



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA DE MINAS**

COMPARACIÓN DE ESTRATEGIAS DE COMPOSITACIÓN

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

CAMILA ALEJANDRA CANCINO SALGADO

PROFESOR GUÍA:

XAVIER EMERY

MIEMBROS DE LA COMISIÓN

HANS GÖPFERT HIELBIG

RODRIGO RIQUELME TAPIA

SANTIAGO DE CHILE

2014

RESUMEN

La estimación de recursos corresponde a un paso fundamental dentro del desarrollo de un proyecto minero. Es a través de esta etapa que se define la potencialidad de un yacimiento para ser posteriormente explotado. Para ello se requiere información de muestreo, la cual es generalmente escasa para el volumen que se desea estimar. Frente a ello se utilizan distintas herramientas geoestadísticas que permiten generar modelos representativos del yacimiento a estudiar. Dicha información es obtenida desde campañas de sondaje, pero debe ser utilizada de manera adecuada. Para ello se debe homogeneizar el volumen que presenta la variable a estudiar a través de la compositación.

La primera etapa de este proceso, consiste en definir un largo de compósito a partir de las características geoestadísticas y operaciones. Luego, se divide cada sondaje en trozos del largo anteriormente definido, y para cada uno de ellos se asocia una ley, la cual se obtiene ponderando las leyes de los testigos por el largo de los trozos que conforman ese compósito. El inicio de cada compósito está dado por el final del anterior.

En este trabajo se plantea una nueva forma de compositar, generando compósitos traslapados. Esto quiere decir que se crean cadenas paralelas, donde el origen del primer compósito es desplazado, generando que los compósitos compartan zonas de los sondajes. De esta manera, se obtiene un mayor número de datos, pero con variabilidad cercana a la que se podría obtener a escala de operación.

Se realizó un caso de estudio en un yacimiento de cobre-oro, para el cual se contaba con información de una campaña de sondajes y de pozos de tronadura. Se generaron compósitos de 17 metros de largo. En el caso traslapado además se incluyeron dos cadenas paralelas, las cuales estaban trasladadas 5 y 10 metros, respectivamente.

El yacimiento presentaba más de una población, por lo cual los compósitos fueron divididos por tipos de roca. A cada uno de ellos se le asignó la categoría del pozo de tronadura más cercano. El estudio fue realizado en solamente uno de los tipos de roca.

Como resultado del proceso se obtuvo casi el triple el número de compósitos generados en el caso traslapado con respecto a la cantidad disponible con metodología tradicional. Además, estos compósitos se encontraban a menores distancias. Gracias a ello, en la variografía traslapada, se pueden observar estructuras de menor alcance e incluirlas en el modelo variográfico, mejorando el ajuste. Con respecto a la estimación, los resultados no mostraron diferencias significativas; pero la validación de los compósitos traslapados obtuvo levemente mejores resultados.

La utilización de estos compósitos traslapados puede ser favorable para la estimación de recursos. Esto se debe a que un mejor modelamiento variográfico puede cambiar una estimación y con ello la decisión de realizar o no un proyecto. Se plantea realizar este estudio con todas las zonas restantes del yacimiento y realizar este estudio nuevamente en otro yacimiento.

ABSTRACT

Resource estimation is a stage in the development of a mining project. The aim of this is to define the potential of the ore body. To make this possible, it is necessary to have samples, and their amount is smaller by far compared to the locations to be estimated. There are different geo statistics techniques, and they can generate a model of the deposit. The information from the drilling should be homogenized using the composition.

The first step in this process is define a length using the geological and operational characteristics. Then a drill hole is divided in a chain of parts with the same length and the end of one is the beginning of another. The grade for each composit is determinate using the grades and the length of the parts of drill hole that conform it.

The objective of this work is compare traditional composition with another way to generated the composit, overlapping composit, the aim of this new methodology is generate others chains of composit, but the origin of this has been transfer. In fact, the origin and the end of one composit is in the volume of other. In this way more number of composit would be generated and it could have the variability of the operational scale.

The two ways to composite were compare in a case of study in a copper-gold deposit. There are two data bases, drill holes and blastholes. The length of composite was 17 meters and two extra chains were generated, moving the origin of the drill hole 5 and 10 meters.

There more than one population in the deposit, for these reason the composit were divided in kind of rocks. That category for any composit was the same as the nearest blast hole. These study was develop in one of those kind of rocks.

The results shows that the numbers of overlapping composit triplicate the amount of the traditional methodology. Also the distance between the points was reduced, with that the variogram in the overlapping case shows structures with shorter ratio. That new information was used in the model of the variogram and improve the fitting of final model. In the case of the estimation, there are not big differences in a global view, but the validation of the process have better results with the overlapping.

The use of the overlapping composit could be a better in the resources estimation, this strategy improves the variograma model including more structures. This variogram could change the resources of the deposit and the future of the mining project. The next activities to do are study the rest of the deposit, and repeat this study with another mine and compare the results.

AGRADECIMIENTOS

A los primeros que les debo todo son mis padres, María Teresa y José, los cuales me han entregado las bases para poder desarrollarme como persona, siempre impulsándome a lograr mis metas y esforzarme lo más posible, sin perder el foco ni los valores. Darle las gracias a los mismos por permitirme y acompañarme en estos 6 años y un poquito más.

Junto con ellos, los dos con que he crecido y aprendido, aguantándonos, queriéndonos, apoyándonos y por cierto molestando, José y Francisca, par de locos seré la primera y sé que van muy bien encaminados, estudiando lo que los hace felices, para cuando terminen puedan ejercer entregando lo mejor de ustedes. Además del parcito a toda la pequeña gran familia que siempre nos ha apoyado, pero en especial a Eduardo que fue uno de los primeros consejeros.

Durante el inicio de la vida universitaria conocí muchas personas que me enseñaron a ver las cosas de otras formas y a ampliar mis visiones, Vachail, Rodo, Juanfri, Lety, Vonbo y Nico. A pesar que como siempre pasa en las especialidades, saben que cuentan conmigo siempre.

Muy especialmente agradecerles a los que fueron mis compañeros durante la mayor parte de la carrera: Tama, Nico, Vale, Hölck, Osvald, Mono, Jani y Doli. Durante estos 4 años se convirtieron en parte importante de mi vida, muchos días trabajando, estando casi todo el día peleando para que las tareas dieran bien, gracias por todos esos momentos compartidos, bromas, historias, siempre agradeceré el apoyo que me dieron en los momentos difíciles.

También agradecer a los profesores Xavier Emery y Hans Göpfert, primero por permitirme desarrollar este tema, por la gran disposición e interés para responder dudas y ayudándome a plantear soluciones para esos problemillas que surgieron. Junto con ello, al departamento de Ingeniería de Minas y a la Universidad de Chile, gracias por todos los conocimientos que obtuve en mi paso por esta casa de estudio.

Además agradecer a mis jefes del DIM, con quienes pasé tomando controles, ordenando pruebas, aprendiendo a manejar grupos, pero siempre con buena onda entre todos. Muchas gracias por la oportunidad Eterin y Felipe.

Fuera de ellos, las primeras personas que me han acompañado desde el colegio: Vale, Natie, Barritos, Toña y Andy. Con todas ustedes crecí y comencé a ser quien soy, sé que siempre estarán ahí, aunque nuestros caminos no sean los mismos.

Finalmente a todos a quienes me apoyaron y acompañaron, a quienes conocí y pude saber algo más. Sin ninguno de ustedes sería quien soy ahora.

TABLA DE CONTENIDO

1.	Introducción.....	1
1.1	Objetivos.....	1
1.1.1	Objetivo general.....	1
1.1.2	Objetivos específicos.....	1
1.2	Alcances.....	2
2.	Antecedentes.....	3
2.1	Variable regionalizada.....	3
2.2	Efecto soporte.....	3
2.3	Compositación tradicional.....	5
2.4	Función Aleatoria.....	6
2.4.1	Momentos.....	7
2.5	Análisis variográfico.....	9
2.5.1	Variograma experimental.....	9
2.5.2	Variograma modelado.....	10
2.6	Estimación local.....	14
2.6.1	Kriging.....	14
2.6.2	Cokriging.....	15
3.	Metodología.....	17
3.1	Propuesta.....	17
3.2	Estudio de base de datos.....	18
3.3	Generación de compósitos.....	18
3.4	Compositación tradicional.....	19
3.5	Compositación traslapada.....	19
4.	Caso de estudio: Depósito Cobre Oro.....	20
4.1	Geología.....	20
4.2	Estudio de bases de datos.....	23

4.2.1	Sondajes	23
4.2.2	Pozos de tronadura	25
4.2.3	Unidades de estimación	28
4.3	Generación de Compósitos	29
4.3.1	Compósitos tradicionales	31
4.3.2	Compósitos traslapados.....	35
4.4	Bases de datos	38
4.4.1	Estudio exploratorio de compósitos tradicionales roca 3.....	38
4.4.2	Estadísticas compósitos traslapados roca 3.....	42
4.5	Análisis variográfico	46
4.5.1	Compósitos tradicionales	46
4.5.2	Compósitos traslapados.....	50
4.6	Estimaciones utilizando Co-Kriging.....	54
4.6.1	Estimación compósitos tradicionales	54
4.6.2	Estimación compósitos traslapados	58
4.7	Validación de estimación.....	62
4.7.1	Validación estimación compósitos tradicionales	62
4.7.2	Validación estimación compósitos traslapados	66
5.	Discusión	70
6.	Conclusiones y recomendaciones.....	71
	Trabajos por realizar	72
	Bibliografía.....	73
	Anexo A. Funciones Matlab	74
	Anexo B. Composición tradicional	80
	Anexo C. Composición traslapada.....	84
	Anexo D. Compósitos tradicionales roca 3.....	87
	Anexo E. Compósitos traslapados roca 3.....	91
	Anexo E.1 Estudio exploratorio de datos	91
	Anexo E.2 Variograma Experimental.....	95
	Anexo F. Estimación compósitos tradicionales	98

Anexo G. Estimación compósitos traslapados 100

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Ejemplo efecto cambio de soporte [4].....	4
Figura 2 Composición tradicional.....	5
Figura 3 Región de tolerancia T(h) en torno al vector h en caso bidireccional [2]	10
Figura 4 Alcance en un variograma.....	12
Figura 5 Variograma anidado de tres estructuras.	13
Figura 6 Composición Traslapada	17
Figura 7 Esquema resumen de metodología a utilizar.....	19
Figura 8 Histogramas cobre total en base de datos de sondajes.	24
Figura 9 Histogramas oro en base de datos de sondajes.....	24
Figura 10 Histograma cobre total pozos de tronadura.....	26
Figura 11 Histograma oro pozos de tronadura.	26
Figura 12 Histograma largo pozos de tronadura.....	27
Figura 13 Histograma y leyes promedio de cobre y oro por tipo de roca.....	27
Figura 14 Histograma y leyes promedio por tipo de roca pozos de tronadura filtrados....	30
Figura 15 Scatter plot Oro Cobre compósitos tradicionales.	31
Figura 16 Vista en planta leyes de cobre compósitos tradicionales.	32
Figura 17 Histograma leyes de cobre compósitos tradicionales.....	33
Figura 18 Gráfico P-P plot lognormal Cobre	33
Figura 19 Tipos de roca compósitos tradicionales.	34
Figura 20 Histograma y leyes promedio por tipos de roca compósitos tradicionales.	34
Figura 21 Scatter plot Oro Cobre compósitos traslapados.	35
Figura 22 Vista en planta leyes de cobre compósitos traslapados.....	36
Figura 23 Histograma cobre compósitos traslapados.	36
Figura 24 Vista en planta compósitos traslapados por tipo de roca.....	37
Figura 25 Histograma y leyes promedio por tipos de roca compósitos traslapados.....	37
Figura 26 Scatter plot oro cobre roca 3 compósitos tradicionales.....	38
Figura 27 Vista en planta cobre compósitos tradicionales roca 3.	39
Figura 28 Histograma leyes cobre compósitos tradicionales roca 3.....	40
Figura 29 p-p plot cobre lognormal.	40
Figura 30 Nube de correlación diferida leyes de cobre compósitos tradicionales con pozos de tronadura.	41
Figura 31 Nube de correlación diferida leyes de oro compósitos tradicionales con pozos de tronadura.	41
Figura 32 Scatter plot cobre oro compósitos traslapados roca 3.	42
Figura 33 Vista en planta cobre compósitos traslapados roca 3.	43
Figura 34 Histograma leyes de cobre compósitos traslapados roca 3.	44
Figura 35 Nube de correlación diferida leyes de cobre compósitos traslapados con pozos de tronadura.	44
Figura 36 Nube de correlación diferida leyes de oro compósitos traslapados con pozos de tronadura.....	45
Figura 37 Variograma experimental cobre compósitos tradicionales.	46
Figura 38 Variograma experimental cobre-oro compósitos tradicionales.....	47
Figura 39 Variograma experimental oro compósitos tradicionales.....	47
Figura 40 Variograma modelado cobre compósitos tradicionales.....	48
Figura 41 Variograma modelado cobre-oro compósitos tradicionales.....	49

Figura 42 Variograma modelado oro compósitos tradicionales.	49
Figura 43 Variograma experimental cobre compósitos traslapados.	50
Figura 44 Variograma experimental cobre oro compósitos traslapados.	51
Figura 45 Variograma experimental oro compósitos traslapados.	51
Figura 46 Variograma modelado cobre compósitos traslapados.	52
Figura 47 Variograma modelado cobre oro compósitos traslapados.	53
Figura 48 Variograma modelado oro compósitos traslapados.	53
Figura 49 Vista en planta cobre estimación compósitos tradicionales.	55
Figura 50 Histograma cobre estimado compósitos tradicionales.	56
Figura 51 Vista en planta oro estimación compósitos tradicionales.	56
Figura 52 Histograma oro estimado compósitos tradicionales.	57
Figura 53 Vista en planta cobre estimación compósitos traslapados.	59
Figura 54 Histograma oro estimado compósitos totales.	60
Figura 55 Vista en planta oro estimación compósitos traslapados.	61
Figura 56 Validación cruzada cobre compósitos tradicionales.	63
Figura 57 Validación cruzada oro compósitos tradicionales.	63
Figura 58 Validación cruzada cobre sin puntos cercanos compósitos tradicionales.	64
Figura 59 Validación cruzada oro sin puntos cercanos compósitos tradicionales.	65
Figura 60 Validación cruzada cobre compósitos traslapados.	66
Figura 61 Validación cruzada oro compósitos traslapados.	67
Figura 62 Validación cruzada cobre sin puntos cercanos compósitos traslapadas.	68
Figura 63 Validación cruzada oro sin puntos cercanos compósitos traslapados.	69
Figura 64 Histograma leyes de oro compósitos tradicionales.	80
Figura 65 p-p plot oro compósitos tradicionales.	80
Figura 66 Vista este versus nivel compósitos tradicionales.	81
Figura 67 Vista norte nivel compósitos tradicionales.	82
Figura 68 Vista en planta compósitos tradicionales.	82
Figura 69 Vista Este Profundidad compósitos tradicionales.	82
Figura 70 Vista norte profundidad oro compósitos tradicionales.	83
Figura 71 Histograma oro para compósitos traslapados.	84
Figura 72 Vista Este Profundidad cobre compósitos traslapadas.	84
Figura 73 Vista Norte Profundidad cobre compósitos traslapadas.	85
Figura 74 Vista Este Profundidad oro compósitos traslapadas.	85
Figura 75 Vista en planta oro compósitos traslapadas.	86
Figura 76 Vista norte profundidad oro compósitos traslapadas.	86
Figura 77 Histograma oro compósitos tradicionales roca 3.	87
Figura 78 p-p plot oro compósitos tradicional roca 3.	87
Figura 79 Vista este nivel cobre Compósitos tradicionales.	88
Figura 80 Vista norte nivel cobre Compósitos tradicionales.	88
Figura 81 vista en planta oro compósitos tradicionales.	89
Figura 82 Vista este nivel oro compósitos tradicionales.	90
Figura 83 Vista norte nivel oro Compósitos tradicionales.	90
Figura 84 Histograma oro compósitos traslapados roca 3.	91
Figura 85 p-p plot oro compósitos totales roca 3.	91
Figura 86 Vista Este Nivel cobre compósitos traslapados roca 3.	92
Figura 87 vista norte nivel cobre compósitos traslapados roca 3.	92
Figura 88 Vista Este Norte oro compósitos traslapados roca 3.	93
Figura 89 Vista Este Nivel oro compósitos traslapados roca 3.	94

Figura 90 Vista Norte Nivel oro compósitos traslapados roca 3.	94
Figura 91 Variograma experimental cobre caso 1.	95
Figura 92 Variograma experimental cobre oro caso 1.	95
Figura 93 Variograma experimental oro caso 1.	96
Figura 94 Variograma experimental cobre caso 2.	96
Figura 95 Variograma experimental cobre oro caso 2.	97
Figura 96 Variograma experimental oro caso 2.	97
Figura 97 Vista Este profundidad cobre estimado compósitos tradicionales.	98
Figura 98 Vista norte profundidad cobre estimado compósitos tradicionales.	98
Figura 99 Vista Este profundidad oro estimado compósitos tradicionales.	99
Figura 100 Vista Norte profundidad oro estimado compósitos tradicionales.	99
Figura 101 Vista Este profundidad cobre estimado compósitos traslapados.	100
Figura 102 Vista norte profundidad cobre estimado compósitos traslapados.	100
Figura 103 Vista Este profundidad oro estimado compósitos traslapados.	101
Figura 104 Vista norte profundidad oro estimado compósitos traslapados.	101

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Estadísticas básicas sondajes	23
Tabla 2 Estadísticas básicas pozos de tronadura.	25
Tabla 3 Matriz de correlación cobre total y oro pozos de tronadura	25
Tabla 4 Estadísticas de tipo de roca en pozos de tronadura parte 1.....	28
Tabla 5 Estadísticas de tipo de roca en pozos de tronadura parte 2.....	28
Tabla 6 Funciones creadas en Matlab.....	29
Tabla 7 Estadísticas básicas compósitos tradicionales.	31
Tabla 8 Estadísticas básicas compósitos traslapados.....	35
Tabla 9 Estadísticas básicas compósitos tradicionales roca 3.	38
Tabla 10 Estadísticas compósitos traslapados roca 3.	42
Tabla 11 Parámetros variograma experimental compósitos tradicionales.....	46
Tabla 12 Estructuras de variograma modelado compósitos tradicionales.....	48
Tabla 13 Matriz de varianza covarianza variograma modelado tradicional	48
Tabla 14 Parámetros variograma experimental compósitos traslapados.	50
Tabla 15 Estructuras de variograma modelado compósitos traslapados.	52
Tabla 16 Matriz de varianza covarianza variograma modelado traslapados.	52
Tabla 17 Estrategias de estimación.....	54
Tabla 18 Estadísticas básicas estimación compósitos tradicionales.	54
Tabla 19 Estadísticas básicas estimación compósitos traslapados.	58
Tabla 20 Estadísticas validación cruzada compósitos tradicionales.....	62
Tabla 21 Estadísticas validación cruzada sin datos cercanos compósitos tradicionales....	64
Tabla 22 Estadísticas validación cruzada compósitos traslapados.	66
Tabla 23 Estadísticas validación cruzada sin datos cercanos compósitos traslapados.	68
Tabla 24 Parámetros variograma experimental compósitos totales roca 3 caso 1.....	95
Tabla 25 Parámetros variograma experimental compósitos totales roca 3 caso2.....	96

1. INTRODUCCIÓN

En el desarrollo de cualquier proyecto minero, el primer paso corresponde a la generación de un modelo geológico y estimación de los recursos con que cuenta el yacimiento. Este debe ser representativo de la realidad, pero se cuenta con poca información para realizar esta tarea, ya que los datos a utilizar corresponden, en general, a muestras obtenidas de campañas de sondajes.

Frente a lo anterior, la geoestadística entrega las herramientas matemáticas necesarias para lograr esta labor. Junto con esto, entrega la metodología necesaria para poder cuantificar la incertidumbre espacial [1]. Parte crucial de lo anterior corresponde en utilizar de manera adecuada la información que entregan los testigos de las campañas de exploración, ya que son estos la base de los procesos posteriores.

A continuación se detalla una propuesta asociada a la compositación, la cual, corresponde al proceso mediante el cual la información de los sondajes es transformada en valores aptos para tareas de estimación o simulación geoestadística.

1.1 Objetivos

A continuación se detallan los objetivos generales y específicos asociados al desarrollo del proyecto.

1.1.1 *Objetivo general*

El principal objetivo corresponde a analizar la compositación tradicional con la utilización de compósitos traslapados. La primera variante consiste en iniciar un compósito donde termina el anterior, por tanto no hay intersección entre ellos. En cambio la segunda alternativa contempla una zona de intersección entre los compósitos.

1.1.2 *Objetivos específicos*

En el desarrollo de este trabajo por un lado, se espera definir el tamaño de compósito a utilizar. Junto con lo anterior, se busca definir la zona de traslape permitida para la compositación no tradicional.

Además se espera realizar la estimación asociada a cada una de las bases de datos generadas, utilizando estimaciones multivariantes o univariantes según corresponda. Con ello, se pretende contrastar los resultados obtenidos por el proceso tradicional con los obtenidos con los compósitos traslapados.

1.2 Alcances

A partir de la información con la que se cuenta se busca generar los compósitos, tanto para el caso tradicional como en el caso traslapado, para un yacimiento de cobre-oro. Con la información generada se realizará la estimación que corresponda en una zona a definir, y lo obtenido será contrastado entre ambas bases utilizando validación cruzada. Además, en caso que sea factible, se contrastará la estimación con la información de pozos de tronadura.

2. ANTECEDENTES

A continuación se detallan los principales antecedentes de este trabajo.

2.1 Variable regionalizada

Se define como variable regionalizada como una función que representa en el espacio (geográfico o tiempo) un atributo asociado a un fenómeno natural (Fenómeno Regionalizado). [2]

Una variable regionalizada, conceptualmente es una función determinística, y considera dos aspectos: la continuidad espacial, donde se observan zonas de altos valores y otras de bajos, pero además variaciones de pequeña escala, por lo cual no es posible realizar una presentación simple de ésta.

Una variable regionalizada se caracterizan por:

- Su naturaleza: dependerá del valor que ésta puede obtener, pudiendo ser continua, discreta o categórica.
- El dominio de extensión o campo, el cual corresponde a la zona del espacio donde la variable puede tener valor.
- Su soporte, es decir, el área o volumen sobre el cual se mide.

2.2 Efecto soporte

Se conoce como soporte al volumen por el cual es considerada la variable regionalizada. Al cambiar el tamaño del soporte desde uno más pequeño a uno de mayor tamaño, se realiza una operación regularizadora. Dentro de los efectos de esta, se encuentran la disminución de los valores extremos y aumento de los intermedios, por tanto la varianza disminuye, pero el valor promedio de la variable se mantiene constante. Este proceso además, genera mayor continuidad espacial de la variable, disminuyendo la selectividad. Lo último se puede entender a través de la práctica, debido a que al utilizar un tamaño de compósito del tamaño de liberación de las partículas, todas están pueden ser seleccionadas, en cambio al considerar tamaños de un bloque de 10 m x10 m x10 m, dentro de este volumen los trozos que lo conforman serán tanto de mineral como ganga y por tanto al realizar la extracción se sacan ambos materiales. [1], [3]

Lo anteriormente descrito se puede observar en la figura siguiente. En ella se ve reflejado en las estadísticas el cambio en la varianza entre los distintos soportes y que la media se mantiene constante.

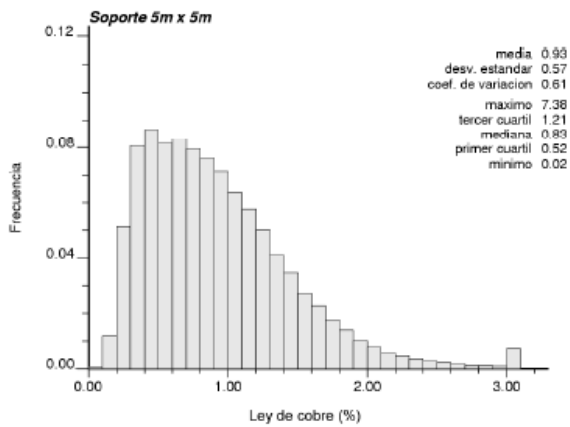
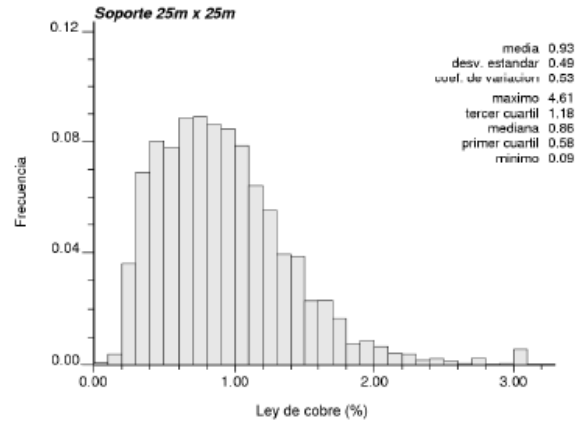
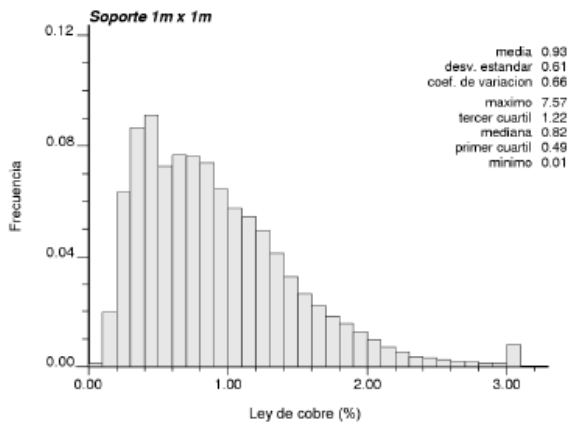


Figura 1 Ejemplo efecto cambio de soporte [4]

Como es posible observar, al cambiar el soporte de la variable se genera un cambio en la función de distribución de esta.

2.3 Composición tradicional

Al compositar se tiene como objetivo homogeneizar el soporte de los datos para poder realizar las estimaciones. De esta manera, cada uno de los datos a utilizar representará el mismo volumen.

A continuación, se muestra un ejemplo para comprender este proceso. Cabe destacar que el cálculo es consistente, siempre y cuando la densidad y el diámetro del sondaje se mantienen constantes para los distintos testigos de sondaje.

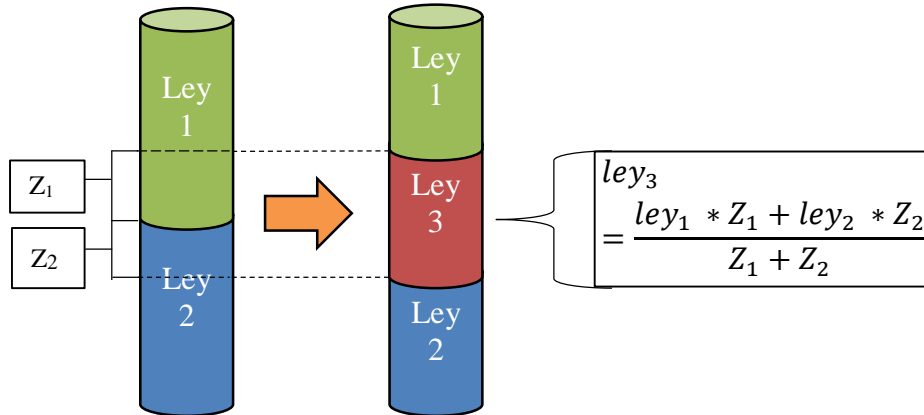


Figura 2 Composición tradicional

El ejemplo anterior es generalizado en las siguientes ecuaciones: [5]

$$ley\ promedio = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \times ley_i}{\sum_{i=1}^n z_i} \quad (1)$$

Dónde:

- n corresponde al número de trozos de sondajes que conforman el compósito.
- z_i se define como el largo del i -ésimo trozo.
- ley_i se asocia a la ley del i -ésimo trozo.

Algunas de las razones por las cuales se realiza la composición son las siguientes: [6]

- Los sondajes entregan largos irregulares y por tanto este proceso permite tener datos de igual largo.
- Este proceso incorpora la dilución, permitiendo utilizar valores más cercanos a lo que se extraerá desde la mina.
- Reduce el efecto pepita.

Para definir la forma de compositar es necesario definir el largo de los compósitos; para realizar dicha tarea se utilizan diversas estrategias, entre ellas [6]:

- Banqueo.
- Largo constante a través del sondaje.
- Por zona mineralizada.

El primer tipo de compositación, banqueo, es la más utilizada, donde se utiliza como largo de compósito el largo del banco a utilizar. Es muy frecuente en los pórfidos cupríferos en Chile, la compositación al banco, lo cual no tiene impacto mayor en el cobre, pero no necesariamente es cierto para el oro, molibdeno y otros elementos. Esta modalidad entrega información aplicable a la operación, ya que considera la dilución posible.

Por otro lado, utilizar la metodología por zona mineralizada, se utiliza para prevenir la dilución.

En el caso de largo constante a través del sondaje, se define un largo y a través del sondaje se mide el largo del trozo.

En cualquiera de los casos anteriores, si son definidas unidades de estimación que se encuentren en un mismo sondaje, existen dos maneras de generar compósitos en los límites entre zonas. Por un lado, se puede realizar la tarea de igual manera, o bien cortar los compósitos en las zonas de contacto.

Definir el largo del compósito, independiente del tipo de medición, determina el soporte en el cual se tratará la variable regionalizada. Debido a los efectos de este cambio, si se elige un tamaño de compósito pequeño se obtiene una mayor cantidad de datos con los cuales trabajar, pero la variabilidad aumenta. Por otro lado, al aumentar el tamaño de compósito, la cantidad de datos disminuye al igual que la variabilidad, pero la información será más cercana a la realidad operacional.

2.4 Función Aleatoria

El valor de una variable regionalizada $z(x)$ es interpretado como la realización de una variable aleatoria $Z(x)$. Se definirá así, una función aleatoria como el conjunto de las variables aleatorias, donde cada una de ellas representará un punto del campo.

$$\text{Función Aleatoria} = \{Z(x), x \in \mathbb{R}^d\}$$

Dicha función es caracterizada por una distribución espacial, la cual contiene a todas las distribuciones de probabilidad de cada uno de los puntos. Lo anterior se define en la siguiente ecuación, utilizada para cualquier conjunto de posiciones x_1, \dots, x_n y de umbrales z_1, \dots, z_n .

$$F(z_1, \dots, z_n; x_1, \dots, x_n) = \text{Prob}(Z(x_1) < z_1, \dots, Z(x_n) < z_n)$$

Para realizar y utilizar las herramientas geoestadísticas, se utilizan algunas simplificaciones. Por un lado la función aleatoria se define generalmente por sus distribuciones uni o bivariantes, o bien por sus momentos. Dentro de estos, los más significativos son la esperanza, la varianza, la covarianza, el correlograma y el variograma. [2]

2.4.1 Momentos

A continuación se definen los principales momentos asociados a una función aleatoria.

- Momento de Primer Orden o Valor Esperado

Se define como:

$$m(x) = E[Z(x)] \quad (2)$$

En cada sitio x dado, $m(x)$ representa la media en torno a la cual se distribuyen los valores que toma la variable en diferentes realizaciones.

- Varianza

Se define como:

$$\begin{aligned} \sigma^2(x) &= \text{var} [Z(x)] \\ &= E\{[Z(x) - m(x)]^2\} \\ &= E[Z(x)]^2 - m(x)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

La varianza es una cantidad positiva, y su raíz cuadrada se conoce como desviación estándar. Ambas constituyen medidas de la dispersión de $Z(x)$ en torno al valor esperado y así cuantifican el carácter aleatorio de la variable.

- Covarianza

Se define, centrada para dos variables aleatorias $Z(x_1), Z(x_2)$:

$$\begin{aligned} C(x_1, x_2) &= \text{cov}[Z(x_1), Z(x_2)] \\ &= E[Z(x_1)Z(x_2)] - m(x_1)m(x_2) \end{aligned} \quad (4)$$

Este modelo entrega una visión del vínculo, interacción, que existe entre las dos variables consideradas.

- Correlograma

Este momento, también conocido como coeficiente de correlación lineal entre dos variables $Z(x_1)$ y $Z(x_2)$, se define como:

$$\begin{aligned}\rho(x_1, x_2) &= \text{corr}[Z(x_1), Z(x_2)] \\ &= \frac{\text{cov}[Z(x_1), Z(x_2)]}{\sqrt{\text{var}[Z(x_1)]\text{var}[Z(x_2)]}}\end{aligned}\quad (5)$$

- Semi-Variograma

Se define entre dos variables aleatorias $Z(x_1)$ y $Z(x_2)$, como:

$$\gamma(x_1, x_2) = \frac{1}{2} \text{var}[Z(x_1) - Z(x_2)] \quad (6)$$

Este momento suele llamarse sin utilizar el sufijo semi, y siendo llamado simplemente variograma.

Dentro de las simplificaciones que se utilizan en la geoestadística, una de las más importantes corresponde a la **hipótesis de estacionaridad**. Esta postula, que las distribuciones y/o sus momentos no varían con respecto a una traslación espacial: la media y varianza no dependen de x , mientras que la varianza, el correlograma y el variograma sólo dependen de $h = x_2 - x_1$.

Si el yacimiento cuenta con más de una variable regionalizada, se extiende la noción del variograma al variograma cruzado.

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2} \text{cov}\{Z_i(x+h) - Z_i(x), Z_j(x+h) - Z_j(x)\} \quad (7)$$

2.5 Análisis variográfico

El valor que tiene una variable regionalizada no es independiente de los valores de los sitios cercanos al punto. Lo anterior se relaciona en la interpretación probabilística de la variable regionalizada, en la distribución espacial de la función aleatoria. [2]

Los momentos de medida de la covarianza, correlograma y variograma, son definidos con dos ubicaciones y entregan una interacción entre los valores. Por lo anterior son estos los que entregan descripciones de la continuidad espacial de la variable.

El análisis variográfico corresponde a inferir el variograma a partir de los datos. Dicho proceso consta de dos etapas, primero cálculo de un variograma experimental utilizando los datos disponibles, y luego ajustar a un modelo de variograma utilizando como base el variograma experimental.

2.5.1 Variograma experimental

Sea z una variable regionalizada, y es conocida en n sitios $\{x_1 \dots x_n\}$. El estimador tradicional del variograma, dado un vector de separación h , se define:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2 |N(h)|} \sum_{N(h)} [z(x_\alpha) - z(x_\beta)]^2 \quad (8)$$

Dónde: $N(h) = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } x_\alpha - x_\beta = h\}$
 $|N(h)|$ es el número de pares contenidos en $N(h)$

Dicho estimador es conocido como variograma experimental, el cual no es una función, sino una serie de valores, ya que sólo puede ser calculado mientras el conjunto $N(h)$ sea diferente de vacío.

Tolerancias en los parámetros de cálculo

Si los datos con los que se cuenta no se encuentran en una malla regular, es resultado del variograma experimental es muy errático. Y no es posible interpretarlo ni modelarlo. Por lo anterior, para que este sea robusto, se permiten tolerancias en su cálculo sobre las distintas direcciones y distancias del paso:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)^+} [z(x_\alpha) - z(x_\beta)]^2 \quad (9)$$

Donde $N(h)^+ = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } x_\alpha - x_\beta \in T(h)\} = \cup_{h' \in T(h)} N(h')$;

$T(h)$ corresponde a la región de tolerancia en torno al vector h , de la forma $[h - \Delta h, h + \Delta h]$ en el caso unidimensional. Por otro lado, en el caso bi- o tridimensional, existen tolerancias tanto en la longitud de h como en la orientación de este mismo. La siguiente figura muestra lo anterior.

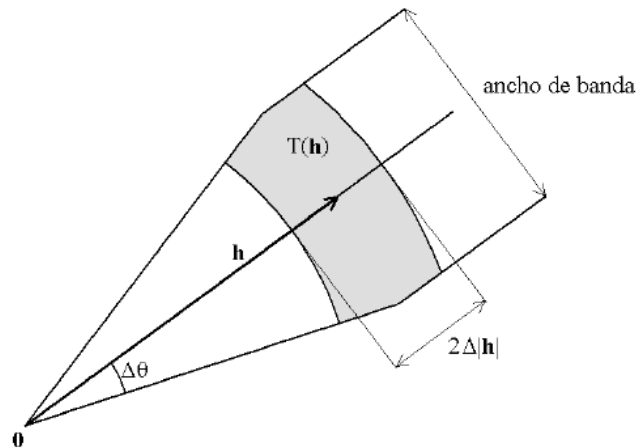


Figura 3 Región de tolerancia $T(h)$ en torno al vector h en caso bidireccional [2]

En el caso de tres direcciones se introducen dos anchos de banda, uno horizontal y otro vertical.

De esta forma, los parámetros utilizados para calcular un variograma experimental corresponden a:

- Dirección de interés: azimut, inclinación.
- Distancias de interés, generalmente se utilizan múltiplos de un paso elemental (“lag”)
- Tolerancia en la dirección: tolerancia angular, ancho de banda
- Tolerancia en las distancias

2.5.2 Variograma modelado

Para realizar las estimaciones, no es posible usar el variograma experimental. Esto se debe a que es incompleto, sólo está definido para ciertas distancias y direcciones. Con el fin de remediar lo anterior, el variograma experimental debe ser modelado, ajustándolo a un modelo teórico.

Propiedades del variograma teórico

Para que una función pueda ser considerada como variograma debe contar con las siguientes propiedades.

- Propiedades matemáticas
 - Paridad
 - Nulidad en el origen
 - Positividad
 - Comportamiento al infinito
 - Función de tipo negativo condicional

- Comportamiento en el origen

Se suelen distinguir tres tipos de comportamiento en el origen: parabólico, lineal y discontinuo. El primero de ellos se asocia a una variable regionalizada muy regular en el espacio. Con respecto al caso lineal, se asocia a una variable continua pero no tan regular.

Discontinuo, por el contrario se asocia a una variable errática, es decir, cuenta con discontinuidades en la distribución espacial. Lo anterior se refleja en que la semejanza en valores cercanos no es despreciable, los valores medios varían a una escala muy pequeña y su continuidad no es perceptible. Este fenómeno se conoce como efecto pepita, asociado a los yacimientos de oro donde las leyes cambian repentinamente debido a la existencia de una pepita de mineral.

- Comportamiento para grandes distancias

En general el variograma crece desde el origen y luego se estabiliza desde una distancia a , en torno a una meseta, la cual es igual a la varianza a priori.

Las variables aleatorias $Z(x)$ y $Z(x+h)$ están correlacionadas si la longitud del vector h es menor que la distancia a , a la cual se le denomina alcance. Este corresponde a lo noción de zona de influencia: si el largo de h es mayor que a , el variograma es constante e igual a su meseta y las variables $Z(x)$ y $Z(x+h)$ no están correlacionadas.

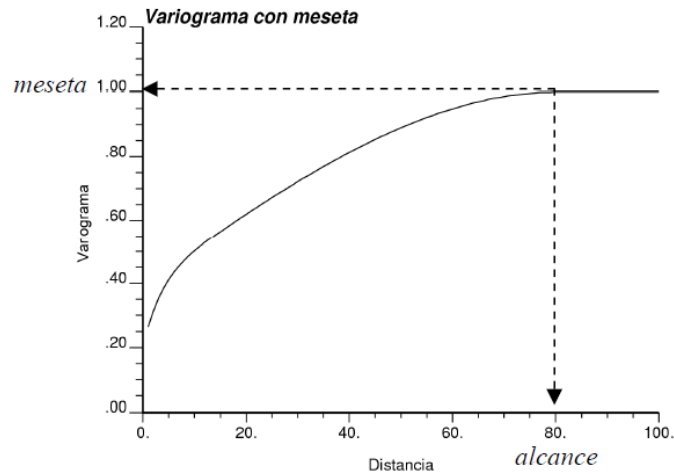


Figura 4 Alcance en un variograma

- Comportamiento direccional

Se dice que un variograma $\gamma(h)$ es isótropo si es idéntico en todas direcciones, esto quiere decir, que solo depende del módulo de h (longitud) y no de su dirección. En caso contrario, existe anisotropía; esta propiedad caracteriza un fenómeno que se extiende de preferencia en ciertas direcciones.

Modelos elementales de variograma

Tal como se detalló anteriormente una función es variograma si y sólo si es del tipo negativo condicional. Dicha condición es muy restrictiva y difícil de controlar. Por lo anterior, generalmente se utilizan modelos de variogramas, las cuales corresponden a funciones que son de tipo negativo condicional. Los modelos más utilizados corresponden a:

- Efecto pepita
- Modelo esférico
- Modelo exponencial
- Modelo Gaussiano
- Modelo potencia

Modelamiento de un variograma experimental

Modelos Anidados

El variograma experimental mide la desemejanza promedio entre dos datos con respecto a su separación. Generalmente se presenta como cambios en las pendientes, que indican cambios en la continuidad espacial a ciertas distancias. Así se muestra la variación de la variable regionalizada a distintas escalas. El variograma se puede modelar como la suma de varios de los modelos elementales denominados *modelos anidados*.

$$\gamma(h) = \gamma_1(h) + \gamma_2(h) + \dots + \gamma_s(h) \quad (10)$$

La siguiente figura muestra un ajuste realizado con tres estructuras, un efecto pepa y dos modelos esféricos.

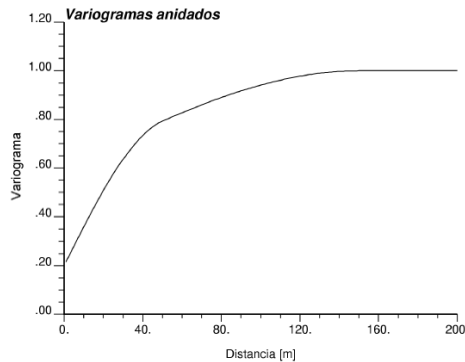


Figura 5 Variograma anidado de tres estructuras.

La selección de las estructuras que componen el modelo no corresponde a una descomposición única, ya que en general las escalas de variabilidad de la variable regionalizada generalmente no son tan diferenciadas. El uso de estas estructuras se debe a que comúnmente se representa la comodidad del ajuste y no una interpretación de cada una de las estructuras que conforma el modelo. Por otro lado, para poder identificar estructuras de pequeño alcance es necesario contar con una malla pequeña. Por el contrario, para aquellas de una gran escala solo serán apreciables con un diámetro del dominio muestreado es lo suficientemente grande. Cabe destacar que en general el efecto pepa es obtenido realizando la variografía a través del sondaje (Down to the hole).

2.6 Estimación local

Una de las principales aplicaciones de la geoestadística en la minería se asocia a la estimación de recursos; para ello se utilizan diversos métodos, de los cuales destaca el kriging. [7]

2.6.1 Kriging

Corresponde a una herramienta de estimación local de una variable regionalizada. Este fue construido como una combinación lineal de los datos disponibles, sin sesgo y con varianza del error mínima.

Las principales propiedades de este estimador son:

- Aditividad: La estimación de la ley de un bloque, corresponde al promedio de las leyes puntuales estimadas para ese bloque.
- Insesgo: La media de los errores cometidos en una región de gran tamaño tiende a cero.
- Interpolación exacta: la estimación en una ubicación con dato, es igual al valor del dato.
- Precisión: La varianza de los errores cometidos es mínima.
- Suavizamiento: La dispersión de los errores que fueron estimados es menor que la de los valores reales, particularmente en las zonas con poca información.

Para los yacimientos a estudiar se considera la media como desconocida y por tanto se utilizará kriging ordinario.

Kriging Ordinario

Se define:

- Z la función aleatoria que se relaciona con la variable a estimar.
- $\gamma(x_\alpha - x_\beta)$ el variograma entre las variables en las posiciones x_α y x_β .
- x_1, \dots, x_n las ubicaciones con que se cuenta con información.

Así se define el estimador en un sitio x_o como:

$$Z^*(x_o) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha Z(x_\alpha) \quad (11)$$

Donde a es un escalar, $\{\lambda_\alpha, \alpha = 1, \dots, n\}$ son ponderadores. Los valores que se obtienen para cada uno de ellos son definidos a través de las siguientes ecuaciones.

$$\begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_2) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \cdots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_o) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x_o) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

Además la varianza de kriging ordinario mide la dispersión del error cometido.

$$\sigma_{KO}^2(x_0) = \sigma^2 - \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \gamma(x_{\alpha} - x_0) - \mu \quad (13)$$

2.6.2 Cokriging

Esta herramienta corresponde a la estimación conjunta de N variables $\{Z_1, \dots, Z_N\}$ considerando la dependencia espacial entre ellas. El cokriging generaliza el kriging, por tanto se construye el estimador como una combinación lineal ponderada de los datos, sin sesgo y con varianza de error mínima.

Al igual que para las estimaciones univariadas, en caso de realizar cokriging se asumirán medias desconocidas, por lo cual corresponde utilizar cokriging ordinario.

Cokriging Ordinario

- Z el vector $N \times 1$ donde su término genérico es Z_i .
- $\Gamma(x_{\alpha} - x_{\beta})$ la matriz de $N \times N$ cuyo término genérico es $\gamma_{ij}(x_{\alpha} - x_{\beta})$.
- x_1, \dots, x_n las ubicaciones con que se cuenta con información.

El estimador del conjunto de variables para la ubicación x_0 se describe:

$$Z^*(x_0) = \sum_{\alpha=1}^n \Lambda_{\alpha}^T Z(x_{\alpha}) \quad (14)$$

Donde a es un escalar, $\{\Lambda_{\alpha}, \alpha = 1, \dots, n\}$ son matrices de $N \times N$ definidos por

$$\begin{pmatrix} \Gamma(x_1 - x_1) & \cdots & \Gamma(x_1 - x_n) & \mathbf{I} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \Gamma(x_n - x_1) & \cdots & \Gamma(x_n - x_n) & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Lambda_1 \\ \vdots \\ \Lambda_n \\ -\mathbf{M} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ \Gamma(x_n - x_0) \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \quad (15)$$

Se define \mathbf{M} como una matriz de los multiplicadores de Lagrange.

Además la matriz varianza-covarianza del cokriging ordinario mide la dispersión de los errores cometidos:

$$\sigma_{CKO}^2(x_0) = -\Gamma(x_0 - x_0) - \sum_{\alpha=1}^n \Lambda_{\alpha}^T [\Gamma(x_{\alpha} - x_0) - M] \quad (16)$$

En caso de no tener información de alguna variable en uno de los sitios con datos x_1, \dots, x_n , se elimina la fila y la columna correspondiente a la variable faltante en el sistema (15).

3. METODOLOGÍA

A continuación se detalla la propuesta y los pasos a seguir para su desarrollo. Para poder llevar a cabo la comparación de estrategias de composición.

3.1 Propuesta

A partir de la composición tradicional, se plantea utilizar una nueva metodología para generar los compósitos. Por un lado, se usarán los trozos generados de la manera tradicional, pero además se incluirá al menos una cadena de compósitos paralelos. Estos serán del mismo tamaño, pero el origen del primer trozo corresponderá a algún lugar dentro del primer compósito. La figura siguiente explica lo anterior de manera gráfica: la figura azul es el sondaje original, la de color celeste representa la primera cadena de compósitos y el verde la cadena de compósitos traslapados.

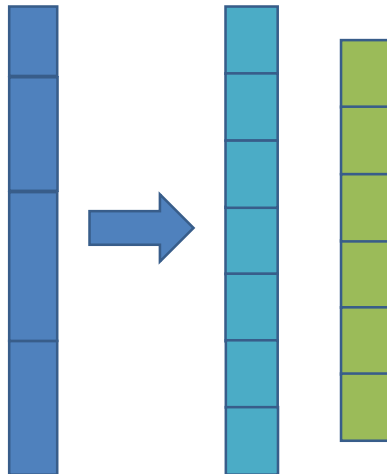


Figura 6 Composición Traslapada

Cabe destacar que la forma de calcular la ley de cada uno de los compósitos, será determinada de la misma manera que la forma tradicional.

Esta forma de compositar busca aumentar el tamaño de los compósitos junto con el número de estos, lo cual permite obtener información más cercana a la operacional, pero con un número significativo de datos. La desventaja de esta propuesta correspondería a generar una gran cantidad de datos que pudiesen ser redundantes, pero ello no debiese generar mayores complicaciones en la estimación, debido a que el variograma cuantificaría la redundancia de estos.

Para el desarrollo de este trabajo se utilizará el software Matlab, en bases de datos de un yacimiento real.

Los pasos asociados a la propuesta son:

- Estudio de la base de datos.
- Generación de compósitos.
- Estimación tradicional.
- Estimación con traslape.
- Comparación de los casos.

3.2 Estudio de base de datos

El primer paso para el desarrollo de este trabajo, consiste en conocer de manera detallada el yacimiento a estudiar. Así como parte de esta primera tarea, considera las siguientes actividades:

- Filtrado de los Datos.
- Integración de la información del yacimiento.
- Generación de unidades de estimación.

En el caso del último punto, se debe determinar si la estimación se realizará sobre el yacimiento completo o si existen diferentes poblaciones que deben ser separadas, como podría ser el caso de las litologías. Para poder si existen estas divisiones, se realizan estudios comparativos entre sus estadísticas básicas, ubicaciones, utilización de variograma, entre otros.

3.3 Generación de compósitos

Para poder definir los compósitos se programan códigos generales utilizables en otras bases de datos. Esta información, en general se entrega en tres archivos, *Collar*, *Survey* y *Assay*. El primero de ellos contiene la ubicación espacial desde donde se inicia la perforación del sondaje. En el caso de *Survey*, este contiene largos de trozos, azimuts e inclinaciones (DIP), los sondajes no son líneas rectas en toda su extensión, sino que cambian su orientación y es esta información la cual muestra estas variaciones. Por último, *Assay* informa las leyes que se obtiene de trozos de sondaje, los cuales pueden ser distintos de los que se describen en *Survey*.

Los pasos a seguir para compositar son:

- Definir espacialmente el sondaje en el espacio.
- Generar una función que encuentre las coordenadas de un largo.
- Obtener la ley de un trozo de sondaje.

3.4 Composición tradicional

A partir de los datos generados en el paso anterior, se definirán las características de cada una de las futuras estimaciones. Entre ellas se encuentran:

- Definición del largo de compósito.
- Estimación utilizando kriging o co-kriging.
- Validación de la estimación.

3.5 Composición traslapada

- Definición del largo de compósito.
- Definición de la zona de traslape por variable.
- Estimación utilizando kriging o co-kriging.
- Validación de la estimación.

La siguiente figura resume la metodología a utilizar.

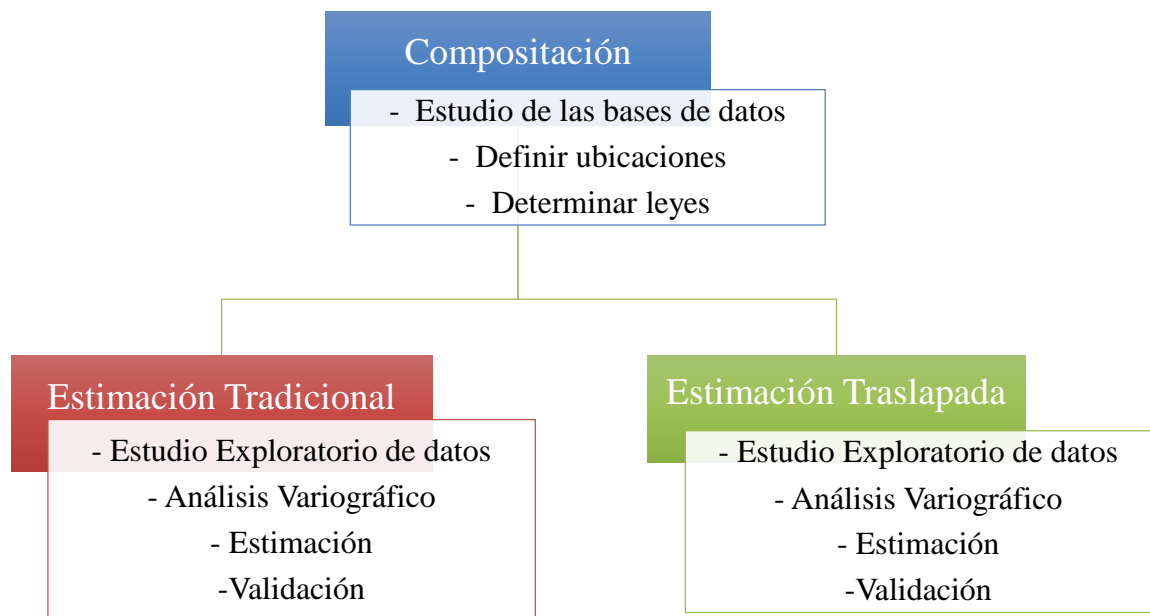


Figura 7 Esquema resumen de metodología a utilizar.

4. CASO DE ESTUDIO: DEPÓSITO COBRE ORO

La propuesta anteriormente explicada fue aplicada a un caso de estudio, para así poder cuantificar si existen diferencias al utilizar los compósitos tradicionales y los traslapados. El yacimiento utilizado corresponde a un pórfido cobre-oro. Las leyes y coordenadas de las bases de datos fueron modificadas para mantener la confidencialidad de la mina en estudio.

4.1 Geología

El yacimiento estudiado corresponde a una serie de pórfidos dacíticos, intruídos en un complejo volcánico. La zona mineralizada se extiende a las andesitas que fueron rointruidas por los pórfidos.

Estos pórfidos se observan en su parte central como tipo stock, y diques en su parte central y por el borde. En la zona central se pueden distinguir una serie de intrusiones de pórfido dacítico. Intrusiones tardías del tipo dique cortan el stock y se extienden por las andesitas adyacentes.

Los diferentes pórfidos que conforman el yacimiento, pueden ser diferenciados por sus variedades texturales y la cantidad de fenocristales que lo conforman. A continuación se detallan cada uno de ellos. Estos fueron diferenciados con letras para mantener la confidencialidad del yacimiento y se encuentran ordenados desde el más antiguo al más nuevo.

- Litología A
Corresponde al stock de la zona norte, el noroeste de ésta cuenta con variedades texturales de pórfido fino a equigranular fino. En algunas zonas se observan venas de cuarzo. Presenta además, una alta alteración destructiva de feldespatos. Es complejo determinar la textura y composición original, pero esta litología corresponde al pórfido premineral.
La litología A está cortada por una serie de diques y pequeños cuerpos con venas de cuarzo. Además, se encuentra en contacto por el este y sureste con la litología C.
Presenta una matriz gris clara, afanítica de grano muy fino y en algunos sectores grano más grueso con cuarzo.
- Stock principal
Corresponde a la zona central de la mina. Presenta alteración potásica desde suave a intensa, venas de cuarzo y mineralización de cobre.
La fase más antigua corresponde a la litología B, junto con otras zonas más jóvenes entre ellas C temprana y D, estas últimas son intruídas por litologías más jóvenes.

- Litología B
Esta litología presenta continuidad en profundidad, como una masa cilíndrica. Es intruída por la litología C temprana, E y todas las litologías más jóvenes. Por otro lado intruye a las andesitas circundantes. La mineralogía y textura original se encuentran destruidas debido a una intensa alteración potásica. Presenta una matriz rosada, consistente en cuarzo y feldespato potásico, con presencia de biotita y magnetita. Esta zona contiene a las mayores leyes de cobre y oro.
- Litología C temprana
Constituye la mayor parte del stock principal. Esta corta vetas de cuarzo y cuarzo magnetita de la litología B y es cortado por C tardío y las litologías más tardías. Ocasionalmente presenta inclusiones de litologías más antiguas, con una fuerte mineralización. Presenta una matriz de feldespato potásico y cuarzo, en cantidades equivalentes y magnetita fina. Además contiene moderada mineralización de cobre y oro.
- Litología D
Esta litología corta a litología B, contiene fragmentos de vetas de cuarzo de este mismo. Intruye a la andesita en el sur y es intruído por F. Es similar a C temprana, pero éstas se diferencian por su contenido y forma de fenocristales de cuarzo. En la superficie de esta unidad presenta tonos claros debido a una suave alteración de destrucción de feldespatos, con una matriz rosado claro de grano medio. Con la profundidad se torna más oscura. Esta litología contiene vetas de cuarzo de moderada a fuerte intensidad, variando su alteración potásica de suave a moderada, con iguales intensidades de mineralización cobre oro.
- Litología C tardío
Exhibe relaciones de campo que la sitúan de forma posterior a C temprano, y forman parte del stock principal. Esta litología presenta mineralización de cobre y oro de intensidad débil a muy débil.
- Litología E
Se observa composición variable y se puede separar en dos zonas Norte y Sur. La zona sur presenta alteración potásica suave y una matriz afanítica gruesa gris claro. La zona norte, en cambio, presenta una alteración destructiva de feldespato, fuerte pero disminuye en algunos sectores. Tiene una matriz gris clara a blanquecina de grano muy fino. Presenta mineralización moderada de calcopirita acompañada de vetillas de cuarzo y hornblenada biotitizada.

- Litología F
Corresponde a un cuerpo irregular con mineralización muy débil y con escasas vetas de cuarzo.
- Litología G
Corresponde a diques en la zona noroeste. Estos cortan andesitas extrusivas y diques de andesita. De ellos los que se ubican hacia más el oeste cortan a la litología A. Presentan alteración epidoto-clorítica.
- Litología H
Algunos cuerpos y diques irregulares de esta litología cortan al stock principal. Estos podrían relacionarse con la litología H. Presentan un matriz afanítica gris clara, algunas zonas presentan matrices más oscuras debido a un menor porcentaje de plagioclasa y mayor porcentaje de hornblenda biotitizada.
- Litología I
Corresponde a diques angostos y discontinuos de rumbos nor-noroeste. Corresponden a los intrusivos más jóvenes del yacimiento. Esta litología corta a la mayoría de las otras litologías, pero sólo en ocasiones a la alteración destructiva de feldespato, pero siempre con menor intensidad que en la roca caja donde se encuentra encajada. Presenta una matriz de grano muy fino gris, no presenta minerales de cobre ni oro.

4.2 Estudio de bases de datos

Para el desarrollo de este estudio se cuenta con dos bases de datos, una campaña de sondajes y pozos de tronadura de la mina. La primera de ellas será utilizada para definir los compósitos y posteriormente realizar en base a ellas las estimaciones. Por otro lado, los pozos de tronadura serán considerados como la realidad y por lo tanto uno de los puntos de comparación para las dos estrategias de compositación.

A continuación se detallan las dos bases de datos a utilizar.

4.2.1 Sondajes

La base de datos de sondajes constituye la información inicial fundamental, es a partir de ella que será realizado todo el trabajo posterior. La base está constituida por tres archivos diferentes, *Survey*, *Collar* y *Assay*. La siguientes tabla es extraída a partir de este último, y corresponde a la información sin filtrado, lo mismo ocurre con los histogramas por cada elemento. A priori, se puede inferir que no existe una única población en la base de datos que se recibió.

Tabla 1 Estadísticas básicas sondajes

	Cobre Total [%]	Cobre Soluble [%]	Oro [ppm]
Número de Datos	29227	2685	29227
Promedio	0.38	2.00	0.51
Mínimo	0.00	0.01	0.00
Máximo	12.92	11.78	1463.00
Varianza	0.16	4.92	74.00

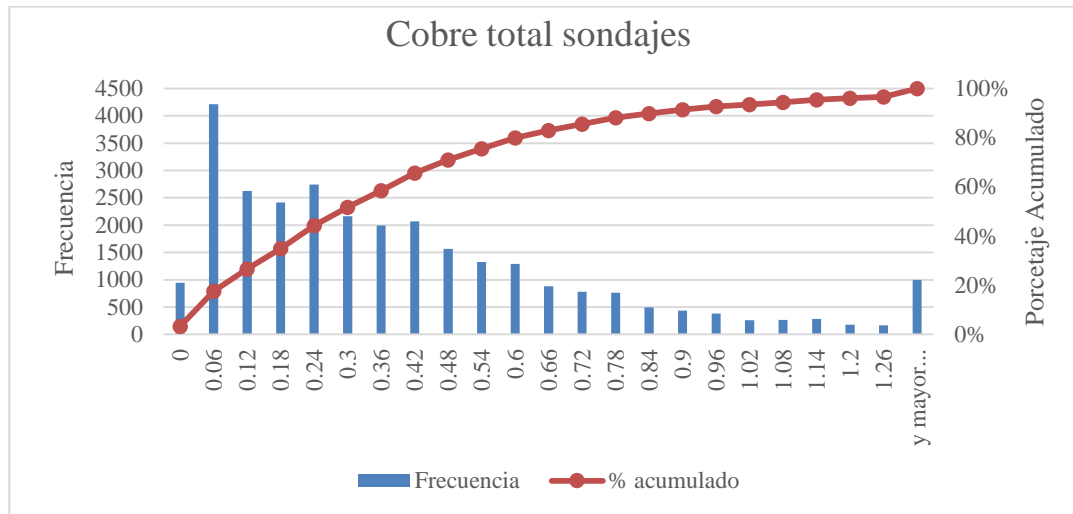


Figura 8 Histogramas cobre total en base de datos de sondajes.

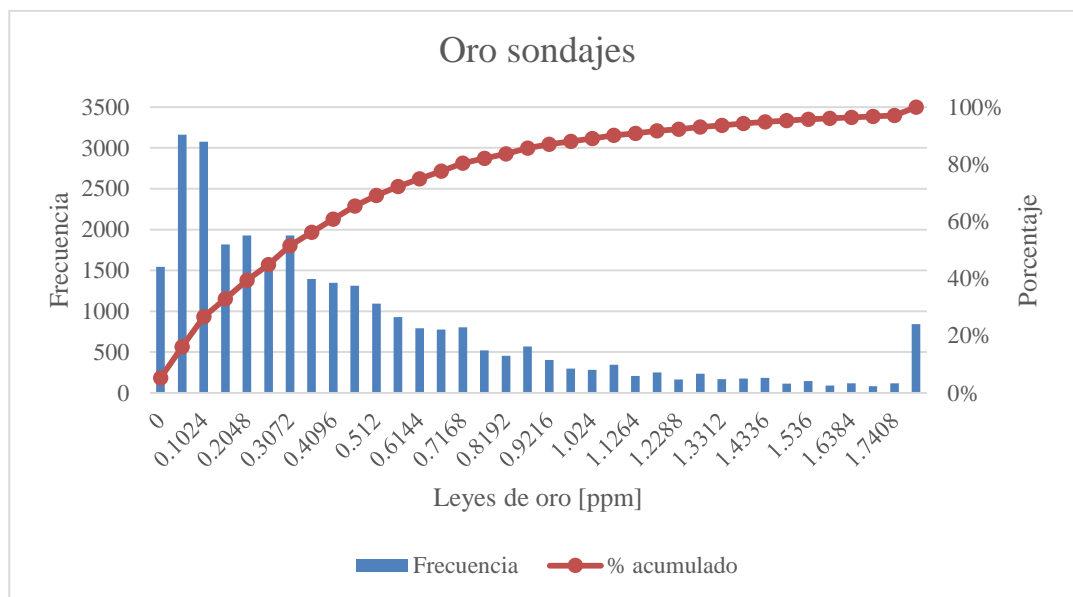


Figura 9 Histogramas oro en base de datos de sondajes.

El filtrado y tratamiento de esta base de datos se lleva a cabo en la generación de compósitos.

4.2.2 Pozos de tronadura

La base de datos de pozos de tronadura se supone en esta etapa como la realidad del yacimiento. Es por ello que su estudio se asocia a lo que se quiere llegar y por tanto una forma empírica de contraste entre las estimaciones a realizar. A continuación se detallan sus características.

Tabla 2 Estadísticas básicas pozos de tronadura.

	Cobre Total [%]	Cobre Soluble [%]	Oro [ppm]
Número de Datos	94892	42315	123361
Promedio	0.26	0.08	0.43
Mínimo	0.00	0.00	0.00
Máximo	4.46	3.30	11.63
Varianza	0.09	0.01	0.21

Tabla 3 Matriz de correlación cobre total y oro pozos de tronadura

	Cobre Total [%]	Oro [ppm]
Cobre Total [%]	1	
Oro [ppm]	0.821	1

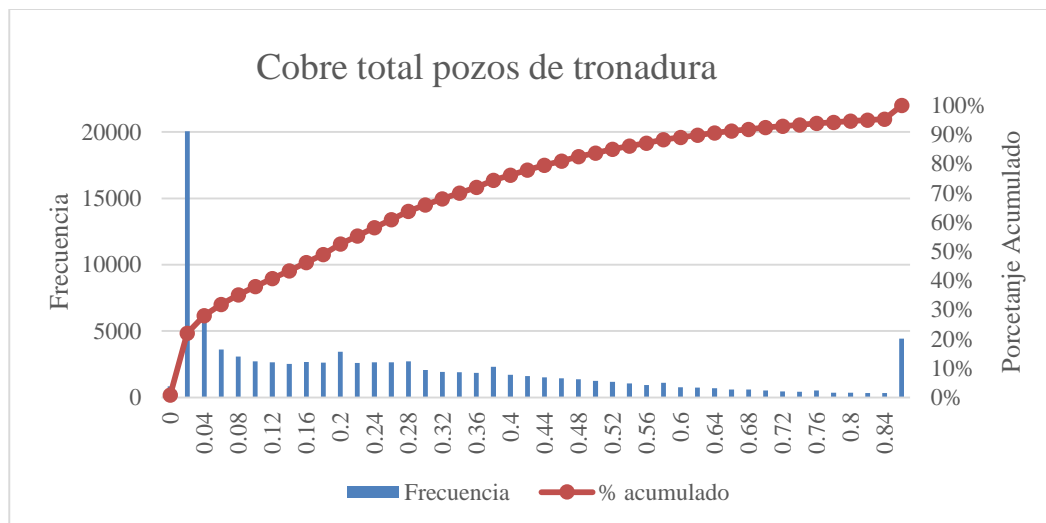


Figura 10 Histograma cobre total pozos de tronadura.

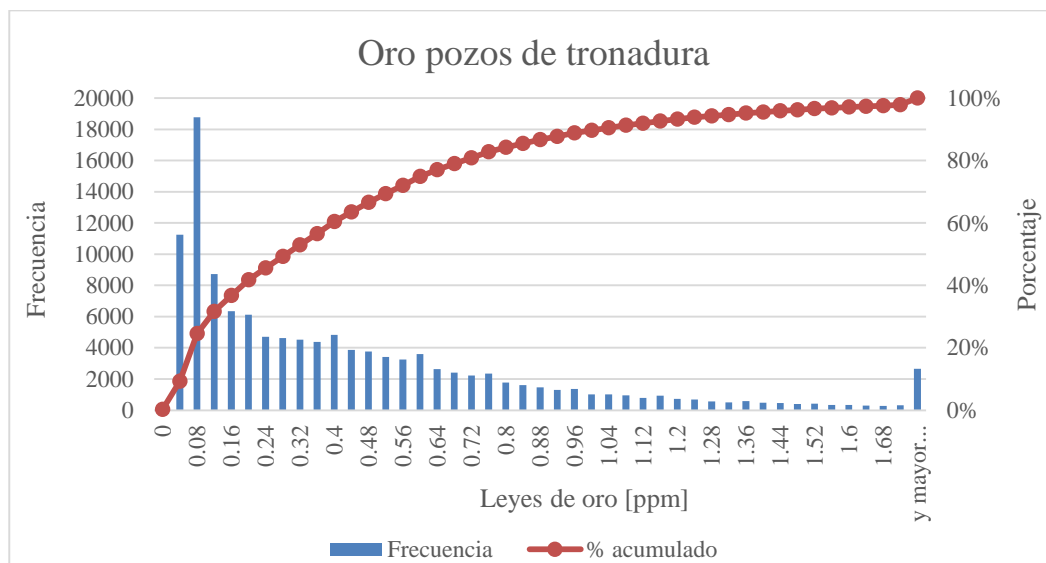


Figura 11 Histograma oro pozos de tronadura.

De las anteriores figuras y gráficos, al igual que en el caso de los sondajes, se puede observar que a priori, existe más de una población reportada en los datos entregados. Por otro lado, se observa una alta correlación entre el cobre y el oro.

A diferencia de los sondajes, esta base de datos cuenta con información adicional asociada a cada punto: con el largo del pozo de tronadura y el tipo de roca. Las siguientes figuras muestran los histogramas de estas dos variables.

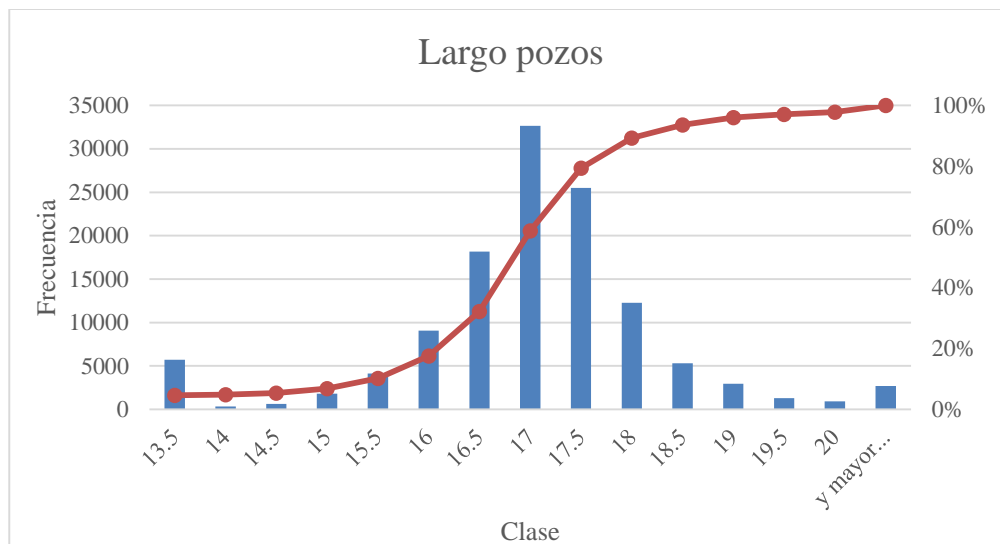


Figura 12 Histograma largo pozos de tronadura.

En el caso de los tipos de roca, en la base de datos se encuentran informadas con números y no es posible realizar la asignación de litología a cada uno de estos números. Es por ello que el estudio se realiza en base a la información de la base de datos.

La siguiente figura, muestra una comparación global de los tipos de roca. En esta podemos apreciar que la primera gran diferencia corresponde a la cantidad de datos asociada a cada tipo, donde las unidades 3 y 6 contienen la mayor parte del yacimiento. Al contrario ocurre con las unidades 2, 5 y 8, las cuales cuentan con un número muy menor de datos.

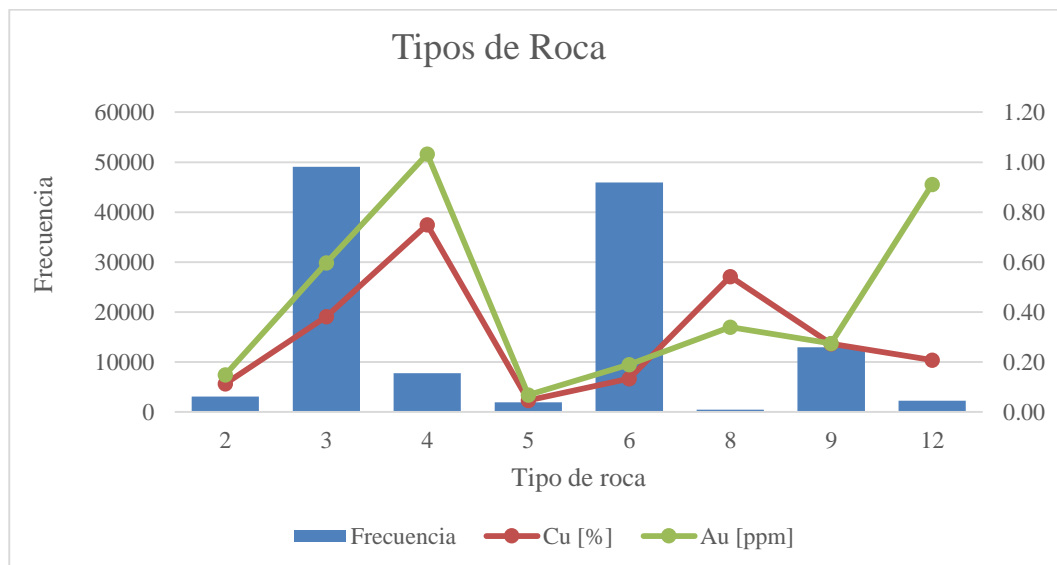


Figura 13 Histograma y leyes promedio de cobre y oro por tipo de roca.

4.2.3 Unidades de estimación

Para definir las unidades de estimación a utilizar, se considera la información que entregan los pozos de tronadura y las diferencias entre los tipos de rocas. Esto se debe a que a partir de la Figura 13 se puede observar que existen diferencias notables con respecto a las leyes por cada tipo de roca y que, por tanto, no es posible estimar el yacimiento en una sola unidad. Las siguientes tablas, y concordante con lo anterior, presentan las estadísticas básicas de cada tipo de roca, donde se puede observar las diferencias significativas entre ellas.

Tabla 4 Estadísticas de tipo de roca en pozos de tronadura parte 1.

	Roca 2		Roca 3		Roca 4		Roca 5	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]
Datos	2981	3090	33115	49073	4522	7717	1914	1914
Promedio	0.11	0.15	0.38	0.60	0.75	1.03	0.05	0.07
Varianza	0.020	0.035	0.091	0.222	0.203	0.328	0.011	0.007
Mínimo	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
Máximo	1.58	1.91	3.77	7.78	4.44	7.78	1.27	0.80

Tabla 5 Estadísticas de tipo de roca en pozos de tronadura parte 2.

	Roca 6		Roca 8		Roca 9		Roca 12	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]
Datos	40500	44849	452	452	9388	9618	143	2251
Promedio	0.13	0.19	0.54	0.34	0.27	0.27	0.21	0.91
Varianza	0.029	0.055	0.355	0.126	0.035	0.040	0.011	0.318
Mínimo	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.01
Máximo	2.39	11.63	4.46	2.10	1.51	4.04	1.18	7.67

De esta manera, se supone que cada tipo de roca es una unidad diferente y se busca generar los dominios de estimación como la unión de algunas litologías. Originalmente se consideró la utilización de correlogramas para unir más de una litología en una unidad mayor, pero dicho proceso consideraba excesivo tiempo debido al tamaño de las bases de datos, por lo cual fue descartado.

De los pozos de tronadura disponibles, veintisiete fueron descartados, dado que ellos no contaban con un tipo de roca y por tanto no podían ser utilizados en las estimaciones.

4.3 Generación de Compósitos

A partir de lo explicado en el capítulo de metodología, los compósitos son definidos utilizando en conjunto seis funciones en el *software* Matlab. Para usar de forma adecuada los archivos son divididos en dos, una matriz y un vector, este último contiene el nombre del sondaje y en cambio la matriz la información asociada a ese sondaje. Así se son generadas las matrices, Assay, Survey y Collar, y sus vectores asociados HAssay, HSurvey y HCollar respectivamente.

A continuación se detallan las principales funciones, sus nombres, inputs, outputs y su finalidad.

Tabla 6 Funciones creadas en Matlab.

Función	Inputs	Outputs	Finalidad
compositar2	- HAssay - Assay - HCollar - Collar - HSurvey - Survey - Sondaje (X) - Largo (L) - Orden (1 o 2) - Porcentaje (P)	- centroides - compósitos	Generar, a partir del sondaje X, los compósitos de largo L. Serán generados desde arriba hacia abajo (orden 1) o de abajo hacia arriba (orden 2). El origen de la cadena de compósitos inicia en P*L metros desde el inicio/final del sondaje.
coor2	- Collar - Survey - Distancia	- coordenadas	Ubicación espacial de un punto del sondaje ubicado a cierta distancia del collar.
final2	- posición - dirección - distancia	- Solución 1 - Solución 2	A partir de un punto inicial y una recta que pasa por el mismo, se define la ubicación de dos puntos pertenecientes a la recta distantes a una distancia fija del punto inicial.
medir	- punto 1 - punto 2	- Distancia	Medición de la distancia euclidiana entre dos puntos.
points2	- Collar - Survey	- puntos - direcciones	Ubicación de los puntos donde se cambia la orientación de los sondajes y la dirección entre él y el siguiente punto.
selection	- Matriz - Vector - Sondaje	- Vector2 - Matriz2	Selección de los datos asociados a solo un pozo de tronadura.

Los códigos de estas funciones se adjuntan en Anexo A. Cabe destacar que estas funciones permiten generar tanto los compósitos tradicionales como la serie de traslapados.

Con respecto a la información de sondajes, cerca de treintaicinco sondajes son descartados. Esto se debe a que la mayor parte de estos no contaban con información de *Survey*, por lo cual no es posible conformar la ubicación espacial de estos. La segunda causa se asocia a las inconsistencias en las bases de datos, principalmente entre la información reportada en el archivo *Assay* y *Survey*.

En cuanto al largo del compósito se selecciona 17 metros. Dicha altura es elegida debido a que corresponde a la altura de banco de la mina y es consistente con la información de los pozos de tronadura. Cabe destacar que para que el soporte de los puntos a comparar fuese consistente, se utilizan solo los pozos de tronadura con largos entre 14 y 20 metros. La siguiente figura muestra la distribución y promedio de leyes de los pozos filtrados.

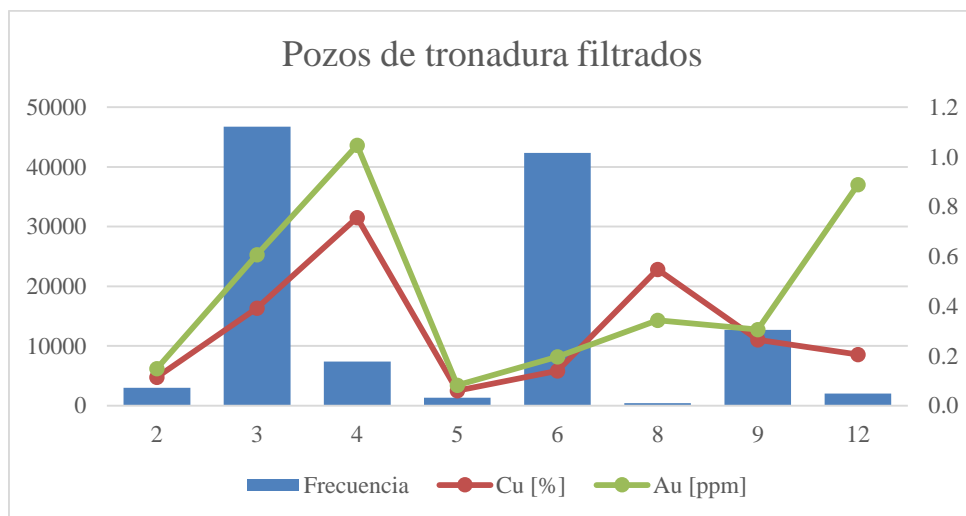


Figura 14 Histograma y leyes promedio por tipo de roca pozos de tronadura filtrados.

Al no contar con tipo de roca en la base de datos de sondaje ni con un modelo geológico, se cruzó la información de los sondajes con los pozos de tronadura. El criterio utilizado, corresponde a asignar el tipo de roca del pozo más cercano.

A continuación se detallan las características generales de las dos bases de datos obtenidas.

4.3.1 Compósitos tradicionales

Se presenta el resultado obtenido a partir de la composición tradicional utilizando 17 metros como largo de compósito. La siguiente tabla muestra las estadísticas básicas de los trozos generados.

Tabla 7 Estadísticas básicas compósitos tradicionales.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Número de datos	3276	3276
Promedio	0.361	0.397
Mínimo	0	0
Máximo	6.057	4.535
Varianza	0.140	0.196

En la figura a continuación se muestra la relación entre cobre y oro por cada punto, además se aprecia un valor de correlación 0.856, con lo cual se puede suponer que ambas variables están correlacionas y por tanto se utiliza el co-kriging para realizar la estimación.

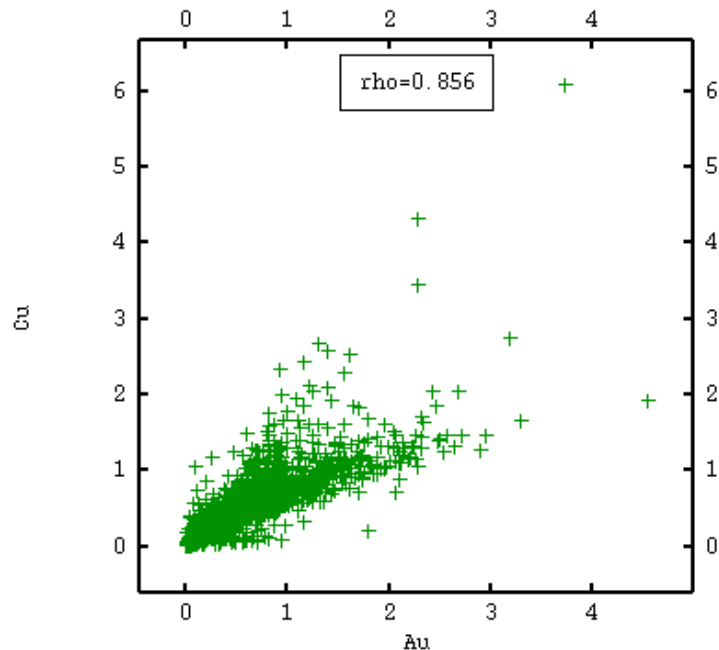


Figura 15 Scatter plot Oro Cobre compósitos tradicionales.

La visualización de la figura siguiente muestra las leyes de cobre para los compósitos tradicionales. Con respecto al oro, la visualización obtenida es muy similar a la anterior, los mapas restantes de cobre y del oro se encuentran en el Anexo B.

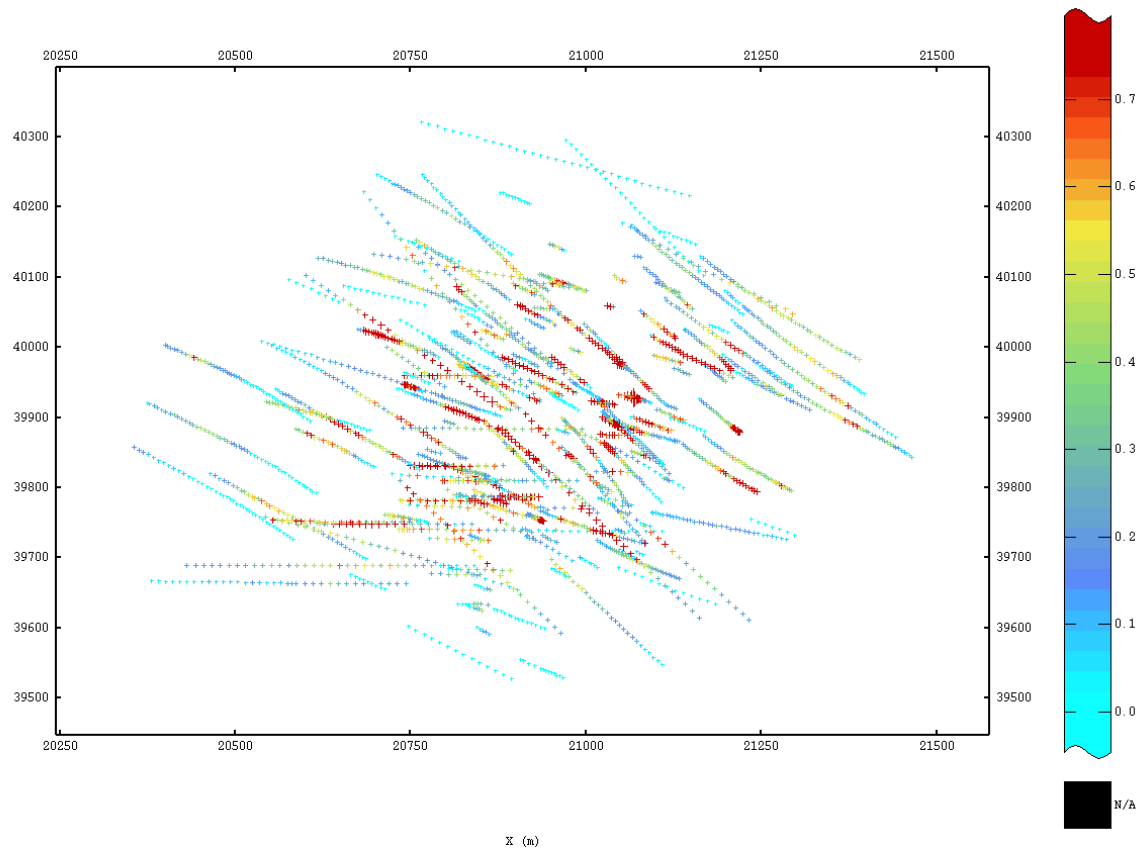


Figura 16 Vista en planta leyes de cobre compósitos tradicionales.

Los siguientes histogramas muestran las leyes de cobre y oro asociados a los compósitos tradicionales. Se observa que al parecer no conforman una única población, esto se respalda con la Figura 18. Para realizar la estimación del yacimiento, se debe dividir en unidades de estimación. Tal como fue mencionado anteriormente, se definieron como unidades de estimación los tipos de roca, por lo cual se dividió el yacimiento bajo ese criterio.

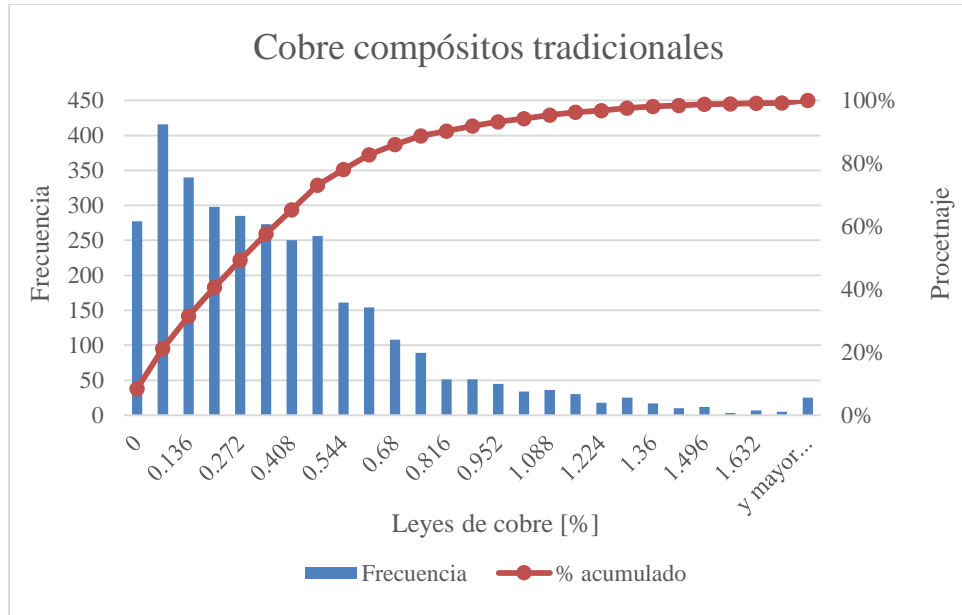


Figura 17 Histograma leyes de cobre compósitos tradicionales.

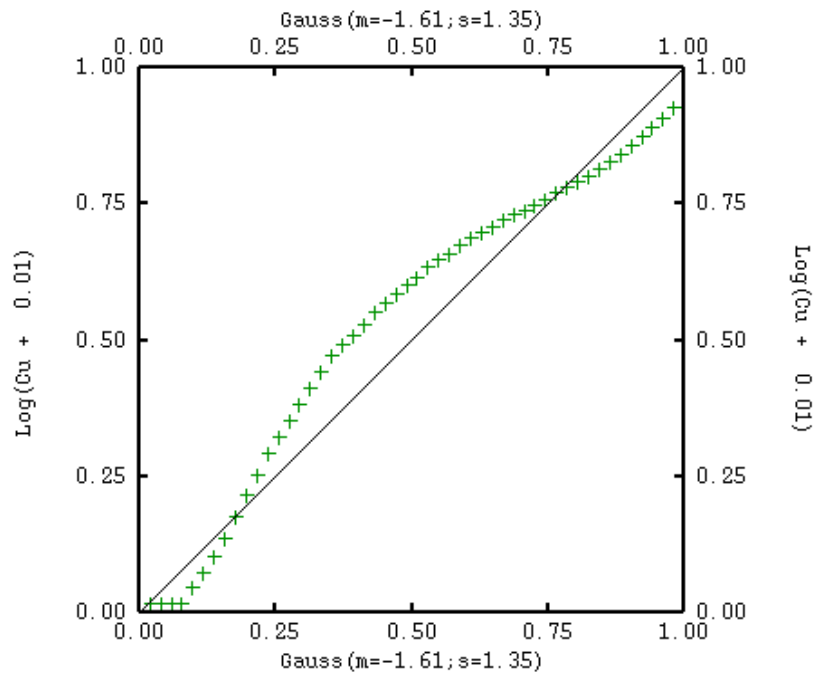


Figura 18 Gráfico P-P plot lognormal Cobre

La siguiente figura muestra una vista en planta de los compósitos tradicionales con respecto a los tipos de roca. Además se presenta el histograma de los tipos de rocas, donde se desprende que los tipos de roca 2, 5 y 8 no tienen suficientes datos para ser estimados. Por otro lado, cada uno de los tipos de roca presenta estadísticas distintas, por lo cual a priori generan dominios de estimación diferentes.

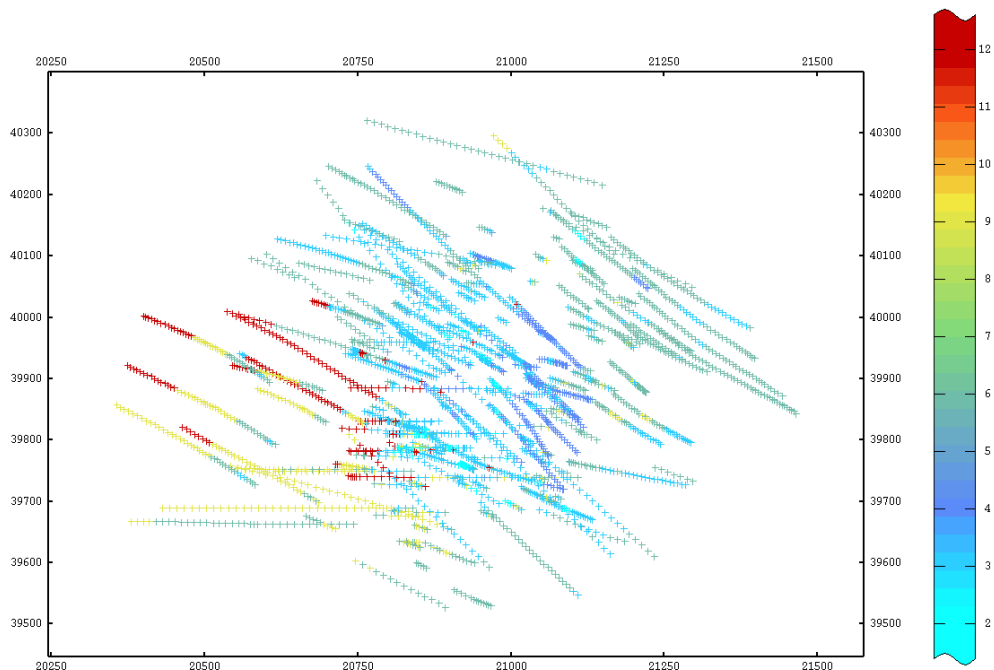


Figura 19 Tipos de roca compósitos tradicionales.

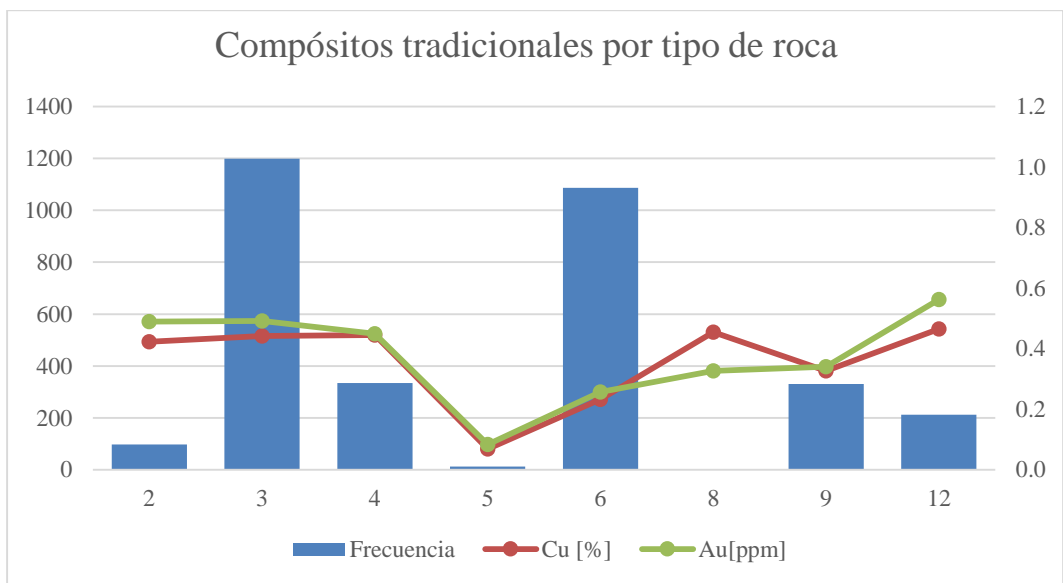


Figura 20 Histograma y leyes promedio por tipos de roca compósitos tradicionales.

4.3.2 Compósitos traslapados

Para realizar la composición traslapada se utilizó, al igual que en la composición tradicional, un largo de compuesto igual a 17 metros. Se generó dos cadenas extras, donde la distancia de movimiento de eje fueron 5 y 10 metros, respectivamente. Los resultados obtenidos de este proceso se muestran a continuación.

Tabla 8 Estadísticas básicas compósitos traslapados.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Número de Datos	9672	9672
Promedio	0.363	0.400
Mínimo	0	0
Máximo	6.111	4.535
Varianza	0.140	0.198

Como era esperado, al generar tres cadenas de compósitos, la cantidad de datos generados casi triplica a los del caso tradicional. Junto con lo anterior, en la figura siguiente se observa que el oro y el cobre están altamente correlacionados, por lo cual la estimación será realizada utilizando cokriging ordinario.

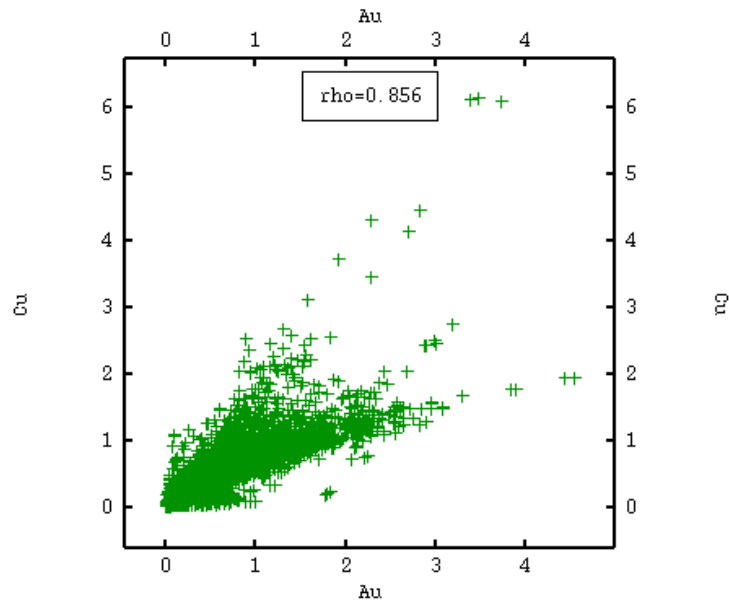


Figura 21 Scatter plot Oro Cobre compósitos traslapados.

La siguiente figura presenta la vista en planta de los compósitos generados. Dicha ilustración es consistente con los compósitos tradicionales, solo la cantidad de datos aumentó. Lo mismo ocurre con el histograma de cobre y oro, ya que se aprecian distribuciones similares.

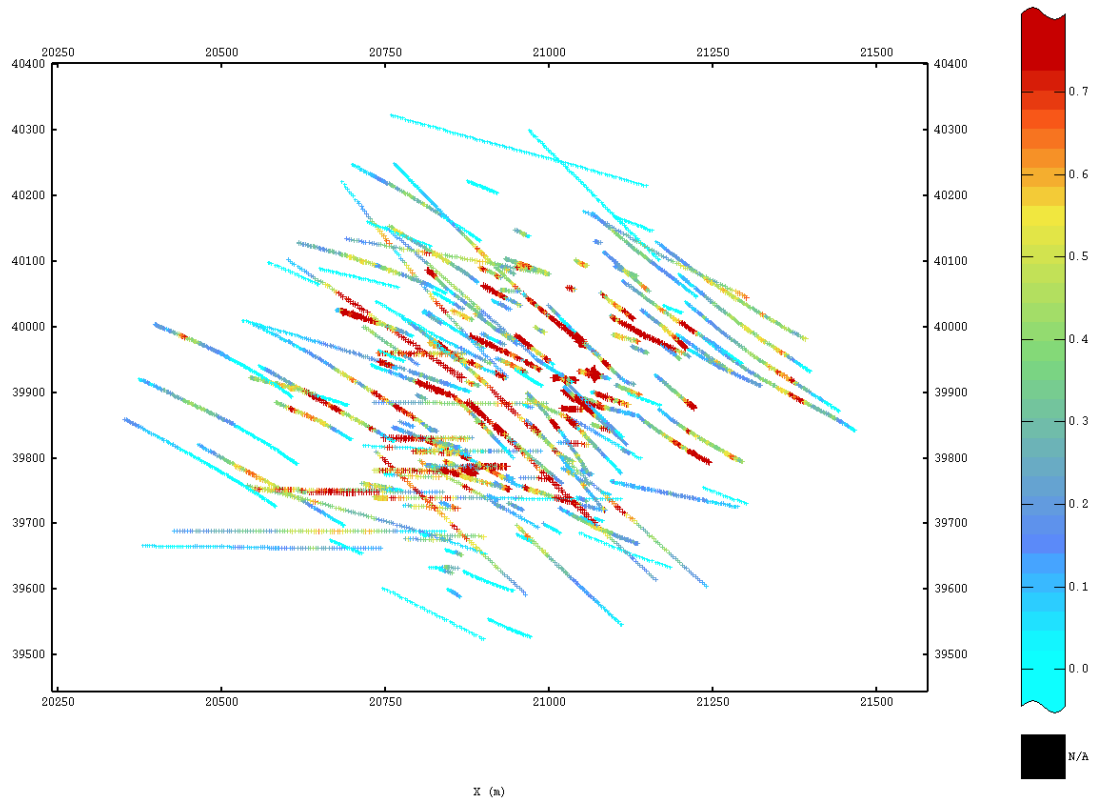


Figura 22 Vista en planta leyes de cobre compósitos traslapados

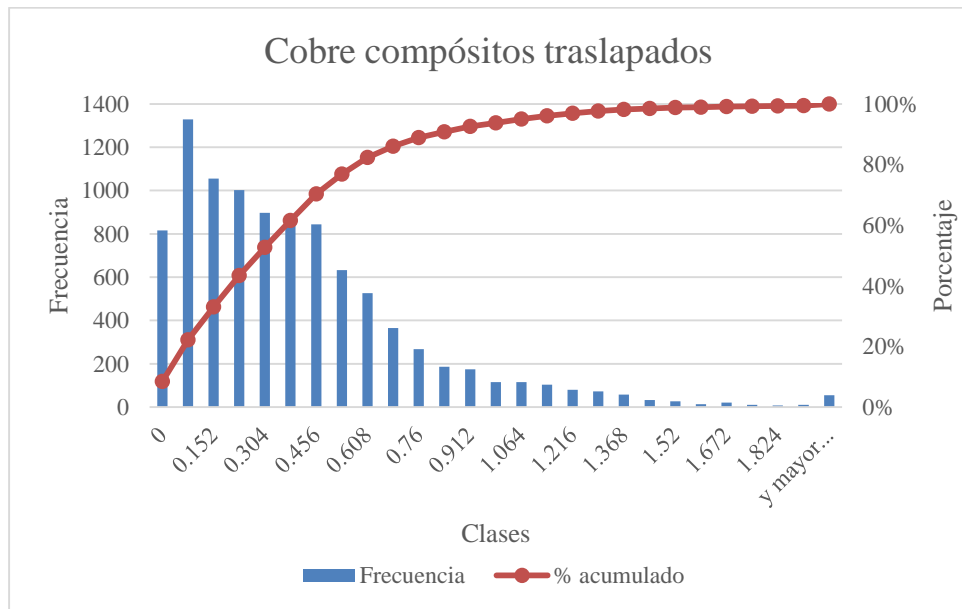


Figura 23 Histograma cobre compósitos traslapados.

Los tipos de roca, al igual que en las figuras anteriores, gráficamente son consistentes y solo se observa una mayor cantidad de datos. Lo mismo se aprecia en la Figura 25, donde las estadísticas son similares, pero los datos por tipo de roca fueron casi triplicados. Las demás figuras asociadas a este estudio se encuentran en el Anexo C.

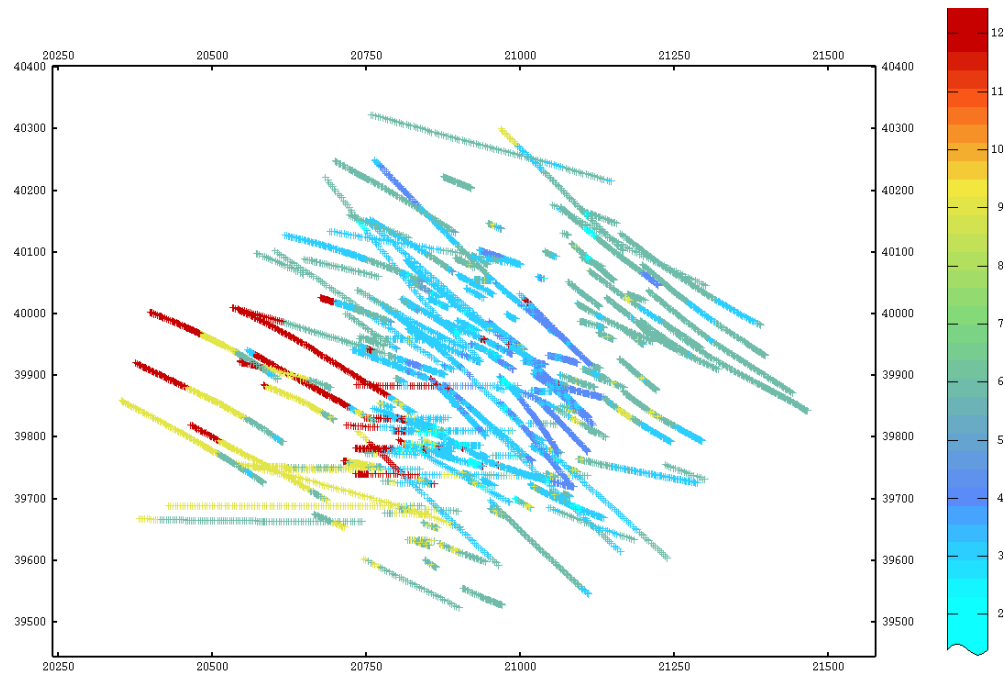


Figura 24 Vista en planta compósitos traslapados por tipo de roca.

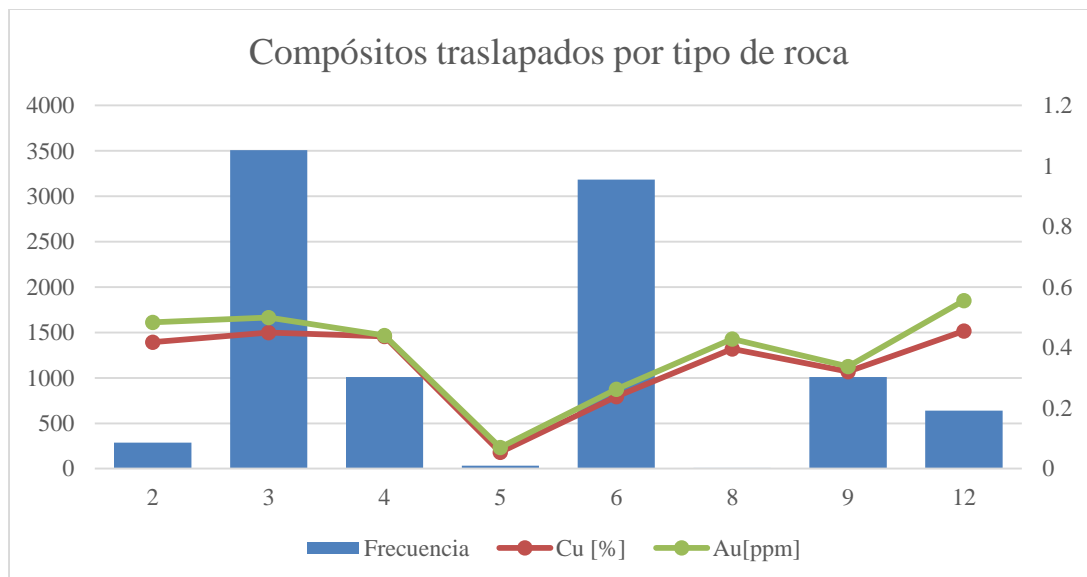


Figura 25 Histograma y leyes promedio por tipos de roca compósitos traslapados.

4.4 Bases de datos

Tal como fue mencionado anteriormente, los histogramas y los p-p plot, sugieren la existencia de más de una población en las dos bases de datos de compósitos generados. Debido a lo anterior, que dentro del proceso de estimación las unidades 2, 5 y 8 fueron descartadas, ya que contaban una cantidad insuficiente de datos para ser estimadas. De los tipos de roca restantes, se utilizó solo la 3, ya que ésta corresponde a una zona mineralizada y con un número significativo de datos para realizar el estudio. A continuación se presentan el estudio exploratorio del tipo de roca 3 de las dos bases de datos.

4.4.1 Estudio exploratorio de compósitos tradicionales roca 3

Tal como fue mencionado anteriormente, se asignó para cada compósito el tipo de roca del pozo más cercano. A continuación se muestran los resultados del tipo de roca 3.

Tabla 9 Estadísticas básicas compósitos tradicionales roca 3.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Número de Datos	1199	1199
Promedio	0.44	0.49
Varianza	0.18	0.22
Mínimo	0	0
Máximo	6.06	4.54

Al igual que en la base de datos general, se observa una alta relación entre ambos elementos, por lo cual para realizar la estimación se utilizará co-kriging.

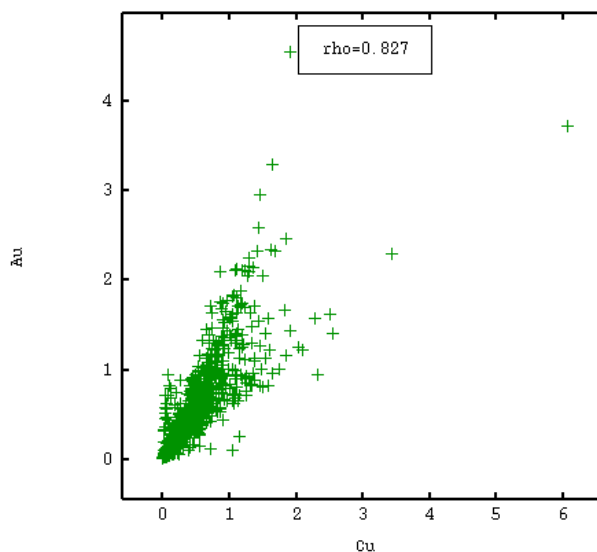


Figura 26 Scatter plot oro cobre roca 3 compósitos tradicionales.

La siguiente figura corresponde a la vista en planta del cobre para estos compósitos. Las otras vistas se encuentran en el Anexo D.

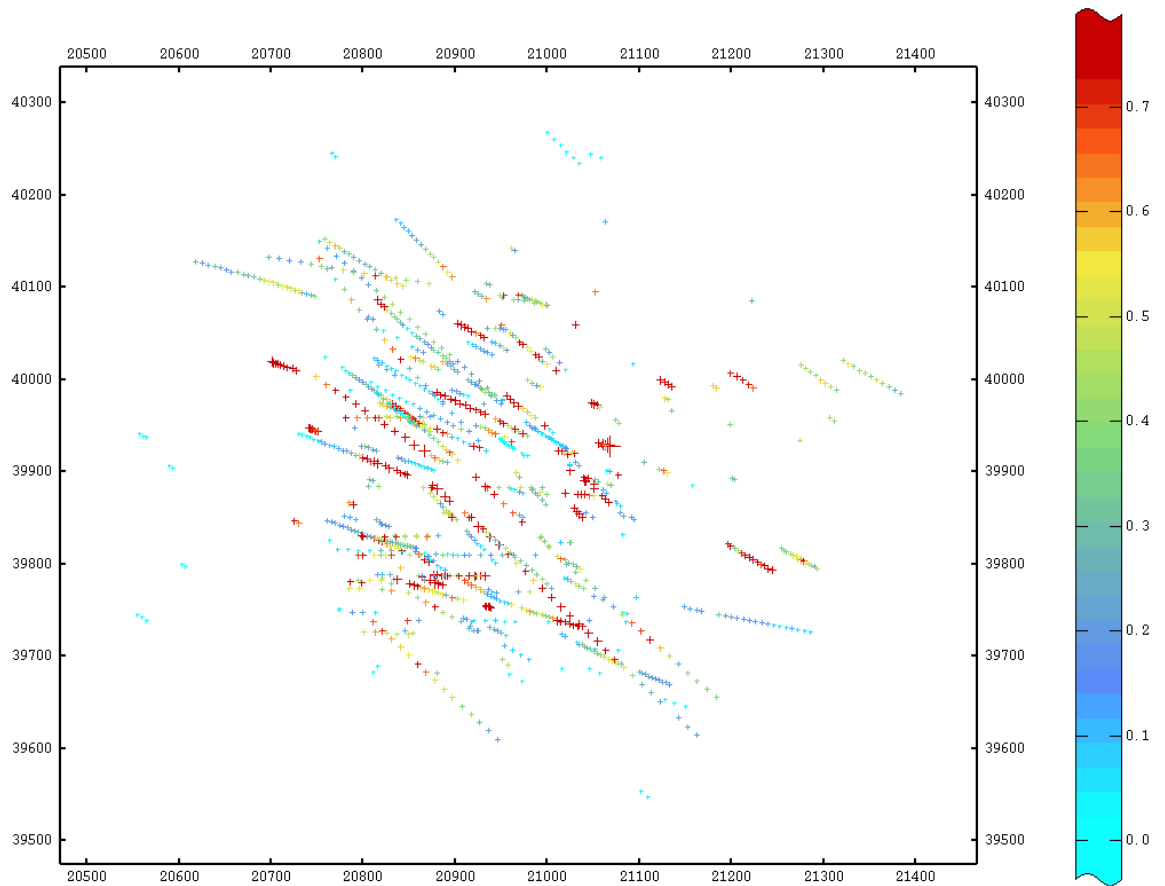


Figura 27 Vista en planta cobre compósitos tradicionales roca 3.

Las siguientes figuras muestran los histogramas y el gráfico p-p plot para el cobre, de ellos no es posible determinar si corresponden a una única población o de varias. Lo mismo ocurre con el oro, pero a pesar de ello se utilizaron ambas bases de datos para realizar la estimación.

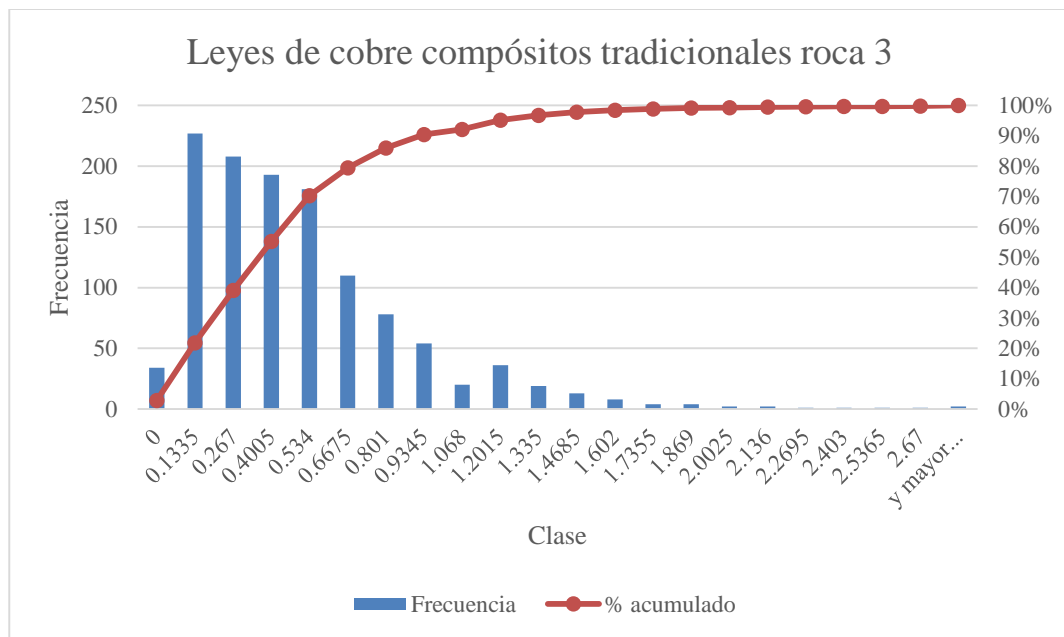


Figura 28 Histograma leyes cobre compósitos tradicionales roca 3.

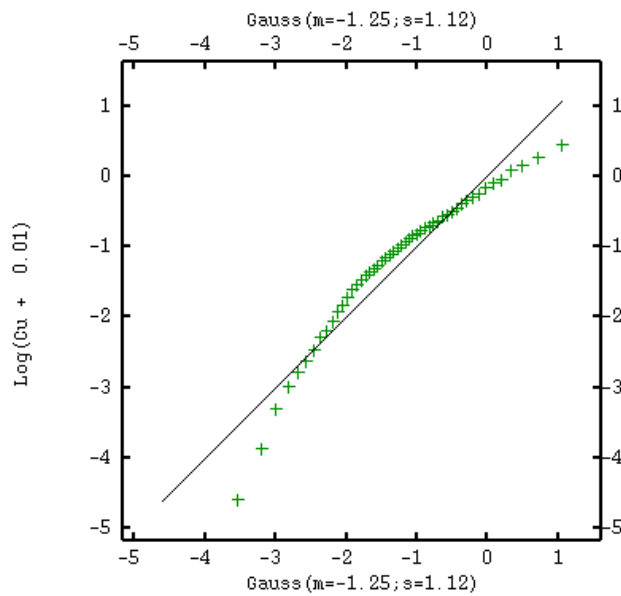


Figura 29 p-p plot cobre lognormal.

Junto con lo anterior, se contrastó la información generada con los pozos de tronadura. Los gráficos siguientes muestran las leyes de los pares entre las dos bases de datos que se encuentran a menos de 10 metros de distancia. De estos se desprende que no existe una relación entre ambas bases de datos, por lo cual no es posible utilizar la base de datos de pozos de tronadura, para ninguno de los dos elementos, como un punto de comparación para el caso de los compósitos tradicionales.

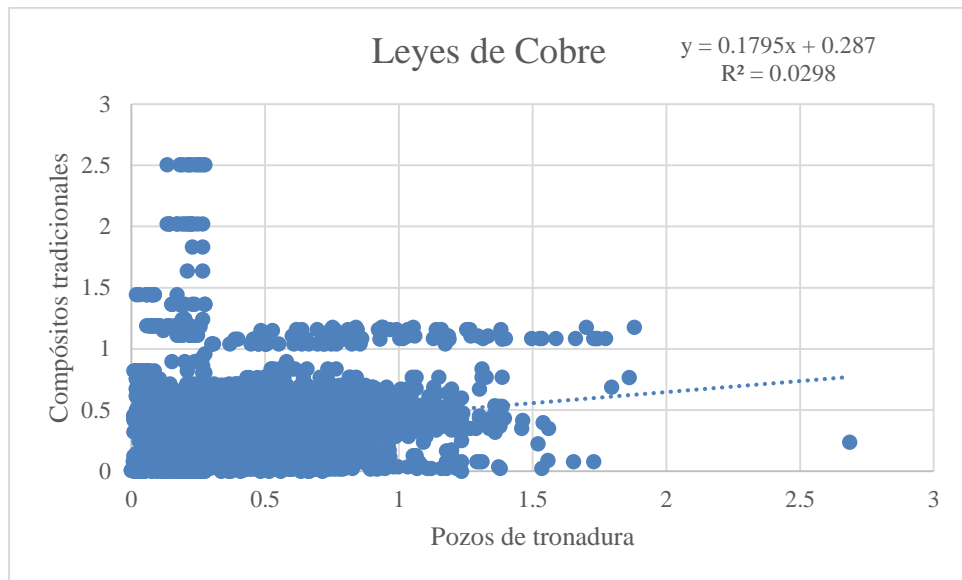


Figura 30 Nube de correlación diferida leyes de cobre compósitos tradicionales con pozos de tronadura.

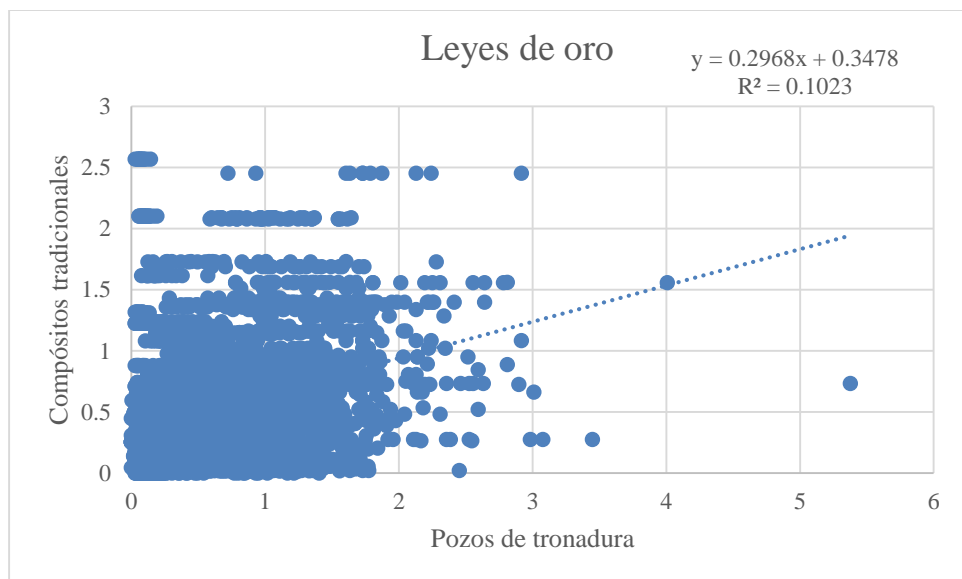


Figura 31 Nube de correlación diferida leyes de oro compósitos tradicionales con pozos de tronadura.

4.4.2 Estadísticas compósitos traslapados roca 3

A continuación se muestran las estadísticas de los compósitos traslapados asociados al tipo de roca 3.

Tabla 10 Estadísticas compósitos traslapados roca 3.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Número de Datos	3506	3506
Promedio	0.45	0.50
Varianza	0.17	0.22
Mínimo	0	0
Máximo	6.11	4.54

Al igual que al comparar las bases de datos con todos los tipos de roca, compósitos traslapados y tradicionales, los datos disponibles al utilizar el traslape casi triplican a los obtenidos al realizar el procedimiento tradicional. Por otro lado, y siendo consistentes con lo obtenido con la estrategia tradicional, se observa una alta correlación entre los elementos y por tanto se utilizará co-kriging ordinario para realizar la estimación.

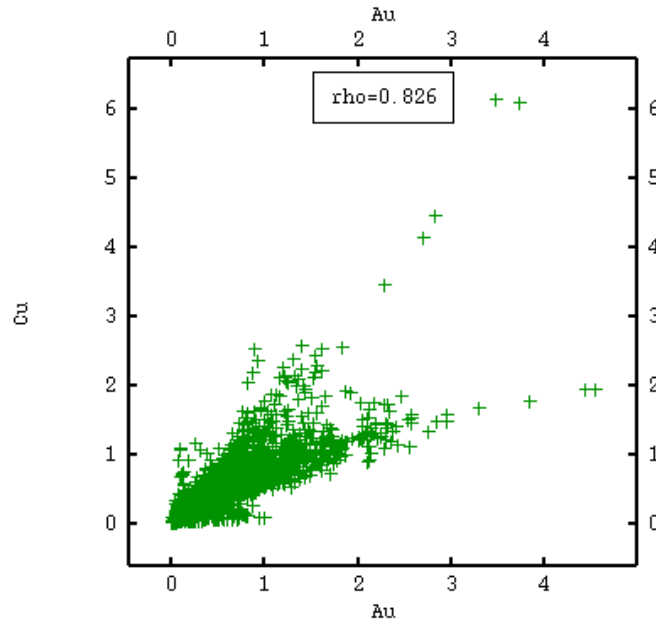


Figura 32 Scatter plot cobre oro compósitos traslapados roca 3.

Las siguientes figuras muestran la vista en planta, de los compósitos traslapados para el cobre. Las otras vistas se encuentran disponibles en el Anexo E.

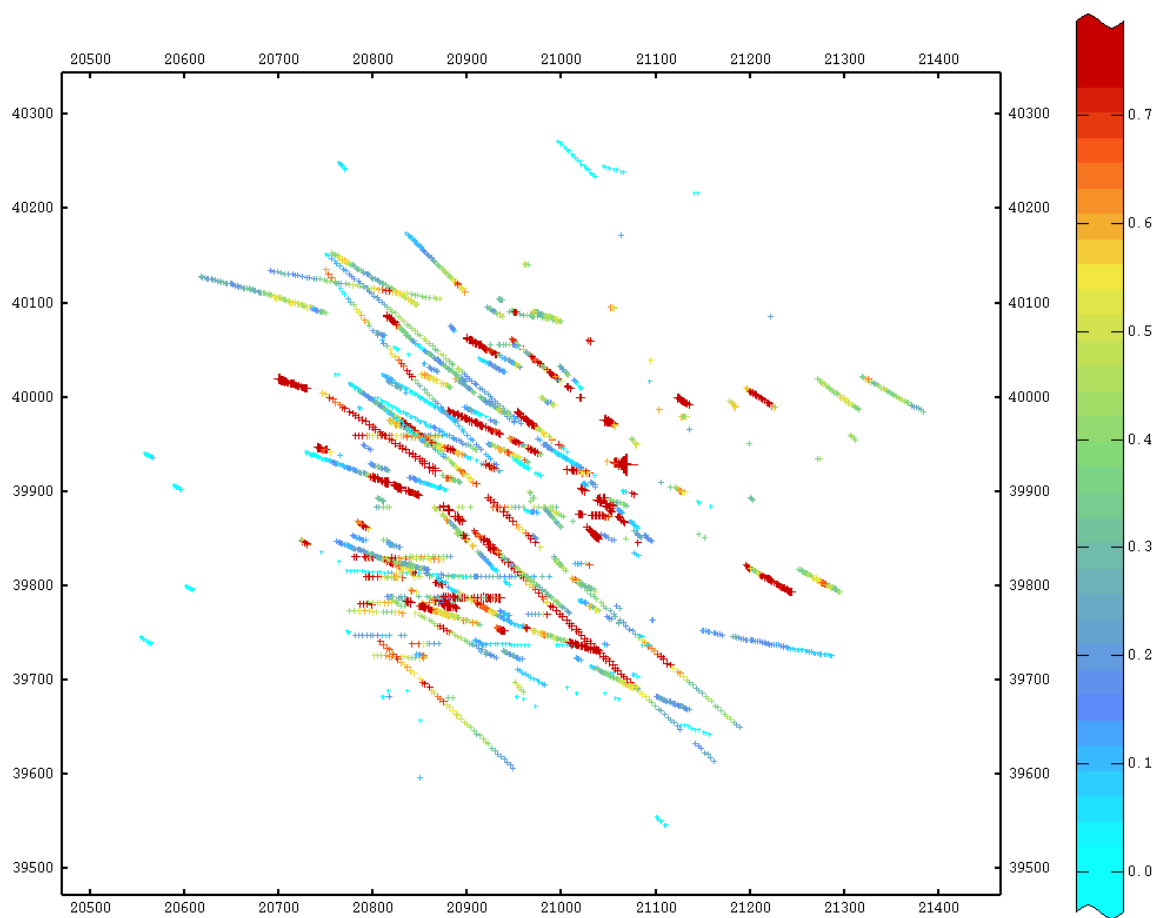


Figura 33 Vista en planta cobre compósitos traslapados roca 3.

Lo siguiente corresponde al histogramas de los compósitos traslapados para cada el cobre. Al igual que en el caso tradicional, no se puede asegurar que esta base de datos componga una única población. A pesar de ello, se utilizó en las siguientes etapas.

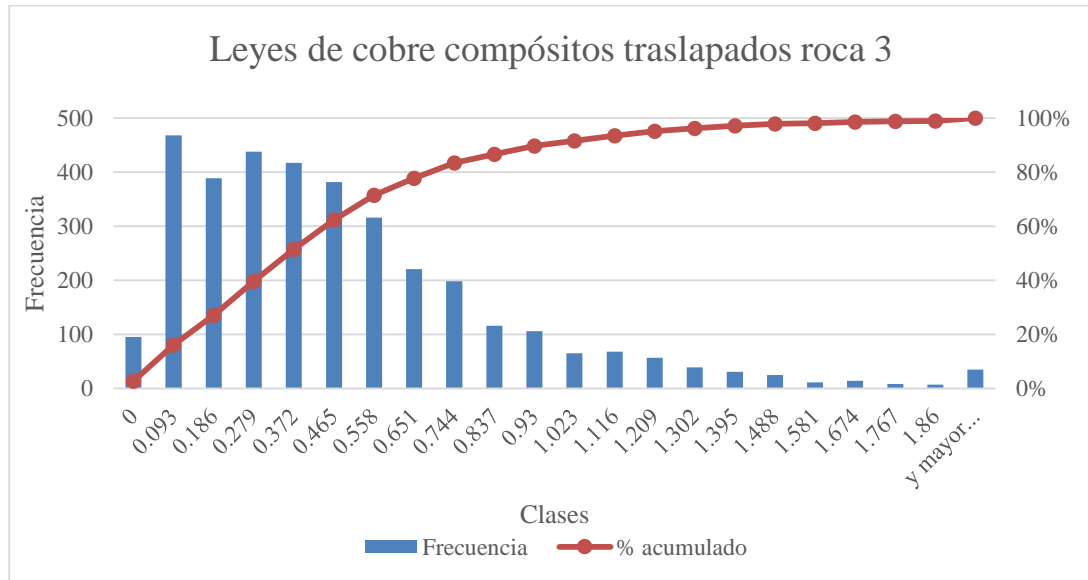


Figura 34 Histograma leyes de cobre compósitos traslapados roca 3.

Al igual que con los compósitos tradicionales se contrastó la información de la base de datos de traslapados con los pozos de tronadura comparando las leyes de pares que se ubicasen a menos de 10 metros. Las conclusiones de estas relaciones son equivalentes, no se aprecia mayor relación entre ambas bases y por tanto los pozos de tronadura no son comparables. De esta manera, se descartan los pozos de tronadura de este estudio. Las figuras siguientes grafican lo anteriormente descrito.

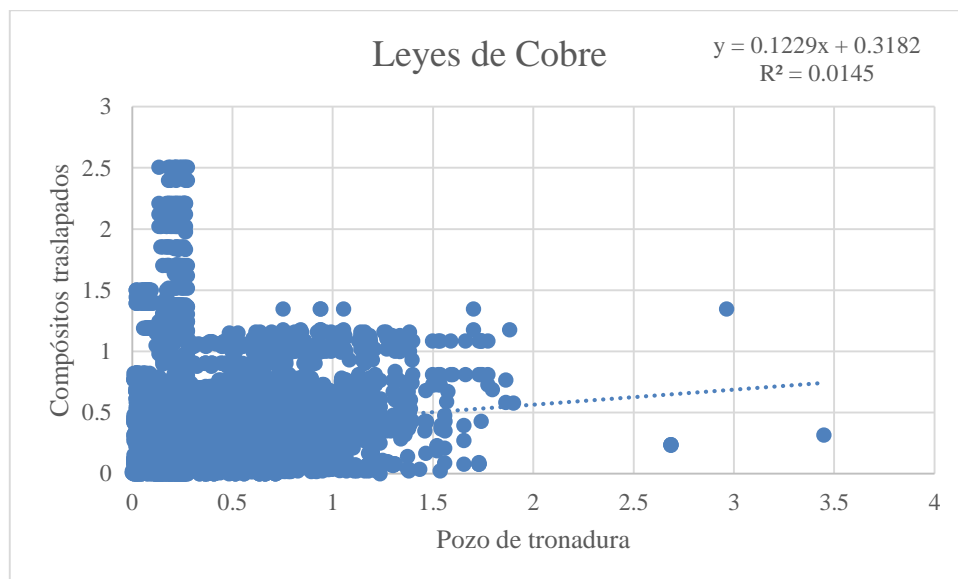


Figura 35 Nube de correlación diferida leyes de cobre compósitos traslapados con pozos de tronadura.

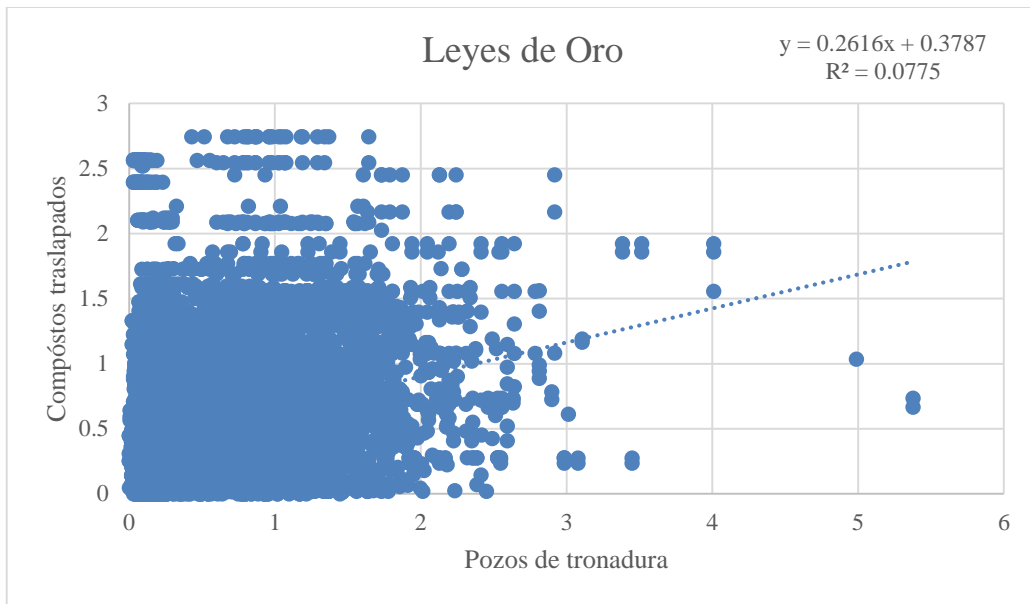


Figura 36 Nube de correlación diferida leyes de oro compósitos trasladados con pozos de tronadura.

4.5 Análisis variográfico

Con las bases de datos anteriormente descritas, se realizó el estudio variográfico asociado a cada una de ellas. Las siguientes secciones dan cuenta de los resultados que fueron obtenidos.

4.5.1 Compósitos tradicionales

Variograma Experimental

Para definir los parámetros a utilizar para calcular los variogramas experimentales, se decidió utilizar dos direcciones principales, omnihorizontal y vertical. Se utilizó como paso el largo de compósito. La siguiente tabla detalla lo anterior y los otros parámetros utilizados.

Tabla 11 Parámetros variograma experimental compósitos tradicionales.

Dirección	Azimut	Ángulo de tolerancia	Dip	Tolerancia Dip	Paso	Tolerancia del Paso
Omnihorizontal	0	90	0	20	17	8.5
Vertical	0	90	90	15	17	8.5

En todos los variogramas que se muestran en este trabajo, la dirección omnidireccional se presenta en negro y dirección vertical en azul.

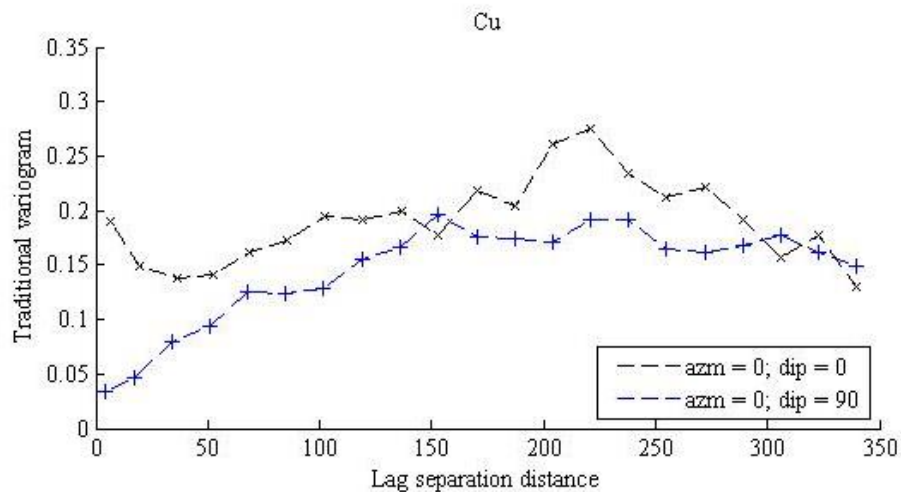


Figura 37 Variograma experimental cobre compósitos tradicionales.

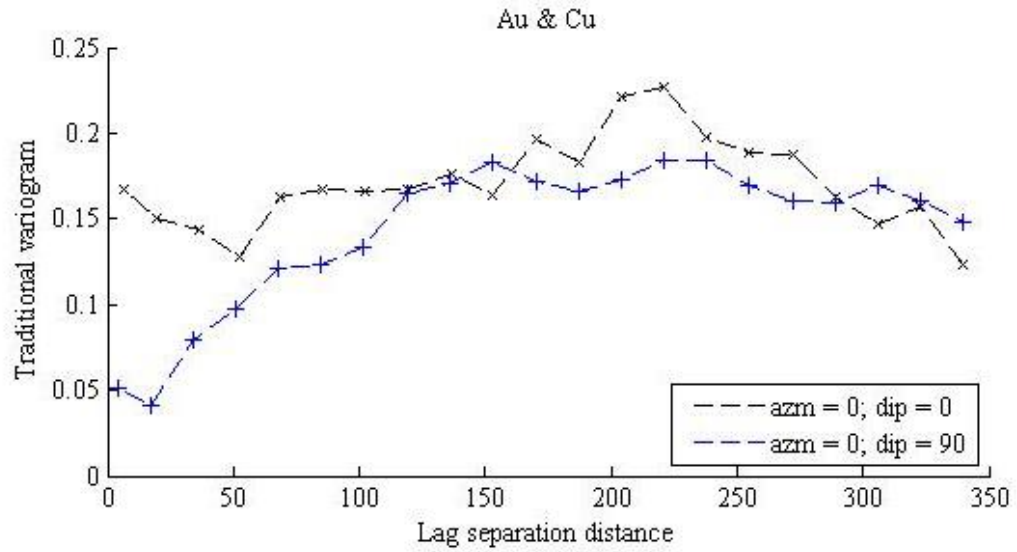


Figura 38 Variograma experimental cobre-oro compósitos tradicionales.

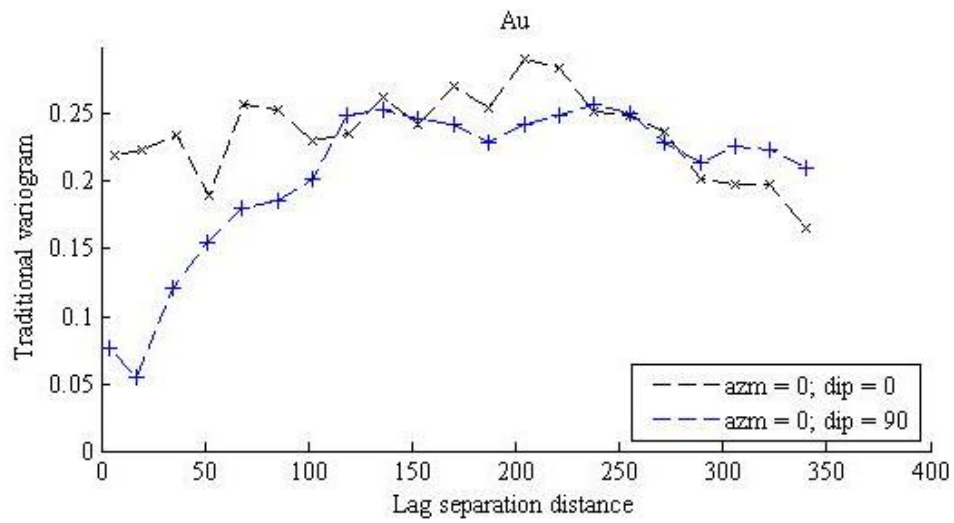


Figura 39 Variograma experimental oro compósitos tradicionales.

Variograma modelado

Para realizar el modelamiento de los variogramas se utilizaron modelos anidados. La selección del modelo final se definió por ajuste visual.

No fue utilizado el efecto pepa en este caso debido a que tanto la observación de la visualización en ambas direcciones, como al realizar el variograma a través del sondaje (DTH), no era posible apreciar este modelo.

Las siguientes tablas muestran los parámetros del modelo utilizado y las figuras a continuación corresponden a los variogramas experimentales junto con el variograma final utilizado.

Tabla 12 Estructuras de variograma modelado compósitos tradicionales

Estructura	Tipo variograma	Alcance Este	Alcance Norte	Alcance Profundidad
1	Exponencial	80	80	200
2	Exponencial	100	100	∞

Tabla 13 Matriz de varianza covarianza variograma modelado tradicional

Estructura	Cobre	Cobre Oro	Oro
1	0.1923319	0.1923578	0.2625974
2	0.0263168	-0.0012177	0.0000565

Tal como fue mencionado, en negro representa la dirección omnihorizontal y el azul la vertical.

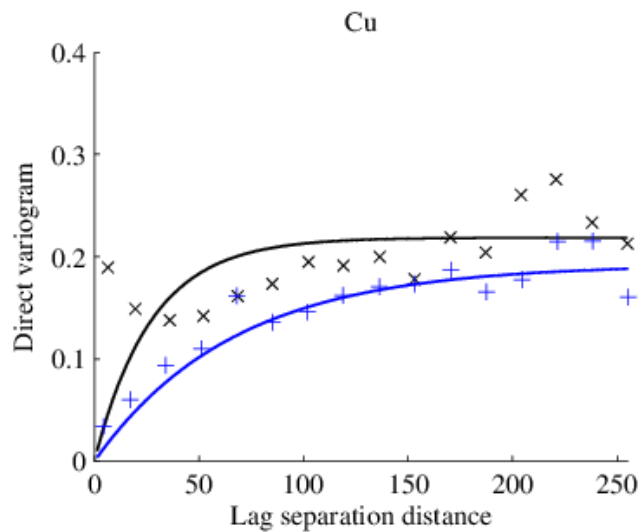


Figura 40 Variograma modelado cobre compósitos tradicionales.

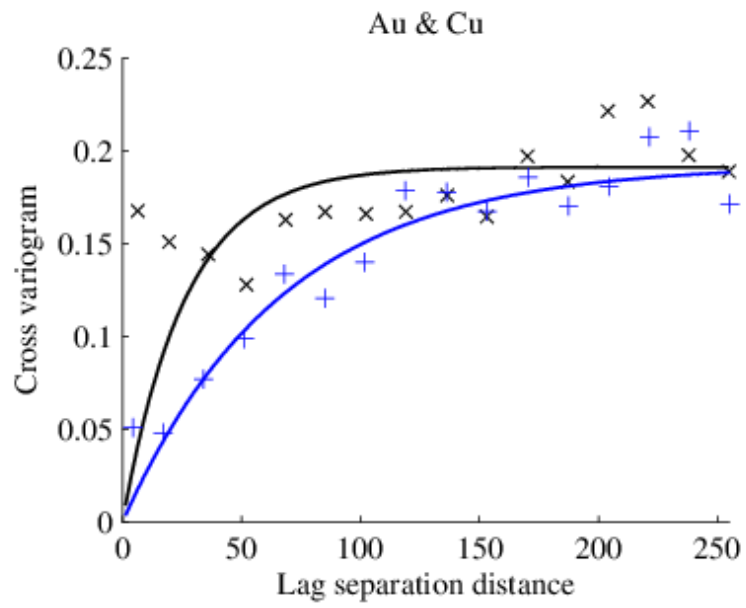


Figura 41 Variograma modelado cobre-oro compósitos tradicionales.

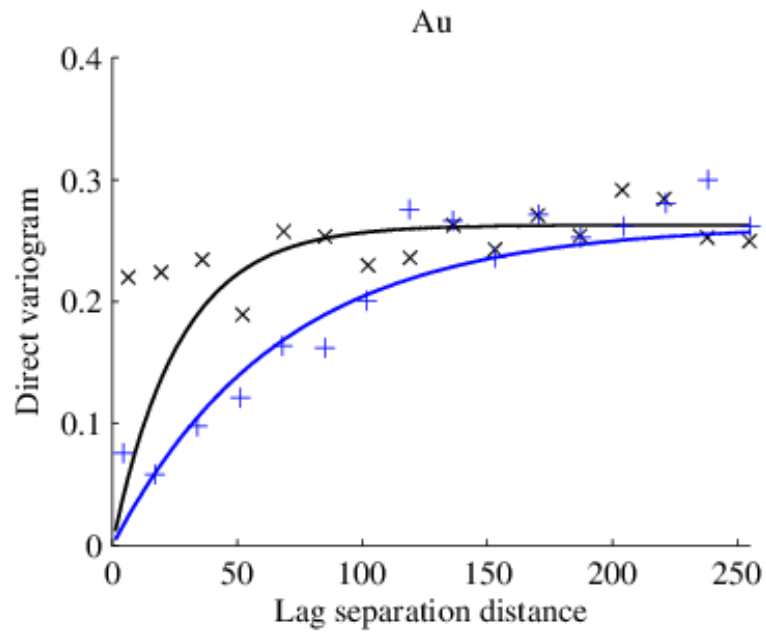


Figura 42 Variograma modelado oro compósitos tradicionales.

4.5.2 Compósitos traslapados

Variograma experimental

Para realizar los variogramas experimentales y el posterior modelamiento, se utilizaron diferentes largos de pasos, con tal de utilizar la ventaja de tener más puntos en distancias menores pero a su vez, que los puntos por modelar fuesen representativos. De esta manera, se decidió modelar el variograma obtenido con un paso de 10 metros. Para realizar este estudio de forma comparable, se utilizaron las mismas direcciones que el caso tradicional. La siguiente tabla detalla los parámetros utilizados para este cálculo.

Tabla 14 Parámetros variograma experimental compósitos traslapados.

Dirección	Azimut	Ángulo de tolerancia	Dip	Tolerancia Dip	Paso	Tolerancia del Paso
Omnihorizontal	0	90	0	20	10	5
Vertical	0	90	90	15	10	5

Al igual que en capítulo anterior, el color negro representa la dirección omnihorizontal y el azul la vertical.

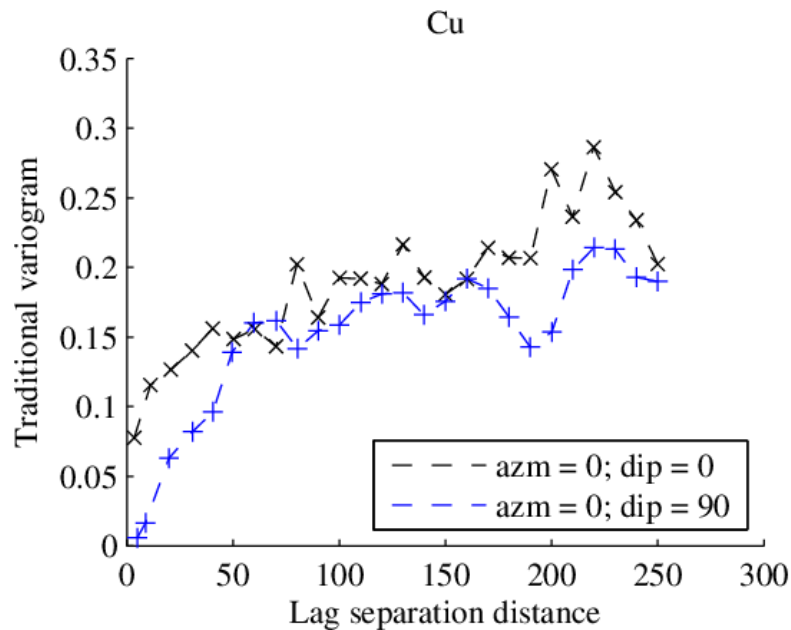


Figura 43 Variograma experimental cobre compósitos traslapados.

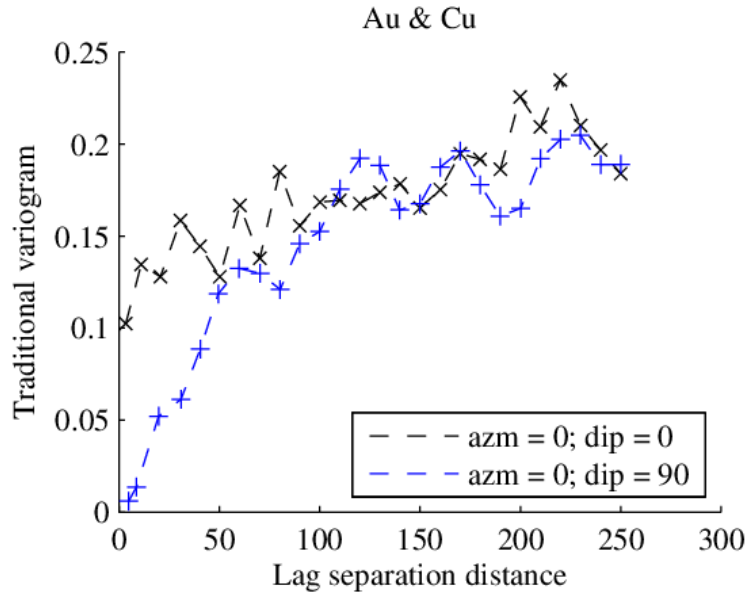


Figura 44 Variograma experimental cobre oro compósitos traslapados.

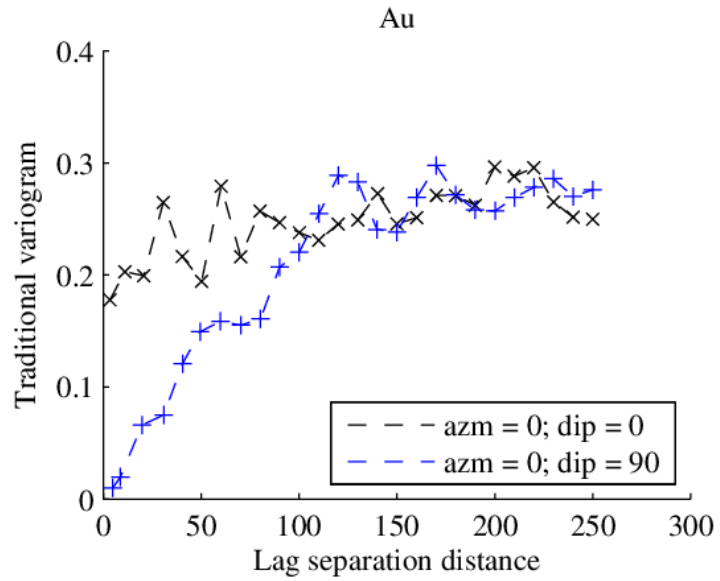


Figura 45 Variograma experimental oro compósitos traslapados.

Variograma modelado

Para lograr modelar el variograma se utilizó la misma estrategia que en el caso anterior: análisis visual y ensayo y error.

Tabla 15 Estructuras de variograma modelado compósitos traslapados.

Estructura	Tipo variograma	Alcance Este	Alcance Norte	Alcance Profundidad
1	Esférico	50	50	100
2	Exponencial	130	130	∞

Tabla 16 Matriz de varianza covarianza variograma modelado traslapados.

Estructura	Cobre	Cobre Oro	Oro
1	0.163930	0.1670584	0.2519314
2	0.0545631	0.0239385	0.0115386

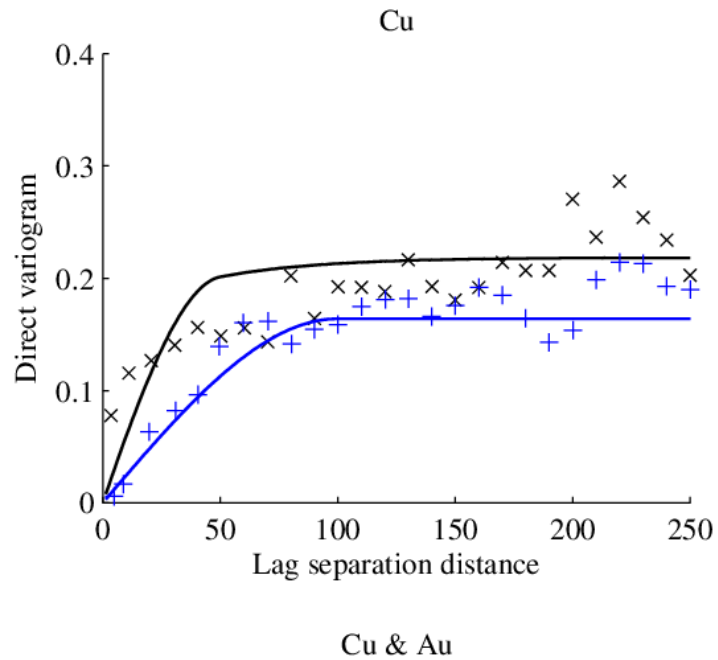


Figura 46 Variograma modelado cobre compósitos traslapados.

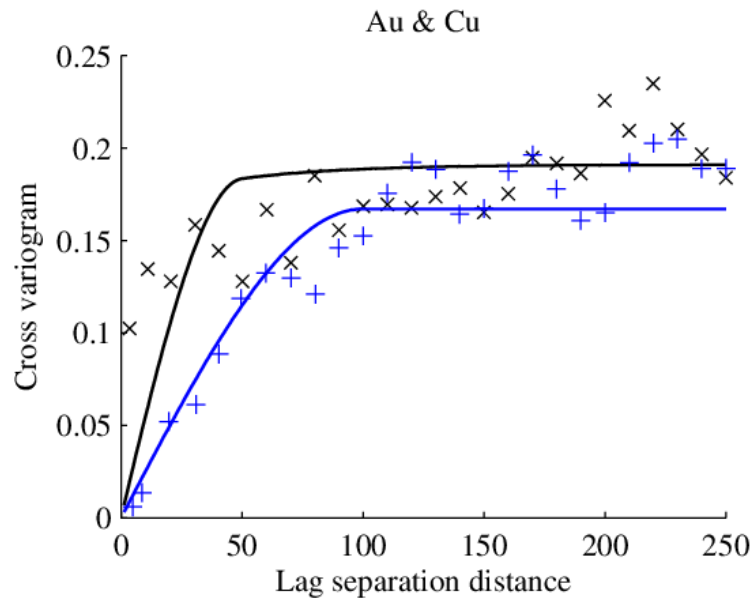


Figura 47 Variograma modelado cobre oro compósitos traslapados.

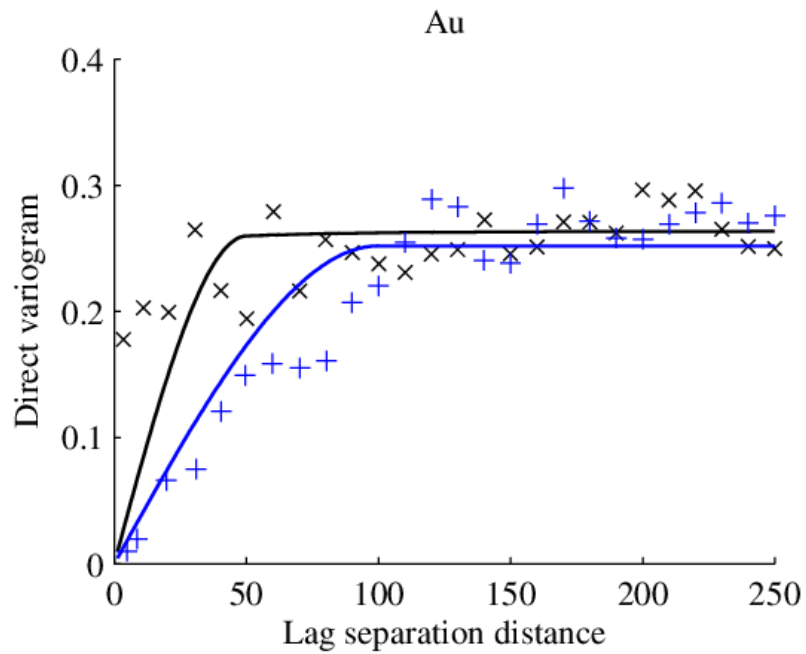


Figura 48 Variograma modelado oro compósitos traslapados.

Debido a la existencia de estructuras de menor alcance, con respecto al caso tradicional, se utilizará este variograma modelado para las siguientes etapas.

4.6 Estimaciones utilizando Co-Kriging

Para poder realizar estimaciones comparables entre las dos bases de datos, se utilizaron parámetros que las hiciesen comparables y que solo dependiesen de las bases de datos. Para realizar lo anterior, se utilizó la misma variografía en ambos casos y con respecto a la estrategia de compositación se mantienen los radios de búsqueda pero se triplican los puntos en el caso de los compósitos traslapados.

La siguiente tabla muestra de forma más clara las estrategias para cada base de datos.

Tabla 17 Estrategias de estimación.

	Octantes	Muestras	Radio de búsqueda Este	Radio de búsqueda Norte	Radio de búsqueda Nivel
Tradicional	No	24	50 metros	50 metros	100 metros
Total	No	72	50 metros	50 metros	100 metros

Las ubicaciones a estimar se generaron a partir de una grilla de 15 m x 15m x 17 m, en torno a los compósitos. A continuación se detallan los resultados obtenidos con cada base de datos.

4.6.1 Estimación compósitos tradicionales

Utilizando la estrategia anteriormente descrita se obtuvieron los siguientes resultados con la compositación tradicional. Como era esperable las estadísticas generales del yacimiento son consistentes con la utilización del co-kriging, se mantuvieron las medias y las varianzas disminuyeron.

Tabla 18 Estadísticas básicas estimación compósitos tradicionales.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Datos	20345	20345
Promedio	0.390	0.419
Mínimo	0	0
Máximo	6.056	3.713
Varianza	0.106	0.120

Las siguientes ilustraciones muestran las respectivas vistas en planta del yacimiento, donde se puede observar de manera general que mantienen las zonas de mayores leyes que se presentan en la base de datos de compósitos. Además se adjuntan los histogramas de cada variable.

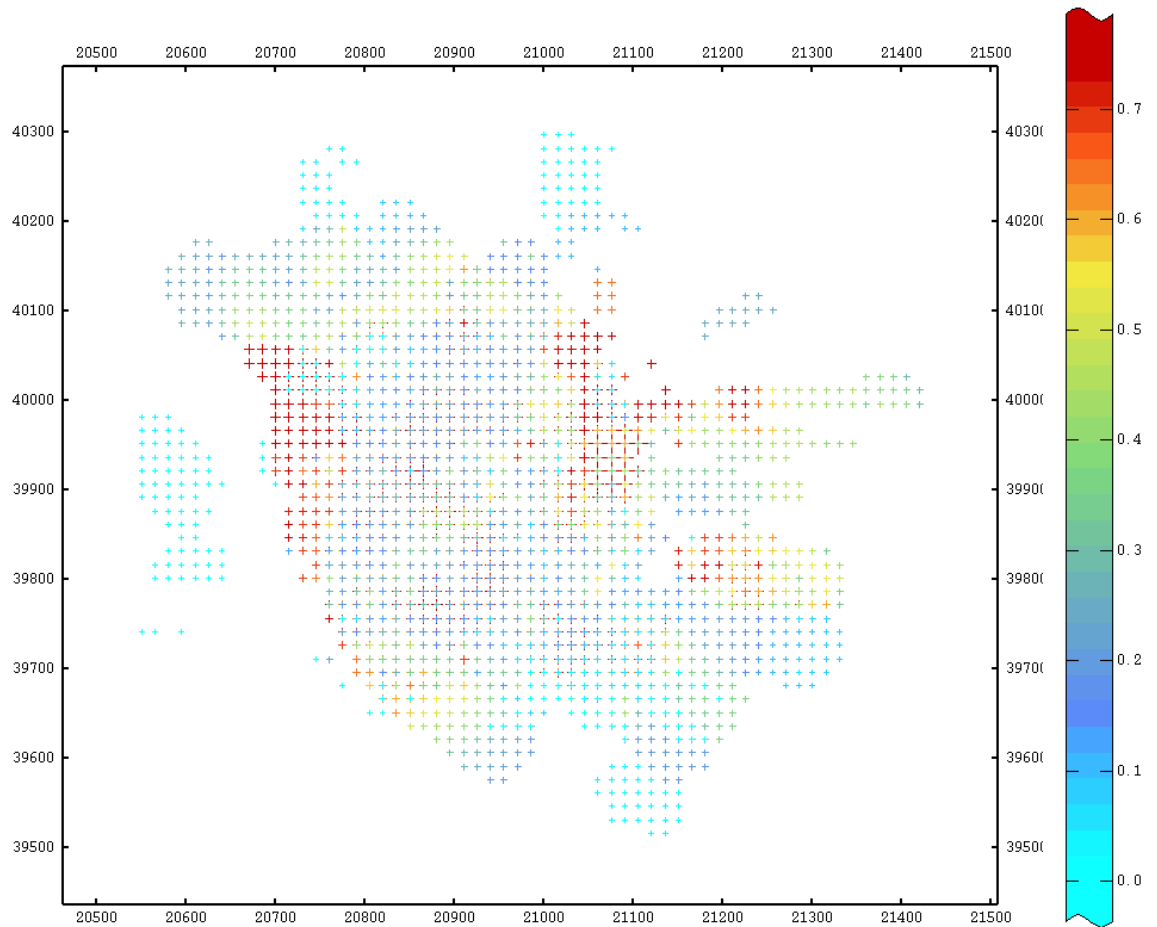


Figura 49 Vista en planta cobre estimación compósitos tradicionales.

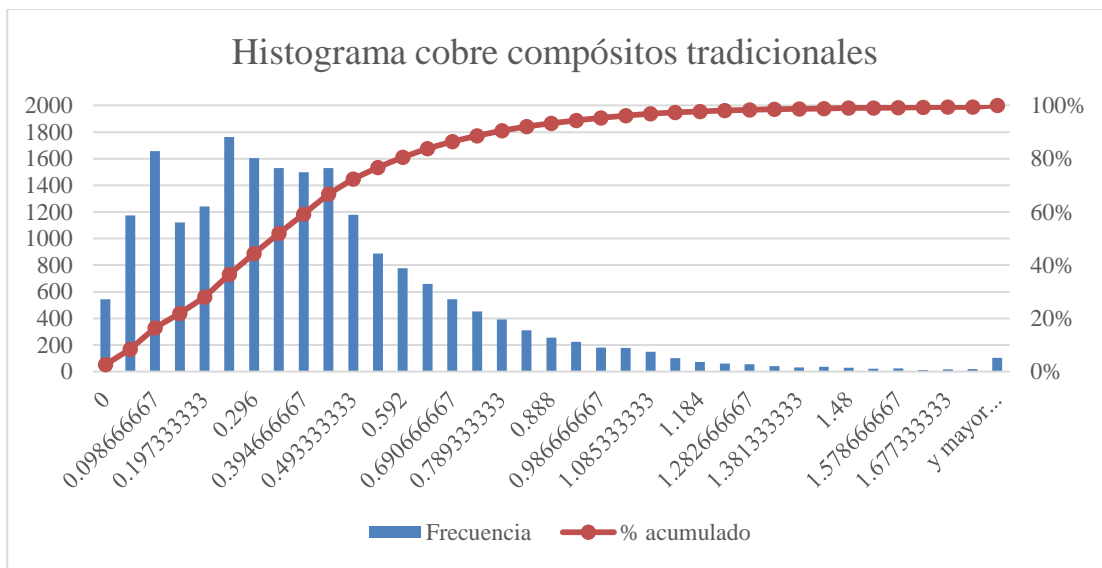


Figura 50 Histograma cobre estimado compósitos tradicionales.

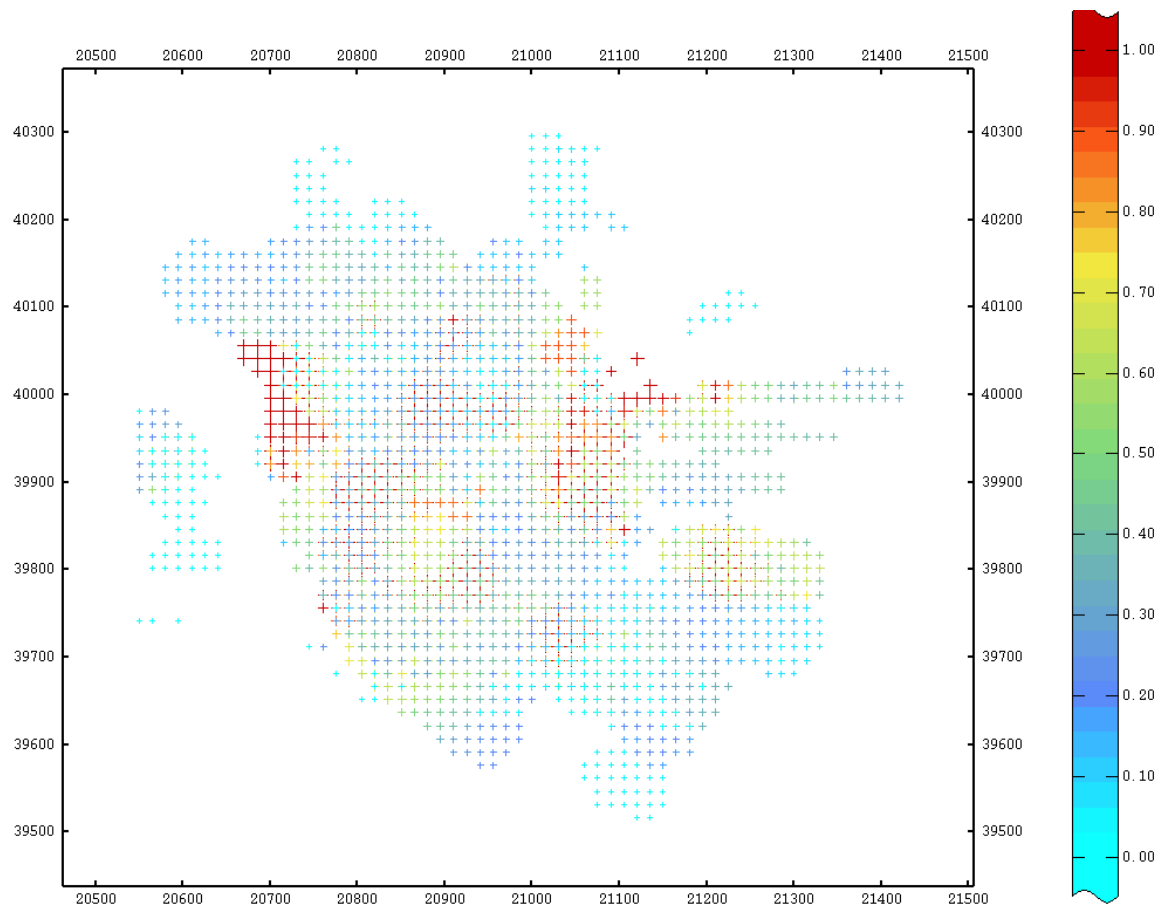


Figura 51 Vista en planta oro estimación compósitos tradicionales.

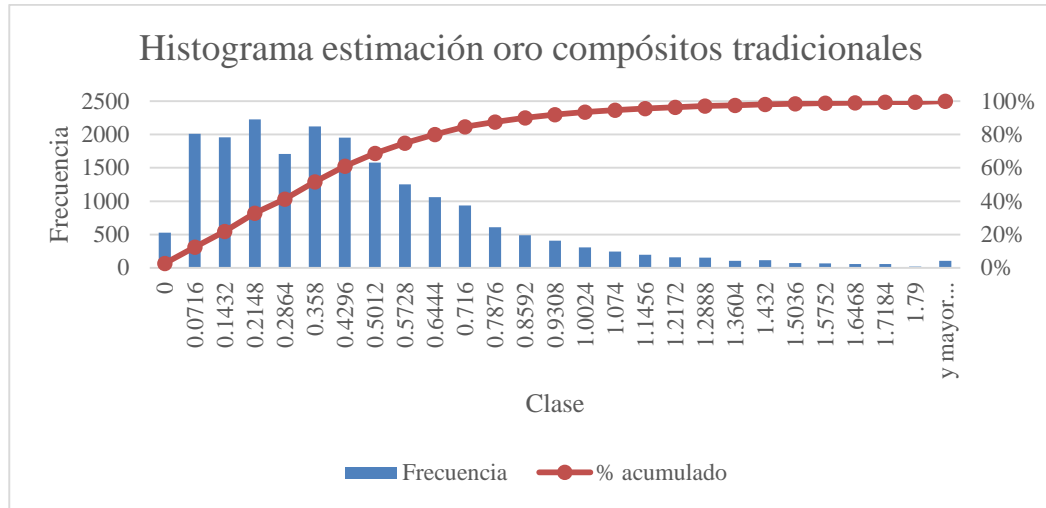


Figura 52 Histograma oro estimado compósitos tradicionales.

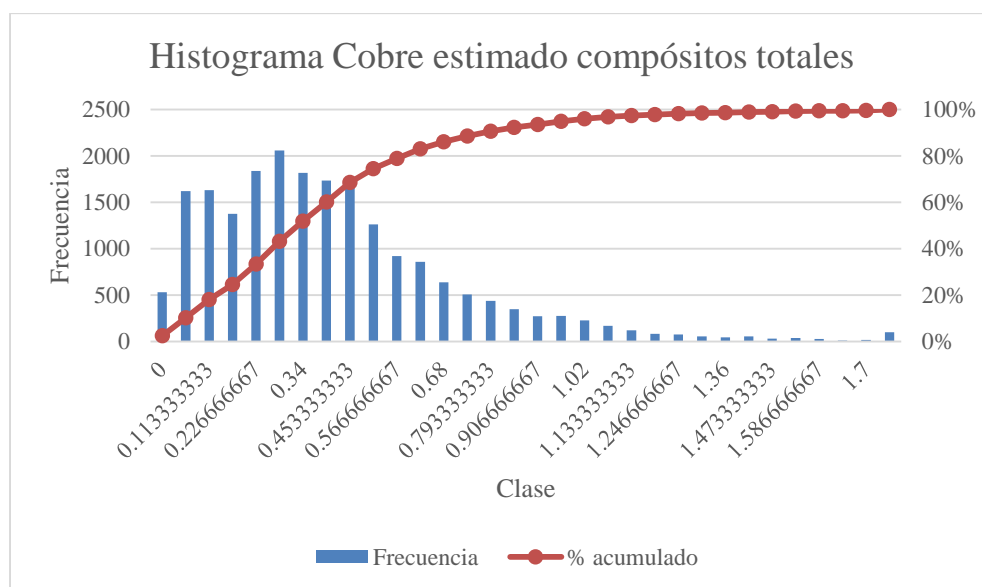
4.6.2 Estimación compósitos traslapados

Los resultados obtenidos de la estimación utilizando compósitos traslapados fueron los siguientes. Al igual que en el caso anterior, las estadísticas de la estimación son concordantes con las características del co-kriging. Pero a pesar de aumentar el número de muestras utilizadas y que más puntos fueron estimados, las estadísticas fueron similares a la estimación tradicional y difieren en un ligero aumento de la varianza.

Tabla 19 Estadísticas básicas estimación compósitos traslapados.

	Cobre [%]	Oro [ppm]
Datos	20780	20780
Promedio	0.388	0.416
Mínimo	0	0
Máximo	6.111	3.587
Varianza	0.108	0.121

Las siguientes figuras corresponden a los histogramas y las vistas en planta para las dos variables. Al igual que la estimación anterior, se observa consistencia entre la base de datos de compósitos traslapado y la estimación.



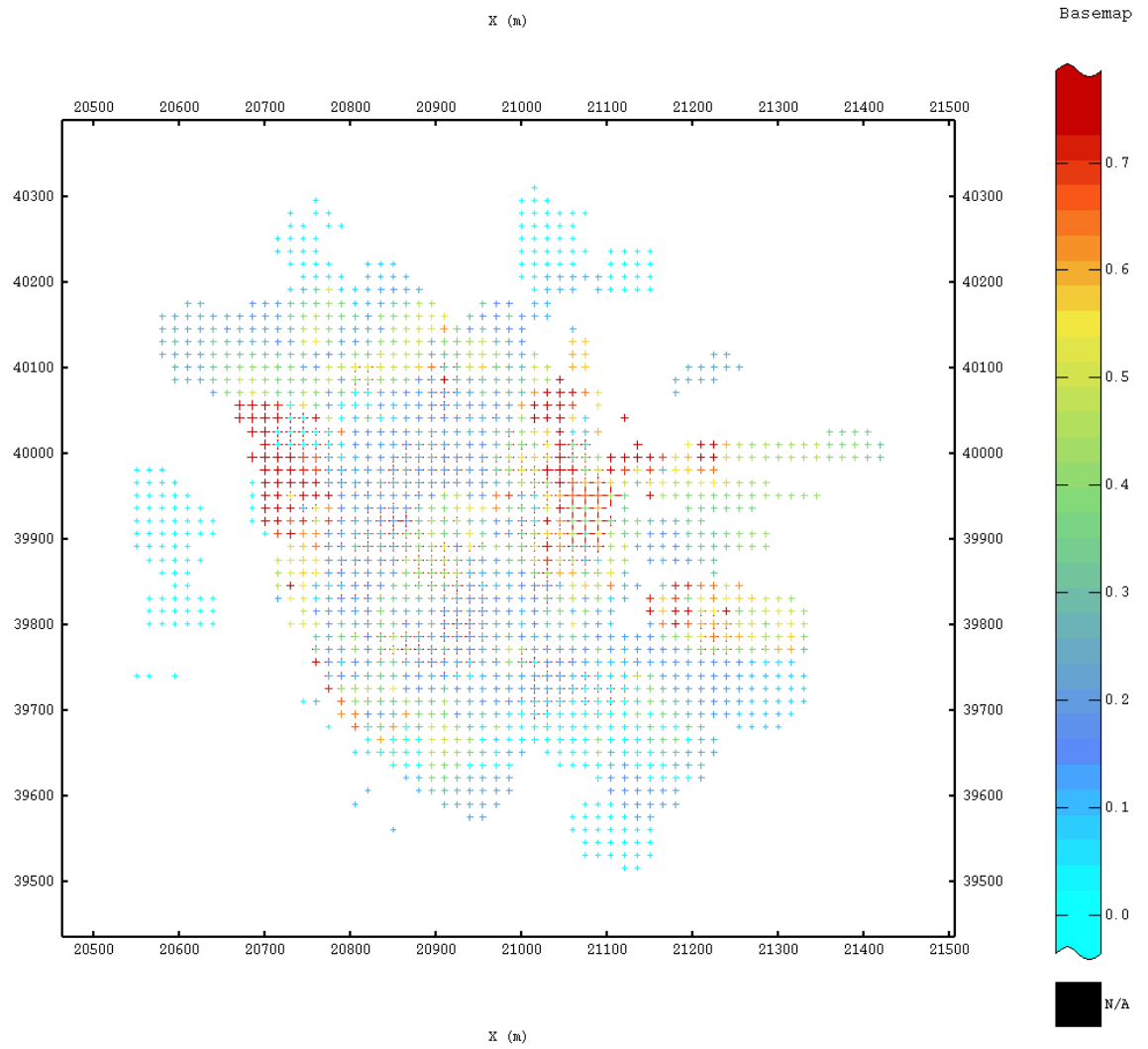


Figura 53 Vista en planta cobre estimación compósitos traslapados.

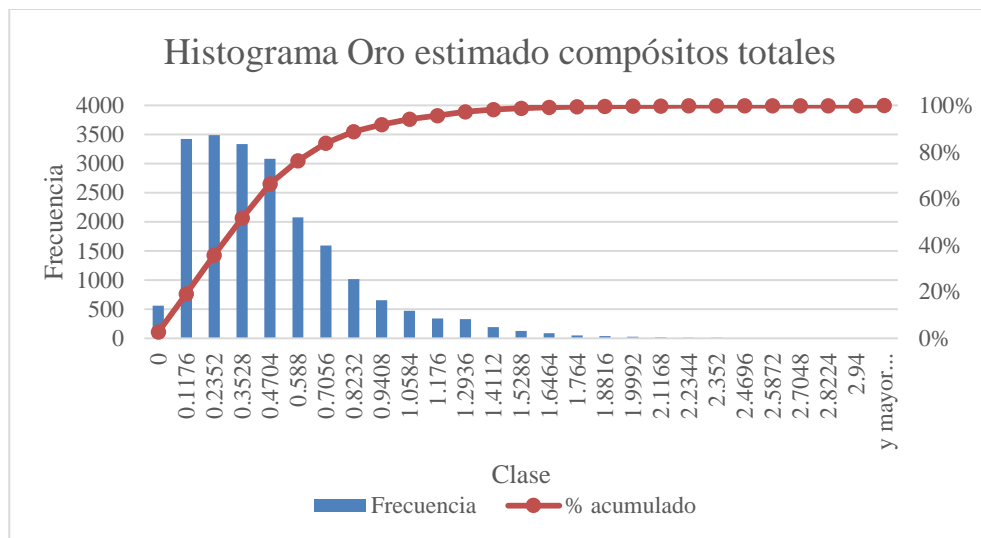


Figura 54 Histograma oro estimado compósitos totales.

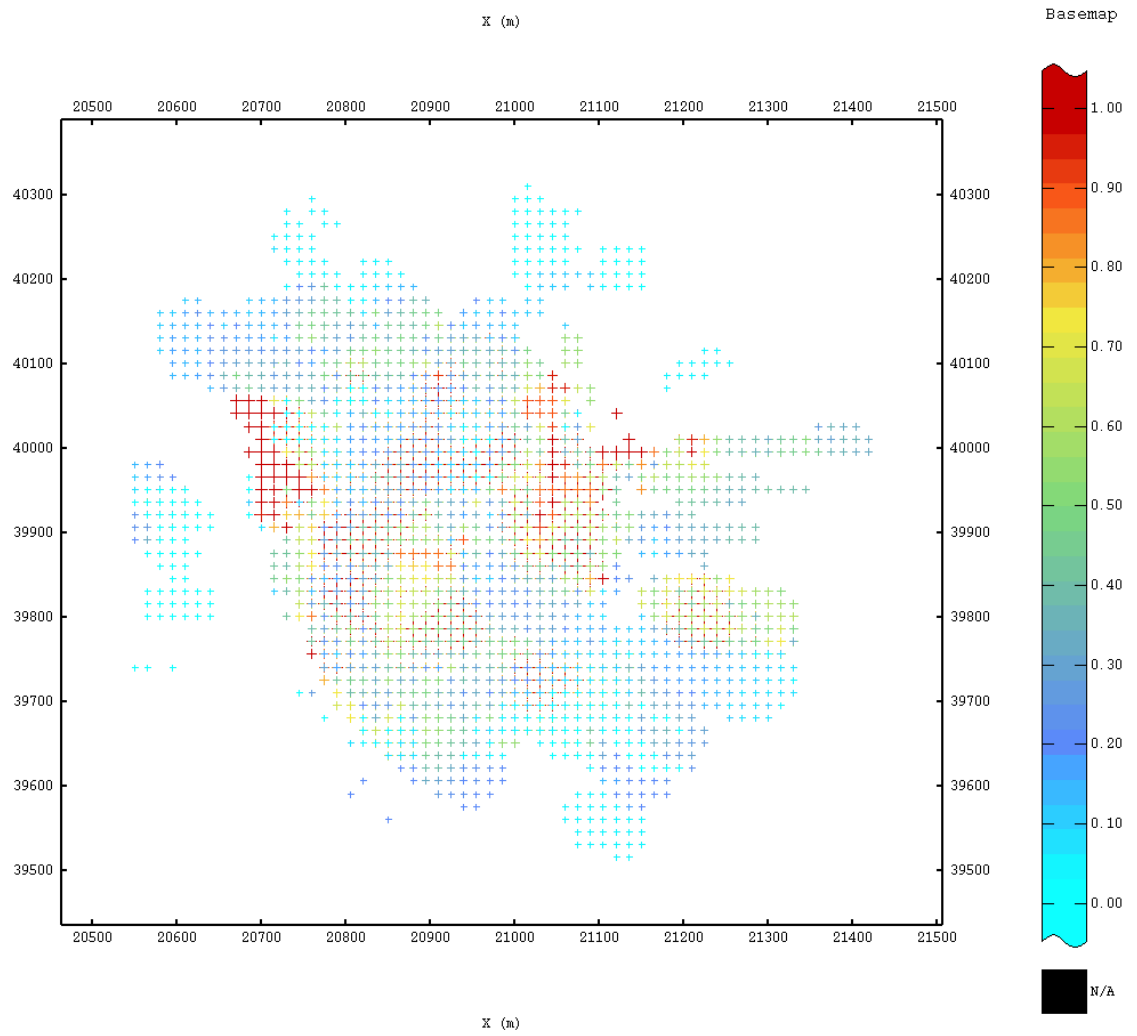


Figura 55 Vista en planta oro estimación compósitos traslapados.

4.7 Validación de estimación

Como fue mencionado en el capítulo de bases de datos, no existe una relación entre los pozos de tronadura y las bases de datos de compósitos que fueron generados. Por lo anterior, se descarta la utilización de estos pozos como medio de comparación. Así, para poder contrastar y validar las estimaciones se utiliza la validación cruzada en las dos bases de datos en estudio.

4.7.1 Validación estimación compósitos tradicionales

La base de datos de compósitos tradicionales fue sometida a los dos procesos definidos anteriormente. A continuación se detallan los resultados obtenidos para cada caso.

Validación Cruzada

Para validar la estimación anteriormente descrita, fueron utilizados los mismos parámetros que se usaron para realizarla, esto se refiere al variograma, radios de búsqueda y número de muestras. La siguiente tabla muestra la comparación de las estadísticas entre los valores estimados y los reales.

Tabla 20 Estadísticas validación cruzada compósitos tradicionales.

	Real		Estimado	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]
Promedio	0.442	0.491	0.442	0.492
Mínimo	0	0	0	0
Máximo	6.056	4.535	3.836	2.964
Varianza	0.175	0.222	0.119	0.153
Promedio del Error			9.67E-05	-8.91E-04
Varianza del Error			0.056	0.077
Varianza del Error Estandarizado			0.948	1.084

Junto con estas estadísticas, fueron contrastadas las leyes estimadas con los valores esperados. Los siguientes gráficos muestran esa relación para ambos elementos.

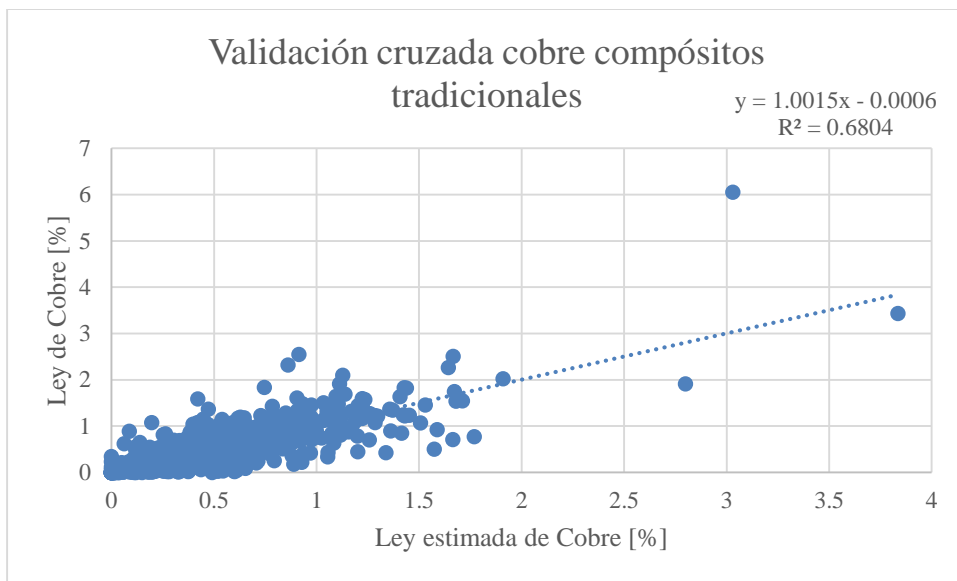


Figura 56 Validación cruzada cobre compósitos tradicionales.

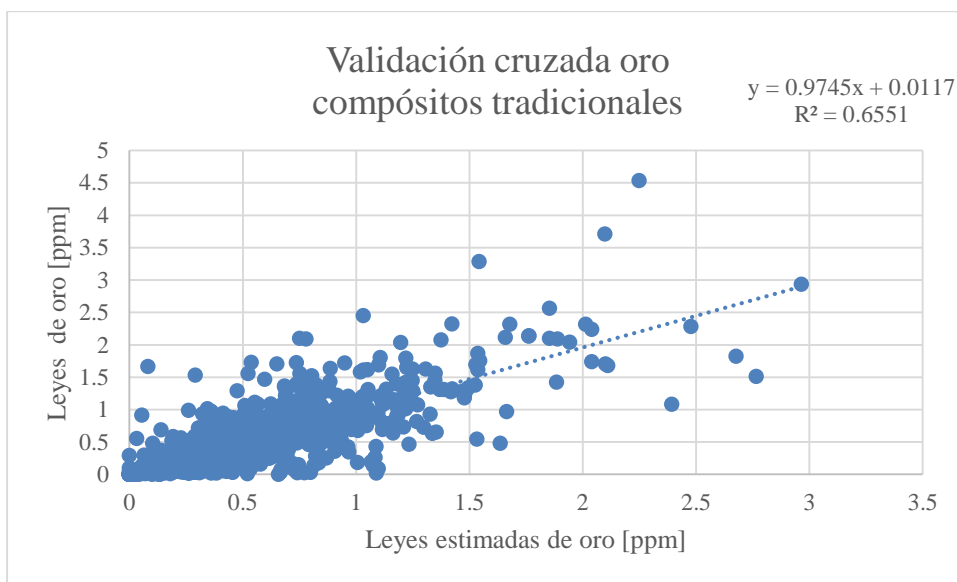


Figura 57 Validación cruzada oro compósitos tradicionales.

Validación cruzada sin puntos cercanos

Además de realizar la validación cruzada tradicional, se agregó una nueva restricción: no considerar aquellos datos ubicados a menos del 10% del radio de búsqueda. Con ello se busca no utilizar los puntos más cercanos para realizar esta nueva estimación, en particular los compósitos del mismo sondaje. Los resultados obtenidos se muestran a continuación.

Tabla 21 Estadísticas validación cruzada sin datos cercanos compósitos tradicionales.

	Real		Estimado	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]
Promedio	0.442	0.491	0.444	0.493
Mínimo	0	0	0	0
Máximo	6.056	4.535	3.629	2.684
Varianza	0.175	0.222	0.095	0.116
Promedio del error			-0.002	-0.001
Varianza del error			0.116	0.150
Varianza del error estandarizado			0.910	0.906

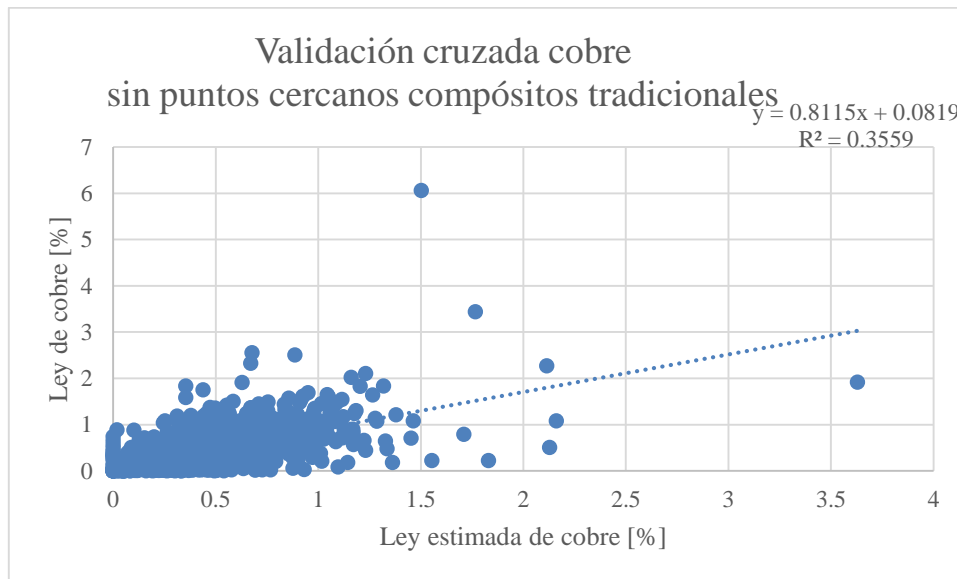


Figura 58 Validación cruzada cobre sin puntos cercanos compósitos tradicionales.

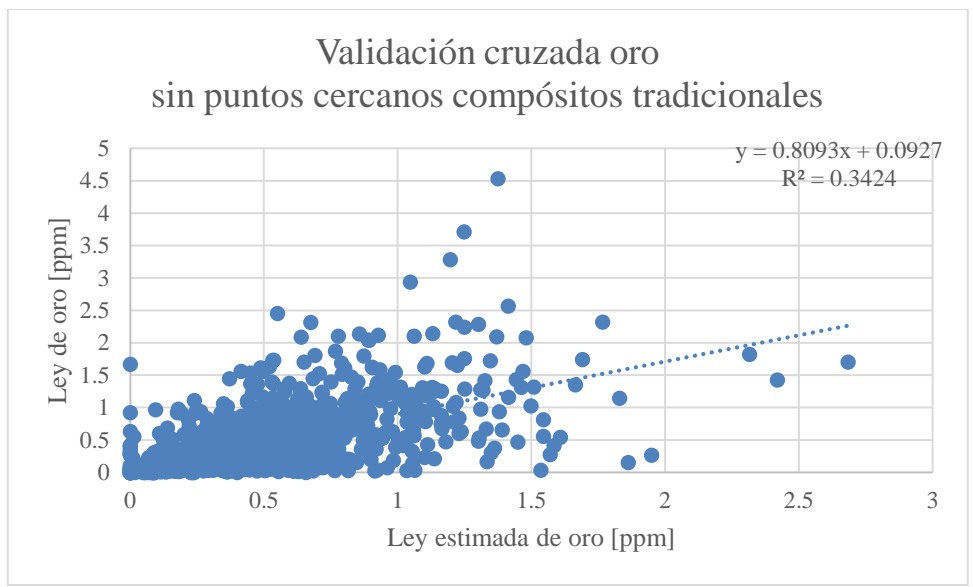


Figura 59 Validación cruzada oro sin puntos cercanos compósitos tradicionales

4.7.2 Validación estimación compósitos traslapados

Validación Cruzada

Al igual que en el caso anterior, se mantuvieron los parámetros de la estrategia utilizada en la estimación por co-kriging. La siguiente tabla muestra la comparación entre los valores esperados y estimados.

Tabla 22 Estadísticas validación cruzada compósitos traslapados.

	Real		Estimado	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [ppm]
Promedio	0.450	0.499	0.450	0.500
Mínimo	0	0	0	0
Máximo	6.111	4.535	3.836	4.050
Varianza	0.173	0.221	0.159	0.200
Promedio del Error			-3.91E-04	-8.12E-04
Varianza del Error			0.006	0.010
Varianza del Error Estandarizado			0.340	1.084

Las figuras siguientes grafican el valor real y el estimado utilizado la validación. Se puede apreciar que tanto en oro como cobre se obtienen resultados favorables, ya que la línea de tendencia tiene pendiente cercana a la unidad.

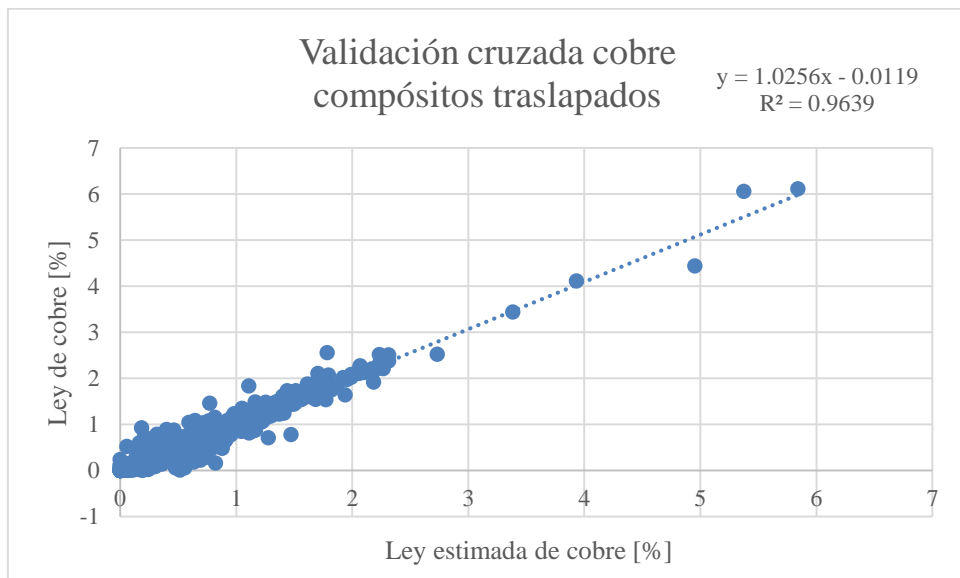


Figura 60 Validación cruzada cobre compósitos traslapados.

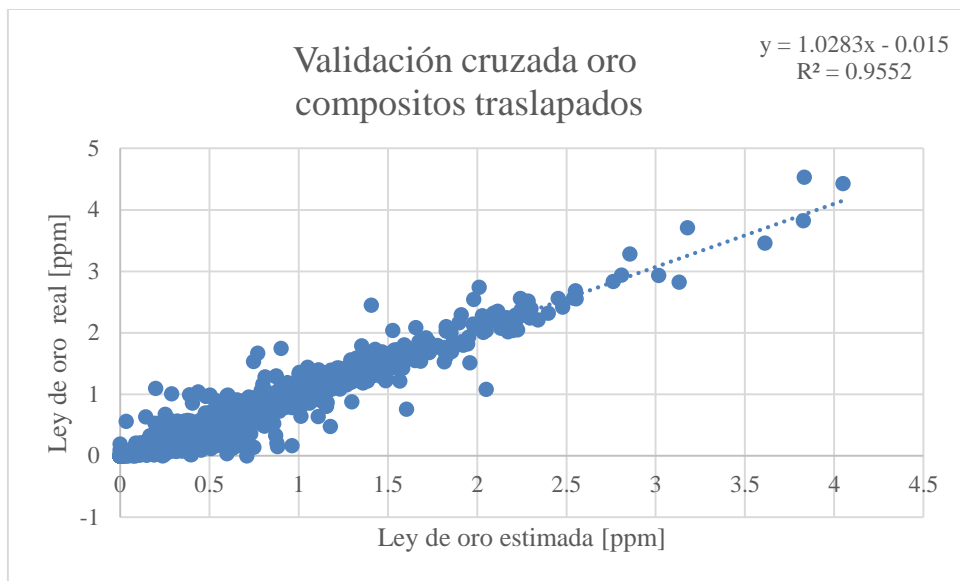


Figura 61 Validación cruzada oro compósitos traslapados.

Validación cruzada sin puntos cercanos

Tal como se realizó en el caso tradicional, se hizo la validación cruzada descartando datos cercanos. Los resultados obtenidos, al igual que en el caso anterior, muestran peores resultados, pero a pesar de disminuir significativamente, los valores fueron ligeramente mejores con respecto al tradicional. La siguiente tabla y figuras siguientes muestran dichos resultados.

Tabla 23 Estadísticas validación cruzada sin datos cercanos compósitos traslapados.

	Real		Estimados	
	Cobre [%]	Oro [ppm]	Cobre [%]	Oro [%]
Promedio	0.442	0.491	0.444	0.494
Mínimo	0	0	0	0
Máximo	6.056	4.535	3.670	2.610
Varianza	0.175	0.222	0.097	0.121
Promedio del error			-0.002	-0.003
Varianza del error			0.105	0.131
Varianza del error estandarizado			0.922	0.915

Los resultados obtenidos son similares a los obtenidos en la validación tradicional. Además, al igual que en todos los casos, la estimación del cobre fue ligeramente mejor que la del oro.

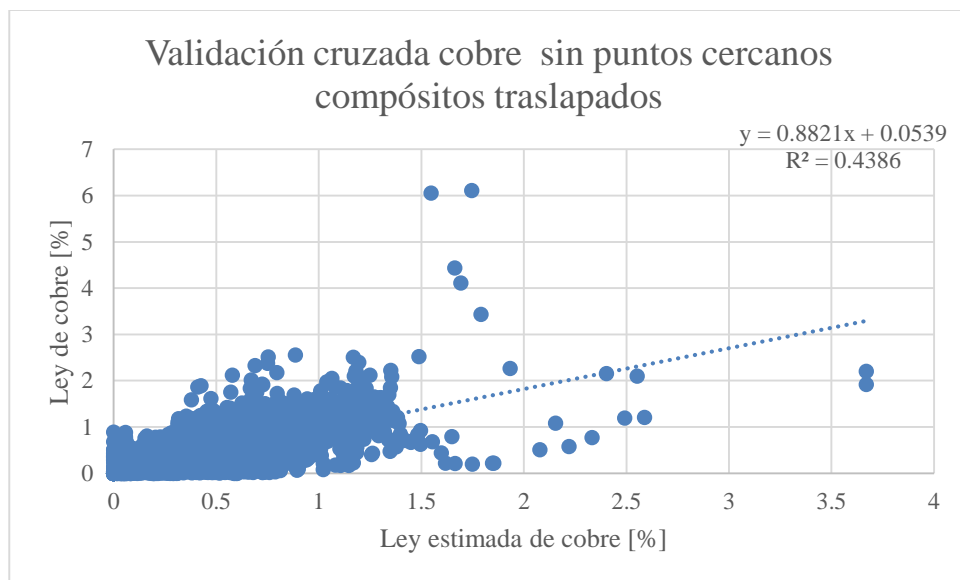


Figura 62 Validación cruzada cobre sin puntos cercanos compósitos traslapadas.

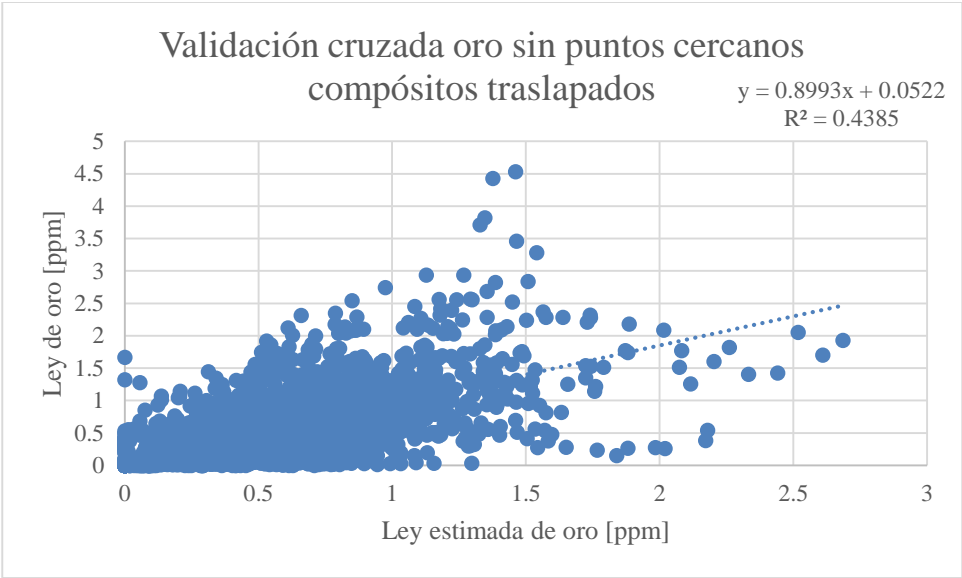


Figura 63 Validación cruzada oro sin puntos cercanos compósitos traslapados.

5. DISCUSIÓN

El primer punto a recalcar corresponde a que la utilización entre las dos bases de datos no implicó un gran costo en cuanto a recursos, el tiempo extra requerido para el tratamiento de ambas no significó una gran diferencia. Cabe resaltar que lo anterior se debe al tamaño de la base de datos, ya que al contar con una de mayor tamaño posiblemente la cantidad de datos podría afectar.

Con respecto a los resultados obtenidos de las diferentes composiciones, por un lado el proceso traslapado generó a partir de la misma información casi el triple de puntos, permitiendo tener información entre dos puntos más cercanos.

A pesar de lo anterior, las bases de datos eran consistentes entre ellas, tanto en sus estadísticas como en los variogramas experimentales. Pero al contar con la mayor cantidad de puntos con menores distancias entre ellos, fue posible utilizar un paso más pequeño al realizar el variograma experimental, generando puntos significativos a pequeñas distancias. Gracias a ello fue posible distinguir estructuras de menor alcance, las cuales se incluyeron en el modelo anidado. Con ello fue posible modelar la relación entre los datos a distancias mucho menores, lo cual no era posible de realizar con los datos de la composición tradicional.

Lamentablemente, al no ser consistentes los sondeos con los pozos de tronadura, no se pudo comparar de manera empírica los resultados entre ambos tipos de compósitos. Pero si se consideran las validaciones cruzadas sin datos cercanos, se obtuvieron mejores resultados en el caso traslapado. La validación cruzada tradicional no fue considerada como un parámetro de comparación óptimo, ya que contar con compósitos traslapados generados desde un mismo sondeo, hacía que la estimación obtenida fuese más precisa. Lo anterior se mitiga con la validación sin los puntos cercanos, permitiendo observar y poder comparar bajo condiciones similares los resultados de la estimación.

Las estimaciones obtenidas fueron similares en resultados, el número de puntos estimados no difirió de forma significativa.

Para obtener resultados concluyentes es necesario que las estimaciones se realicen con una única población de datos. Para definir estas poblaciones, se requiere de información asociada al yacimiento como tipos de roca, mineralogía, entre otros, con el fin de poder distinguir unas poblaciones de otras. Junto con ello, utilizar las herramientas correspondientes para poder separar los datos obtenidos en poblaciones reales y de esta forma poder estimar de manera adecuada los puntos que efectivamente pertenezcan a esos dominios de estimación.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El trabajo fue realizado en un yacimiento de cobre-oro y consistió en comparar dos formas de compositar. La primera manera corresponde a la tradicional, en la cual el inicio de un compósito es el término del anterior. Junto con ello se propuso una nueva forma de realizar la compositación, utilizar traslape, generando cadenas de compósitos paralelas donde el origen de algunas de ellas se desplaza, provocando que existan compósitos que comparten zonas del sondeaje. Para el desarrollo de lo anterior fueron creados los códigos para obtener los compósitos. Para poder comparar las dos bases de datos generadas se realizó el estudio exploratorio de datos, análisis variográfico, estimación y la validación de esta última.

Lo primero que cabe destacar con respecto a lo obtenido, es que la utilización de las diferentes estrategias de compositación corresponde contrastar dos maneras de utilizar la misma información inicial y analizar con cuál de las dos se podía sacar más provecho.

Dentro de la etapa de generación de compósitos, al generar un código que considera el traslape, en este caso no aumentó de forma significativa los tiempos de procesamiento. Cabe destacar que existen softwares que realizan la compositación, pero para realizar la compositación se requería trasladar los orígenes de sondajes, haciendo la tarea más compleja y laboriosa.

Una de las ventajas que se rescata de la utilización del traslape corresponde a que en este caso, permitió encontrar estructuras de menor alcance, las cuales modificaron el modelo variográfico. Lo anterior es de relevancia, debido a que la variografía puede llegar a afectar la estimación del yacimiento. Utilizar esta metodología permitió disminuir el largo del paso utilizado y obtener puntos significativos en pequeñas distancias. Con esta información, por un lado el variograma experimental contaba con un mayor número de puntos, pero además se tenía información extra con respecto a la entregada por el proceso tradicional. Esto permite que el modelo variográfico ajustado en el caso traslapado sea más completo y más robusto que el caso tradicional. Por lo tanto, utilizando estos compósitos extra se podría mejorar el ajuste del variograma experimental, lo cual puede traer mejoras en la estimación sin incurrir en un procesamiento de gran complejidad.

A partir de lo obtenido de las estimaciones, a pesar que se triplicó el número de muestras necesarias para estimar un sitio con respecto al caso tradicional, en el caso de los compósitos traslapados fue posible estimar más ubicaciones que en el caso tradicional. En ambos casos, los resultados globales obtenidos son consistentes con los del co-kriging ordinario, donde la media global de cada elemento se mantuvo y la varianza disminuyó. Cabe destacar que las estrategias utilizadas en cada uno de los casos no necesariamente corresponden a las óptimas para cada base de datos, debido a que se buscaba cuantificar el efecto del cambio de las bases de datos, por tanto las estrategias utilizadas buscaban generar escenarios comparables, y no necesariamente optimizar la estimación.

Con respecto a las validaciones de las estimaciones, en el caso de la validación cruzada la mayor parte de las estadísticas obtenidas muestran que existió una mejor estimación en el caso de los compósitos traslapados. Esto se esperaba, ya que a pesar que se utilizara un mayor número de muestras para estimar, se contaba con puntos muy cercanos al sitio a estimar.

En el caso de las validaciones cruzadas sin los puntos cercanos, se pudo obtener una medida de comparación más realista, ya que se descartaron los puntos que se encontraban muy próximos al punto a definir. Con esta consideración, los resultados obtenidos muestran un levemente mejor desempeño de la estimación en la composición traslapada.

Lamentablemente, la información obtenida de los compósitos y de los pozos de tronadura no presentaba mayor relación. La comparación de las dos estrategias y las estimaciones que de ellas se obtuvieron pudiesen haber tenido una mejor medida de contraste si se hubiese contado con una realidad a la cual contrastar.

Cabe destacar que los resultados obtenidos se limitan a una única unidad en el yacimiento. Para poder obtener mejores resultados y verificar si esta estrategia es útil en otros casos, se debería completar el tratamiento llevado a cabo en las otras unidades. Además contar con información real concordante con los sondeos, de esta manera es posible comparar ambas estimaciones con respecto a una referencia.

A pesar de lo anterior, los resultados obtenidos permiten indicar que la composición traslapada permite obtener mejores resultados a lo menos en la variografía, permitiendo realizar una mejor estimación posterior. La implementación de esta propuesta no muestra mayores dificultades computacionales, por lo cual lo hacen aplicable con facilidad y permitirían tener modelos variográficos más completos, permitiendo que las estimaciones fuesen, posiblemente, más cercanas a la realidad.

Trabajos por realizar

El primer trabajo a realizar, para obtener resultados más concluyentes corresponde a dividir las bases de datos obtenidas en unidades de estimación, aplicando criterios estadísticos. De esta forma las estimaciones permitirían tener resultados más robustos. Además de lo anterior, realizar las estimaciones en todas las unidades que se generen para poder obtener una estimación del yacimiento completo.

También es recomendable realizar un estudio en otros yacimientos, para así validar los efectos obtenidos, como también las condiciones que favorezcan la utilización del método traslapado por sobre el tradicional. Además realizar estas estimaciones contrastando los valores estimados con los obtenidos desde la faena, comparado ambas realizaciones con la realidad.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. Chiles and P. Delfiner, *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*, New York: Wiley, 1999.
- [2] X. Emery, *Geoestadística*, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias y Matemáticas, Departamento de Minas., 2011.
- [3] G. Matheron, *The selectivity of the distributions and the second principle of geostatistics*, *Geostatistics for Natural Resources Characterization.*, Dordrecht: Reidel, 1984.
- [4] C. Deutsch y A. Journel, *GSLIB: Geostatistical Software Library*, New York: Oxford University Press, 1998.
- [5] S. Haldar, *Mineral Exploration*, Elsevier, 2012, p. 140.
- [6] A. Noble, *SME Mining Engineering Handbook*, Tercera ed., vol. I, D. Peter, Ed., Society for Mining, Metallurgy, and Exploration, Inc., pp. 206 - 207.
- [7] X. Emery, *Curso Simulación Geoestadística*, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Departamento de Minas, 2013.

ANEXO A. FUNCIONES MATLAB

El siguiente anexo muestra las principales funciones generadas para generar los compósitos.

Función **compositar**

Generación de compósitos y sus centroides.

```
function [compositos,centroides] =
compositar2(HAssay,Assay,HCollar,Collar,HSurvey,Survey,Hole,largo,porcentaje,o
rden)

[~,DAssay]=Selection(Assay,HAssay,Hole);
[~,DCollar]=Selection(Collar,HCollar,Hole);
[~,DSurvey]=Selection(Survey,HSurvey,Hole);
[m,~]=size(DAssay);

tsondaje=DCollar(1,4);
extra=porcentaje*largo;
extra2=0;
if DAssay(1,1)~=0
    extra2=DAssay(1,1);
end
ncomp=floor((tsondaje-extra-extra2)/largo);
fin2=ncomp*largo+extra+extra2;
inicio1=extra2;

if orden==1

    if tsondaje-extra-extra2-ncomp*largo>=0.8*largo
        ncomp=ncomp+1;
        fin2=tsondaje;
    end

    Info=zeros(ncomp,4);%From To Cu Au
    Centros=zeros(ncomp,3);%xyz
    principio=1;
    trozo=1;
    for k=1:ncomp
        inicio=(k-1)*largo+extra+extra2;
        fin=k*largo+extra+extra2;
        if k==ncomp
            fin=fin2;
        end

        centro=(inicio+fin)*0.5;
        Info(k,1)=inicio;
        Info(k,2)=fin;
        centroide=coor2(DCollar,DSurvey,centro);
        Centros(k,1)=centroide(1);
        Centros(k,2)=centroide(2);
        Centros(k,3)=centroide(3);
    end
end
```

```

for j=trozo:m
    if inicio>=DAssay(j,1)&&inicio<=DAssay(j,2)
        principio=j;
    end
    if fin>=DAssay(j,1)&& fin<=DAssay(j,2)
        fin1=j;
    end
end
trozo=fin1;

if principio==fin1
    Info(k,3)=DAssay(principio,4);
    Info(k,4)=DAssay(principio,5);
end

if principio~=fin1
    leyes= zeros(fin1-principio+1,3);
    leyes(1,3)=(DAssay(principio,2)-inicio)./(fin-inicio);
    leyes(end,3)=(fin-DAssay(fin1,1))./(fin-inicio);
    leyes(2:end-1,3)=DAssay(principio+1:fin1-1,3)./(fin-inicio);
    leyes(:,1)=DAssay(principio:fin1,4).*leyes(:,3);
    leyes(:,2)=DAssay(principio:fin1,5).*leyes(:,3);
    Info(k,3)=sum(leyes(:,1));
    Info(k,4)=sum(leyes(:,2));
end
end
end

if orden==2

if tsondaje-extra-extra2-ncomp*largo>=0.8*largo
    ncomp=ncomp+1;
    inicio1=extra2;
end

Info=zeros(ncomp,4);%From To Cu Au
Centros=zeros(ncomp,3);%xyz
principio=1;
fin1=1;
for k=1:ncomp

    inicio= tsondaje-extra-((ncomp+1)-k)*largo;

    if k==1
        inicio=inicio1;
    end
    fin=tsondaje-extra-(ncomp-k)*largo;

    centro=(inicio+fin)*0.5;
    Info(k,1)=inicio;
    Info(k,2)=fin;
    centroide=coor2(DCollar,DSurvey,centro);

```

```

Centros(k,1)=centroide(1);
Centros(k,2)=centroide(2);
Centros(k,3)=centroide(3);

for j=1:m
    if inicio>=DAssay(j,1)&&inicio<=DAssay(j,2)
        principio=j;
    end
    if fin>=DAssay(j,1)&& fin<=DAssay(j,2)
        fin1=j;
    end
end

if principio==fin1
    Info(ncomp+1-k,3)=DAssay(principio,4);
    Info(ncomp+1-k,4)=DAssay(principio,5);
end

if principio~=fin1
    leyes= zeros(fin1-principio+1,3);
    leyes(1,3)=(DAssay(principio,2)-inicio)./(fin-inicio);
    leyes(end,3)=(fin-DAssay(fin1,1))./(fin-inicio);
    leyes(2:end-1,3)=DAssay(principio+1:fin1-1,3)./(fin-inicio);
    leyes(:,1)=DAssay(principio:fin1,4).*leyes(:,3);
    leyes(:,2)=DAssay(principio:fin1,5).*leyes(:,3);
    Info(ncomp+1-k,3)=sum(leyes(:,1));
    Info(ncomp+1-k,4)=sum(leyes(:,2));

    end
end
compositos=Info;
centroides=Centros;

end

```

Función coord

Entrega las coordenadas de un punto, ubicada a cierta distancia desde el collar.

```
function [coordenadas]= coor2(Collar,Survey,dist)

[puntos, d]=points2(Collar,Survey);
[n,~] =size(puntos);
coord=ones(1,3);
largo=0;
a=0;

for i=1:n
    p1=puntos(i,:);
    if Survey(i,3)>0
        if largo+Survey(i,3)<=dist
            largo=largo+Survey(i,3);
            if largo==dist

                coord=p1;

            end
        elseif largo+Survey(i,3)>dist && a==0 && dist-largo>0

            [~,fin]=final2(p1,d(i,1:3),dist-largo);
            largo=largo+medir(p1,fin);
            a=a+1;

            coord=fin;
        end
    end
end

coordenadas=coord;

end
```


Función Final

Soluciones de la ubicación de un punto ubicado a cierta distancia de una referencia, p, y con vector director d.

```
function [s1,s2] = final2(p,d,dist)
s1=zeros(1,3);
s2=zeros(1,3);
if dist==0
    s1=inicio;
    s2=inicio;
elseif d(3)~=0

    a=(1+(d(1)/d(3))^2+(d(2)/d(3))^2);
    b11=(2*d(1)/d(3)*p(1)-2*p(3)*(d(1)/d(3))^2);
    b12=(2*d(2)/d(3)*p(2)-2*p(3)*(d(2)/d(3))^2);
    b21=-2*(p(1)*d(1)/d(3));
    b22=-2*(p(2)*d(2)/d(3));
    b23=-2*p(3);
    b=b11+b12+b21+b22+b23;

    c0=dist^2-p(1)^2-p(2)^2-p(3)^2;
    c11=(d(1)/d(3))^2*p(3)^2-2*p(1)*p(3)*d(1)/d(3)+p(1)^2;
    c12=(d(2)/d(3))^2*p(3)^2-2*p(2)*p(3)*d(2)/d(3)+p(2)^2;
    c21=-2*(-d(1)/d(3)*p(1)*p(3)+p(1)*p(1));
    c22=-2*(-d(2)/d(3)*p(2)*p(3)+p(2)*p(2));
    c=c11+c12+c21+c22-c0;

    s11(3)= (-b+sqrt(b^2-4*a*c))/(2*a);
    s11(1)=(s11(3)-p(3))/d(3)*d(1)+p(1);
    s11(2)=(s11(3)-p(3))/d(3)*d(2)+p(2);
    s12(3)= (-b-sqrt(b^2-4*a*c))/(2*a);
    s12(1)=(s12(3)-p(3))/d(3)*d(1)+p(1);
    s12(2)=(s12(3)-p(3))/d(3)*d(2)+p(2);

elseif d(3)==0
    a=1+(d(2)/d(1))^2;
    b0=-2*p(1);
    b1=(2*d(2)/d(1)*p(2)-2*p(1)*(d(2)/d(1))^2);
    b2=-2*p(2)*d(2)/d(1);
    b=b0+b1+b2;
    c0=dist^2-p(1)^2-p(2)^2;
    c1=p(1)^2*(d(2)/d(1))^2-2*p(1)*p(2)*d(2)/d(1)+p(2)^2;
    c2=2*p(1)*p(2)*d(2)/d(1)-2*p(2)^2;
    c=c1+c2-c0;

    s11(1)=(-b+sqrt(b^2-4*a*c))/(2*a);
    s12(1)=(-b-sqrt(b^2-4*a*c))/(2*a);
    s11(2)=(s11(1)-p(1))/d(1)*d(2)+p(2);
    s12(2)=(s12(1)-p(1))/d(1)*d(2)+p(2);
    s11(3)=p(3);
    s12(3)=p(3);

end
s1=s11;
s2=s12;
end
```

Función points

Entrega las ubicaciones de los puntos donde se registra un cambio de dirección en el sondeaje.

```
function [p,d] = points2(Collar,Survey)

%Azimut-> Azimut(rad)
Survey(:,4)=Survey(:,4)*(2*pi()/360);
%Dip--> Dip(rad)
Survey(:,5)=(Survey(:,5)*(2*pi()/360));

[n,~]=size(Survey);
lmn= zeros(n,3);
lmn(:,1)=cos(Survey(:,5)).*cos(Survey(:,4));
lmn(:,2)=sin(Survey(:,5)).*cos(Survey(:,4));
lmn(:,3)=sin(Survey(:,5));
Collar2=Collar;
Collar2(1,1)=Collar(1,2);
Collar2(1,2)=Collar(1,1);
[~,s1]=final2(Collar2(1,1:3),lmn(1,1:3),Survey(1,3));
ubicaciones=zeros(n+1,3);
ubicaciones(1,:)=Collar2(1,1:3);
ubicaciones(2,:)=s1;

n2=n;
voy=2;
for i=2:n-1
    if Survey(i,3)~=0
        [~,s1]=final2(ubicaciones(i,:),lmn(i,:),Survey(i,3));
        ubicaciones(voy+1,:)=s1;
        voy=voy+1;
    else
        n2=n2-1;
    end
end
n3=n-n2;
p=ubicaciones(1:n2,1:end);
d=lmn(1:end-n3,1:end);

end
```

ANEXO B. COMPOSITACIÓN TRADICIONAL

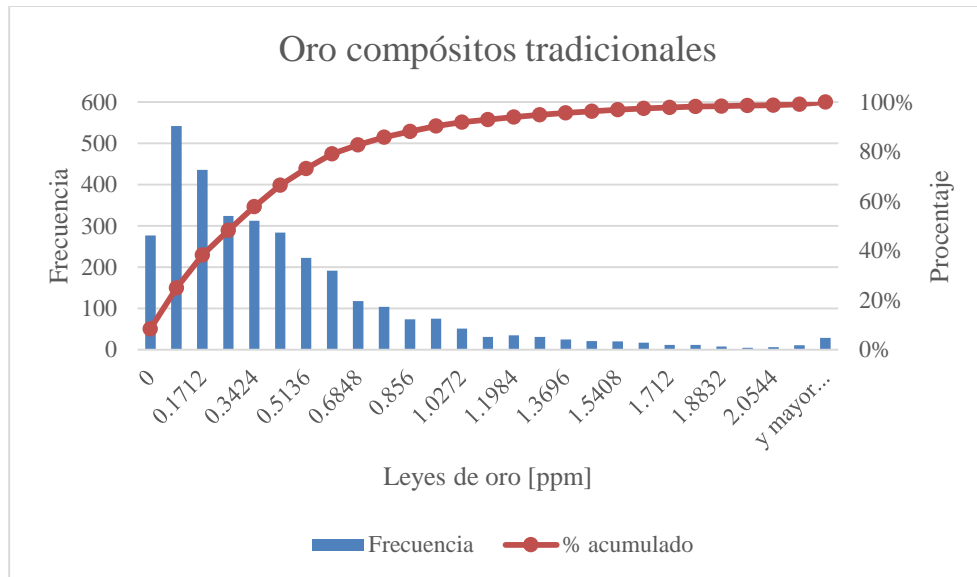


Figura 64 Histograma leyes de oro compósitos tradicionales.

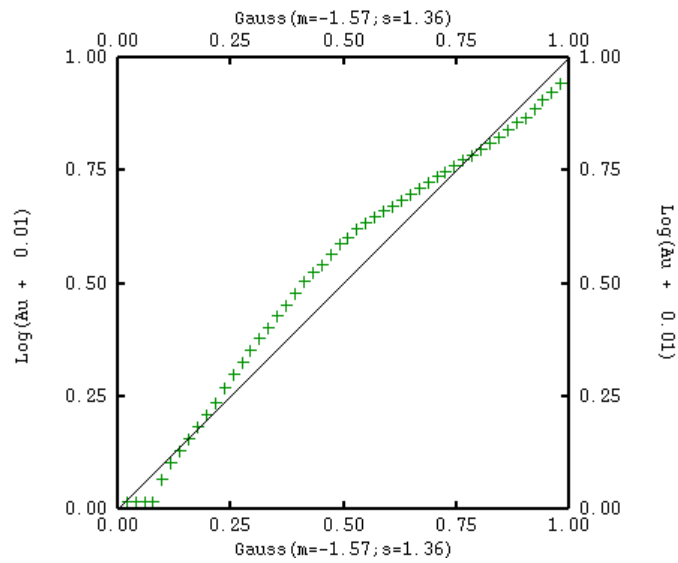


Figura 65 p-p plot oro compósitos tradicionales.

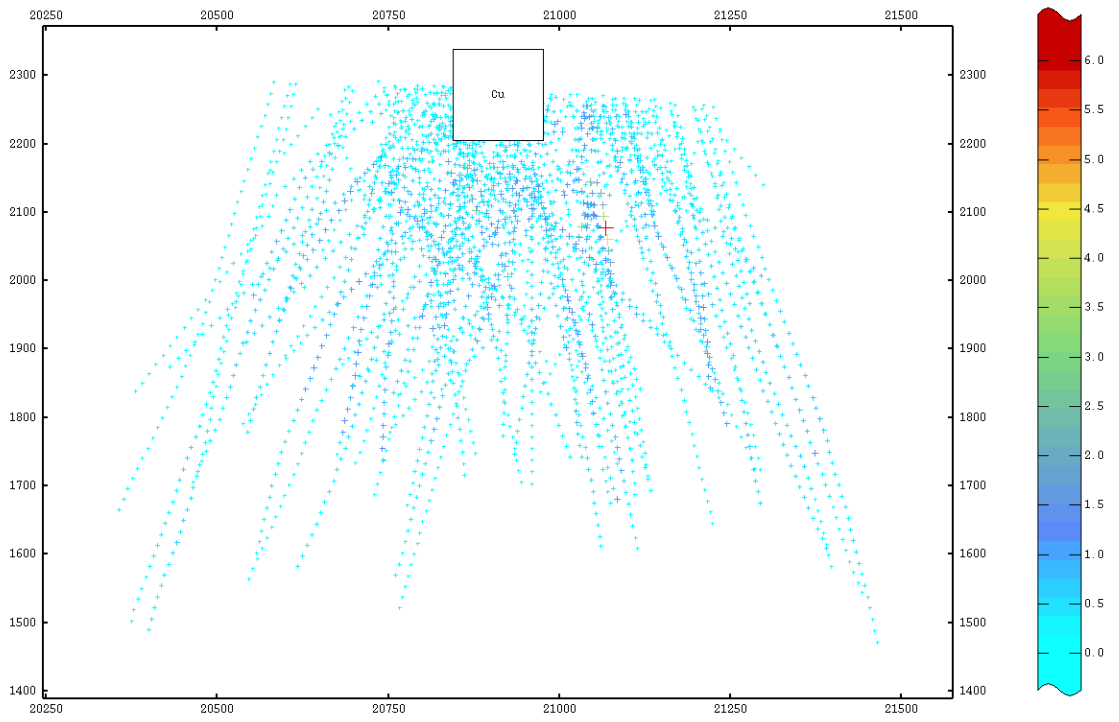


Figura 66 Vista este versus nivel compósitos tradicionales.

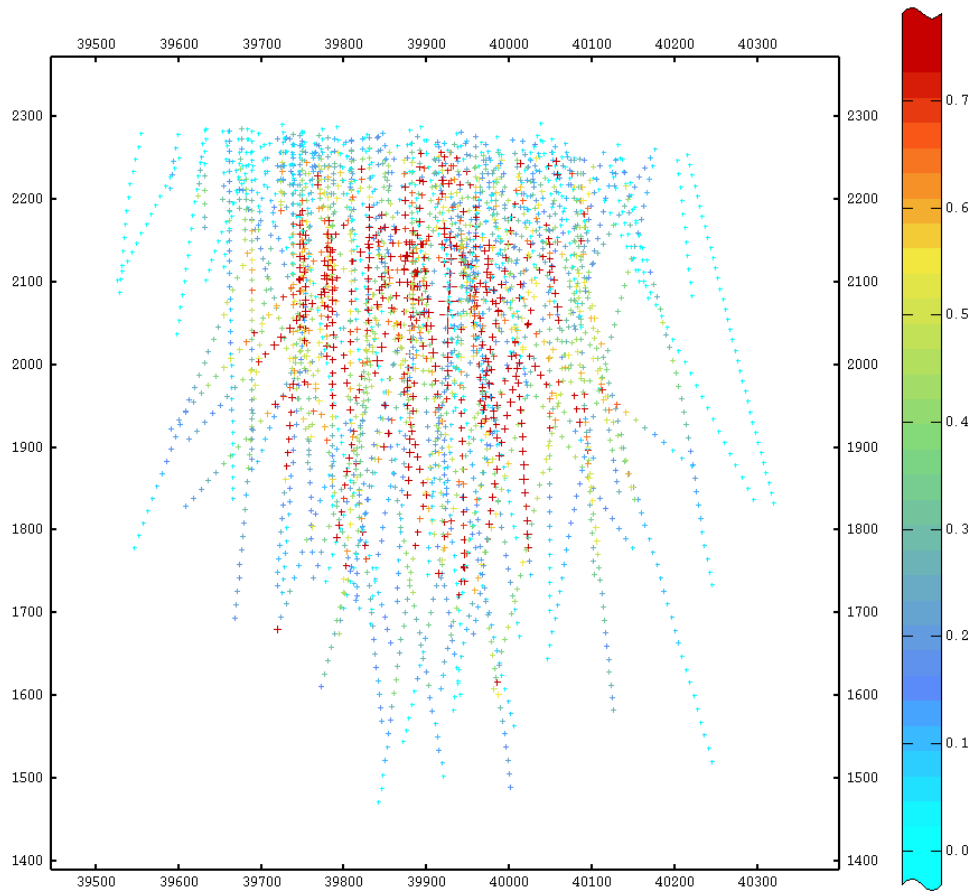


Figura 67 Vista norte nivel compósitos tradicionales.

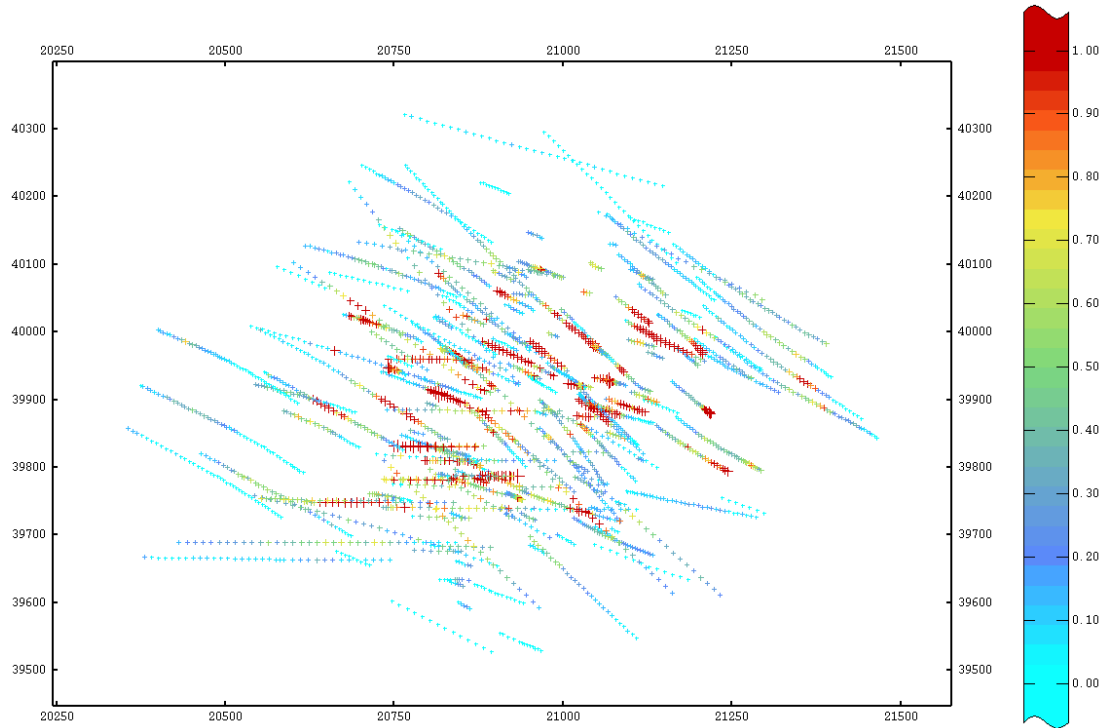


Figura 68 Vista en planta compósitos tradicionales

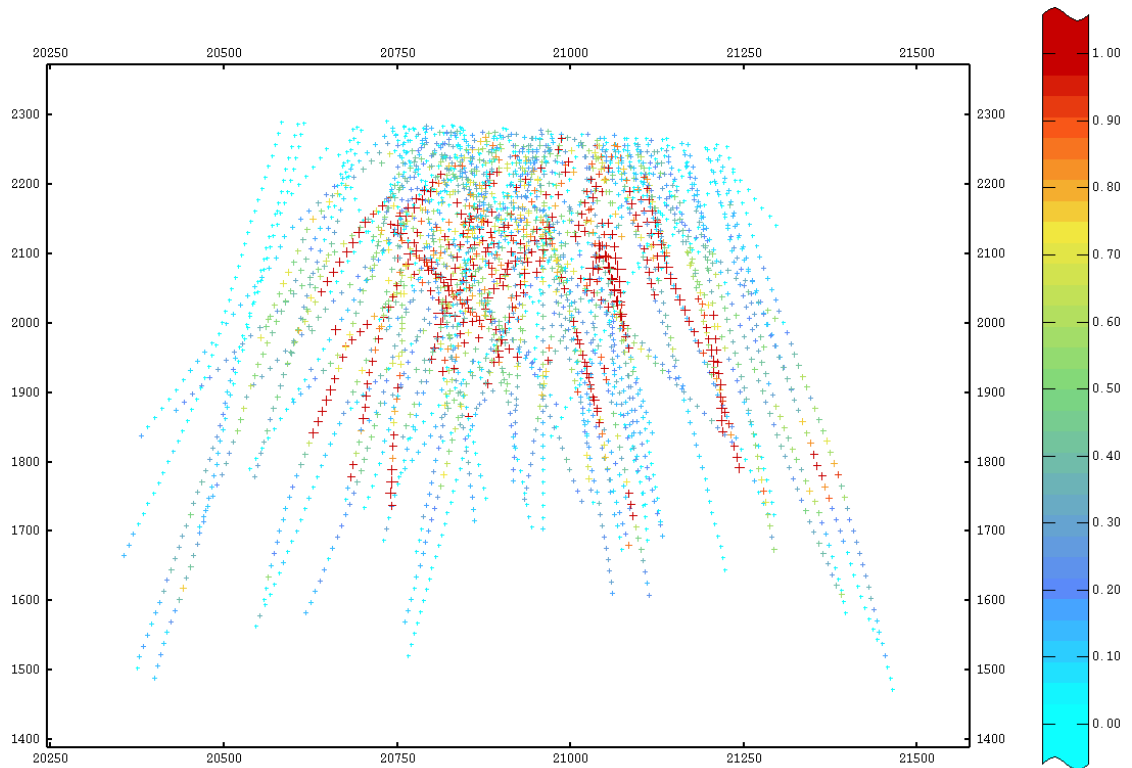


Figura 69 Vista Este Profundidad compósitos tradicionales

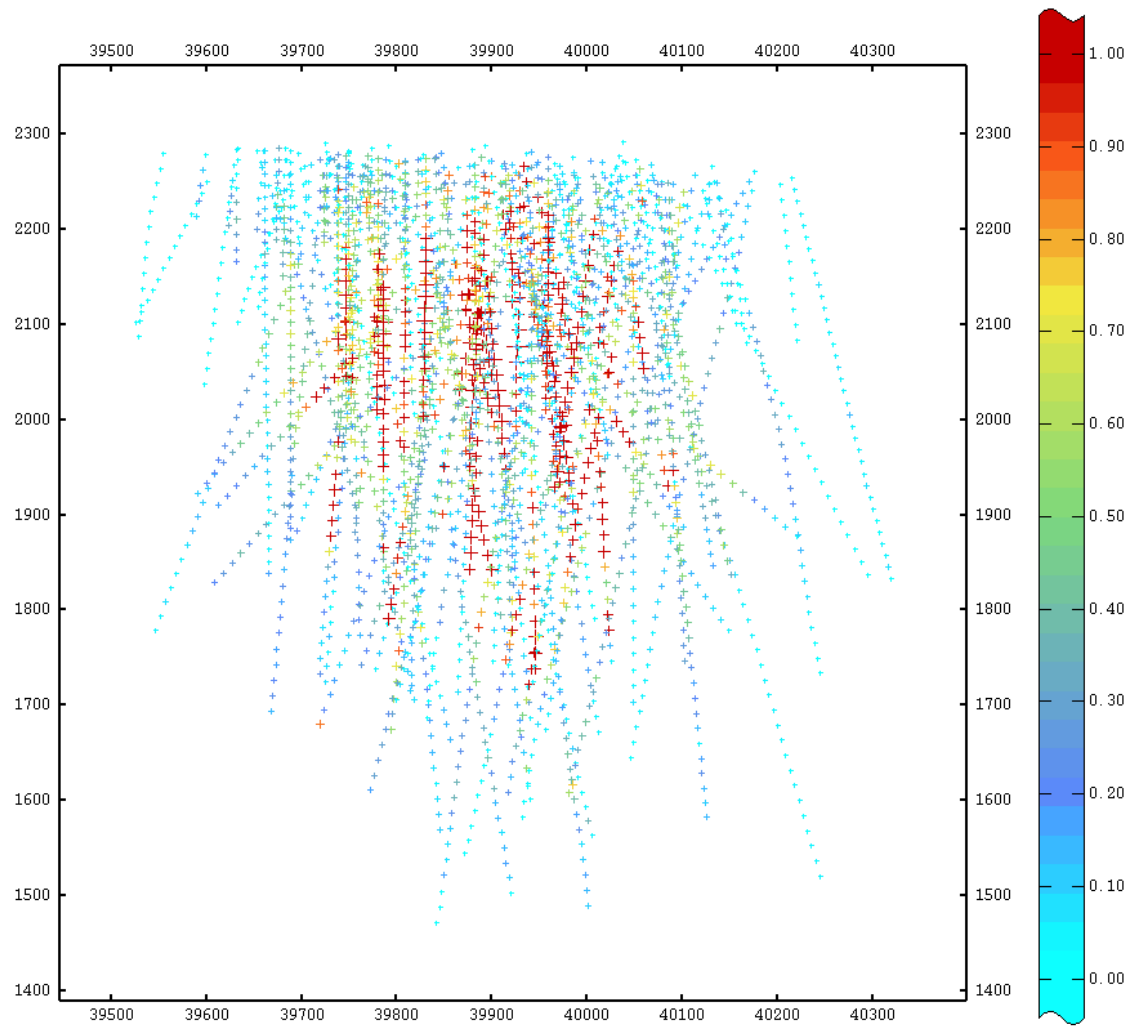


Figura 70 Vista norte profundidad oro compósitos tradicionales.

ANEXO C. COMPOSICIÓN TRASLAPADA

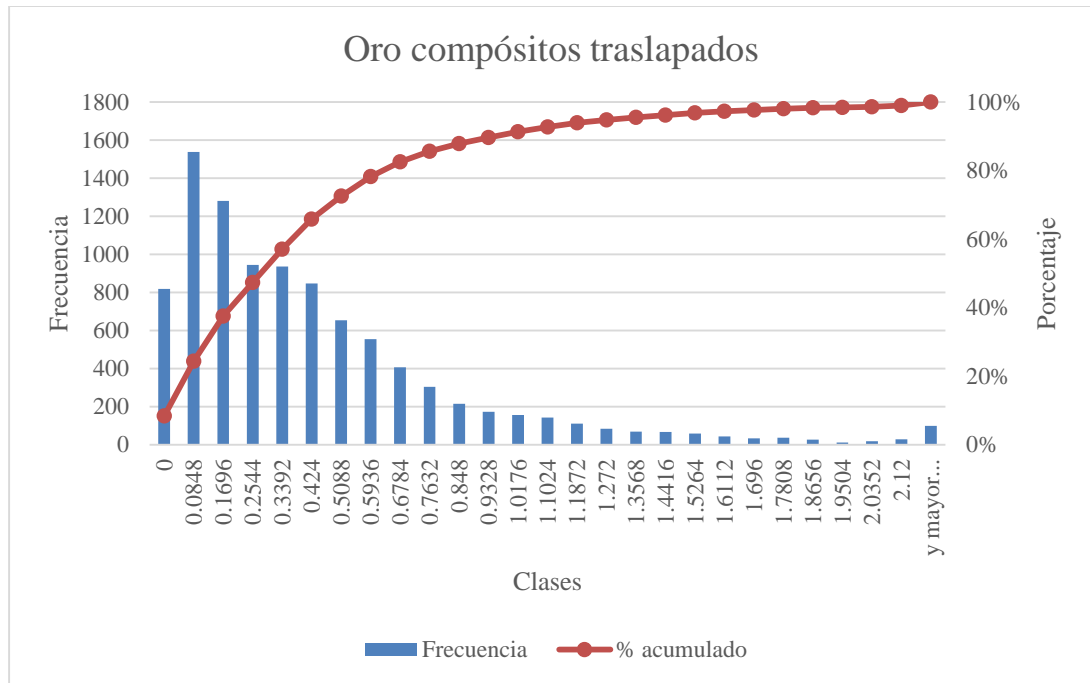


Figura 71 Histograma oro para compósitos traslapados.

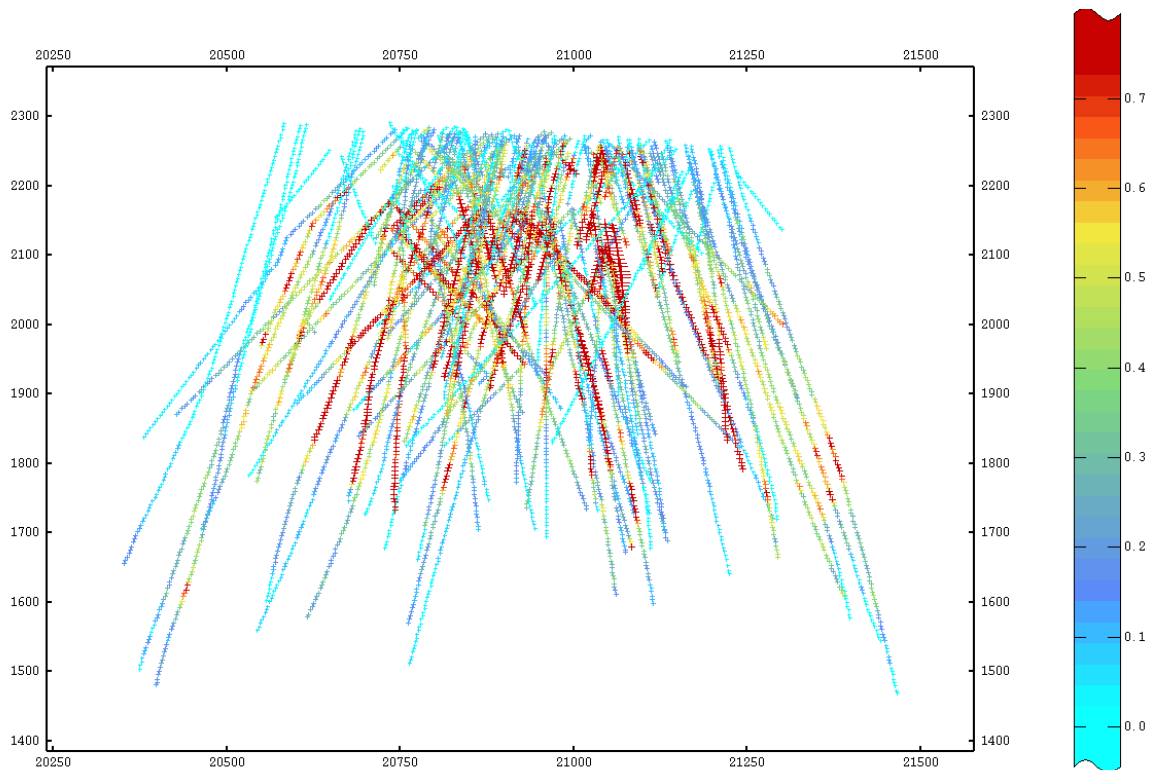


Figura 72 Vista Este Profundidad cobre compósitos traslapadas.

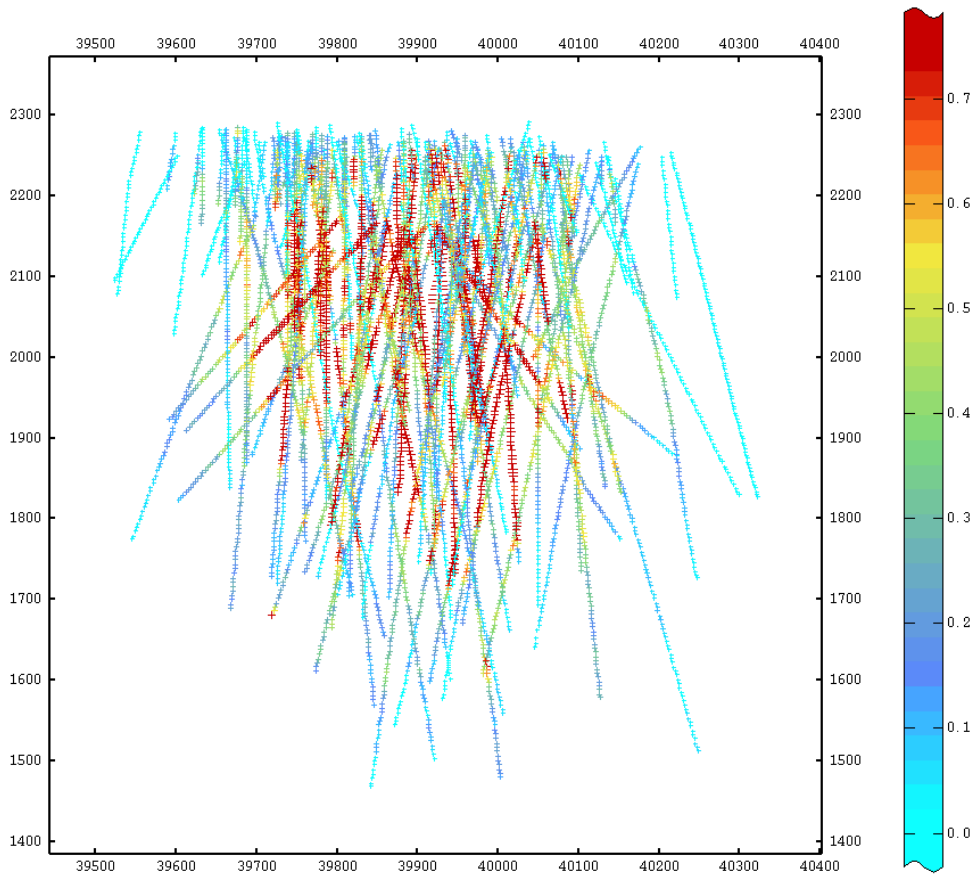


Figura 73 Vista Norte Profundidad cobre compósitos traslapadas.

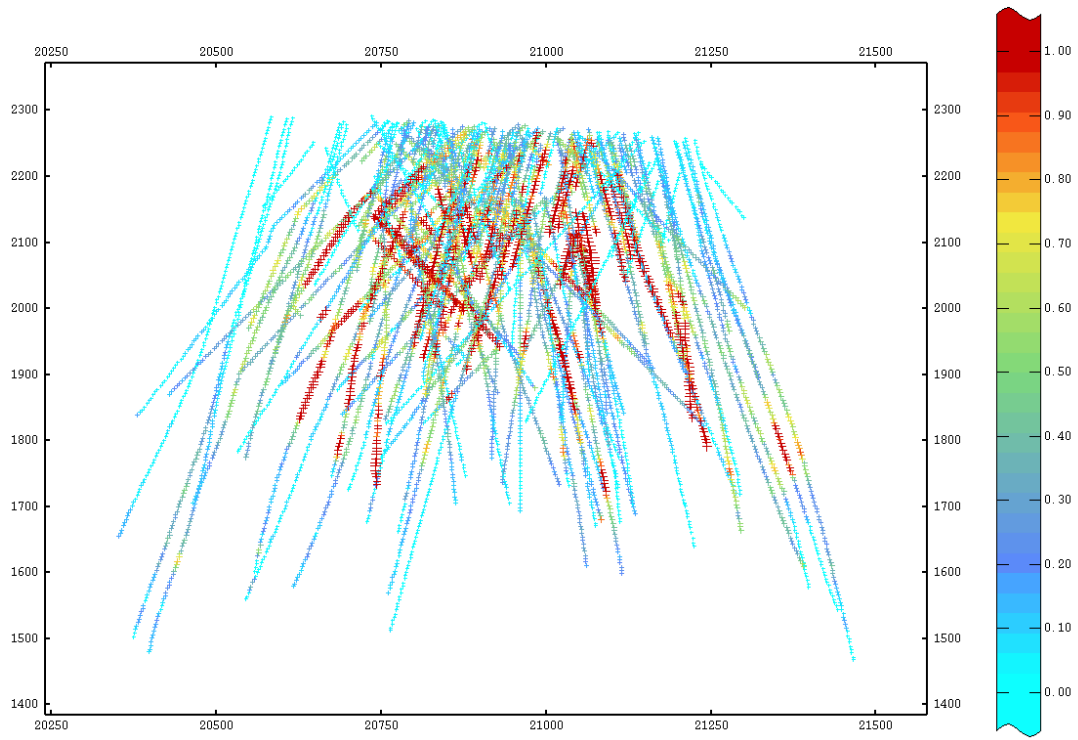


Figura 74 Vista Este Profundidad oro compósitos traslapadas.

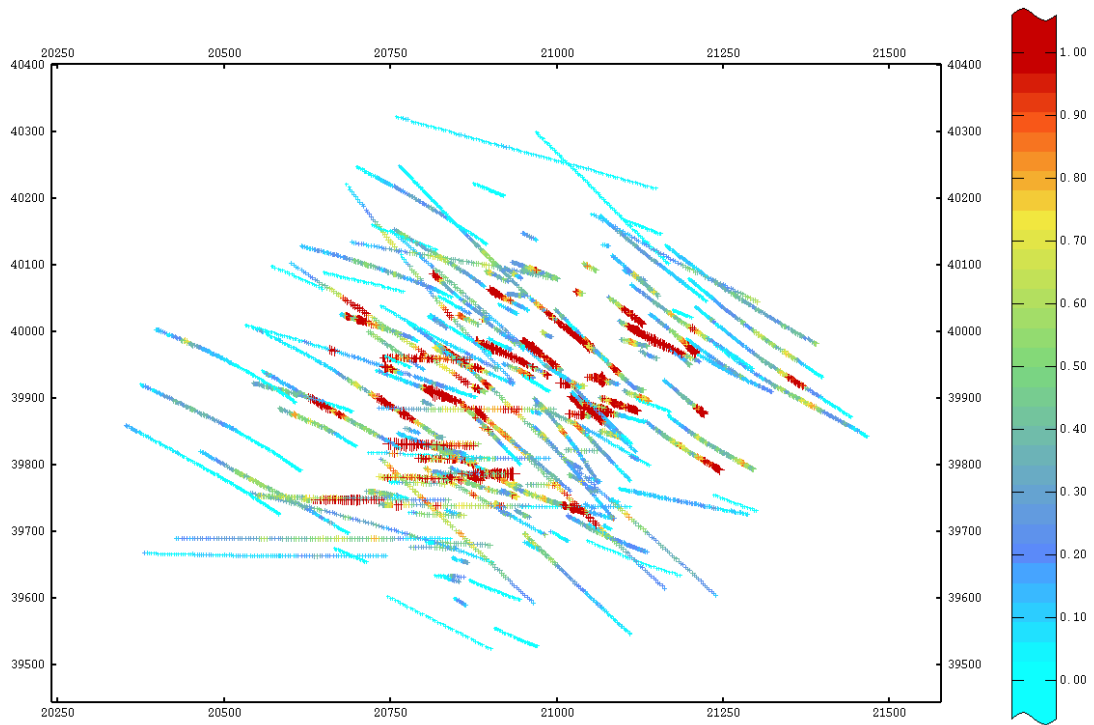


Figura 75 Vista en planta oro compósitos traslapadas.

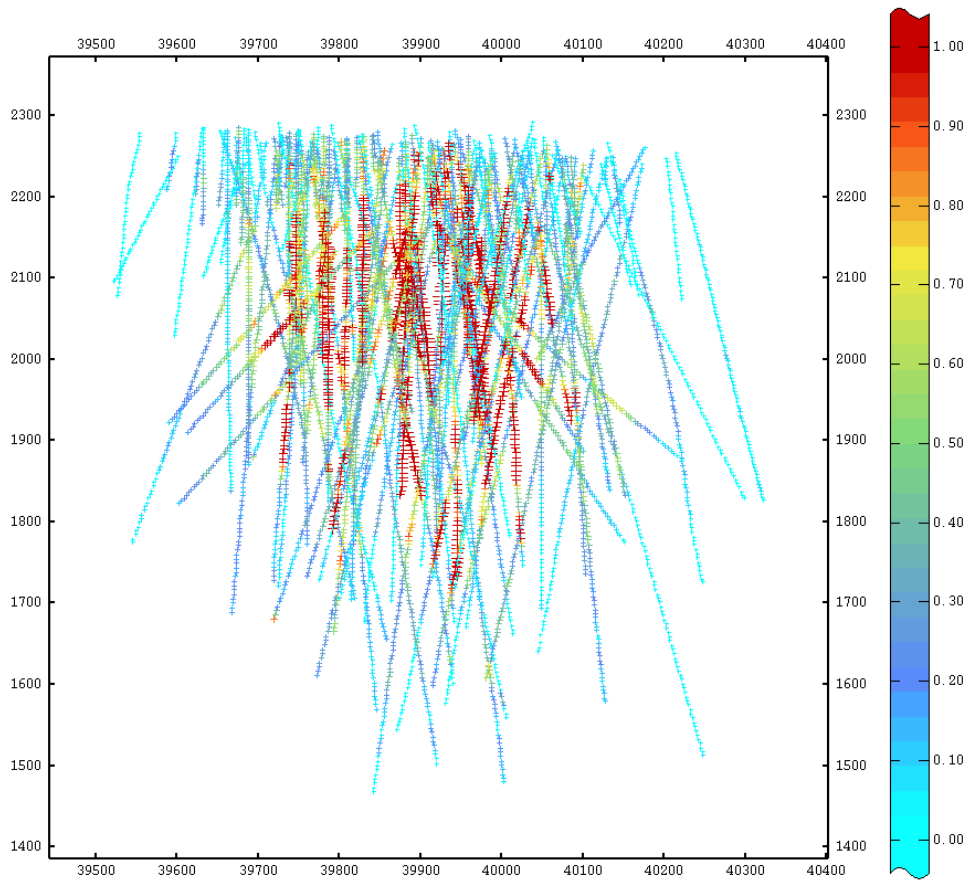


Figura 76 Vista norte profundidad oro compósitos traslapadas.

ANEXO D. COMPÓSITOS TRADICIONALES ROCA 3

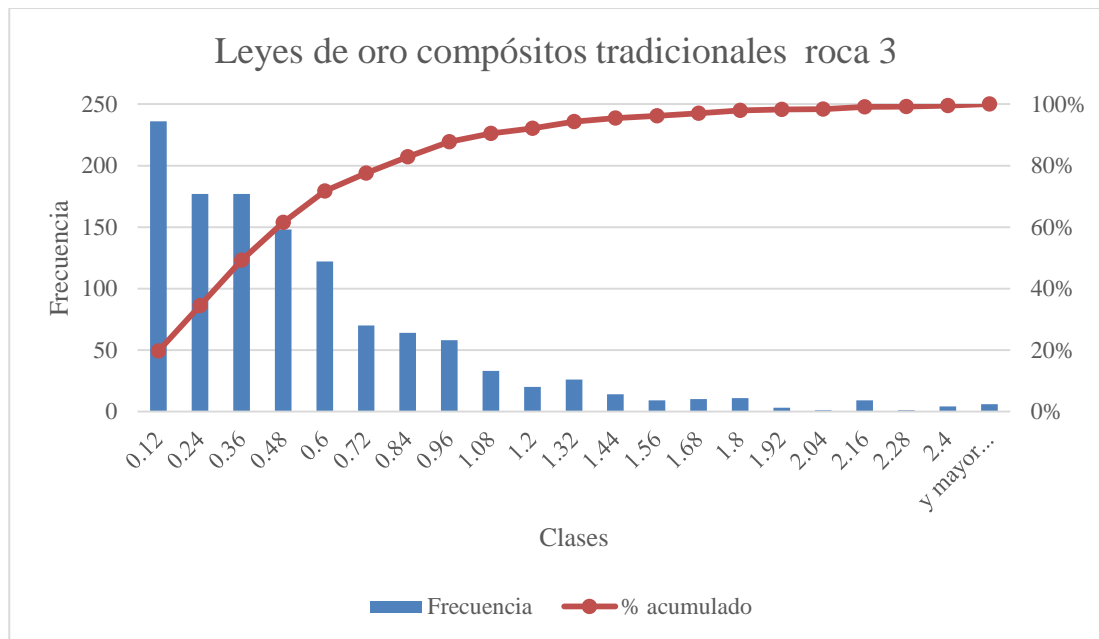


Figura 77 Histograma oro compósitos tradicionales roca 3.

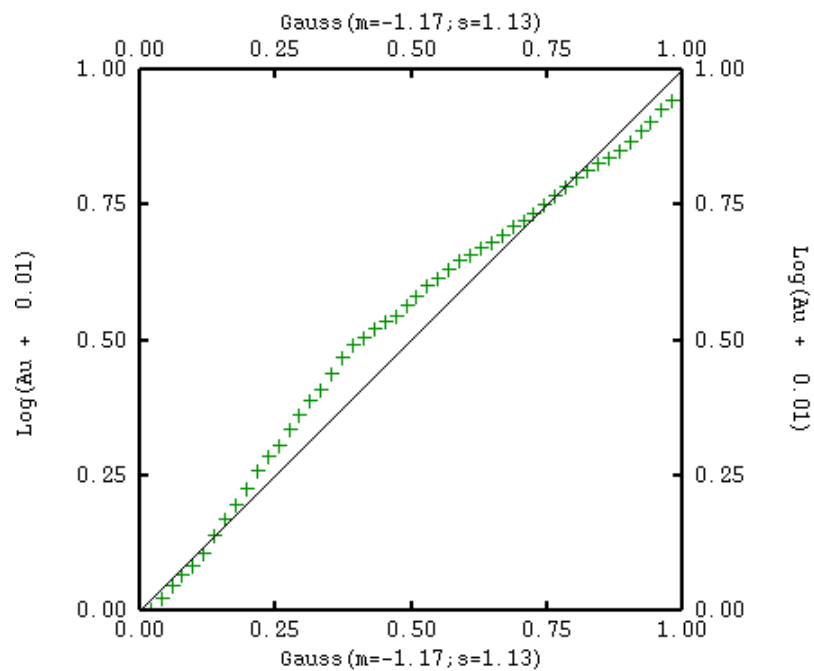


Figura 78 p-p plot oro compósitos tradicional roca 3.

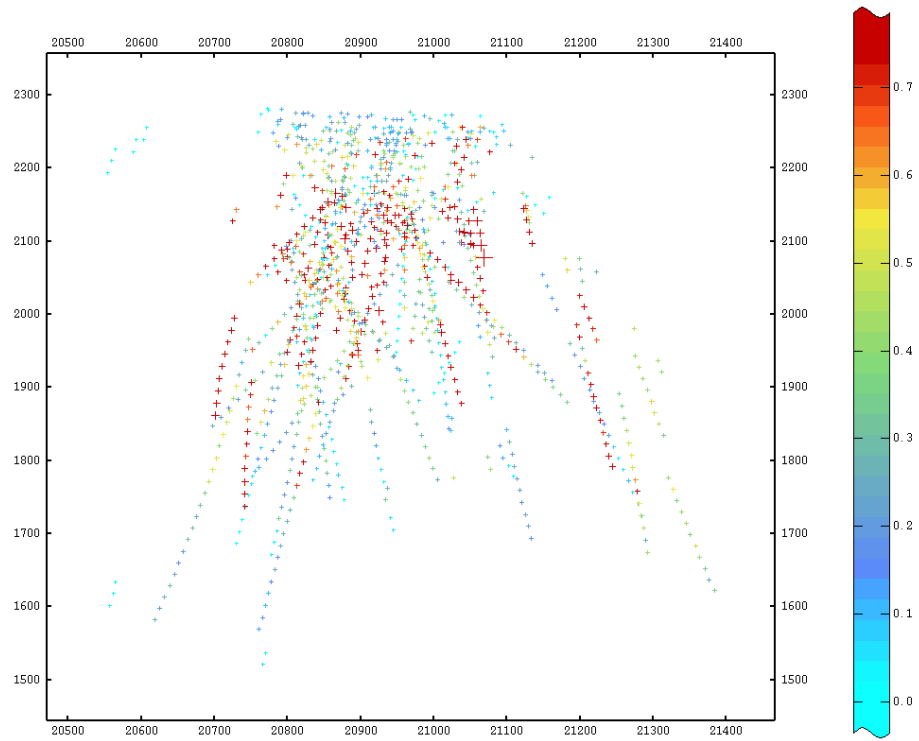


Figura 79 Vista este nivel cobre Compósitos tradicionales.

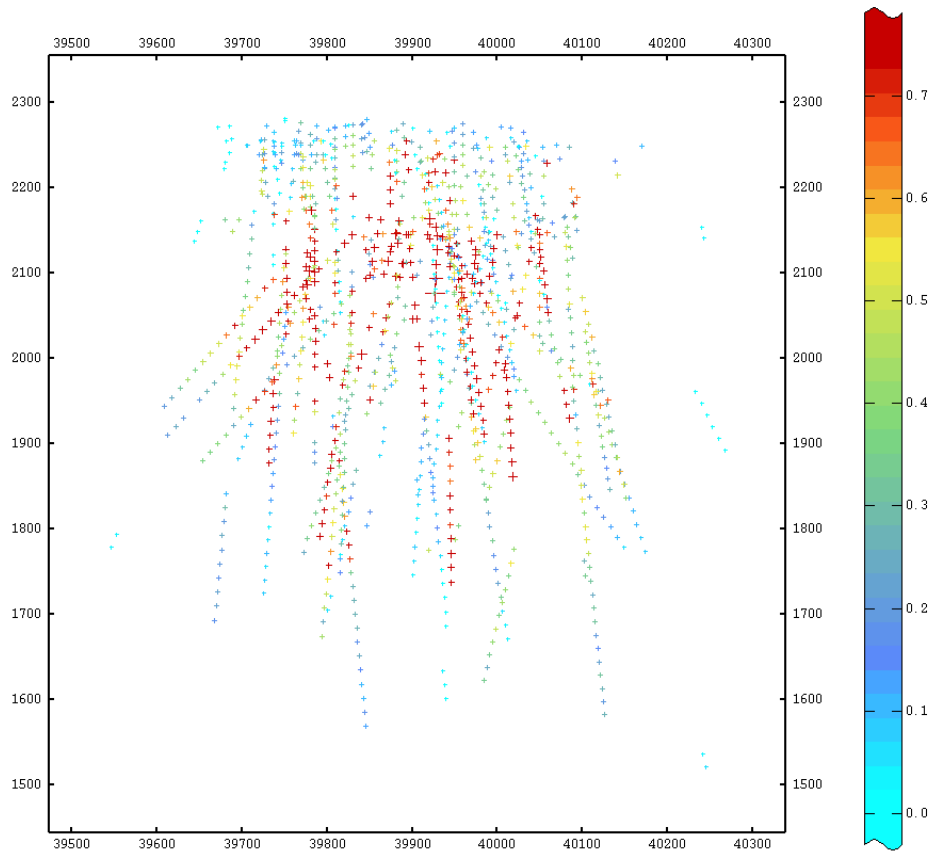


Figura 80 Vista norte nivel cobre Compósitos tradicionales.

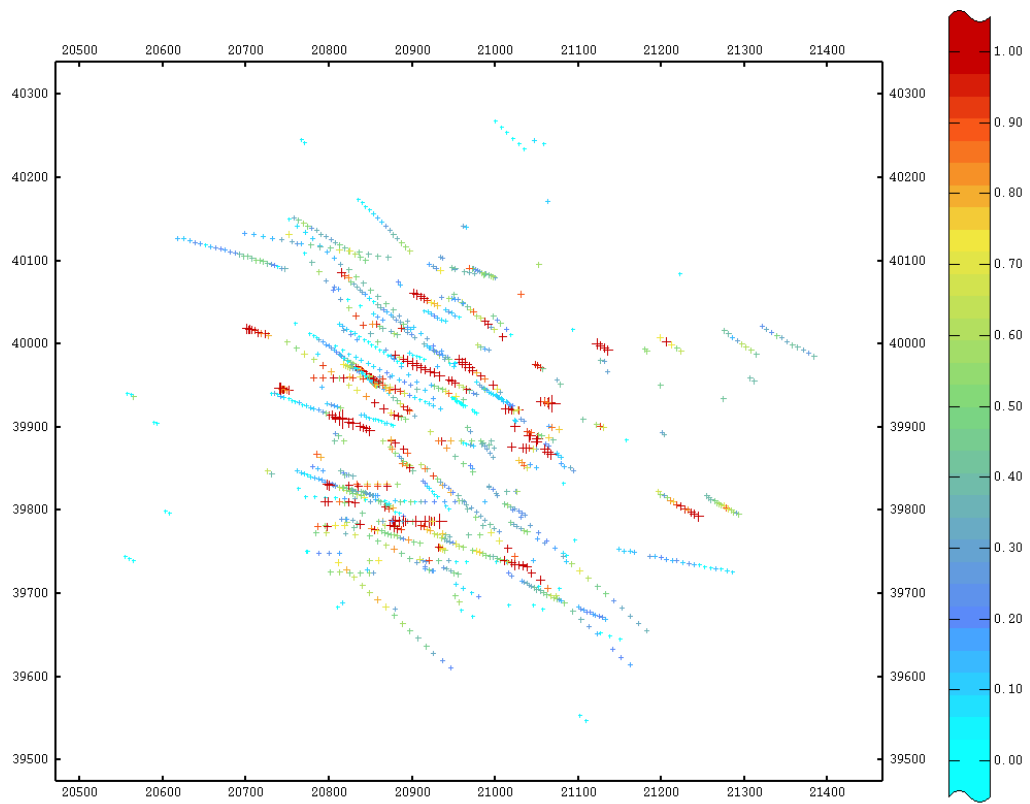


Figura 81 vista en planta oro compósitos tradicionales.

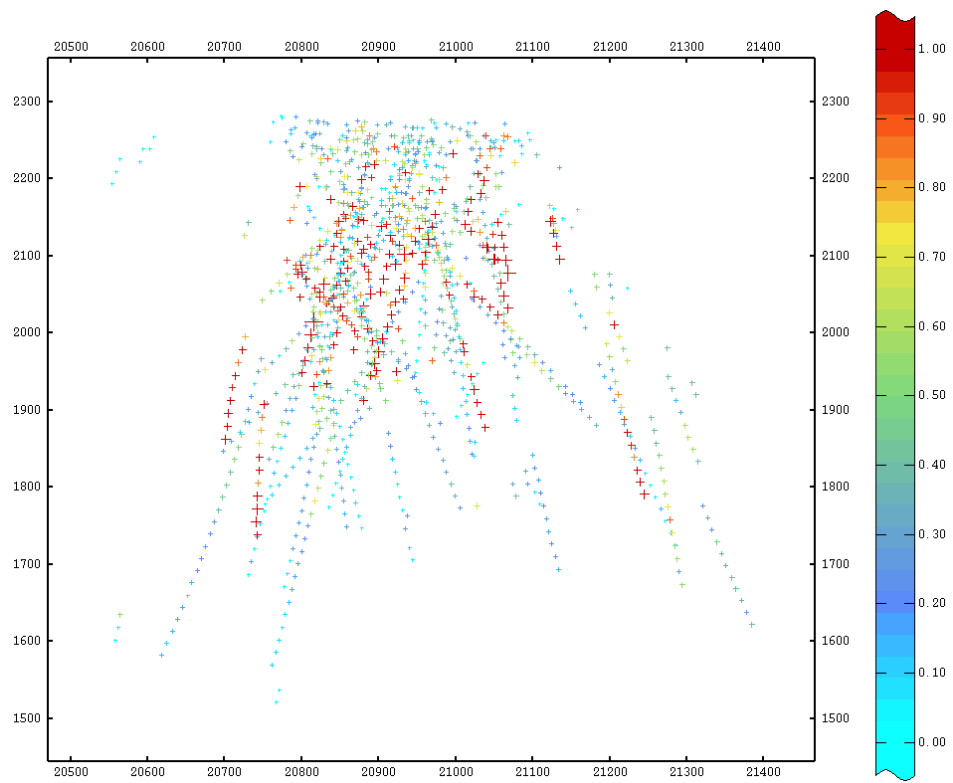


Figura 82 Vista este nivel oro compósitos tradicionales.

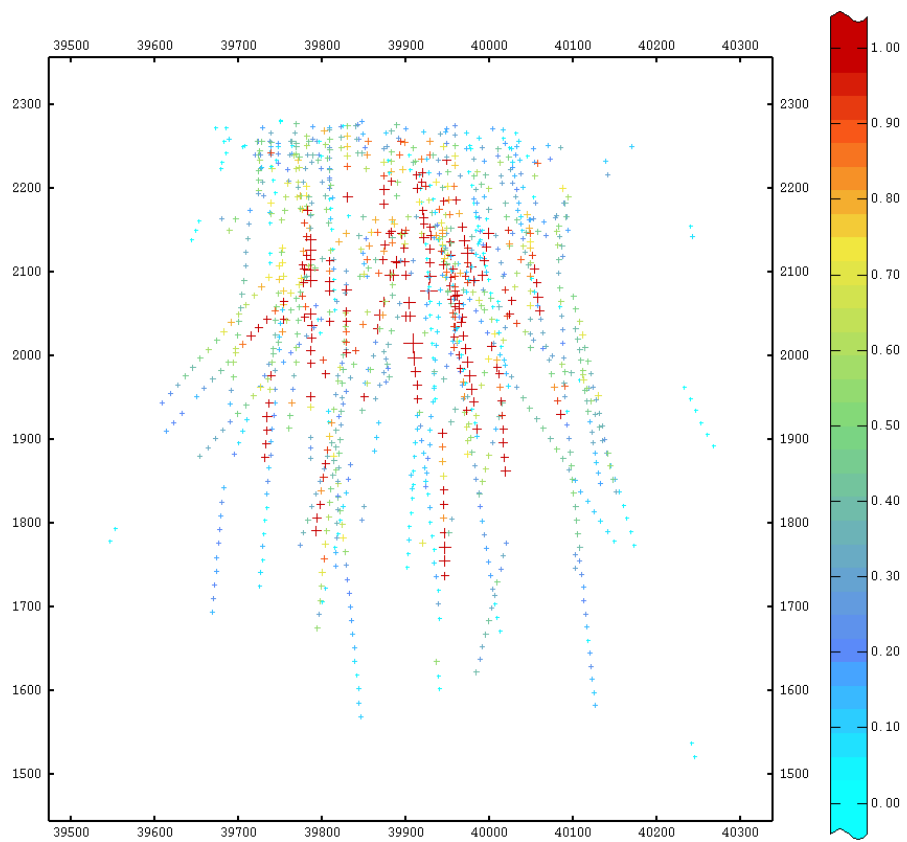


Figura 83 Vista norte nivel oro Compósitos tradicionales.

ANEXO E. COMPÓSITOS TRASLAPADOS ROCA 3

Anexo E.1 Estudio exploratorio de datos

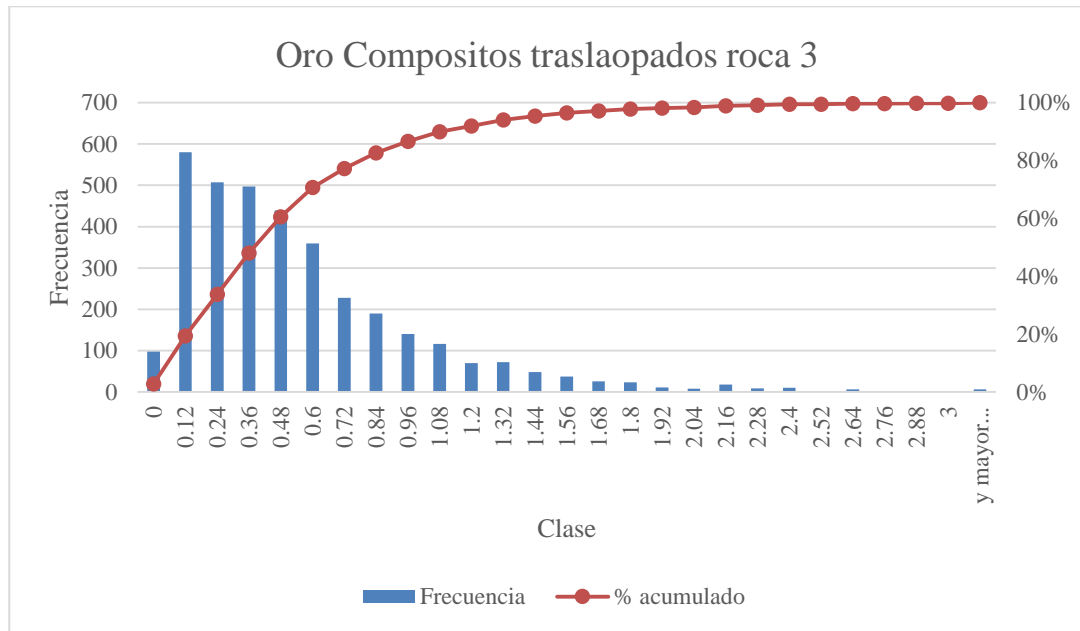


Figura 84 Histograma oro compósitos traslapados roca 3.

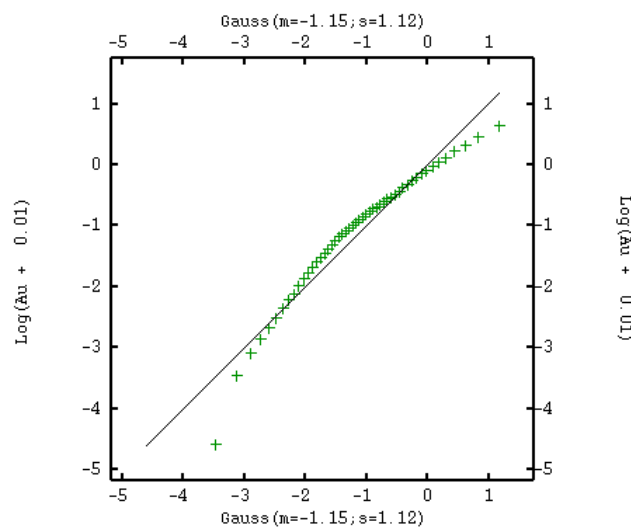


Figura 85 p-p plot oro compósitos totales roca 3.

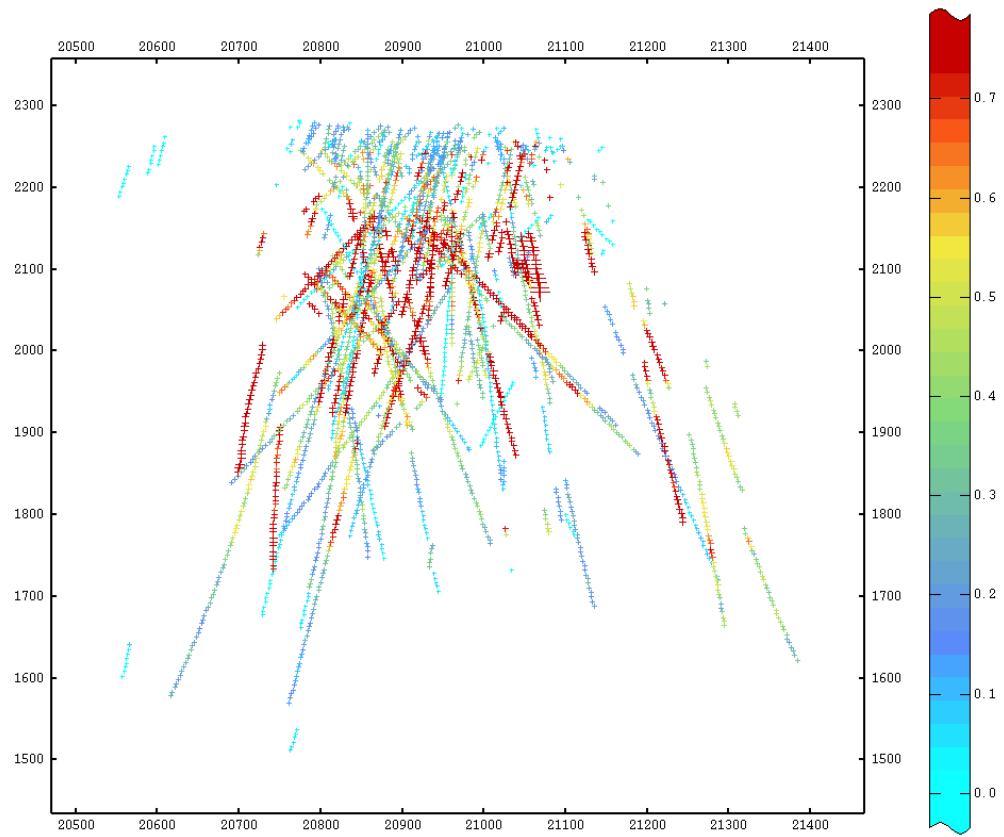


Figura 86 Vista Este Nivel cobre compósitos traslapados roca 3.

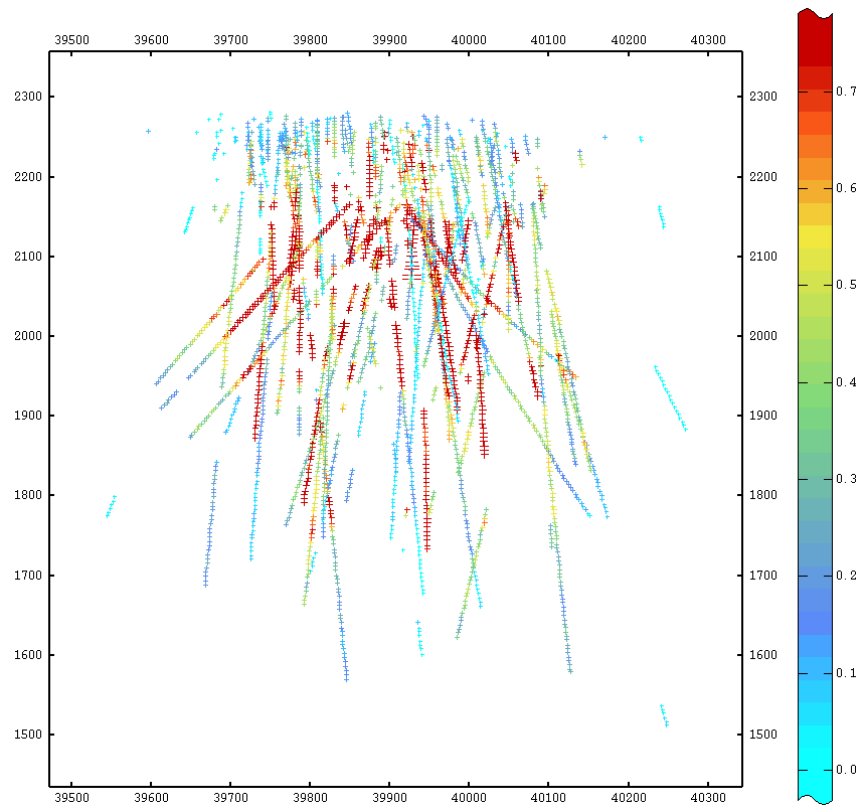


Figura 87 vista norte nivel cobre compósitos traslapados roca 3.

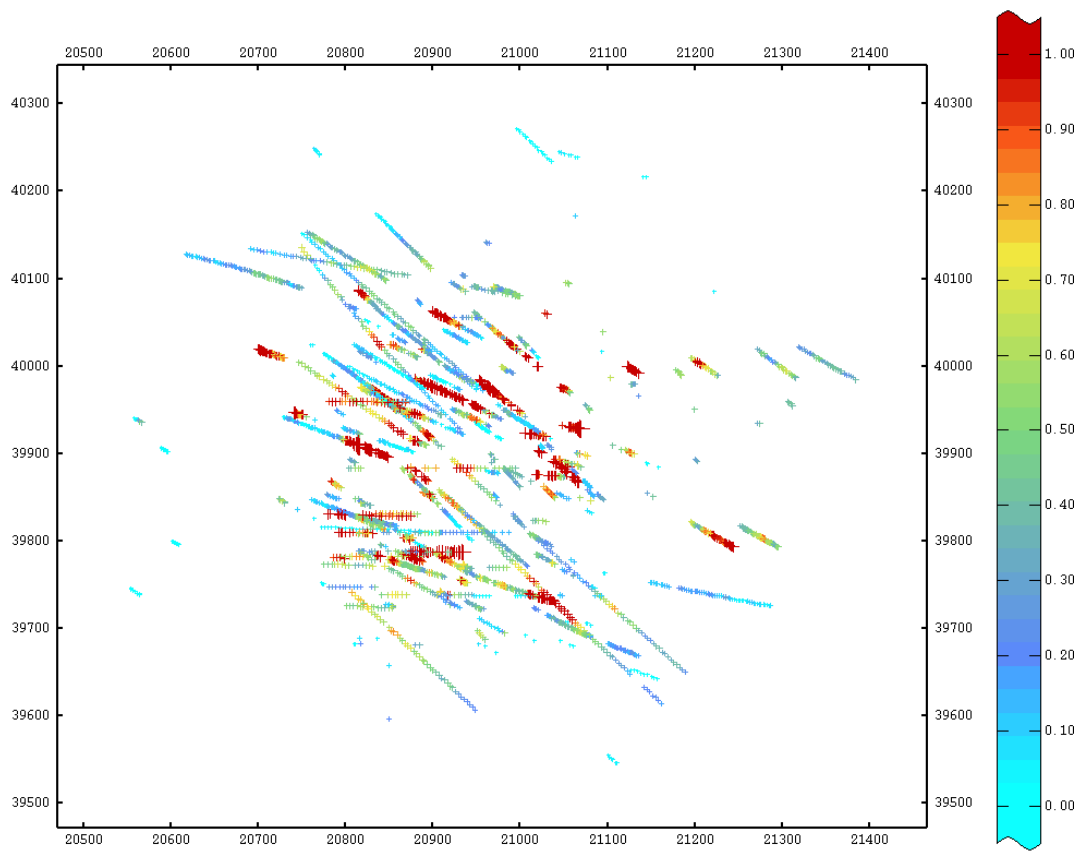


Figura 88 Vista Este Norte oro compósitos traslapados roca 3.

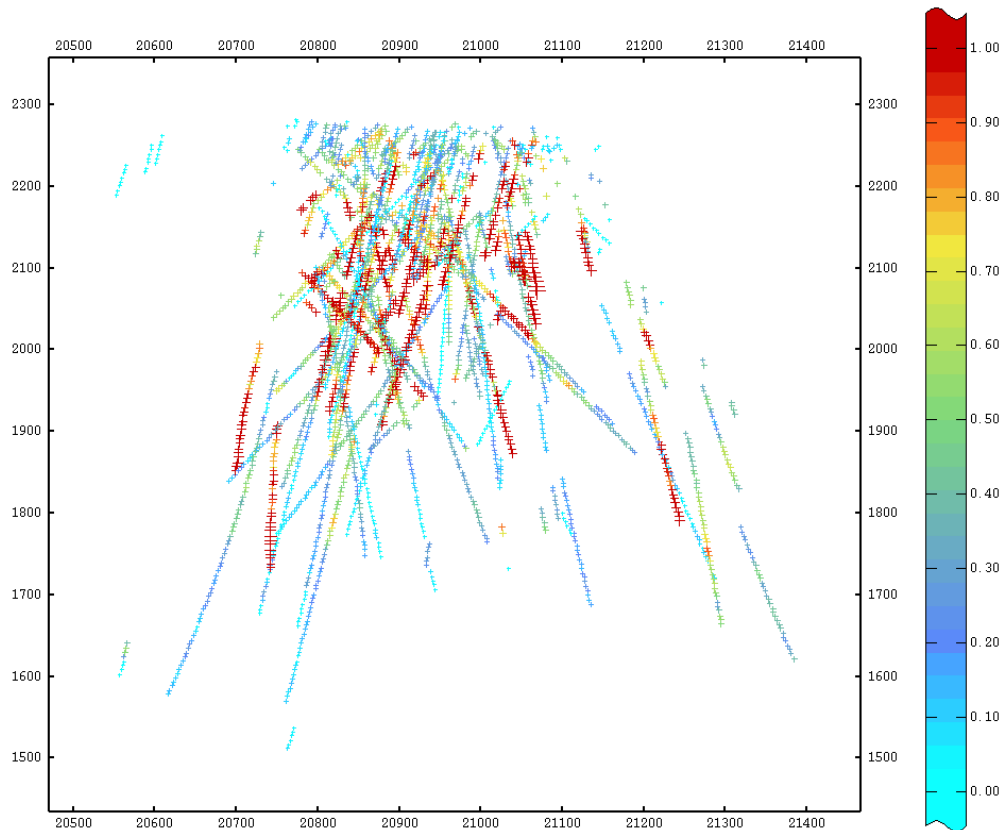


Figura 89 Vista Este Nivel oro compósitos traslapados roca 3.

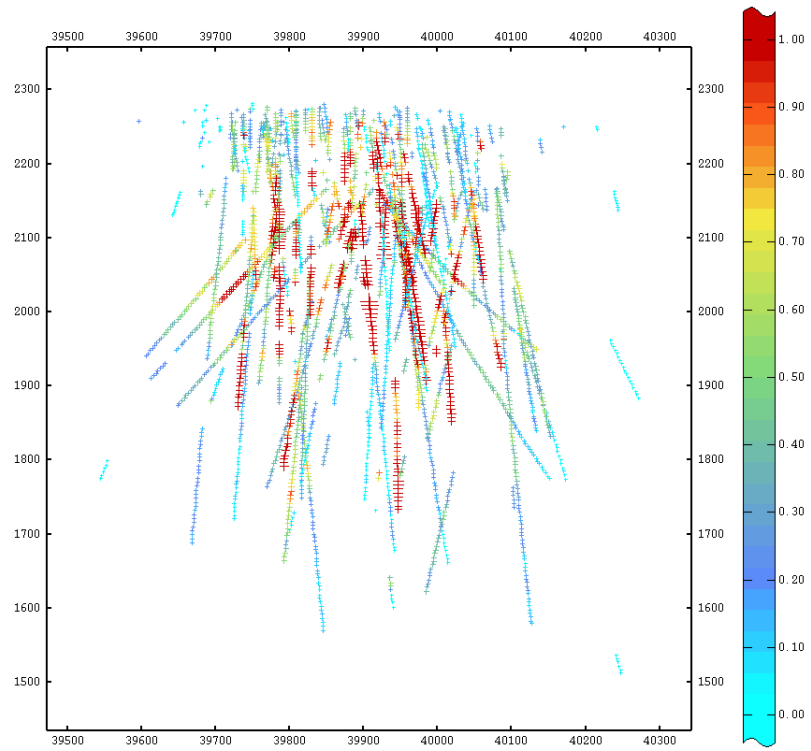


Figura 90 Vista Norte Nivel oro compósitos traslapados roca 3.

Anexo E.2 Variograma Experimental

Tabla 24 Parámetros variograma experimental compósitos totales roca 3 caso 1.

Dirección	Azimet	Ángulo de tolerancia	Dip	Tolerancia Dip	Paso	Tolerancia del Paso
Omnihorizontal	0	90	0	20	5	2.5
Vertical	0	90	90	15	5	2.5

Con los parámetros anteriores se obtuvieron como resultado los siguientes variogramas experimentales.

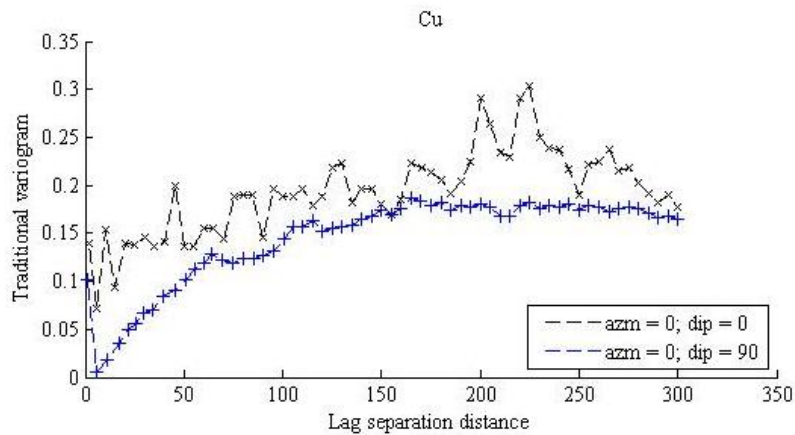


Figura 91 Variograma experimental cobre caso 1.

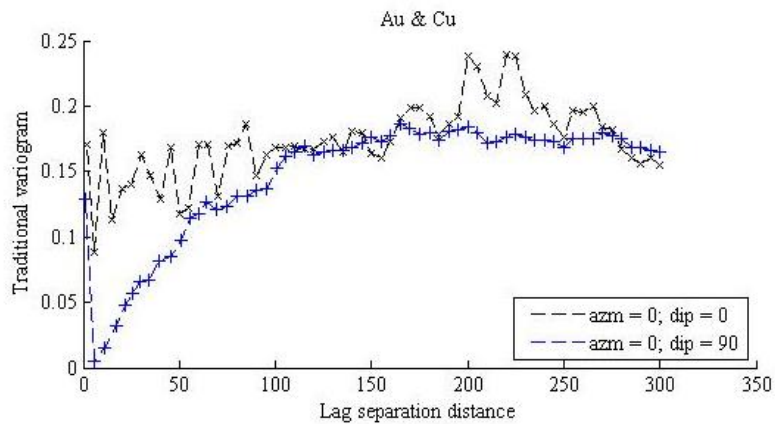


Figura 92 Variograma experimental cobre oro caso 1.

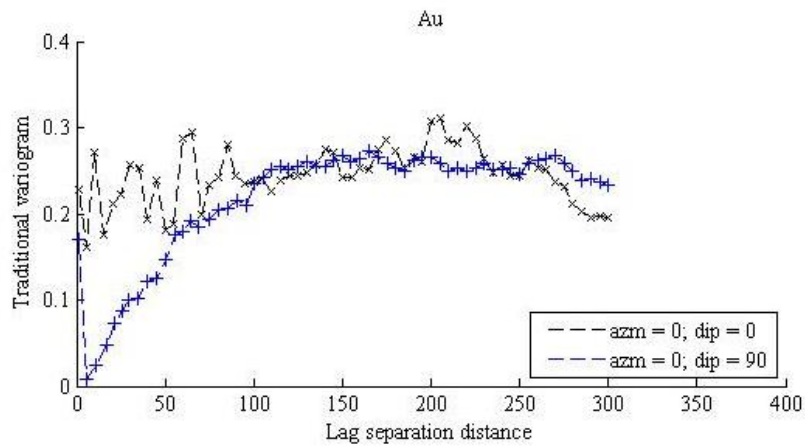


Figura 93 Variograma experimental orocaso 1.

Tabla 25 Parámetros variograma experimental compósitos totales roca 3 caso2.

Dirección	Azimuth	Ángulo de tolerancia	Dip	Tolerancia Dip	Paso	Tolerancia del Paso
Omnihorizontal	0	90	0	20	17	8.5
Vertical	0	90	90	15	17	8.5

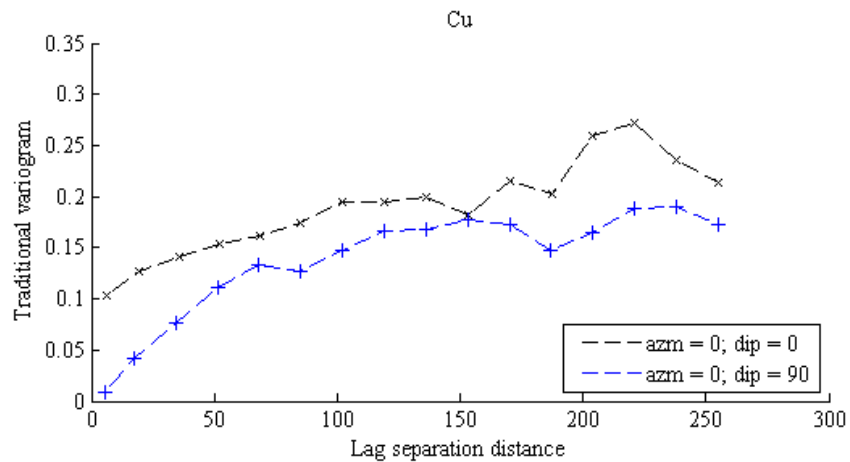


Figura 94 Variograma experimental cobre caso 2.

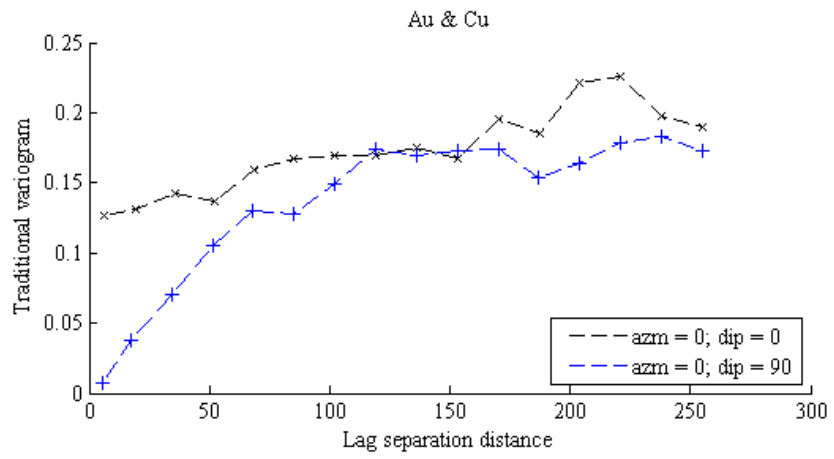


Figura 95 Variograma experimental cobre oro caso 2.

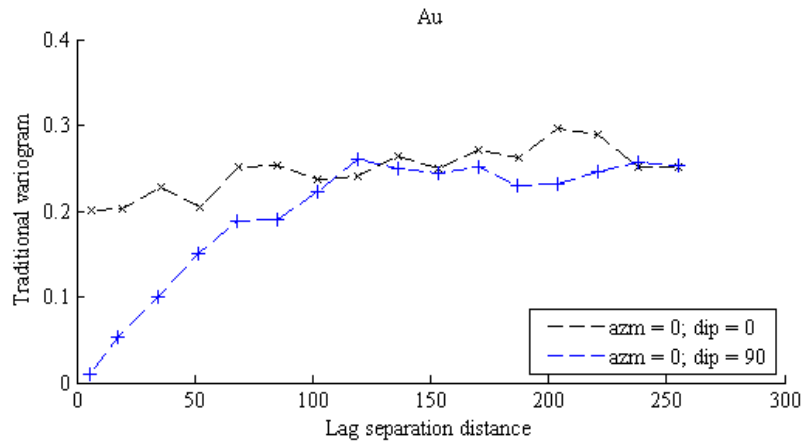


Figura 96 Variograma experimental oro caso 2.

ANEXO F. ESTIMACIÓN COMPÓSITOS TRADICIONALES

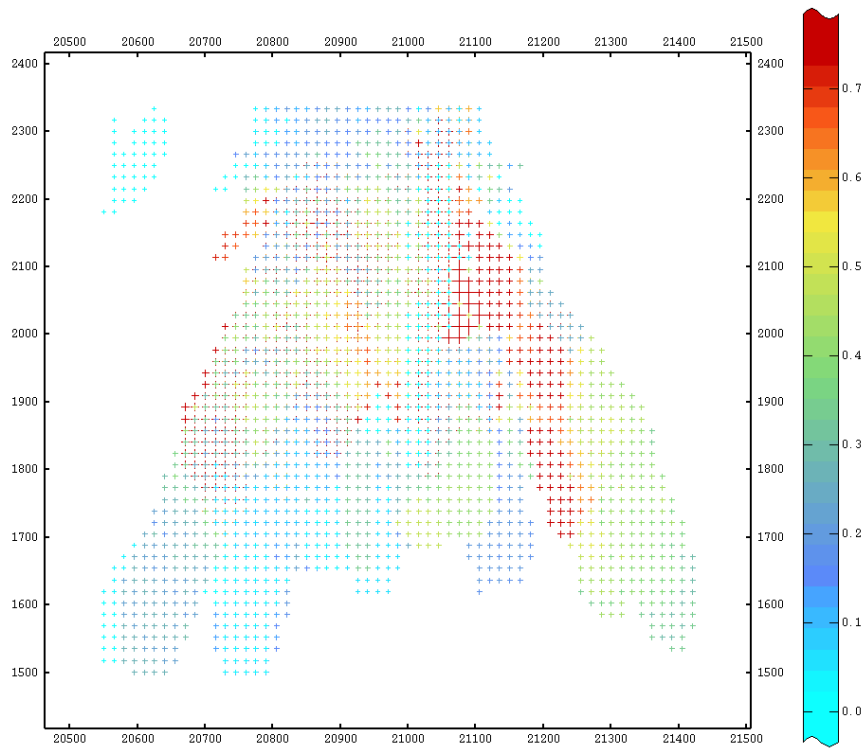


Figura 97 Vista Este profundidad cobre estimado compósitos tradicionales.

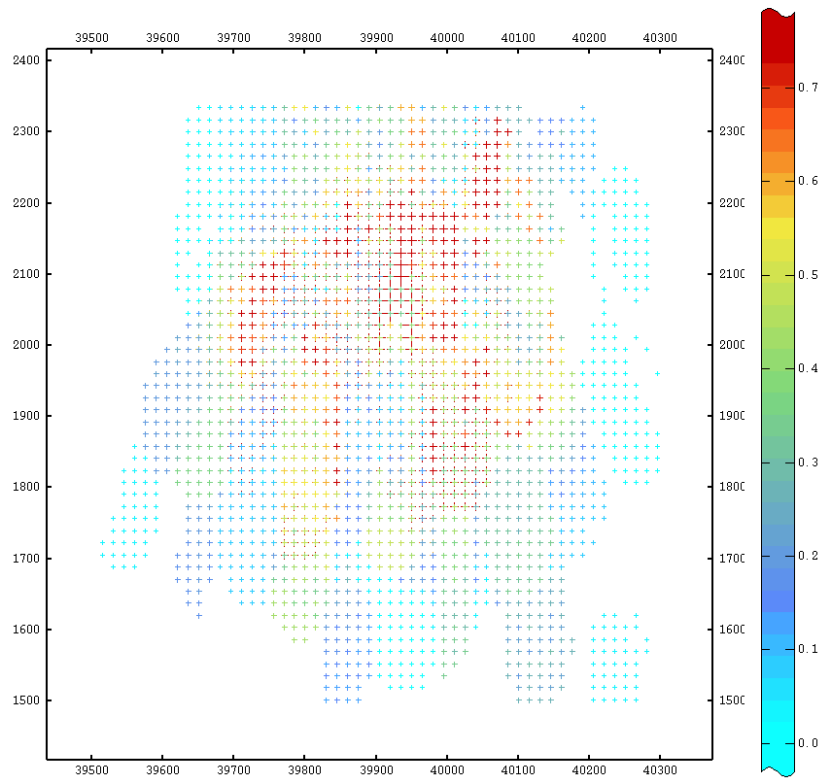


Figura 98 Vista norte profundidad cobre estimado compósitos tradicionales.

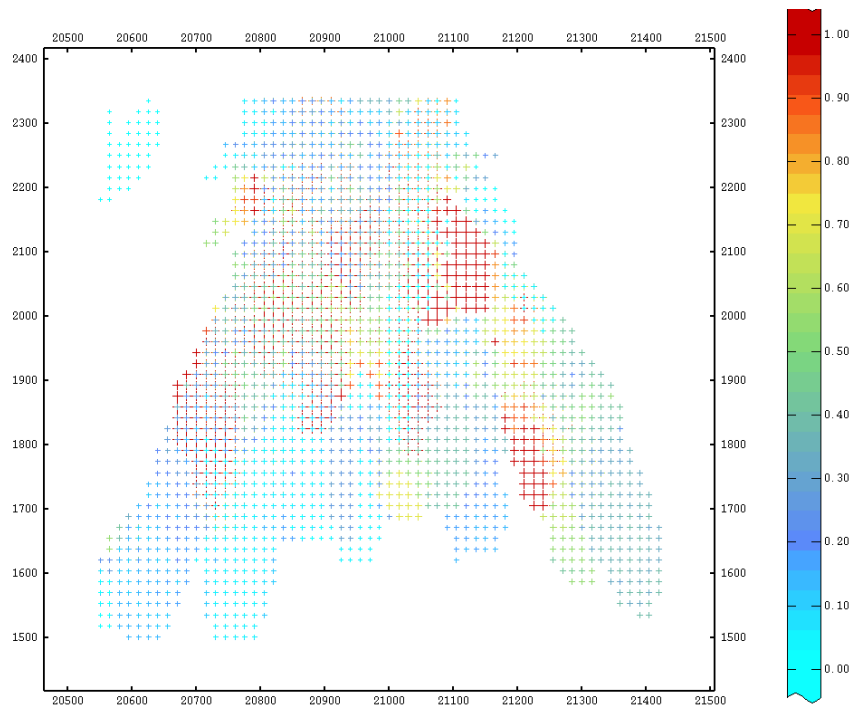


Figura 99 Vista Este profundidad oro estimado compósitos tradicionales.

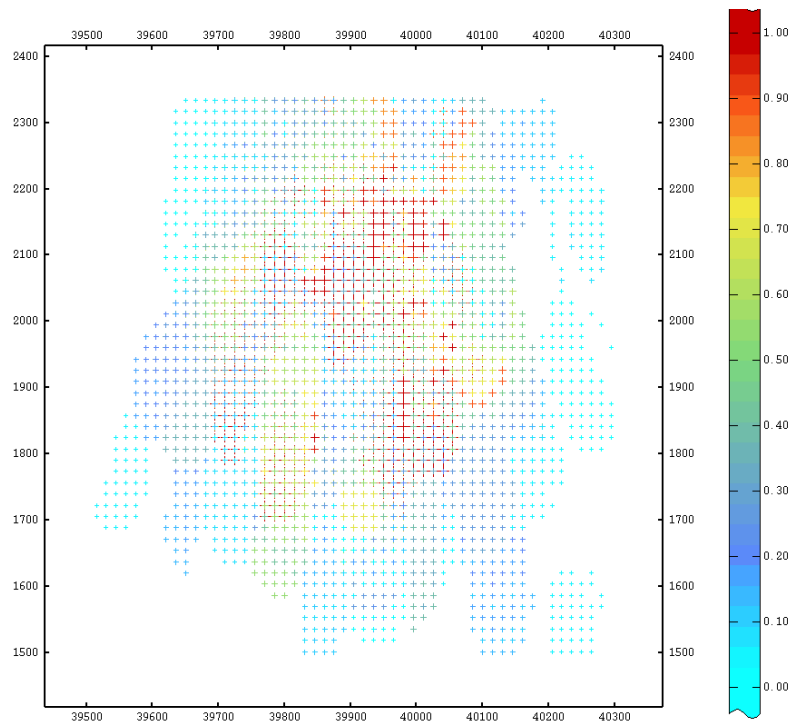


Figura 100 Vista Norte profundidad oro estimado compósitos tradicionales.

ANEXO G. ESTIMACIÓN COMPÓSITOS TRASLAPADOS

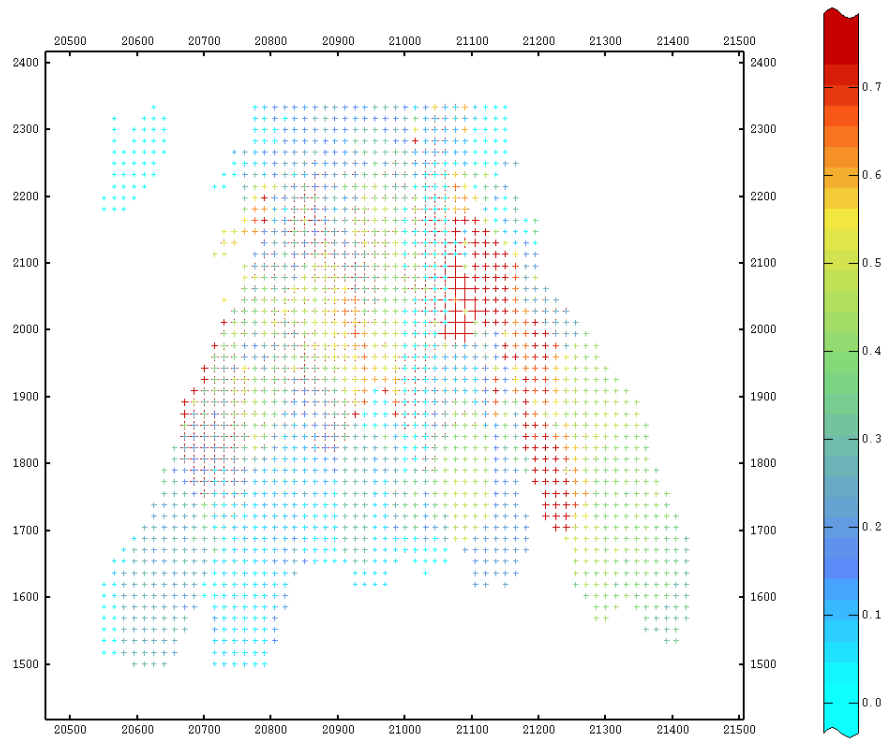


Figura 101 Vista Este profundidad cobre estimado compósitos traslapados.

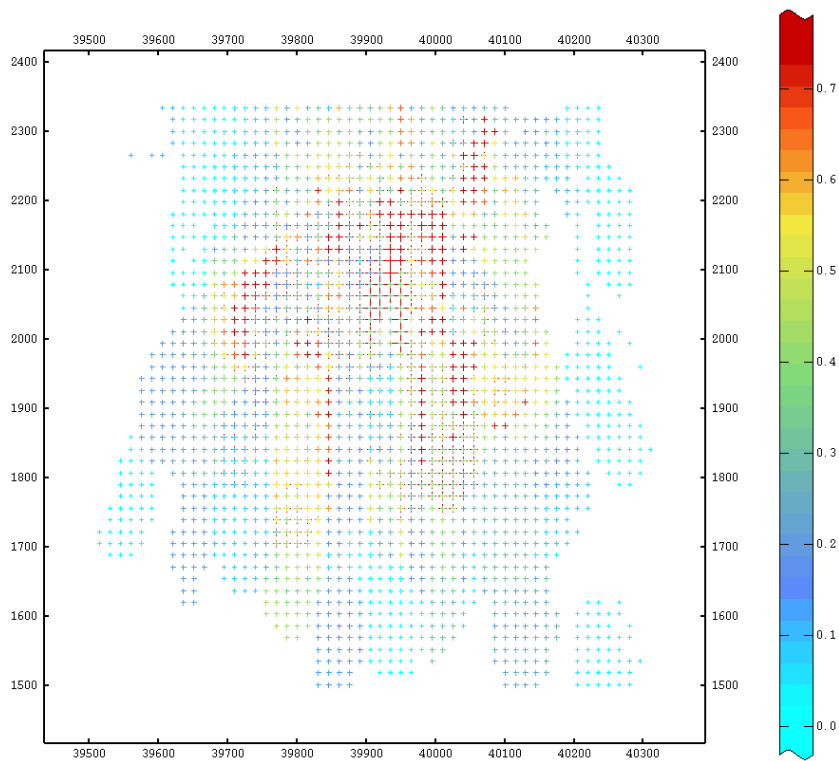


Figura 102 Vista norte profundidad cobre estimado compósitos traslapados.

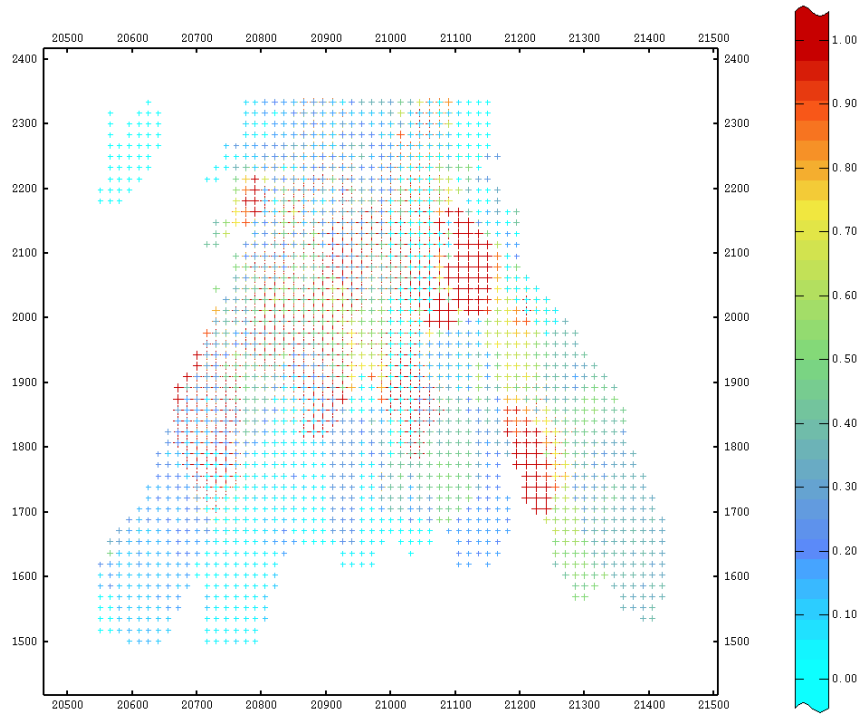


Figura 103 Vista Este profundidad oro estimado compósitos traslapados.

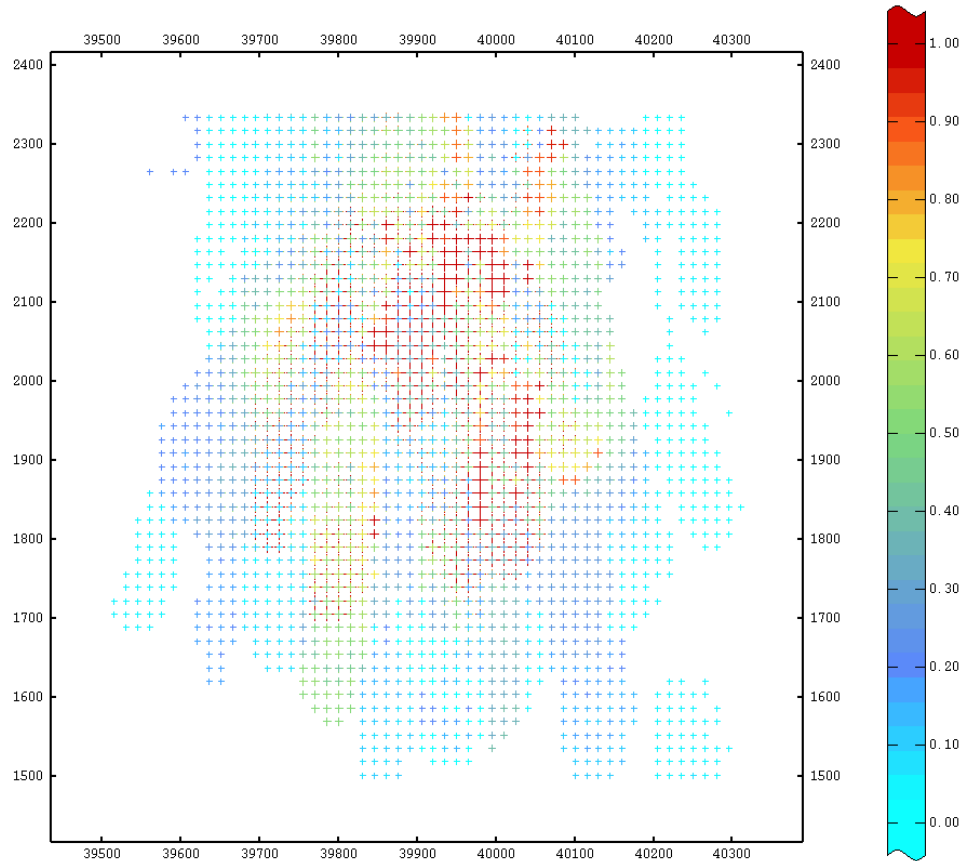


Figura 104 Vista norte profundidad oro estimado compósitos traslapados