres metodologías estudiadas. Sin embargo estas diferencias se hacen más importantes al considerar las variables con menos categorías (crisocola y copper wad), lo cual tiene relación intrínseca con el efecto pepa inducido por la transformación en el caso de la co-simulación usando anamorfosis, efecto que al tener menos categorías induce mayor

errores redundando en una dispersión de los datos más significativa, siendo la variable que se ve afectada de mayor forma la crisocola. Sin embargo en la realidad este error representa tan solo un 5% máximo de diferencia entre los valores reales y estimados, esto producto de la elección inicial de las categorías.

En la figura 5.2, se muestran los histogramas de los errores para cada una de las variables y las metodologías (de izquierda a derecha co-estimación usando co-kriging, co-simulación usando anamorfosis y co-simulación usando muestreador de Gibbs, y de arriba abajo arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad).

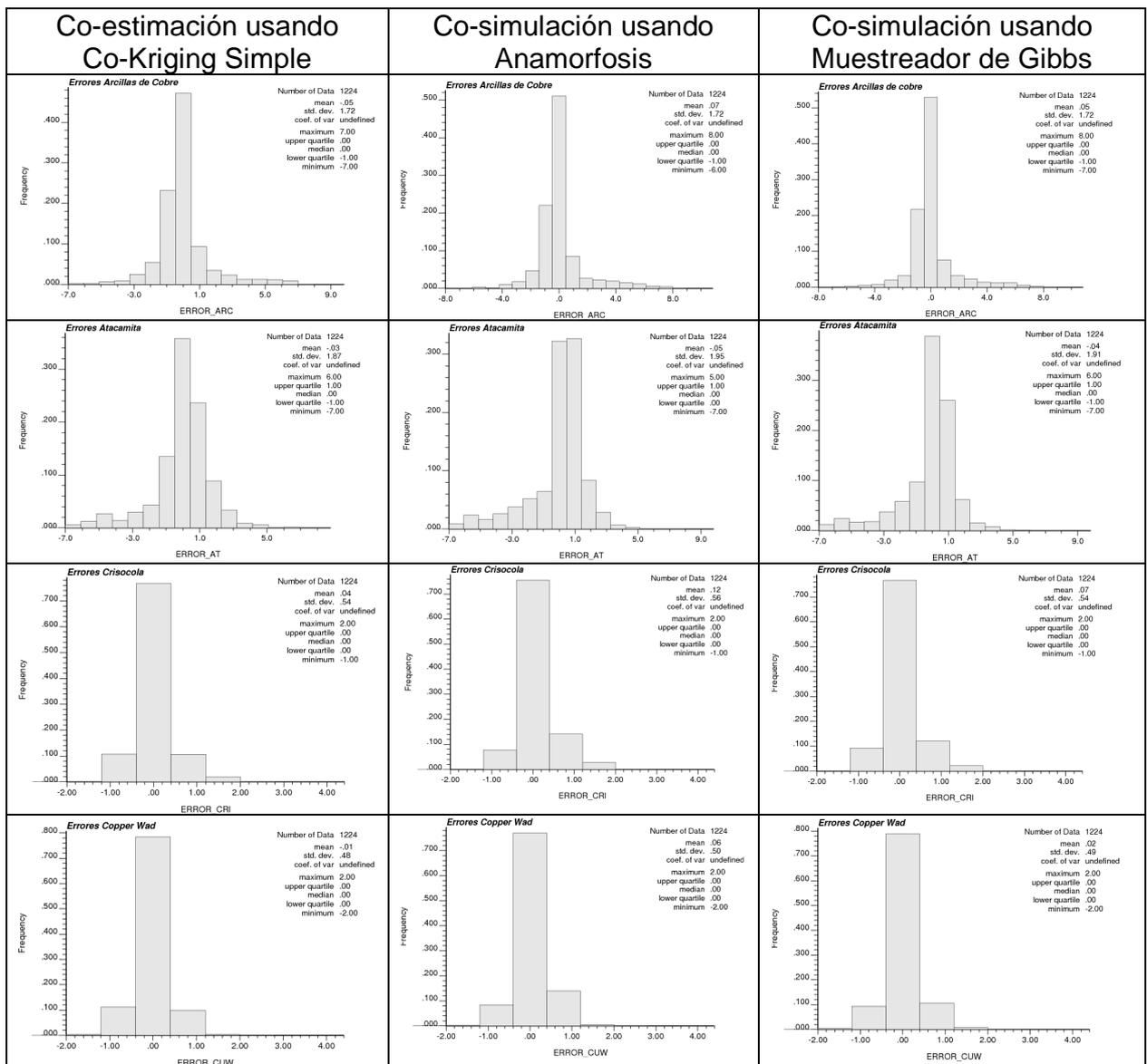


Figura 5.2: Histograma de los errores para cada variable y método.

Ítem		Media	Desv. Est.	Varianza
Arcillas de cobre	CKS	-0,05	1,72	2,96
	COSIM(A)	0,07	1,72	2,96
	COSIM(G)	0,06	1,72	2,96
Atacamita	CKS	-0,03	1,87	3,50
	COSIM(A)	-0,05	1,95	3,80
	COSIM(G)	-0,04	1,91	3,65
Crisocola	CKS	0,04	0,54	0,29
	COSIM(A)	0,12	0,56	0,31
	COSIM(G)	0,07	0,54	0,29
Copper Wad	CKS	-0,01	0,48	0,23
	COSIM(A)	0,06	0,50	0,25
	COSIM(G)	0,02	0,49	0,24

Tabla 5.1: Resumen de los resultados obtenidos para los errores de estimación.

De la figura 5.2 y la tabla 5.1, se puede notar que la metodología que presenta un mejor desempeño (es decir su media y desviación estándar se encuentra más cercana a cero) es el co-kriging, siguiéndole la co-simulación usando muestreador de Gibbs. Además se puede notar la distribución en valores discretos de los errores, esto confirma la observación en relación a los valores cercanos a los umbrales entre las categorías, produciendo una mayor dispersión de estos. Sin embargo para las tres metodologías el error promedio se mantiene muy cercano al valor cero.

Finalmente, para validar la incertidumbre en las co-simulaciones se utilizaron los resultados obtenidos del jackknife. Se consideraron 100 probabilidades $p \in [0,1]$, determinando con un intervalo de confianza p como límite inferior el cuantil $(1-p)/2$ y como límite superior el cuantil $(1+p)/2$. Por último se comparó la probabilidad teórica p con la proporción de los datos que realmente se encontraron dentro del intervalo de confianza. Los resultados de esta prueba se muestran en la figura 5.3 (de izquierda a derecha co-estimación usando co-kriging, co-simulación usando anamorfosis y co-simulación usando muestreador de Gibbs, y de arriba abajo arcillas de cobre, atacamita, crisocola y copper wad), donde se puede notar que para ambas metodologías (simulación usando anamorfosis y simulación usando muestreador de Gibbs) se obtienen buenos resultados en cuanto a la reproducción de la incertidumbre local para las variables arcillas de cobre y atacamita. En cambio, para las variables con menor número de categorías (crisocola y copper wad), se tiene que los puntos experimentales se alejan de la diagonal, manteniéndose por debajo de ésta, lo cual nos indica que el modelo se presenta como “optimista” en la estimación. Esto puede deberse a que las categorías para estas dos variables (crisocola y copper wad) representan intervalos de proporción muy pequeños ($[0\%,2\%]$ para la categoría 1, $]2\%,5\%]$ para la categoría 2 y $>5\%$ para la categoría 3), teniéndose una mayor repercusión del efecto pepa debido a esta categorización. Sin embargo se puede notar una mejor reproducción de la variabilidad de estos dos minerales se obtiene utilizando simulación usando

anamorfosis, siendo muy pequeña la diferencia entre los resultados obtenidos para ambas metodologías.

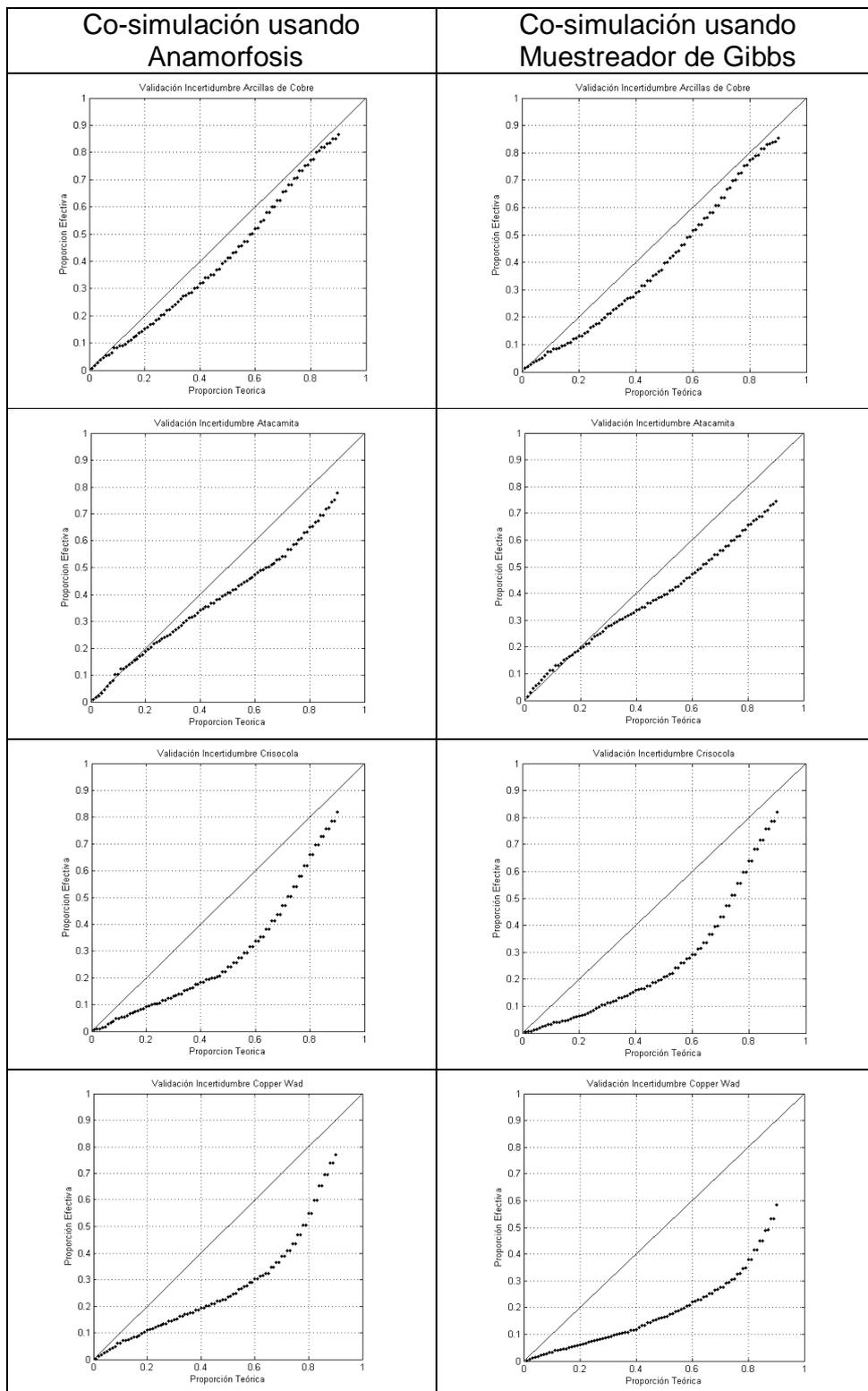


Figura 5.3: Proporción teórica vs proporción real.

6.-Análisis de resultados.

La base de datos entregada por la división Codelco Norte, mina Radomiro Tomic consistió en 55 variables, de las cuales 33 corresponden a variables discretas tomadas en gran parte de observaciones geológicas, siendo enfocado el estudio presentado en metodologías de estimación para este tipo de variables. La idea principal es obtener una metodología que permita realizar la estimación o simulación reproduciendo de buena forma las características del yacimiento y que además permita contar con intervalos de probabilidad para estas estimaciones o simulaciones.

Además se contó con un modelo geológico y geometalúrgico que nos permite tener algún conocimiento de las características del banco según su ubicación espacial. Tomando esto en cuenta, a partir de la información previa presentada en los capítulos 2.1 y 2.2 se tiene que el banco en estudio se encuentra en una zona de óxidos superiores (OXS), la cual se caracteriza por su mineralogía de mena principalmente de óxidos de cobre, con una intensa variabilidad y grado de intensidad de la ocurrencia de minerales, resultado que es corroborado con los mapas de los resultados obtenidos en los capítulos 4.2, 4.3 y 4.4. Además, de la información geometalúrgica se tiene que las variables de interés para la optimización del proceso metalúrgico, son las arcillas de cobre y la crisocola. Estas aumentan en su abundancia a expensas de la atacamita en la mineralogía de mena, la que tiene una lixiviación preferente, lo cual explicaría las correlaciones en la zona de óxidos. Esto justificaría y validaría un análisis del tipo multivariable en pos de reproducir principalmente de manera conjunta y tomando en cuenta la relación entre las variables en estudio las características del banco seleccionado. De esta forma se tiene que el aumento de la abundancia de arcillas de cobre y de crisocola aumentan el consumo de ácido y disminuyen la extracción de cobre, lo cual se relaciona intrínsecamente con la alta variabilidad en el consumo de ácido obtenida de las pruebas de columnas. También se tiene que tanto la conductividad hidráulica como el potencial de permeabilidad son controlados por la presencia de arcillas de cobre, produciendo una disminución significativa en el rendimiento del proceso. Este punto será de especial interés ya que nos permite pensar en la realización de una planificación multivariable, usando como se mencionó anteriormente como variables de control del proceso las arcillas de cobre y la crisocola.

Una de las principales observaciones que se puede realizar con respecto a las tres metodologías es la similitud en cuanto a los resultados obtenidos para los mapas base de la estimación y el promedio de las realizaciones para las dos metodologías que usan simulación. Sólo para la variable arcillas de cobre se obtiene un resultado más alejado en cuanto a las estadísticas básicas, en especial en la media de la abundancia para la simulación utilizando muestreador de Gibbs. Esto concuerda con lo observado en los mapas base del promedio de las simulaciones, donde se puede ver límites más duros entre las categorías para dicha variable además de una zonificación de las altas y bajas leyes (desestructuración de las altas leyes) para esta metodología en particular más acentuada que para las otras dos presentadas en los capítulos 4.2 y 4.3. Sin embargo, las tres metodologías reproducen de buena forma las estadísticas básicas del banco en estudio.

Se puede ver en los mapas de las desviaciones estándar (figuras 4.24, 4.39 y 4.52) y en sus histogramas asociados (figuras 4.25, 4.40 y 4.53), que el co-kriging suaviza las transiciones entre las categorías obtenidas luego de la estimación. Teniéndose solo en las zonas estimadas con menor cantidad de datos (bloques que se encuentran cercanos a los bordes del banco) una alta desviación estándar, lo cual es una característica geológica de la mineralogía encontrada en la zona donde se ubica el bando seleccionado para el estudio. Este problema es solucionado en parte al utilizarse las metodologías que se presentan en los capítulos 4.3 y 4.4, teniéndose una reproducción del efecto proporcional consistente con los datos originales provenientes de los pozos de tronadura. Sin embargo, con estas metodologías (co-simulación usando anamorfosis y co-simulación usando muestreador de Gibbs), si bien tienen bastante similitud, el efecto pepa agregado por la transformación de los datos a valores Gaussianos en el capítulo 4.3 produce una distorsión en las desviaciones estándar. Este efecto desaparece al realizar la transformación a valores Gaussianos usando el muestreador de Gibbs, con el cual se tiene un mejor rendimiento en cuanto a este parámetro, obteniéndose una distribución de la desviación estándar que representa de forma más acertada la variabilidad de la unidad geológica donde se realizó el estudio.

Aún cuando el co-kriging se presenta como la metodología con menor complejidad y con menor tiempo de cálculo, presenta limitaciones en cuanto a la obtención de intervalos de confianza para las estimaciones. Situación que en las otras dos metodologías (capítulos 4.3 y 4.4) se ve solucionada con la obtención de mapas de probabilidad. Esta información “extra” obtenida con las metodologías que usan co-simulación, justifica la utilización de éstas por cuanto permite obtener intervalos de confianza para el valor estimado de cada bloque. Este punto es de especial interés ya que se puede pensar en realizar una planificación multivariable tomando como input la media de las simulaciones y los mapas de probabilidad de sobrepasar un umbral de corte.

Por ejemplo, considerando los resultados obtenidos en la co-simulación usando muestreador de Gibbs (ver figura 6.1), se puede tomar como variables de referencia para la optimización las arcillas de cobre y la crisocola. Estas variables se encuentran correlacionadas de manera negativa, con lo que se tiene una zonificación relativamente excluyente. Ahora, tomando como umbral de corte para la mezcla enviada a planta la categoría 4 para las arcillas de cobre que corresponde a una abundancia del 40% y la categoría 2 para la crisocola que corresponde a valores sobre el 2% de abundancia, se puede realizar una zonificación como la que se puede ver en la figura 6.1, donde se toman como criterio para la zonificación que cumpla con dos condiciones: tener estimaciones que sobrepasen el 40% y el 2% de abundancia respectivamente para las arcillas de cobre y la crisocola y además tener una probabilidad sobre el 40% de cumplir con la condición anterior, de modo de tener una probabilidad considerable de encontrarse sobre el umbral de corte o bajo él para las distintas zonas.

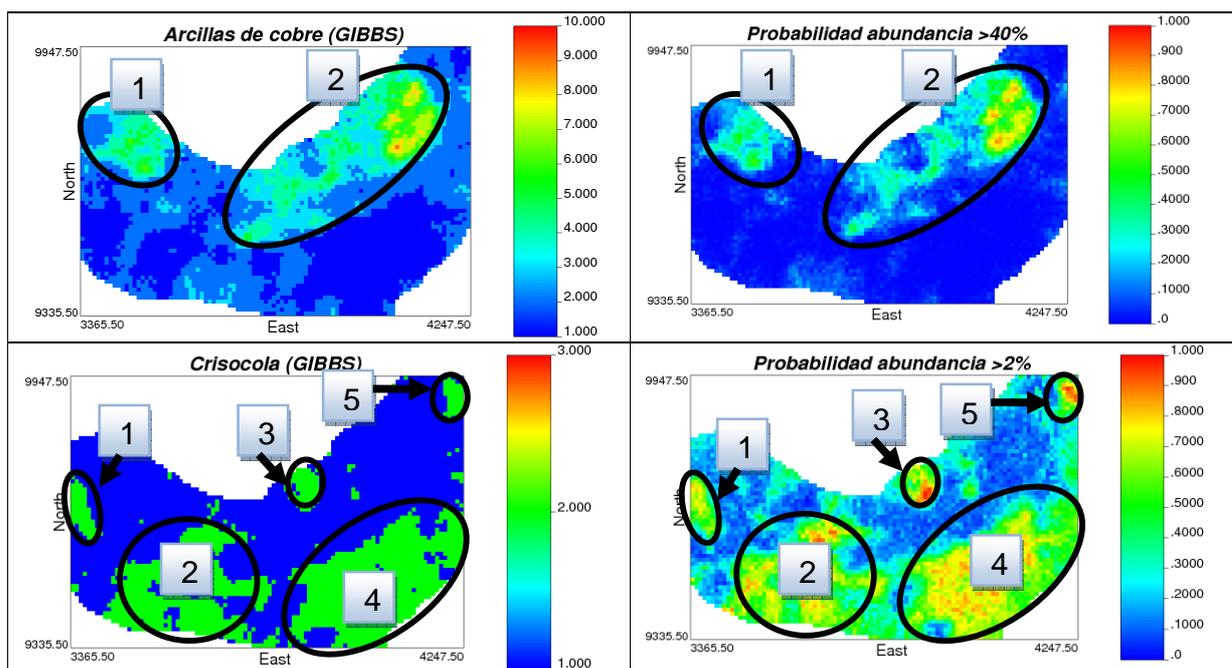


Figura 6.1: zonificación de altas abundancias.

La idea principal es encontrar zonas que cumplan con una condición a la vez, por ejemplo la zona 2 de las arcillas de cobre con la zona 3 (ver figura 6.1) son incompatibles, por cuanto en dicha zona se tendrán a la vez altas abundancias de arcillas de cobre y crisocola, siendo ambas variables críticas para el proceso metalúrgico. Además se tendrán zonas con bajas abundancias que pueden utilizarse para “diluir” estos dos minerales, ayudando a tener menor abundancia de ellos, lo cual contribuye a controlar de manera más efectiva el consumo de ácido y aumentar de esta forma la extracción. Esta es tan sólo una de las aplicaciones de estos resultados. Además se puede utilizar el resultado de los mapas de probabilidad para agregar un intervalo de confianza a la planificación en la abundancia de las variables críticas, entregándose la abundancia que se espera tener en el bloque con la probabilidad asociada de que se cumpla esta condición, lo que ayudaría a la planta a definir un consumo proyectado de ácido, o una cierta extracción, agregando la incertidumbre en el modelo de proceso.

7.-Conclusiones y recomendaciones.

A partir de los resultados presentados en este trabajo, se tiene una buena correlación entre los métodos estudiados, teniéndose que la co-simulación en sus dos variantes presentados reproduce de mejor forma la variabilidad del yacimiento. Esto es trascendental en particular para la unidad geológica donde se encuentra emplazado el banco en estudio, permitiendo obtener resultados que conversan con la geología y por consiguiente que presentan una mayor aplicabilidad y confiabilidad.

Las metodologías presentan gran utilidad al momento de realizar una estimación de la abundancia de minerales usando categorías discretas. El co-kriging entrega una estimación precisa de las abundancias, con menor complejidad en el modelamiento y con un bajo tiempo de cálculo, siendo de esta forma una buena opción si sólo se necesita encontrar una aproximación de la media de la abundancia. De esta forma, este resultado sería de gran utilidad para co-estimar abundancias en zonas de mineralogía más continua como una zona de mineralización primaria de un pórfido cuprífero. Sin embargo no sería posible encontrar un intervalo de confianza para la estimación, lo que limitaría la inclusión de la incertidumbre del modelo en la planificación.

Con respecto a la co-simulación, las dos metodologías presentan resultados muy similares, en cuanto a la reproducción de las estadísticas básicas del yacimiento y a la distribución de las altas leyes en el banco, en particular al efecto proporcional asociado a la mineralogía. Estos resultados nos indican que para zonas de altas variabilidades como las zonas de óxidos superficiales con mineralogías correlacionadas mediante asociaciones geológicas, se presenta como la opción más correcta la utilización de la co-simulación, ya que permite obtener una aproximación más realista a las cualidades del yacimiento.

De los resultados de la validación se puede notar que para variables categóricas con mayor cantidad de categorías, se tiene una mejor reproducción de la incertidumbre del modelo, teniéndose que para ambas metodologías que usan co-simulación se tendrán modelos levemente optimistas para estas variables, pero siempre en torno a la diagonal al graficar las proporciones teóricas con las proporciones reales. Sin embargo para las variables que presentan tan sólo tres categorías se tiene algunos problemas con la reproducción de la incertidumbre, problema que se puede ver más claramente en la variable copper wad en especial para la co-simulación usando muestreador de Gibbs (ver figura 5.3). De esta forma ambas metodologías para estas variables con menor número de categorías (crisocola y copper wad) entregan resultados “optimistas”, lo cual puede estar asociado al tipo de categorización, ya que no se tomaron intervalos del mismo tamaño teniéndose en la tercera categoría (abundancia mayor al 5%) una alta dispersión de los datos. Esto podría ser solucionado con una re-categorización de datos cuidando de usar intervalos con similar dispersión de los datos.

Una de las principales bondades de la co-simulación usando muestreador de Gibbs es que no “agrega” efecto pepa producto de la transformación de los datos a valores Gaussianos como sucede con la co-simulación usando anamorfosis. Esto se ve reflejado en el modelo variográfico obtenido en el capítulo 4.4.1, el cual representa una disminución en alrededor de un 40% en promedio del efecto pepa para las componentes principales de la matriz de covarianza asociada a este efecto en el modelo. Se evita así el efecto pepa “sintético” agregado en la co-simulación usando anamorfosis y, por consiguiente, no se distorsiona los resultados en cuanto a las distribuciones de las distintas variables, obteniéndose una reproducción teóricamente más fidedigna del yacimiento. Este resultado es corroborado con la validación de las metodologías al realizar un jackknife, donde la co-simulación usando muestreador de Gibbs obtuvo mejores resultados para la reproducción de los valores reales con respecto a la co-simulación usando anamorfosis. Sin embargo la diferencia es demasiado pequeña para presentarse de forma concluyente al respecto.

Las tres metodologías presentan tiempos de cálculo similares y además bajos para una cantidad de datos como las que se obtienen de los pozos de tronadura de un banco completo. Sin embargo, el proceso de transformación de los datos a valores Gaussianos y definición de los límites de truncación para realizar la transformación inversa, hacen más costoso en cuanto a tiempo la simulación, no siendo estas diferencias lo suficientemente grandes como para limitar su aplicabilidad. De esta forma el tiempo de cálculo no se presenta como una limitante para la aplicación de estas metodologías en la planificación de corto plazo, pudiéndose realizar aportes significativos en la optimización de los procesos metalúrgicos a fin de reducir costos en el consumo de ácido y por sobre todo aumentar la extracción de cobre. La principal razón para recomendar la utilización de co-simulación es la posibilidad de obtener intervalos de confianza de la estimación. Para ello, es importante contar con mapas de probabilidad que permitan la inclusión de la incertidumbre en el modelo, ayudando de esta forma a realizar una planificación que incluya rangos de variabilidad acotada, con los cuales se puede definir a futuro una política con respecto a la planificación y el intervalo de confianza permitido para ésta.

Finalmente, tomando las observaciones anteriores en cuenta, se tiene que la metodología que mejor reproduce las estadísticas básicas del banco en estudio y por sobre todo sus características geológicas y geometalúrgicas, tomando en cuenta tanto la dispersión de los datos, el efecto proporcional, la media de los datos estimados con respecto a la media real. Es la co-simulación usando muestreador de Gibbs, la cual además de obtener el mejor rendimiento para el modelamiento de las abundancias de minerales, entrega resultados que se ajustan de mejor forma a la realidad del banco en estudio, y permite realizar una optimización que incluya la incertidumbre del modelo. Además se tiene que el modelamiento de abundancias relativas usando co-simulación permite entregar una zonificación de altas abundancias con un intervalo de confianza asociado.

De esta forma se recomienda para variables discretas con algún tipo de correlación y asociadas a unidades geológicas con una alta variabilidad, la aplicación de la metodología presentada en el capítulo 3.3 a fin de poder obtener la información necesaria para realizar una planificación a corto plazo que incluya la incertidumbre del

modelo y permita disminuir los costos asociados a la extracción del cobre, sobre todo en zonas con alta presencia de variables como las arcillas de cobre con alto contenido de esmectitas, mineralogía muy común en zonas de óxidos superficiales como las que se presentan en este estudio.

8.-Bibliografía

- [1]Armstrong M., Galli A., Le Loc'h G., Geffroy F., and Eschard R., 2003. "Plurigaussian simulations in geosciences". Springer, Berlin, 160 p
- [2] Betzhold, J and Roth, C., 2000. "Characterizing the mineralogical variability of a Chilean copper deposit using plurigaussian simulation", Journal of the South African Institute for Mining and Metallurgical, vol. 100, no. 2, pp. 111-120.
- [3]"Categorización de recursos y reservas mineras", Norma corporativa Codelco, N.C.C 31.
- [4]Casella, G., and George, E.I., 1992. "Explaining the Gibbs sampler". American Statistician 46 (3), 167–174.
- [5]Chilès J.P. and Delfiner P., 1999, "Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty", New York: Wiley, 696 p.
- [6]Cressie N.A.C, 1993. "Statistics for spatial Data", Wiley, New York, 928 p.
- [7]Cuadra, P., Grez, E., Gröpper, H., Villaroel, R., 1994. "Modelamiento geológico Proyecto Radomiro Tomic". Informe Interno (Inédito), Codelco Chile. Gerencia de Exploraciones.
- [8]Cuadra, P et al, 1997a. "Geología del yacimiento Radomiro Tomic". En VIII Congreso Geológico Chileno, Actas, Vol. 3, pp. 1918-1922. Antofagasta, Chile.
- [9]Cuadra, P., and Rojas, G., 2001. "Oxide mineralization at the Radomiro Tomic copper deposit, Northern Chile". Economic Geology, Vol. 96, pp. 387-400.
- [10]Davis M., 1987, Production of conditional simulations via the LU triangular decomposition of the covariance matrix, Mathematical Geology, Vol. 19, n°2, p. 91-98.
- [11] X. Emery, 2007. "Using the Gibbs sampler for conditional simulation of Gaussian-based random fields", Computers & Geosciences, Vol. 33, n°4, p. 522-537.
- [12]Emery, X. 2007. "Simulation of geological domains using the plurigaussian model: New developments and computers programs". Computers & Geosciences, vol. 33, n°9, pp. 1189-1201.
- [13]Ferraz, G., 2001. "Aspectos geológicos aplicados a la estimación de recursos en el yacimiento Radomiro Tomic". Memoria de Título. Universidad de Chile.
- [14]Galli, A., and Gao, H., 2001. "Rate of convergence of the Gibbs sampler in the Gaussian case". Mathematical Geology 33 (6), 653–677.
- [15]Goovaerts, P., 1997. "Geostatistics for natural resources evaluation". New York: Oxford University Press, 480 p.

- [16]Goulard, M. and Voltz, M., 1992. Linear Coregionalization Model: Tools for Estimation and Choice of Cross-Variogram Matrix. *Mathematical Geology*, 24 (3), 269-286.
- [17]Isaaks E.H. and Srivastava R.M., 1989. "An Introduction to Applied Geostatistics", Oxford University Press, New York, 561 p.
- [18]Journel, A. G. y Huijbregts, C. J., 1978, *Mining Geostatistics*, Academic Press, New York, 600 p.
- [19]Journel A.G., 1987. "Geostatistics for the Environmental Sciences", Department of Applied Earth Sciences, Stanford University, California, 135 p.
- [20]Journel, A.G., 1989, "Fundamentals of Geostatistics in Five Lessons, volume 8, Short Courses in Geology", Washington D.C.: American Geophysical Union, 91p.
- [21]Lantuéjoul C., 2002, "Geostatistical simulation, models and algorithms", Berlin: Springer-Verlag, 256 p
- [22]Maldonado C., "Caracterización Geológica, Geotécnica y Geometalúrgica 2005-2009", CBV Mina Radomiro Tomic Modelo Geológico, 2006.
- [23]Rojas, M., 2000. Modelamiento geometalúrgico de los óxidos de cobre del yacimiento Radomiro Tomic. En IX Congreso Geológico Chileno, Actas, Vol. 1, pp. 351-354. Puerto Varas, Chile.
- [24] D. Silva, X. Emery, 2008. "Geological control in grade simulation: A comparative study", in Proceedings of the Eighth International Geostatistics Congress. J.M. Ortiz, X. Emery (eds.), Gecamin Ltda, Santiago, Chile, vol. 2, p. 789-798.
- [25] Wackernagel, H., 2003. "Multivariate Geostatistics, An Introduction with Applications", third ed. Springer, Berlin, 387pp.

Anexo A

A.-Co-kriging

A.1.-Análisis variográfico y Validación Cruzada

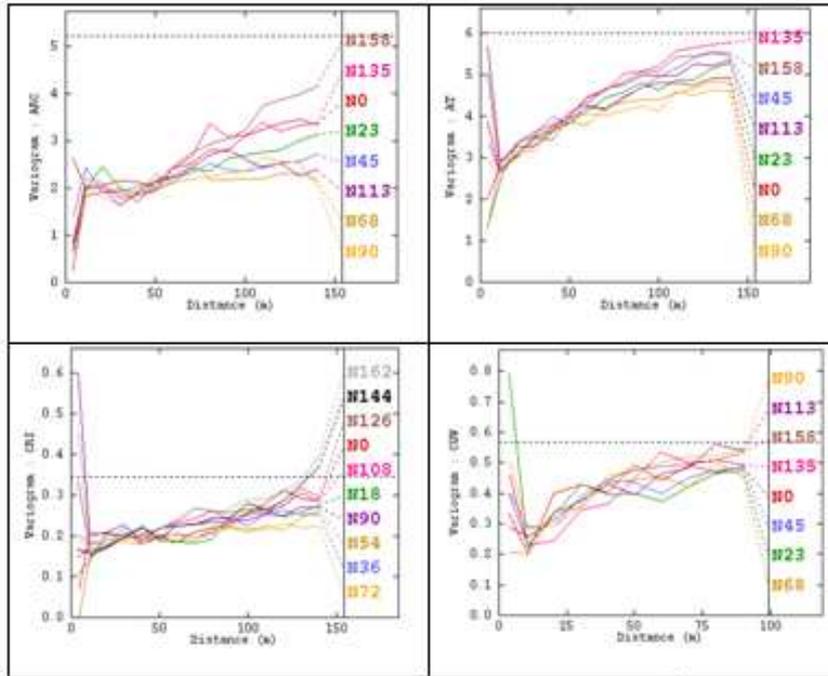


Figura A.1: Variogramas comprobar ausencia de anisotropías.

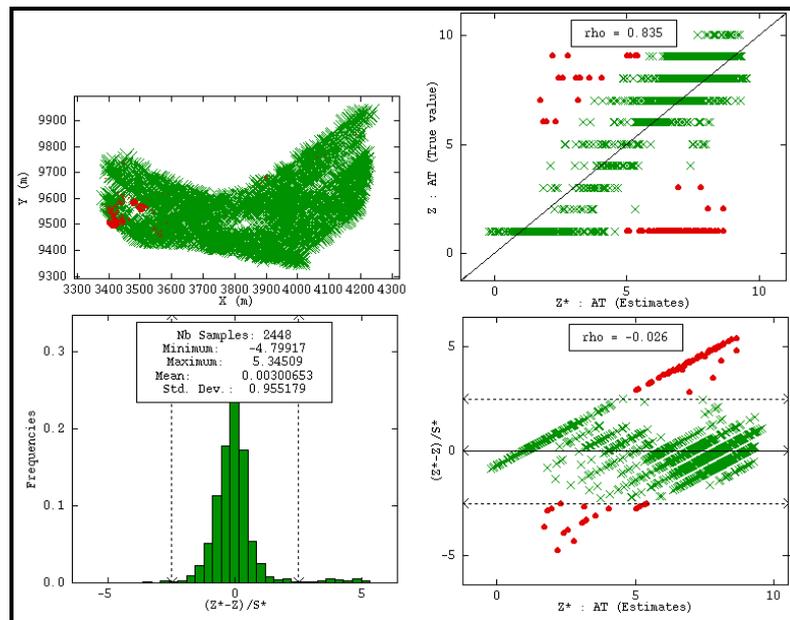


Figura A.2: Validación cruzada atacamita.

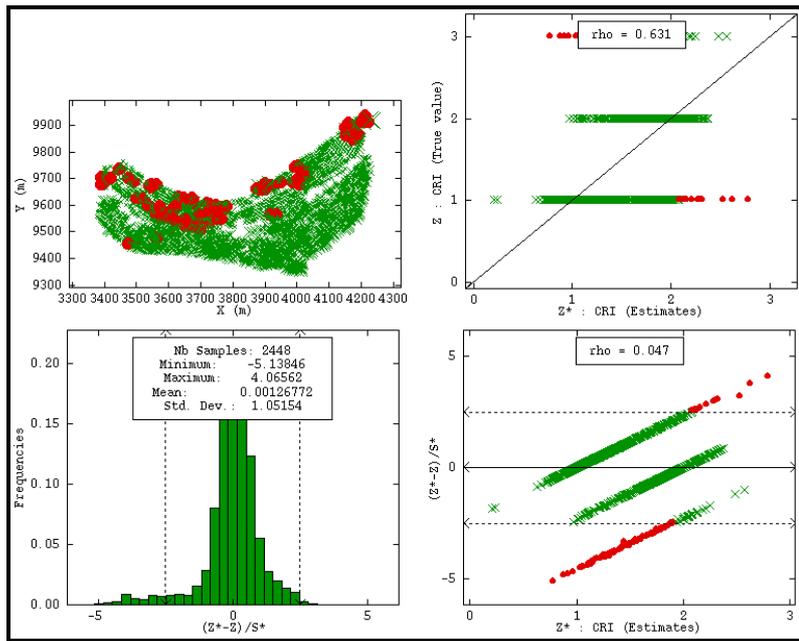


Figura A.3: Validación cruzada crisicola.

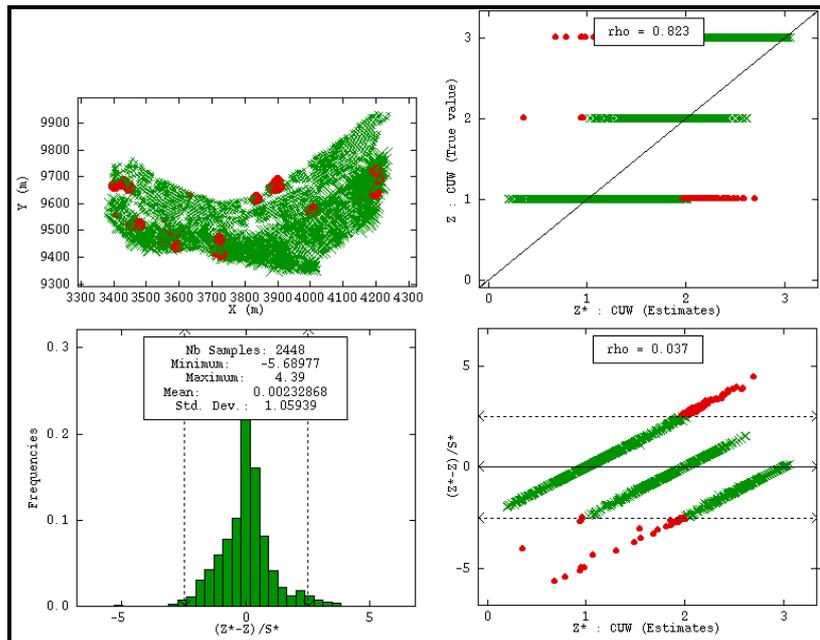


Figura A.4: Validación cruzada copper wad.

A.2. Resultados estimación

Categoría	Crisocola			Copper wad		
	n° datos	%	%acumulado	n° datos	%	%acumulado
<3%	2619	57,22%	57,22%	2693	58,84%	58,84%
<5%	1955	42,71%	99,93%	1586	34,65%	93,49%
>5%	3	0,07%	100,00%	298	6,51%	100,00%

Tabla A.1: estadísticas estimación crisocola y copper wad.

categoría	Arcillas de cobre			Atacamita		
	n° bloques	%	%acumulado	n° bloques	%	%acumulado
<10%	1362	29,76%	29,76%	27	0,59%	0,59%
<20%	1567	34,24%	63,99%	81	1,77%	2,36%
<30%	760	16,60%	80,60%	155	3,39%	5,75%
<40%	525	11,47%	92,07%	147	3,21%	8,96%
<50%	153	3,34%	95,41%	252	5,51%	14,46%
<60%	81	1,77%	97,18%	684	14,94%	29,41%
<70%	101	2,21%	99,39%	1241	27,11%	56,52%
<80%	26	0,57%	99,96%	1857	40,57%	97,09%
<90%	0	0,00%	99,96%	132	2,88%	99,98%
<100%	2	0,04%	100,00%	1	0,02%	100,00%

Tabla A.2: estadísticas estimación arcillas de cobre y atacamita.

ANEXO B

B.-Co-simulación utilizando anamorfosis

B.1.-Test de bigaussianidad

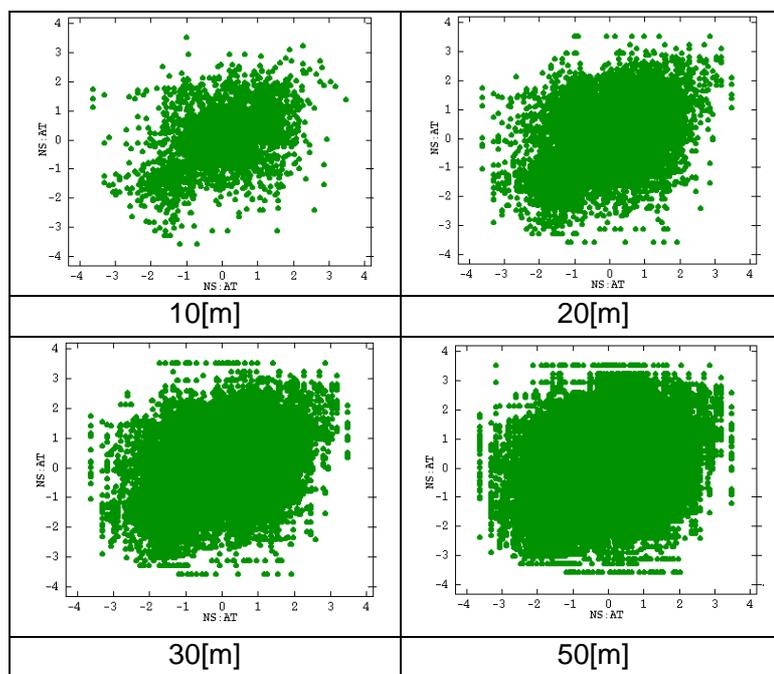


Figura B.1: Nubes de correlación diferida atacamita.

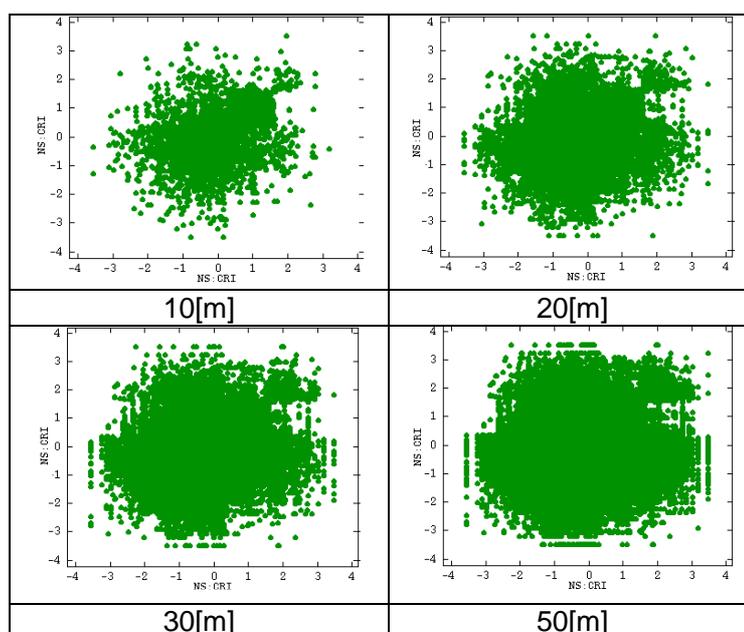


Figura B.2: Nubes de correlación diferida crisocola.

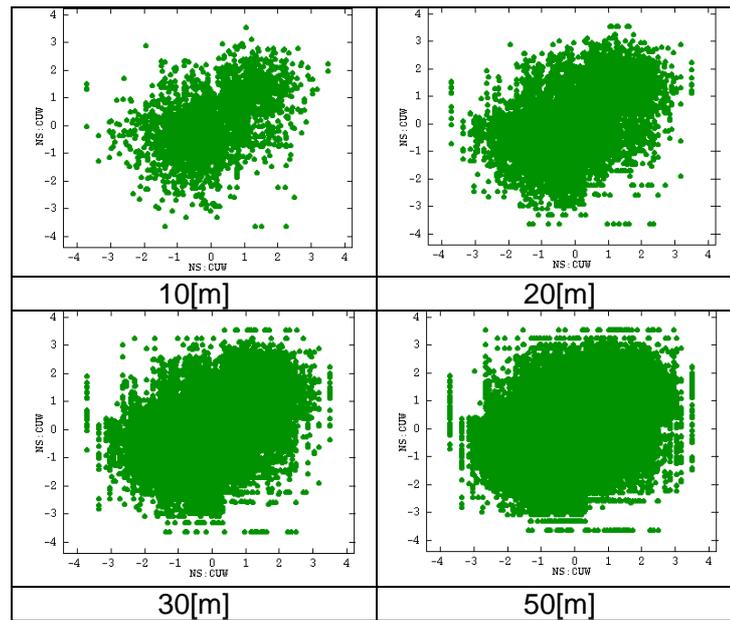


Figura B.3: Nubes de correlación diferida copper wad.

B.2.-Umbrales de Truncación

Categoría	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper wad
1	-	-	-	-
2	-0,2202	-1,197	0,319	0,341
3	0,649	-1,157	1,61	1,049
4	0,98	-1,08	-	-
5	1,185	-0,993	-	-
6	1,244	-0,93	-	-
7	1,374	-0,771	-	-
8	1,486	-0,171	-	-
9	1,535	0,902	-	-
10	1,546	2,25	-	-

Tabla B.1: Umbrales de truncación.

B.3.-Resultados Simulación utilizando anamorfosis

Categoría	Crisocola			Copper wad		
	n°bloques	%	%acumulado	n°bloques	%	%acumulado
<3%	2932	64,06%	64,06%	2753	60,15%	60,15%
<5%	1645	35,94%	100,00%	1760	38,45%	98,60%
>5%	0	0,00%	100,00%	64	1,40%	100,00%

Tabla B.2: estadísticas simulación crisocola y copper wad.

categoría	Arcillas de cobre			Atacamita		
	n°bloques	%	%acumulado	n°bloques	%	%acumulado
<10%	933	20,38%	20,38%	0	0,00%	0,00%
<20%	2004	43,78%	64,17%	1	0,02%	0,02%
<30%	825	18,02%	82,19%	79	1,73%	1,75%
<40%	526	11,49%	93,69%	171	3,74%	5,48%
<50%	126	2,75%	96,44%	268	5,86%	11,34%
<60%	85	1,86%	98,30%	711	15,53%	26,87%
<70%	74	1,62%	99,91%	1994	43,57%	70,44%
<80%	4	0,09%	100,00%	1252	27,35%	97,79%
<90%	0	0,00%	100,00%	101	2,21%	100,00%
<100%	0	0,00%	100,00%	0	0,00%	100,00%

Tabla B.3: estadísticas simulación arcillas de cobre y atacamita.

B.4.-Realizaciones Simulación utilizando anamorfosis

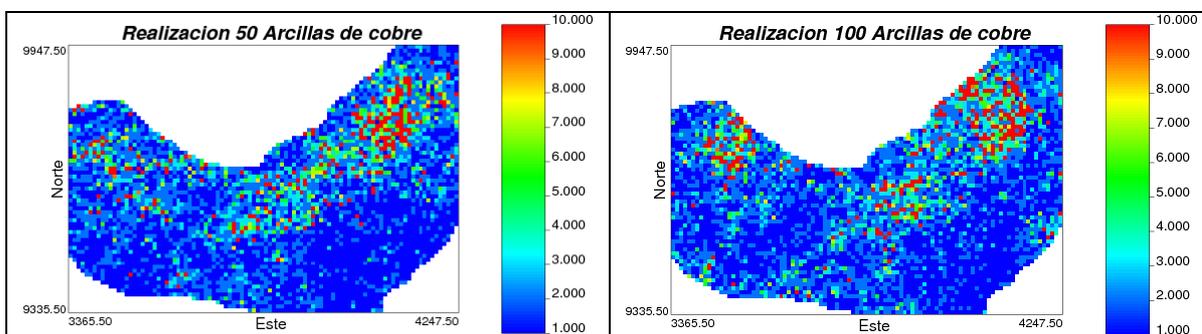


Figura B.8: Mapa base realizaciones arcillas de cobre.

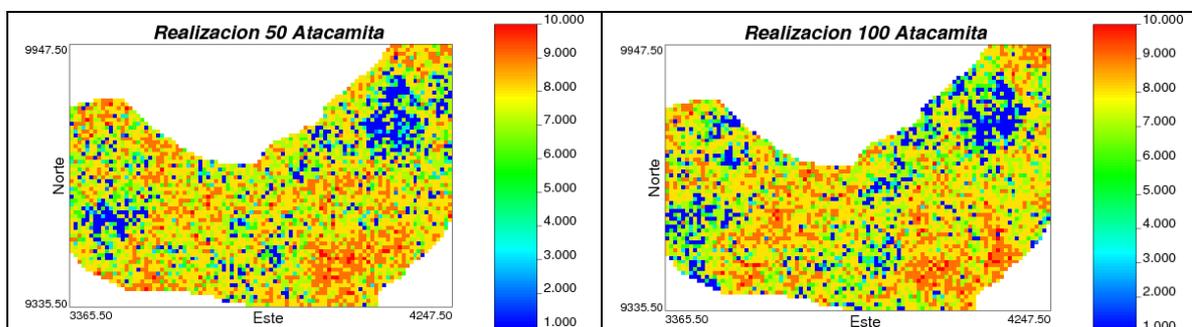


Figura B.9: Mapa base realizaciones atacamita.

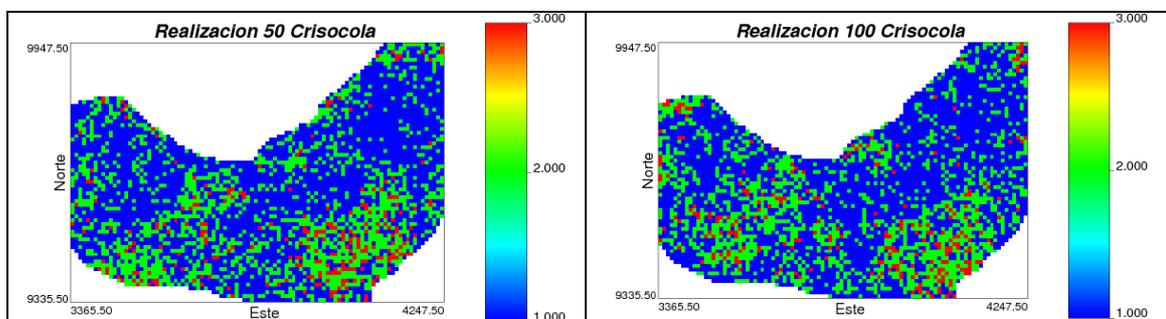


Figura B.10: Mapa base realizaciones crisocola.

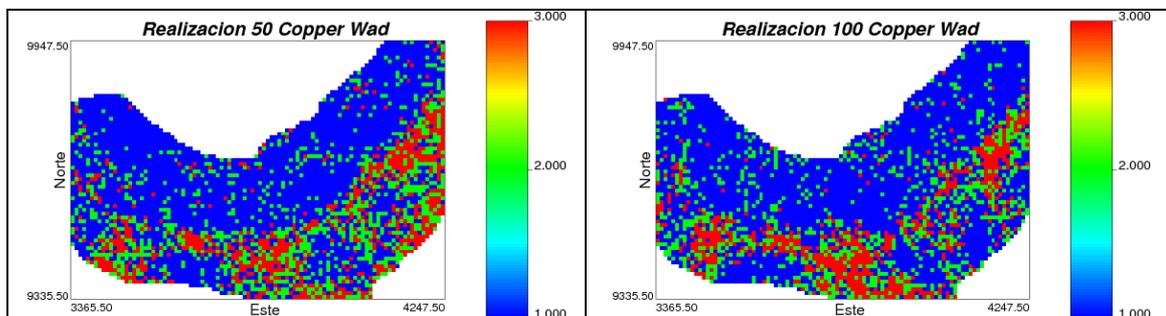


Figura B.11: Mapa base realizaciones copper wad.

B.5.-Mapas de probabilidad Simulación utilizando anamorfosis

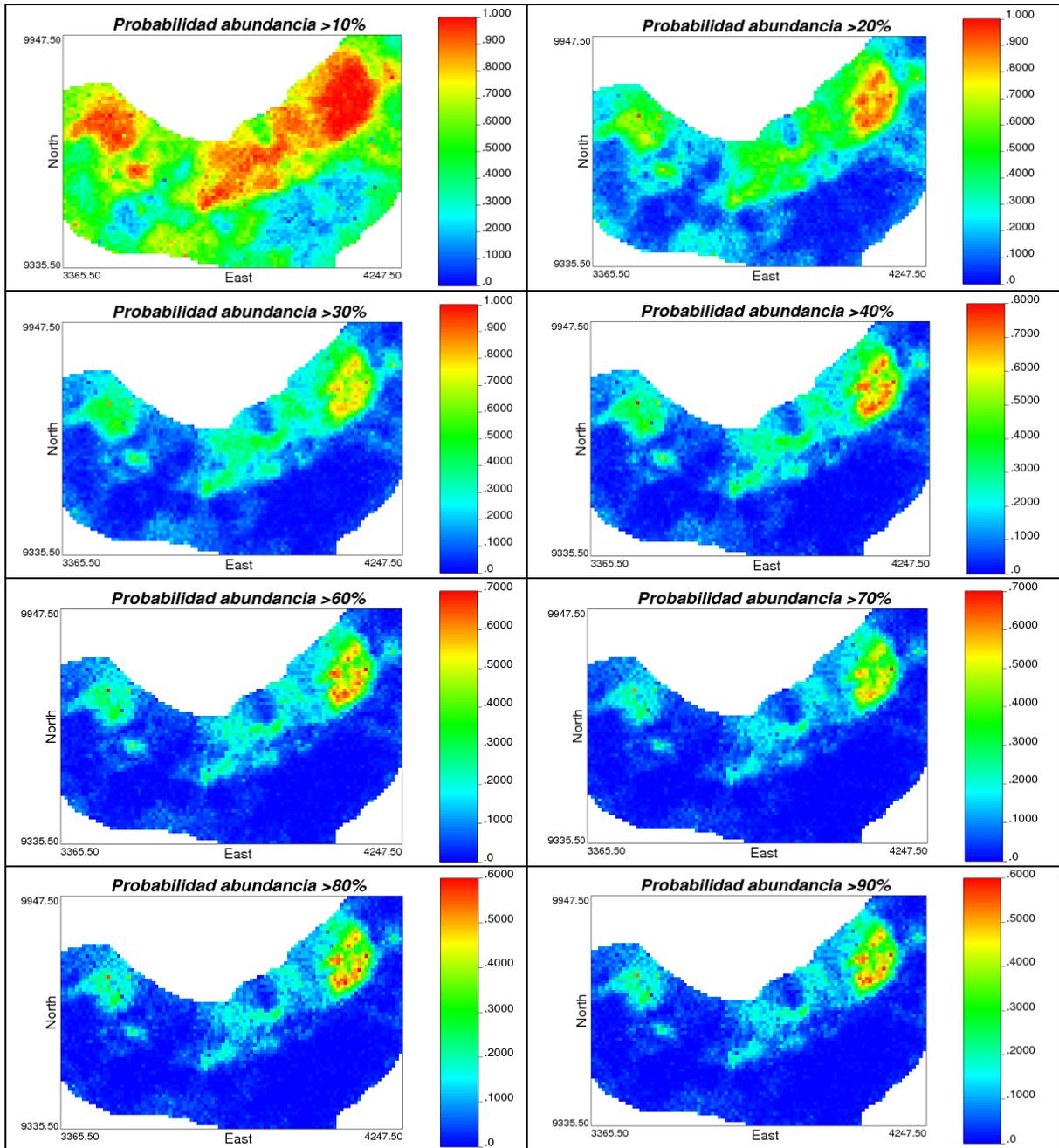


Figura B.12: Mapas de probabilidad arcillas de cobre.

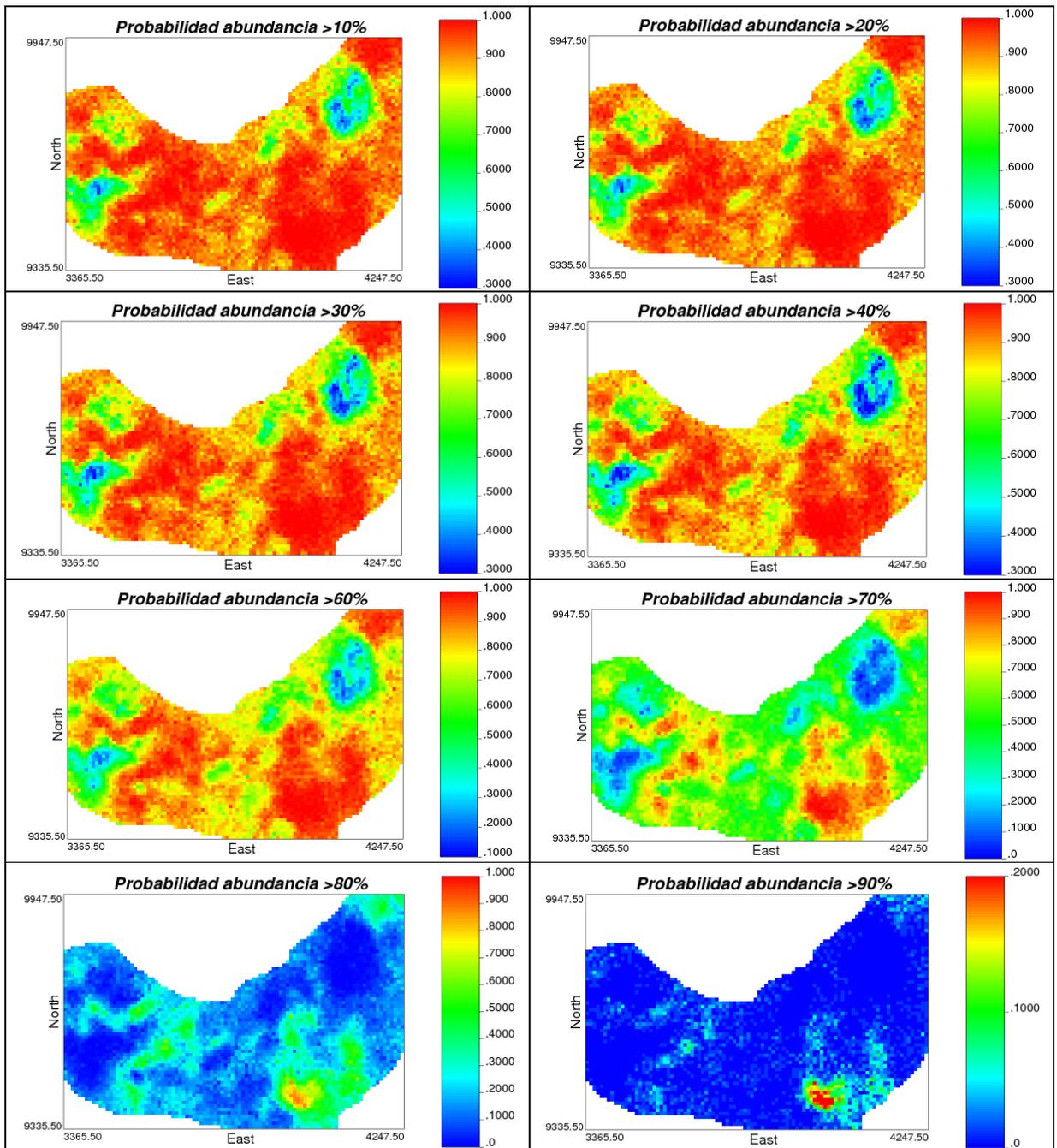


Figura B.13: Mapas de probabilidad atacamita.

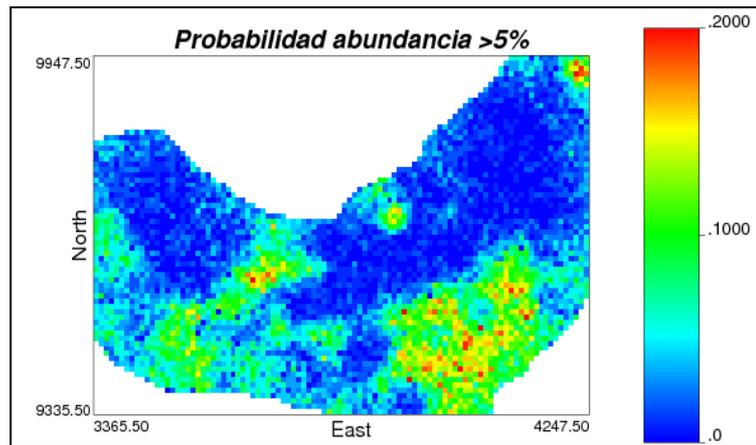


Figura B.14: Mapa de probabilidad crisocola.

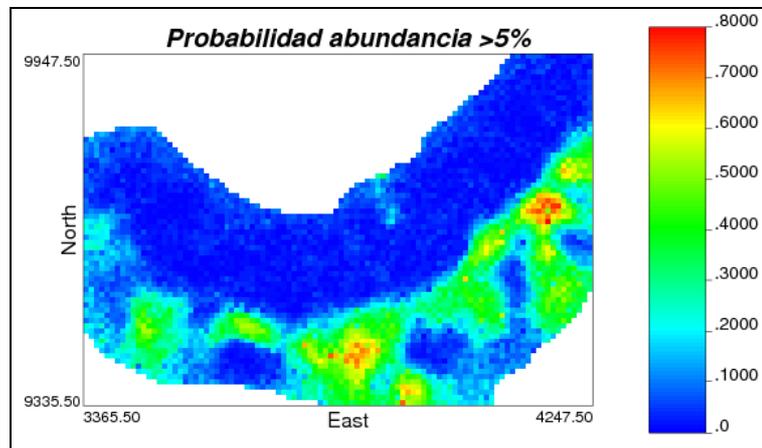


Figura B.15: Mapa de probabilidad copper wad.

ANEXO C

C.-Co-simulación utilizando Muestreador de Gibbs

C.1.-Umbrales de Truncación

Categoría	Arcillas de cobre	Atacamita	Crisocola	Copper wad
1	0,4171	0,11	0,6213	0,617
2	0,7533	0,12	0,935	0,818
3	0,8448	0,135	1,0	1,0
4	0,8877	0,15	-	-
5	0,8991	0,20	-	-
6	0,925	0,31	-	-
7	0,937	0,61	-	-
8	0,945	0,87	-	-
9	0,953	0,99	-	-
10	1,0	1,0	-	-

Tabla C.1: Umbrales de truncación(frecuencia acumulada).

C.2.- Resultados Simulación utilizando Muestreador de Gibbs

Categoría	Crisocola			Copper wad		
	n°bloques	%	%acumulado	n°bloques	%	%acumulado
<3%	2862	62,53%	62,53%	2858	62,44%	62,44%
<5%	1715	37,47%	100,00%	1477	32,27%	94,71%
>5%	0	0,00%	100,00%	242	5,29%	100,00%

Tabla C.2: estadísticas simulación crisocola y copper wad.

categoría	Arcillas de cobre			Atacamita		
	n°bloques	%	%acumulado	n°bloques	%	%acumulado
<10%	1418	30,98%	30,98%	0	0,00%	0,00%
<20%	1805	39,44%	70,42%	13	0,28%	0,28%
<30%	609	13,31%	83,72%	142	3,10%	3,39%
<40%	432	9,44%	93,16%	147	3,21%	6,60%
<50%	144	3,15%	96,31%	247	5,40%	11,99%
<60%	82	1,79%	98,10%	556	12,15%	24,14%
<70%	64	1,40%	99,50%	1725	37,69%	61,83%
<80%	22	0,48%	99,98%	1643	35,90%	97,73%
<90%	1	0,02%	100,00%	104	2,27%	100,00%
<100%	0	0,00%	100,00%	0	0,00%	100,00%

Tabla C.3: estadísticas simulación arcillas de cobre y atacamita.

C.3.-Realizaciones Simulación utilizando Muestreador de Gibbs

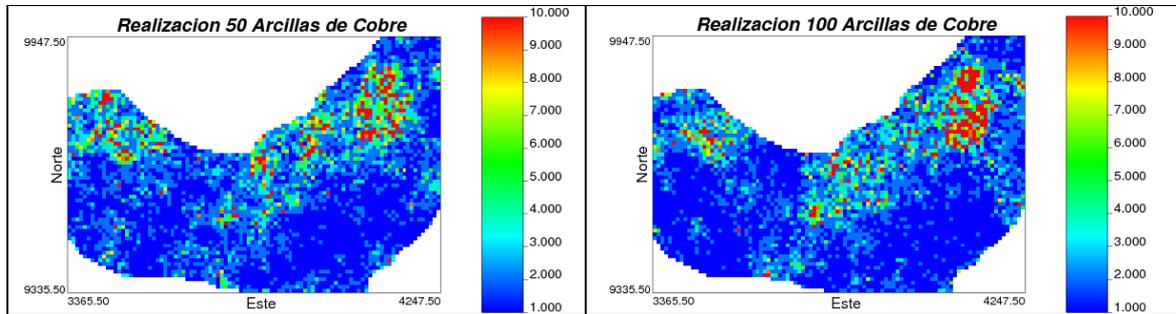


Figura C.4: Mapa base realizaciones arcillas de cobre.

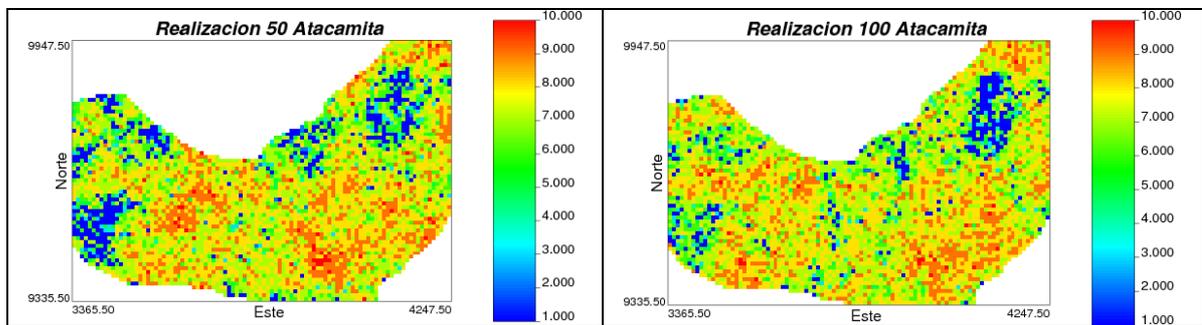


Figura C.5: Mapa base realizaciones atacamita.

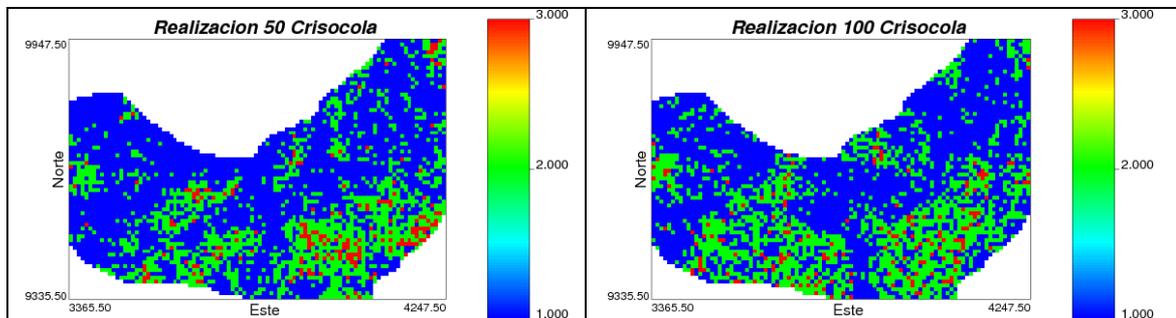


Figura C.6: Mapa base realizaciones crisocola.

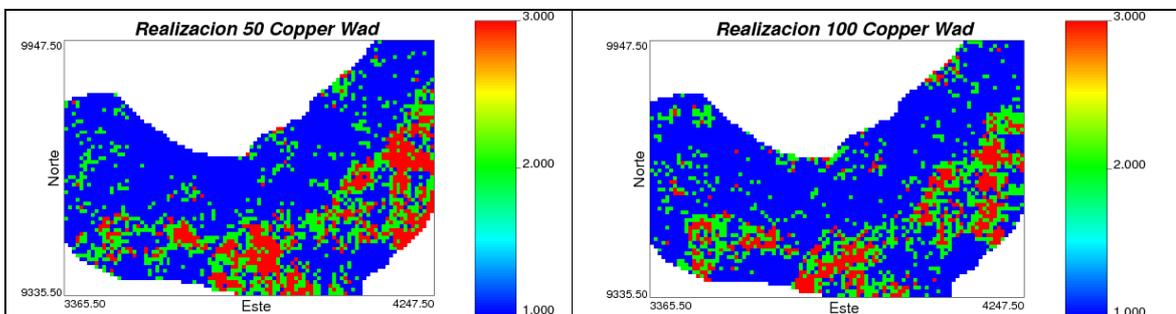


Figura C.7: Mapa base realizaciones copper wad.

C.4.-Mapas de probabilidad Simulación utilizando Muestreador de Gibbs.

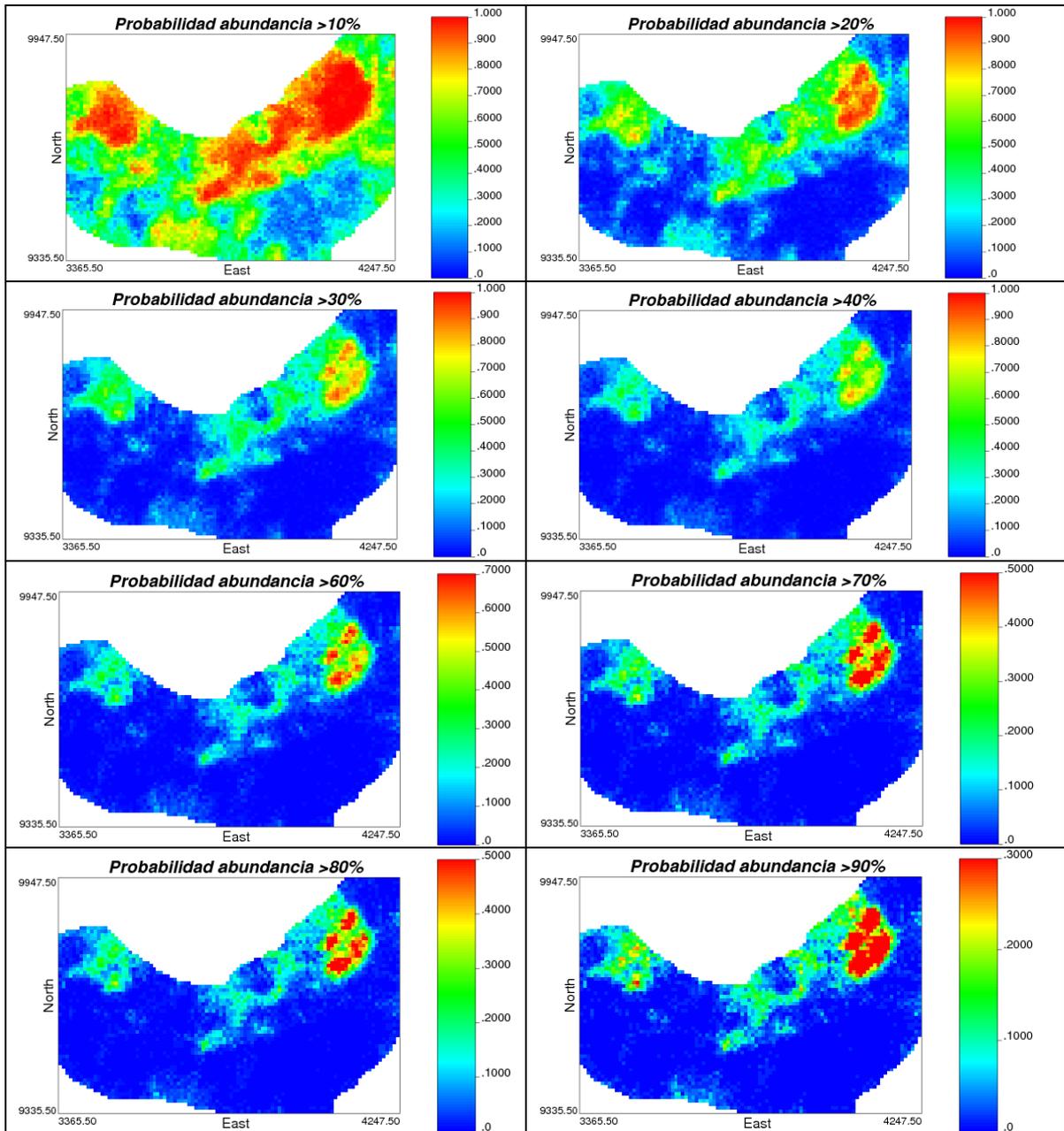


Figura C.8: Mapas de probabilidad arcillas de cobre.

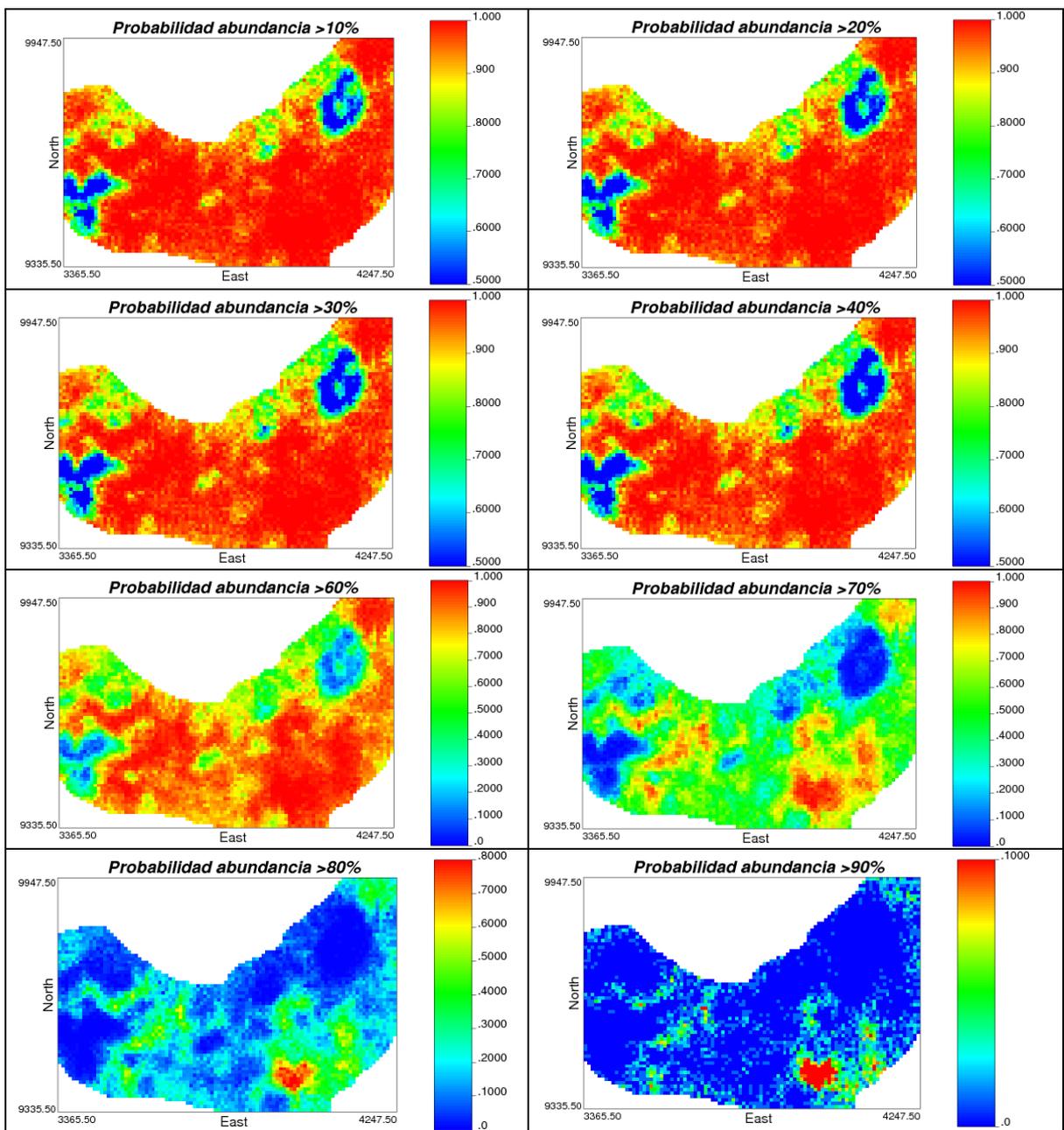


Figura C.9: Mapas de probabilidad atacamita.

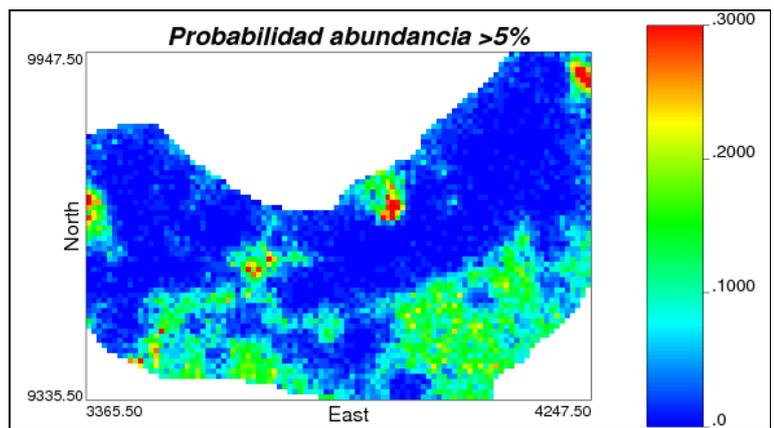


Figura C.10: Mapa de probabilidad crisocola.

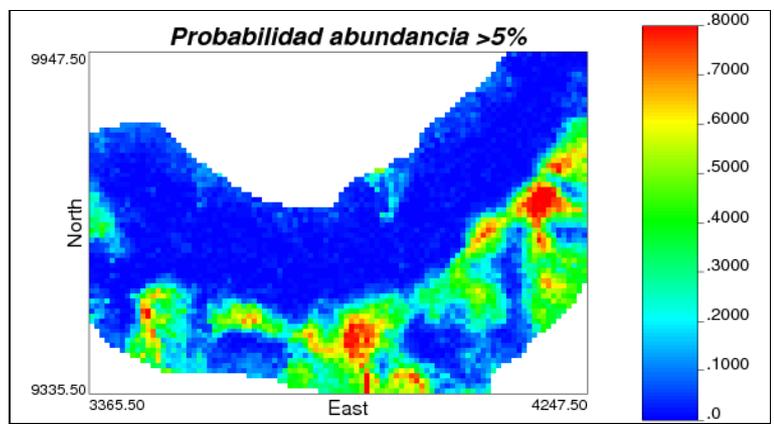


Figura C.11: Mapa de probabilidad copper wad.