

# Modelamiento geoestadístico de mineralogías de sulfuros en un yacimiento de cobre

Ignacio Gálvez\*, Xavier Emery

Departamento de Ingeniería de Minas, Universidad de Chile, Avenida Tupper 2069, Santiago, Chile  
Advanced Mining Technology Center, Universidad de Chile, Avenida Beauchef 850, Santiago, Chile

\* E-mail: [igalvez@ing.uchile.cl](mailto:igalvez@ing.uchile.cl)

**Resumen.** Las variables composicionales corresponden a variables coregionalizadas que son positivas y suman una constante en todos los puntos del espacio. Para construir modelos que respeten estas restricciones, se propone una extensión del llamado modelo plurigaussiano usado para simular variables categóricas. Dicho modelo se aplica a un pórfido de cobre que cuenta con información del porcentaje de minerales sulfurados relativos al contenido total de sulfuros. Como resultado, se logra integrar un modelo de simulación condicional con un plan minero de largo plazo, permitiendo predecir las mineralogías de alimentación a planta de bornita y calcopirita en el tiempo, ambas con una gran influencia en recuperaciones metalúrgicas.

**Palabras Claves:** composición regionalizada; simulación condicional; modelo plurigaussiano; planificación minera.

## 1 Introducción

Las variables composicionales corresponden a variables coregionalizadas que presentan la siguiente restricción: son positivas y suman una constante en todos los puntos del espacio. Ejemplos de éstas corresponden a porcentajes de mineralogías de óxidos o de sulfuros, las cuales tienen una gran influencia en las recuperaciones metalúrgicas.

La restricción encontrada en este tipo de variables hace que los métodos geoestadísticos clásicos, tales como cokriging y simulación condicional, no sean aplicables, dado que no respetan la condición sobre la positividad y suma constante de las variables estimadas o simuladas. Para sortear este problema, en la actualidad se utilizan transformaciones de los datos basadas en la función logaritmo (Pawlowsky and Olea, 2004), pero éstas no permiten modelar valores nulos, lo que en el contexto de un modelamiento geológico las hacen no aptas.

En este trabajo, se utiliza un modelo alternativo, basado en el llamado modelo plurigaussiano (Armstrong et al., 2011), que permite construir simulaciones condicionales de un conjunto de variables composicionales. La aplicación del modelo se hace a un pórfido de cobre en el que se muestrea el porcentaje de minerales sulfurados relativos al contenido total de sulfuros. Se llega a un plan minero y la predicción de mineralogías de alimentación a planta relevantes en la recuperación metalúrgica.

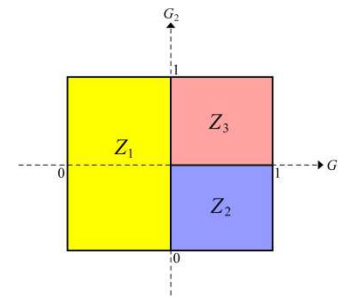
## 2 Metodología

### 2.1 Etapas del modelamiento

En el caso de composiciones con tres componentes ( $Z_1$ ,  $Z_2$ ,  $Z_3$ ), el modelo propuesto en un punto  $\mathbf{x}$  del espacio es de la siguiente forma:

$$\begin{cases} Z_1(\mathbf{x}) = G_1(\mathbf{x}) \\ Z_2(\mathbf{x}) = [1 - G_1(\mathbf{x})]G_2(\mathbf{x}) \\ Z_3(\mathbf{x}) = [1 - G_1(\mathbf{x})][1 - G_2(\mathbf{x})] \end{cases}$$

donde  $G_1$  y  $G_2$  son funciones aleatorias, con valores entre 0 y 1, obtenidas al transformar cuatro funciones aleatorias Gaussianas (Figura 1). Los detalles de las transformaciones involucradas son descritas en (Emery and Gálvez, 2012). Los parámetros del modelo se ajustan de tal manera de reproducir los valores medios, histogramas, matriz de varianza-covarianza y variogramas directos y cruzados de las variables composicionales.



**Figura 1:** Representación del modelo plurigaussiano para tres componentes ( $Z_1$ ,  $Z_2$ ,  $Z_3$ )

La metodología propuesta consta de las siguientes etapas:

- 1) Estudio exploratorio de los datos
- 2) Selección de unidad geológica de interés
- 3) Determinación de parámetros de ajuste
- 4) Conversión de los datos composicionales en datos Gaussianos, usando un método iterativo conocido como muestreador de Gibbs (Lantuéjoul, 2002)
- 5) Simulación condicional Gaussiana, vía el método de bandas rotantes (Lantuéjoul, 2002)
- 6) Transformación de las simulaciones Gaussianas en simulaciones composicionales
- 7) Análisis de estrategia de consumo de reservas

## 8) Determinación de mineralogías de alimentación a planta en el tiempo.

Los pasos críticos de la metodología corresponden al 3), 4) y 6) de la lista descrita, mientras que el resto es análogo con una simulación condicional Gaussiana clásica (Emery and Gálvez, 2012). El producto final corresponde a un conjunto de simulaciones condicionales de la composición, con las cuales se puede determinar el valor esperado de la mineralogía alimentada a planta en el tiempo, así como las probabilidades de superar determinados valores de una mineralogía dada.

## 2.2 Estrategia de consumo de reservas

La estrategia de consumo de reservas se lleva a cabo, dada la profundidad del yacimiento estudiado, para extracción por métodos de rajo abierto. Una vez definidos los límites económicamente explotables en función del contenido de cobre presente, se procede a definir la secuencia óptima de explotación. El plan minero se obtiene al definir los destinos para un determinado bloque de selección minera (planta o botadero) en el tiempo. La secuencia elegida es la que garantiza el máximo beneficio en el tiempo. En este punto, los bloques tienen asociados 100 simulaciones condicionales de sus mineralogías, por medio de las que se pueden hacer análisis probabilísticos y calcular el valor esperado de dichas mineralogías.

## 3 Caso de estudio

### 3.1 Presentación de los datos

El caso de estudio corresponde a un pórfido de cobre caracterizado por leyes de cobre total y por los porcentajes de minerales sulfurados relativos al contenido total de sulfuros. La base de datos cuenta con de 33645 muestras distribuidas en una zona de aproximadamente  $4000 \times 5000 \times 1250 \text{ m}^3$ . Las mineralogías presentes corresponden a bornita, calcopirita, calcosina, covelina, digenita, enargita, galena, pirita, tenantita y tetraedrita. Sin embargo, muchas de las mineralogías presentan valores cercanos a cero, por lo que solamente se consideran las dos principales (bornita y calcopirita), junto con una variable llamada “resto” (Tabla 1).

### 3.2 Resultados

La Figura 2 muestra el resultado del ajuste de variogramas directos y cruzados, para las tres variables consideradas (bornita, calcopirita y resto de los minerales sulfurados). Con el modelo propuesto, se construye 100 simulaciones condicionales de las mineralogías en el yacimiento, junto con un modelo de ley de cobre total. Este último muestra que el yacimiento cuenta con alrededor de 2250 millones de toneladas sobre una ley de 0.5% de cobre.

Como resultado del análisis económico se obtiene que el yacimiento cuenta con un total de 3370 Mt, de las cuales 2300 corresponden a mineral (a una ley de corte de 0.23% de cobre). La estrategia de consumo de reservas resulta en que, al considerar una alimentación a planta de 54 millones de toneladas por año (150 ktpd) y un secuenciamiento de 14 fases, se llega al plan minero mostrado en la Figura 3. El valor esperado de las mineralogías de alimentación a planta se presenta en la Figura 4, donde se aprecia que, junto con la profundización de la explotación, aumentan los porcentajes de bornita y calcopirita.

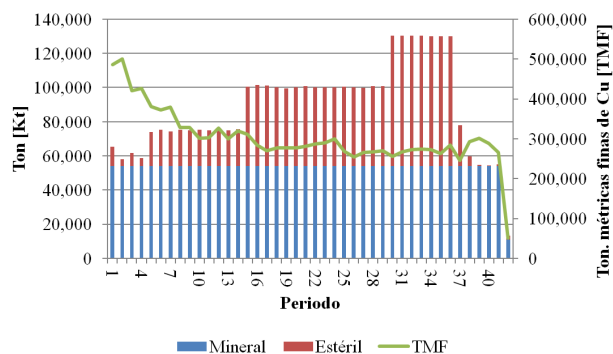


Figura 3: Plan minero del yacimiento

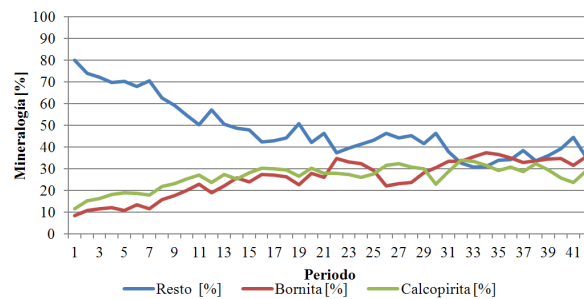
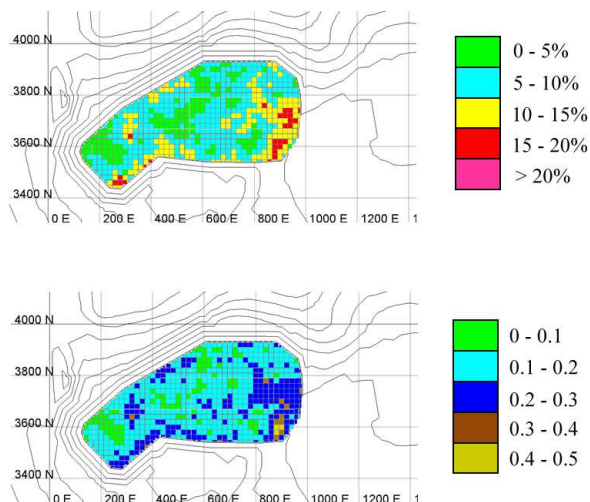


Figura 4: Mineralogías de alimentación a planta (valores esperados en el tiempo)

Finalmente la Figura 5 muestra el análisis de un banco en explotación, con el valor esperado de bornita y el riesgo de que el valor real supere 10%, lo que es de gran utilidad a la hora de llevar a cabo un plan de corto plazo.

## 4 Conclusiones

Se presentó una aplicación de un modelo geoestadístico para simular variables composicionales, el cual permite reproducir sus medias, histogramas, varianzas-covarianzas, variogramas. Por medio de la metodología presentada, se logra hacer un análisis de las mineralogías alimentadas a planta en el tiempo, tanto en valor esperado como en las probabilidades de superar determinados valores umbrales. El resultado es la integración entre la planificación y el modelo de simulaciones propuesto, lo que tiene un gran potencial cuando se cuenta con modelos metalúrgicos que necesitan ciertas mineralogías para maximizar el beneficio.



**Figura 5:** Arriba: valor esperado del porcentaje relativo de bornita. Abajo: probabilidad de encontrar más de 10% de bornita (Banco 2300 fase 1)

## Agradecimientos

Este trabajo fue financiado por el proyecto Fondecyt 1090013.

## Referencias

Armstrong, M.; Galli, A.G.; Beucher, H.; Le Loc'h, G.; Renard, D.; Doligez, B.; Eschard, R.; Geffroy, F. 2011. Plurigaussian Simulations in Geosciences. Springer. Berlin.

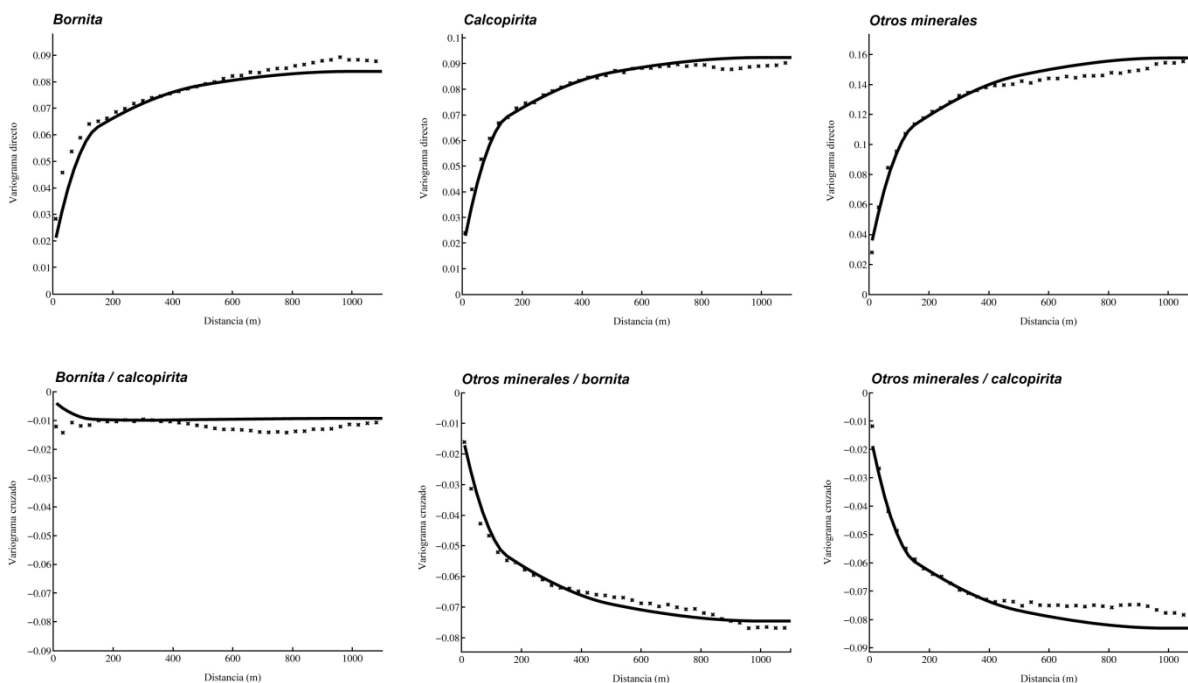
Emery, X.; Gálvez, I. 2012. A plurigaussian model for simulating regionalized compositions, In: Proceedings of the 9th International Geostatistics Congress, p. 12. Oslo.

Lantuéjoul, C. 2002. Geostatistical Simulation: Models and Algorithms. Springer. Berlin.

Pawlowsky, V.; Olea, R. 2004. Geostatistical analysis of compositional data, 1st edition, Oxford University Press: 181 p. New York.

**Tabla 1:** Estadísticas de la base de datos (valores en tanto por uno)

	Número	Mínimo	Máximo	Media	Varianza
Bornita	33645	0.00	1.00	0.26	0.30
Calcopirita	33645	0.00	1.00	0.30	0.29
Resto	33645	0.00	1.00	0.44	0.40
Ley de cobre	33645	0.00	15.70	0.58	0.24



**Figura 2:** Variogramas omnidireccionales directos y cruzados, experimentales (cruces) y modelados (líneas continuas), para las tres variables consideradas