



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

**SIMULACIÓN PLURIGAUSIANA
USANDO PROPORCIONES LOCALES**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

GIOVANNI PERNIGOTTI SAAVEDRA

**PROFESOR GUIA:
XAVIER EMERY**

**PROFESORES INTEGRANTES:
JULIÁN ORTIZ CABRERA
RODRIGO RIQUELME TAPIA**

**SANTIAGO DE CHILE
2014**

RESUMEN

En la explotación de los yacimientos minerales en la actualidad, a menudo, se carece de una cuantificación de la incertidumbre en las unidades geológicas (UG), en donde principalmente están presentes modelos manuales típicamente determinísticos. Existen métodos para generar un mayor conocimiento de la distribución de las unidades geológicas en el espacio, que involucran una colección de técnicas geoestadísticas, con la finalidad de realizar un apropiado diseño minero con la información obtenida.

El objetivo de esta memoria es modelar la incertidumbre geológica en un yacimiento minero mediante la utilización y comparación de siete modelos propuestos. Estos modelos se basan en estimar las proporciones de unidades geológicas con estadísticas geográficamente ponderadas mediante vecindades móviles y k datos más cercanos, para luego aplicar una simulación plurigaussiana, obteniendo de esta forma realizaciones de las unidades geológicas en el espacio.

Para validar los modelos de simulación, se utiliza el método "jack knife", ocultando información de sondajes con datos conocidos de UG, para luego simular en dichos puntos del espacio, comparando los valores reales en los sitios de muestreo, contra los valores obtenidos en las realizaciones.

Los resultados obtenidos muestran que la simulación plurigaussiana con los modelos propuestos es una buena herramienta para calcular la ocurrencia de las unidades geológicas (UG) en el espacio. La incorporación de modelos no estacionarios en la estimación de proporciones muestra una capacidad de adaptación a los posibles escenarios, ya que si bien, por una parte la simulación plurigaussiana permite un manejo de los contactos entre UG a través de una regla de truncación, los modelos de proporciones no estacionarios permiten un manejo de las transiciones más preciso, logrando contactos más abruptos o suaves en el caso de estadísticas geográficamente ponderadas, siendo éste un modelo más versátil que el de vecindad móvil y k datos más cercanos.

Para los modelos de simulación, el conjunto de realizaciones muestran coincidencia visual en comparación a la estimación de probabilidades de UG, a pesar de haber conseguido una baja cantidad de realizaciones debido al costo computacional del método.

Los resultados para la validación fueron positivos para los siete modelos de simulación utilizados, aunque los valores estuvieron por debajo de lo esperado, mostrando en muchos casos que para un cierto rango de probabilidad de ocurrencia de UG, el porcentaje de acierto estaba por debajo del rango, pero no muy lejano. Aun así se observan mejores resultados en cuanto a calidad y realismo de la simulación en comparación al modelo estacionario (que considera proporciones de UG constantes en el espacio) destacando por sobre el resto el modelo de proporciones calculadas con estadísticas geográficamente ponderadas.

Finalmente, los modelos de simulación mostrados presentan una forma versátil para modelar la probabilidad de ocurrencia de UG, pudiendo extender estos modelos a la simulación conjunta con leyes.

ABSTRACT

In the exploitation of mineral deposits at present, they lack quantification of the uncertainty in geological units (GU), where typically manual deterministic models. There are methods to generate a better knowing of the distribution of geological units in space, involving a diverse collection of geostatistical techniques in the present, in order to make an appropriate mine design with the information obtained.

The objective of this memory title is to model the geological uncertainty in a deposit with non-stationary proportions models, using seven models proposed for estimating the probability of occurrence of UG, these models are estimates of proportions geographically weighted through mobile and k-nearest data, and then apply these models to plurigaussian simulation, thereby obtaining the realizations of geologic units (GU) in space, to finally compare the models in quality and realism of the simulation.

To validate the simulation models, the "jack knife" method was used, with hiding drillhole information with UG data, then simulate in those points of space, comparing the actual values in the sampling sites, against the values obtained in the realizations.

The results show that the plurigaussian simulation is a good alternative to estimate the occurrence of geological units (GU) in space, and the incorporation of non-stationary models in estimating proportions, shows good adaptability to possible scenarios. Because the plurigaussian simulation allows handling of contacts between GU through truncation flag and variograms models, but models of non-stationary proportions allow handling more precise transitions, managing geographically estimated through single neighborhood more abrupt or smooth in the case of the contacts, this being a more versatile than the mobile neighborhood and k-nearest model.

For simulation models, the set of visual coincidence realizations shown compared to the estimated probabilities of UG, despite having achieved a low number of realizations because of the computational cost of the method.

The results for validation were positive for the seven simulation models used, although the values were lower than expected, showing in many cases for a range of probabilities of UG, the success rate was below the range but not so far, showing increasing graphics. However, non-stationary models best results are observed in the quality and realism of the simulation compared to the stationary model and showing better results for proportion geographically weighted model.

Finally, the simulation models shown, have a versatile model for the modeling probability of occurrence of UG, may extend these models to form joint simulation with grades.

AGRADECIMIENTOS

Le agradezco sinceramente a mi profesor guía Xavier Emery por el continuo apoyo y buena disposición durante la realización de este memoria, respondiendo siempre mis muchos mails de forma oportuna, y agendando reuniones para conversar de geoestadística, al profesor Julián Ortiz por su buena disposición y ayudarme siempre a aclarar conceptos.

Agradezco mucho al apoyo brindado por mi familia, en especial a mi madre y hermano Stefano, por estar siempre presente dándome ánimos cuando más lo necesitaba. Le agradezco infinitamente a la mujer de mi vida, que me apoyo incondicionalmente durante todo mi trabajo, teniendo que aguantar mi mal genio y dándome fuerza siempre, te amo mucho Viviana.

A Conicyt, proyecto Fondecyt número 1130085, por brindar los recursos necesarios durante la realización de esta memoria y al Laboratorio ALGES de supercómputo geoestadístico, por acogerme durante mis prácticas profesionales y darme la oportunidad de aprender geoestadística.

Y finalmente quiero agradecer al Departamento de Ingeniería de Minas de la Universidad de Chile por darme la oportunidad de aprender esta hermosa carrera con los mejores.

TABLA DE CONTENIDO

Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1. Motivación del trabajo.....	2
1.2. Objetivos.....	2
1.2.1. Objetivo General.....	2
1.2.2. Objetivos Específicos.....	2
1.3. Alcances.....	2
Capítulo 2. Antecedentes teóricos.....	3
2. Geoestadística.....	3
2.1.1. Conceptos fundamentales.....	3
2.1.2. Variograma.....	3
2.1.3. Kriging.....	4
2.2. Simulaciones.....	5
2.2.1. Simulación secuencial de indicadores:.....	6
2.2.2. Simulación de múltiples puntos (MPS).....	7
2.2.3. Simulación Gaussiana truncada.....	8
2.2.4. Simulación plurigaussiana.....	9
Capítulo 3. Metodología.....	11
3.1 Estimación de proporciones de unidades geológicas.....	11
3.1.1 Estadísticas geográficamente ponderadas para la modelación de UG.....	11
3.1.2 Modelamiento de proporciones no estacionarias a través de vecindad móvil.....	11
3.1.3 Modelamiento de proporciones no estacionarias a través de los k vecinos más cercanos.....	12
3.2 Simulación de unidades geológicas.....	12
Capítulo 4. Caso de estudio: Yacimiento Río Blanco-Los Bronces.....	13
4.1 Datos generales.....	13
4.2 Geología.....	15
4.2.1 Tipos de roca.....	15
4.3 Base de datos.....	18
4.3.1 Ubicación de la base de datos.....	18
4.3.2 Distribución espacial de UG.....	19
4.4 Codificación indicadores.....	20

4.5 Modelamiento plurigaussiano	20
4.5.1 Definición de bandera y umbrales de truncación	20
4.5.2 Variografía experimental.....	22
4.5.3 Modelamiento variográfico.....	25
4.5.4 Modelamiento de proporciones variables de UG	26
4.6 Simulación	34
4.6.1 Grilla de simulación	34
4.6.2 Datos condicionantes.....	34
4.6.3 Parámetros de simulación.....	35
4.6.4 Simulación con proporciones estimadas por estadísticas geográficamente ponderadas	35
4.6.5. Estadísticas geográficamente ponderadas con $s=10.000$ y 20.000	35
4.6.6 Simulación con UG proporciones estimadas mediante vecindad móvil	38
4.6.7 Simulación con UG proporciones estimadas mediante los k vecinos más cercanos	41
4.6.8 Simulación con UG constantes.....	43
Capítulo 5. Comparación de modelos	45
5.1 Distribuciones de probabilidad de UG simuladas	45
5.2 Comparación de plantas de simulación vs estimación	48
Capítulo 6. Validación.....	55
6.1 Datos de validación	55
6.1.1 Proporciones	55
6.1.2 Error de estimación.....	57
6.2 Simulación en lugares con datos de validación.....	58
Capítulo 7. Discusión	63
Capítulo 8. Conclusiones	65
9. BIBLIOGRAFÍA	67

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

En la explotación de los yacimientos minerales hay que tener un alto grado de conocimiento en cómo se distribuyen los recursos, para realizar un diseño minero que permita extraer los minerales de forma segura y sustentable en el tiempo, con la finalidad de generar valor. Para lograr dicho objetivo, están involucradas diversas disciplinas y procesos que permiten la óptima extracción y refinación posterior. Para ello, es de vital importancia la correcta caracterización de los recursos minerales de interés. Actualmente este procedimiento de análisis se basa en la caracterización geológica que incluyen factores como su litología, estilo de mineralización, asociaciones minerales, alteraciones, estructuras, etc. de muestras de sondajes obtenidas in situ, integradas a un análisis geoestadístico de las muestras.

Una de las grandes complicaciones en la estimación de recursos, es en cómo manejar de mejor manera la información geológica obtenida y cómo interpretar los datos. Estas interpretaciones son un factor importantísimo en la determinación de las leyes, tonelajes, forma y distribución de los recursos en el espacio. Usualmente se utilizan métodos manuales típicamente determinísticos, y una sola interpretación geológica, en donde una mala estimación puede derivar a una posterior falla global del sistema minero. Por esto, la simulación geoestadística es una herramienta fundamental para la estimación y cuantificación de la incertidumbre en el modelo geológico.

Por lo tanto, las simulaciones estarán orientadas a variables categóricas en las que se trabajará, como son las litologías. Estas variables resultan fundamental dentro del procedimiento en modelar la realidad geológica del yacimiento, ya que se procesan minerales y no leyes. Estas litologías proporcionan información para las simulaciones, en donde estas deben reflejar la realidad con la menor incertidumbre posible.

En el presente documento, se tiene como finalidad modelar la incertidumbre geológica en una porción del yacimiento Río Blanco, con modelos no estacionarios en las proporciones de unidades geológicas.

1.1. Motivación del trabajo

Los algoritmos actuales, en la simulación de variables categóricas, no logran reproducir la realidad de forma óptima. Esto es debido a muchas consideraciones como, por ejemplo, tratar las proporciones de litologías como fijas, en donde no están sujetas a variabilidad en el espacio. Por ende, se podría trabajar en este ámbito, con la finalidad de crear soluciones alternativas en pro de dar mejores soluciones a este tema, sin embargo, existe una gran cantidad de información y modelos para la simulación categórica, como la gaussiana truncada o plurigaussiana, entre otros. Por lo que resulta interesante realizar comparaciones entre los modelos en calidad de estimación, incertidumbre, etc.

De esta manera, se podrían encontrar mejores soluciones a la problemática existente, con la finalidad de mejorar el proceso completo de la minería, ya que una mala estimación repercute en toda la actividad minera como el diseño y planificación como un sistema completo, con lo que unos mejores resultados en la estimación, podrían acercar más estas simulaciones a la realidad, mejorando y optimizando el proceso completo aguas abajo.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

- Modelar la incertidumbre geológica en un yacimiento minero con modelos no estacionarios.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Aplicación de la simulación plurigaussiana
- Incorporar proporciones espacialmente variables de las unidades geológicas
- Comparar modelos no estacionarios en calidad y realismo de la simulación

1.3. Alcances

Los datos a utilizar para modelar la incertidumbre, corresponden a los datos de exploración del yacimiento Río Blanco, involucrando 8348 datos de dicho yacimiento. Se consideraran diversos modelos para la estimación, y éstos serán comparados en diversos aspectos tales como calidad y realismo de la simulación.

CAPÍTULO 2. ANTECEDENTES TEÓRICOS

2. Geoestadística

La geoestadística corresponde a una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales. Cuenta con un conjunto de herramientas y métodos para analizar datos que están distribuidos en el espacio o tiempo. Se aplica al estudio de variables regionalizadas, es decir, variables numéricas que se extienden en el espacio geográfico, conocidas a partir de una toma de muestras.

El principal campo de aplicación corresponde a la evaluación de recursos naturales, en donde la geoestadística ha sido aplicada con éxito, en particular las áreas asociadas a minerales, petróleo, gas y recursos forestales.

2.1.1. Conceptos fundamentales

- **Variable aleatoria:** variable que puede tomar una serie de posibles valores de acuerdo a una distribución de probabilidad.
- **Variable regionalizada:** Corresponde a una variable numérica representando un fenómeno regionalizado, que se distribuye en una región del espacio.
- **Soporte:** Corresponde al volumen sobre el cual se define la variable regionalizada. Para el caso minero, el soporte corresponde a unidades de selección minera o bloques, muestras de sondajes, etc. Si se desea realizar un cambio de soporte es requerido que la variable regionalizada sea aditiva, en otras palabras, que el valor de la variable regionalizada en un volumen sea la media de los valores puntuales en el interior del volumen.
- **Función aleatoria:** Una función aleatoria es un conjunto de variables aleatorias $\{Z(x); x \in D\}$ definidas sobre un campo de interés, o en donde $Z(x)$ corresponde a una realización de una variable aleatoria.

2.1.2. Variograma

El variograma es una medida de la variabilidad de una variable regionalizada, vista como una realización de una función aleatoria, que busca describir y modelar la continuidad espacial. Se define como:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{ (z(u+h) - z(u))^2 \}$$

Experimentalmente se calcula considerando los datos en donde su separación es igual a h , con tolerancia que permiten una cierta flexibilidad para encontrar valores cercanos a h . El variograma experimental corresponde a un estimador insesgado del variograma teórico, que consiste en reemplazar la esperanza matemática por una media experimental.

Los parámetros a especificar para calcular un variograma experimental son:

- **dirección de interés:** acimut, inclinación.
- **distancia de interés:** paso y número de pasos.
- **tolerancia en la dirección:** tolerancia angular en el acimut e inclinación, anchos de banda horizontal y vertical.
- **tolerancia en las distancias**
- **número mínimo de pares de datos para su estimación.**

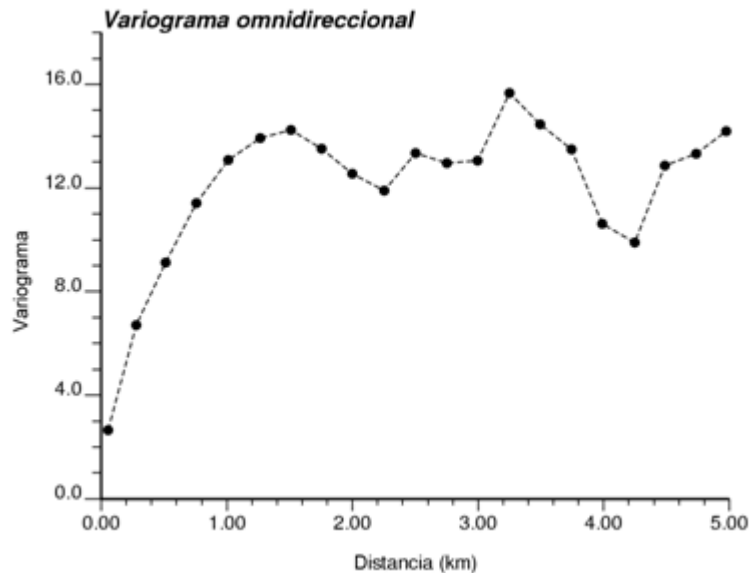


Ilustración 1. Ejemplo de variograma experimental, FUENTE: MI4040-Emery

El variograma tiene una serie de características importantes. Dentro de ellas las más destacadas son:

- El crecimiento muestra con la rapidez a la cual la variable pierde correlación espacial.
- la distancia en donde se estabiliza el variograma se llama alcance, representando la zona de influencia de un dato en su dirección de estimación.
- cerca del origen, muestra el comportamiento de dos datos muy cercanos, reflejando la regularidad a pequeña escala de la variable regionalizada.
- Si se calcula el variograma a lo largo de varias direcciones del espacio, resulta efectivo para identificar posibles anisotropías.

2.1.3. Kriging

El kriging, corresponde a una familia o colección generalizada de técnicas de regresión lineal que minimizan la varianza del error de estimación. Para su construcción, sus variantes están relacionadas a las hipótesis sobre la función aleatoria subyacente $Z = \{Z(x); x \in D\}$.

- **Restricción de linealidad:** El estimador debe ser una combinación lineal ponderada de los datos:

$$Z^*(x_0) = a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha})$$

En donde x_0 es el sitio a estimar, y $\{x_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n\}$ son los sitios con datos, por lo que los ponderadores $\{\lambda_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n\}$ son las incógnitas del problema que dependerán del sitio x_0 a estimar.

- **Restricción de insesgo:** Error de estimación con esperanza nula,

$$E[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = 0$$

- **Restricción de optimalidad:** criterio de calidad del método, minimizando la varianza del error, representada por:

$$\text{var}[Z^*(x_0) - Z(x_0)] \text{ es mínima.}$$

Existen diversas variedades del kriging, entre los más conocidos:

- Kriging simple (KS): Se asume la media conocida y, generalmente constante en el espacio.
- Kriging Ordinario (KO): La media se asume desconocida y constante en el espacio, aunque se puede asumir estacionaridad local.
- Kriging Universal (KU): La media se asume variable y desconocida en el espacio, en donde es posible caracterizar dicha variación por una descripción polinomial.

2.2. Simulaciones

La idea de las simulaciones es construir varios escenarios que reproducen la variabilidad de la variable en estudio.

La simulación se basa en la interpretación de la variable regionalizada como una realización de una función aleatoria Z , consistiendo principalmente en construir otras realizaciones a partir de esta misma función aleatoria. Su uso se extiende a:

- **análisis de riesgos:** mostrando escenarios más optimistas o pesimistas según el caso.
- **estimación:** mediante el promedio de las realizaciones o calculando la frecuencia de ocurrencia de un evento, dando la posibilidad de estimar la probabilidad de este evento.
- **medición de la incertidumbre:** qué tan distintos son los escenarios entre sí.

Para las simulaciones, es preciso conocer la distribución espacial de la función aleatoria, dicho de otra manera, el conjunto de sus distribuciones de probabilidad, en donde conocer el valor medio y variograma resulta insuficiente.

2.2.1. Simulación secuencial de indicadores:

En el modelamiento geológico, algunos modelos son construidos determinísticamente bajo juicios expertos. Sin embargo hay veces que existen datos inadecuados para crear modelos de esta manera. Así será necesario un algoritmo de simulación estocástica para la construcción de múltiples realizaciones.

La simulación secuencial de indicadores es un método extensamente usado para modelos de variables categóricas, aunque se critique que en ocasiones sea incompleto y no estructurado, dado que el variograma de indicadores sólo da estadísticas de dos puntos.

La simulación de indicadores permanece como una aplicación relevante cuando no habrán formas genéricas claras que puedan ser puestas en las bases del modelo, y, por este motivo se deberá obligar al modelo a basarse en datos secundarios suaves que provengan de una observación geológica para mejorar sus resultados. A pesar de sus críticas existen buenas razones para privilegiar este método en desmedro de otros, el principal será que los parámetros estadísticos podrán ser inferidos con datos limitados, además de un algoritmo que provee una forma segura de transferir la incertidumbre en las categorías a través de resultados numéricos.

La metodología del algoritmo considera k categorías, donde la variable indicador será denotada como sigue:

$$I(S(x), S_k) = \begin{cases} 1, & \text{si } S(x) = S_k \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}, \quad k = 1, \dots, K$$

Una variable indicador será interpretada como la probabilidad de una categoría de prevalecer en una posición específica, por ende los datos condicionantes serán codificados con ceros o unos, pues estos son datos duros donde se tendrá certeza total de su probabilidad de prevalecer, y será utilizado para determinar las probabilidades de las categorías en zonas no muestreadas.

La simulación secuencial de indicadores aplica kriging de indicadores en forma secuencial donde una categoría es escogida por simulación de Monte Carlo en cada posición. Luego, todas las posiciones son visitadas secuencialmente con un nivel incremental de condicionamiento, pues cada lugar simulado anteriormente pasa a ser un dato condicionante en la próxima simulación. Estas simulaciones permitirán hacer un modelo probabilístico de la variable en estudio, que viene a reemplazar lo hecho antes de manera determinística.

2.2.2. Simulación de múltiples puntos (MPS)

Cuando se habla de estadísticas de múltiples puntos es necesario definir el concepto de “Patrón”, el cual corresponderá a un conjunto de nodos (píxeles), cada uno con valores definidos, ordenados de tal manera que se puedan identificar de otros patrones con ordenamientos diferentes.

La base de la simulación con patrones es obtener realizaciones que respeten datos condicionantes y que reproduzcan frecuencias de ocurrencias de patrones definidos.

Guardiano y Srivastava (1993) presentaron un algoritmo que introduce la estadística de múltiples puntos en la simulación secuencial, donde a partir de una imagen de entrenamiento se generan realizaciones estocásticas que estadísticamente son similares a la imagen empleada. Las probabilidades de ocurrencia de cada una de las categorías son obtenidas directamente desde la imagen de entrenamiento. Esto ocasiona muy altas demandas de tiempo computacional, ya que esta debe ser explotada en cada punto no simulado para inferir su distribución de probabilidad condicional.

Strebelle (2002) plantea el algoritmo Snesim basado en los conceptos de Guardiano y Srivastava, pero optimizando la velocidad de búsqueda del proceso. Esta metodología permite construir realizaciones de la distribución de unidades geológicas condicionadas a datos y consistente con la interpretación geológica, utilizando para esto un modelo geológico convencional como imagen de entrenamiento.

El algoritmo Snesim se basa en conceptos tales como: plantilla de búsqueda, patrón (data event), árbol de búsqueda, imagen de entrenamiento.

A modo de definición podemos llamar imagen de entrenamiento a una imagen pixelada (nodos) en 2D ó 3D, que contiene una distribución espacial de categorías geológicas. Desde esta imagen el algoritmo Snesim obtiene la información sobre la distribución espacial del modelo geológico. Se puede considerar un atributo, mediante una variable categórica, que puede tomar “k” posibles estados.

Un patrón de tamaño “n” estará definido por datos de n vectores desde un punto central cualquiera de la imagen de entrenamiento, el cual debe ser desconocido.

En modo estocástico, los “k” posibles valores de la variable aleatoria de este punto desconocido del patrón serán caracterizados por su distribución de probabilidad condicional denotada por:

$$Prob \{S(u) = S_k/d_n\} = f\left(u; \frac{k}{d_n}\right), k = 1, \dots, K$$

Donde $S(u)$ es la categoría en el punto “u” desconocido (central) del patrón, y d_n denota el patrón de “n” vectores de datos “alrededor” del punto desconocido “u”.

Para encontrar la función de probabilidad a posteriori, una alternativa puede ser hacer una búsqueda de las replicas de los patrones en la imagen de entrenamiento, labor que realiza un “árbol de búsqueda”.

Así, se tiene que las imágenes de entrenamiento sirven para estadística multipunto de zonas difíciles y complejas, donde los métodos hasta ahora descritos tratan de buscar un patrón dentro

de las imágenes de entrenamiento y guardar las ocurrencias de los datos para después encontrar la distribución de probabilidad condicional sobre ellas.

Los últimos avances del estado del arte en esta materia consisten en el método de “Direct Sampling” propuesto por Mariethoz, 2008. Lo que este método propone es hacer un muestreo directo y así evitar hacer las bases de datos.

2.2.3. Simulación Gaussiana truncada

Este modelo tiene como objetivo simular la extensión espacial de unidades geológicas, mediante la codificación de una función aleatoria categórica:

$$I(x) = i \text{ si } x \text{ pertenece a la } i - \text{ésima unidad geológica}$$

Por lo que resulta útil definir una función aleatoria categórica al truncar una función aleatoria continua de distribución espacial multi-gaussiana $Y(x)$. Por ejemplo, en el caso de categorías, se tendrá:

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

En donde el umbral "y" define la proporción del espacio ocupado por cada unidad geológica. A continuación se muestra un resultado con distintos umbrales de truncación:

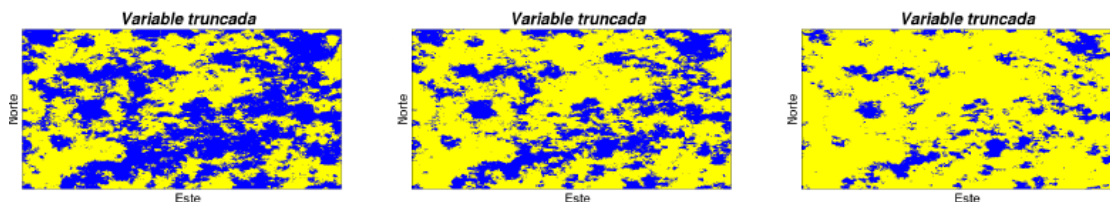


Ilustración 2. ejemplo variable truncada a distinto umbral, FUENTE: MI6041-Emery

Además resulta importante mencionar que existe una relación entre el variograma $\gamma(h)$ de la función aleatoria Gaussiana y el variograma $\gamma_{I,y}(h)$ del indicador, en donde el variograma del indicador se puede calcular por integración numérica o desarrollos de polinomios de hermite:

$$\gamma_{I,y}(\mathbf{h}) = G(y)[1 - G(y)] - g(y)^2 \sum_{p=1}^{+\infty} \frac{1}{p} H_{p-1}^2(y) [1 - \gamma(\mathbf{h})]^p$$

En la práctica, se tienen los datos del indicador de las unidades geológicas en los sitios de muestreo. Con ello se pueden calcular el variograma de la variable indicador, luego se busca el variograma correspondiente para la función aleatoria Gaussiana, invirtiendo la relación entre los variogramas de la función Gaussiana y el de indicadores.

Una vez determinado el modelo, la simulación condicional se realiza en las siguientes etapas:

1. Simular $Y(\mathbf{x})$ en los sitios con datos
2. Simular $Y(\mathbf{x})$ en los sitios donde se busca simular la variable indicador condicionados a los sitios con datos obtenidos en la etapa anterior
3. Truncar la variable simulada, para obtener la simulación de la variable indicador

Es importante mencionar que en la etapa 2 se puede realizar con cualquier algoritmo de simulación multigaussiana y la etapa 1 o inicialización se utiliza con el llamado muestreador de Gibbs (método iterativo).

2.2.4. Simulación plurigaussiana

Se generaliza el procedimiento de la Gaussiana truncada de la misma función aleatoria gaussiana a más unidades geológicas:

$$I(\mathbf{x}; y_1, y_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y(\mathbf{x}) < y_1 \\ 2 & \text{si } Y(\mathbf{x}) \geq y_1 \text{ e } Y(\mathbf{x}) < y_2 \\ 3 & \text{si } Y(\mathbf{x}) \geq y_2 \end{cases}$$

El problema de esta definición, que al utilizar más unidades geológicas, hay una jerarquización, en donde por ejemplo para pasar de la unidad 1 a la 3, obligatoriamente se debe pasar por la unidad 2, por lo que no se tiene control sobre los contactos litológicos y por ende, sobre sus variogramas. Para dar más flexibilidad en la definición de las unidades geológicas, resulta pertinente definir una bandera de truncación, que considera dos funciones aleatorias Gaussianas en lugar de una sola, con la finalidad de imponer una jerarquización en la truncación. A continuación se muestra cómo influye la bandera en la regla de truncación:

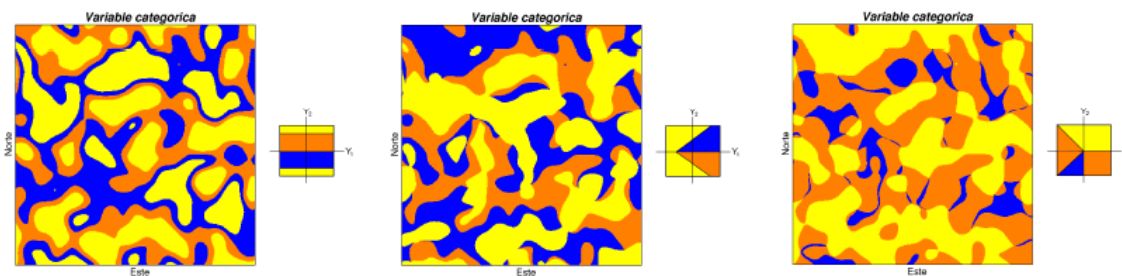


Ilustración 3. ejemplo influencia de bandera en la truncación de la variable categórica, FUENTE: MI6041-Emery

En la práctica, para limitar el número de parámetros y facilitar la inferencia de estos, se suele trabajar con dos funciones aleatorias Gaussianas independientes. De esta forma, sólo se requiere definir:

1. La regla de truncación (bandera), afectando los contactos entre unidades geológicas
2. Umbrales, influyendo en las proporciones del espacio ocupadas por las unidades geológicas
3. Variogramas de las funciones aleatorias Gaussianas.

Se infieren los parámetros del modelo a partir de los datos categóricos como la bandera, umbrales y variogramas de las funciones aleatorias Gaussianas. La simulación consiste primero en simular las funciones aleatorias Gaussianas en los sitios de muestreo condicionadas por los datos

categoricos (muestreador de Gibbs), luego en simular las funciones aleatorias gaussianas en el resto del espacio condicionadas por sus valores en los sitios de muestreo, usando cualquier algoritmo de simulación multi gaussiana, y finalmente aplicar las truncaciones para obtener las unidades geológicas simuladas.

En la década pasada, la simulación plurigaussiana su uso ha sido incrementado para modelar varios tipos de depósitos minerales, como depósitos de uranio emplazado en granito (Skvortsova et al. 2002), pórfidos de cobre (Carrasco et al, 2007; Emery and González 2007), kimberlita diamantíferos (Deraisme and Field 2006), lateritas de nickel (Rondon 2009), oro epitermal (Yunsel and Ersoy 2011) y zinc emplazado en carbonato (Yunsel and Ersoy 2013).

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

En este capítulo se presenta los principios y procedimientos a desarrollar en el caso de estudio.

3.1 Estimación de proporciones de unidades geológicas

En la estimación de las proporciones de unidades geológicas (UG), se considerarán éstas como variables en el espacio. Para ello se busca modelar a través de estadísticas geográficamente ponderadas en cada sitio del espacio, mediante una vecindad única. Dichos modelos van a ser comparados posteriormente con modelos de proporciones variables calculadas con vecindad móvil y proporciones constantes en el espacio.

3.1.1 Estadísticas geográficamente ponderadas para la modelación de UG

Para el modelamiento de las proporciones no estacionarias mediante estadísticas geográficamente ponderadas en cada sitio del espacio, se cuenta con una función que, en el bloque a estimar, asigna "pesos" a los datos según su distancia al mismo. Este método resulta interesante, debido a que considera todos los datos para su estimación, haciendo más relevante los más cercanos. A continuación se muestra dicha función (David F. Machuca-Mory 2010):

$$\omega_{GK}(u_{\alpha}; 0) = \frac{\epsilon + \exp\left(-\frac{(d(u_{\alpha}; 0))^2}{2s^2}\right)}{n\epsilon + \sum_{\alpha=1}^n \exp\left(-\frac{(d(u_{\alpha}; 0))^2}{2s^2}\right)} \quad (1)$$

$d(u_{\alpha}; 0)$: es la distancia del centro del bloque a estimar con la posición u_{α} del α -ésimo punto con dato.

s : controla la influencia de los datos cercanos al bloque a estimar.

En el caso de estudio se considerarán dos modelos de este tipo con un índice s diferente:

- $s_1 = 10.000$ y $s_2 = 20.000$

3.1.2 Modelamiento de proporciones no estacionarias a través de vecindad móvil

Para el modelamiento de las proporciones no estacionarias mediante una vecindad móvil, se cuenta con la clásica fórmula, tomando el promedio de datos contenidos en la vecindad para estimar la proporción de las UG del bloque.

Se considerarán dos distancias para la construcción de la vecindad, en donde éstas dependerán de la posición y distribución de los datos en el espacio, con la finalidad de no dejar muchos bloques sin estimar. Esto podría ocurrir si se define una vecindad demasiado pequeña, no encontrando datos para estimar la proporción del bloque.

3.1.3 Modelamiento de proporciones no estacionarias a través de los k vecinos más cercanos

En este modelo, las proporciones no estacionarias serán estimadas mediante el promedio de los k vecinos más cercanos para obtener la proporción de las UG del bloque. Para el caso de estudio, se considerarán 60 y 120 datos más cercanos, para eliminar en su totalidad los artefactos originados por el método de vecindad móvil de dimensión constante.

3.2 Simulación de unidades geológicas

Se aplicará la simulación plurigaussiana de variables discretas (unidades geológicas), para dar más flexibilidad en la definición de las unidades geológicas, en donde se cuenta con varios parámetros libres.

Para ejecutar este modelo, se requiere definir las etapas usuales en la simulación plurigaussiana:

1. Inferir los parámetros del modelo a partir de los datos categóricos:
 - Regla de truncación o "bandera": influyendo en los contactos entre las unidades geológicas y en sus jerarquías.
 - Umbrales: afectando las proporciones del espacio ocupadas por las UG.
 - Variogramas de las funciones aleatorias Gaussianas, que influyen en los variogramas de los indicadores de cada unidad geológica.
2. Luego de inferir dichos parámetros del modelo, se requiere simular las funciones aleatorias Gaussianas en los sitios de muestreos, condicionadas por los datos categóricos. Dicha simulación se efectúa a través del método "muestreador de Gibbs".
3. Para el resto del espacio de debe simular las funciones aleatorias Gaussianas, condicionadas por sus valores en los sitios de muestreo. En este punto se puede ocupar cualquier algoritmo de simulación multi-gaussiana, como por ejemplo: El método de bandas rotantes(Emery X, 2012).
4. Aplicar la regla de truncación para obtener las unidades geológicas simuladas.

Es importante repetir la mayor cantidad de veces las simulaciones para obtener un análisis de incertidumbre más preciso y una estimación de probabilidades de ocurrencia de UG más representativa.

La inferencia de parámetros, variografía y simulación plurigaussiana se realizará con el software matlab, usando una adaptación del paquete plurisim (Emery X, 2007), considerando proporciones variables en el espacio.

CAPÍTULO 4. CASO DE ESTUDIO: YACIMIENTO RÍO BLANCO-LOS BRONCES

4.1 Datos generales

El yacimiento Río Blanco- Los Bronces se encuentra ubicado a 60 km al NE de Santiago, situado entre los 2700 y 4100 msnm. Es uno de los tres complejos gigantes del Mioceno-Plioceno (21-3.9 Ma.) de brechas y pórfidos de cobre de los Andes de Chile Central y corresponde al tercer mayor pórfido cuprífero en el mundo en términos de metal contenido (Camus, 2003).

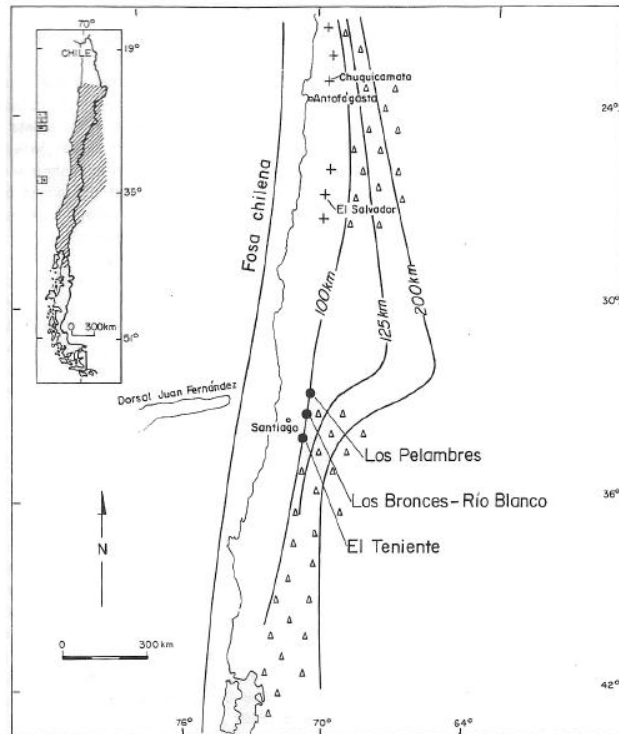


Ilustración 4. Ubicación yacimiento Río Blanco-Los Bronces, FUENTE: Skewes y Holmgren 1993.

En la actualidad, este yacimiento está siendo explotado por dos mineras, una correspondiente a Anglo American explotando Los Bronces y Andina de Codelco explotando Río Blanco. A continuación se muestra el perfil esquemático de Los Bronces-Andina.

PERFIL ESQUEMATICO LOS BRONCES - ANDINA

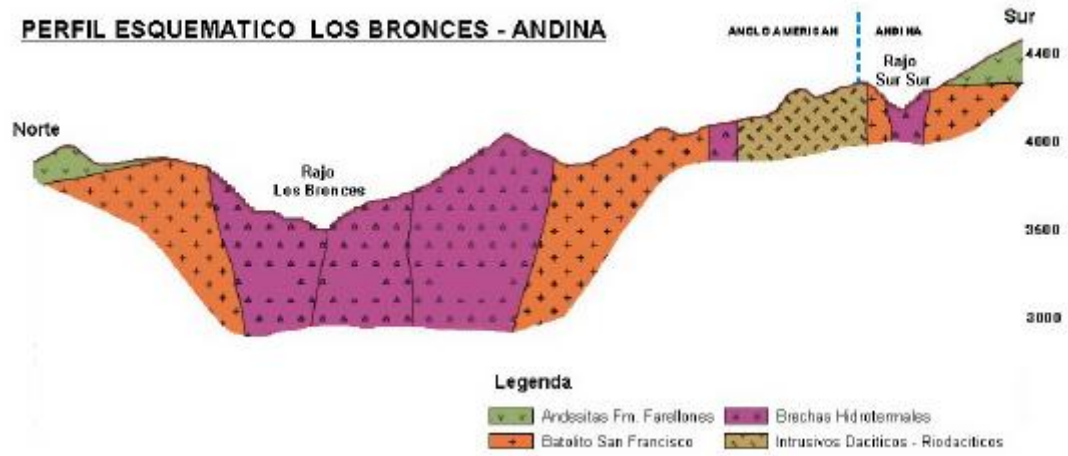


Ilustración 5. Perfil esquemático yacimiento Río Blanco- Los Bronces, FUENTE: Spohnle (1998)

4.2 Geología

Una característica distintiva del yacimiento con respecto a los sistemas porfídicos, lo constituye que la mineralización de cobre se encuentra casi completamente como cemento al interior de complejos de brechas magmáticas-hidrotermales (Warnaars et al, 1985; Vargas et al, 1999). A continuación se muestra el mapa geológico del yacimiento Río Blanco- Los Bronces:

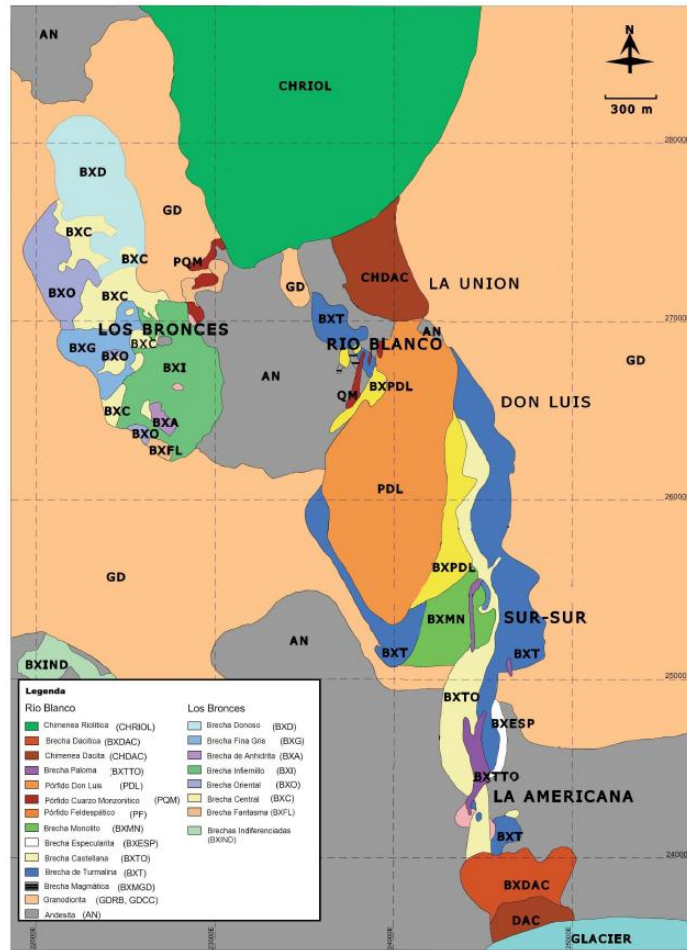


Ilustración 6. Mapa geológico del yacimiento Río Blanco-Los Bronces, FUENTE: Frikken, 2003.

4.2.1 Tipos de roca

El complejo de brechas se encuentra hospedado en plutones miocénicos del batolito San Francisco que a su vez intruyen las rocas volcánicas calcoalcalinas cenozoicas pertenecientes a la formación de Farellones (Serrano et al, 1996).

4.2.1.1 Granitoides

Corresponde a una de las facies del batolito San Francisco y constituye la roca de caja en el sector este del complejo de brechas. Es una roca homogénea de grano fino, cuya mineralogía principal consta de plagioclasas, ortoclasa, cuarzo, biotita y hornblenda. Como minerales accesorios se presentan óxidos de hierro y sulfuros diseminados (pirita).

Es una roca estéril y fresca aunque en las cercanías al contacto con el complejo de brechas se aprecian vetillas de sulfuros con halos de alteración cuarzo-sericítica. Algunas variaciones en profundidad de esta roca dan lugar a la Diorita (Alejandro Cáceres, 2010)

4.2.1.2 Complejo de brechas

Las brechas más representativas se indican a continuación:

4.2.1.2.1 Brecha de Turmalina (BXT)

Corresponde a una brecha monolítica alojada en la Granodiorita Cascada (GDCC). La brecha está compuesta por clastos de granodiorita de tamaño variable. En general se presenta matriz soportada del tipo de polvo de roca, que ha sido reemplazada completamente por cemento de turmalina secundaria. El cemento contiene cantidades variables de sulfuros, sulfatos (anhidrita y yeso), cuarzo, magnetita, especularita y biotita.

Los espacios abiertos en la brecha han sido llenados por cemento de turmalina, cuarzo y sulfatos. El cemento de turmalina en la matriz de la brecha es generalmente de grano fino y anhedral, sin embargo puede presentarse acicular y los cristales aparecen tanto en los clastos como en la matriz (Alejandro Cáceres, 2010).

El emplazamiento de esta brecha se estima entre el Mioceno tardío y el Plioceno temprano (7.1 - 5.1 Ma) basado en dataciones radiométricas K/Ar (Serrano et al, 1999).

4.2.1.2.2 Brecha Castellana (BXT0)

La brecha Castellana aparece como un cuerpo elongado en la dirección NS situado entre la BXT y la brecha Monolito. La brecha es heterolítica constituida por clastos de andesita, granodiorita, brechas de Turmalina y brecha Monolito. Los clastos son redondeados, soportados en una matriz de polvo de roca de color grisáceo, la cual contiene bajo o nulo contenido de turmalina (Vargas et al, 1999).

4.2.1.2.3 Brecha Monolito (BXMN)

La brecha Monolito no presenta una orientación o anisotropía patente, se sitúa al Oeste de la BXT0. La BXMN es de tipo heterolítica compuesta de clastos de andesita, GDCC, BXT, pórfido feldespático y pórfido Don Luis (PDL).

La matriz de polvo de roca es similar a la BXT0. La diferencia la constituye la alteración clorítica presente tanto en clastos como matriz, ya sea como cúmulos, vetillas o diseminada. La

intensidad de la alteración varía desde incipiente hasta una casi completa obliteración textural (Cáceres, 2010).

La edad de esta brecha es de 5.2 Ma de acuerdo a una datación K/Ar (Serrano et al, 1996). Sin embargo, debido al tipo de clastos, esta brecha debe haberse formado con posterioridad a BXT, pórfido feldespático y al pórfido Don Luis (Frikken, 2003).

4.2.1.2.4 Brecha Paloma (BXTTO)

La Brecha Paloma corresponde a cuerpos filoneanos que intruyen a todas las unidades litológicas descritas. Estos cuerpos se presentan elongados en la dirección NS con potencias generalmente menores a 30 m. Su extensión NS puede llegar a centenas de metros.

Se caracteriza por sus clastos pequeños bien redondeados en una matriz fuertemente turmalinizada. La matriz también contiene polvo de roca, calcopirita, pirita, cuarzo, magnetita y en menor medida clorita y siderita. (Stambuk et al, 1988).

4.2.1.3 Pórfidos

Los pórfidos más representativos se indican a continuación:

4.2.1.3.1 Pórfido feldespático (PF)

El PF aparece en el sector Don Luis. Presenta una textura porfírica y está compuesto por fenocristales de plagioclasa feldespática, cuarzo, feldespato potásico de grano grueso y posee biotita primaria. El PF además contiene zonas de alteración biotítica que contiene calcopirita y magnetita (Alejandro Cáceres, 2010).

4.2.1.3.2 Pórfido cuarzo monzonítico (PQM)

El PQM aparece en los sectores Río Blanco, Los Bronces y en menor medida en el Sector la Unión. Está compuesto de cuarzo, plagioclasa, feldespato potásico y fenocristales de biotita en una masa de grano fino de cuarzo y plagioclasa. Presenta alteración cuarzo-sericita, sílica. El PQM ha sido datado en 5.2 Ma basados en dataciones radiométricas K/Ar y Ar/Ar (Serrano et al, 1996).

4.2.1.3.3 Pórfido Don Luis (PDL)

El pórfido Don Luis aparece como un cuerpo elongado en el centro del depósito. El PDL se encuentra parcialmente encerrado por zonas de brechización magmáticas que son consideradas formadas durante el emplazamiento de las brechas. Esta zona brechizada es denominada brecha de emplazamiento (Serrano et al, 1996). En general cuando la brechización está ausente los contactos con las otras rocas se presentan nítidos y no alterados, localmente se puede encontrar alteración cuarzo-sericítica (Alejandro Cáceres, 2010).

El PDL está compuesto por cuarzo, plagioclasa, feldespato potásico y cantidades menores de fenocristales de biotita en una masa de grano medio de plagioclasa y cuarzo. Basados en

dataciones K/Ar el emplazamiento del PDL tuvo lugar entre 4.9 Ma y 3.9 Ma (Serrano et al, 1996).

4.3 Base de datos

Se cuenta con 8348 datos de sondajes correspondientes a una campaña de exploración del yacimiento Río Blanco-Los Bronces. Estos datos muestran sus coordenadas y litología asociada. Debido a la alta cantidad de litologías presentes (69), resulta conveniente agruparlas, lo que conlleva a 3 grandes grupos de litologías:

Código	Complejo brechas	Granitoides	pórfidos
BT+....BX+..BXT+....	UG1		
DIOR+.....GD+...		UG2	
PF...+PQM+....PM...+PRB			UG3

Tabla 1. tabla de agrupación de unidades geológicas (UG)

Para las simulaciones, es necesario contar con una apropiada validación, por lo que se utilizará el método "jack knife", retirando 2419 datos de sondajes, reduciendo de esta forma el número de muestras a trabajar en el caso de estudio a 5929.

Según la clasificación de litologías propuesta, se cuenta con la siguiente distribución:

Clase	Frecuencia[nº]	Porcentaje[%]
UG1(brechas)	3431	57.8
UG2(granitoides)	1807	30.4
UG3(pórfidos)	691	11.8

Tabla 2. Distribución de muestras según UG

4.3.1 Ubicación de la base de datos

Los datos figuran en sondajes de exploración diamantinos contenidos en un volumen de $1600 \times 1400 \times 1100 \text{ m}^3$, en donde sus coordenadas se muestran a continuación:

coordenada	mínimo (m)	máximo (m)
Este(x)	23000	24600
Norte(y)	26000	27400
Cota(z)	3000	4100

Tabla 3. Tabla de coordenadas mínimas y máximas de la ubicación de muestras

4.3.2 Distribución espacial de UG

Vistas isométricas:



Ilustración 7. Mapa ubicación de muestras de vista isométrica

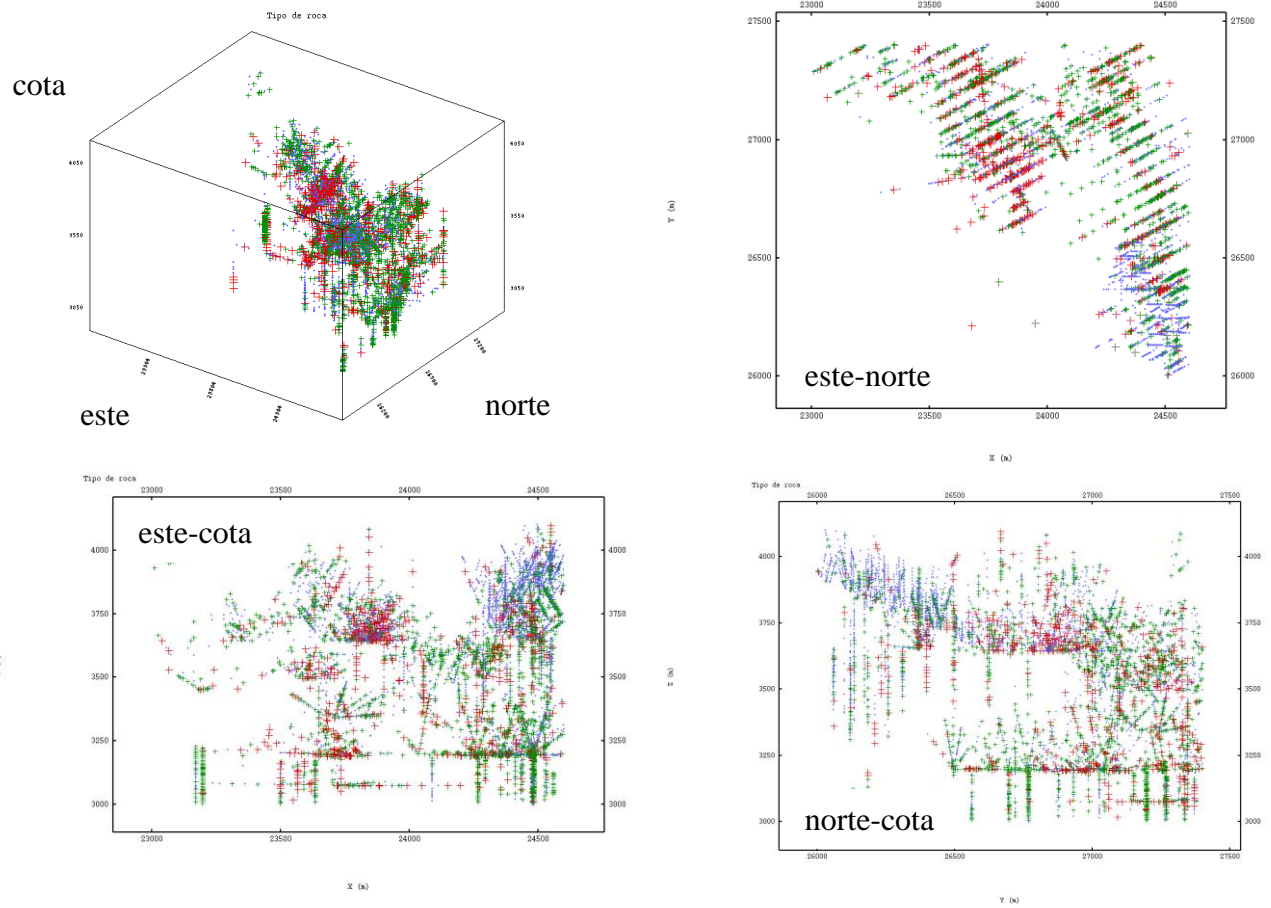


Tabla 4. vistas isométricas y proyección espacial de las unidades geológicas

Aparentemente no se aprecia una zonación en relación a las unidades geológicas. Esto puede deberse a la gran cantidad de litologías presentadas en las muestras, agrupadas solamente en 3 grandes grupos. Si bien esta decisión simplifica bastante el problema modificando de esta forma el escenario real, es suficiente para ilustrar y comparar en calidad y realismo las simulaciones propuestas.

Se observa que las tres unidades geológicas están en contacto entre sí.

4.4 Codificación indicadores

Es importante contar con las unidades geológicas codificadas como indicador para la realización de las simulaciones:

$$\begin{aligned}
 1_{BXT} & \begin{cases} 1 \text{ si } UG(x) \text{ es brecha} \\ 0 \text{ si } UG(x) \text{ no es brecha} \end{cases} \\
 1_{GRD} & \begin{cases} 1 \text{ si } UG(x) \text{ es granitoide} \\ 0 \text{ si } UG(x) \text{ no es granitoide} \end{cases} \\
 1_{PRD} & \begin{cases} 1 \text{ si } UG(x) \text{ es pórfido} \\ 0 \text{ si } UG(x) \text{ no es pórfido} \end{cases}
 \end{aligned}$$

Donde x corresponde a los sitios de muestreo, las simulaciones de unidades geológicas se realizarán 3 conjuntas para cada indicador.

4.5 Modelamiento plurigaussiano

4.5.1 Definición de bandera y umbrales de truncación

Para definir la bandera de truncación, hay que tener especiales consideraciones, debido a que se cuenta con más de dos unidades geológicas, incluyendo los tipos contacto, por lo hay que asignarle un orden apropiado.

Como las tres litologías están en contacto entre sí, hay tres posibilidades sencillas de bandera en dos dimensiones, donde cada dimensión corresponden a una variable Gaussiana subyacente. La figura (8) muestra las posibles banderas de truncación a definir:

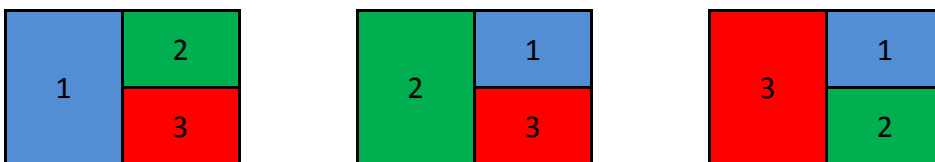


Ilustración 8. Posibles banderas de truncación a definir (A, B y C) respectivamente

Con la bandera definida para controlar los contactos, falta definir el orden apropiado de las tres posibilidades mostradas en la figura (9). Para ello, se grafican las razones de los variogramas experimentales directos y cruzados de indicadores, en donde sí (Emery X, 2012):

$$\frac{var12}{var11} \approx cte \text{ y } \frac{var13}{var11} \approx cte \rightarrow \text{bandera tipo A}$$

$$\frac{var21}{var22} \approx cte \text{ y } \frac{var23}{var22} \approx cte \rightarrow \text{bandera tipo B}$$

$$\frac{var13}{var33} \approx cte \text{ y } \frac{var23}{var33} \approx cte \rightarrow \text{bandera tipo C}$$

con 1 = brecha, 2 = granitoide y 3 = pórfido

De forma gráfica, las razones de los variogramas se muestran a continuación:

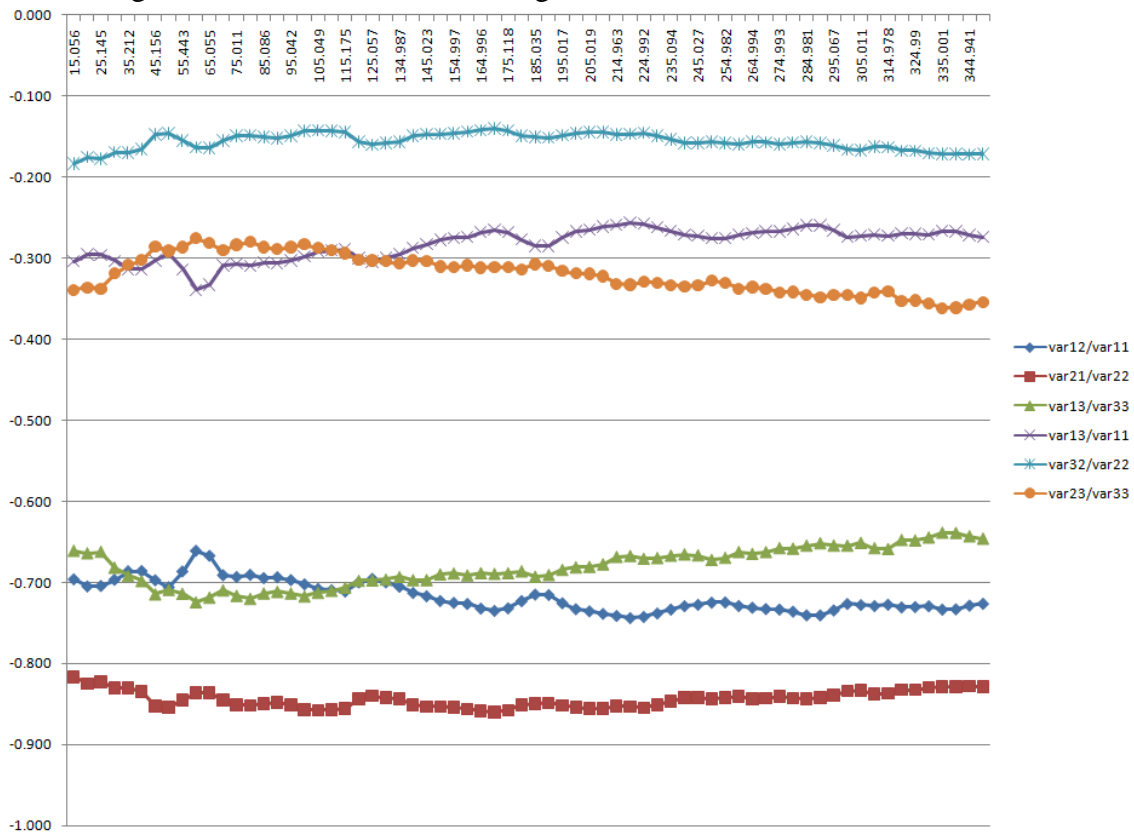


Ilustración 9. Gráfico de razones de variogramas cruzados y directos

De la ilustración (9) se observa que las razones son más constantes para los siguientes casos:

$$\frac{var21}{var22} \approx cte \text{ y } \frac{var23}{var22} \approx cte$$

Por lo anterior, corresponde utilizar la bandera tipo B. La figura (10) presenta la bandera de truncación con la proporción y umbral de truncación asociado. Los umbrales fueron calculados de manera de ajustar las proporciones globales de las litologías (Armstrong et al, 2011).

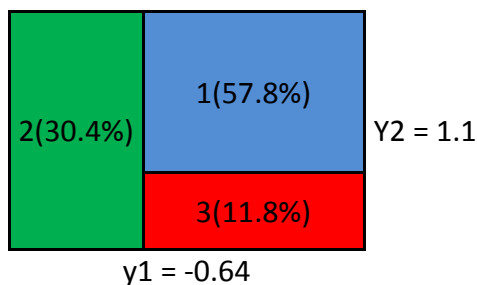


Ilustración 10. Bandera de truncación a utilizar.

Con 1 = brecha, 2 = granitoide y 3 = pórfido

4.5.2 Variografía experimental

A continuación se presentan los variogramas directos y cruzados de los indicadores de las unidades geológicas de la base de datos. En una primera instancia se tomaron los variogramas en dos direcciones horizontal y vertical, con la finalidad de observar anisotropías. Se consideraron los siguientes parámetros para su cálculo:

	Valor
Lag	5 metros
Número de lags	70
Tolerancia angular	60 grados
Tolerancia de lag	4.5 metros

Tabla 5. Parámetros de cálculo variogramas.

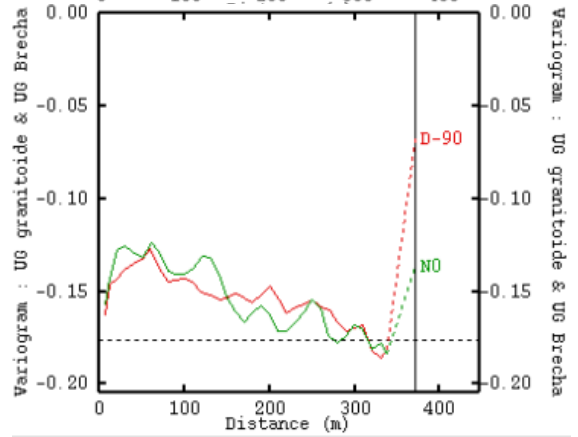
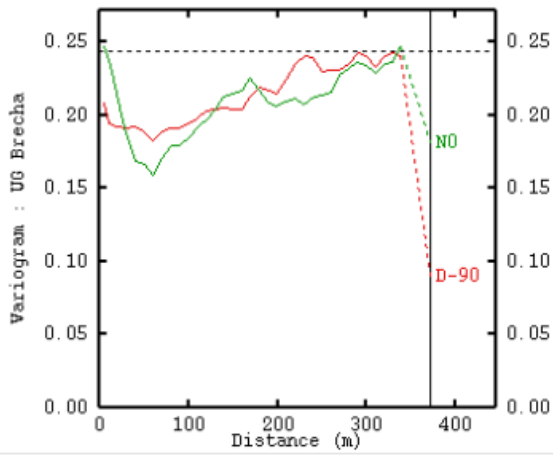
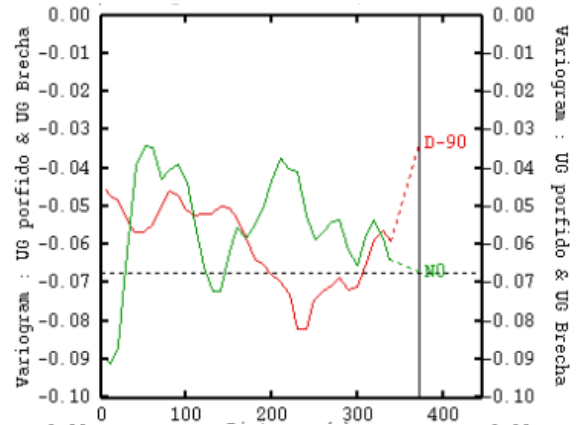
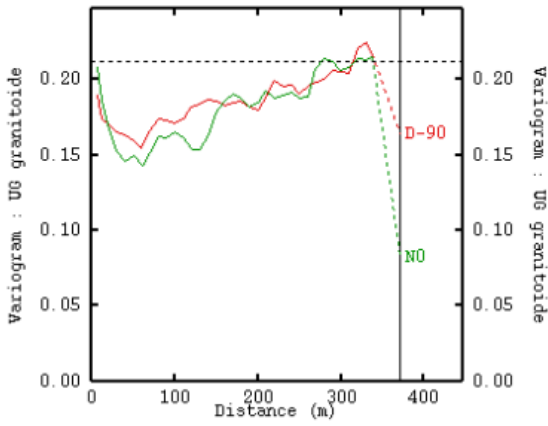
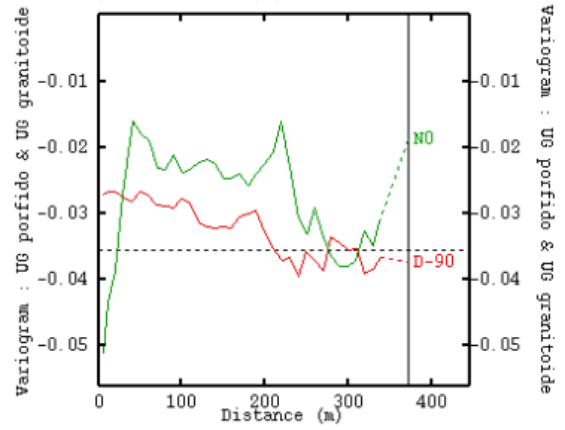
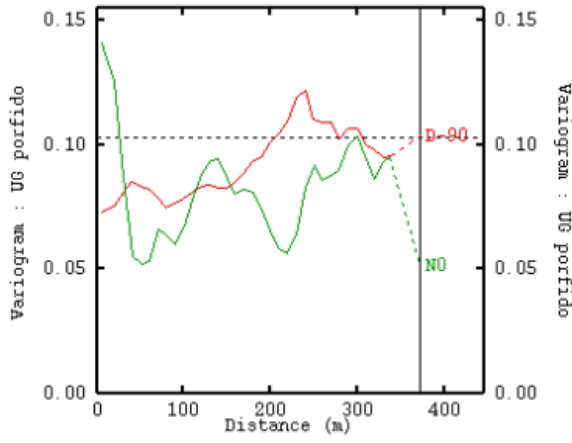


Tabla 6. Variogramas de indicador de UG directos(columna 1) y cruzados (columna 2)

Debido a los resultados de los variogramas tomados en dos direcciones horizontal y vertical, se descartan posibles anisotropías significativas, ya que sus alcances y crecimiento son muy similares para ambas direcciones. Esto permite el uso de variogramas omnidireccionales. A continuación se muestran dichos variogramas.

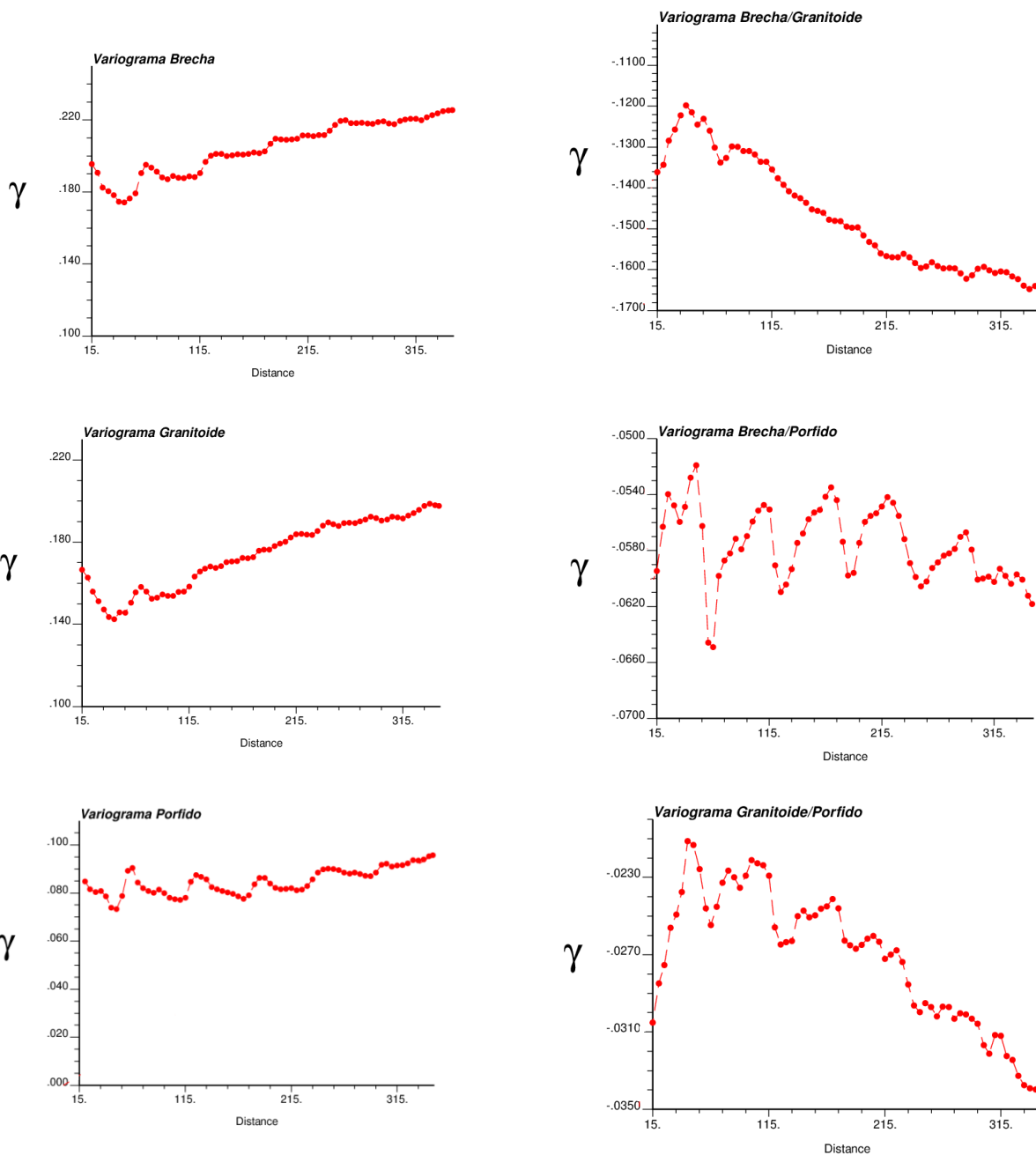


Tabla 7. Variogramas de indicador de UG directos(columna 1) y cruzados (columna 2)

4.5.3 Modelamiento variográfico

Los variogramas de indicadores se ajustan con un procedimiento de prueba-y-error, en donde uno define variogramas tentativos para cada una de las dos variables Gaussianas subyacentes, luego determinar los variogramas de indicadores resultantes, considerando la bandera y los umbrales de truncación (Armstrong et al, 2011; Emery 2007).

A continuación, se presentan los modelos variográficos de las variables Gaussianas (independientes entre sí), así como los ajustes de los variogramas de indicadores.

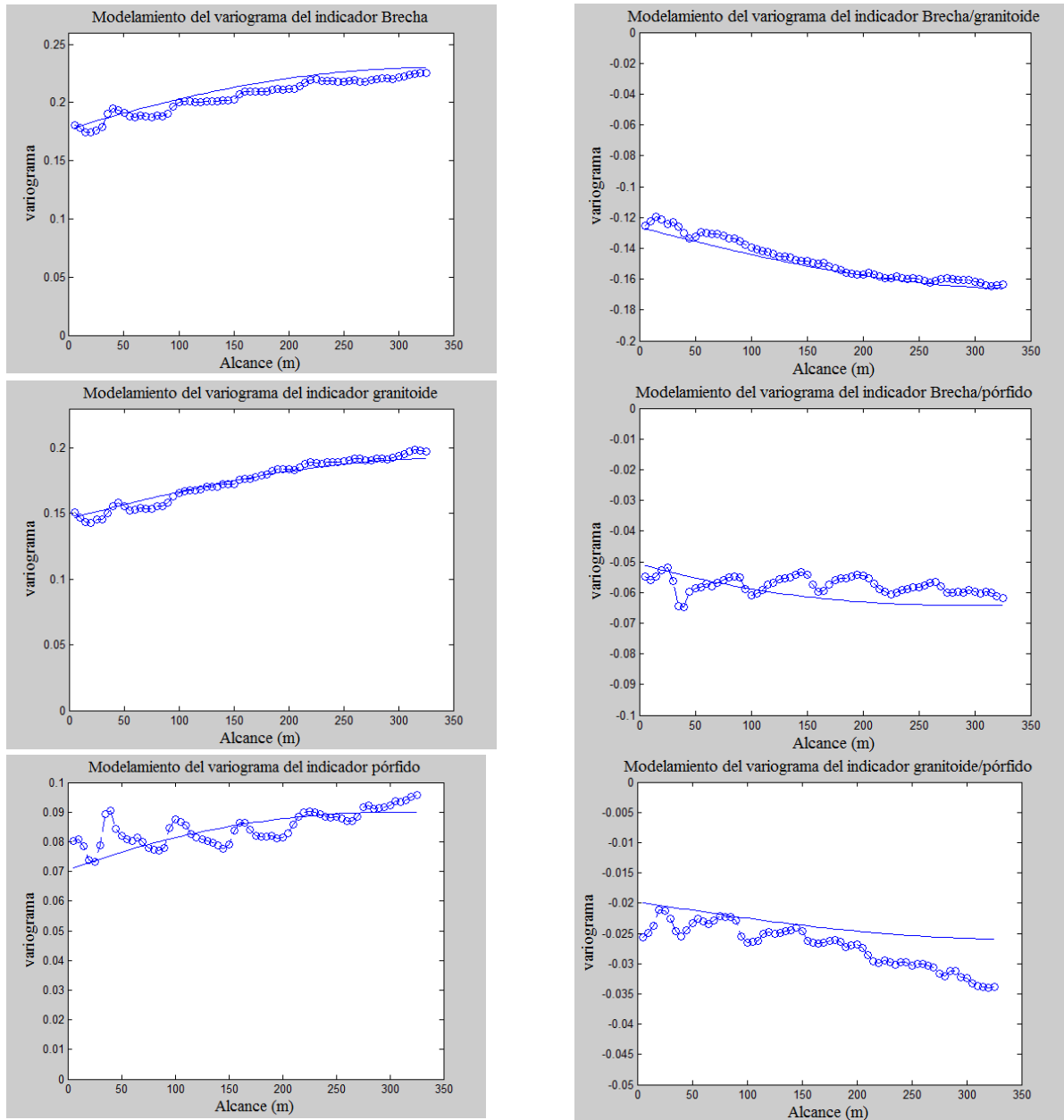


Tabla 8. Modelamiento variográfico, directos(columna 1) y cruzados (columna 2)

Tipo estructura	Alcance (m)	Meseta
pepita	0.6	
esférico	350	0.2
esférico	300	0.2

Tabla 9. Modelo variográfico de la gaussiana Y1

Tipo estructura	Alcance (m)	Meseta
pepita	0.5	
esférico	350	0.25
esférico	300	0.25

Tabla 10. Modelo variográfico de la gaussiana Y2

4.5.4 Modelamiento de proporciones variables de UG

Para las simulaciones se cuenta con proporciones variables en las unidades geológicas, dos de ellas corresponden a estadísticas geográficamente ponderadas a través de vecindad única, en donde mediante la fórmula (1) del capítulo 3, se calculan las proporciones de UG para cada muestra de sondaje y cada bloque de la grilla a simular.

Además se incluyen simulaciones con proporciones constantes en el espacio para comparar el caso estacionario versus el no estacionario.

4.5.4.1 Estadísticas geográficamente ponderadas

Con los datos condicionantes, es posible estimar las proporciones para todo el espacio seleccionado, mediante estadísticas geográficamente ponderadas. La tabla 11 muestra una vista en planta de la cota **3480**, con probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs con parámetro de cálculo $s = 10.000$, mientras que la tabla 12 muestra lo mismo con parámetro de cálculo $s=20.000$.

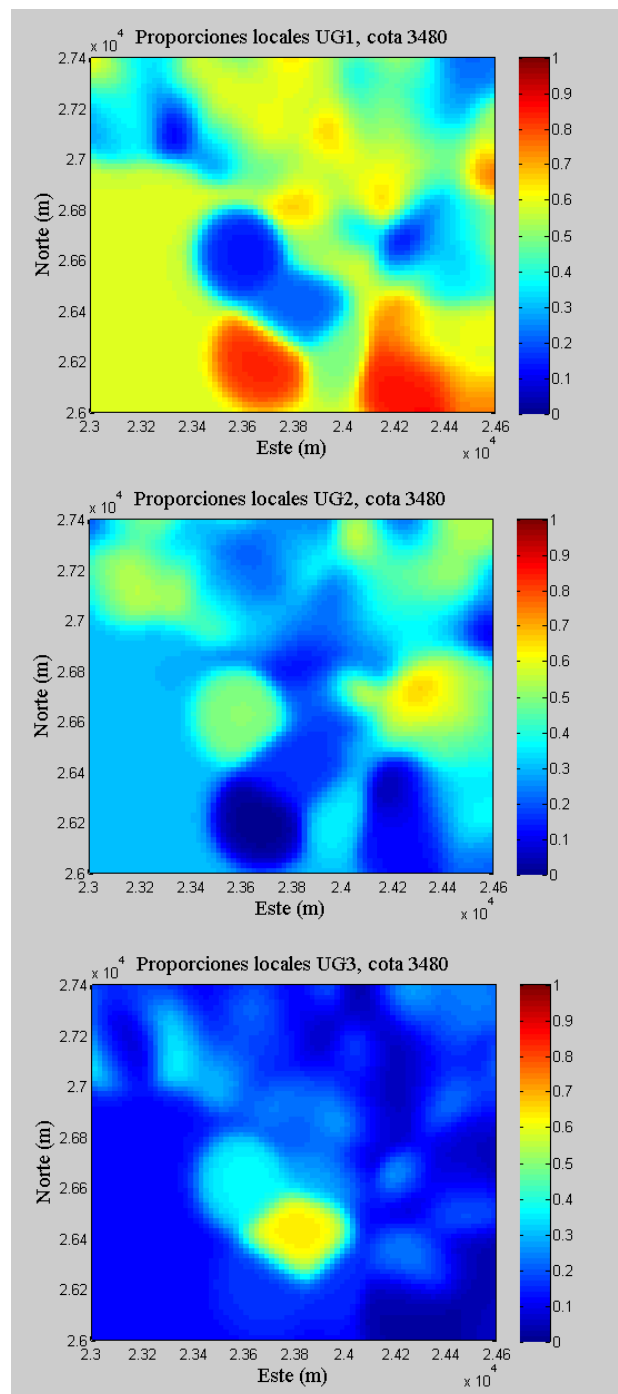


Tabla 11. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs, parámetro $s = 10.000$

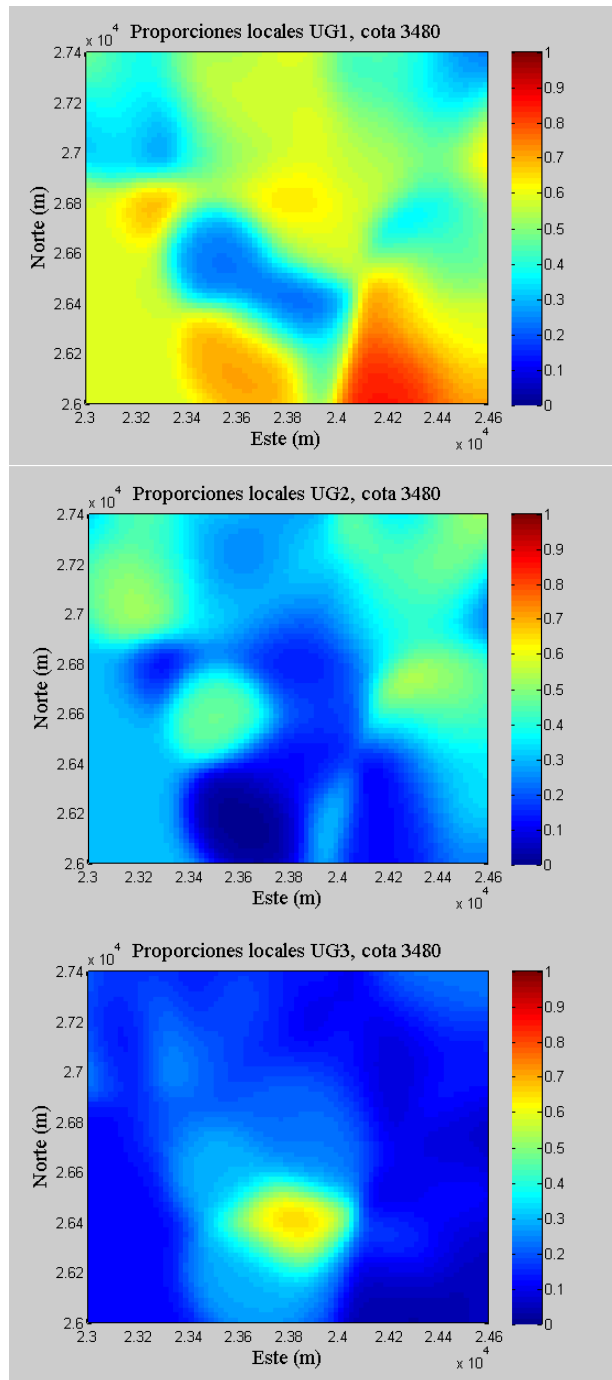
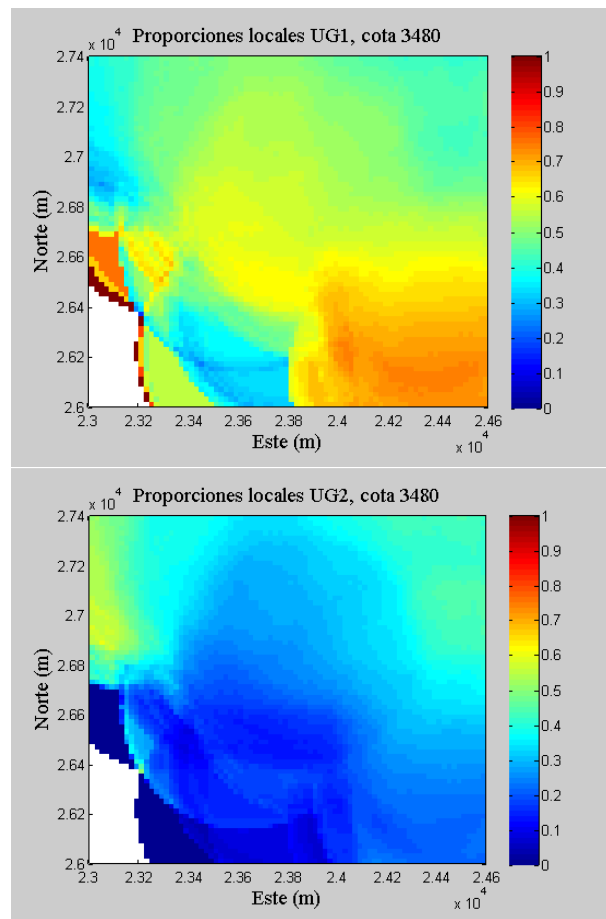


Tabla 12. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs, parámetro $s = 20.000$

Para este método de estimación, se puede observar que si bien, los resultados de las plantas son similares entre sí, existe un suavizamiento en el cambio de probabilidad entre bloques, generando transiciones más suaves el parámetro $s=20.000$, disminuyendo de esta forma el control fuerte que existe en la ponderación de los datos en la vecindad única.

4.5.4.2 Estadísticas de proporciones variables mediante vecindad móvil

Con los datos condicionantes, también es posible estimar las proporciones para todo el espacio seleccionado, mediante una vecindad móvil. La tabla 13 y 14 muestra una vista en planta de la cota **3480** de la probabilidad de pertenecer a cada UG con una vecindad de radio $d = 500$ metros y $d = 700$ metros respectivamente.



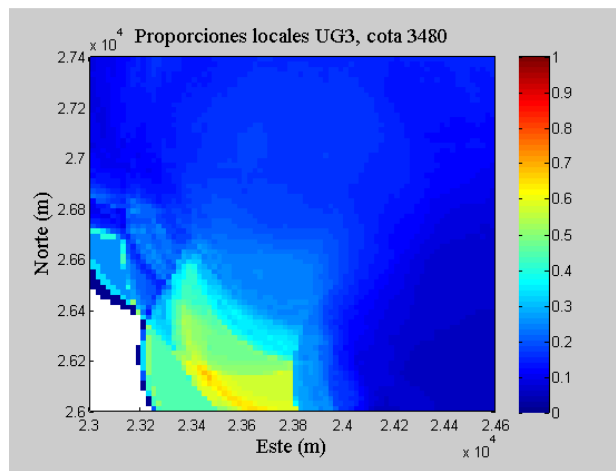


Tabla 13. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs parámetro $d = 500$ metros

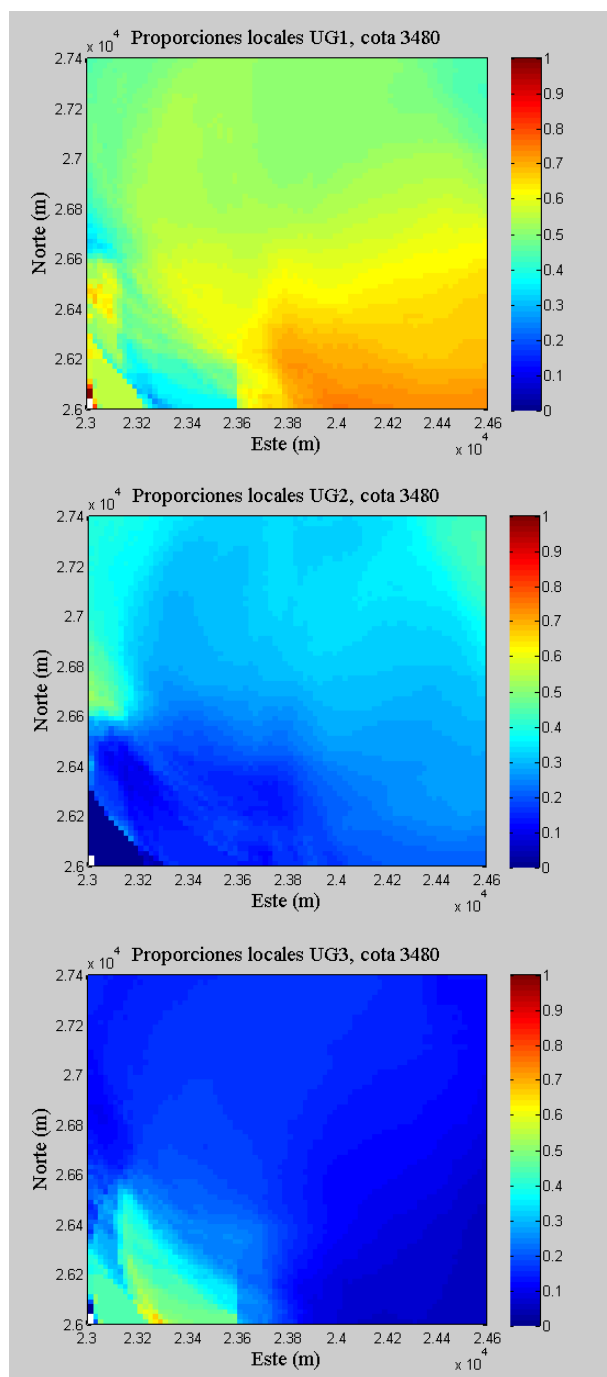


Tabla 14. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs, parámetro $d = 700$ metros

Para este método de vecindad móvil, se eligieron éstos diámetros de vecindad, en función de la disposición de los datos condicionantes, ya que a vecindades más pequeñas, resulta una gran cantidad de bloques sin estimar, por lo que se tiene que tener un gran cuidado al momento de definir dicho diámetro. Claramente la tabla 14, muestra un suavizamiento extremo, en donde todo el espacio estimado tiende al promedio de los datos condicionantes, siendo este valor cercano al 60% para la UG1, reflejando claramente la influencia de la vecindad.

4.5.4.3 Estadísticas de proporciones variables mediante los k vecinos más cercanos

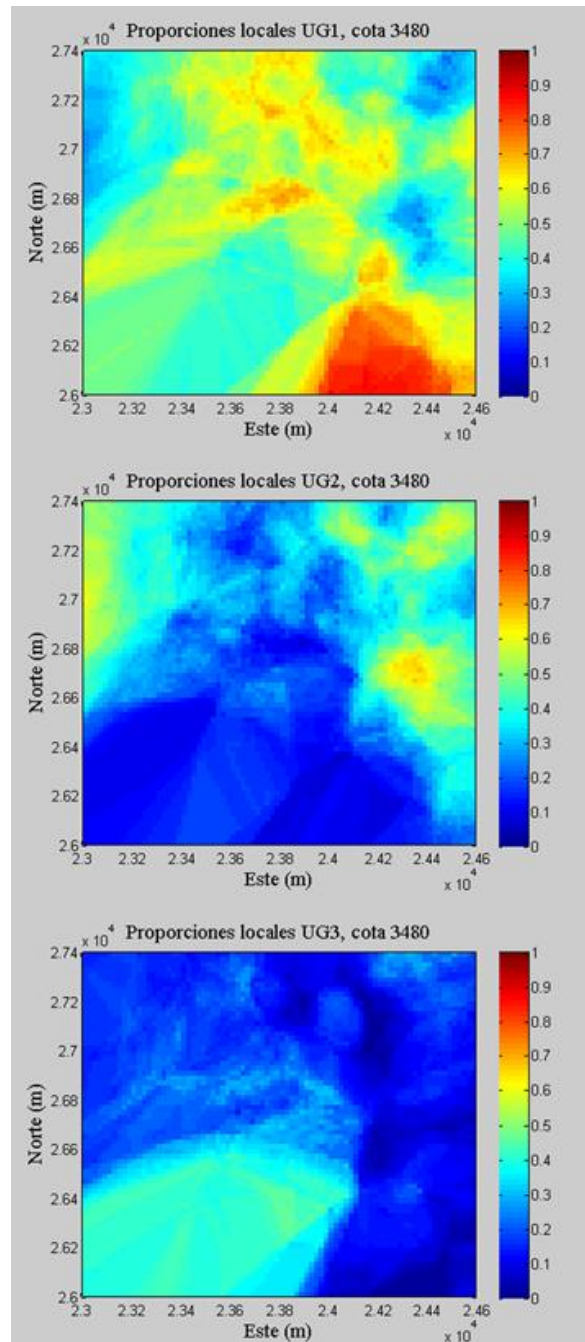


Tabla 15. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs, parámetro 60 datos más cercanos

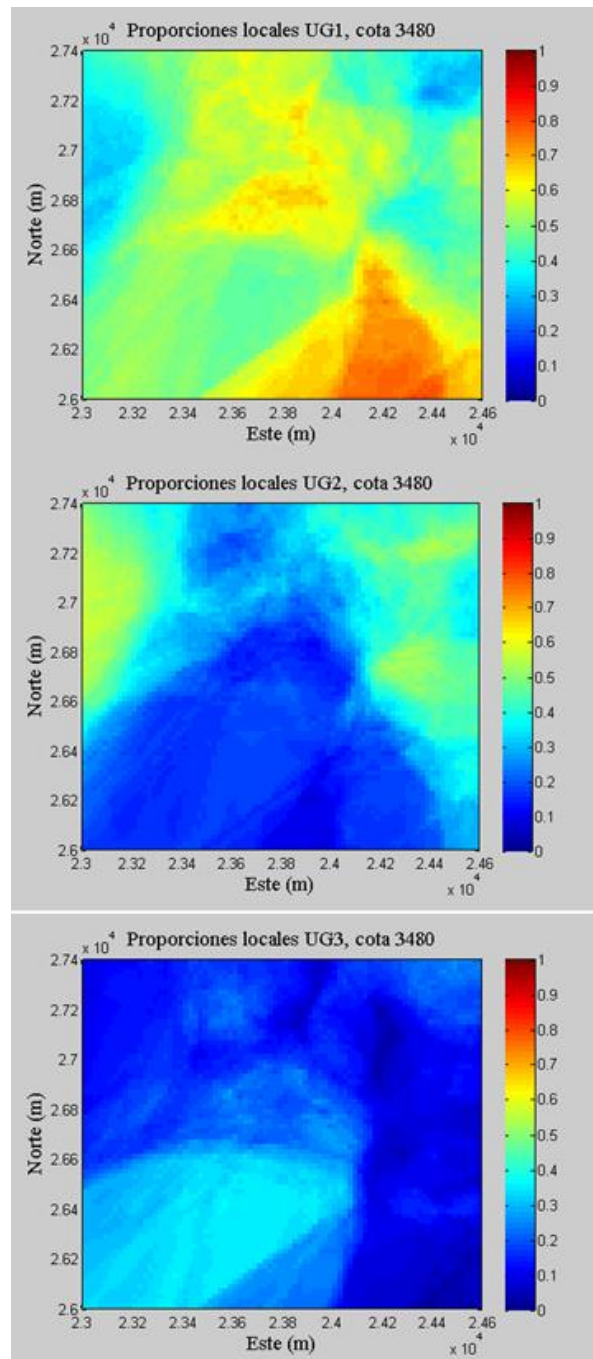


Tabla 16. Mapa de probabilidad de pertenecer a las diferentes UGs, parámetro 120 datos más cercanos

Para este método, se eligieron éstos valores de datos cercanos en función de un tradeoff entre el suavizamiento producto del incremento en los datos condicionantes y los artefactos generados por la baja cantidad de éstos. Muestra proporciones estimadas similares aún con gran diferencia en los datos cercanos considerados.

4.6 Simulación

4.6.1 Grilla de simulación

Para las simulaciones, se eligió una grilla con bloques de $20 \times 20 \times 20 \text{ m}^3$, con la finalidad de disminuir los tiempos utilizados en el cálculo de las realizaciones, logrando de esta forma, un aumento en el número de simulaciones. Las especificaciones de la grilla se presentan a continuación:

Numero de nodos		espaciamiento		Coordenadas de origen	
NX	81	DX	20 m	XMIN	23000m
NY	71	DY	20 m	YMIN	26000m
NZ	56	DZ	20m	ZMIN	3000m

Tabla 17. Grilla target usada en las simulaciones.

Dicha grilla contiene 322.056 bloques.

4.6.2 Datos condicionantes

Dado el mapa de los datos (ilustración 11), se eligió la base de datos completa, sin considerar los datos ocultos para la validación, con un total de 5929 muestras condicionantes con información de unidades geológicas, contenidas en la grilla de simulación.

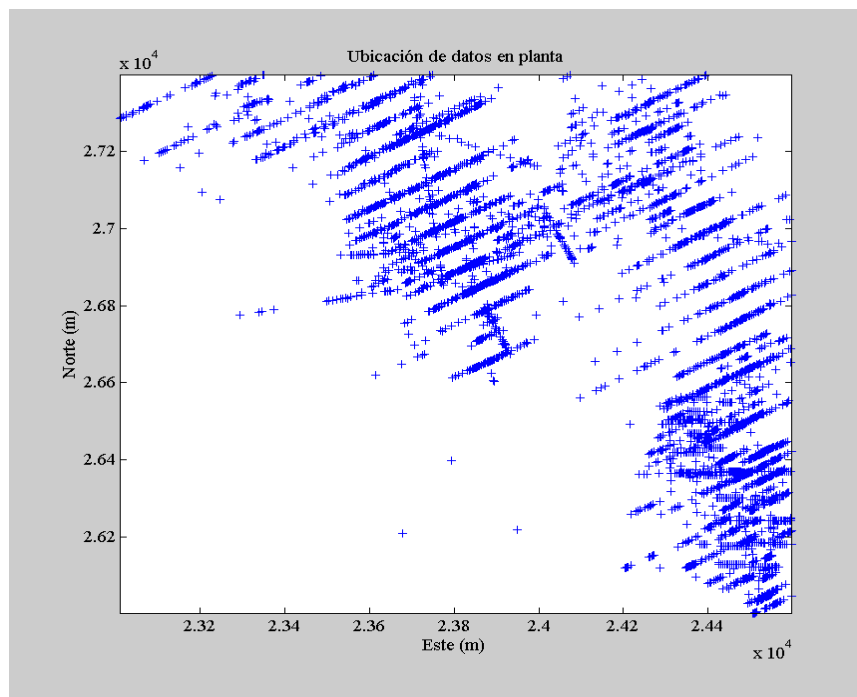


Ilustración 11. Datos condicionantes con unidades geológicas

4.6.3 Parámetros de simulación

Las simulaciones plurigaussianas, fueron realizadas utilizando una adaptación de un programa desarrollado en lenguaje matlab (Emery 2013). Se consiguieron 10 realizaciones para cada método en las simulaciones con los siguientes parámetros:

- radio de búsqueda: 100m
- número de iteraciones para muestreador de gibbs : 30
- subdivisión en octantes: sí
- número óptimo de datos por octante: 4

4.6.4 Simulación con proporciones estimadas por estadísticas geográficamente ponderadas

Para este modelo, la simulación utiliza los parámetros expuestos anteriormente junto con los modelos variográficos, y las proporciones de unidades geológicas calculadas con estadísticas geográficamente ponderadas.

4.6.5. Estadísticas geográficamente ponderadas con $s=10.000$ y 20.000

Previo a las simulaciones, es necesario obtener los valores Gaussianos en los sitios de muestreo a través del muestreador de Gibbs de forma iterativa, generando 30 iteraciones para este método. A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 16, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con $s = 10.000$.

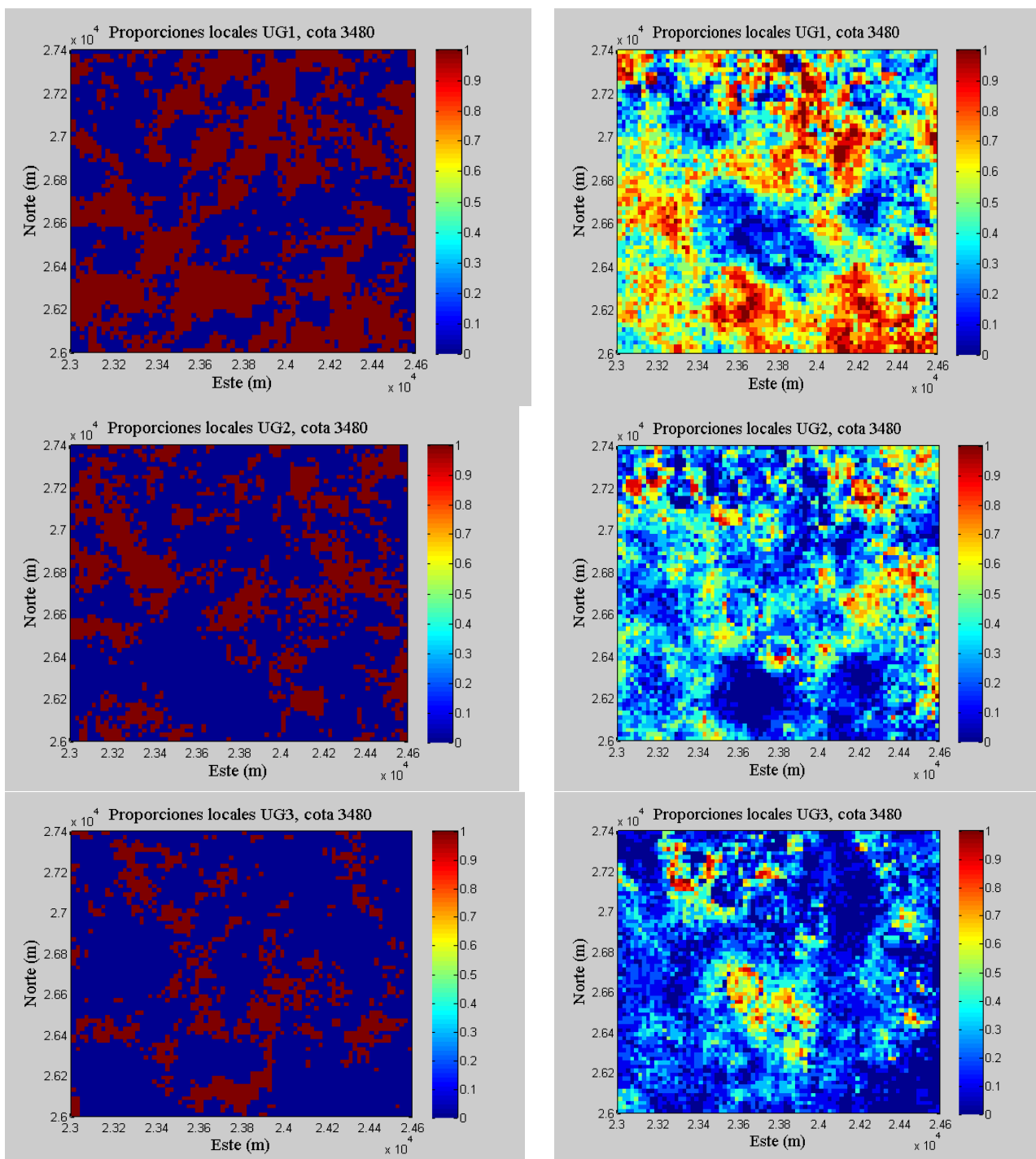


Tabla 18. Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

Se procede de la misma forma que en las realizaciones anteriores, sólo que el modelo de proporciones de unidades geológicas es estimado con el parámetro $S = 20.000$. A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 17, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con $s = 20.000$.

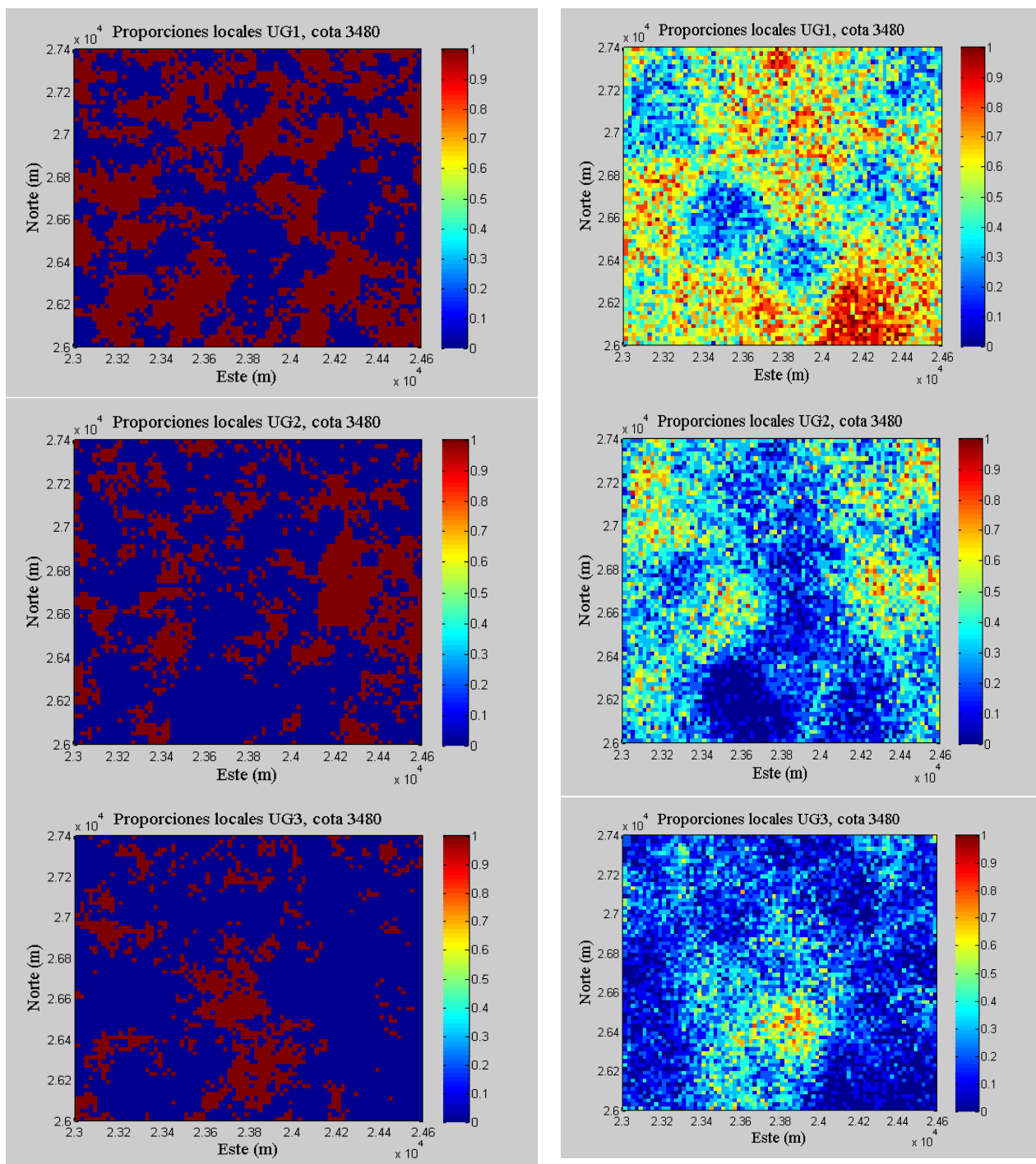
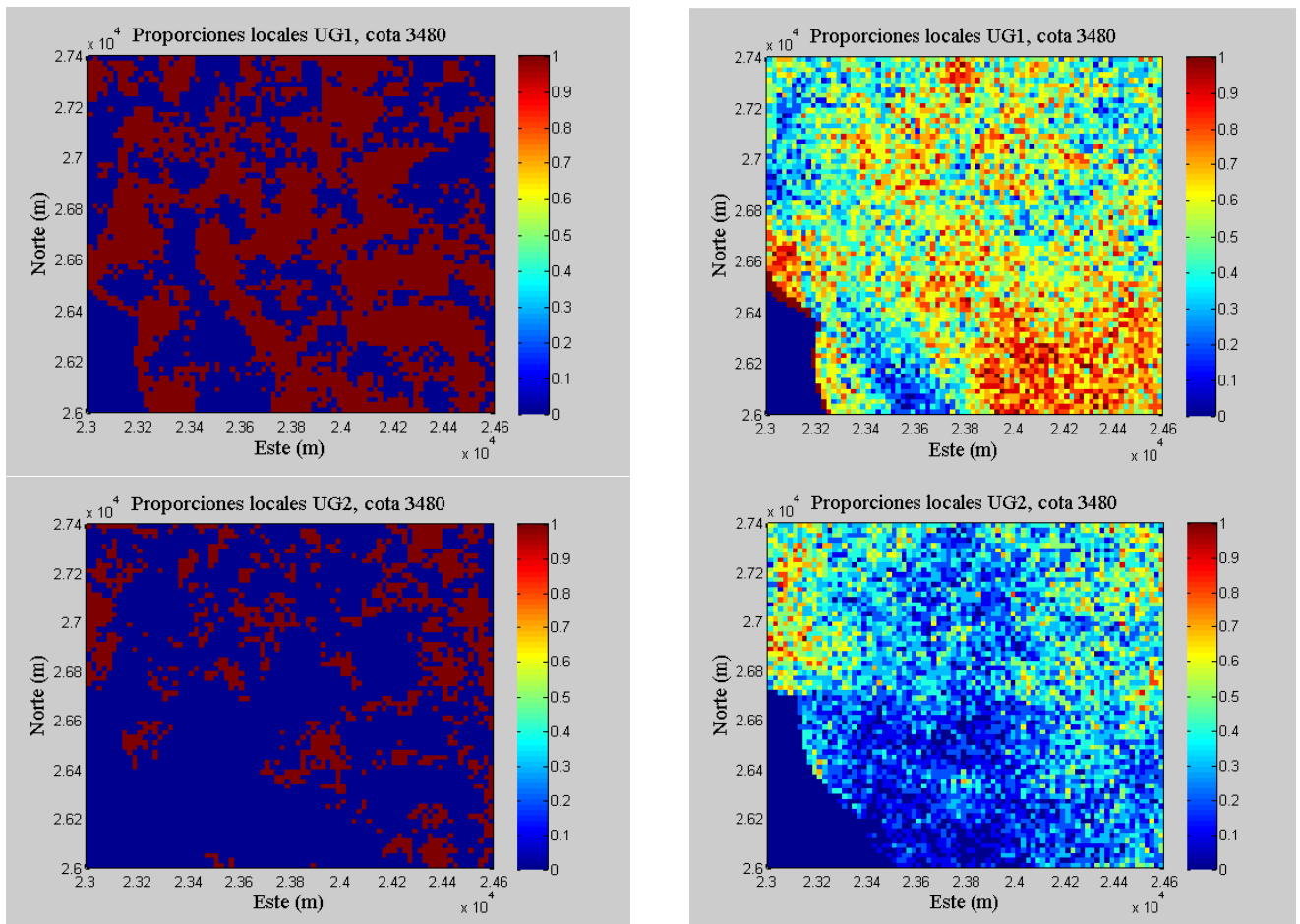


Tabla 19. Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

4.6.6 Simulación con UG proporciones estimadas mediante vecindad móvil

Para este modelo, la simulación utiliza los mismos parámetros expuestos anteriormente junto con los modelos variográficos. Se cuenta con los modelos de proporciones de unidades geológicas de la sección (Estadísticas de proporciones variables mediante vecindad móvil), por lo que se van a simular las UG con los parámetros a dos vecindades de radio 500 y 700 metros cada una.

A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 18, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con una vecindad de radio 500 metros.



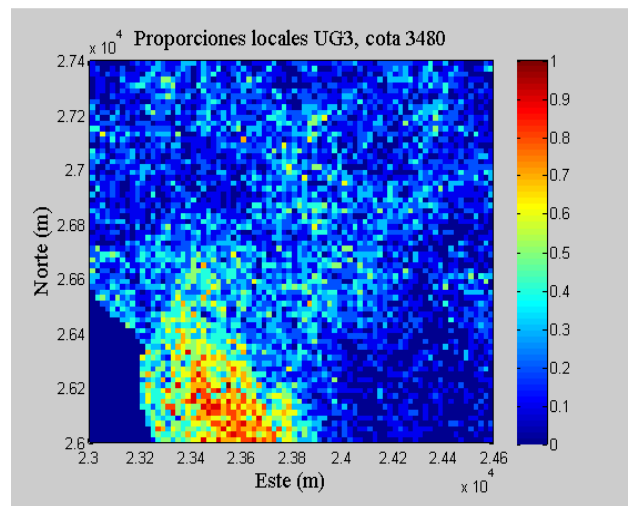
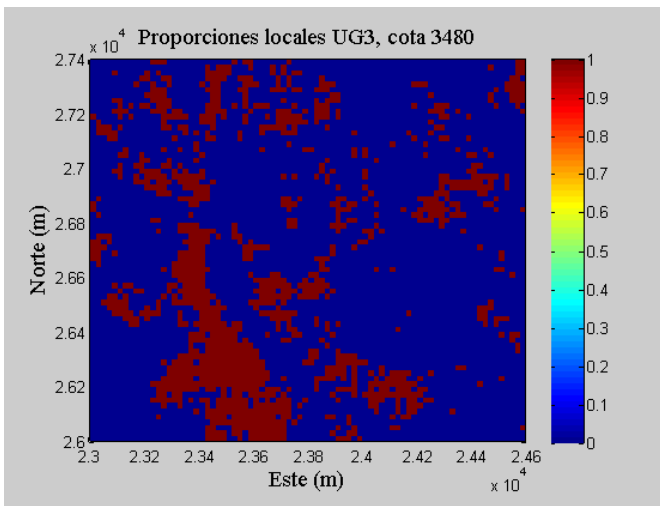


Tabla 20. Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

Se procede de la misma forma que en las realizaciones anteriores, sólo que el modelo de unidades geológicas es estimado con el parámetro $d = 700$ metros. A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 19, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con una vecindad de radio 700 metros.

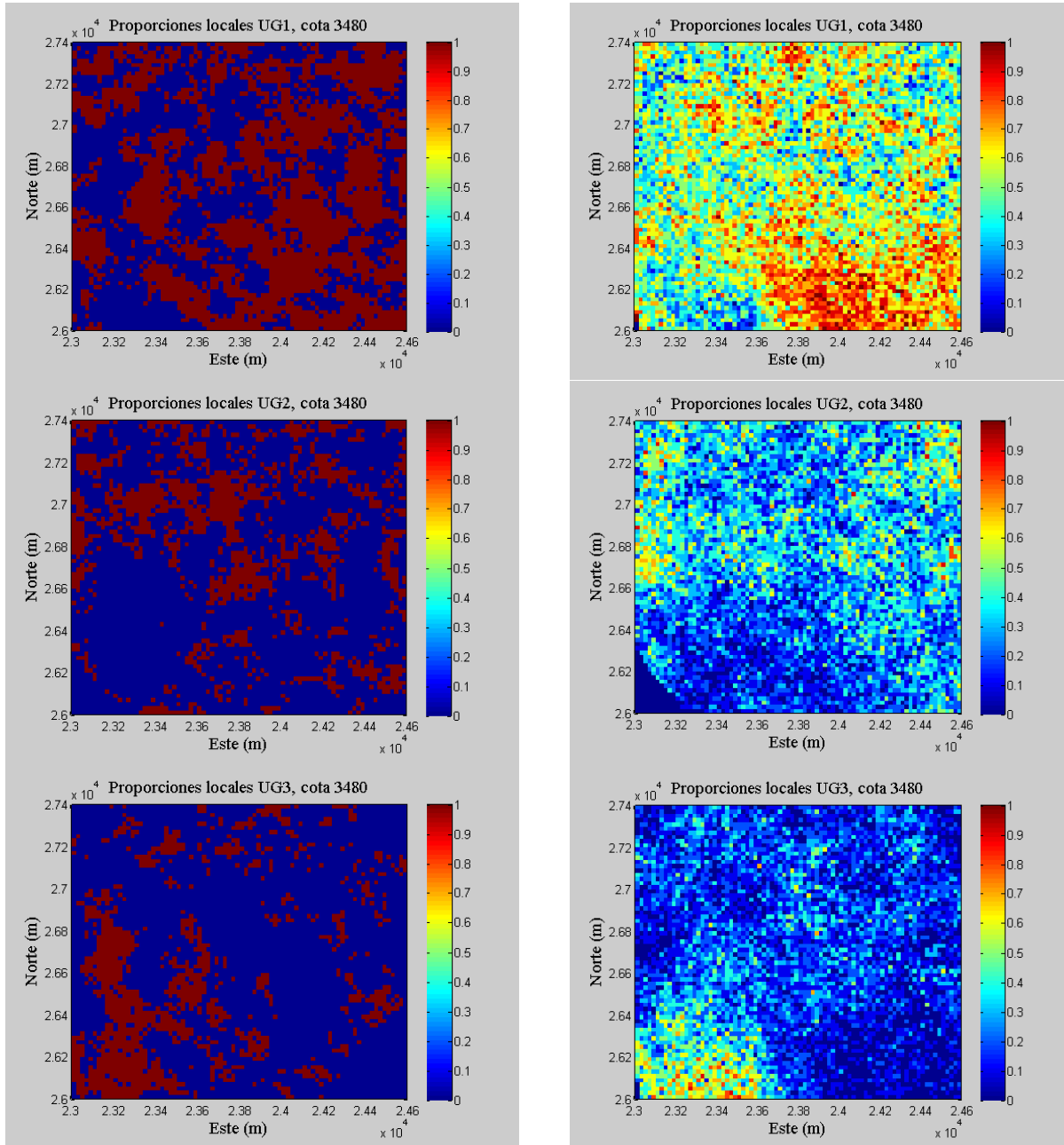
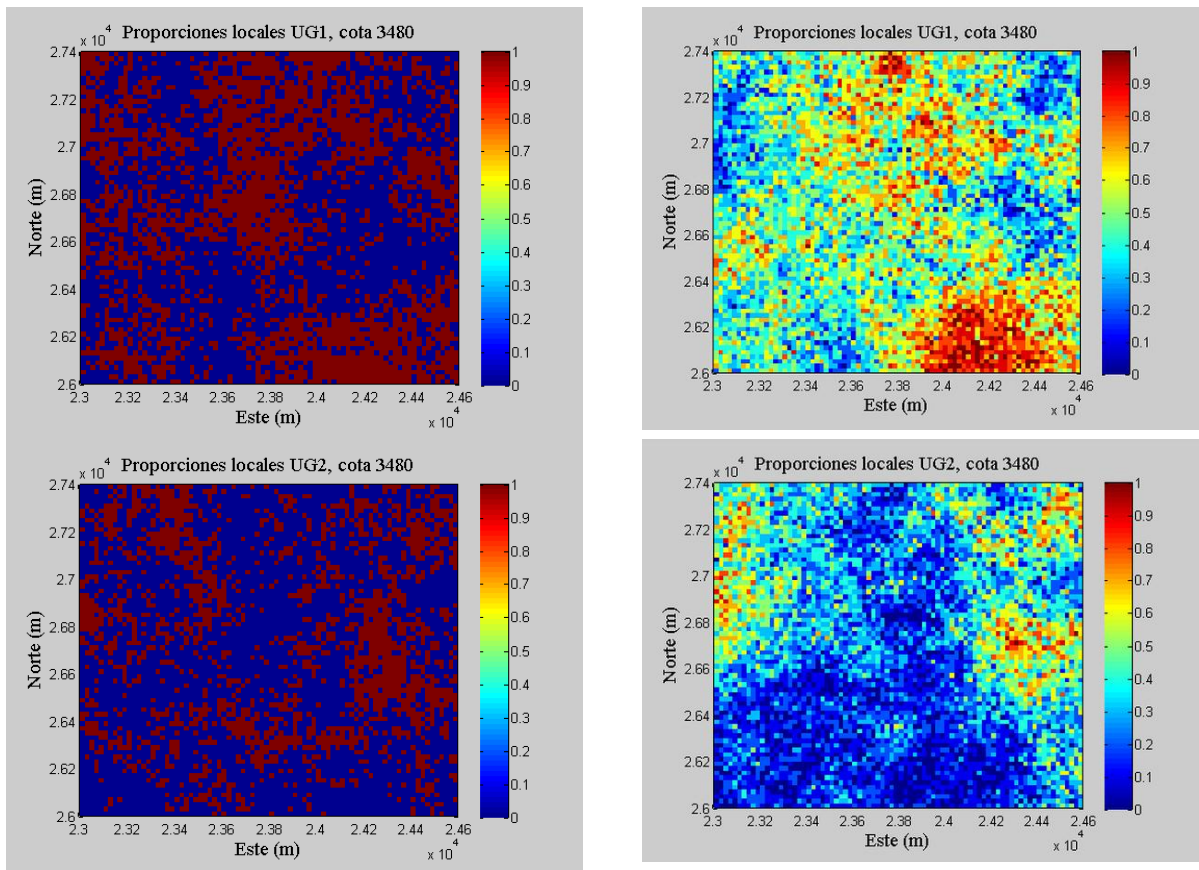


Tabla 21. Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

4.6.7 Simulación con UG proporciones estimadas mediante los k vecinos más cercanos

Para este modelo, la simulación utiliza los mismos parámetros expuestos anteriormente junto con los modelos variográficos. Se cuenta con los modelos de proporciones de unidades geológicas de la sección (Estadísticas de proporciones variables mediante los k vecinos más cercanos), por lo que se van a simular las UG con los parámetros de 60 y 120 datos.

A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 22, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con una vecindad de 60 datos más cercanos



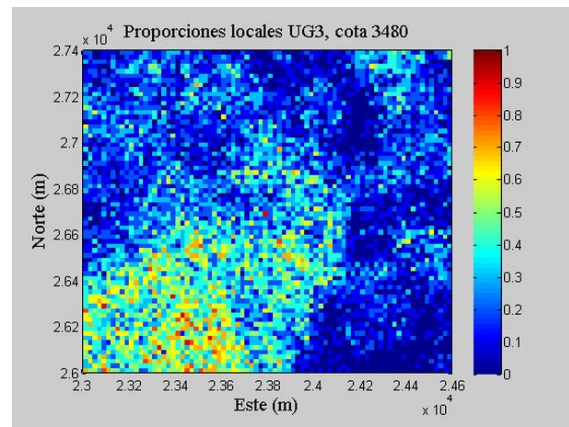
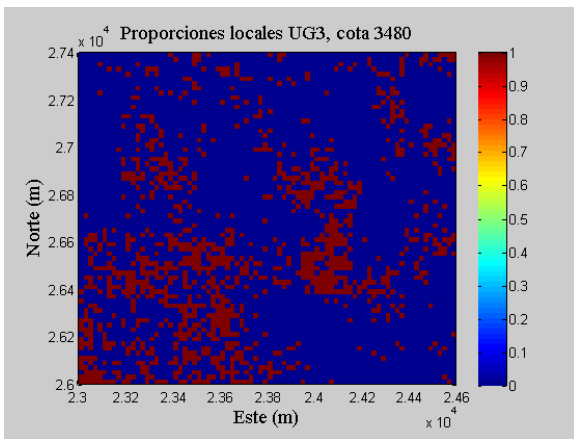
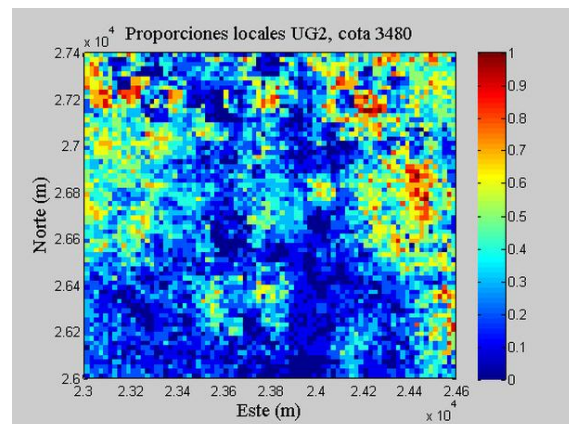
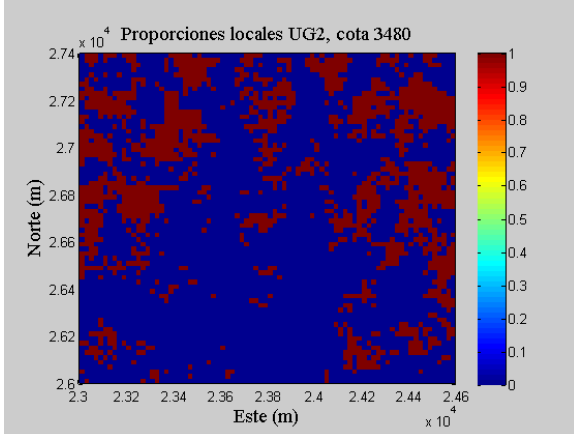
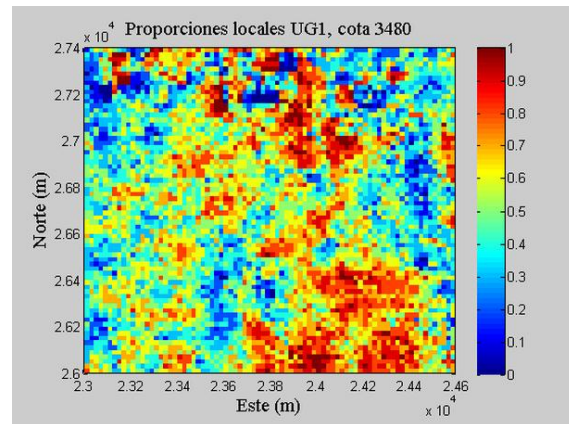
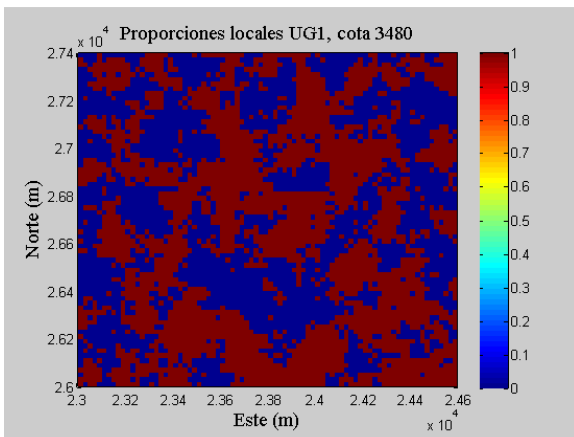


Tabla 22. . Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

Se procede de la misma forma que en las realizaciones anteriores, sólo que el modelo de unidades geológicas es estimado con el parámetro de 120 datos más cercanos. A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 23, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG en la columna derecha, y 1 realización para cada UG en la columna izquierda con una vecindad de 120 datos más cercanos.



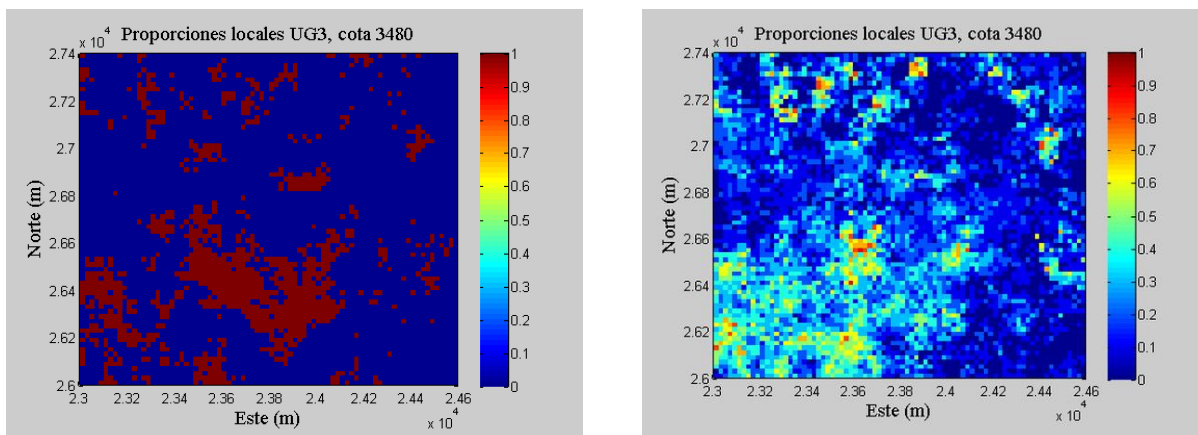
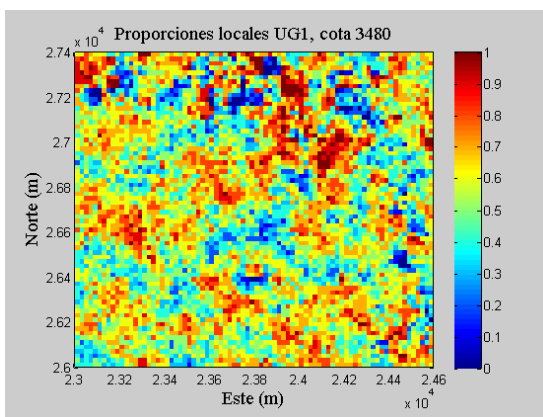


Tabla 23. Realización 1 (columna izquierda) y promedio de realizaciones(columna derecha) para las diferentes UG

4.6.8 Simulación con UG constantes

Para este modelo, la simulación utiliza los mismos parámetros expuestos anteriormente junto con los modelos variográficos. Se cuenta con los modelos de proporciones de unidades geológicas de forma constante en todo el espacio, dichas proporciones corresponden a la proporción en los datos considerados.

A continuación se muestra para UG1 = brecha, UG2 = granitoide y UG3 = pórfido en la tabla 18, el promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG.



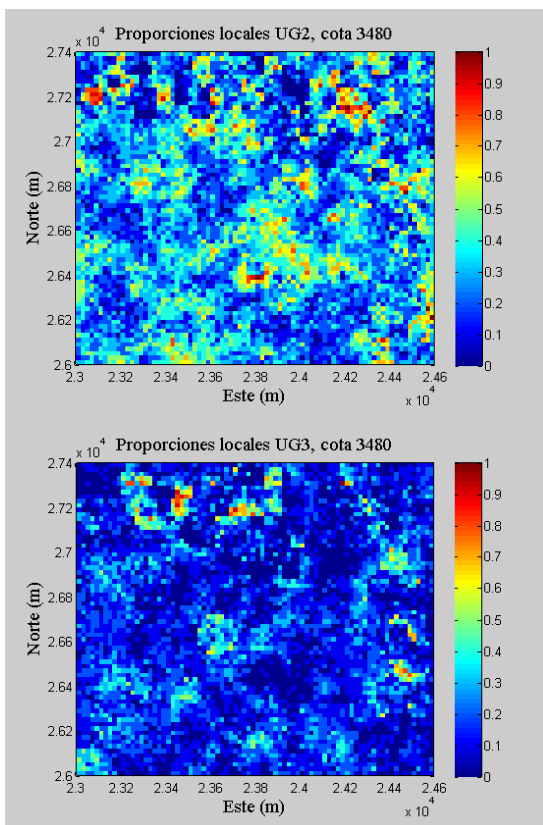


Tabla 24. Promedio de 10 realizaciones para las diferentes UG con proporciones constantes.

CAPÍTULO 5. COMPARACIÓN DE MODELOS

Se calculó la probabilidad de pertenecer a una unidad geológica por cada modelo de proporciones, pudiendo comparar según distribución de esta, transición de unidades geológicas e incertidumbre.

5.1 Distribuciones de probabilidad de UG simuladas

A continuación se presentan las distribuciones de probabilidad de ocurrencia de las unidades geológicas entre las simulaciones con estadísticas geográficamente ponderadas entre sus dos parámetros, $S = 10.000$ en las imágenes de la izquierda y 20.000 en la derecha.

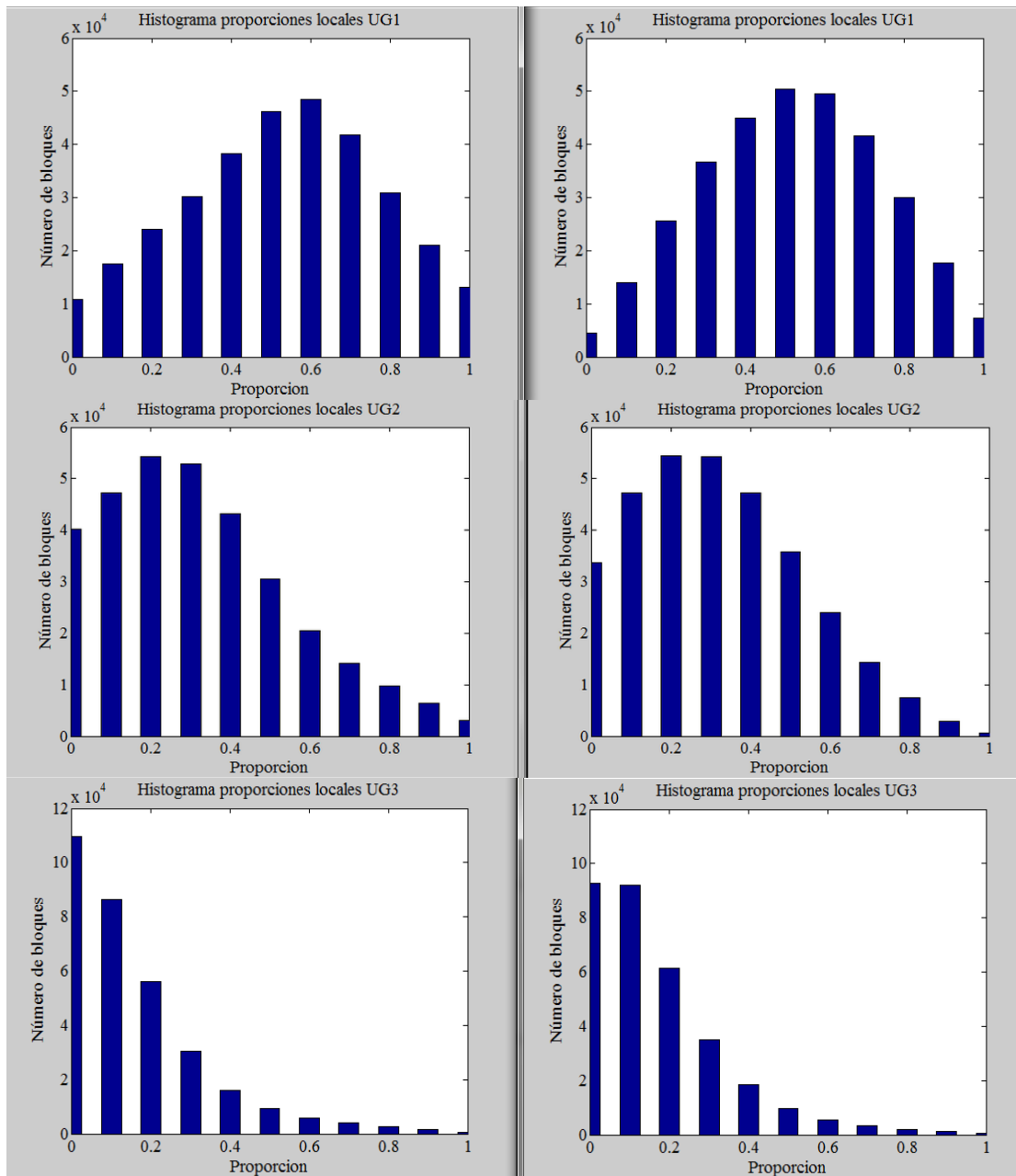


Tabla 25. Comparación distribución de probabilidades de UG1 simuladas con UG estimadas con vecindad única

Las distribuciones muestran una menor varianza para las simulaciones realizadas con el parámetro $s=20.000$ en la estimación de unidades geológicas, mostrando un mayor suavizamiento en las probabilidades de ocurrencia de UG, siendo más notorio para la UG1. Podemos hacer esta misma comparación para las simulaciones con los modelos generados con la vecindad móvil ($d=500$ en la izquierda y $d = 700$ en la derecha).

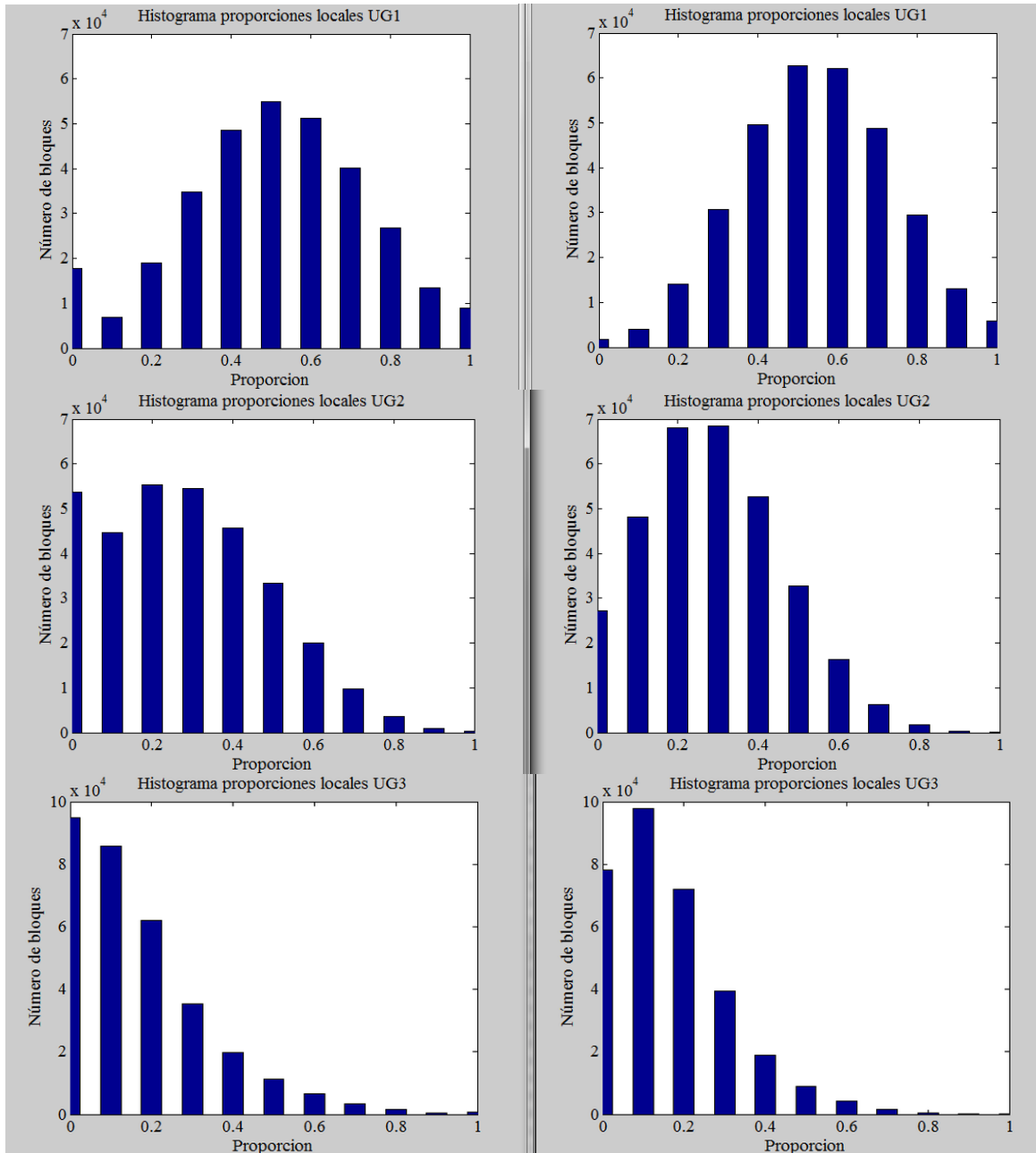


Tabla 26. Comparación distribución de probabilidades de UG3 simuladas con UG estimadas con vecindad móvil

En relación a la distribución presentada en las simulaciones para los modelos generados con estimación de UG mediante vecindad móvil, es claro el suavizamiento que existe con el aumento en la vecindad, disminuyendo considerablemente la varianza en las proporciones y tendiendo a las proporciones globales de los datos condicionantes. Los parámetros de cálculo de las

proporciones locales permiten entonces fijar zonas con mayor o menor contraste en las proporciones de UG. A continuación se muestra la comparación de la distribución de los modelos con 60 y 120 datos más cercanos para constituir la vecindad.

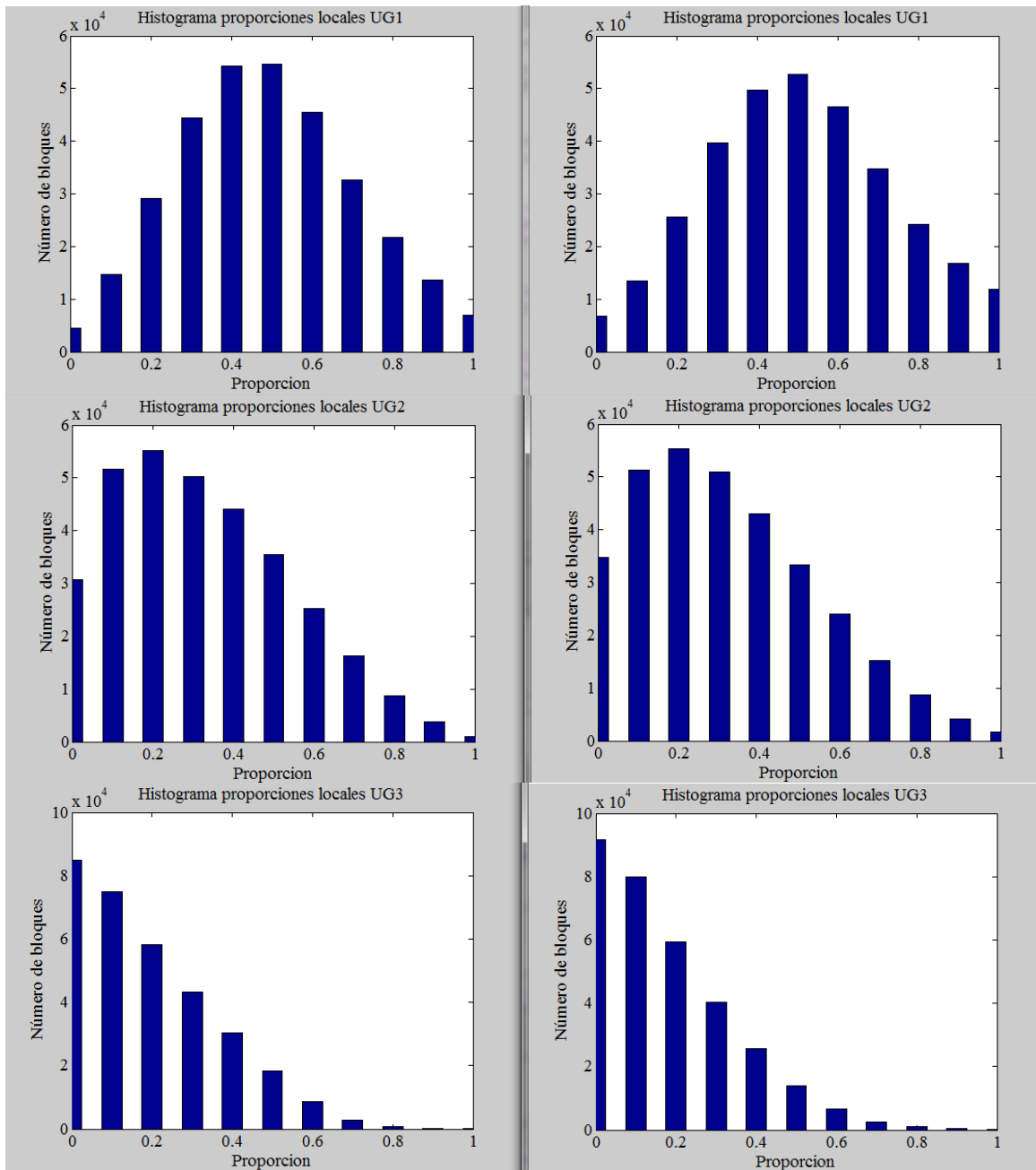
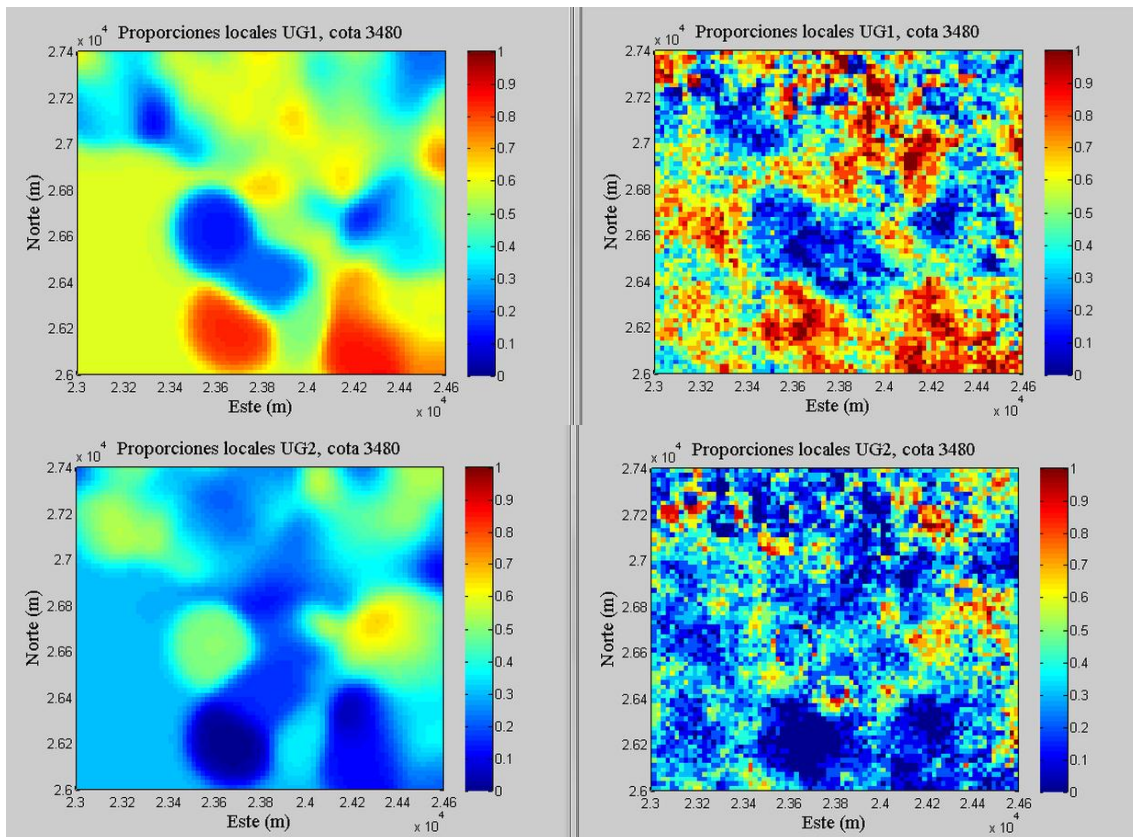


Tabla 27. Comparación distribución de probabilidades de UG3 simuladas con UG estimadas con los k datos más cercanos

Se observa que entre los dos parámetros considerados para el modelo de los k vecinos más cercanos, muestran baja variabilidad entre los modelos, siendo este modelo poco versátil para el caso de estudio, ya que el modelo es poco sensible a la variación del parámetro del modelo.

5.2 Comparación de plantas de simulación vs estimación

Las simulaciones muestran posibles escenarios en donde cada realización es una representación de la realidad, mientras que la media de numerosas realizaciones debería converger a un modelo de estimación. Como sólo se lograron 10 simulaciones para cada método, las probabilidades de ocurrencia de las proporciones a priori (media de realizaciones) no son robustas. A continuación en la tabla 22, se comparan las plantas de los modelos (columna izquierda) vs simulados (columna derecha) correspondiente a la media de 10 realizaciones con parámetro $s = 10.000$ y lo mismo para la tabla 23 con parámetro $s = 20.000$.



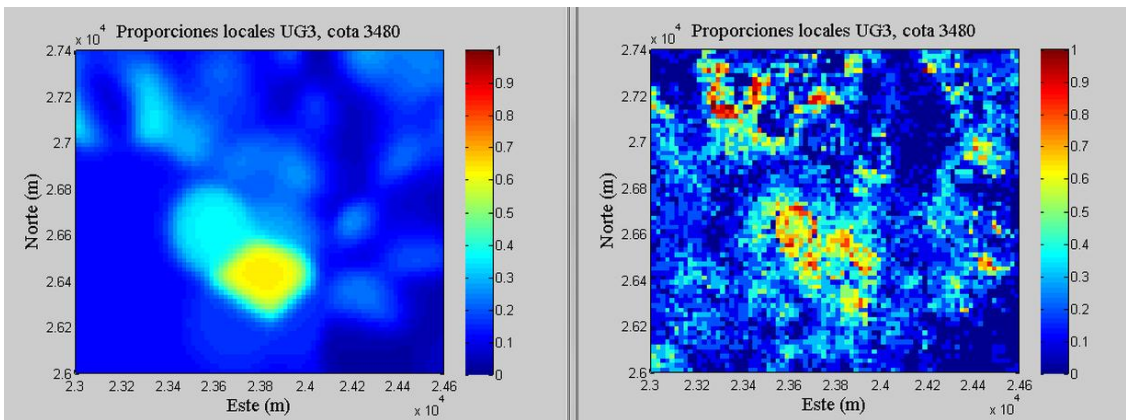
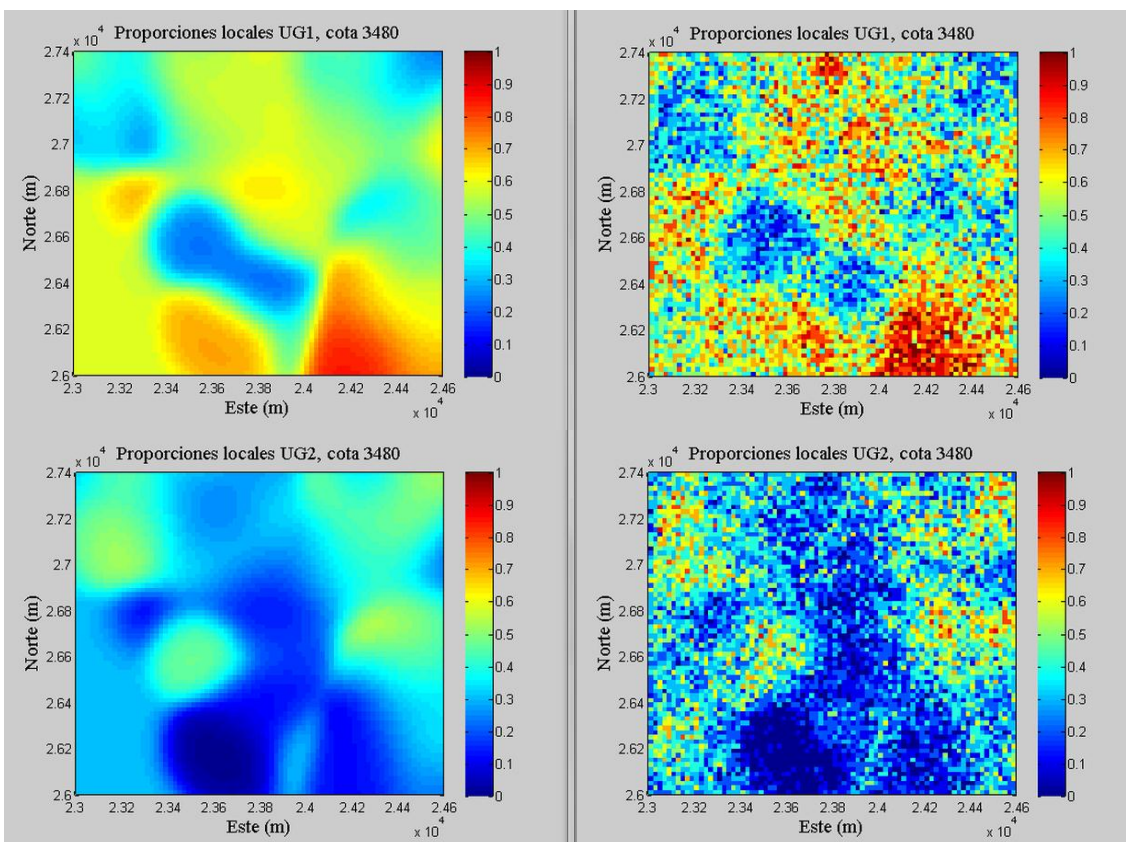


Tabla 28. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con parámetro $s = 10.000$.



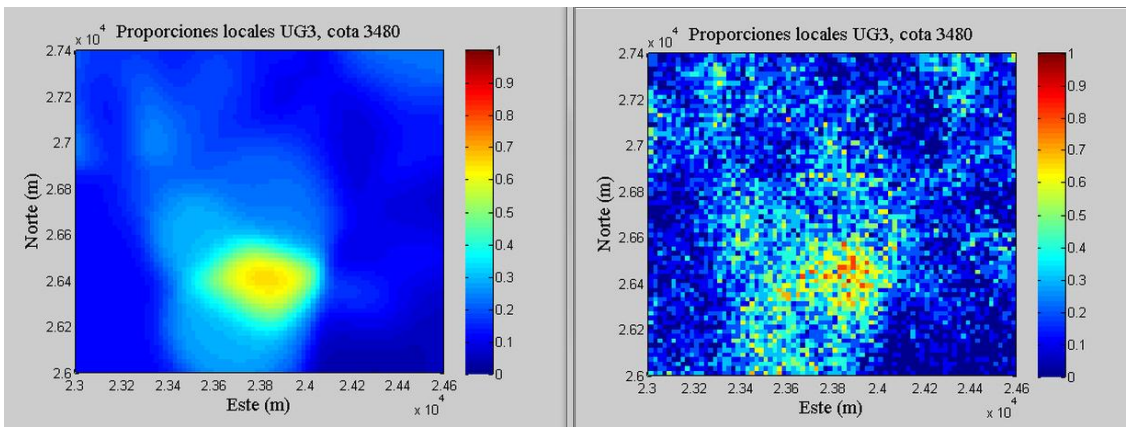
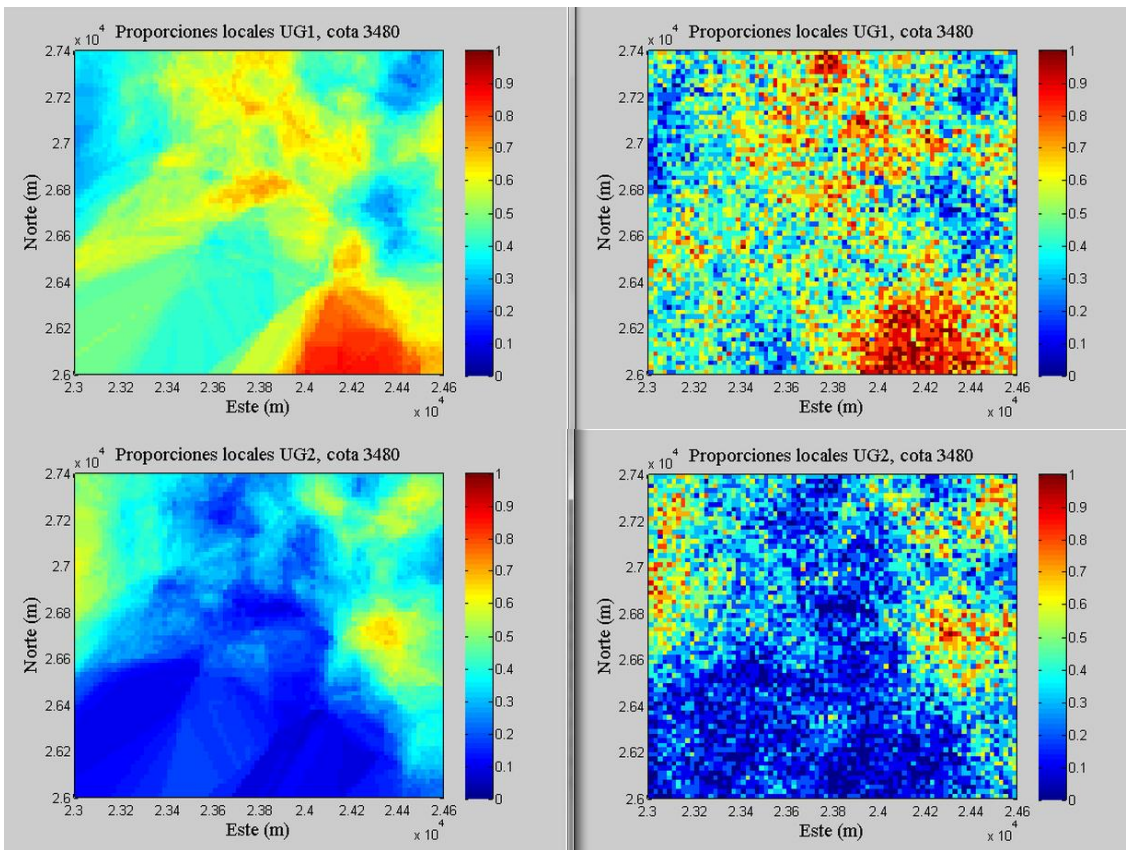


Tabla 29. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con parámetro $s=20.000$.



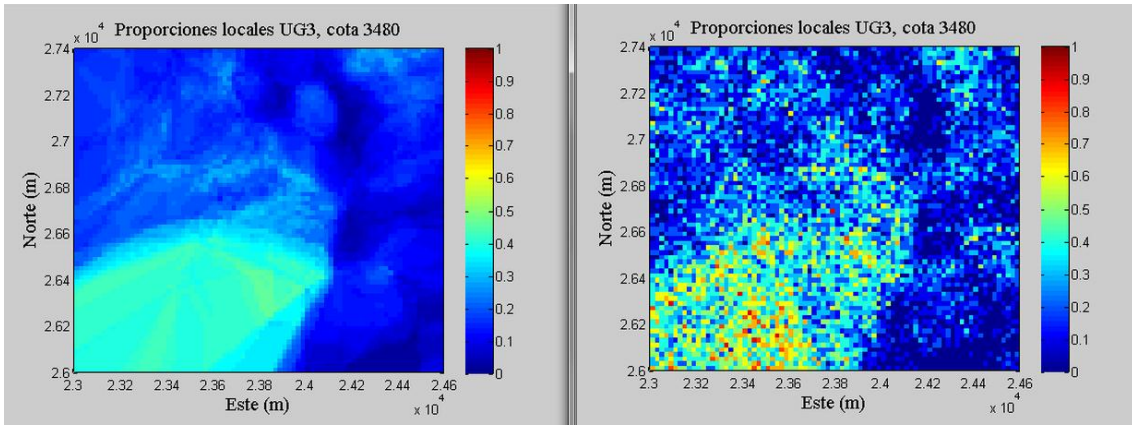
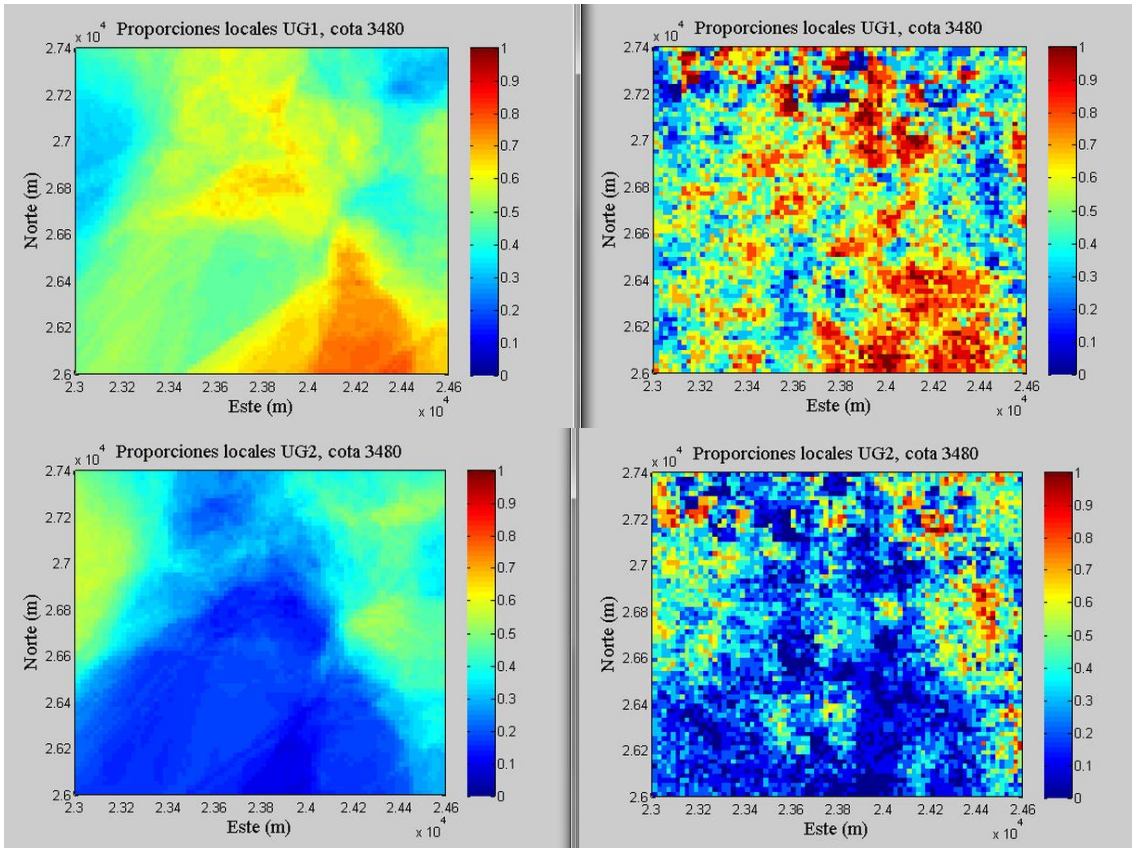


Tabla 30. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con vecindad de 60 datos más cercanos.



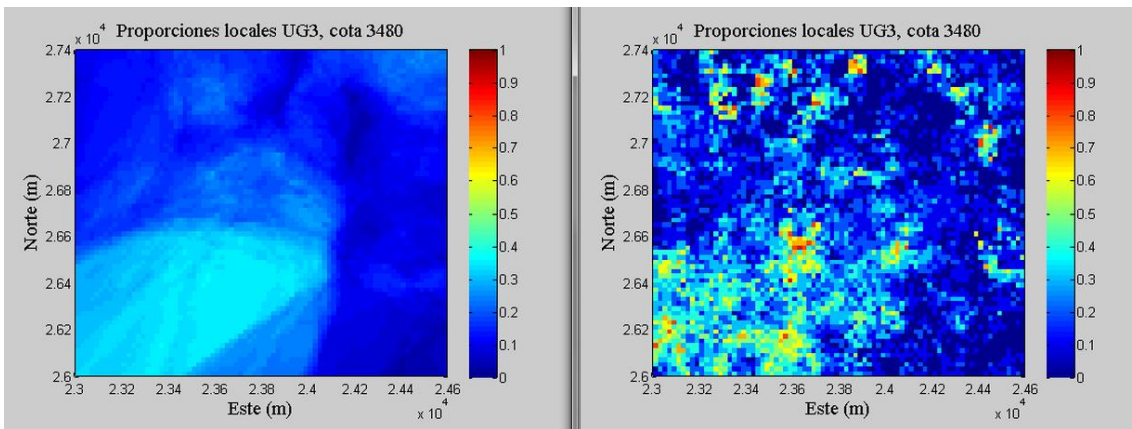
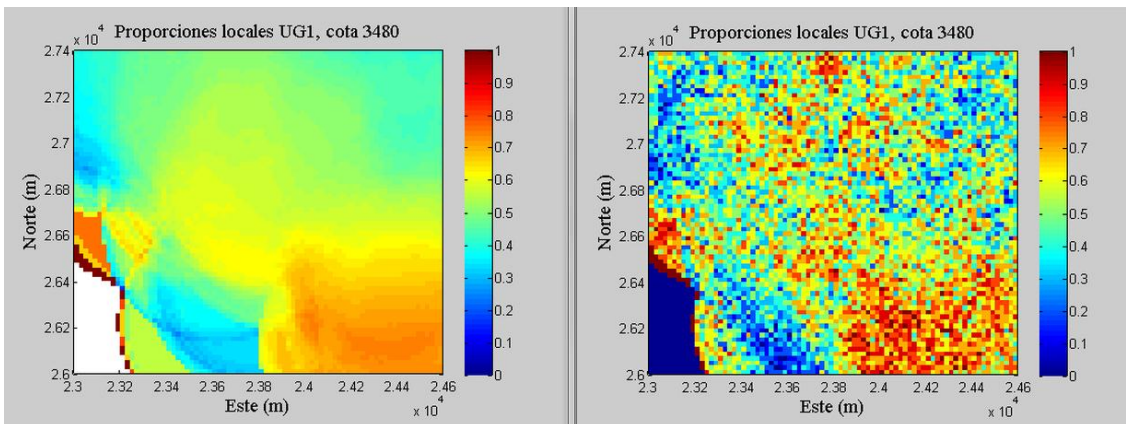


Tabla 31. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con vecindad de 120 datos más cercanos.

A continuación en la tabla 24, se comparan las plantas de los modelos (columna izquierda) vs simulados (columna derecha) correspondiente a la media de 10 realizaciones con vecindad de radio $d = 500$ metros y lo mismo para la tabla 25 con vecindad de radio $d = 700$ metros.



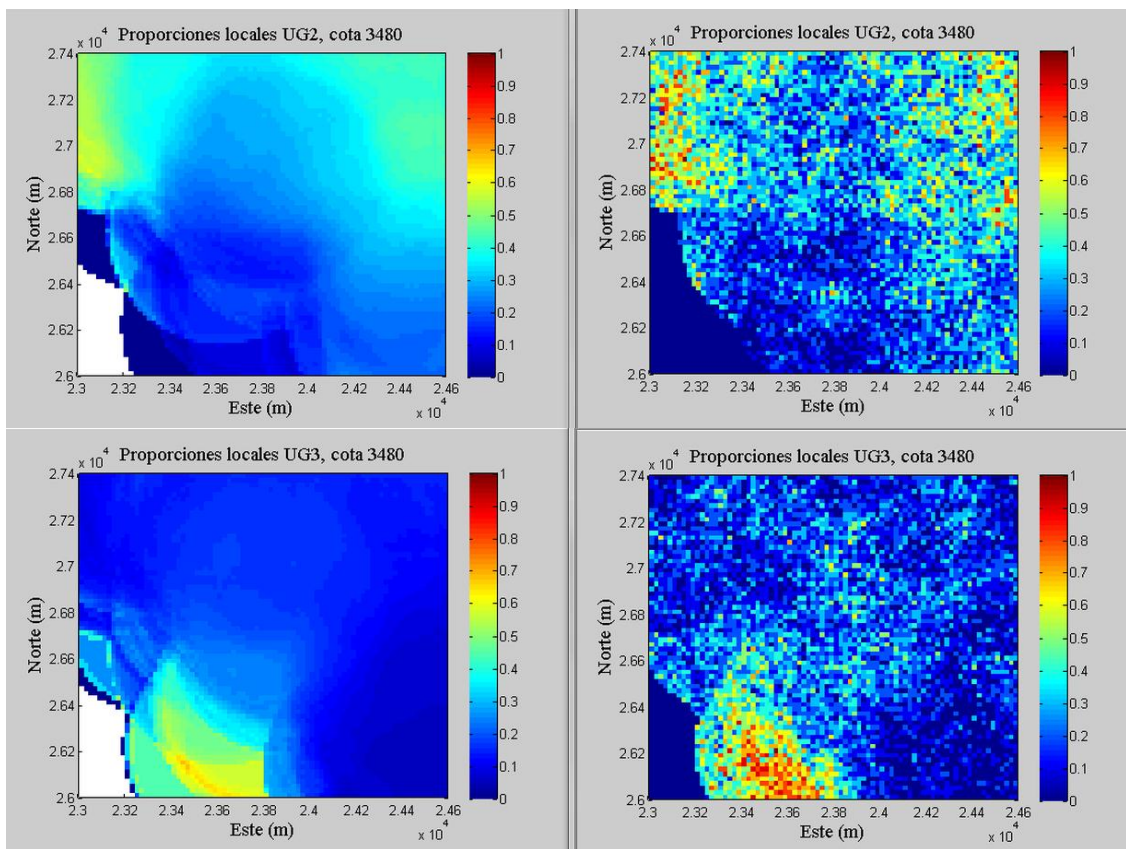
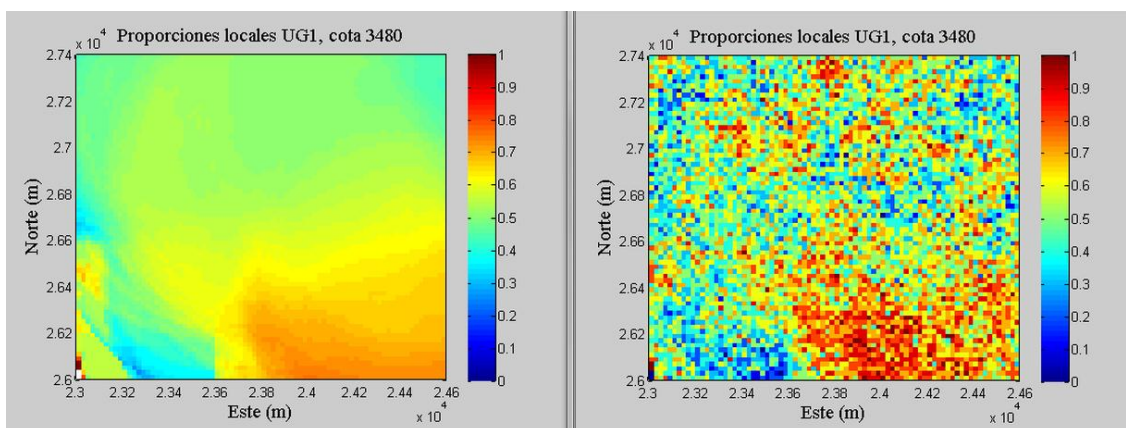


Tabla 32. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con vecindad de radio 500 metros.



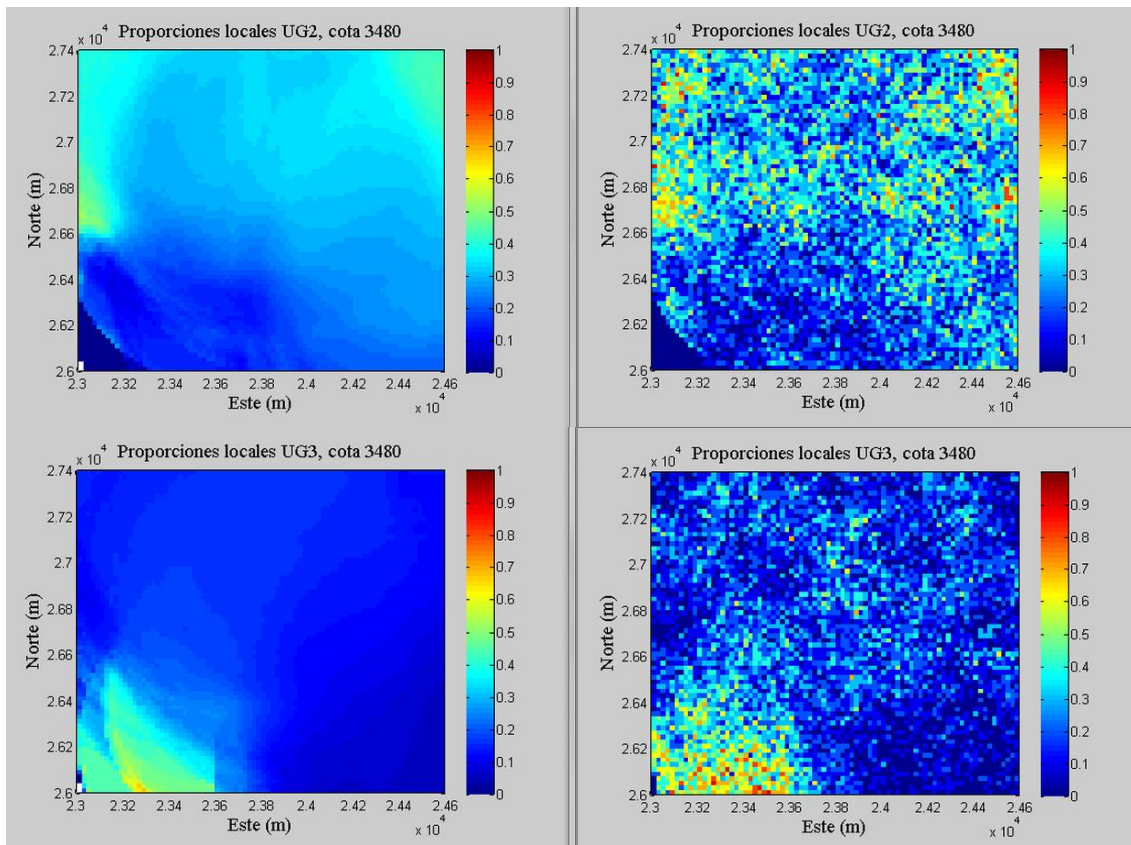


Tabla 33. Comparación proporción a priori de UG1 (columna izquierda) vs proporción a posteriori (columna derecha) con vecindad de radio 700 metros.

Si bien las proporciones a posteriori calculadas con 10 simulaciones presentan una buena coincidencia en relación a la proporción a priori, estas presentan ruido, debido principalmente a dos factores. En primer lugar, la cantidad obtenida de simulaciones: se consiguieron solamente 10 realizaciones por método, debido al alto costo computacional requerido. Este efecto podría mejorar con un mayor número de realizaciones. En segundo lugar, a la alta variabilidad presente en los datos, reflejado en los variogramas altamente pepíticos para los indicadores de las unidades geológicas.

Los modelos con proporciones estimadas geográficamente, presentan transiciones más abruptas entre unidades geológicas, aun para los dos parámetros considerados en el modelo, y para rangos mayores se muestra más suavizamiento en las transiciones. A diferencia, los modelos con proporciones estimadas a través de vecindad móvil presentan mucha mayor suavidad en las transiciones, debido a que asignan el promedio de los datos encontrados en toda la vecindad, en consecuencia si se utilizan vecindades más grandes, mayor es la suavidad en la transición, y la varianza disminuye, esto mismo aplica para el método de los k vecinos más cercanos.

CAPÍTULO 6. VALIDACIÓN

Después de la aplicación de los modelos de simulación, resulta importante analizar los escenarios generados, pudiendo contrastar los valores obtenidos en la simulación, a los valores de los datos a considerar para la validación.

Al procesar las realizaciones para cada modelo de simulación, se pueden obtener estimaciones de la realidad y análisis de riesgo a posteriori, pudiendo comparar el desempeño de los modelos de las simulaciones.

6.1 Datos de validación

Se procede a validar los modelos de simulación mediante el método de "jack knife", que consiste en ocultar datos de sondaje con información de unidades geológicas, para luego simular en los lugares con información, de manera de comparar los valores obtenidos a través de las simulaciones con los datos reales.

Para validar los modelos, se ocultaron 2419 datos de sondajes, y sus unidades geológicas fueron codificadas de la misma forma que para el caso de estudio, para hacer compatible con la validación, resultando 3 grandes grupos de UG al igual que para el caso de estudio.

- UG1 = brecha
- UG2 = Granitoide
- UG3 = Pórfido

Sus proporciones son muy similares a los datos del caso de estudio.

Unidad geológica	proporción
UG1(brecha)	53.4%
UG2(granitoide)	34.3%
UG3(pórfido)	12.3%

Tabla 34. Proporción de unidades geológicas de datos de validación

6.1.1 Proporciones

A continuación en la tabla 27, se muestran las proporciones mínimas y máximas obtenidas en las 20 realizaciones para cada UG con parámetro $s = 10.000$ y se muestra lo mismo en las tablas 28, 29 y 30 con parámetro $s = 20.000$, vecindad de 60 y 120 datos, radio 500 y 700 metros respectivamente.

S=10000	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	49.6%	60.1%	54.6%	53.4%
UG2	29.3%	37.9%	34.5%	34.3%
UG3	9.5%	14.0%	11.5%	12.3%

Tabla 35. Proporciones obtenidas de las realizaciones con parámetro $s = 10.000$

S=20.000	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	49.8%	60.6%	54.8%	53.4%
UG2	28.5%	38.5%	34.3%	34.3%
UG3	9.1%	13.2%	10.9%	12.3%

Tabla 36. Proporciones obtenidas de las realizaciones con parámetro s = 20.000.

V = 500 metros	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	49.4%	62.3%	55.6%	53.4%
UG2	29.4%	41.7%	34.2%	34.3%
UG3	6.9%	14.8%	10.2%	12.3%

Tabla 37. Proporciones obtenidas de las realizaciones con vecindad de radio de 500 metros.

V = 700 metros	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	50.8%	63.5%	57.5%	53.4%
UG2	27.2%	40.1%	32.2%	34.3%
UG3	7.2%	13.9%	10.3%	12.3%

Tabla 38. Proporciones obtenidas de las realizaciones con vecindad de radio de 700 metros.

V = 60 metros	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	46.5%	59.7%	52.6%	53.4%
UG2	31.7%	43.9%	36.7%	34.3%
UG3	8.4%	14.8%	10.7%	12.3%

Tabla 39. Proporciones obtenidas de las realizaciones con vecindad con los 60 vecinos más cercanos.

V = 120 metros	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	46.5%	60.9%	53.3%	53.4%
UG2	30.9%	43.9%	36.1%	34.3%
UG3	8.3%	14.6%	10.6%	12.3%

Tabla 40. Proporciones obtenidas de las realizaciones con vecindad con los 120 vecinos más cercanos.

Proporción constante	Proporción mínima	Proporción máxima	Proporción media	Proporción en los datos
UG1	48.1%	61.8%	55.4%	53.4%
UG2	26.8%	39.7%	33.2%	34.3%
UG3	8.3%	16.7%	11.4%	12.3%

Tabla 41. Proporciones obtenidas de las realizaciones con proporciones constantes.

6.1.2 Error de estimación

Se calculan los valores estimados en cada punto del espacio a través del promedio de las realizaciones, para luego obtener el error promedio y el error cuadrático promedio con respecto al indicador real para cada unidad geológica.

S=10.000	error promedio	error cuadrático
UG1	0.456	0.289
UG2	0.438	0.272
UG3	0.194	0.118

Tabla 42. Error de estimación con parámetro s = 10.000

S=20.000	error promedio	error cuadrático
UG1	0.458	0.282
UG2	0.431	0.265
UG3	0.193	0.114

Tabla 43. Error de estimación con parámetro s = 20.000

V=60 datos	error promedio	error cuadrático
UG1	0.458	0.255
UG2	0.441	0.245
UG3	0.189	0.108

Tabla 44. Error de estimación con parámetro 60 datos más cercanos

V=120 datos	error promedio	error cuadrático
UG1	0.458	0.253
UG2	0.437	0.241
UG3	0.186	0.106

Tabla 45. Error de estimación con parámetro 60 datos más cercanos

V=500 metros	error promedio	error cuadrático
UG1	0.466	0.283
UG2	0.443	0.264
UG3	0.192	0.115

Tabla 46. Error de estimación con vecindad de radio de 500 metros

V=700 metros	error promedio	error cuadrático
UG1	0.468	0.283
UG2	0.443	0.264
UG3	0.192	0.113

Tabla 47. Error de estimación con vecindad de radio de 700 metros

Proporción cte	error promedio	error cuadrático
UG1	0.531	0.290
UG2	0.442	0.273
UG3	0.204	0.117

Tabla 48. Error de estimación con proporciones constantes.

6.2 Simulación en lugares con datos de validación

Se simularon los 4 modelos con 20 realizaciones cada uno. Como se había mencionado anteriormente, estos varían solamente en la estimación de proporciones locales de UG. Para un mejor orden, se tienen los siguientes modelos

- (M1): Simulación con proporciones estimadas geográficamente con parámetro $s = 10.000$
- (M2): Simulación con proporciones estimadas geográficamente con parámetro $s = 20.000$
- (M3): Simulación con proporciones estimadas mediante vecindad móvil de radio $d = 500$ metros.
- (M4): Simulación con proporciones estimadas mediante vecindad móvil de radio $d = 700$ metros.
- (M5): Simulación con proporciones estimadas mediante vecindad de los 60 datos más cercanos.
- (M6): Simulación con proporciones estimadas mediante vecindad de los 120 datos más cercanos.
- (M7): Simulación con proporciones estimadas mediante proporciones constantes en todo el espacio.

Para las simulaciones, se utilizó el mismo procedimiento detallado en el capítulo 4, con la única diferencia de que los lugares a simular, corresponden a los sitios con los 2419 datos de sondajes de la validación.

Con las simulaciones realizadas es posible calcular las probabilidades de ocurrencia de las unidades geológicas, graficando intervalos de probabilidades en función del porcentaje de acierto de los datos utilizados para la validación. Se consideraron 5 intervalos de probabilidad que van de 0 a 100%, representados por su valor medio. A continuación se muestran los gráficos que ilustran lo mencionado anteriormente.

Validacion simulaciones S =10000

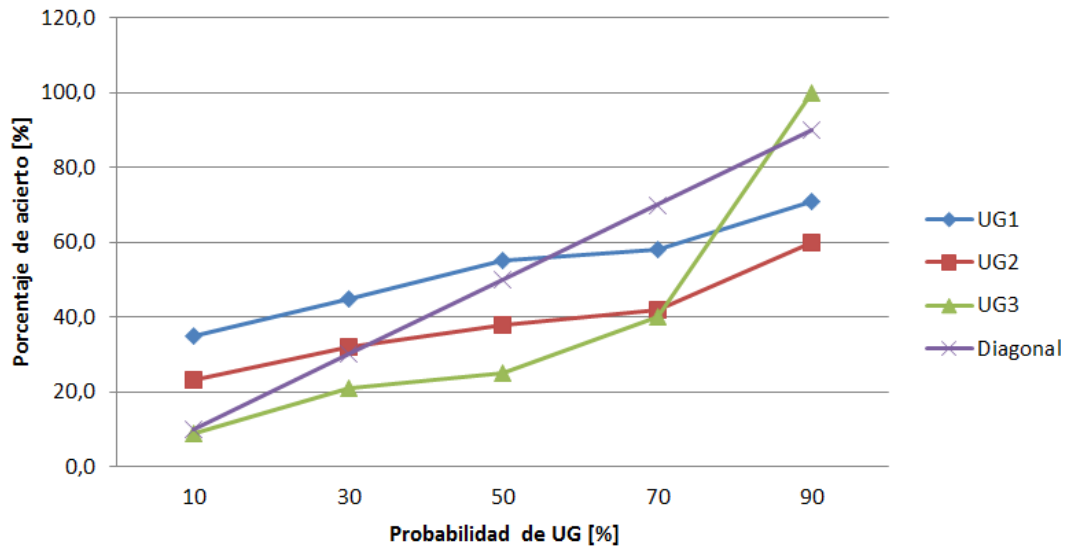


Ilustración 9. Validación de simulación a través de probabilidades de ocurrencia M1

Validacion simulaciones S =20000

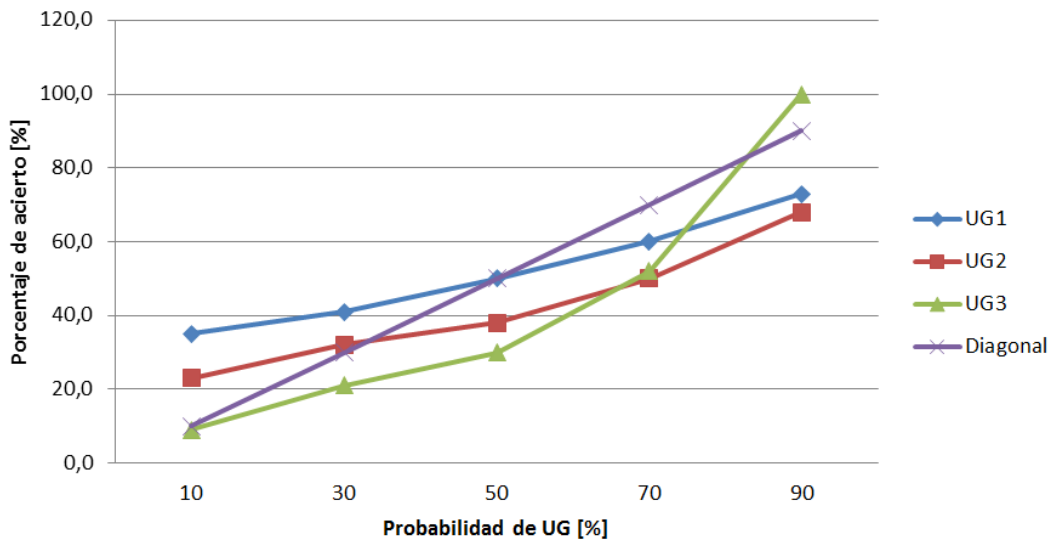


Ilustración 10. Validación de simulación a través de probabilidades de ocurrencia M2

Validacion simulaciones d =500

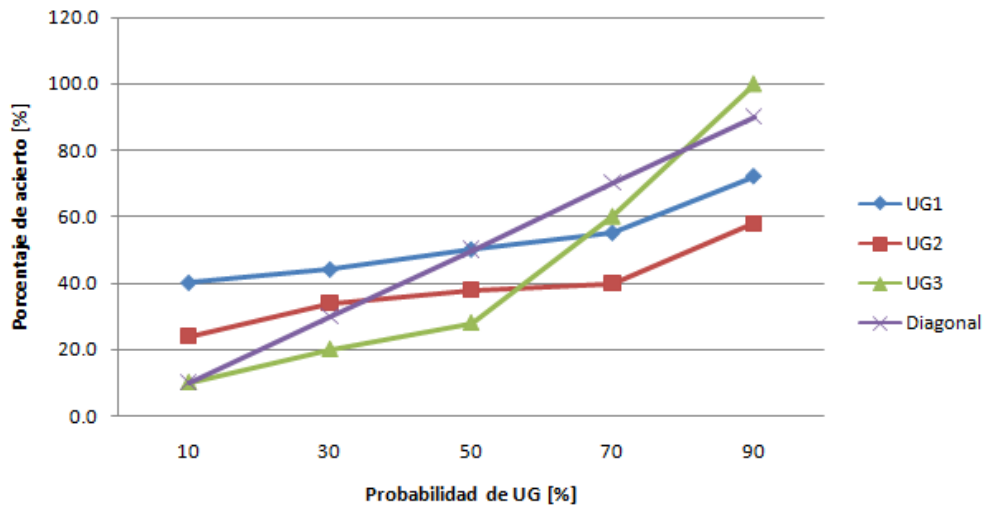


Ilustración 11. Validación de simulación a través de probabilidades de ocurrencia M3

Validacion simulaciones d =700

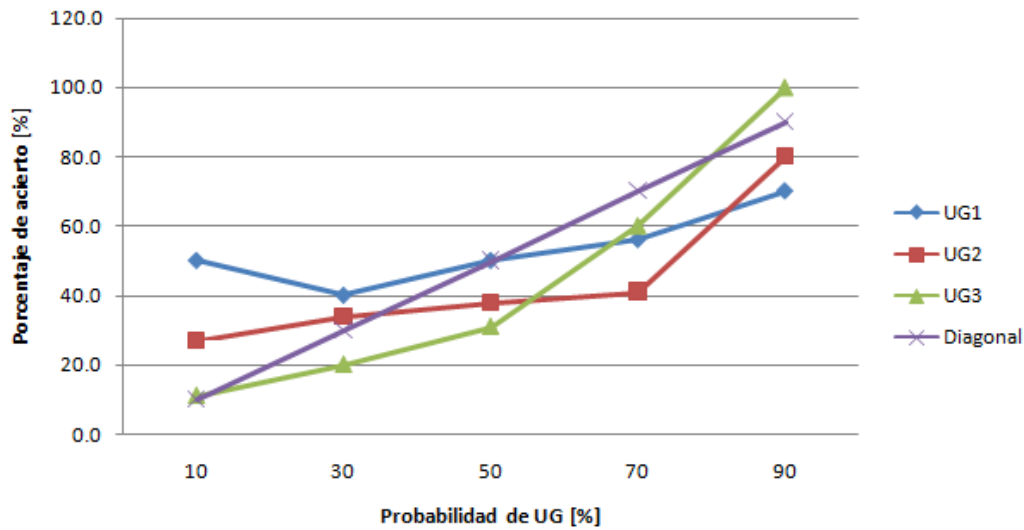
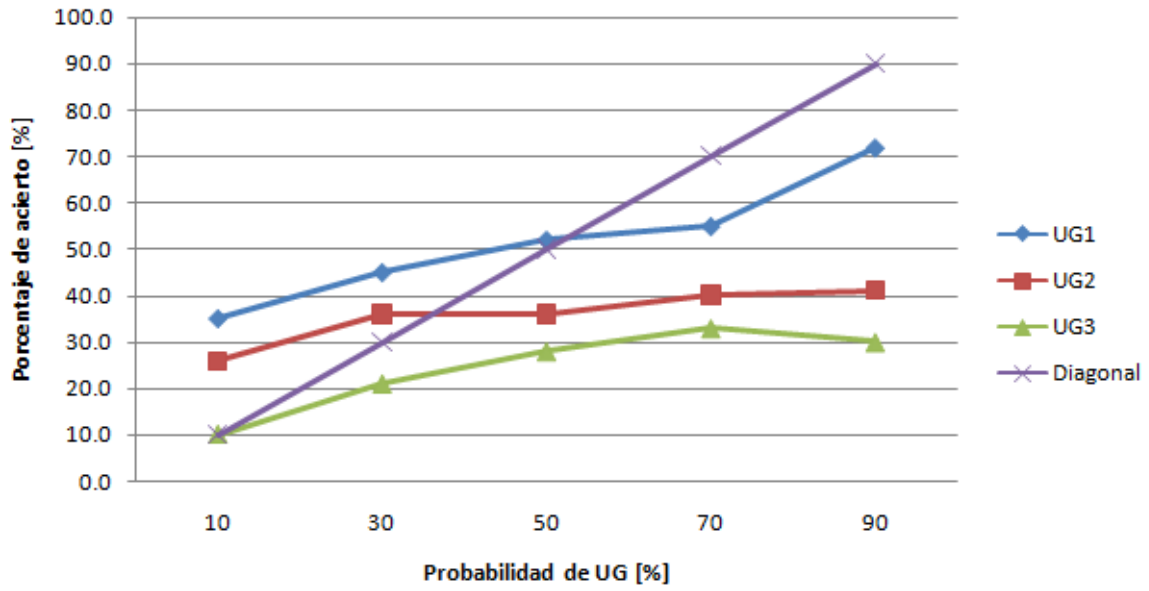
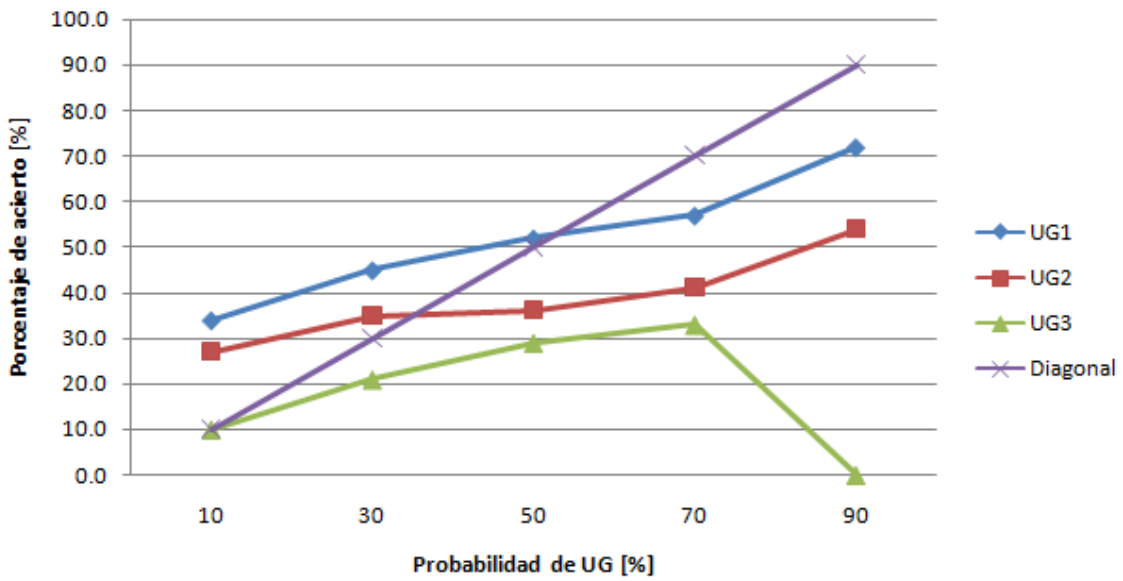


Ilustración 12. Validación de simulación a través de probabilidades de ocurrencia M4

Validación simulaciones 60 datos



Validación simulaciones 120 datos



Validación simulaciones Proporción constante

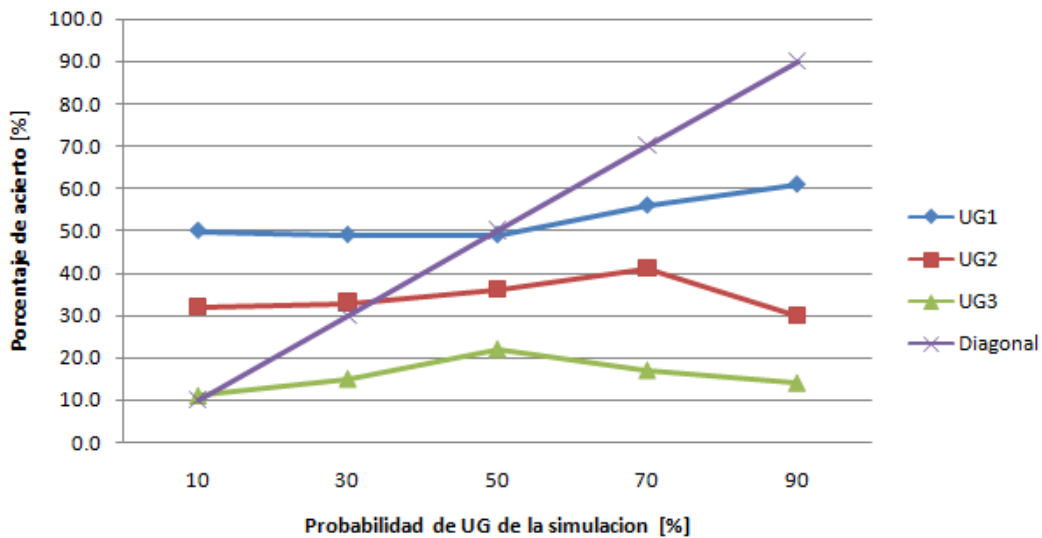


Ilustración 13. Validación de simulación a través de probabilidades de ocurrencia M5

Si se observan los gráficos, para la mayoría de los métodos se encuentran las probabilidades de forma creciente, con el aumento de ésta, exceptuando el modelo estacionario. Esto es un aspecto positivo, debido a que a mayor probabilidad de encontrar una unidad geológica, mayor porcentaje de acierto. Este porcentaje de acierto en varios casos, está por debajo del valor esperado. Lo ideal sería que por ejemplo, con una probabilidad de UG de 50%, ésta debería presentar un porcentaje de acierto entre 40-60% considerando tolerancia en el intervalo observado.

Se observa una ventaja de todos los modelos no estacionarios por sobre el estacionario, en relación a calidad y realismo, debido a que el modelo con proporciones constante, muestra errores mayores en la estimación de proporciones y probabilidades de UG más erráticas.

CAPÍTULO 7. DISCUSIÓN

Los modelos de proporciones de unidades geológicas no estacionarias resultan sencillos y rápidos en su implementación y tiempos de ejecución, dando la posibilidad de probar y estudiar el comportamiento de los modelos con un buen rango de parámetros fundamentales necesarios para su implementación.

Las estimaciones de las proporciones a través de estadísticas geográficamente ponderadas, mediante vecindad única, resultan más costosas en términos computacionales, debido a que se consideran todos los datos condicionantes para la estimación de la probabilidad del bloque, no así con la vecindad móvil y los k datos más cercanos, en donde su costo computacional va relacionado con el tamaño y número de datos considerados para la vecindad.

Para las estimaciones de las proporciones con vecindad móvil, esta metodología no siempre es apropiada, ya que depende mucho de la distribución y tamaño de los datos considerados para el cálculo. Si vemos los datos considerados en el caso de estudio, hay una zona de la grilla de simulación con muy pocos datos, requiriendo un mayor tamaño de vecindad, generando estimaciones muy suavizadas. Esto se refleja claramente en la primera vecindad considerada de 500 metros, dejando datos sin estimar en la parte sur-oeste de la grilla, y con transiciones suaves entre unidades geológicas. En consecuencia de esto, con vecindades más grandes, para estimar los bloques faltantes, se consigue un suavizamiento excesivo de las probabilidades de ocurrencia de unidades geológicas, reflejado claramente en el modelo de vecindad móvil con diámetro de 700 metros. La vecindad con los k datos más cercanos al bloque a estimar, resulta en una excelente mejora al método de vecindad móvil para eliminar los artefactos generados.

En las estimaciones de las proporciones con estadísticas geográficamente ponderadas, hay que tener un especial cuidado en seleccionar el parámetro " s ", ya que este controla la asignación de la contribución del dato a la estimación, generando transiciones abruptas entre unidades geológicas para datos cercanos, cuando el valor " s " es pequeño. Debido a esto, la elección del parámetro s pasa por un mecanismo de prueba y error, ya que éste depende de la distribución de todos los datos en la grilla, lo que hace que sea poco práctico de implementar, recurriendo a la inspección visual a través de plantas y secciones con la finalidad de observar el comportamiento de la distribución de probabilidades para un parámetro " s " dado, evitando cambios de probabilidades abruptos entre unidades geológicas.

Se consiguieron pocas realizaciones para las simulaciones por método, esto es debido al gran costo computacional que conlleva realizar simulaciones plurigaussianas con el software utilizado, considerando un poco más de 320.000 bloques a simular con 5929 datos condicionantes, lo que limitó el caso de estudio a 10 realizaciones por método, dando un total de 70. Las consecuencias que tuvo esto, fue no poder contar con un mayor respaldo, para los análisis de las realizaciones, aunque a pesar de las pocas realizaciones obtenidas, las probabilidades calculadas a partir de las simulaciones, tienen buena coincidencia visual con los 6 modelos de estimación no estacionario considerados, lo que muestra un buen indicio de los modelos de simulación.

En relación a la implementación de los modelos de simulación, estos utilizan la misma base compleja, en donde se requiere codificar la información geológica en indicadores, establecer los modelos variográficos de los indicadores de UG, junto a la propuesta de variogramas modelados

de las Gaussianas, comparar a través de la prueba y error, jerarquizar las relaciones de contacto entre UG y definir la bandera de truncación con sus umbrales asociados. Esto hace que la simulación plurigaussiana con 3 o más unidades geológicas se torne compleja de trabajar.

Para la validación de los modelos, estos dan buenos resultados, aunque por debajo de lo esperado en los 7 modelos considerados. Esto significa que se obtuvieron porcentajes de aciertos inferiores al rango de probabilidad esperado para algunas clases, aunque en algunos intervalos los modelos validaban correctamente dentro de los valores esperados. Los modelos que mejor validan las simulaciones, son los que utilizan estadísticas geográficamente ponderadas, para los modelos no estacionarios de proporciones. Esto se puede explicar debido a que utilizan toda la información para su cálculo, ponderando de diferente manera los valores de UG según su cercanía al bloque. El modelo de parámetro $s = 20.000$ presenta mejores resultados que el que utiliza $s = 10.000$, esto puede deberse a que se consiguieron realizaciones con transiciones más suaves entre UG y éstos presentan menor variabilidad al considerar toda la información disponible en su estimación, lo que favorece la precisión en la simulación para el caso de estudio. En su contraparte, el modelo estacionario, muestra un rendimiento inferior en calidad y realismo.

Hay que mencionar también, que si bien la validación presenta resultados alentadores, no presentó valores óptimos, debido a la alta variabilidad de los datos del caso de estudio, mostrando variogramas altamente pepíticos, en donde debido a los códigos de roca usado, se encuentran muchos tramos cortos en alternancia, y esto sucede para la gran mayoría de los sondeos completos, lo que explica la magnitud del efecto pepita. La influencia del efecto pepita se nota con más fuerza en los modelos de vecindad móvil, debido a que estos modelos, presentan proporciones más constantes, lo que sumado a los variogramas altamente pepíticos, dan resultados de alta variabilidad y ruido en el espacio.

Los modelos presentados en la memoria muestran una buena utilidad y validación, ya que los modelos que incorporan estadísticas geográficamente ponderadas, son versátiles en las transiciones, pudiendo manejar contacto abruptos, como puede darse en el caso de depósitos con intrusivos y/o contacto con unidades estériles. Estos modelos también resultan útiles si existieran transiciones más graduales en las fronteras, presentando una buena alternativa para ambos casos. Sin olvidar la importancia de los datos condicionantes en las simulaciones, ya que estos pueden transferir sus características al momento de las realizaciones, por ejemplo si se tienen datos condicionantes altamente variables, estos pueden ser suavizados mediante el modelo de proporciones con vecindad móvil, lo que hace necesario elegir adecuadamente los modelos en función a los datos y distribución del caso a tratar.

La simulación plurigaussiana de unidades geológicas muestra una gran importancia en el negocio minero, debido a que se procesan minerales y no leyes, mejorando de esta forma el conocimiento e incertidumbre de la ocurrencia de UG, para luego dar la posibilidad de incorporarlo en los procesos mineros aguas abajo. Además estos modelos pueden ser extendidos a cosimulación conjunta de leyes con control geológico.

CAPÍTULO 8. CONCLUSIONES

Se logró implementar seis modelos geoestadísticos no estacionarios de simulación plurigaussiana y uno estacionario, para caracterizar la variabilidad e incertidumbre para las unidades geológicas (UG), en un espacio determinado. Estos modelos utilizan proporciones variables en todo el espacio, que corresponden a variaciones de estadísticas geográficamente ponderadas, variaciones de estadísticas a través de vecindad móvil y los k datos más cercanos.

El número de realizaciones fue escaso para las simulaciones, debido al gran costo computacional que conllevan los métodos utilizados, obteniendo 10 realizaciones por método, dando un total de 70 realizaciones. Hubiera sido útil simular en un espacio más reducido para disminuir el costo computacional y aumentar el número de realizaciones, aunque se obtuvieron resultados aceptables.

La simulación plurigaussiana utilizada es apropiada para el caso de estudio, ya que esta permite manejar los contactos entre unidades geológicas mediante la bandera de truncación, junto a sus umbrales, además del tipo de contactos a través de los modelos variográficos, que en el caso de estudio, corresponden a modelos muy pepíticos asociados a alta variabilidad y alternancia de datos, mostrando más ruido y contactos irregulares en las simulaciones.

La validación para los métodos utilizados, se basó en el "jack knife", que consistió en trabajar los modelos con un porcentaje de los datos ocultos, con la finalidad de simular en los lugares con datos reales, para luego comparar las realizaciones con los datos ocultos, con el porcentaje de acierto en la aparición de unidades geológicas en dichos lugares. Los resultados para la validación fueron positivos para los siete modelos de simulación utilizados, aunque los valores estuvieron por debajo de lo esperado, mostrando en muchos casos que, para un cierto rango de probabilidad de ocurrencia de UG, el porcentaje de acierto estaba por debajo del rango, pero no muy lejano, mostrando gráficos crecientes para todos sus modelos no estacionarios. Aun así, los modelos no estacionarios muestran mejores resultados que el modelo estacionario en calidad y realismo de la simulación con menor error promedio y cuadrático en la estimación de las unidades geológicas destacándose el modelo de estadísticas geográficamente ponderadas por sobre el resto.

En la comparación de los modelos de simulación, estos muestran buena coincidencia visual con las estimaciones para las probabilidades de ocurrencia de UG, en donde los modelos de simulación basado en proporciones de UG geográficamente ponderadas muestran ser versátiles, con buen control de las transiciones de unidades geológicas, dando la posibilidad variando el parámetro "s", de obtener transiciones más abruptas o suaves entre UG según lo requerido, dando la posibilidad de ajustar este modelo a distintos yacimientos, como por ejemplo, uno difusivo.

Para los modelos de simulación basados en proporciones de UG estimadas mediante vecindad móvil, resultó complicado de implementar, debido a la distribución de los datos del caso de estudio, resultando en un suavizamiento excesivo en las transiciones y que al tratar de controlar este efecto disminuyendo el tamaño de la vecindad, quedando muchos bloques sin simular. Una mejora a este modelo es la vecindad variable con los k datos más cercanos al bloque a estimar, eliminando en su totalidad los artefactos generados por la vecindad móvil de tamaño fijo.

Los resultados de las validaciones muestran que, para el caso de estudio, los modelos planteados tienen un desempeño aceptable, aun para la alta variabilidad del caso analizado, mostrando variogramas muy pepíticos, afectando la precisión de las simulaciones. Pero aun así, los modelos entregan una buena información geológica, con la incertidumbre en la ocurrencia de las unidades geológicas, destacando por sobre el resto, el modelo con proporciones estimadas mediante estadísticas geográficamente ponderadas, aportando información fiable y de calidad para incorporar en la planificación y procesos posteriores, ayudando de esta manera al negocio minero.

9. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Armstrong M, Galli A, Beaucher H, Le Loc`h G, Renard D, Doligez B, Eschard R, Geffroy F (2011). *Plurigaussian simulations in geosciences*, Berlin: Springer
- [2] Armstrong M, Galli A, Le Loc`h G, , Geffroy F and Eschard R (2003). *Plurigaussian Simulations in Geosciences*, Berlin: Springer, 160p
- [3] Carrasco, P., Ibarra, F., Rojas, R, Le Loc`h G, Seguret, S (2007): Application of the truncated Gaussian simulation method to a porphyry copper deposit. In: Magri E. (ed.) APCOM 2007, 33rd International Symposium on Application of Computers and Operations research in the Mineral Industry, pp 31-39.
- [11] C. Sprohnlé. Geología de los sectores Sur Sur y Don Luis del Yacimiento Río Blanco, División Andina, Codelco Chile. Memoria, 1988. Departamento de Geología, Universidad de Chile.
- [4] Deraisme J, Field, M (2006): Geo-statistical simulations of kimberlite orebodies: application to sampling optimization. Proceedings of the 6th international mining geology conference, Darwin, NT, Australia, 21-23 Aug 2006, pp 193-203.
- [5] Emery, X (2007): Using the Gibbs sampler for conditional simulation of Gaussian based random fields, *Computers & Geosciences*, Vol. 33, No. 4, p. 522-537
- [6] Emery, X (2007). Simulation of geological domains using the plurigaussian model: New developments and computer programs. *Computers & Geosciences*.
- [7] Emery, X (2008). Statistical tests for validating geostatistical simulation algorithms, *Computers & Geosciences*, Vol. 34, No. 11, p. 1610-1620.
- [8] Emery, X (2012): Lección 7 - *Modelos Gaussiana truncado y plurigaussiano, presentaciones de cátedra*, Santiago : MI6041-1 Simulación Geoestadística
- [9] Emery, X (2010): *Documento Geoestadística*, Santiago
- [10] Emery, X. González, K.E. (2007): Incorporating the uncertainty in geological boundaries into mineral resources evaluation. *Journal of the Geological Society of India* 69 (1): 29-38
- [11] Fontaine, L., Beaucher, H. (2006): Simulation of the Muyumkum uranium roll front deposit by using truncated Plurigaussian method. In: Proceedings of the 6th international mining geology conference, Darwin, NT Australia, 21-23 Aug 2006
- [12] F. Camus. Geología de los Sistemas Porfíricos en los Andes de Chile. Servicio Nacional de Geología y Minería, 2003.

- [11] F. Vargas, L. Gustafson, M. Vukasovic, and A. Skewes. Ore Breccias in the Rio Blanco-Los Bronces Porphyry Copper Deposit, Chile. Society of Economic Geologists. Special Publication, 7:281-297, 1999
- [11] F. Warnaars, C. Holgrem, and S. Barassi. Porphyry copper and tourmaline breccias at Los Bronces - Rio Blanco, Chile. *Economic Geology*, 80:1544-1565, 1985.
- [13] JP. Chiles and P. Delfiner. *Geostatistics: modeling spatial uncertainty*. Wiley, New York, 1999.
- [14] Lantuejoul C.(2002). *Geostatistical Simulation: Models and Algorithms*, Springer, Berlin, 256 p.
- [15] Le Loc'h G, Beaucher H, Galli A, Doligez B, Heresim Group (1994) Improvement in the truncated Gaussian method: combining several Gaussian functions, in : *Proc. ECMOR IV, Fourth European Conference on the Mathematics of Oil Recovery*. Roros, Norway, Topic B: Heterogeneity Description and Assessment of Uncertainty. 13 p
- [11] L. Serrano, R. Vargas, V. Stambuck, C. Aguilar, M. Galeb, C. Holmgren, A. Contreras, S. Godoy, I. Vela, M. Skewes, and C. Stern. The Late Miocene Early Pliocene Río Blanco - Los Bronces Copper Deposit, Central Chilean Andes. In *Andean Copper Deposits: New Discoveries, Mineralization, Styles and Metallogeny*. Society of Economic Geologists, Special Publication, 5:119-130, 1996
- [11] P. Frikken. Breccia-hosted copper-molybdenum mineralisation at Rio Blanco, Chile. PhD thesis, University of Tasmania, Australia, 2003.
- [16] Rondon, O. (2009): A look at the Plurigaussian simulation for a nickel laterite deposit. Presented at the 7th International Mining & Geology Conference, Perth, WA.
- [17] Skvortsova, T., Beucher, H., Armstrong, M., Forkes, J., Thwaites, A., Turner, R. (2002): Simulating the geometry of a granite-hosted uranium orebody. In: Armstrong, M., Bettini, C., Champigny, N., Galli, A., Remacre, A. (Eds.), *Geostatistics Rio 2000*. Kluwer Academic, Dordrecht, pp. 85-99.
- [18] Yunsel, T., Ersoy, A. (2011): Geological modeling of gold deposit based on grade remaining using plurigaussian simulation technique. *Natural Resources Research* 20(4): 1-19
- [19] Yunsel, T., Ersoy, A. (2013): Geological modeling of rock type domains in the Balya (turkey) lead-zinc deposit using plurigaussian simulation. *Central European Journal of Geosciences* 5(1): 77-89