



UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

DEPARTAMENTO INGENIERÍA DE MINAS

IMPACTO DE ERRORES DE MUESTREO Y DE MODELAMIENTO EN LA ESTIMACIÓN MEDIANTE KRIGING

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGISTER EN MINERIA

CARLOS FRANCISCO PUGA GÓMEZ

PROFESOR GUÍA

XAVIER EMERY

MIEMBROS DE LA COMISIÓN

NADIA MERY GUERRERO

ALEJANDRO CÁCERES SAAVEDRA

MOHAMMADALI MALEKITEHRANI

SANTIAGO DE CHILE

2021

Resumen

El presente trabajo tiene como objetivo principal en determinar cuáles etapas en una estimación clásica de recursos generan mayor sesgo en la estimación, y por ende las que se debe realizar con mayor rigurosidad.

El caso base es la estimación de un yacimiento de oro utilizando las mejores prácticas en ella, y para compararlo se definieron errores en las distintas etapas, estos son: error de laboratorio, mala definición de la unidad geológica de estimación (UGE), mala determinación de anisotropía, muestreo preferente, no uso de capping y mala definición de parámetros de Kriging. Además, se realizó una simulación condicional gaussiana para comparar con los distintos casos.

Para determinar la etapa o etapas que generan mayor sesgo se realizó la comparación en (estadísticas básicas, curvas tonelaje ley, porcentaje de fino a distintas leyes de corte, gráfico de dispersión y diferencia del destino del material extraído) de los distintos casos contra el caso base. Además, la comparación de estadísticas básicas de la simulación con los distintos casos.

Se determinó que al aumentar el porcentaje de error de laboratorio aumenta el efecto pepa, no así la meseta y los alcances. Esto tiene bastante consistencia del punto teórico ya que el efecto pepa se compone de un valor intrínseco del yacimiento y error de muestreo.

Para los casos: usar variograma isótropo, mal definición de dirección de anisotropía y malos parámetros de Kriging, no se genera un sesgo global pero sí uno local y este aumenta al tener menos datos.

Al analizar los resultados de las distintas comparaciones se determinó que para este set de datos los errores que generan mayor sesgo en la estimación son: mal definición de las UGE, uso de muestreo preferencial y no uso de capping de leyes altas. Además que en general al contar con una mayor cantidad de datos se genera menor sesgo.

En el caso de mala definición de la UGE, se genera mayor sesgo al juntar UGE con estadísticas básicas muy disímiles. Cuando se realiza muestreo preferencial en zonas de altas leyes se genera el mayor sesgo, en la práctica esto se puede deber a una concentración de sondajes en leyes altas y/o modelamiento con criterio de ley y no geológico. En el caso del capping es una práctica muy común en la industria, desde la teoría es discutible su uso ya que estas leyes altas pertenecen al conjunto de datos.

Finalmente se recomienda al realizar una estimación de recursos mediante Kriging, usar las mejores prácticas, y destinar bastantes recursos en definir de buena forma las distintas UGE siempre utilizando un criterio geológico antes que otro y no realizar una modelación utilizando criterio de ley.

Agradecimientos

Mis sinceros agradecimientos a mi familia, en especial a mi esposa y compañera de vida Marta Inés que me ha apoyado constantemente en mi vida profesional y académica.

A mi hija Quetzalli que llegó a mi vida a enseñarme lo más importante de ésta, el preocuparse por el otro incondicionalmente y que me motivó con su frase “Papá las cosas se empiezan y se terminan”.

A mis profesores Julián Ortiz que me motivó para comenzar este trabajo hace bastante tiempo y Xavier Emery que me apoyó constantemente con su conocimiento y disposición para poder terminar este ciclo.

A mis padres y hermano que siempre me han apoyado en todos los momentos críticos de mi vida, dando consejos e iluminación.

TABLA DE CONTENIDO

I. INTRODUCCIÓN	1
1. Motivación	1
2. Objetivos	1
2.1. General:.....	1
2.2. Específicos:	1
3. Resultados Esperados	1
II. ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS	3
1. Conceptos básicos de geoestadística.	3
1.1. Variable Regionalizada.....	3
1.2. Estacionaridad/ Continuidad Espacial.....	4
1.3. Desagrupamiento.....	5
1.4. Variograma Experimental.....	6
1.5. Modelo Variográfico.....	9
1.6. Kriging.....	11
1.7. Simulación Geoestadística.....	17
III. METODOLOGÍA	20
1. Plan de trabajo	20
2. Caso de estudio	21
IV. CASO DE ESTUDIO	22
1. Estudio de caso base con kriging	22
1.1. Presentación de los datos.....	22
1.2. Composición de los datos.	24
1.3. Desagrupamiento de los datos.	25
1.4. Definición de UGE.	27
1.5. Estudio EDA de las UGE definidas.	33
1.6. Análisis variográfico	37
1.7. Parámetros de kriging.....	40
1.8. Estimación y cubicación del modelo.....	41
1.9. Validación del modelo estimado.	45

2. Estudio caso base Simulación	52
2.1. Anamorfosis.....	52
2.2. Validación de la hipótesis multi-Gaussiana.	54
2.3. Variogramas y modelos variográficos.	56
2.4. Simulación y resultados.....	59
3. Casos distintos errores en la estimación	60
3.1. Presentación de casos.	60
3.2. Estudio exploratorio de datos.....	60
3.3. Variografía y modelos variográficos.	61
3.4. Parámetros de kriging.....	63
3.5. Cubicación de los modelos.	64
3.6. Validación de modelos estimados.	65
4. Comparación de resultados	66
4.1. Comparación global de los modelos de bloques.....	66
4.2. Comparación mineral – estéril.	70
4.3. Comparación Estadísticas básicas simulación y estimación de kriging.	74
V. DISCUSIÓN	76
VI. CONCLUSIONES	78
VII. RECOMENDACIONES PRÁCTICAS	79
VIII. BIBLIOGRAFÍA	80
ANEXOS	81
ANEXO A: EDA	81
ANEXO B: VARIOGRAFÍA Y MODELOS VARIOGRAFICOS	99
ANEXO C: PARÁMETROS DE KRIGING	110
ANEXO D: CUBICACIÓN DE MODELOS	111
ANEXO E: VALIDACIÓN DE MODELOS	121
ANEXO F: COMPARACIÓN DE MODELOS	122
ANEXO G: COMPARACIÓN DE HISTOGRAMAS	127

I. INTRODUCCIÓN

1. Motivación

Hoy en día la mayoría de las faenas mineras realizan la estimación de recursos mediante herramientas geoestadísticas, principalmente mediante el uso de kriging para realizar las interpolaciones de las distintas variables modeladas.

En general, el equipo de geólogos de recursos sigue una metodología clásica, la cual consta de varias etapas: estadísticas descriptivas (EDA), definición de unidades geológicas de estimación (UGE), análisis variográfico para determinar direcciones principales de anisotropía, estimación mediante kriging, categorización de los recursos y finalmente validación de los modelos estimados. Cada una de estas etapas contiene varios pasos a realizar.

Cuál de las etapas en la estimación de recursos es la más importante, cuál genera mayor sesgo al realizarla de mala manera, en cuál se debería gastar más recursos para realizar una estimación correcta, éstas son las dudas que se intenta responder con esta tesis.

Es necesario un buen modelo de recursos para poder realizar una adecuada evaluación del proyecto, diseño minero, planificación minera, operación minera y procesamiento de minerales.

2. Objetivos

A continuación, se presentan los objetivos del trabajo realizado.

2.1. General:

- Determinar cuál de las etapas de una estimación clásica de recursos es la que genera mayor error, y por ende la que se debe realizar con mayor rigurosidad.

2.2. Específicos:

- Simular la ley de oro en las UGE determinadas en un caso de estudio, para usarlo como realidad.
- Realizar ranking de las etapas en función de los errores generados.
- Cuantificar los modelos obtenidos.

3. Resultados Esperados

El uso de herramientas geoestadísticas permitirá abordar los diferentes problemas a lo largo de la realización de la investigación:

- Cuantificar los distintos errores que se pueden generar en una estimación mediante kriging.
- Determinar qué etapa en la estimación mediante kriging puede generar mayor sesgo en la estimación.

Se pretende obtener modelos que puedan ser comparados con un modelo de base estimado por kriging y simulación gaussiana condicional. La comparación se realizará para determinar sesgo global y local.

II. ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS

1. Conceptos básicos de geoestadística.

Parte de la metodología y parámetros a utilizar comprenden el uso de herramientas geoestadísticas. Se precisa a continuación los conceptos de variable regionalizada, estacionaridad, continuidad espacial, desagrupamiento, variografía, kriging, y simulación, así como una breve explicación de la geoestadística.

1.1. Variable Regionalizada.

La geoestadística se define como el estudio de los fenómenos regionalizados, es decir, aquellos que se extiende en el espacio y presentan una cierta continuidad espacial.

La variable regionalizada es una función numérica que representa un valor de las características del fenómeno regionalizado (profundidad del estrato, potencia de una veta, ley de arsénico o de cobre en un punto, densidad de un bloque, son algunos ejemplos que pueden ser mencionados).

Se denotará como $z(x)$, correspondiendo al valor de la variable z en el punto del espacio x que pertenece a un campo D , donde la variable regionalizada se encuentra definida.

Del punto de vista conceptual, la variable regionalizada es una función determinística. Esta función presenta en general dos aspectos complementarios: tiene cierta continuidad espacial en escalas mayores, pero por otro lado, varía irregularmente y escapa a toda representación simple en escalas menores, tal como representa la Ilustración 1. Se observa una tendencia espacial (deriva) de la variable regionalizada pero tiene un carácter errático a corta distancia.

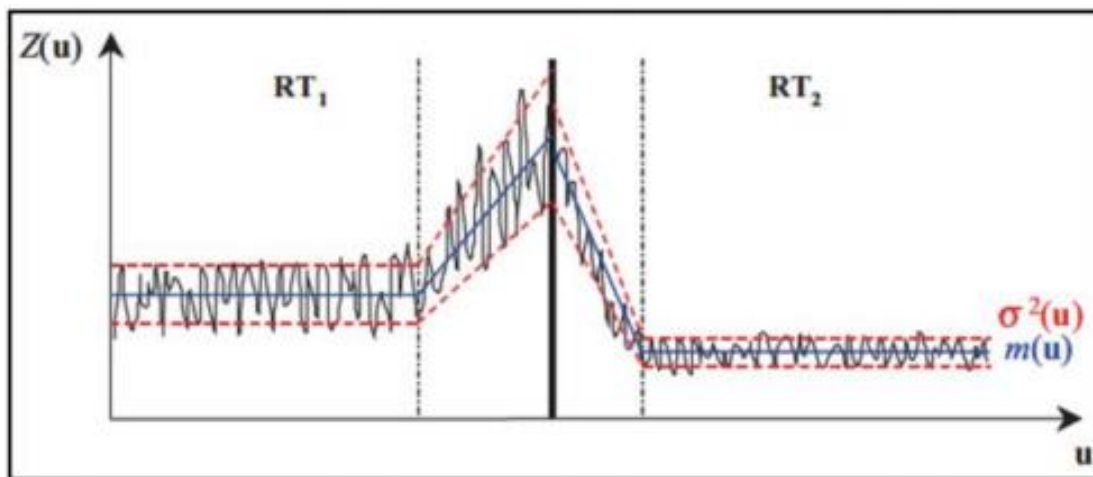


ILUSTRACIÓN 1 ANÁLISIS DE CONTACTO ENTRE 2 UNIDADES DE ESTIMACIÓN. (EXTRAÍDA DE ROSSI & DEUTSCH, 2014)

Las variables regionalizadas cuentan con características propias que representan la evolución en el espacio de un fenómeno natural, en particular, su naturaleza, localización, campo, continuidad, anisotropía, soporte, aditividad y direccionalidad.

La naturaleza de una variable regionalizada se asocia a tres diferentes tipos (Chilès y Delfiner, 2012):

- Variables continuas.
- Variables discretas.
- Variables categóricas.

Las variables continuas tienen como resultado un rango continuo de valores, por lo cual se miden en una escala continua cuantitativa; un ejemplo típico es la ley de un metal de interés. Una variable discreta queda asociada a una escala cuantitativa, pero, por lo general, limitada a valores enteros; como ejemplos, citemos a variables de conteo o al Rock Mass Rating (RMR) que consiste en un puntaje entero. Por último, una variable categórica es aquella que divide en clases, esto quiere decir que son aquellas cuya escala es una codificación o clasificación desorganizada.

1.2. Estacionaridad/ Continuidad Espacial.

Para definir de manera correcta el concepto de estacionaridad, es necesario tener claro el concepto de función aleatoria.

La variable regionalizada en un punto x , $z(x)$, se interpreta como una realización de una variable aleatoria $Z(x)$. Cuando el punto x recorre el campo D , se obtiene un conjunto de variables aleatorias que conforman una función aleatoria. Estas variables aleatorias no son independientes entre sí, existen interacciones o correlaciones entre ellas, las cuales reflejan la continuidad espacial de la variable regionalizada. Considerar el concepto de función aleatoria para representar un fenómeno natural es una decisión, ya que esta función no existe en la realidad.

Dado que la variable regionalizada solo es una realización de la función aleatoria y esta realización la conocemos de manera fragmentaria, en algunos sitios de muestreo, es necesario recurrir a ciertas hipótesis como la estacionaridad para poder inferir los parámetros que rigen la distribución de dicha función aleatoria a partir de los datos de muestreo.

La idea de la estacionaridad es reemplazar la repetición sobre las realizaciones de la función aleatoria (inaccesibles, ya que solo disponemos de una realización) que, en un principio, se requiere para la inferencia estadística, por una repetición en el espacio para una misma realización. Entonces, los valores que se encuentran en distintas posiciones en el campo D presentan las mismas características y pueden considerarse como si fueran distintas realizaciones del mismo proceso aleatorio.

Cabe mencionar que la hipótesis de estacionaridad es una decisión. Es una propiedad del modelo de función aleatoria, no de los datos.

Matemáticamente, la estacionaridad consiste en postular que todas las distribuciones de probabilidad son invariantes por traslación, es decir, que las propiedades de un conjunto de datos no dependen de su posición absoluta en el espacio, sino que solo de sus posiciones relativas. Esto significa las siguientes simplificaciones:

La esperanza y la varianza son constantes en el espacio:

$$m = [Z(x)]$$
$$\sigma^2 = [Z(x)]$$

Se define la covarianza, el correlograma y el variograma como:

$$C(h) = \text{cov}[Z(x+h), Z(x)]$$
$$\rho(h) = \text{corr}[Z(x+h), Z(x)]$$
$$\gamma(h) = 1/2\text{var}[Z(x+h) - Z(x)],$$

que solamente dependen de la separación h entre los dos sitios (x y $x+h$) considerados.

Bajo la hipótesis de estacionaridad, se tiene además las siguientes relaciones:

- La varianza es igual a la función de covarianza evaluada para el vector $h = 0$:

$$\sigma^2 = C(0)$$

- El correlograma es igual a la covarianza dividida la varianza:

$$\rho(h) = C(h)/C(0)$$

- El variograma es igual a la varianza menos la covarianza:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h)$$

- Cuando la norma del vector de separación h se vuelve infinita, la covarianza tiende a 0 y el variograma es igual a la varianza:

$$\gamma(\infty) = C(0) = \sigma^2.$$

1.3. Desagrupamiento.

La idea del desagrupamiento nació para que la distribución experimental de los datos de la variable en estudio y sus estadísticas elementales sean más representativas de la población, dado que generalmente existe un sesgo espacial a la hora de tomar los datos. Consiste en asignar a los datos espacialmente agrupados, en partes redundantes, un ponderador más pequeño que a los datos aislados, los cuales representan una porción más extensa del campo.

Existen métodos de desagrupamiento que consideran factores meramente geométricos:

Método de las celdas: Pondera las muestras en función del peso de una celda, tal como muestra la

Ilustración 2. Cada celda pesa $1/n$ donde n es el número de celdas con muestras en el campo D y cada muestra pesa este valor dividido la cantidad de muestras que hay dentro de la celda.

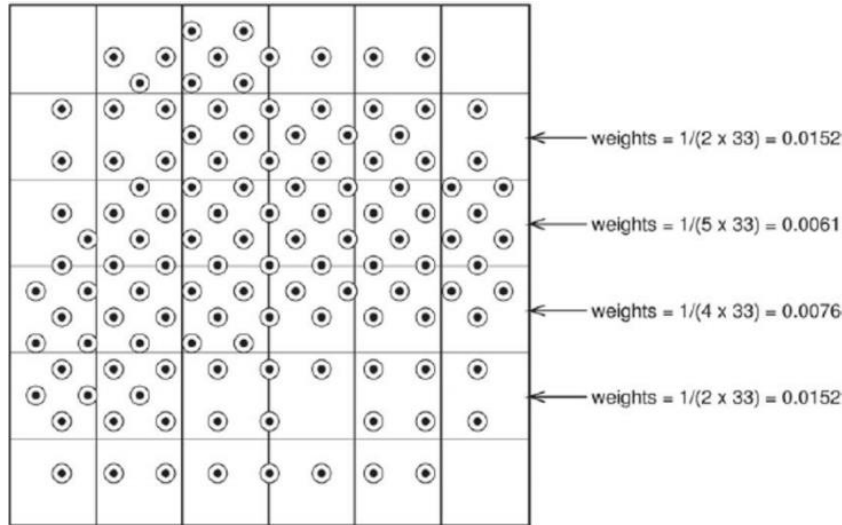


ILUSTRACIÓN 2 DESAGRUPAMIENTO MEDIANTE MÉTODO DE LAS CELDAS.

Método de los polígonos:

Pondera el valor de cada muestra por el volumen de influencia, esto se aprecia en la Ilustración 3.

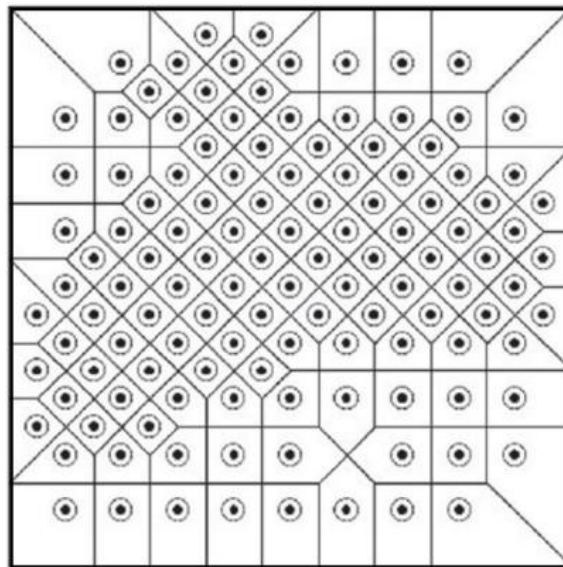


ILUSTRACIÓN 3 DESAGRUPAMIENTO MEDIANTE MÉTODO DE LOS POLIGONOS.

1.4. Variograma Experimental.

Los valores de una variable regionalizada distribuida en el espacio no son independientes, ya que el valor observado en un sitio se parece a los sitios más cercanos. Una de las herramientas que permiten estudiar esta relación se llama variograma experimental.

El variograma experimental mide la desviación cuadrática promedio entre dos datos en función de su separación:

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

donde $\{x_\alpha, \alpha = 1, \dots, n\}$ son los sitios de muestreo, $N(h) = \{(\alpha, \beta): x_\alpha - x_\beta = h\}$ y $|N(h)|$ es el cardinal de $N(h)$.

El variograma experimental muestra características importantes de la variable regionalizada:

- El comportamiento cerca del origen indica qué tan semejantes son dos datos muy cercanos, refleja la regularidad en el espacio.
- El crecimiento indica qué tan rápido la variable regionalizada pierde correlación espacial en la dirección elegida, se denomina efecto pepita cuando el variograma tiene un valor distinto a 0 en el origen (en la escala de los datos observados, ya que infinitesimalmente siempre es cero).
- La distancia cuando se estabiliza el variograma, representa la distancia donde a partir de la cual los datos ya no tienen correlación entre ellos, esta distancia se denomina alcance. En consecuencia, el variograma más allá del alcance es constante, este valor se denomina meseta.
- El comportamiento del variograma puede ser distinto según la dirección de cálculo, evidenciando una anisotropía.

Mapa variográfico

La elección de direcciones para el cálculo de variogramas experimentales tiene como objetivo representar de la mejor manera la distribución espacial de los datos capturando posibles anisotropías. El mapa variográfico es una herramienta visual que permite distinguir en planos 2-D las direcciones principales de anisotropía. En la Ilustración 4 se muestra un ejemplo de mapa variográfico.

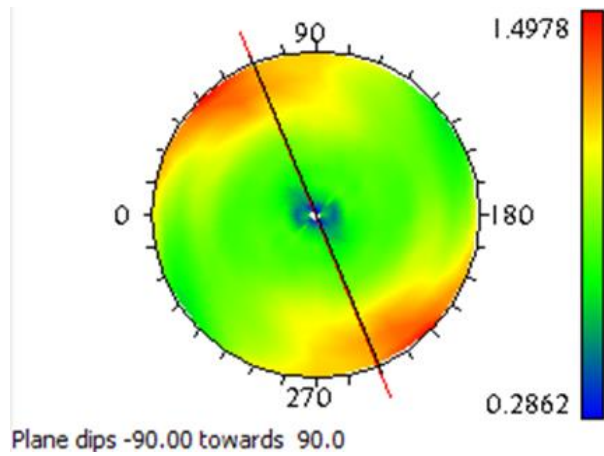


ILUSTRACIÓN 4 MAPA VARIOGRÁFICO.

Parámetros de cálculo de variograma:

Los parámetros para calcular un variograma experimental serán la dirección de interés, azimut e inclinación, distancia, paso, número de paso, tolerancia y ancho de banda.

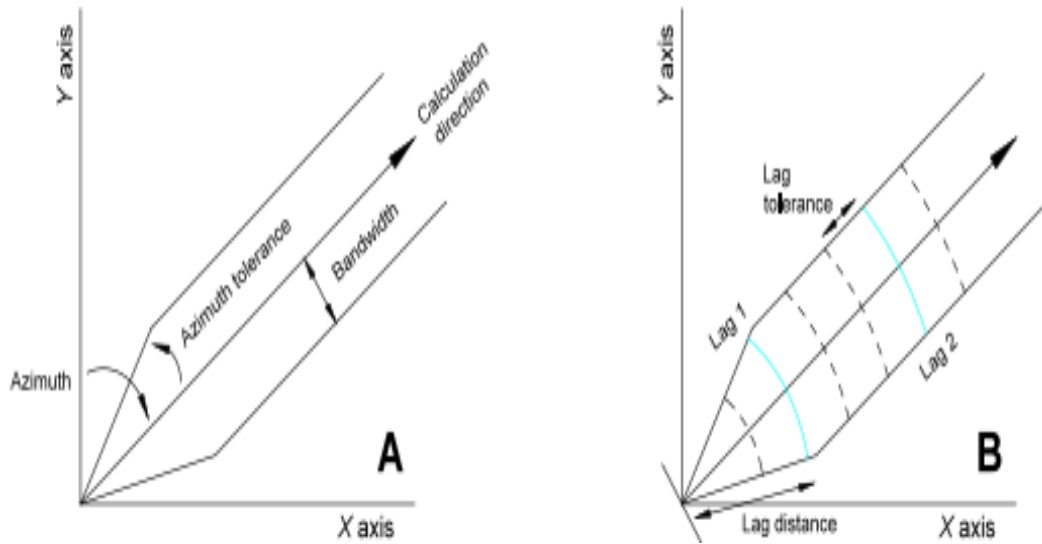


ILUSTRACIÓN 5 PARÁMETROS DE UN VARIOGRAMA

El azimut es la medida angular horizontal respecto al norte. Ésta será la dirección en la que se construye o calcula el variograma experimental. El lag es o son los pasos para los cuales se calculan los puntos del variograma experimental. La tolerancia angular y el ancho de banda son el ángulo y la separación máxima respecto a la dirección de interés, dentro de los cuales se consideran los pares de datos válidos para el cálculo del variograma, respectivamente. La tolerancia en el paso se refiere a la tolerancia en torno a la distancia de interés, de manera que los datos puedan encontrarse a una distancia un poco mayor o menor al paso.

El número $N(h)$ de pares de datos para la realización de un variograma experimental puede variar con h , siendo 30 el número mínimo usualmente recomendado en la

industria geológica-minera (Journal & Huijbregts, 1978), considerando que la configuración de las muestras puede variar de muestreo regular a aleatorio.

En la práctica, se determina una dirección y una distancia (h), se calcula el variograma experimental y se procede a graficar para las diferentes distancias y direcciones consideradas. Al obtener el variograma experimental podemos apreciar características de la variable regionalizada, como su alcance, regularidad, anisotropía, meseta.

1.5. Modelo Variográfico.

El variograma experimental requiere ser modelado, puesto que (1) es incompleto (se calculó solamente para algunas distancias y direcciones del espacio), (2) no cumple con las condiciones matemáticas de una función de variograma y (3) los valores obtenidos son sensibles a los parámetros del cálculo.

Propiedades Matemáticas

Para que una función sea un variograma, asociado a una función aleatoria estacionaria, debe cumplir ciertas propiedades:

Paridad: $\gamma(h) = \gamma(-h)$

Nulidad en el origen: $\gamma(0) = 0$

Positividad: $\gamma(h) \geq 0$

Comportamiento al infinito: $\lim_{|h| \rightarrow +\infty} \frac{\gamma(h)}{|h^2|} = 0$

Función de tipo negativo condicional:

$$\forall k \in \mathbb{N}^*, \forall \lambda_1, \dots, \lambda_k \in \mathbb{R}: \sum_{i=1}^k \lambda_i = 0, \forall x_1, \dots, x_k \in D, \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \leq 0.$$

Esta última propiedad es una condición necesaria y suficiente para que γ sea el variograma de una función aleatoria. El adjetivo condicional se refiere al hecho que la desigualdad es válida solo para una clase restringida de ponderadores ($\lambda_1, \dots, \lambda_k$), la suma total de estos ponderadores es igual a 0.

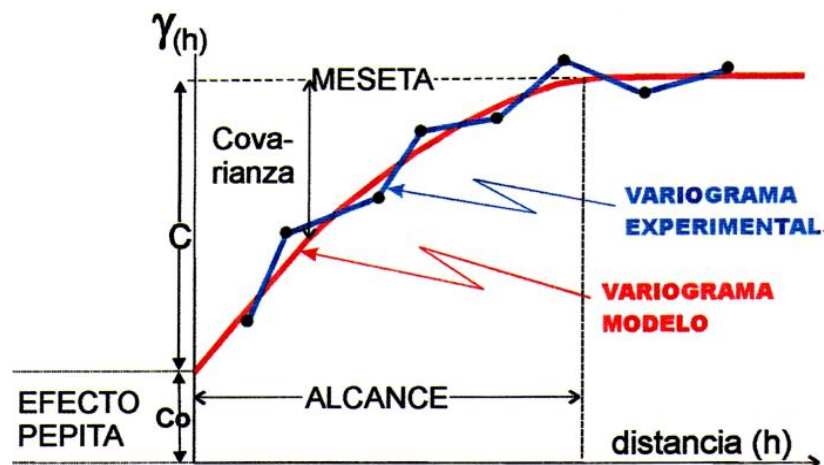


ILUSTRACIÓN 6 CARACTERÍSTICAS DE UN VARIOGRAMA

El alcance, en una dirección dada, se define como la distancia a partir de la cual se estabiliza el variograma. Muestra la distancia de separación a partir de la cual los datos ya no se correlacionan. La meseta corresponde al valor del variograma para distancias mayores que el alcance. Indica la varianza de la función aleatoria. La regularidad será aquella que describe el comportamiento del variograma cerca del origen. Las fluctuaciones aleatorias de la variable o los errores del muestreo es lo que conocemos como efecto pepita, que corresponde a la componente discontinua del variograma en el origen (distancia $h = 0$).

Cualquier variograma se puede calcular en diferentes direcciones y así poder entender alguna preferencia o anisotropía en la continuidad espacial de los datos.

El variograma teórico es un ajuste del variograma experimental por una función matemática que está definida para todas las distancias y direcciones del espacio.

La clasificación general del comportamiento de un variograma en el origen (es decir, para distancias pequeñas) comprende tres variantes (Chilès & Delfiner, 2012):

- Parabólico: corresponde a una variable regionalizada muy regular en el espacio.
- Lineal: corresponde a una variable regionalizada continua, pero no tan regular.
- Discontinuo (efecto pepita): corresponde a una variable regionalizada más errática.

Entonces el modelamiento de variograma consiste en elegir un modelo teórico del variograma en torno al variograma experimental y así describir la continuidad espacial de la función aleatoria asociada a la variable regionalizada en estudio, por lo cual el modelo matemático elegido debe estar lo más ajustado posible al variograma experimental de los datos.

Los modelos más utilizados están basados en las funciones matemáticas isótropas representadas a continuación (ver Ilustración 7). Se puede utilizar combinaciones (sumas ponderadas) de estos modelos básicos, así como introducir parámetros de anisotropía mediante rotación y escalamiento de las coordenadas.

Modelo	Funciones matemáticas	
Efecto pepita	$\gamma(0) = 0$ $si\ h > 0, \gamma(h) = C_0$	$C_0 =$ efecto pepita
Esférico	$si\ h < a, \gamma(h) = C \left(\frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3} \right) + C_0$ $si\ h \geq a, \gamma(h) = C + C_0$	$C + C_0 =$ meseta $a =$ alcance
Exponencial	$\gamma(h) = C \left(1 - e^{-\frac{2h}{a}} \right) + C_0$	$C + C_0 =$ meseta $a =$ alcance práctico
Cúbico	$si\ h < a, \gamma(h) = C \left[7 \left(\frac{h}{a} \right)^2 - \frac{35}{4} \left(\frac{h}{a} \right)^3 + \frac{7}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^5 - \frac{3}{4} \left(\frac{h}{a} \right)^7 \right] + C_0$ $si\ h \geq a, \gamma(h) = C + C_0$	$C + C_0 =$ meseta $a =$ alcance
Gaussiano	$\gamma(h) = C \left(1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{3}h}{a} \right)^2} \right) + C_0$	$C + C_0 =$ meseta $a =$ alcance práctico
Lineal	$\gamma(h) = \rho h + C_0$	$\rho =$ pendiente
Potencia	$\gamma(h) = \rho h^\alpha + C_0$	$\alpha =$ exponente

ILUSTRACIÓN 7 FUNCIONES MATEMÁTICAS DE AJUSTE EN VARIOGRAMA EXPERIMENTAL.

En el caso multivariable, se generalizan las definiciones anteriores, con la introducción de variogramas *cruzados* entre variables, destinados a modelar la correlación espacial existente entre estas variables, además de los variogramas propios de cada variable (denominados variogramas *directos* o *simples*). El modelamiento también se puede realizar mediante combinaciones de modelos básicos, de forma similar al caso univariable, lo que se conoce como el modelo lineal de correogionalización (Wackernagel, 2003; Chilès & Delfiner, 2012).

1.6. Kriging

El estimador de kriging es un interpolador basado en el modelo de función aleatoria, que se construye a partir de una ponderación de los datos según:

- 1) Sus distancias al sitio a estimar.
- 2) Sus redundancias (caso de datos agrupados)
- 3) Su continuidad espacial (reflejada en el variograma)

Además, el kriging permite cuantificar la precisión mediante una varianza (conocida como “varianza de kriging”) que mide la dispersión del error cometido en la estimación.

Construcción del kriging

- Restricción de linealidad.

El estimador Z^* tiene que ser una combinación lineal ponderada (promedio ponderado) de los datos, que denotaremos de la siguiente forma:

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

donde x_0 es el sitio donde se busca tener la estimación, $\{x_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n\}$ son los sitios con datos, mientras que los ponderadores $\{\lambda_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n\}$ y el coeficiente a son las incógnitas del problema de kriging.

- Restricción de insesgo.

Expresa que el error de estimación tiene esperanza nula, es decir:

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

Esta fórmula indica que, en la práctica, la media de los errores de estimación se acerca a cero, es decir se acerca al insesgo. Hay que tener presente que la ausencia de sesgo no garantiza que los errores sean bajos, sino que su media global sea nula.

- Restricción de optimalidad.

Consiste en buscar los ponderadores que minimizan la varianza del error de estimación

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

Esto implica que la varianza estadística de los errores de estimación cometidos es la más baja posible. Este criterio de precisión equivale a la minimización del error cuadrático promedio.

Plan de Kriging

Se define el plan o vecindad de kriging, como el dominio del espacio que contiene el sitio a estimar y los datos utilizados en la estimación.

- Vecindad única.

Se denomina vecindad única cuando se efectúa el kriging conservando todos los datos. Todos los datos intervendrían en la estimación, los más alejados aportan poca información al punto a estimar (salvo excepciones). Raramente se utiliza este tipo de vecindad ya que se buscan estimaciones locales y utilizar todos los datos cuando los números de datos son considerables, solo aumenta los tiempos de cálculo.

- Vecindad móvil.

Se denomina vecindad móvil cuando la estimación solo utiliza los datos “cercaños” al sitio a estimar. La idea es que esta vecindad con tamaño y forma dada, se desplace por los nodos a estimar del campo utilizando distintos ponderadores de kriging para la data, es por ello el adjetivo móvil.

- Tamaño de la vecindad.

Los factores que inciden en la elección del tamaño de la vecindad son:

- Precisión de las estimaciones: aumenta cuando la vecindad es más grande.
- Tiempos de cálculo, poca confiabilidad del modelo de variograma para distancias grandes, cambios a gran escala de la continuidad espacial de la variable regionalizada. Debido a estos factores, se tiende a elegir una vecindad de tamaño limitado.

Algunos criterios de decisión son las técnicas de validación cruzada o el jack-knife, las cuales permiten comparar distintos planes de kriging y elegir aquel que tenga los mejores resultados. El factor primordial a considerar para el tamaño de la vecindad es la cantidad de datos disponibles más que el alcance del variograma.

- Forma de la vecindad.

Generalmente se refleja la forma de la vecindad como una elipse (en 2D) o elipsoide (en 3D). Por ende, hay que buscar la elipse que se acerca lo mejor posible a la curva de isovalores del mapa variográfico. Para casos de poca data, la forma de la vecindad debe tener en cuenta las posibles direcciones en donde se encuentre la mayor cantidad de data disponible para la estimación.

- División de sectores angulares.

En la estimación, uno considera una cantidad mínima y máxima de datos a considerar por nodo a estimar. La vecindad de kriging, cuando tiene mayor cantidad de data que el máximo considerado, utiliza la data que se encuentre más cercana. Dado que la data puede encontrarse en clusters a nivel de vecindad, es aconsejable dividir la vecindad en cuadrantes u octantes y así tomar un número máximo de muestras por cuadrante u octante para realizar la estimación. Así, se puede evitar que la estimación se encuentre deteriorada debido a estos agrupamientos de data.

Kriging Ordinario (K.O)

- Hipótesis.

La variable regionalizada z es la realización de una función aleatoria Z estacionaria tal que:

$$\begin{cases} \forall x \in V, & E[Z(x)] = m \text{ desconocida} \\ \forall x, x+h \in V, & cov[Z(x+h), Z(x)] = C(h) \end{cases}$$

donde V representa la vecindad de kriging.

- Determinación de estimador.

Linealidad: se asegura esta restricción al tomar como estimador en x_0

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

Insesgo: el valor esperado del error de estimación es

$$E[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \underbrace{E[Z(x_{\alpha})]}_{=m} - \underbrace{E[Z(x_0)]}_{=m} = a + \left(\sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} - 1 \right) m$$

Como se desconoce el valor de la media m , este valor esperado es nulo si:

$$a = 0 \text{ y } \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} = 1$$

La igualdad sobre la suma de los ponderadores asegura que, en caso de que todos los datos son iguales a una misma constante, el valor estimado restituirá esta constante.

Optimalidad: la varianza del error de estimación es:

$$\sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(x_{\alpha} - x_{\beta}) + C(0) - 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha} - x_0)$$

Se necesita minimizar esta expresión bajo la condición de insesgo, que impone que la suma de incógnitas es igual a 1. Esto se logra introduciendo una incógnita adicional llamada multiplicador de Lagrange, que denotamos como μ . Se escribe:

$$\begin{aligned} & \text{Var}[Z^*(x_0) - Z(x_0)] \\ = & \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(x_{\alpha} - x_{\beta}) + C(0) - 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha} - x_0) + 2\mu \underbrace{\left(\sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} - 1 \right)}_{=0} \end{aligned}$$

Se minimiza la función de $n + 1$ variables $\lambda_1, \dots, \lambda_n, \mu$. Calculando las $n + 1$ derivadas parciales de esta función y luego anulándolas, se obtiene el sistema:

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \lambda_\alpha} = 0: \sum_{\beta=1}^n \lambda_\beta C(x_\alpha - x_\beta) + \mu = C(x_\alpha - x_0) \forall \alpha = 1 \dots n \\ \frac{\partial}{\partial \mu} = 0: \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha = 1 \text{ (condición de insesgo)} \end{cases}$$

Este sistema se puede escribir en notación matricial:

$$\begin{pmatrix} C(x_1 - x_1) & \dots & C(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ C(x_n - x_1) & \dots & C(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ C(x_n - x_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

Siendo el variograma una herramienta equivalente a la covarianza, a partir de la relación $\gamma(h) = C(0) - C(h)$ dada por la estacionaridad, se puede elegir utilizarlo en lugar de la función de covarianza. Las ecuaciones pasan a ser:

$$\begin{cases} \sum_{\beta=1}^n \lambda_\beta \gamma(x_\alpha - x_\beta) - \mu = \gamma(x_\alpha - x_0) \forall \alpha = 1 \dots n \\ \sum_{\beta=1}^n \lambda_\beta = 1 \end{cases}$$

Esto es:

$$\begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \dots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \dots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

- Varianza de Kriging

La varianza del kriging ordinario (varianza del error cometido en el sitio x_0) se expresa de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \sigma_{KO}^2 &= \sigma^2 - \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha C(x_\alpha - x_0) - \mu \\ &= \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha \gamma(x_\alpha - x_0) - \mu \end{aligned}$$

donde $\sigma^2 = C(0)$ es la varianza de la función aleatoria Z (la meseta del variograma). La segunda igualdad muestra que la varianza del kriging no depende de este valor, por lo cual el kriging ordinario (el simple también) sigue aplicable incluso cuando el variograma no presenta meseta.

Observaciones y propiedades del Kriging.

Los ponderadores y la varianza de kriging toman en cuenta:

- Las distancias entre el sitio a estimar y los sitios con datos.
- La configuración geométrica de los sitios con datos y la posible redundancia de la información que contienen.
- La continuidad espacial de la variable, descrita por la función de covarianza o el variograma.

En cambio, no consideran los valores de los datos. Es por ello, que conociendo el modelo variográfico, se puede anticipar la precisión (los ponderadores) de la estimación a partir de una configuración dada de los sitios con datos. Esto es una limitación, ya que no es lo mismo la variabilidad de datos más bajos, que la variabilidad de datos más altos para una misma configuración en el espacio.

En general, el ponderador asignado a un sitio con dato es mayor cuando este sitio es más cercano al sitio a estimar. Pero varias situaciones pueden perturbar esta constatación “intuitiva”:

- Presencia de una anisotropía, representada por el variograma. Puede ocurrir que un valor más cercano al sitio a estimar tenga menos ponderación que uno más alejado por esta propiedad.
- Redundancia entre datos: kriging corrige los efectos debido a las irregularidades del muestreo, desagrupa.
- La existencia de un fuerte efecto pepita en el modelo variográfico tiende a dar un mismo ponderador a todos los sitios con datos.
- Efecto pantalla: ocurre cuando un sitio con dato cubre en cuanto a ponderación a otro cercano con respecto al sitio a estimar.
- Efecto pantalla inverso: puede ocurrir que sitios alejados tengan ponderadores mayores que sitios cercanos. Esto se explica porque los sitios alejados participan en la estimación de la media (desconocida) de la variable, la que interviene indirectamente en la estimación del valor desconocido.
- Efecto de relevo: la presencia de un sitio con dato cercano al sitio a estimar permite a un sitio con dato ubicado a una distancia superior al alcance del

variograma, tener un ponderador no despreciable en la estimación, mientras que en ausencia del sitio cercano, su ponderador habría sido nulo o muy bajo.

Los ponderadores de kriging pueden ser negativos, lo que a veces desemboca en estimaciones negativas. Esto depende del modelo variográfico y de la distribución de la variable a estudiar.

En sitios con datos distintos, el kriging entrega una solución única, salvo si existen datos duplicados, en cuyo caso la matriz del primer miembro del sistema de kriging posee dos filas idénticas y no es invertible.

Propiedades del kriging.

- Interpolación exacta: El kriging es un interpolador exacto, es decir, la estimación en un sitio con dato vuelve a dar el valor de este dato, mientras que la varianza de kriging en ese sitio es nula.
- Propiedad de suavizamiento (alisamiento): El mapa de los valores estimados por kriging es más suave que el mapa de los valores reales, es decir, presenta menos fluctuaciones. Esto implica que el kriging tiende a sobreestimar los valores bajos y subestimar los valores altos. Por ende, es problemático cuando se busca determinar una variable en relación a umbral o representar la distribución de la variable regionalizada. Para esto, es preferible utilizar simulaciones.

1.7. Simulación Geoestadística.

La simulación es una técnica utilizada para generar “escenarios”, esta comprende en la construcción de una variable regionalizada que se asemeje a aquella que se estudia.

Estas técnicas se apoyan en la interpretación de la variable regionalizada como una realización de una función aleatoria y el modelamiento de su distribución espacial (Chilès & Delfiner, 2012). Consisten en construir otras realizaciones de esta misma función aleatoria, las cuales presentarán las mismas características, en particular, las mismas distribuciones y la misma continuidad espacial. Además, es posible condicionar las simulaciones a un conjunto de datos de muestreo, para que todos los escenarios reproduzcan los valores medidos en estos datos. Se habla en este caso de *simulación condicional*. En la práctica, es deseable contar con métodos condicionales, pues estos además de reproducir la variabilidad de la variable en estudio, también toman en cuenta los valores conocidos del sitio de muestreo, condicionando las realizaciones a dichos valores

Existen varios modelos de simulación. Unos pocos son más ampliamente conocidos y utilizados dependiendo de la naturaleza de la función aleatoria: continua, discreta o categórica. En particular, en este estudio, se utilizará como modelo de función aleatoria el modelo multi-Gaussiano, adaptado a la simulación de variables continuas.

Transformación Gaussiana.

Debido a que las variables originales raramente son Gaussianas, una transformación es requerida para hacer de la muestra una distribución normal estándar. Lo anterior no asegura que los momentos de mayor orden sean también Gaussianos, así que se deben verificar si los supuestos se condicen con los datos transformados. Nótese que referirse a una distribución multivariable se refiere al contexto espacial de una sola variable, y no necesariamente al caso de múltiples variables.

Por lo tanto, el primer requerimiento es tener una variable que tenga un histograma Gaussiano. Esto se logra con una transformación que puede ser aplicada en forma gráfica o a través de un ajuste polinomial:

$$y(\mathbf{u}_\alpha) = G^{-1}(F_z(z(\mathbf{u}_\alpha))) = \phi\{\mathbf{u}_\alpha\} \quad \forall \alpha = 1, \dots, N$$

Validación de la hipótesis multi-Gaussiana.

Para verificar la binormalidad, se pueden generar nubes de correlación diferida de la variable transformada. Esto quiere decir que se deben encontrar pares y de los valores de la muestra separados aproximadamente por h . Este procedimiento se debe repetir para distintos vectores de separación h . Cada uno de los gráficos debe mostrar líneas de contorno elípticas de igual densidad de probabilidad, características de una distribución Gaussiana bivariable. Otro test consiste en graficar la raíz cuadrada del variograma experimental de los valores normales sobre el madograma (o variograma de orden 1) de los valores normales, esto es, la mitad del valor absoluto de las diferencias de los valores normales separados por una distancia h . Esta razón debería ser constante e igual a $\sqrt{\pi}$ (Chilès & Delfiner, 2012):

$$\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} (y(\mathbf{u}) - y(\mathbf{u}+\mathbf{h}))^2}}{\sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} |y(\mathbf{u}) - y(\mathbf{u}+\mathbf{h})|} = \sqrt{\pi}$$

También se puede utilizar el variograma de orden ω , el cual se define como la mitad del valor esperado de los incrementos de la variable para este vector h elevado a la potencia ω (Emery, 2005):

$$\gamma_w(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} E\{(Z(\mathbf{u}+\mathbf{h}) - Z(\mathbf{u}))^w\} \quad 0 \leq w \leq 2$$

Para $\omega = 0.5, 1$ y 2 se tiene el rodograma, madograma y variograma respectivamente. En el caso multi-Gaussiano se tiene la siguiente relación entre el variograma de orden ω y el variograma:

$$\gamma_w(\mathbf{h}) = \frac{2^{w-1}}{\sqrt{\pi}} \Gamma\left(\frac{w+1}{2}\right) \gamma(\mathbf{h})^{w/2}$$

En escala log-log, esta ecuación representa una recta de pendiente $\omega/2$.

Simulación y transformación de vuelta.

La simulación se puede realizar mediante varios algoritmos (secuencial, espectral, de descomposición matricial, etc.), que permiten construir realizaciones de la función aleatoria Gaussiana. Las realizaciones se condicionan a los datos transformados mediante una etapa de post-proceso por kriging. Un último paso es requerido para concluir la simulación: la transformación de vuelta, es decir, aplicar la transformación inversa a los valores obtenidos de las realizaciones, de modo de obtener los valores simulados de la variable original.

El algoritmo secuencial, que se usará en este trabajo, es sencillo y fácil de ejecutar. Se nombran a continuación los principales pasos a seguir:

- Definir un camino aleatorio para visitar cada nodo de la grilla una vez.
- Visitar cada uno de los nodos, siguiendo el camino aleatorio, y realizando kriging de los valores Gaussianos, obteniendo una media (estimación) y una varianza (varianza de kriging).
- Generar valor Gaussiano por simulación de Monte-Carlo con dicha media y dicha varianza.
- Agregar a la base de datos que se usará para las estimaciones subsiguientes.
- Repetir hasta que todos los nodos hayan sido visitados.

Se debe tener en cuenta que cualquiera que sea el enfoque elegido para la simulación, el modelo final debe ser chequeado en el sentido que reproduzca los datos originales y sus estadísticas, específicamente su histograma y variograma.

III. METODOLOGÍA

1. Plan de trabajo

Se presenta el procedimiento a realizar para llevar a cabo la tesis propuesta de acuerdo con los objetivos planteados.

- Revisión bibliográfica de los distintos errores que se pudiesen cometer en una estimación de recursos mediante kriging.
- Se define un caso base en un yacimiento de oro, el cual utiliza las mejores prácticas en la estimación del modelo y 9 casos con los distintos tipos de errores más frecuentes cometidos en una estimación de recursos.
- Se realiza la simulación de las mismas UGE y variables definidas en el caso base.

A continuación para cada caso en estudio se entrega

- Análisis preparatorio y exploratorio de datos.
- Análisis de correlación espacial de componentes de variable.
- Definición de los mejores parámetros de kriging.
- Estimación de la ley de oro en cada UGE definida.
- Validación del modelo obtenido.

Luego se realiza una comparación entre el caso base y los distintos casos estimados, estas comparaciones consisten en:

- Estadísticas básicas.
- Curvas Tonelaje – ley, globales y por UGE definidas.
- Diferencia porcentual entre finos para 4 leyes de cortes de oro: 0. 0.5, 0.7 y 1.0 g/t.
- Gráficos de dispersión.
- Diferencias porcentuales entre bloques estimados que tuvieron un destino equivocado, es decir, los que fueron a botadero siendo que debieron ir a la planta, y los que fueron a planta y tuvieron que ir a botadero, para las leyes de corte de oro de 0.5, 0.7 y 1.0 g/t.

Finalmente se realizará una comparación estadísticas con los modelos simulados, asumiendo que es un caso de la realidad.

2. Caso de estudio

El caso de estudio corresponde a generar distintos modelos de bloques mediante la estimación por kriging ordinario y siguiendo los pasos clásicos en una estimación.

Los cambios se deben a los errores más comunes realizados en la estimación de recursos. Estos son:

- Problema de sesgo en los resultados de laboratorio. Para ello se estudiaron dos casos con errores no condicionales de un 20% y 5% en las leyes originales de oro.
- Mala definición de UGE: se analizaron dos casos: uno considerando dos UGE en vez de tres (originales) y el otro solo una UGE.
- Mala determinación de direcciones de anisotropía: se consideraron dos casos, el primero considerando un modelo isótropo y el segundo considerando una dirección distinta a la adecuada.
- Muestreo preferencial: para ello se eliminaron el 20% de los sondajes con menores leyes.
- No usar capping (truncamiento) para las leyes altas.
- Mala definición de parámetros de kriging: se usaron parámetros que generan mayor sesgo en la estimación.

Con los distintos modelos estimados se realizó una validación de estos a partir de los compósitos utilizados. Para realizar esta validación se consideran estadísticas globales, comparación de tendencias en las direcciones este, norte y cota, finalmente se hacen comparaciones visuales en secciones y plantas.

Con los modelos validados se realizan la comparación de estos con el caso base. Para ello se realizan estadísticas globales y por UGE, para determinar si existe sesgo global, para luego realizar comparaciones mediante nubes de correlación y ver si existe sesgo local.

Finalmente, aunque se usa para todos los efectos la estimación por kriging ordinario, este modelo no es la realidad. Por ello, se utilizará también una simulación (que se asume como realidad) pero solo se realizarán una comparación de estadísticas con los distintos modelos para ver si existe un sesgo global.

IV. CASO DE ESTUDIO

1. Estudio de caso base con kriging

El análisis exploratorio de datos (E.D.A.: Exploratory data analysis) es una herramienta para analizar variables por medio de estadísticas y gráficos, técnicas definidas por John W. Tukey.

1.1. Presentación de los datos.

El estudio es realizado en un yacimiento ubicado en el departamento de Santa Cruz, Bolivia. Este cuenta como variable principal el oro (Au) como variable secundaria el cobre total (Cu). La mineralización UMZ está alojada en un paquete de esquistos de silicato de calcio, que están compuestos en gran parte de tremolita, diópsido, calcita, dolomita y talco. El depósito puede ser un carbonato metamorfoseado o del tipo skarn.

La información existente son 125 sondajes de diamantina con un largo promedio de 79 metros, los cuales fueron mapeados por el equipo de geología de la empresa, el cual definió que la principal característica que controlaba la mineralización de oro son las zonas mineralizadas. Se puede distinguir cuatro zonas: poroso, óxido, mixto y sulfuro.

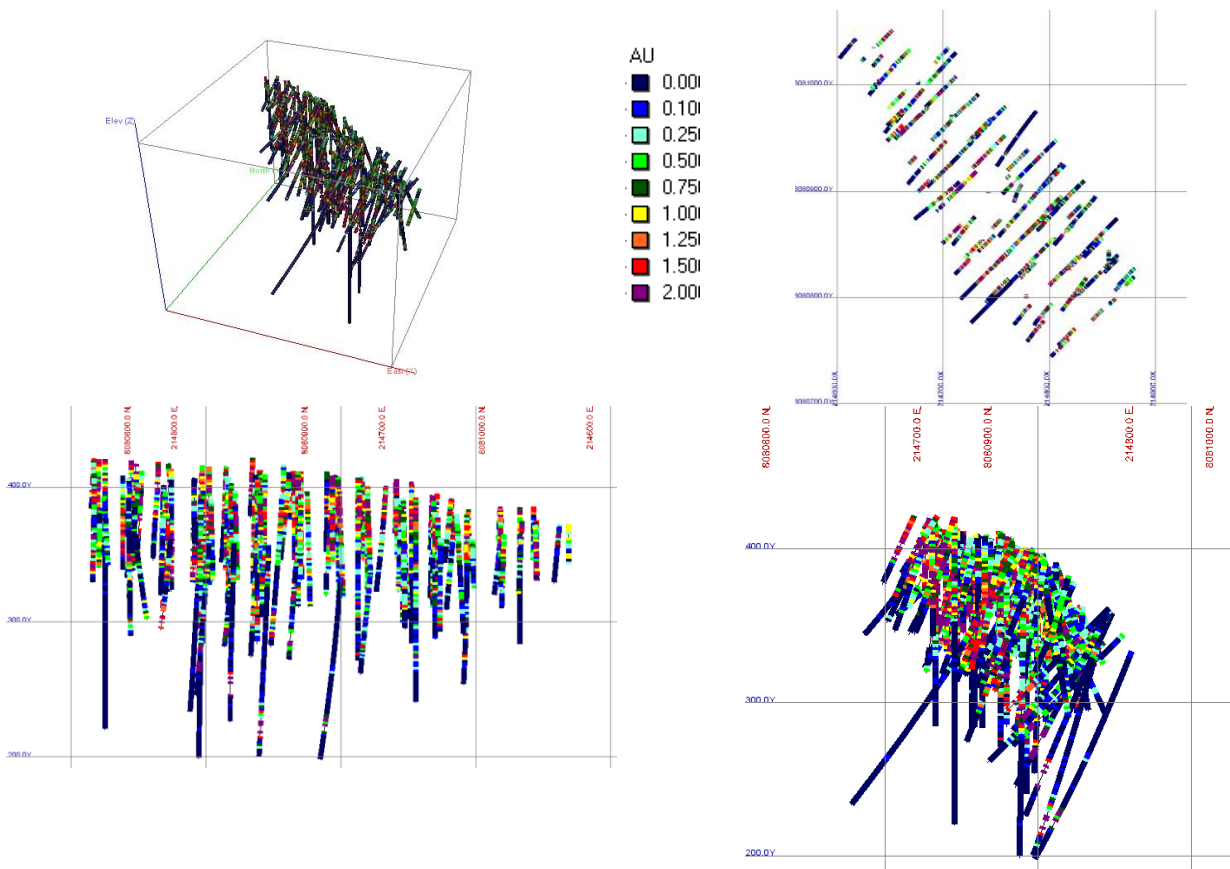


ILUSTRACIÓN 8 PRESENTACIÓN DATOS DE ORO

Una gran parte de la UMZ se oxida a profundidades de hasta 50 metros y aquí es donde se encuentra el poroso y el óxido. Los tipos de mineral hallados son malaquita, azurita, crisocola y limonita. La zona oxidada está subyacente por el tipo de mineral de transición, que se compone de minerales de óxido mencionados anteriormente, así como los minerales de sulfuro más calcosina. El tipo de mineral de sulfuro subyace a esta zona y se compone principalmente de calcopirita, pirita, bornita, galena y esfalerita con oro nativo.

La dirección principal del cuerpo es N320 con un largo de 400 metros aproximadamente, con un ancho cercano a 150 metros y una potencia entre 20 a 150 metros.

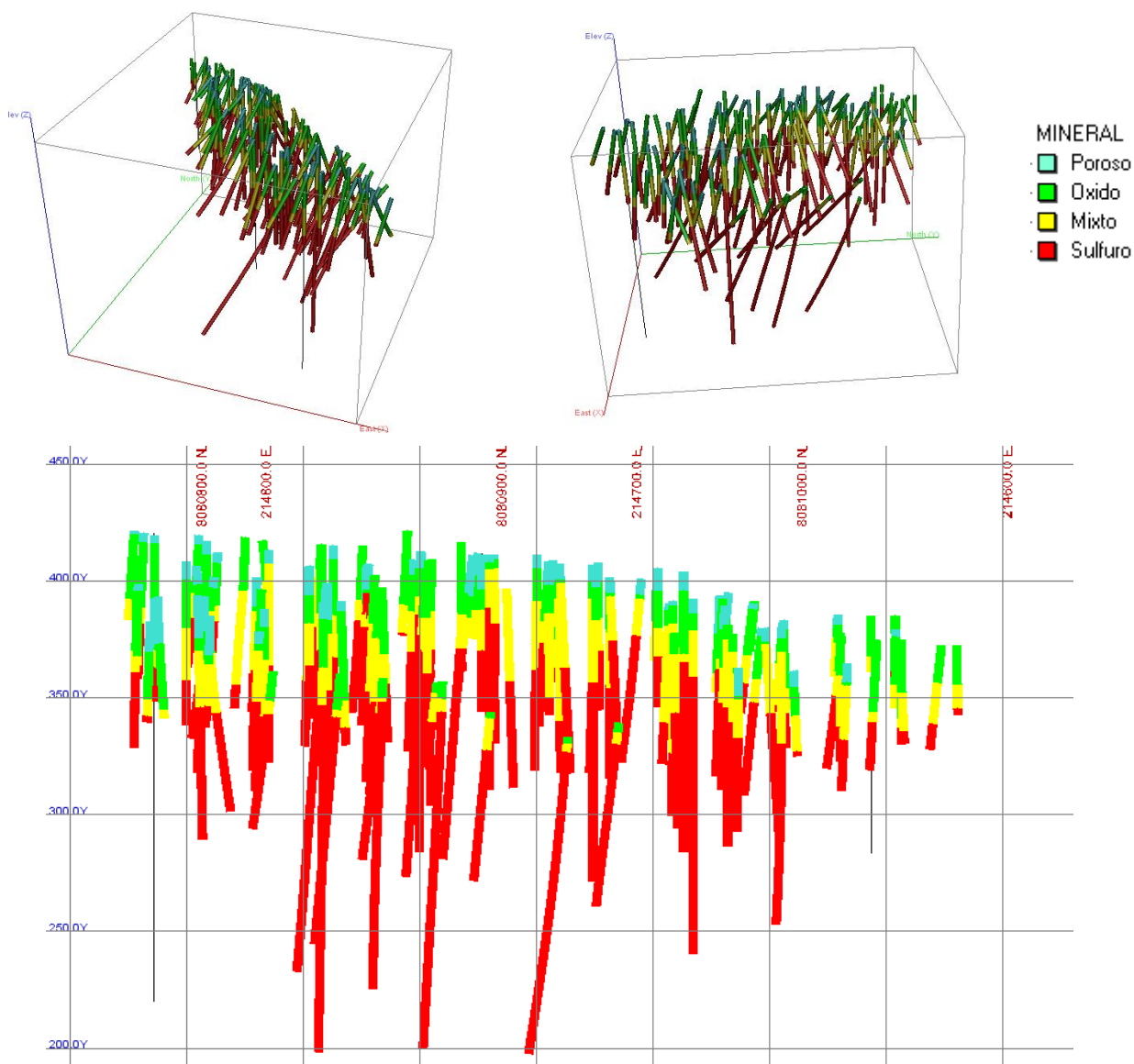


ILUSTRACIÓN 9 ZONAS MINERALIZADAS

1.2. Composición de los datos.

Se analiza la base de datos de leyes para determinar el tamaño adecuado de composición, en ella se determina que las principales estadísticas son:

Estadística	<i>Largo</i>
Mínimo	0.15
Máximo	36.9
Media	1.471
Error típico	0.009
Mediana	1.5
Moda	1.5

TABLA 1 ESTADÍSTICAS LARGO MUESTRAS (EN METROS).

Además se realiza el histograma e histograma acumulado del largo de las muestras, esto se observa en la siguiente figura.

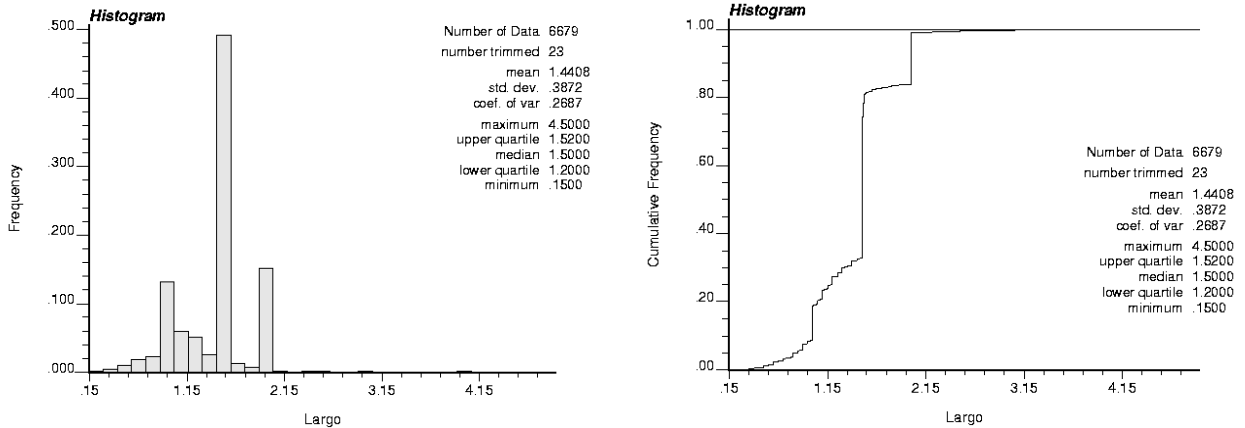


ILUSTRACIÓN 10 HISTOGRAMAS DE LARGO MUESTRAS, MEDIDO EN METROS

Con las estadísticas y gráficos se determina que el tamaño adecuado de composición está entre 1.5m a 2m, ya que el 99% de los datos está bajo 2m y la moda de los datos es 1.5m (con un 45% de los datos). Debido a que existe un 15% de los datos en 2m se determina utilizar este tamaño como composición. Si se usara un tamaño menor se estarían generando artificialmente una gran cantidad de datos.

A continuación se presentan los histogramas de las muestras sin composición y compostadas a 2m. Podemos apreciar que, al compostar, disminuye la cantidad de datos desde 6699 a 4883, la ley media disminuye desde 1.27 gr/t a 1.25 gr/t, su varianza y ley máxima disminuyen de 2.98 a 2.48 y de 69.35 gr/t a 61.4 gr/t.

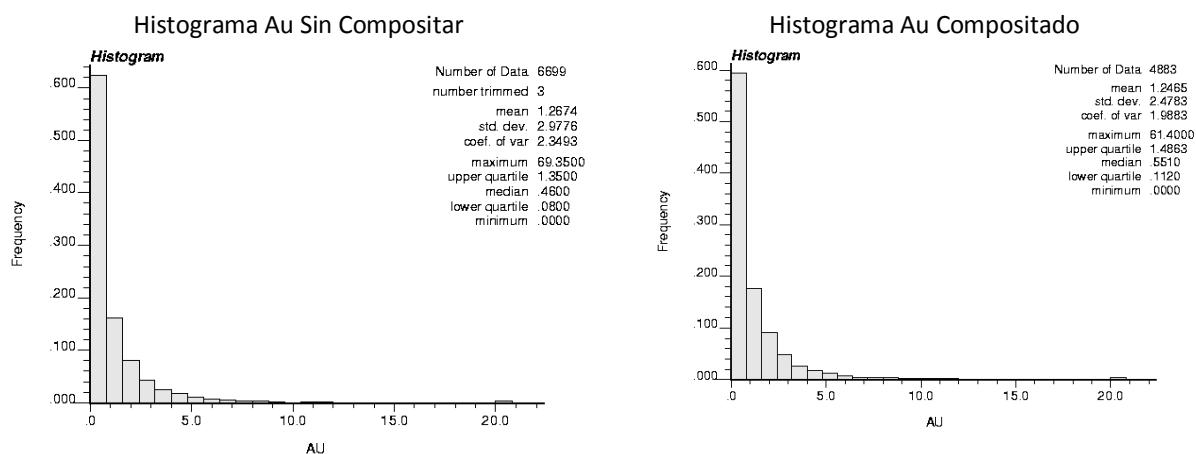


ILUSTRACIÓN 11 COMPARACIÓN DE HISTOGRAMAS DE LAS MUESTRAS SIN COMPOSITAR Y COMPOSITADAS

En la Tabla 2 se presentan las estadísticas de las muestras originales y compositadas a 2m.

Estadística	Muestras Originales		Muestras Compositadas	
	Au	Cu	Au	Cu
Nº Datos	6699	6699	4883	4883
Promedio	1.267	1.039	1.247	1.063
Desv. Std	2.978	1.381	2.478	1.254
Coef. Var	2.349	1.328	1.988	1.180
Maximo	69.350	22.400	61.400	17.493
3er Cuartil	1.350	1.460	1.486	1.517
Mediana	0.460	0.630	0.551	0.740
1er Cuartil	0.080	0.088	0.112	0.123
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.000

TABLA 2 COMPARACIÓN DE ESTADÍSTICAS BÁSICAS ENTRE MUESTRAS ORIGINALES Y COMPOSITADAS. LA LEY DE ORO SE MIDE EN G/T, MIENTRAS QUE LA LEY DE COBRE SE MIDE EN %

1.3. Desagrupamiento de los datos.

Se procede a desagrupar, mediante el método de las celdas, utilizando dimensiones de 60 x 60 x 30 metros, por lo que se usó una anisotropía de 1 en la celda Y, y de 0.5 en Z. Para la elección del tamaño se considera la media desagrupada por tamaño de celda, como se observa en la

Ilustración 12; el menor valor de la media para Au se encuentra para celdas de tamaño cercano a los 59 metros, indicando que existe un muestreo preferencial sobre las leyes altas. Además, como es de esperar, el muestreo se concentra en la parte central del yacimiento, implicando que hacia los extremos y parte inferior hay un menor muestreo.

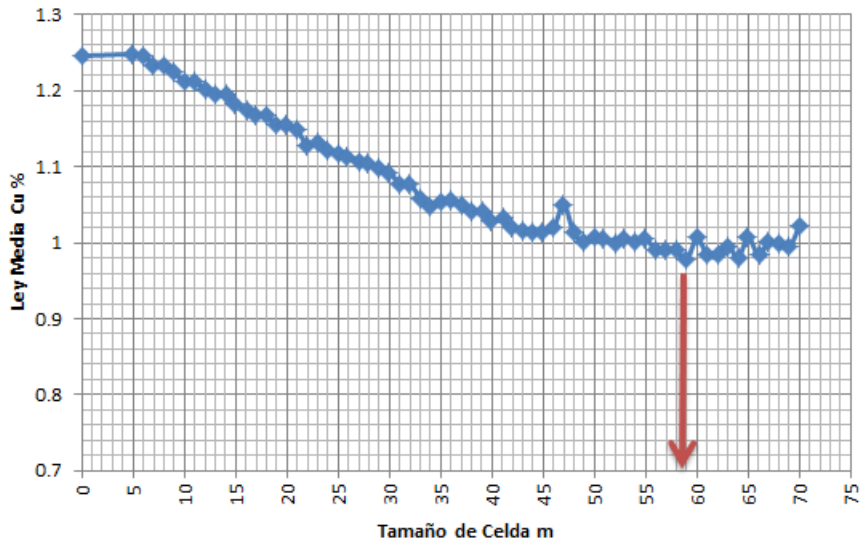


ILUSTRACIÓN 12 DEFINICIÓN DE TAMAÑO DE CELDA PARA DESAGRUPAR

En la Ilustración 13 se muestra un perfil NE con los pesos determinados con el desagrupamiento realizado, asociados a cada muestra. Se aprecia que los mayores pesos están en profundidad (no todos los sondajes son del mismo largo) y a orillas del yacimiento.

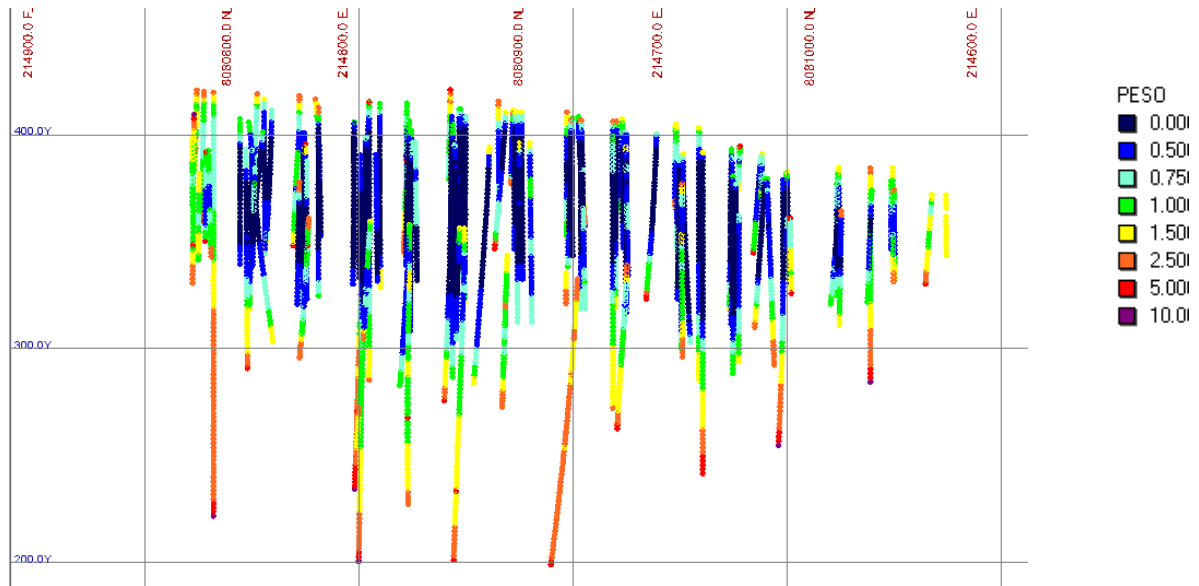


ILUSTRACIÓN 13 PESOS DE LAS MUESTRAS POR DESAGRUPAMIENTO

Después de desagrupar se realiza la comparación de las estadísticas básicas entre las leyes composadas sin desagrupar y desagrupadas, esto se muestra en la Tabla 1.

Estadística	Muestras Compositadas	Muestras Desagrupadas
	Au	Au
Nº Datos	4883	4883
Promedio	1.247	1.006
Desv. Std	2.478	2.539
Coef. Var	1.988	2.525
Maximo	61.400	61.400
3er Cuartil	1.486	1.033
Mediana	0.551	0.242
1er Cuartil	0.112	0.050
Minimo	0.000	0.000

TABLA 3 COMPARACIÓN DE ESTADÍSTICAS BÁSICAS ENTRE MUESTRAS COMPOSITADAS Y DESAGRUPADAS.

Al comparar las estadísticas de los datos compositados agrupados y desagrupados, podemos observar una disminución importante (sobre 20%) en la ley media de Au.

Esto nos indicaría que hubo un muestreo preferencial, aunque al analizar los datos, parece deberse a que la zona de sulfuros tiene leyes menores (en estadísticas descriptivas se muestra esto) y en esta zona hay menos datos (ya que los sondeos no son tan profundos), por lo cual le da mucho mayor peso a los datos en esa zona y hace que la ley media disminuya.

Por lo anterior, no hay un muestreo preferencial intencional en zonas de alta ley sino que por construcción y recursos económicos disponibles (no hacer todos los sondeos profundos).

1.4. Definición de UGE.

Con los datos desagrupados se realizan las estadísticas descriptivas. Inicialmente se harán en el conjunto de los datos, para luego realizarla en las 4 zonas de mineralización definidas por el equipo de geología del proyecto, las cuales son poroso, óxido, mixto y sulfuro, para determinar las posibles UGE.

Hay un total de 4883 muestras compositadas y desagrupadas, las estadísticas básicas se muestran en la Tabla 4.

Estadística	Muestras Desagrupadas
	Au
Nº Datos	4883
Promedio	1.006
Desv. Std	2.539
Coef. Var	2.525
Maximo	61.400
3er Cuartil	1.033
Mediana	0.242
1er Cuartil	0.050
Minimo	0.000

TABLA 4 ESTADÍSTICAS BÁSICAS MUESTRAS DESAGRUPADAS (LEY DE ORO).

En la Ilustración 14 se muestra el histograma de Au en escala logarítmica. Este sugiere que existen al menos dos poblaciones estadísticas en los datos, lo cual indicaría que se debería analizar si se debe separar este conjunto de datos con un criterio geológico. Esto se confirmará con las demás herramientas estadísticas disponibles.

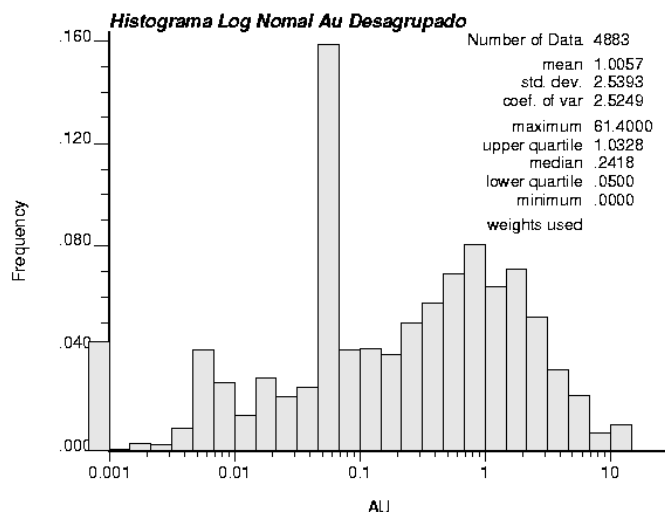


ILUSTRACIÓN 14 HISTOGRAMA LOGARÍTMICO DE LAS MUESTRAS DESAGRUPADAS DE AU.

En el gráfico de probabilidades (ver Ilustración 15) se observa un cambio de pendiente lo que indicaría que existen distintas poblaciones estadísticas. Además hay problemas de continuidad en las leyes reportadas, esto se debe a que en leyes menores a 0.05 gr/t el equipo de muestreo no logra diferenciarlas y le pone un valor por defecto y esto genera los escalones en la curva de probabilidades.

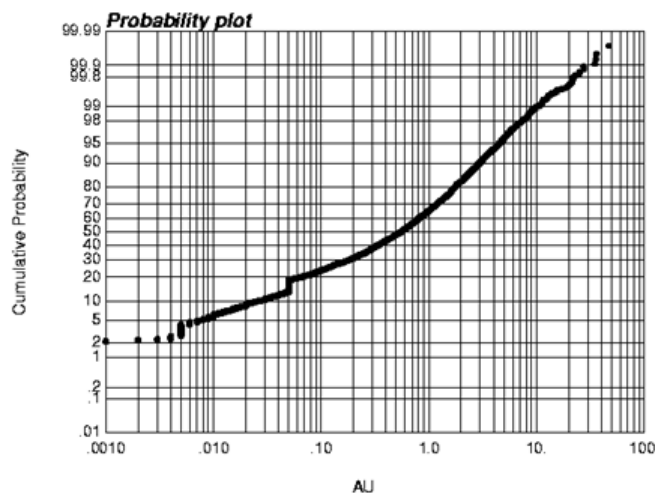


ILUSTRACIÓN 15 CURVA DE PROBABILIDADES DE LAS MUESTRAS DESAGRUPADAS DE AU.

Debido a los resultados obtenidos con el histogramas y gráfico de probabilidades se determinó separar el grupo de datos. Para ello se considera un criterio geológico que es el principal en esta definición. A priori se definen 4 grupos, los que son referentes al tipo

de mineralización, los cuales son: 1) Poroso, 2) Óxido, 3) Mixto y 4) Sulfuro. Con el estudio estadístico se determina finalmente las UGE de cada variable en estudio.

En la Tabla 5 se muestran las estadísticas desagrupadas del Au en las 4 poblaciones estudiadas.

Estadística	Au			
	Poroso	Oxido	Mixto	Sulfuro
Nº Datos	336	947	1115	2485
Promedio	1.367	1.434	1.322	0.774
Desv. Std	1.584	2.192	2.588	2.679
Coef. Var	1.159	1.528	1.957	3.460
Maximo	15.630	35.560	61.400	47.060
3er Cuartil	1.942	1.686	1.597	0.469
Mediana	0.928	0.842	0.635	0.050
1er Cuartil	0.315	0.420	0.173	0.250
Minimo	0.000	0.000	0.002	0.000

TABLA 5 ESTADÍSTICAS BÁSICAS DE AU POR ZONA MINERALIZADA.

Al analizar las estadísticas del Au, las mineralizaciones poroso, óxido y mixto tienen un comportamiento similar en las leyes medias y menor grado en el coeficiente de variación. En cambio la zona de sulfuro tiene un comportamiento totalmente distinto a las otras tres zonas mineralizadas, lo cual da idea que debería ser tratada como una UGE distinta a las otras. Por lo anterior, mirando las estadísticas básicas, se definirían dos UGE, la primera sería poroso, óxido y mixto y la segunda sulfuro.

Esta decisión se debe confirmar o no con las otras herramientas estadísticas.

Se realiza la comparación de los histogramas acumulados para las distintas variables y zonas mineralizadas, observando que las zonas mineralizadas poroso, óxido y mixto tienen un comportamiento similar no así el sulfuro, lo cual corrobora lo observado en las estadísticas básicas.

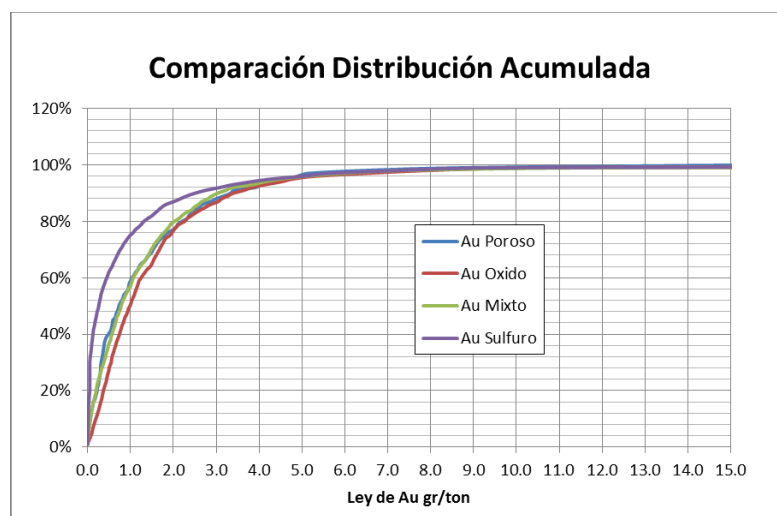


ILUSTRACIÓN 16 DISTRIBUCIÓN ACUMULADA AU POROSO, ÓXIDO, MIXTO Y SULFURO

Se realiza el QQ-Plot (Ilustración 17) con las distintas poblaciones en estudio, y se determina que las zonas mineralizadas poroso y óxido tienen un comportamiento similar, las zonas óxido y mixto tienen un comportamiento similar, mientras que las zonas óxido y sulfuro y las zonas mixto y sulfuro tienen un comportamiento muy desigual.

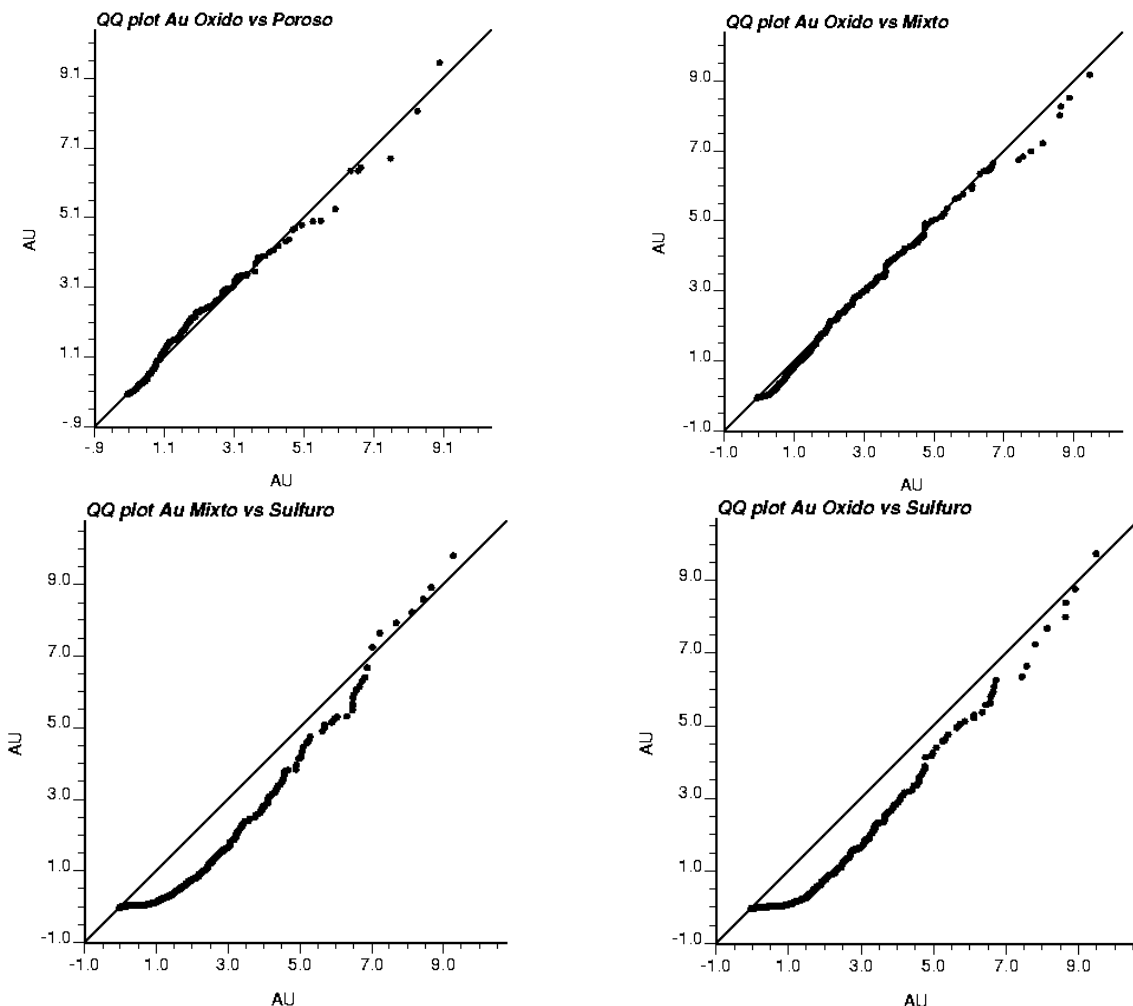


ILUSTRACIÓN 17 QQPLOT DE AU ENTRE ZONAS MINERALIZADAS

Finalmente para definir el agrupamiento o no de las unidades de zonas minerales se realiza un análisis de contacto, donde se realizan dos tests gráficos:

1. El correlograma (función de correlación) cruzado entre las leyes de estas unidades.
2. La ley media cerca de los contactos.

En el contacto para las unidades poroso – óxido, se pierde la correlación rápidamente (menos 12 m) y las leyes medias de Au en el contacto difieren bastante (Ilustración 19), en la zona porosa la ley es cercana a 1.4 g/t y en la zona oxidada es de 1.2g/t.

En el caso del contacto entre la zona mineralizada de óxido – mixto, la correlación se pierde alrededor de los 25m, y las leyes medias de Au de contacto tienen un comportamiento similar, por lo cual se confirma que estas dos unidades se podrían agrupar (Ilustración 19).

Para el contacto entre la zona mineralizada mixto y sulfuro, aunque tiene una correlación hasta los 20m aproximadamente (Ilustración 18) las leyes medias de Au de contacto difieren bastante (Ilustración 19): para la zona mixta está cercana a 1.8 g/t y en la zona de sulfuro está en 1.25 g/t, por lo cual se determina no agruparlas.

Al analizar los resultados de las distintas herramientas se determina que se trabajará con tres UGE, poroso, óxido-mixto y sulfuro. Con ellas se realizarán las estadísticas básicas, histogramas, curva de probabilidades y análisis de tendencias.

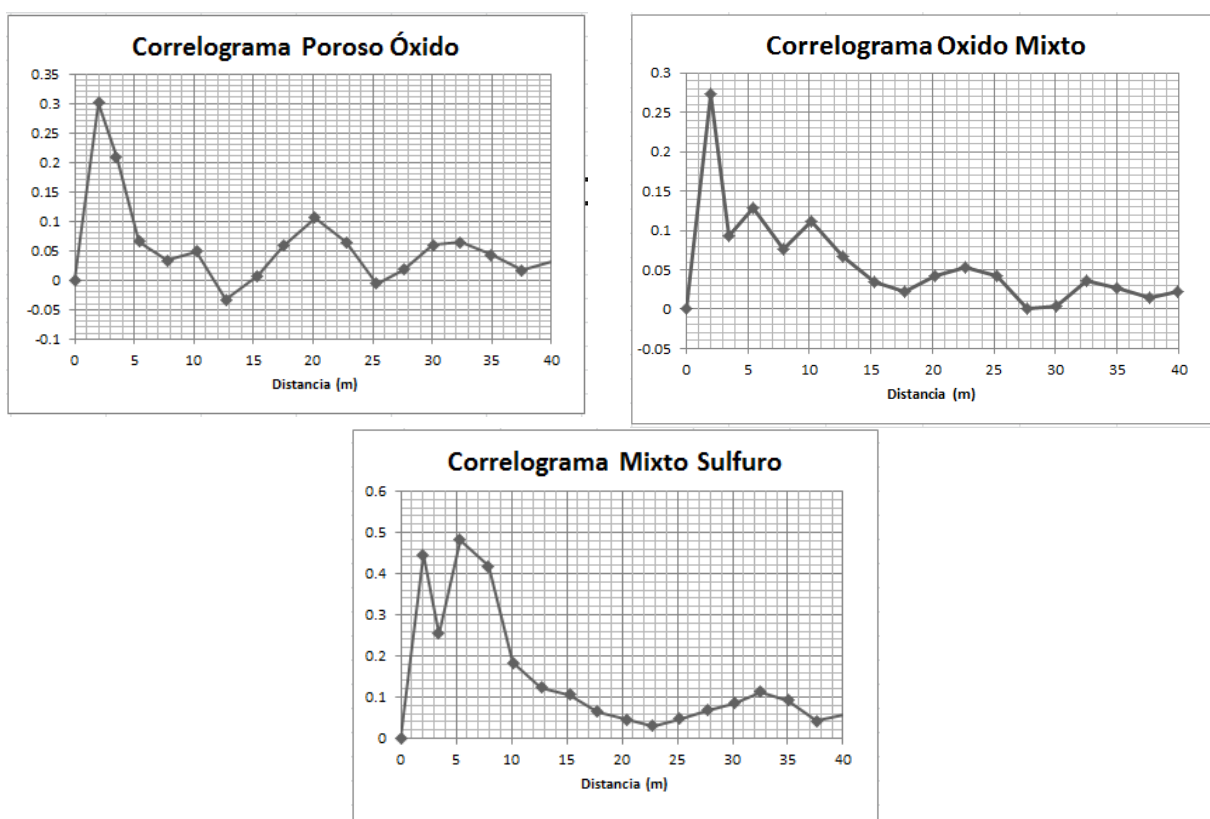


ILUSTRACIÓN 18 CORRELOGRAMAS DE AU ENTRE ZONAS MINERALIZADAS

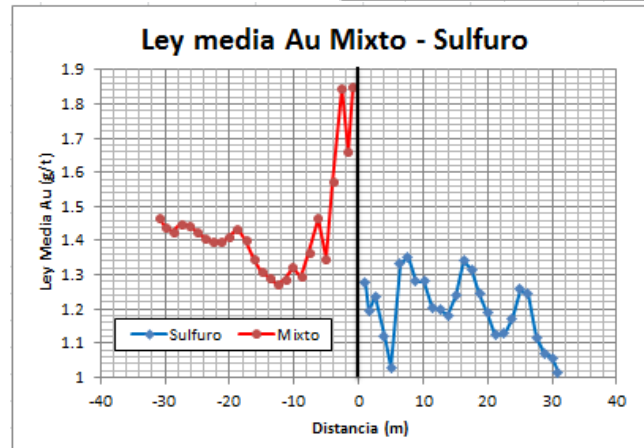
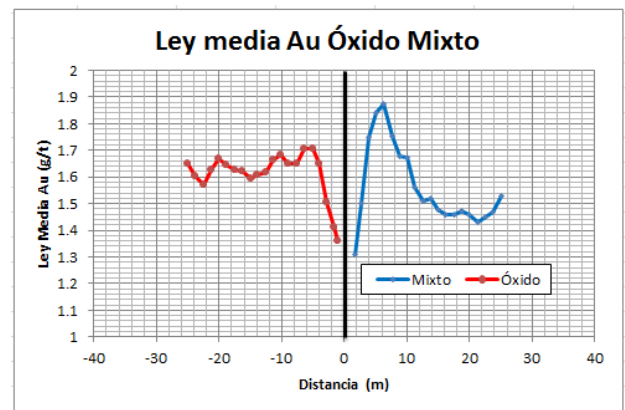
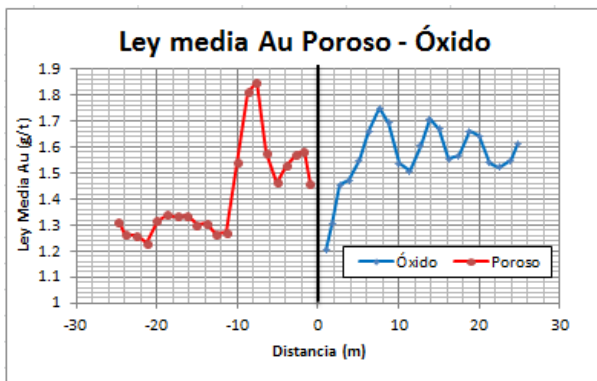


ILUSTRACIÓN 19 LEY MEDIA DE AU ENTRE CONTACTOS DE LAS ZONAS MINERALIZADAS

1.5. Estudio EDA de las UGE definidas.

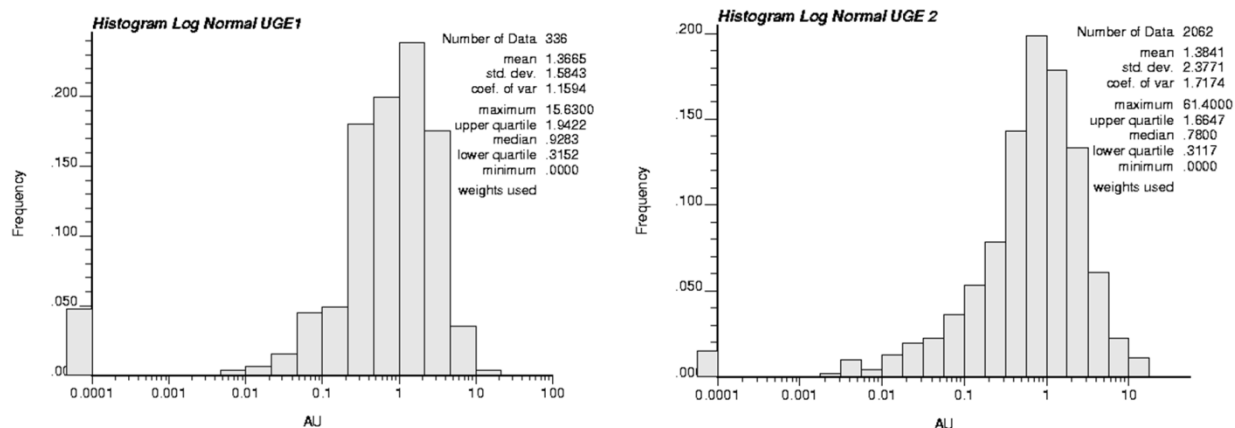
A partir de los resultados obtenidos, se definió que existen 3 UGE, las cuales son UGE 1 (Poroso), UGE 2 (Óxido-Mixto) y UGE 3 (Sulfuro). Para cada una, se calcularán las estadísticas básicas y las distribuciones, se determinará los valores aberrantes (mediante un gráfico de probabilidad o probability plot) y las tendencias en las direcciones Este, Norte y Cota para ver si existe o no derivas.

En la Tabla 6 se muestran las estadísticas básicas para los compositos sin y con capping para cada UGE en estudio. El valor de capping se determinó con el apoyo de los probability plots (Ilustración 21). En la tabla podemos observar que en el caso de la UGE1 hay tan solo 336 muestras, y para las UGE 2 y 3 hay más de 2000 muestras, el coeficiente de variación para el caso UGE1 y UGE 2 es 1.01 y 1.28, un valor bastante bajo para ser Au, no así en el caso de la UGE 3 que es 2.19. En el caso UGE3 una gran cantidad de datos (sobre el 50%) está bajo o igual a 0.05 g/t de Au.

CASO BASE N°1						
Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1 6 g/t	UGE2 10.5 g/t	UGE3 7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.316	1.314	0.608
Dev. Std	1.584	2.377	2.679	1.329	1.683	1.331
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.010	1.281	2.189
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.000	10.500	7.000
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.250	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

TABLA 6 ESTADÍSTICAS BÁSICAS DE AU CON Y SIN CAPPING POR UGE.

En la Ilustración 20 se aprecian los histogramas logarítmicos de las distintas UGE: las tres tienen un comportamiento de tipo lognormal.



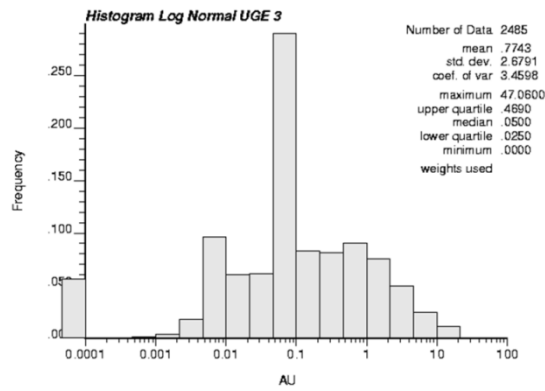


ILUSTRACIÓN 20 HISTOGRAMA LOG NORMAL DE LAS DISTINTAS UGE

En la Ilustración 21 se muestran los probability plots de las distintas UGE. En ella podemos apreciar que para el caso de las UGE 1 y 2 se ven posibles quiebres que podrían indicar mezcla de poblaciones estadísticas pero no existe criterio geológico para realizar una separación, y en el caso de la UGE1 esto sería poco práctico ya que tiene pocos datos y subdividirlos disminuirá esa cantidad de datos.

En el caso de la UGE 3 se ve un salto de discontinuidad en las leyes bajas. Esto se debe a la precisión del laboratorio que a muchas muestras bajas le pone el mismo valor. Para determinar el capping en cada UGE se utilizaron valores donde existe un quiebre de pendiente en las zonas de alta ley, y estos son 6 g/t, 10.5 g/t y 7 g/t para las UGE 1, 2 y 3, respectivamente.

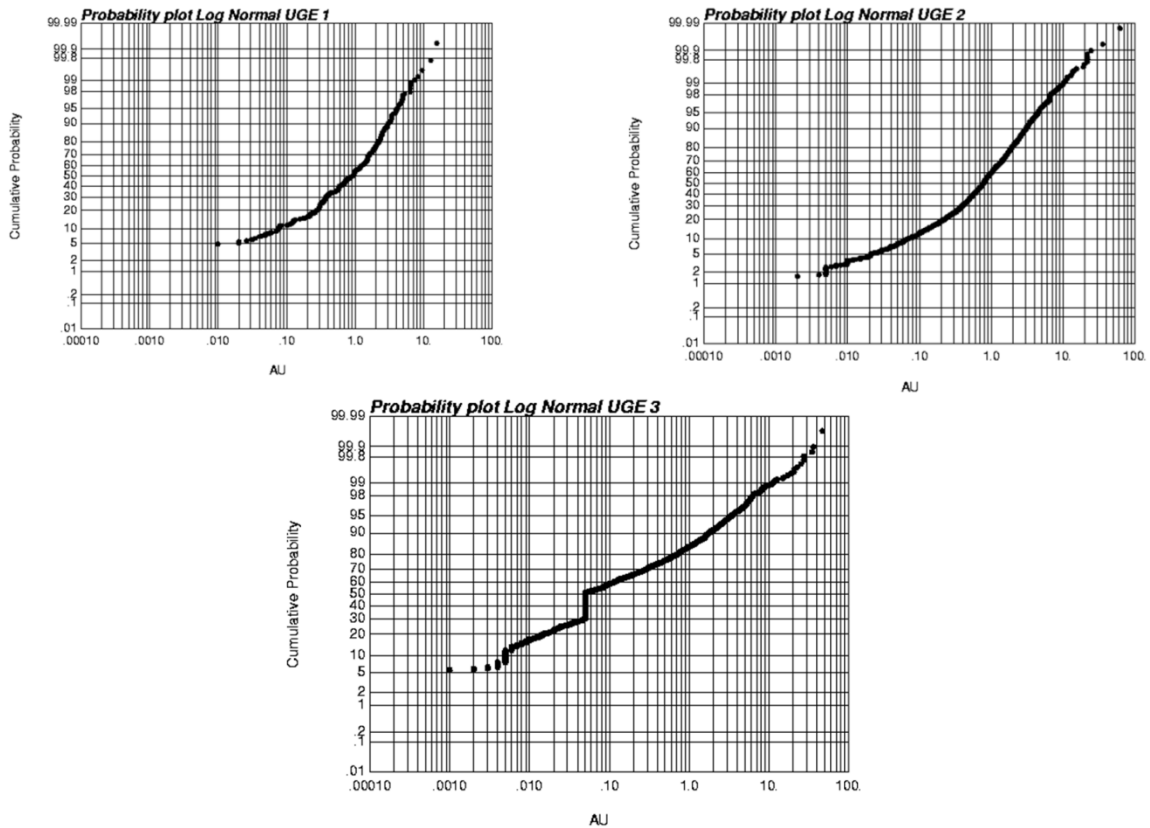


ILUSTRACIÓN 21 PROBABILITY PLOT DE LAS DISTINTAS UGE

En las Ilustración 22, Ilustración 23 e Ilustración 24 se aprecian las tendencias en las direcciones Este, Norte y Cota para las UGE 1, 2 y 3, respectivamente. En todas podemos observar que no existe una deriva clara, por lo cual se podría utilizar en cada una de ellas una estimación mediante kriging ordinario sin tener que subdividir el dominio de trabajo o usar kriging con deriva.

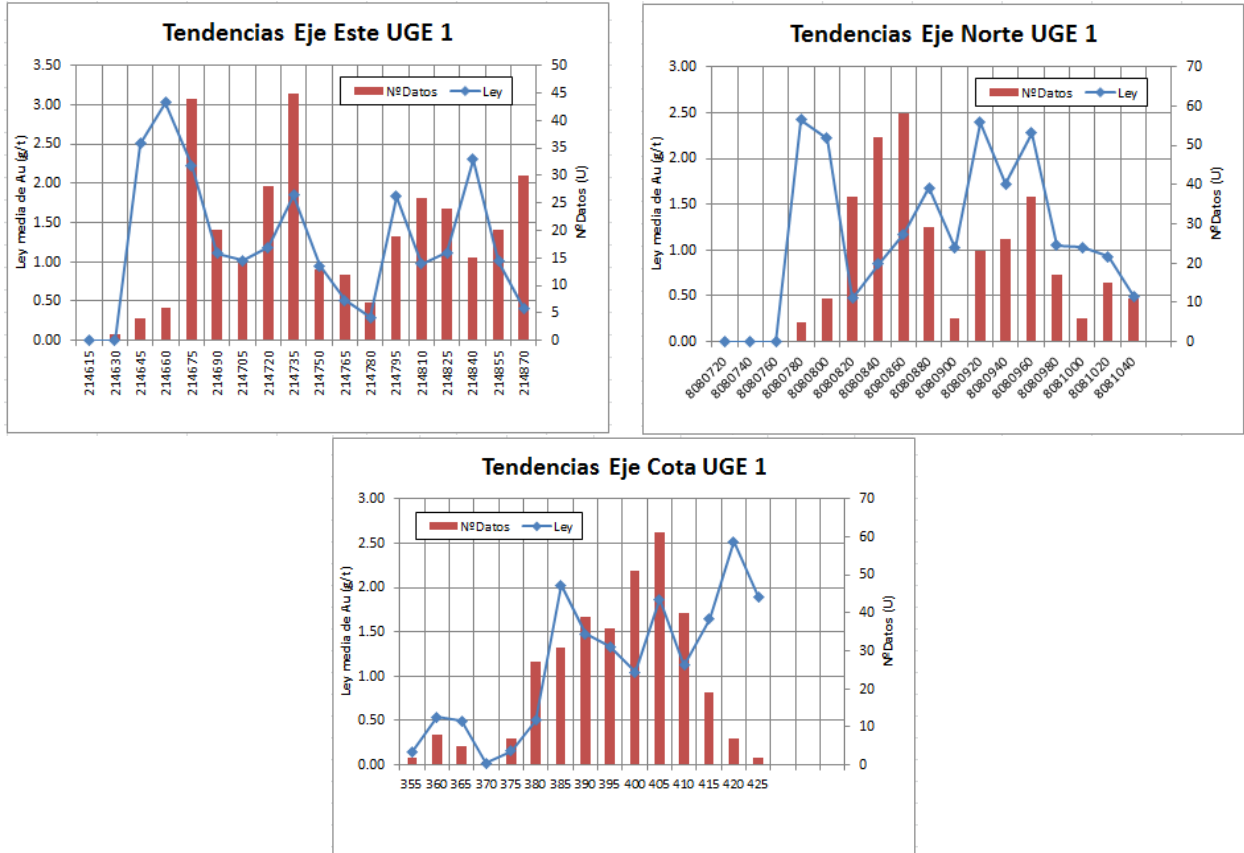
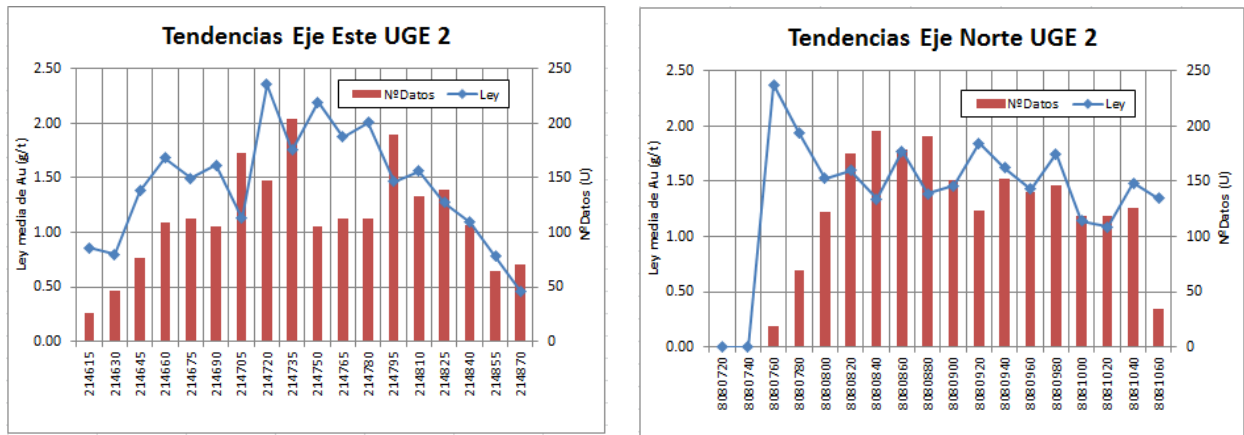


ILUSTRACIÓN 22 TENDENCIAS EN LA DIRECCIÓN ESTE, NORTE Y COTA UGE1



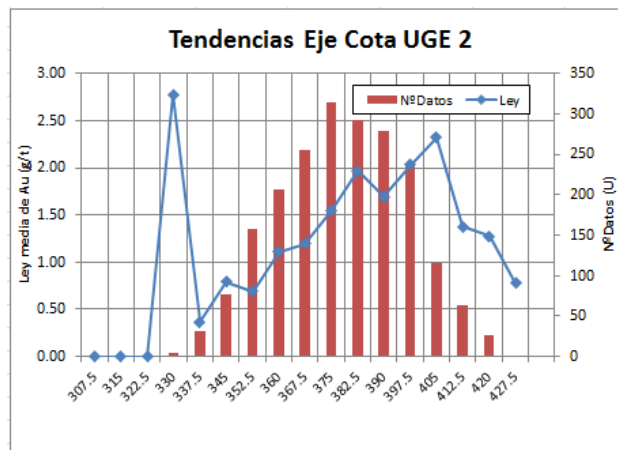


ILUSTRACIÓN 23 TENDENCIAS EN LA DIRECCIÓN ESTE, NORTE Y COTA UGE2

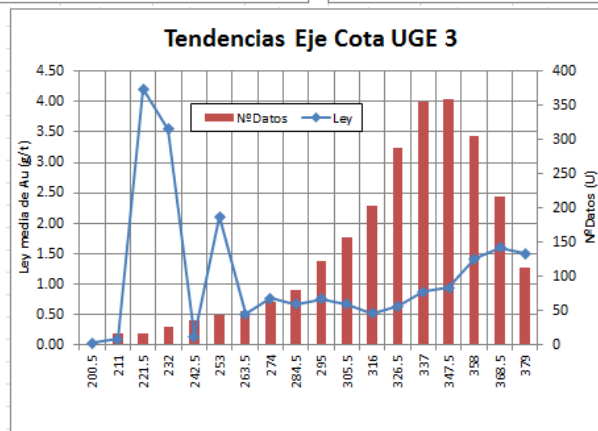
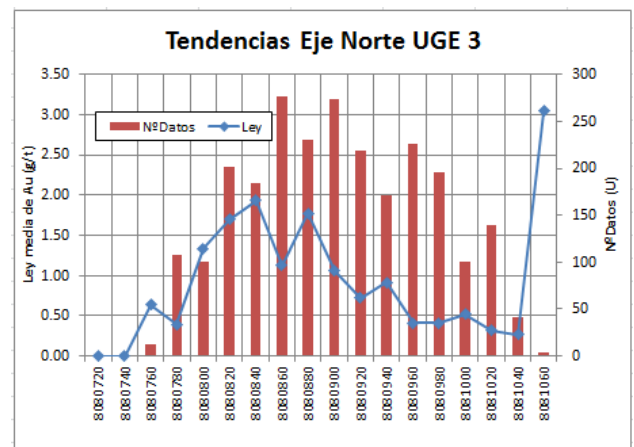
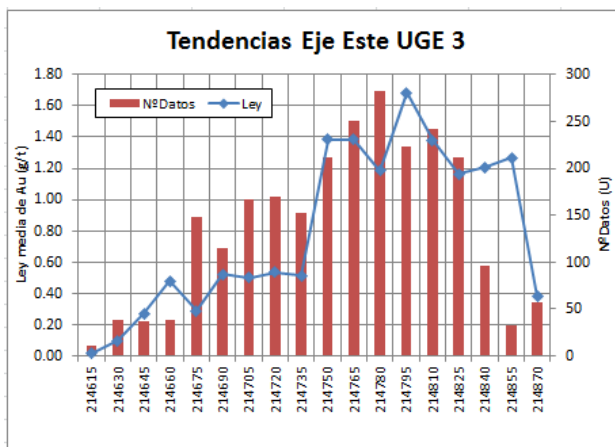


ILUSTRACIÓN 24 TENDENCIAS EN LA DIRECCIÓN ESTE, NORTE Y COTA UGE3

1.6. Análisis variográfico

Se realiza el análisis variográfico para cada UGE, para ello se parte analizando el efecto pepita (ya que este valor debe ser el mismo en cada variograma direccional estudiado en cada UGE). Este se determina mediante una búsqueda omnidireccional con un paso pequeño cercano del tamaño de compósito. Una vez definido para cada UGE el efecto pepita se utiliza la herramienta de mapas variográficos para determinar las direcciones de anisotropía. Una vez modelados los variogramas en las direcciones principales, se determina el variograma anidado que será utilizado para realizar la estimación.

En la Ilustración 25 se muestra para cada UGE el cálculo del efecto pepita, utilizando un variograma omnidireccional con un paso pequeño. Los valores determinados son 0.55, 1.1 y 0.45 que representan un 27%, 36% y 21% de la meseta total, para las UGE 1, 2 y 3, respectivamente.

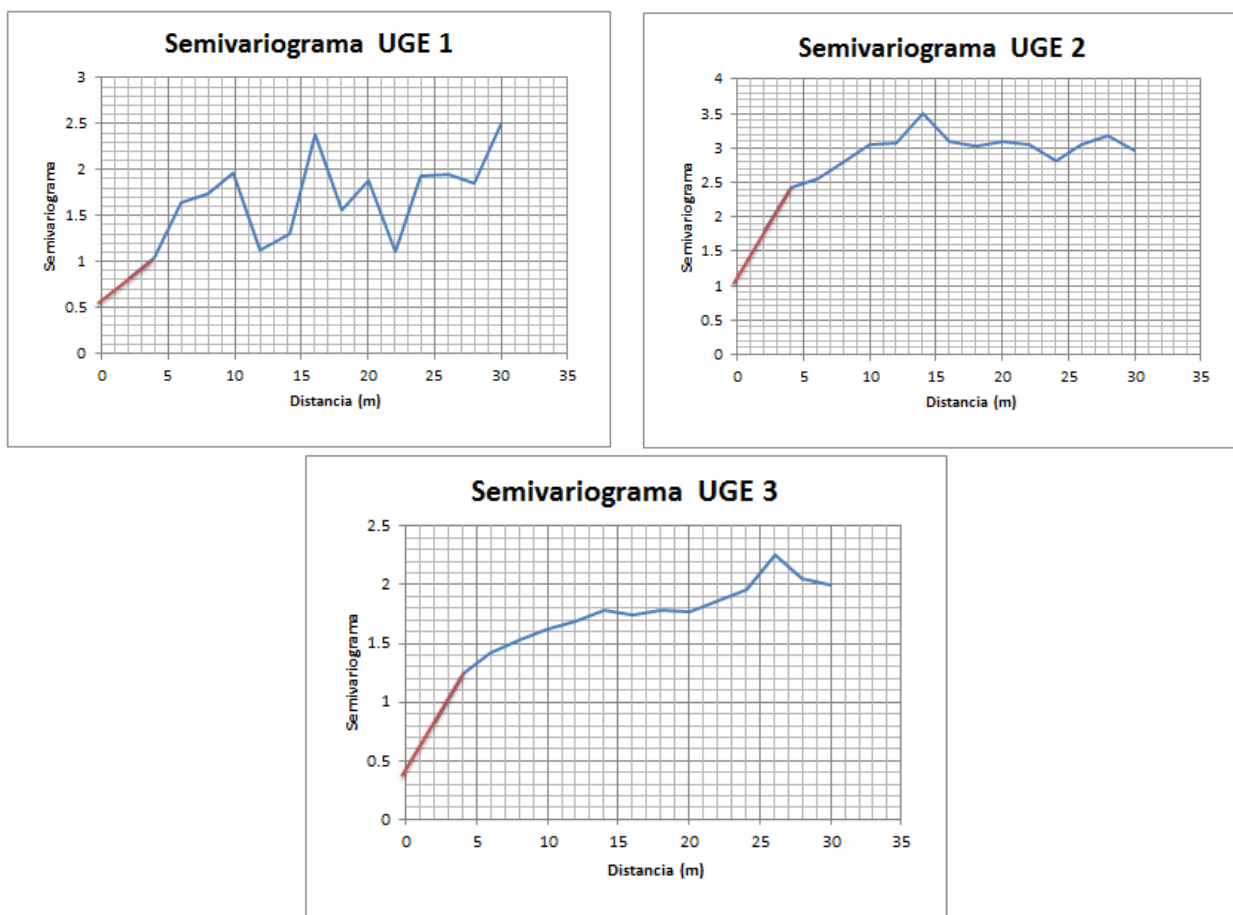


ILUSTRACIÓN 25 CÁLCULO DE EFECTO DE PEPITA PARA CADA UGE

Luego se realiza el estudio variográfico para las distintas direcciones determinando que para la UGE1 las direcciones de anisotropía son 45°NE con dip -45° , en la Ilustración 26 se muestran los variogramas, su modelamiento y la forma de la elipse de anisotropía.

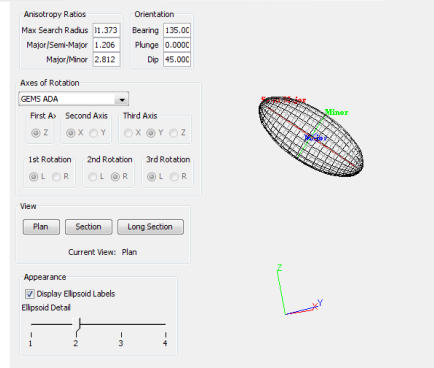
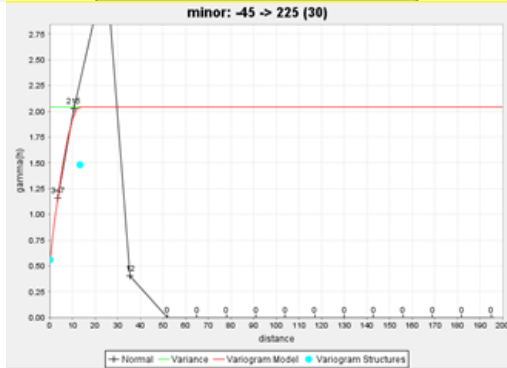
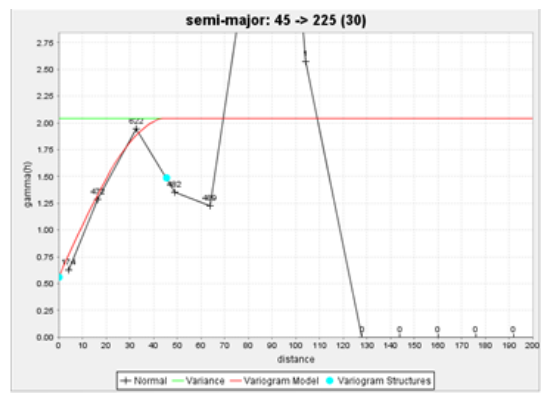
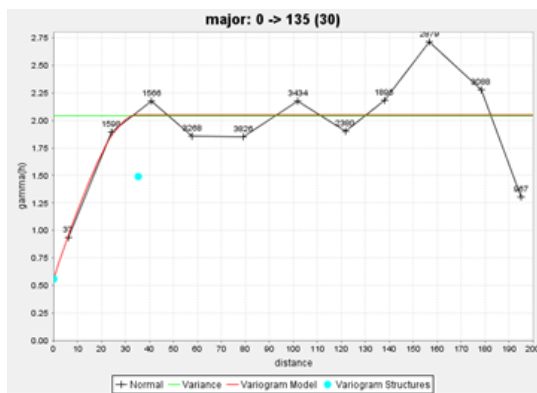


ILUSTRACIÓN 26 VARIOGRAMAS MODELO VARIOGRÁFICO Y FORMA DE ELIPSE UGE1

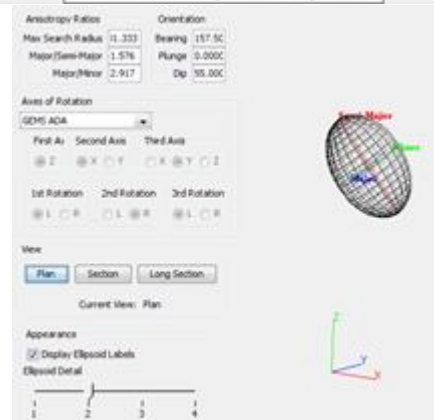
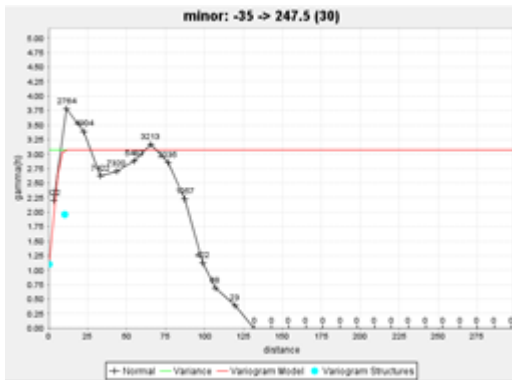
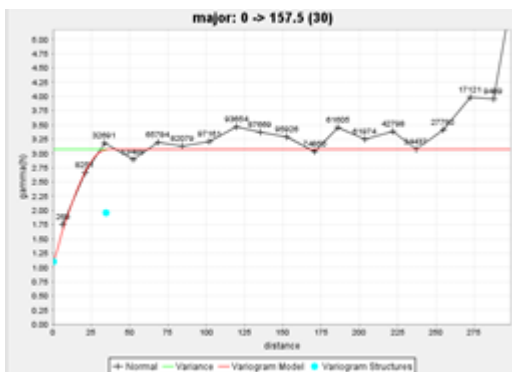


ILUSTRACIÓN 27 VARIOGRAMAS MODELO VARIOGRÁFICO Y FORMA DE ELIPSE UGE2

Para la UGE2 las direcciones preferenciales son 55°NE con -67.5° Dip. Esto se aprecia en la Ilustración 27, mientras que la Ilustración 28 muestra el caso de la UGE 3, donde las direcciones preferenciales son EW con -67.5° Dip.

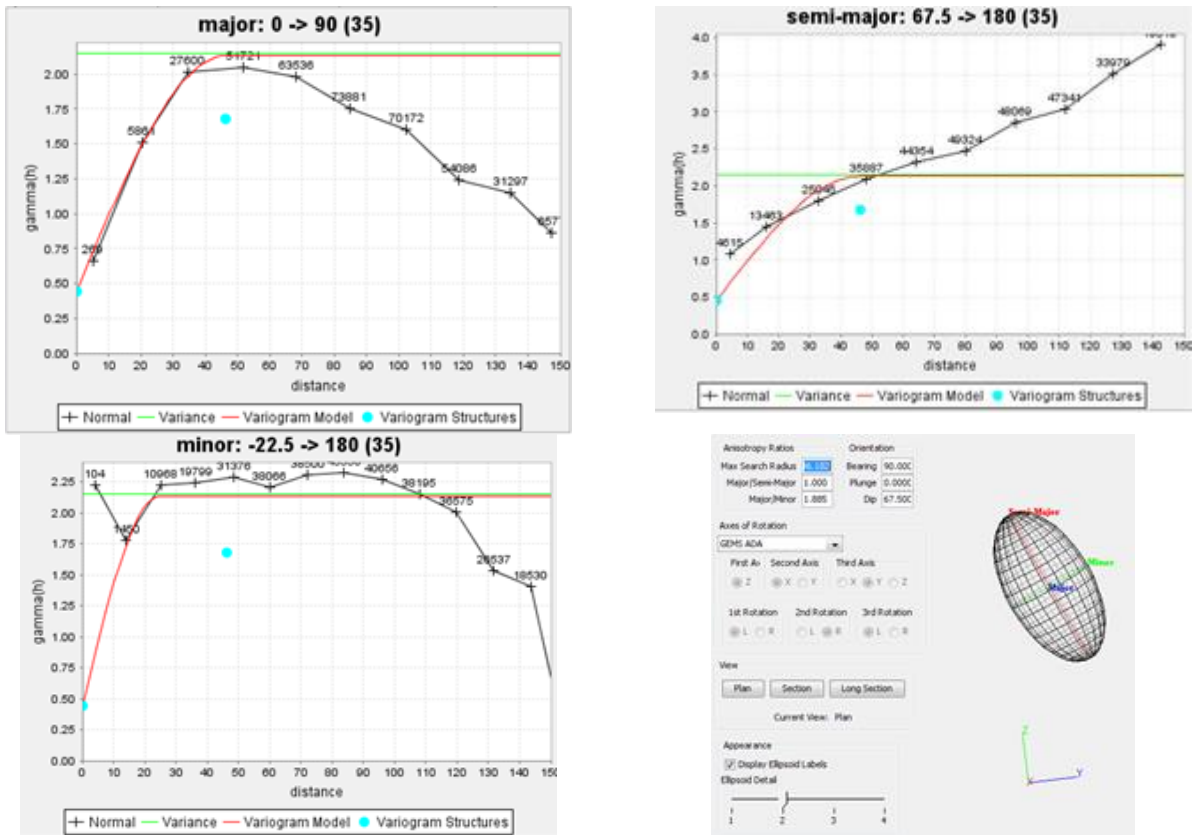


ILUSTRACIÓN 28 VARIOGRAMAS MODELO VARIOGRÁFICO Y FORMA DE ELIPSE UGE3

En la Tabla 7 se muestran los modelos variográficos para cada UGE estudiada.

UGE	Z	X	Z	Efecto Pepa	Modelo	Meseta	AX	AY	AZ	Mes Tot
1	45	-45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04
2	55	-67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07
3	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15

TABLA 7 MODELOS VARIOGRÁFICOS PARA CADA UGE.

1.7. Parámetros de kriging

Para establecer un plan de kriging, se realizaron varios modelos con distintos parámetros, los cuales fueron comparados en rendimiento por medio de validación cruzada. La elección del plan es realizada en función de tener mejor rendimiento en cuanto al promedio de error, la desviación y la correlación entre el valor real y el estimado.

Los criterios son:

- 1) Las medias de los errores y de los errores estandarizados miden el sesgo del estimador y deben ser cercanas a cero.
- 2) La varianza de los errores, que mide la precisión del estimador, debe ser mínima.
- 3) La varianza de los errores estandarizados debe ser cercana a 1. Este criterio indica que el modelo de variograma cuantifica adecuadamente la amplitud de los errores cometidos, es decir, que el variograma elegido no es demasiado optimista ni tampoco pesimista.
- 4) El coeficiente de correlación entre los valores estimados y los valores de los datos debe ser lo más cercano posible a 1.
- 5) Las diferencias entre los valores estimados y reales tengan un error estandarizado aceptable, en este caso se utiliza como criterio que el error estandarizado sea menor a 2.5, y se espera que estos valores mayores no sean más del 5% de los datos.

En la Tabla 8, Tabla 9 y Tabla 10 se observan los resultados de la validación cruzada de los distintos planes de kriging para la UGE1, UGE2 y UGE3, respectivamente; resaltado se muestra el plan elegido.

Nº Muestras		Coef Corr	Media Error	Media Error Std	Var Errores	Var Error Std	% Datos Mal
Min	Max						
2	4	0.481	0.0007	0.00377	1.074	1.165	4.46%
4	8	0.493	0.0050	0.00767	1.035	1.184	3.27%
4	16	0.491	0.0069	0.00521	1.041	1.185	3.87%
8	24	0.460	0.0114	0.01024	1.037	1.185	3.95%
4	24	0.491	0.0018	0.00008	1.042	1.188	3.87%
4	40	0.492	0.0013	0.00064	1.040	1.188	3.87%
8	40	0.469	0.0109	0.00967	1.035	1.185	3.95%

TABLA 8 COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS DISTINTOS PLANES DE KRIGING UGE1.

Nº Muestras		Coef Corr	Media Error	Media Error Std	Var Errores	Var Error Std	% Datos Mal
Min	Max						
4	8	0.243	0.0015	0.00147	2.368	1.311	4.37%
4	16	0.244	0.0014	0.00045	2.351	1.310	4.03%
8	24	0.241	0.0006	0.00007	2.372	1.324	4.17%
4	24	0.243	0.0013	0.00042	2.353	1.313	4.13%
4	40	0.243	0.0037	0.00227	2.353	1.315	4.18%
8	16	0.242	0.0007	-0.00003	2.371	1.321	4.07%
8	40	0.241	0.0030	0.00180	2.373	1.326	4.22%
20	40	0.241	0.0099	0.00671	2.361	1.323	4.14%

TABLA 9 COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS DISTINTOS PLANES DE KRIGING UGE2.

En el caso de la UGE 3 hay más del 5% de los datos “mal” estimados, pero aun así se selecciona un plan de kriging que genera el menor sesgo.

Nº Muestras		Coef Corr	Media Error	Media Error Std	Var Errores	Var Error Std	% Datos Mal
Min	Max						
2	4	0.506	0.0022	0.00248	1.078	1.219	5.23%
4	8	0.513	0.0008	0.00107	1.053	1.218	5.27%
4	16	0.510	0.0010	0.00078	1.058	1.233	5.47%
8	24	0.511	0.0017	0.00179	1.049	1.227	5.44%
4	24	0.511	0.0015	0.00143	1.056	1.235	5.47%
4	40	0.510	0.0024	0.00251	1.057	1.241	5.47%
8	16	0.510	0.0012	0.00114	1.051	1.225	5.44%
8	40	0.510	0.0026	0.00287	1.050	1.232	5.44%
20	40	0.510	0.0023	0.00245	1.057	1.241	5.47%

TABLA 10 COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS DISTINTOS PLANES DE KRIGING UGE3.

1.8. Estimación y cubicación del modelo.

Para realizar la estimación del modelo para cada UGE se utilizaron los variogramas mostrados en la Tabla 7. La elipse de búsqueda tiene la misma forma que las direcciones principales y los radios son 4 veces los alcances en las distintas direcciones, esto para que se estime completamente el modelo de bloques. Se utiliza los planes de kriging seleccionados para cada UGE.

Los bloques tienen una dimensión de 5m x 5m x 5m, se considera una variable porcentual que define el porcentaje del bloque dentro de los cuerpos mineralizados (UGE). La densidad utilizada es de 2.6 t/m³.

Para realizar las cubicaciones se utilizaron todos los bloques estimados, dentro del estudio no se considera realizar la categorización del modelo, por lo cual se hace una comparación global de todos los bloques y por UGE.

En la

Ilustración 29 se muestra la curva tonelaje ley de todos los recursos estimados, en total son 15.9 Mton con una ley media de 0.91 g/t de Au. De estos el 3% corresponde a la UGE1, el 28% a la UGE2 y el 69% a la UGE3.

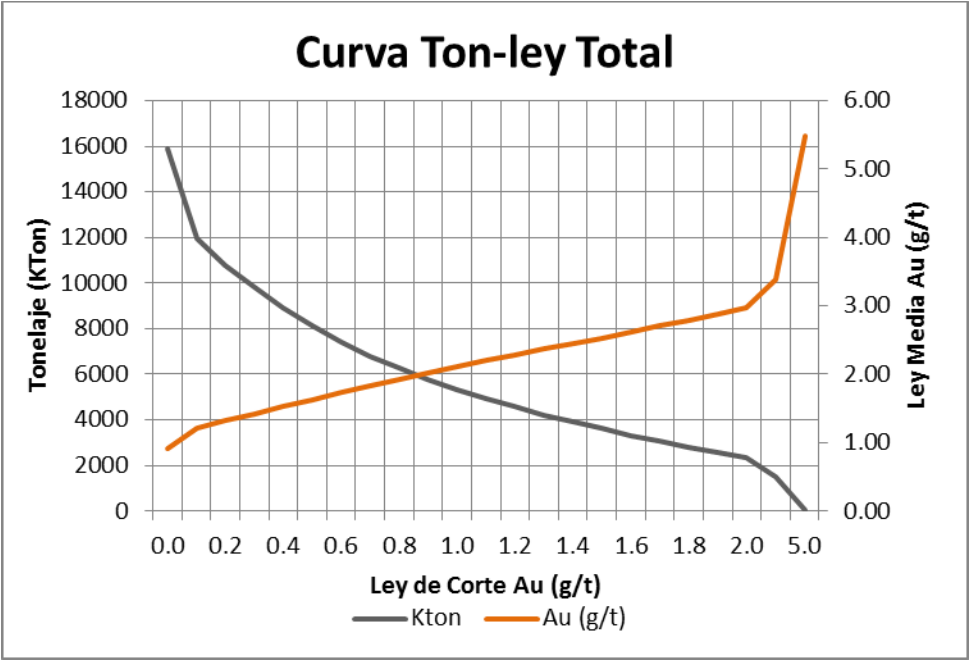


ILUSTRACIÓN 29 CURVA TONELAJE LEY DEL TOTAL DE RECURSOS

En la

Ilustración 30 se muestra la curva tonelaje ley de los recursos de la UGE1. Ésta es la zona lixiviada superficial del yacimiento, es pequeña la capa de mineralización comparada con las UGE2 y UGE3, en total son 447 Kton con una ley media de 1.29 g/t de Au.

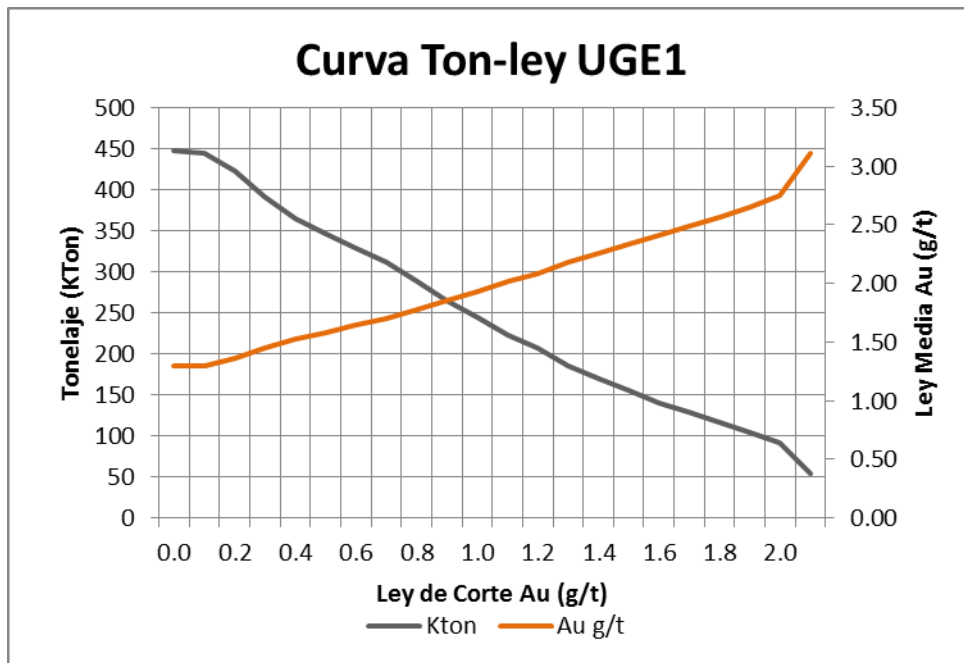


ILUSTRACIÓN 30 CURVA TONELAJE LEY DE RECURSOS UGE1

En la

Ilustración 31 se observa la curva tonelaje ley de los recursos de la UGE2, esta unidad tiene en promedio la mejor ley de Au, en total son 4338 Kton con una ley media de 1.43 g/t de Au.

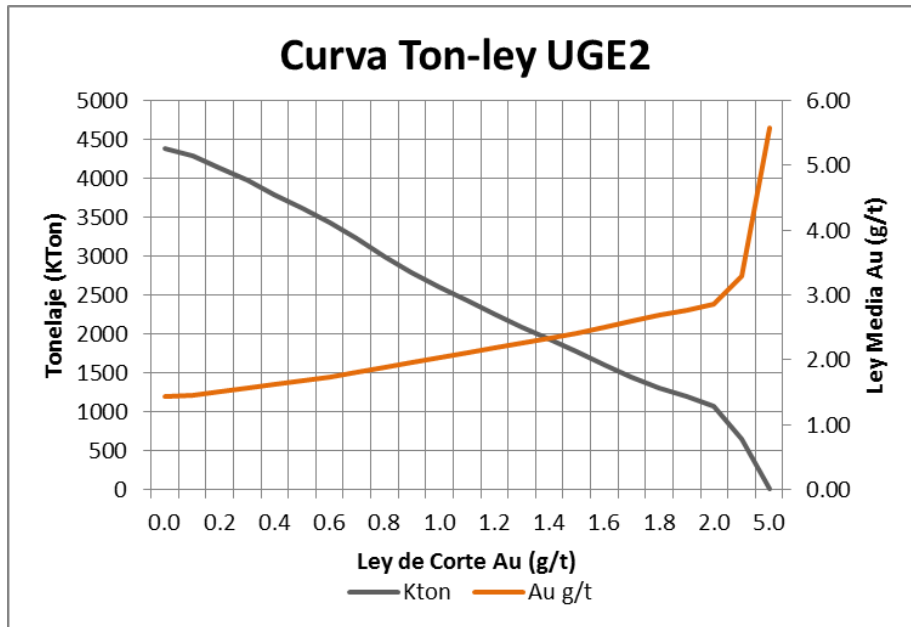


ILUSTRACIÓN 31 CURVA TONELAJE LEY DE RECURSOS UGE2

Finalmente en la

Ilustración 32 se muestra la curva tonelaje ley de la UGE3, esta tiene la mayor cantidad de recursos pero con la menor ley comparada con las otras dos UGE, en total son 11046 Kton con una ley media de 0.69 g/t de Au.

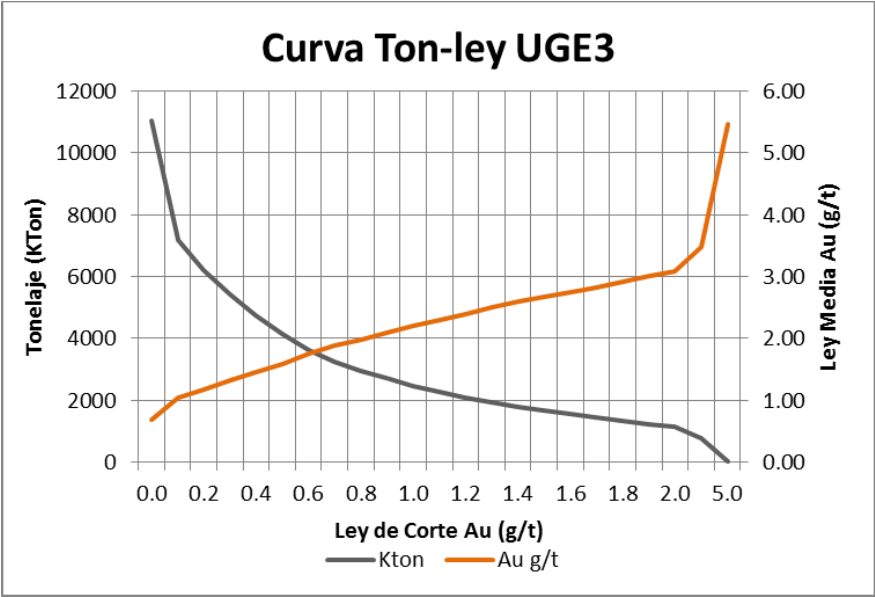


ILUSTRACIÓN 32 CURVA TONELAJE LEY DE RECURSOS UGE3

En la

Tabla 11 se muestra los recursos y ley media de Au totales y por UGE para distintas leyes de corte. En ella podemos apreciar que, para una ley de corte de 0.5 g/t Au, se reduce la cantidad de recursos desde 26.7 Mton a 9.3 Mton, y esto se debe fuertemente a la UGE 3, que disminuye desde 21.9 Mton a 5.3 Mton. Esto es consistente con la Ilustración 21 donde se apreciaba la alta concentración de leyes cercanas a 0.05 g/t Au.

	CutOff	CASO BASE KO		
		Tonelaje	Ley Au	Fau
		Ton	g/t	Oz
TOTAL	0.0	15903482	0.91	467835
	0.5	8150534	1.63	427725
	0.7	6799668	1.84	402013
	1.0	5336799	2.11	362358
UGE1	0.0	447045	1.29	18607
	0.5	346574	1.59	17680
	0.7	311826	1.70	17018
	1.0	243934	1.93	15172
UGE2	0.0	4387757	1.43	202251
	0.5	3622663	1.68	195513
	0.7	3224448	1.81	187809
	1.0	2604406	2.04	171017
UGE3	0.0	11046720	0.69	245950
	0.5	4160742	1.60	213518
	0.7	3245318	1.88	196221
	1.0	2477589	2.20	175373

TABLA 11 RECURSOS Y LEY MEDIA DE AU TOTALES Y POR UGE PARA DISTINTAS LEYES DE CORTE.

1.9. Validación del modelo estimado.

La validación del modelo se realiza en tres aspectos, una comparación estadística, una comparación gráfica en secciones y plantas y curvas de tendencias en los ejes Este, Norte y Cota, entre compósitos utilizados y modelo estimado.

En la

Tabla 12 se muestra las estadísticas de los compósitos desagrupados y capeados y el modelo estimado, por cada UGE.

Estadística	Au Capping			Au Estimado		
	UGE 1	UGE2	UGE3	UGE 1	UGE 2	UGE 3
	6 g/t	10.5 g/t	7 g/t			
Nº Datos	336	2062	2485	2340	15432	34964
Promedio	1.316	1.314	0.608	1.260	1.407	0.690
Desv. Std	1.329	1.683	1.331	0.893	0.999	0.973
Coef. Var	1.009	1.281	2.189	0.709	0.710	1.410
Maximo	6.000	10.500	7.000	4.728	6.994	6.395
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.779	1.956	0.886
Mediana	0.928	0.780	0.050	1.040	1.205	0.288
1er Cuartil	0.315	0.312	0.025	0.540	0.652	0.560
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.060	0.003	0.000

TABLA 12 COMPARACIÓN DE ESTADÍSTICAS DE COMPÓSITOS Y MODELO ESTIMADO, PARA CADA UGE.

En las Ilustración 33, Ilustración 34 e Ilustración 35 se muestran las tendencias en la direcciones Este, Norte y Cota tanto para los compósitos como los bloques de la UGE1, UGE2 y UGE3, respectivamente. Se aprecia que el modelo sigue la misma tendencia y está suavizado con respecto a los compósitos.

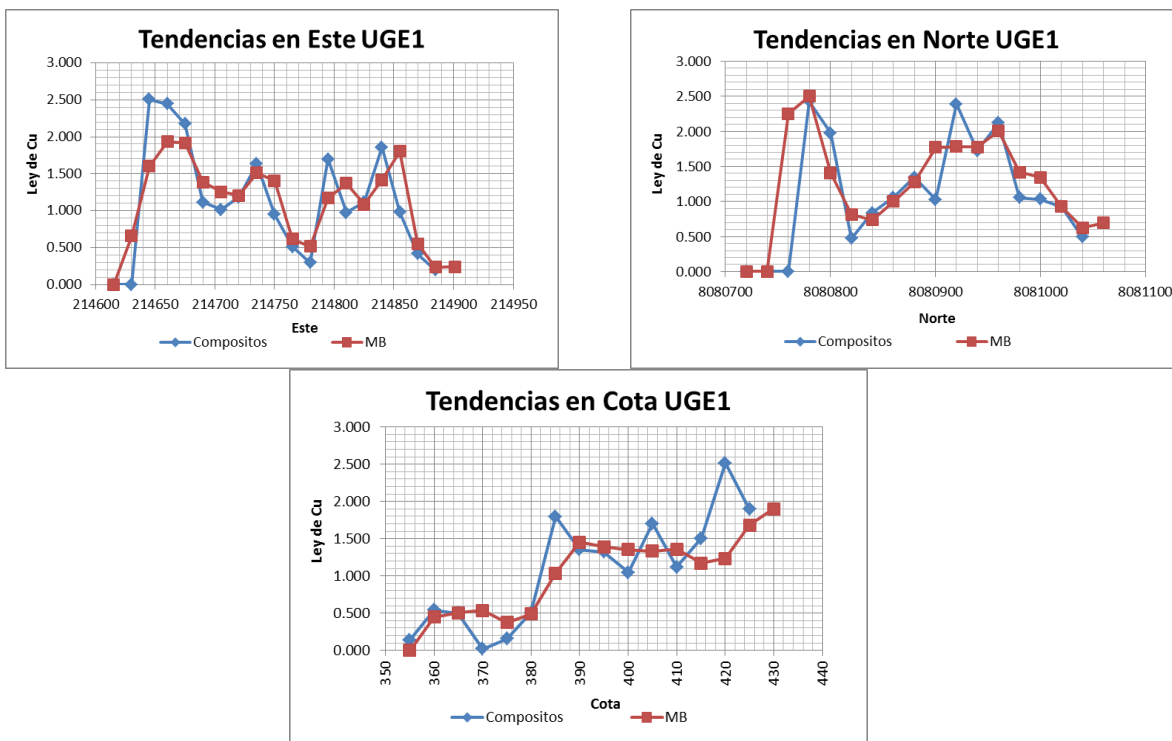
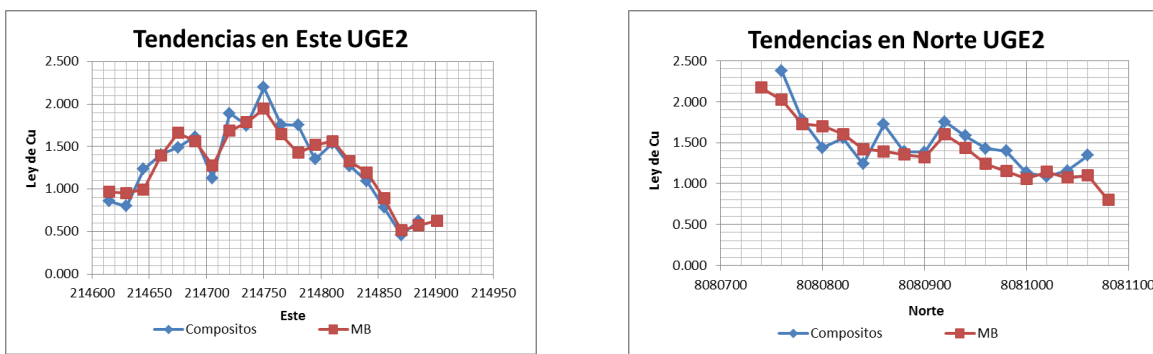


ILUSTRACIÓN 33 COMPARACIÓN DE TENDENCIAS EN EJE ESTE, NORTE Y COTA UGE1



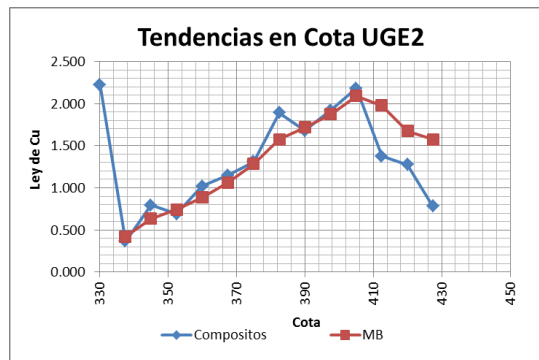


ILUSTRACIÓN 34 COMPARACIÓN DE TENDENCIAS EN EJE ESTE, NORTE Y COTA UGE2

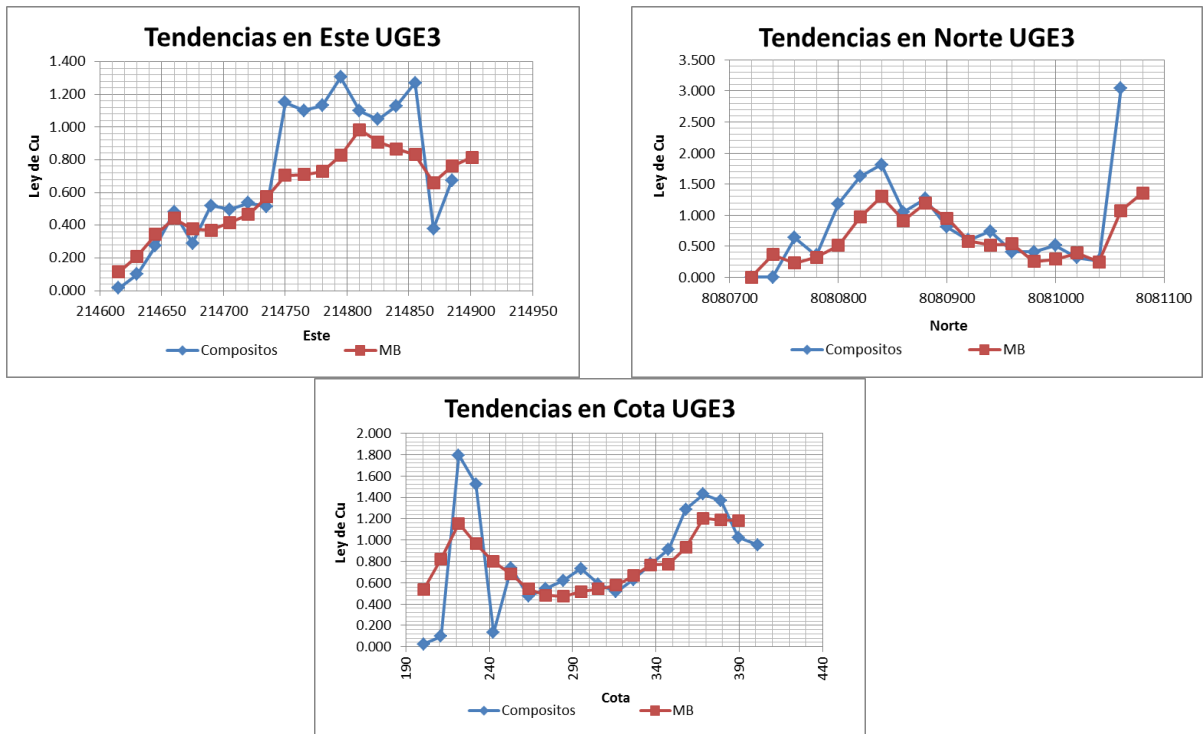


ILUSTRACIÓN 35 COMPARACIÓN DE TENDENCIAS EN EJE ESTE, NORTE Y COTA UGE3

En las Ilustración 36, Ilustración 37 e Ilustración 38, se muestra la comparación gráfica entre los compósitos utilizados y el modelo estimado, para UGE1, UGE2 y UGE3, respectivamente.

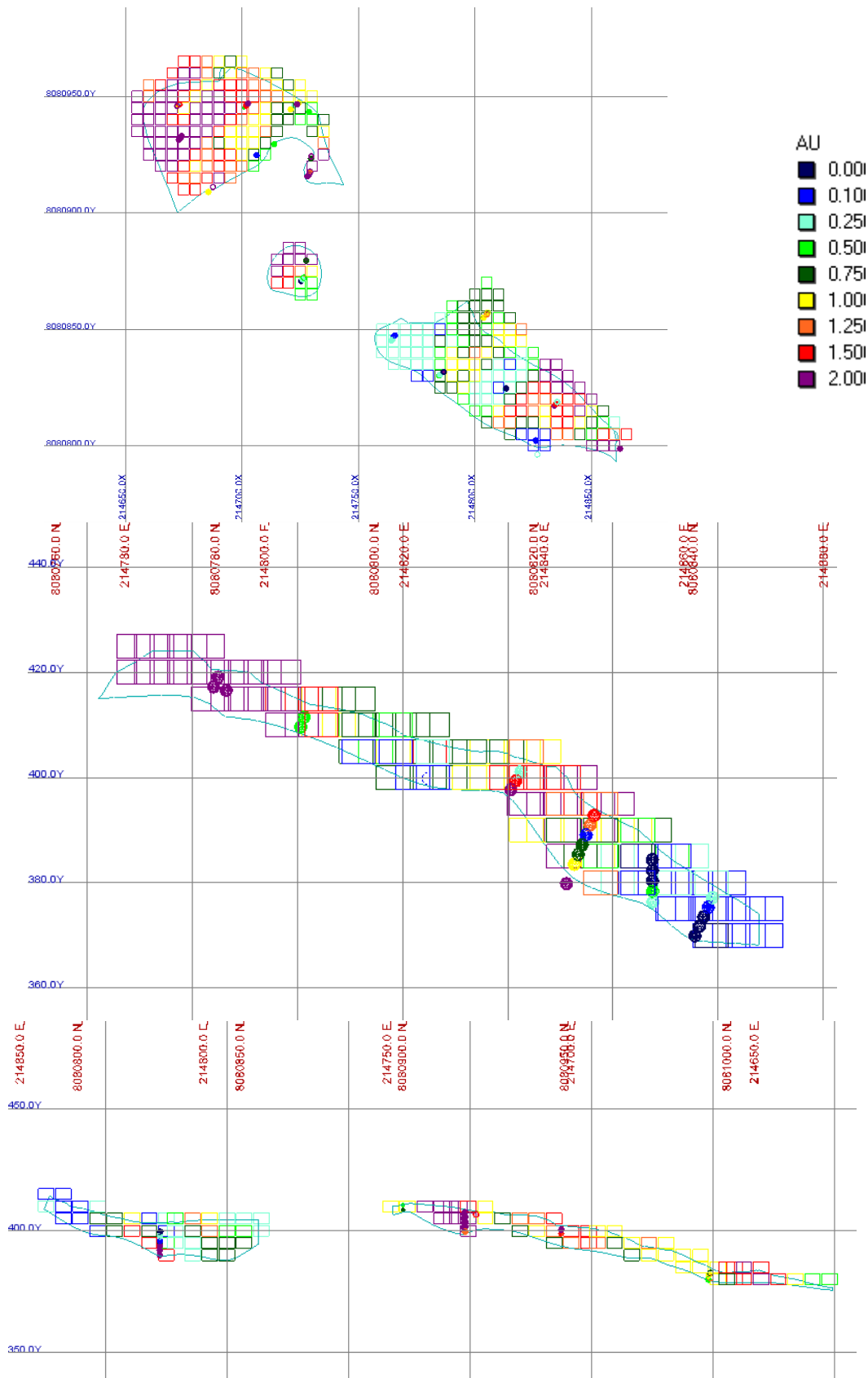


ILUSTRACIÓN 36 COMPARACIÓN GRÁFICA ENTRE COMPÓSITOS Y MODELO UGE1

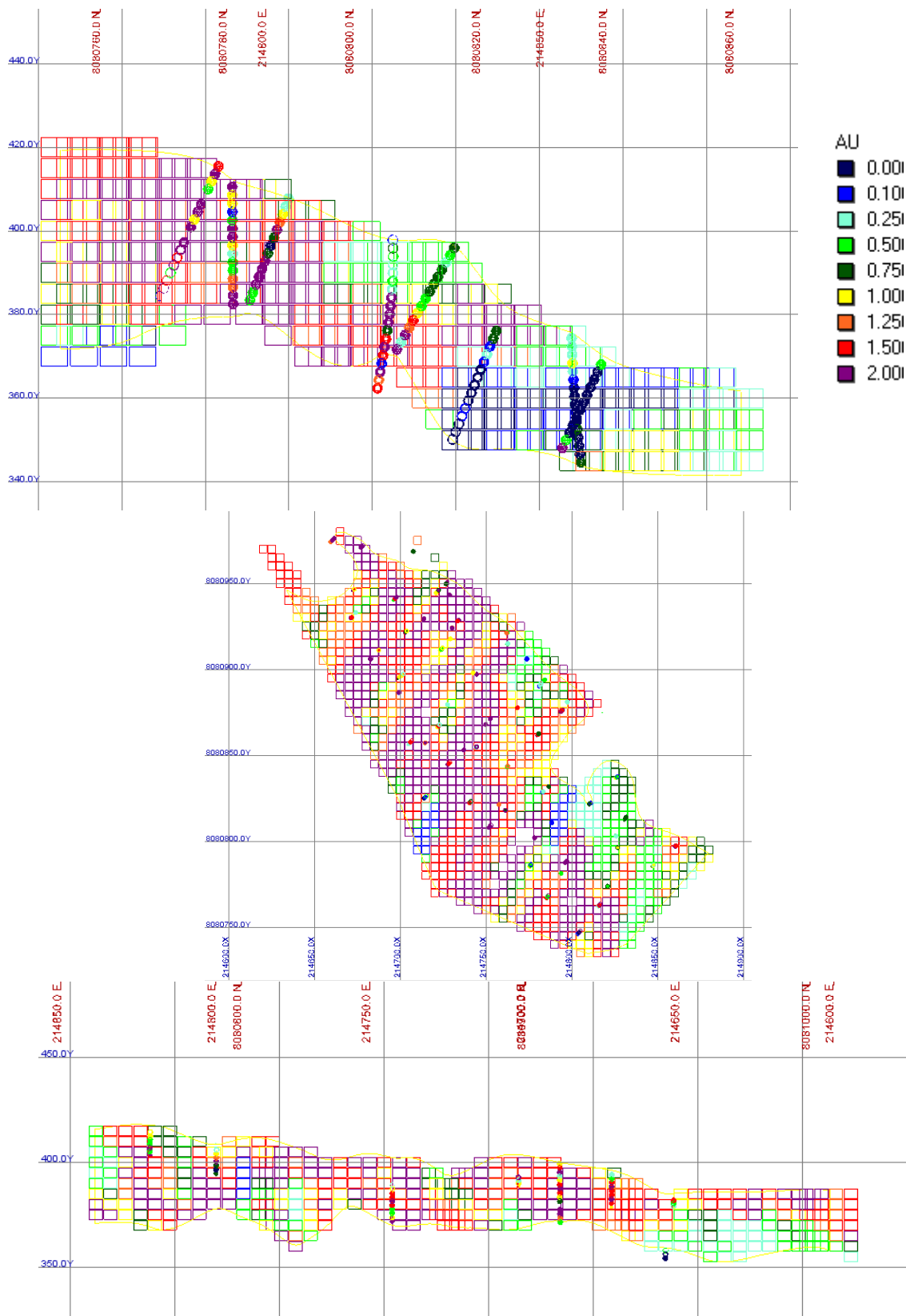


ILUSTRACIÓN 37 COMPARACIÓN GRÁFICA ENTRE COMPÓSITOS Y MODELO UGE2

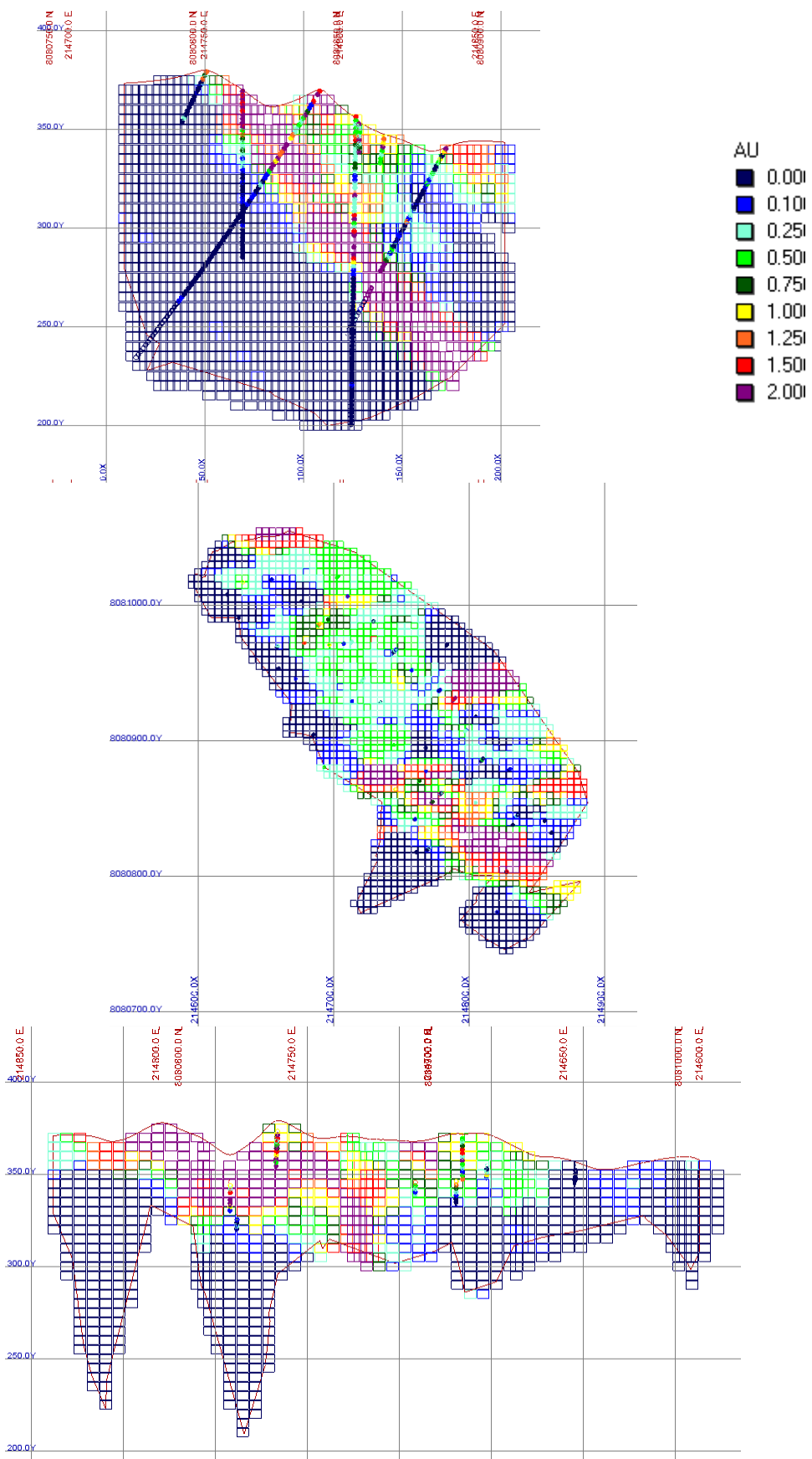


ILUSTRACIÓN 38 COMPARACIÓN GRÁFICA ENTRE COMPÓSITOS Y MODELO UGE3

Al revisar las distintas comparaciones podemos decir que el modelo está validado. Ahora bien, como es de esperar, al realizar la estimación mediante kriging ordinario hay un grado de suavizamiento, esto se aprecia en la disminución del coeficiente de variación (

Tabla 12) y en los gráficos de tendencias (

Ilustración 33,

Ilustración 34 e

Ilustración 35) con respecto a las medias. Recordar que son los datos desagrupados y que para desagrupar se consideró todos los datos, tal vez sea mejor realizar desagrupamiento por UGE, en el caso de la UGE3 hay varias zonas con muy poca información en especial en zonas de baja ley y profundas.

2. Estudio caso base Simulación

Para realizar una comparación adecuada de la estimación mediante Kriging se debería tener la realidad. Como no se tiene esto se realiza una simulación que se comporte como ésta.

Para cada UGE estudiada se realiza la simulación de la ley de oro. Para generar estas simulaciones se utilizan los datos desagrupados, se utilizará una simulación secuencial gaussiana.

2.1. Anamorfosis

La anamorfosis consiste en transformar los datos de la variable en estudio a datos de distribución normal con media 0 y varianza 1, esquemáticamente:

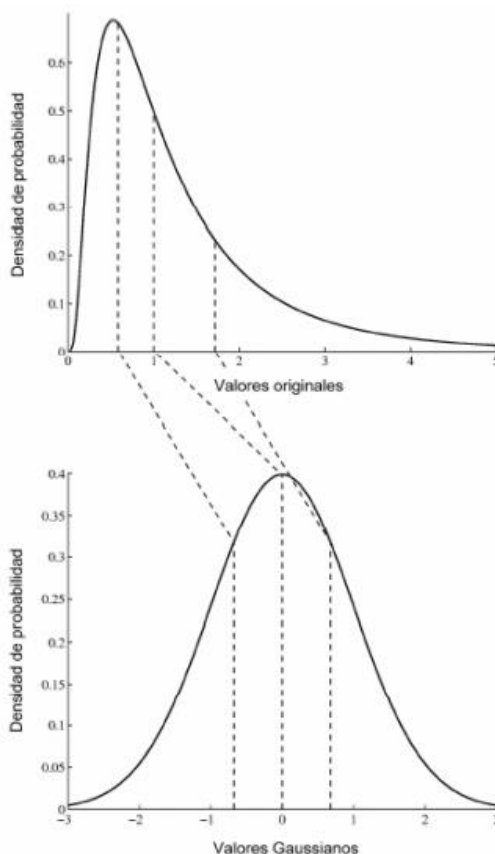


ILUSTRACIÓN 39 EJEMPLO DE ANAMORFOSIS DE VALORES DE DISTRIBUCIÓN DADA A VALORES GAUSSIANOS

Los datos de oro son transformados a una variable gaussiana, en las Ilustración 40, Ilustración 41 e Ilustración 42 se muestran los histogramas para las UGE 1, UGE 2 y UGE 3 respectivamente.

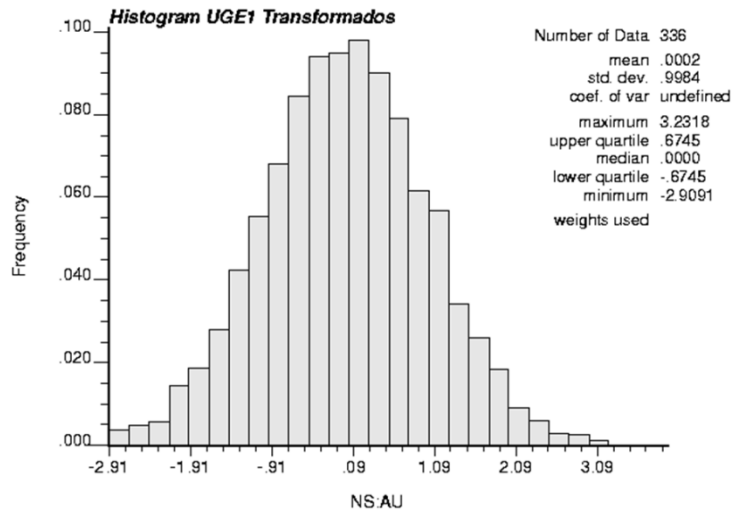


ILUSTRACIÓN 40 HISTOGRAMAS DE AU PARA LA UGE 1

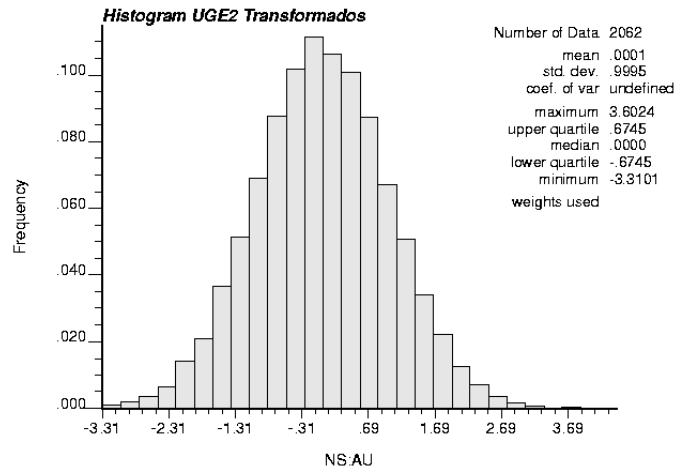


ILUSTRACIÓN 41 HISTOGRAMAS DE AU PARA LA UGE 2

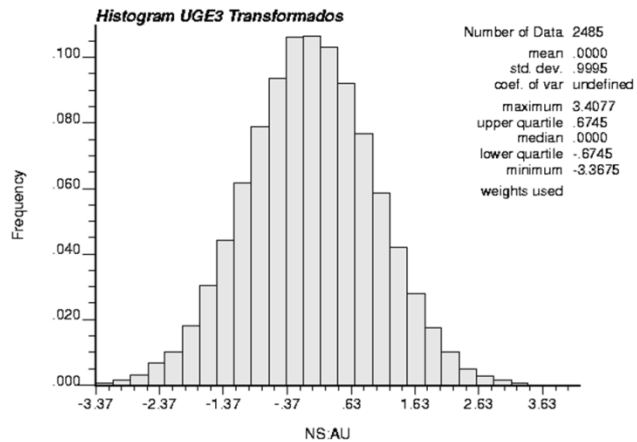


ILUSTRACIÓN 42 HISTOGRAMAS DE AU PARA LA UGE 3

2.2. Validación de la hipótesis multi-Gaussiana.

Para realizar la validación de los datos se utilizó el test consiste en graficar la raíz cuadrada del variograma experimental de los valores normales sobre el madograma (o variograma de orden 1) de los valores normales, esto es, la mitad del valor absoluto de las diferencias de los valores normales separados por una distancia h. Esta razón debería ser constante e igual a $\sqrt{\pi}$ (Chilès & Delfiner, 2012):

$$\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N(h)} (y(\mathbf{u}) - y(\mathbf{u}+\mathbf{h}))^2}}{\sum_{i=1}^{N(h)} |y(\mathbf{u}) - y(\mathbf{u}+\mathbf{h})|} = \sqrt{\pi}$$

En las Ilustración 43, Ilustración 44 e Ilustración 45 se puede observar que para las 3 UGE en estudio los datos transformados tienen un comportamiento (salvo a distancias muy pequeñas) compatible con la distribución multi-Gaussiana.

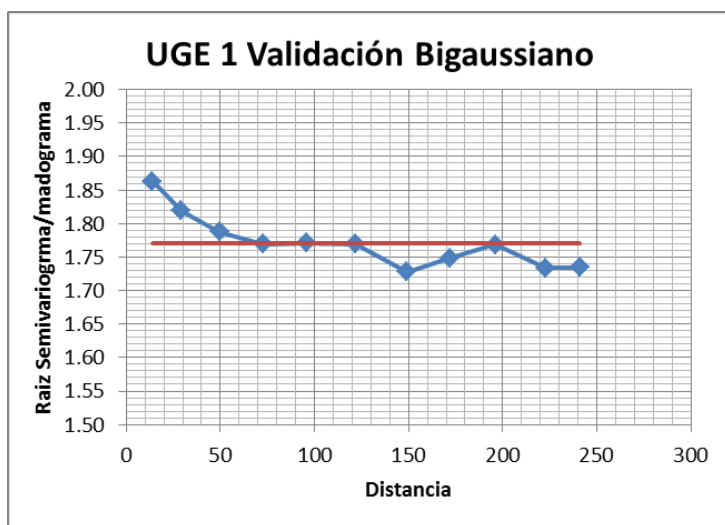


ILUSTRACIÓN 43 VALIDACIÓN DE LOS DATOS TRANSFORMADOS PARA LA UGE 1

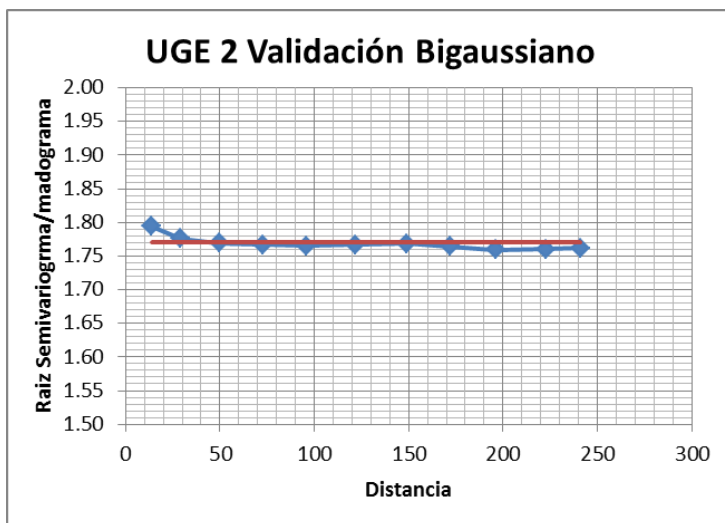


ILUSTRACIÓN 44 VALIDACIÓN DE LOS DATOS TRANSFORMADOS PARA LA UGE 2

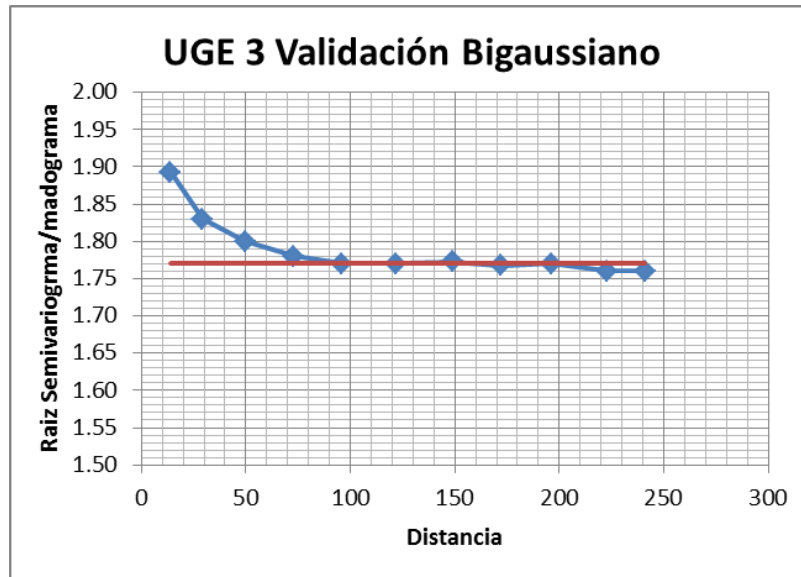


ILUSTRACIÓN 45 VALIDACIÓN DE LOS DATOS TRANSFORMADOS PARA LA UGE 3

2.3. Variogramas y modelos variográficos.

Una vez validada la transformación de los datos se realizó el estudio variográfico de estos para cada UGE estudiada, y luego se generaron los distintos modelos variográficos asociados.

En las Ilustración 46, Ilustración 47 e Ilustración 48 se muestran los variogramas experimentales para cada dirección y para las UGE 1, UGE 2 y UGE 3, respectivamente.

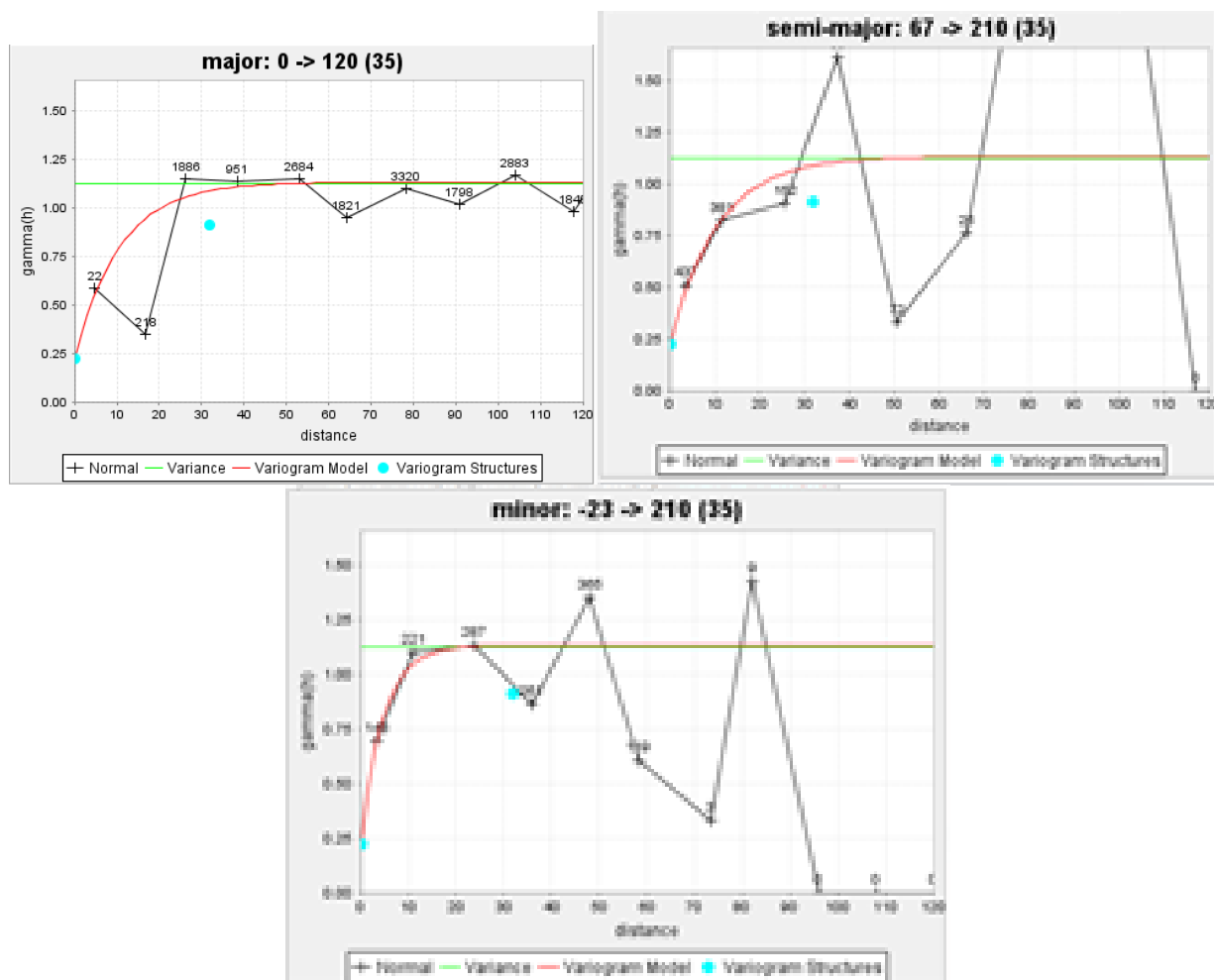


ILUSTRACIÓN 46 VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELOS GAUSSIANO PARA LA UGE 1

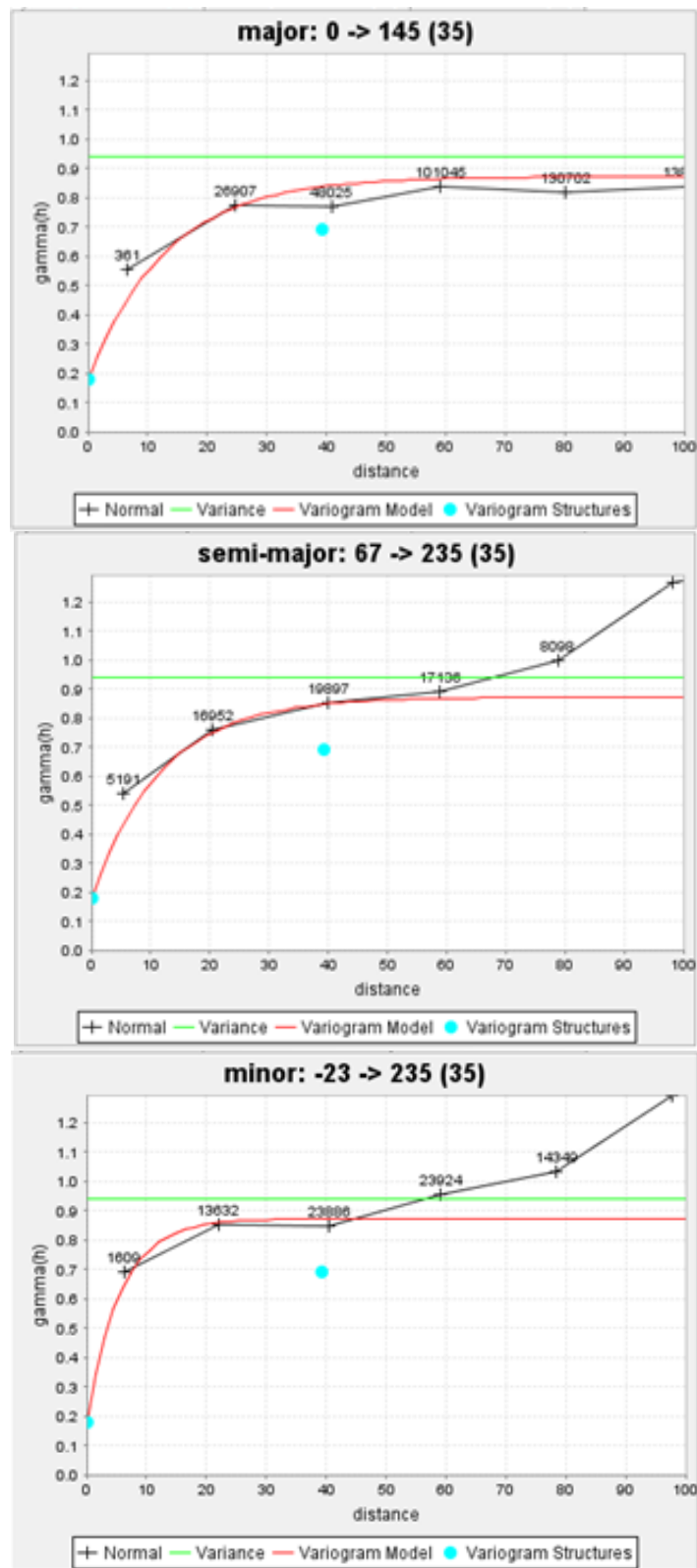


ILUSTRACIÓN 47 VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELOS GAUSSIANO PARA LA UGE 2

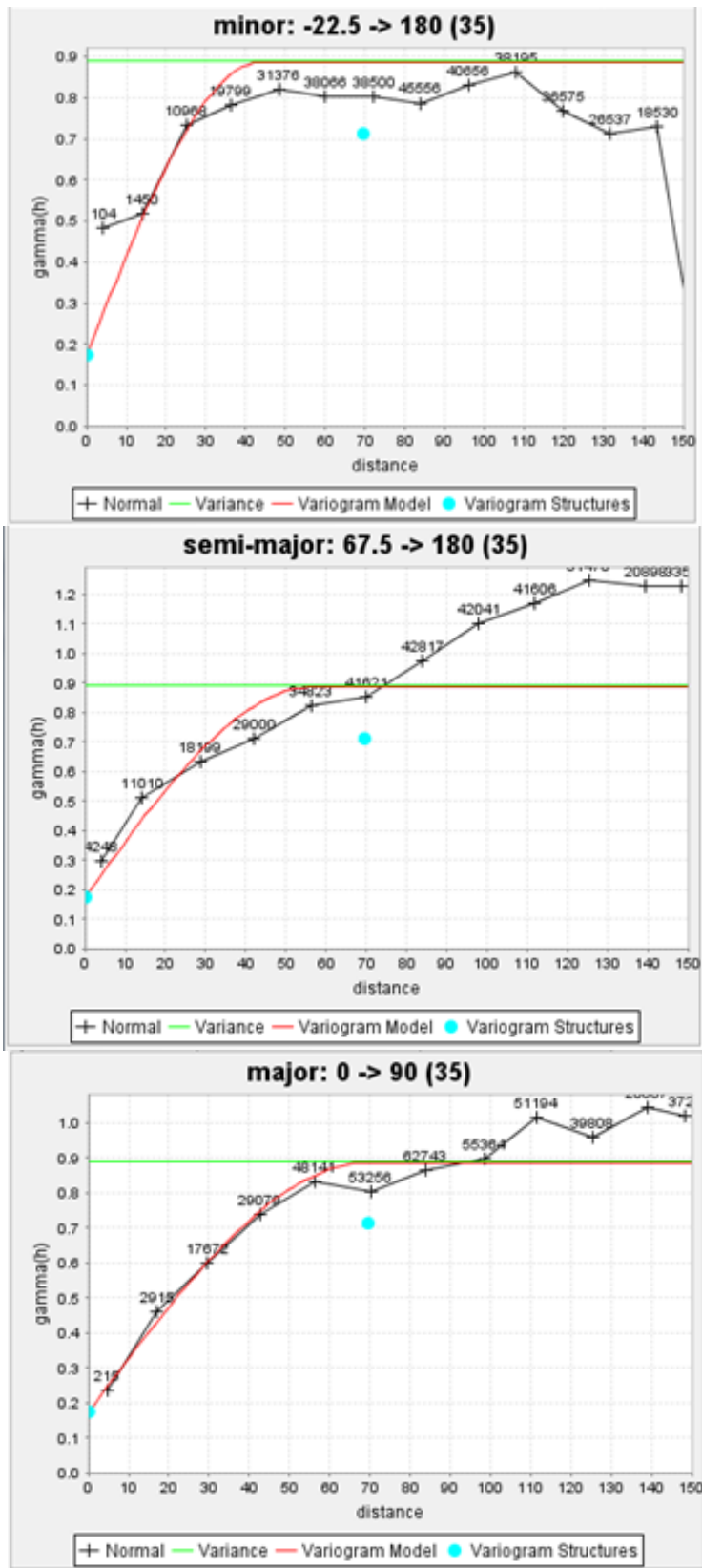


ILUSTRACIÓN 48 VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELOS GAUSSIANO PARA LA UGE 3

En la Tabla 13 se muestra los modelos variográficos obtenidos para las 3 UGE.

Caso	UGE	Z	X	Z	Efec Pep	Modelo	Meseta	AX	AY	AZ	Mes Tot	% Ep/Mt
0	1	30	-67	0	0.22	Exp	0.9	32	32	14	1.12	20%
0	2	55	-67	0	0.18	Exp	0.76	39	35	17	0.94	19%
0	3	0	-67.5	0	0.17	Esf	0.72	69	56	43	0.89	19%

Tabla 13 Modelos Variográficos datos gaussianos.

2.4. Simulación y resultados.

Al realizar una sola simulación en cada una de las UGE, se obtiene un solo caso que puede ser considerado como la realidad. Las estadísticas básicas y los histogramas son comparados con los compósitos originales desagrupados.

Hay que hacer una salvedad, cuando se realiza la grilla de simulación, ésta tiene un volumen mayor que los bloques dentro de los sólidos modelados, ya que es un rectángulo que cubre estos sólidos, por lo cual es muy probable que los datos simulados reflejen la realidad en esa grilla pero no necesariamente en los bloques seleccionados.

En la Tabla 14 se muestra las estadísticas básicas de los compósitos desagrupados y los bloques simulados seleccionados en cada UGE.

Estadística	Au Compositos Desagrupados			Au Simulados		
	UGE 1	UGE2	UGE3	UGE 1	UGE 2	UGE 3
Nº Datos	336	2062	2485	2340	15432	34964
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.335	1.428	0.792
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.607	2.050	2.208
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.203	1.435	2.786
Maximo	15.630	61.400	47.060	14.060	53.437	47.060
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.853	1.740	0.680
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.792	0.830	0.090
1er Cuartil	0.315	0.312	0.025	0.300	0.369	0.048
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tabla 14 Estadísticas básicas compositos desagrupados y modelos simulados.

Al comparar las estadísticas básicas de los compositos desagrupados y los datos simulados podemos observar que tienen un comportamiento bastante similar, reproduciendo de buena forma las estadísticas asociadas, aunque la UGE3 tiene un comportamiento más disímil que las UGE 1 y 2. Esto se puede deber al hecho de que la UGE 3 es la que tiene una mayor cantidad de datos y la grilla simulada tiene un volumen bastante mayor que el sólido utilizado en la selección.

3. Casos distintos errores en la estimación

3.1. Presentación de casos.

Se realizaron 9 casos para estudiar el comportamiento de distintos errores que se pueden generar en la estimación de recursos mediante kriging.

En la Tabla 15 se muestra los distintos casos.

CASO Nº	NOMBRE	OBSERVACIONES
1	Base Kriging sin sesgo	Se uso las mejores practicas para estimar mediante kriging ordinario.
2	Error muestreo 20%	Se considero un error de muestreo 20% aleatorio
3	Error muestreo 5%	Se considero un error de muestreo 5% aleatorio
4	Mal definición UGE	En la definición de UGE, se juntó UGE1 con UGE2
5	Modelo Isotropo	Se uso un variograma isotropo para interpolación.
6	Mal definición Anisotropia	Se utilizó una anisotropia que no era la correcta.
7	Muestreo preferencial	Se eliminaron el 20% de sondajes con menores ley promedio de Au.
8	Estimación sin capping de leyes	No se usó capping de leyes altas en ninguna UGE.
9	Mal definición parametros de kriging	Se usó el plan de kriging que generaba mayor sesgo.
10	Modelamiento de una UGE	se consideró una sola UGE en el yacimiento.

Tabla 15 Casos de estudios para comparación.

En este capítulo se muestran los principales resultados de cada caso. En los anexos está el detalle de cada uno de ellos.

3.2. Estudio exploratorio de datos.

El detalle de estos resultados está en el **ANEXO A: EDA**. En él se muestran las estadísticas básicas, histogramas, curvas de probabilidades y de tendencias.

Para el caso 2, podemos observar que la ley promedio para las UGE se mantiene casi igual, con menos de un 2% de diferencia tanto para los resultados sin y con capping. Las diferencias en el coeficiente de variación fueron menores a un 5% para los datos sin capping y a un 2% para los datos con capping.

Para el caso 3, podemos observar que la ley promedio para las UGE se mantiene casi igual, con menos de un 1.6% de diferencia tanto para los resultados sin y con capping. Las diferencias en el coeficiente de variación fueron menores a un 1% para los datos sin capping y a un 5% para los datos con capping.

Para los casos 4 y 10 no tiene sentido esta comparación ya que se juntaron UGE.

Para los casos 5, 6 y 9 no hay diferencias ya que se usaron los mismos datos del caso base, se modificaron parámetros que no tienen que ver con los datos de entrada.

Para el caso 7, podemos observar que la ley promedio para las UGE aumentó sobre un 13% y un máximo de 34% para la UGE 3 con capping, esto se debe a que gran

cantidad de datos en esta UGE originalmente eran leyes muy bajas (0.05 Au g/t). En el caso de las diferencias en el coeficiente de variación disminuyeron hasta un 11%.

Para el caso 8, podemos observar que la ley promedio para las UGE aumentó entre un 4 y 27% siendo la UGE 3 la que tiene mayor diferencia. Esto se debe a que gran cantidad de datos en esta UGE originalmente eran leyes muy bajas (0.05 Au g/t). En el caso de las diferencias en el coeficiente de variación aumentó entre un 14 y 58%.

En el caso de los histogramas, para las UGE 1 y 2 en todos los casos tienen un comportamiento de tipo lognormal, y con una sola moda, no así en el caso de la UGE 3 que tiene una moda en un rango específico de leyes (0.05 g/t Au): es la zona sin mineralización que, por defecto del laboratorio, tiene ese valor. Esto también se aprecia en el Caso 10 donde se juntaron las 3 UGE, ya que la UGE 3 es la que tiene mayor cantidad de datos.

En el caso de los gráficos de probabilidades en el caso de la UGE 1 y 2, tienen un comportamiento suave y un quiebre de pendiente para todos los casos estudiados, esto puede indicar una mezcla de poblaciones estadísticas pero no hay criterio geológico para analizar separarlas. En el caso de la UGE 3 hay un fuerte salto en la curva y se debe por la misma razón del párrafo anterior, calidad de precisión del muestreo que considera muchas leyes bajas con un valor 0.05 g/t Au, esto también se ve reflejado en el caso 10 donde se unieron las 3 UGE.

En el caso de gráficos de tendencia en ningún caso y para ninguna UGE se ve derivas, por lo cual no habría problema en usar kriging ordinario para realizar la estimación.

3.3. Variografía y modelos variográficos.

El análisis variográfico y el modelamiento de los distintos casos estudiados se muestran en detalle en el

ANEXO B: VARIOGRAFÍA Y MODELOS VARIOGRAFICOS.

En la Tabla 16 se muestran los modelos variográficos, en ella podemos observar que:

Para el caso 2 hubo un aumento en el efecto pepita (porcentualmente) para todas las UGE con respecto al caso base. Esto era esperable porque hubo un aumento con el error de muestreo y el efecto pepita se compone de un efecto intrínseco y error de muestreo. Además hubo un cambio en las direcciones de anisotropía leve en la UGE1 y UGE3 y fuerte en la UGE2, en los alcances de las direcciones principales hubo un cambio menor para el caso de la UGE 1 y 2, y en la UGE 3 en una dirección hubo un mayor cambio.

Para el caso 3 hubo un aumento porcentual en el efecto pepita para las UGE 1 y 2, no así en el caso de la UGE 3, esto se debe principalmente porque ésta tiene la gran mayoría de los datos con leyes muy bajas y el cambio porcentual de éstas no hace mucha diferencia real, las direcciones de anisotropía también tuvieron un cambio menor en la UGE 1 y 3, y en mayor grado para la UGE 2, los alcances en las direcciones principales se modificaron un poco en la UGE 1 y UGE 3, en el caso UGE 2 fue un cambio menor.

Caso	UGE	Z	X	Z	Efec Pep	Modelo	Meseta	AX	AY	AZ	Mes Tot	% Ep/Mt
1	1	45	-45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
1	2	55	-67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
1	3	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
2	1	45	-55	0	0.62	Esf	1.36	34	47	12	1.98	31%
2	2	67.5	0	0	1.25	Esf	1.95	32	19	15	3.2	39%
2	3	0	-55	0	0.5	Esf	1.67	39	49	26	2.17	23%
3	1	33.5	-55	0	0.7	Esf	1.61	32	32	10	2.31	30%
3	2	45	0	-55	1.15	Esf	1.93	30	18	16	3.08	37%
3	3	0	-55	0	0.42	Esf	1.59	45	50	30	2.01	21%
4	1	80	0	0	1.1	Esf	2.01	31	31	17	3.11	35%
4	2	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
5	1	0	0	0	0.55	Esf	1.49	25	25	25	2.04	27%
5	2	0	0	0	1.1	Esf	1.97	15	15	15	3.07	36%
5	3	0	0	0	0.45	Esf	1.7	31	31	31	2.15	21%
6	1	45	45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
6	2	55	67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
6	3	0	67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
7	1	22.5	-35	0	0.77	Esf	1.67	35	21	18	2.44	32%
7	2	45	-67.5	0	1.4	Esf	2.19	30	13	11	3.59	39%
7	3	22.5	-56	0	0.83	Esf	2.72	43	37	20	3.55	23%
8	1	12.5	0	0	1.5	Esf	1.71	44	39	26	3.21	47%
8	2	67.5	0	0	3.6	Esf	3.04	32	15	10	6.64	54%
8	3	11.5	-67.5	0	1.8	Esf	4.19	50	50	27	5.99	30%
9	1	45	-45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
9	2	55	-67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
9	3	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
10	1	33.5	-67.5	0	0.9	Esf	2.19	35	28	14	3.09	29%

TABLA 16 MODELOS VARIOGRAFICOS PARA CADA UGE Y CASO.

Para el caso 4, donde se agruparon las UGE 1 y 2, se aprecia que el efecto pepita es similar a la UGE 2 del caso base, esto se puede deber a que hay mayor cantidad de datos para la UGE 2 que la UGE 1. La dirección de anisotropía y los alcances de ésta son distintos al caso base, en el caso de la UGE 3 tiene los mismos valores que el caso base.

Caso 5, se utilizó una modelación isótropa para las 3 UGE, el efecto pepita es igual al caso base y los alcances en las distintas UGE son menores al alcance mayor y mayores al alcance menor de cada UGE, respectivamente.

Caso 6, se mantuvieron el valor del efecto pepita y los alcances de los variogramas del caso base, se modificaron las direcciones de anisotropía.

Caso 7, el porcentaje de efecto pepita sobre la meseta total aumenta en todas las UGE, esto se puede deber a que, al sacar el 20% de los sondajes con menores leyes y dejar aquellos con mayores leyes, hay mayor variabilidad y menos homogeneidad de los datos. El alcance de los variogramas también disminuye con respecto al caso base por lo mismo anteriormente descrito. Las direcciones de anisotropía son modificadas con respecto al caso base.

Caso 8, la proporción del efecto pepita aumenta considerablemente en todas las UGE, esto se debe al no usar capping de las leyes altas: hay una mayor variabilidad en las muestras cercanas, la meseta total también aumenta considerablemente en todas las UGE por este efecto de mayor variabilidad (recordar que el variograma es una diferencia al cuadrado entre leyes), por lo cual leyes altas generan mayor diferencias. Los alcances de los variogramas son similares al caso base, la dirección de anisotropía sufre cambios en todas las UGE.

Caso 9, no hay cambios ya que solo se modificó el plan de kriging.

Caso 10, al unir las 3 UGE y tratarla como una sola, la proporción del efecto pepita está entre el menor y mayor de las distintas UGE. La dirección de anisotropía es distinta a las determinadas en cada UGE y los alcances en las distintas direcciones están entre el mayor y menor en cada dirección.

3.4. Parámetros de kriging.

Para determinar los mejores parámetros de kriging se utilizó la herramienta de validación cruzada y los criterios definidos en el capítulo IV punto 1.7, Parámetros de Kriging.

En la Tabla 17 se muestra el plan de kriging para cada caso. En la estimación se utilizó en el radio de búsqueda 3 veces el alcance de variograma en las direcciones de anisotropía.

CASO	UGE	Mínimo	Maximo
1	1	4	8
1	2	4	16
1	3	4	8
2	1	4	24
2	2	4	16
2	3	4	24
3	1	4	24
3	2	4	16
3	3	4	8
4	1	4	16
4	2	4	8
5	1	4	24
5	2	4	16
5	3	4	16
6	1	4	24
6	2	4	24
6	3	8	16
7	1	4	16
7	2	4	24
7	3	4	16
8	1	4	40
8	2	8	16
8	3	4	24
9	1	8	24
9	2	8	40
9	3	4	40
10	1	4	24

Tabla 17 Plan de kriging distintos casos de estudio.

En el **ANEXO C: PARÁMETROS DE KRIGING** se muestra el detalle de cada caso base en la elección de los mejores parámetros de estimación.

En el caso 9, se utilizaron los parámetros que generaban mayor sesgo para realizar la comparación con el modelo original.

3.5. Cubicación de los modelos.

La cubicación de los modelos se presentan con detalle en el **ANEXO D: CUBICACIÓN DE MODELOS**. Se realizó la cubicación total y por UGE, además de las curvas tonelaje ley.

En la Tabla 18 se muestra la cubicación de los modelos con una ley de corte de 0, en todos los casos los tonelajes totales y de cada UGE son iguales porque se estimó completamente el modelo.

CASO	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau
	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz
1	15881522	0.914	466808	447045	1.295	18607	4387757	1.434	202251	11046720	0.692	245950
2	15881522	0.911	465287	447045	1.278	18368	4387757	1.458	205718	11046720	0.679	241201
3	15881522	0.906	462751	447045	1.288	18513	4387757	1.460	205979	11046720	0.671	238260
4	15881522	0.918	468588	447045	1.292	18572	4387757	1.447	204066	11046720	0.692	245950
5	15881522	0.924	471707	447045	1.290	18544	4387757	1.444	203702	11046720	0.702	249462
6	15881522	0.940	479746	447045	1.309	18810	4387757	1.462	206224	11046720	0.717	254711
7	15881522	1.094	558809	447045	1.598	22962	4387757	1.635	230624	11046720	0.859	305224
8	15881522	1.084	553502	447045	1.388	19956	4387757	1.532	216190	11046720	0.894	317357
9	15881522	0.929	474589	447045	1.292	18565	4387757	1.479	208608	11046720	0.697	247416
10	15881522	0.966	493035	447045	1.333	19156	4387757	1.420	200284	11046720	0.770	273594

Tabla 18 Cubicación de modelos a ley de corte de Au a 0 g/t.

Caso 2, 3, 4, 5, 6 y 9 en el total y todas la UGE tienen una diferencia en onzas menor al 5% con respecto al caso base.

Caso 7 y 8, en el total tienen una diferencia en onzas cercana al 20% con respecto al caso base.

Caso 10 tiene en el total una diferencia del 6% y de un 11% para la UGE 3 en onzas con respecto al caso base.

3.6. Validación de modelos estimados.

Se realizó la comparación estadística, de tendencias y gráfica entre el modelo de bloques y los compósitos utilizados en cada caso. El detalle de estos resultados se encuentra en el

ANEXO E: VALIDACIÓN DE MODELOS.

En todos los casos los resultados indican que los modelos se comportan adecuadamente con respecto a los compósitos utilizados.

4. Comparación de resultados

4.1. Comparación global de los modelos de bloques

Se realizó una comparación global de cada modelo a distintas leyes de corte (0, 0.5, 0.7 y 1.0 g/t de Au) y se determinó la diferencia de tonelaje, ley media de Au y fino de Au en onzas. Con ello se busca ver cómo afectaría en los recursos los distintos errores de la estimación.

En la Tabla 19 se muestra la cubicación para distintas leyes de corte, total y para cada UGE, de tonelaje, ley media y onzas asociadas.

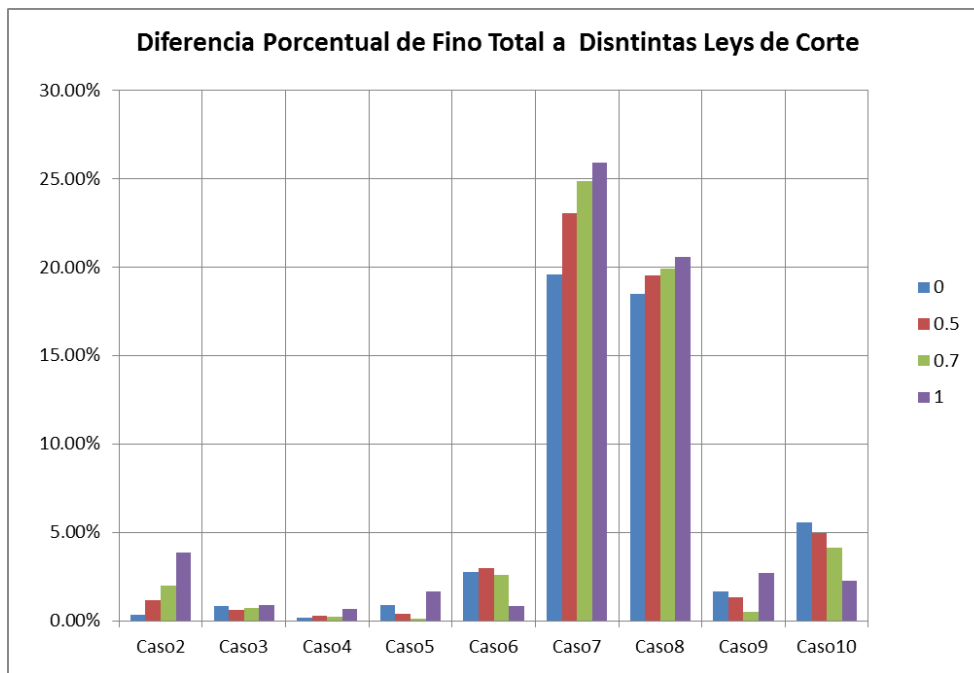


ILUSTRACIÓN 49 COMPARACIÓN DE FINO DE AU ENTRE CASO BASE Y MODELOS TOTAL.

	CutOff	CASO BASE KO			CASO 2			CASO 3			CASO 4			CASO 5		
		Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau
		Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz
TOTAL	0.0	15903482	0.915	467835	15903482	0.912	466361	15903482	0.907	463804	15881522	0.918	468588	15903482	0.923	471957
	0.5	8150534	1.632	427725	8826824	1.489	422645	8325466	1.588	425159	8241200	1.619	428997	8943959	1.493	429303
	0.7	6799668	1.839	402013	7327008	1.672	393903	6956623	1.784	399096	6876612	1.823	403021	7487608	1.667	401425
	1.0	5336799	2.112	362358	5646316	1.919	348386	5485717	2.037	359199	5465568	2.075	364687	5819765	1.904	356330
UGE1	0.0	447045	1.295	18607	447045	1.278	18368	447045	1.288	18513	447045	1.292	18572	447045	1.290	18544
	0.5	346574	1.587	17680	374747	1.464	17638	382719	1.449	17829	368934	1.502	17820	369816	1.497	17797
	0.7	311826	1.697	17018	327850	1.586	16716	338374	1.559	16965	330979	1.605	17079	325048	1.620	16930
	1.0	243934	1.935	15172	251837	1.806	14626	262785	1.764	14904	255998	1.825	15017	254527	1.831	14983
UGE2	0.0	4387757	1.434	202251	4387757	1.458	205718	4387757	1.460	205979	4387757	1.447	204066	4387757	1.444	203702
	0.5	3622663	1.679	195513	3848485	1.622	200636	3842102	1.626	200810	3711524	1.656	197658	3830286	1.611	198422
	0.7	3224448	1.812	187809	3402572	1.755	192025	3425470	1.751	192794	3300315	1.788	189720	3393047	1.742	189988
	1.0	2604406	2.042	171017	2789437	1.955	175339	2810311	1.949	176088	2731980	1.984	174296	2802788	1.930	173926
UGE3	0.0	11046720	0.692	245950	11046720	0.679	241201	11046720	0.671	238260	11046720	0.692	245950	11046720	0.702	249462
	0.5	4160742	1.596	213518	4584881	1.379	203328	4081551	1.566	205498	4160742	1.596	213518	4734819	1.398	212861
	0.7	3245318	1.881	196221	3579554	1.600	184152	3176702	1.844	188373	3245318	1.881	196221	3763232	1.606	194337
	1.0	2477589	2.202	175373	2593583	1.890	157562	2401503	2.168	167368	2477589	2.202	175373	2762450	1.885	167421

	CutOff	CASO 6			CASO 7			CASO 8			CASO 9			CASO 10		
		Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau	Tonelaje	Ley Au	Fau
		Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz	Ton	g/t	Oz
TOTAL	0.0	15903482	0.940	480721	15903482	1.094	559601	15903482	1.084	554496	15903482	0.930	475596	15903482	0.966	493960
	0.5	9282054	1.476	440569	10072768	1.625	526301	9251351	1.719	511263	9434860	1.429	433411	9409646	1.484	448875
	0.7	7807708	1.643	412340	8810967	1.772	502089	7726771	1.941	482125	7907655	1.590	404121	7825922	1.664	418644
	1.0	6081368	1.869	365429	7129615	1.991	456275	6060956	2.242	436934	6003878	1.826	352533	6055548	1.904	370602
UGE1	0.0	447045	1.309	18810	447045	1.598	22962	447045	1.388	19956	447045	1.292	18565	447045	1.333	19156
	0.5	379661	1.488	18158	413107	1.699	22570	385652	1.559	19336	371303	1.489	17770	387787	1.489	18566
	0.7	336124	1.602	17318	377358	1.804	21882	334560	1.705	18342	325370	1.613	16871	345164	1.599	17750
	1.0	259744	1.823	15227	312234	2.002	20095	274057	1.896	16707	251783	1.838	14875	269876	1.811	15716
UGE2	0.0	4387757	1.462	206224	4387757	1.635	230624	4387757	1.532	216190	4387757	1.479	208608	4387757	1.420	200284
	0.5	4042040	1.560	202687	4235246	1.681	228942	3918196	1.681	211744	4131045	1.551	205970	3867939	1.568	194974
	0.7	3619322	1.671	194479	4066779	1.726	225621	3481208	1.816	203289	3772507	1.640	198944	3480508	1.675	187441
	1.0	2932258	1.864	175770	3508108	1.864	210191	2868768	2.022	186506	3122753	1.805	181194	2823314	1.867	169516
UGE3	0.0	11046720	0.717	254711	11046720	0.859	305224	11046720	0.894	317357	11046720	0.697	247416	11046720	0.770	273594
	0.5	4841377	1.406	218791	5412959	1.574	273998	4928793	1.762	279220	4911588	1.321	208665	5132981	1.420	234420
	0.7	3840168	1.618	199742	4355698	1.812	253802	3894243	2.073	259567	3791650	1.537	187354	3983844	1.660	212630
	1.0	2878834	1.876	173667	3298237	2.124	225208	2906604	2.493	232941	2618575	1.849	155703	2952793	1.946	184717

Tabla 19 Cubicación de modelos a distintas leyes de corte, Total y por UGE.

En la Ilustración 49 se muestra la diferencia de fino de Au en porcentaje absoluto entre el modelo del caso base y los distintos modelos estimados, para el total del modelo.

En ella podemos observar que solo dos casos superan en las distintas leyes de corte el 15% de diferencias de onzas de Au. Estos son el Caso 7, donde se eliminaron el 20% de los sondajes con menores leyes, y el Caso 8 donde no se usó capping en las leyes altas.

Los demás casos en general tuvieron menos del 5% de diferencia a distintas leyes de corte, los que indicaría que, en la comparación global, no se genera mayor sesgo.

En el caso de la UGE 1, en casi todos los casos las diferencias porcentuales de fino de oro son menores al 5%, excepto en los casos 7 y 8. El caso 7 varía entre 23% al 33% de diferencia, y en el caso 8 es alrededor del 10%, no se generan grandes cambios de fino debido principalmente que el volumen de la UGE es pequeño y que la distribución de leyes es bastante homogénea.

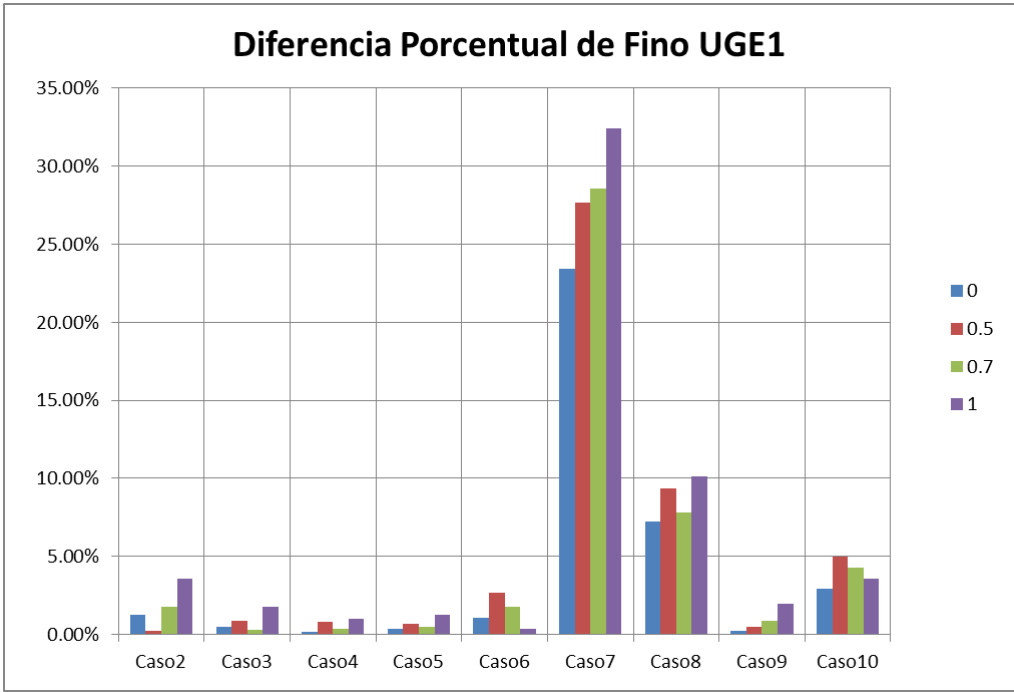


ILUSTRACIÓN 50 COMPARACIÓN DE FINO DE AU ENTRE CASO BASE Y MODELOS UGE 1.

En la UGE 2, los casos que tiene una diferencia porcentual de fino de oro sobre el 5% son el caso 7 sobre el 12% hasta 23%, el caso 8 alrededor del 8% y el caso 9 con un 6%.

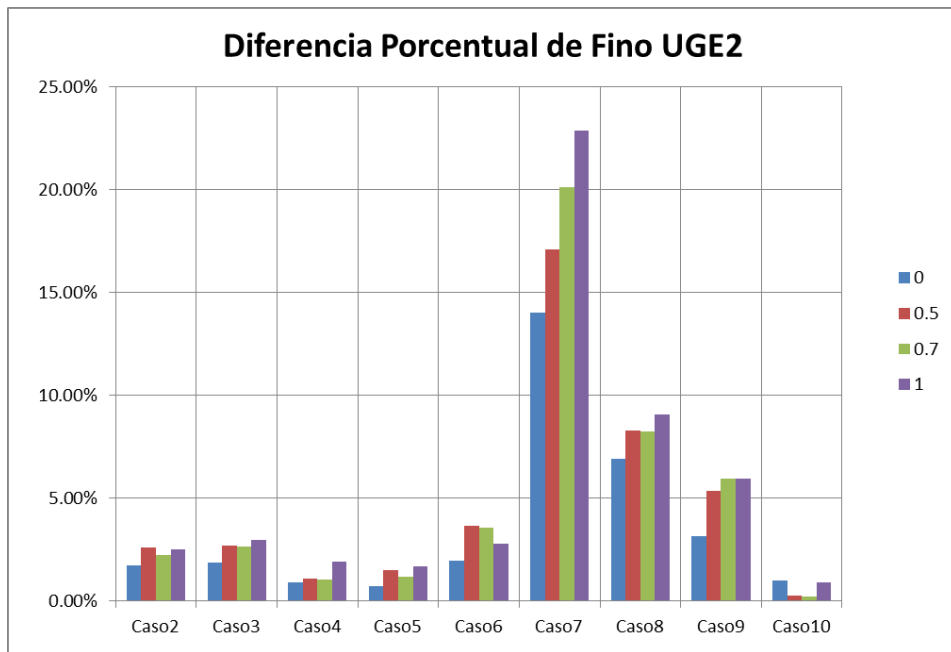


ILUSTRACIÓN 51 COMPARACIÓN DE FINO DE AU ENTRE CASO BASE Y MODELOS UGE 2.

Para la UGE 3 podemos apreciar que hay varios casos que superan el 5% de diferencia porcentual del fino de oro, caso 2, caso 7, caso 8, caso 9 y caso 10. Esto se debe principalmente a que es la UGE con mayor volumen y con la mayor cantidad de leyes bajas, por lo cual un cambio menor de ley genera una gran diferencia porcentual en el fino de oro.

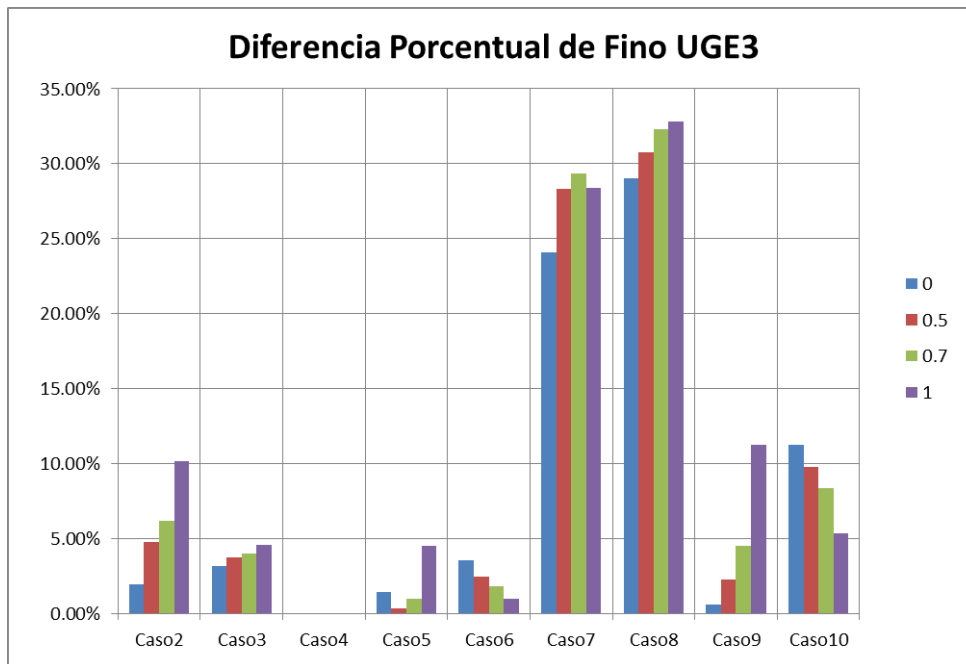


ILUSTRACIÓN 52 COMPARACIÓN DE FINO DE AU ENTRE CASO BASE Y MODELOS UGE 3.

4.2. Comparación mineral – estéril.

Se realizó una comparación bloque a bloque para ver si existiese un sesgo local, y no solo global. Para ello se hicieron nubes de correlación y además a las distintas leyes de corte se definió qué bloques iban a la planta, y cuáles a botadero. Se realizó una comparación entre los modelos y se determinó en cada uno de ellos qué porcentaje de acierto tenían con respecto al modelo del caso base.

En la Tabla 20 se muestra la regresión lineal que se obtuvo al comparar bloque con bloque del modelo caso base y los distintos modelos estimados. En el

ANEXO F: COMPARACIÓN DE MODELOS se presentan las distintas nubes de correlación.

Caso	Regresión Lineal
2	0.7674
3	0.8013
4	0.8562
5	0.6687
6	0.6208
7	0.5764
8	0.5424
9	0.7527
10	0.5508

Tabla 20 Coeficiente de determinación de la regresión lineal entre modelo caso base y modelos estimados.

Los casos que tienen una regresión lineal con coeficiente de determinación (R^2) sobre 0.8, son los casos 3 y 4. Aunque al realizar la comparación global solo los casos 7 y 8 tenían un gran sesgo y no así los otros casos, al comparar localmente se puede apreciar un mayor error. Esto se debe a que, en general, el fino global cuando se usan los mismos o similares compósitos en la estimación darán valores similares en la ley media global, pero no así en la comparación bloque a bloque.

En la Ilustración 53 se muestra el porcentaje de acierto de destino a planta o botadero en función de distintas leyes de corte de cada modelo comparado con el caso base para el modelo completo.

Solos los casos 2, 3 y 4 tienen un acierto sobre el 85% para todas las leyes de corte, el caso 4 tiene el mayor acierto pero esto se debe a que la UGE3 no se modifica y ésta es la que aporta mayor tonelaje. En el otro extremo los casos 7 y 10 son los que tienen menor porcentaje de acierto.

En la Ilustración 54 se muestra el porcentaje de acierto para la UGE 1, los casos que tuvieron mayor acierto son los casos 2, 3, 5 y 9, están sobre el 85% para todas las leyes de corte. Los que tienen menor acierto son los casos 6, 7 y 10, siendo el caso 7 el que tiene menor porcentaje de acierto con alrededor del 75%.

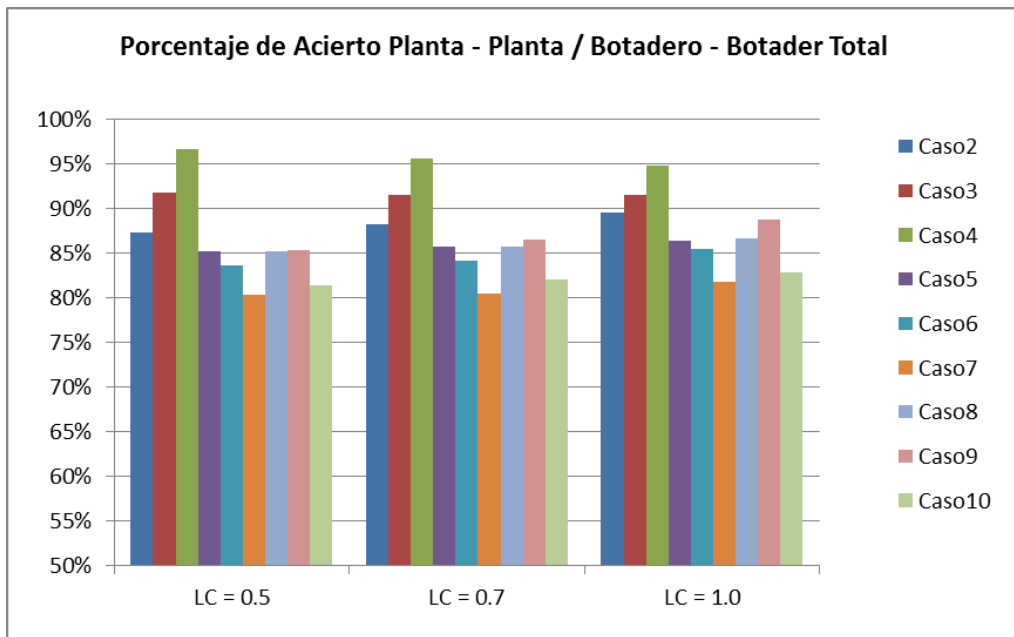


ILUSTRACIÓN 53 PORCENTAJE DE ACIERTO PLANTA – PLANTA / BOTADERO – BOTADERO TOTAL.

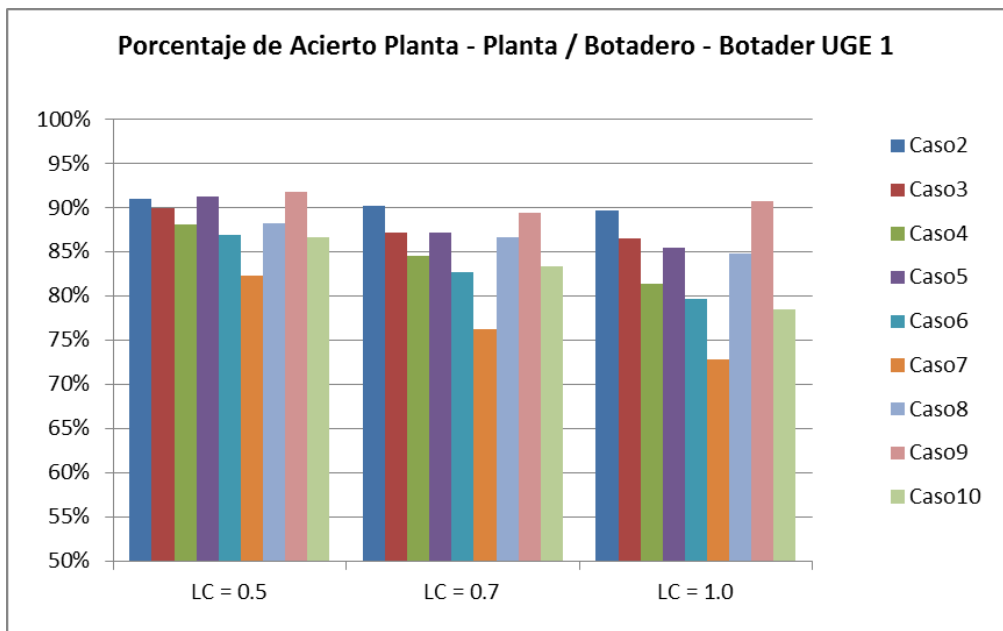


ILUSTRACIÓN 54 PORCENTAJE DE ACIERTO PLANTA – PLANTA / BOTADERO – BOTADERO UGE1.

En la Ilustración 55 se observa el porcentaje de acierto para la UGE 2. En todos los casos, al aumentar la ley de corte disminuye el porcentaje de acierto. Los casos con mayor acierto son 2, 3, 4 y 8 y los con peor acierto son los casos 7 y 10.

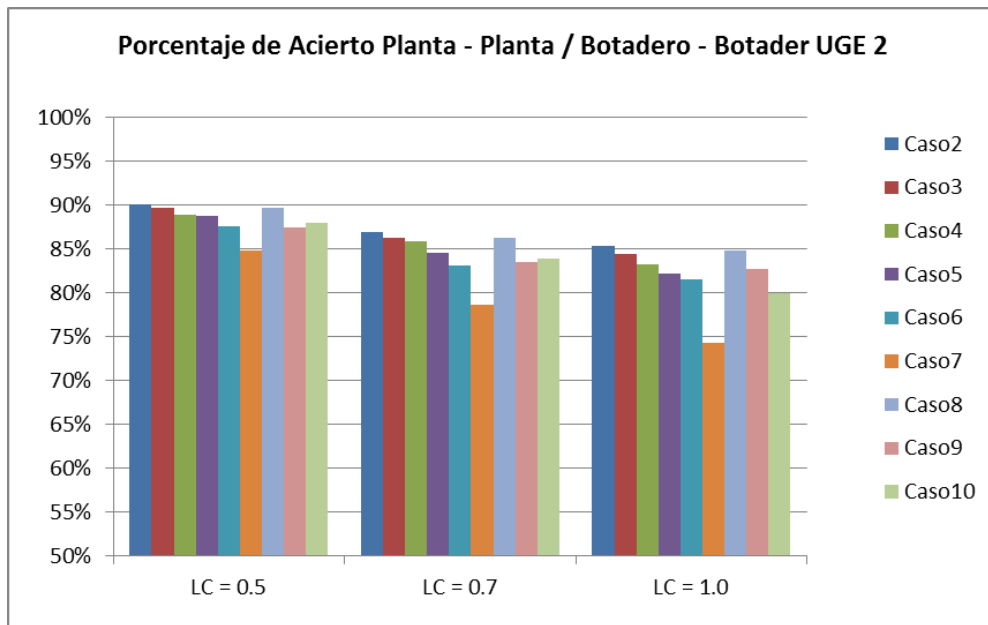


ILUSTRACIÓN 55 PORCENTAJE DE ACIERTO PLANTA – PLANTA / BOTADERO – BOTADERO UGE2.

En la Ilustración 56 se muestra el porcentaje de acierto en la UGE 3 a distintas leyes de corte. Los casos con mayor porcentaje de acierto son el 2, 3 y 9 (el 4 no se considera porque es el mismo que el caso base) que tienen sobre un 85% de acierto, los casos con menor acierto son el 7 y 10.

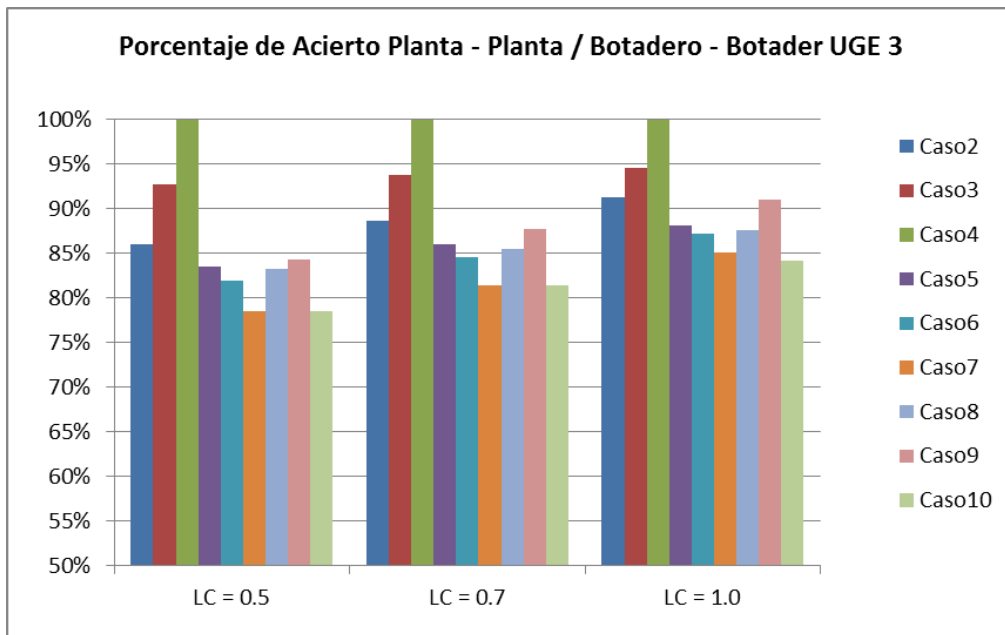


ILUSTRACIÓN 56 PORCENTAJE DE ACIERTO PLANTA – PLANTA / BOTADERO – BOTADERO UGE3.

En resumen, al realizar la comparación bloque a bloque, los casos que generan mayores diferencias locales son el 7 y 10, que es tener un muestreo preferencial y mezclar todas las UGE, en especial si las UGE que tienen leyes medias muy distintas.

4.3. Comparación Estadísticas básicas simulación y estimación de kriging.

Finalmente se realiza una comparación de estadísticas básicas de los bloques en cada UGE entre la simulación y cada uno de los casos estimados mediante Kriging, con ello se verá si existe un sesgo global. No tiene sentido realizar una comparación bloque a bloque ya que solo se realizó una simulación en cada UGE. En el

ANEXO G: COMPARACIÓN DE HISTOGRAMAS están los histogramas de cada UGE simulada.

Estadística	Au Simulados			Au Estimado Caso 1			Au Estimado Caso 2			Au Estimado Caso 3			Au Estimado Caso 4		
	UGE 1	UGE2	UGE3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3
Nº Datos	2346	15563	34964	2340	15432	34945	2340	15432	34945	2340	15432	34945	2340	15432	34945
Promedio	1.335	1.428	0.792	1.260	1.405	0.691	1.240	1.433	0.678	1.251	1.438	0.669	1.274	1.417	0.691
Desv. Std	1.607	2.050	2.208	0.894	0.999	0.974	0.755	0.879	0.809	0.736	0.872	0.942	0.777	0.921	0.974
Coef. Var	1.203	1.435	2.786	0.710	0.711	1.409	0.609	0.614	1.193	0.588	0.606	1.408	0.610	0.650	1.410
Maximo	14.060	53.437	47.060	4.728	6.994	6.395	4.619	6.243	5.580	4.821	6.149	5.814	4.737	6.426	6.409
3er Cuartil	1.853	1.740	0.680	1.780	1.949	0.888	1.707	1.978	0.938	1.652	1.993	0.851	1.748	1.980	0.888
Mediana	0.792	0.830	0.090	1.040	1.206	0.288	1.096	1.295	0.379	1.136	1.309	0.282	1.122	1.265	0.288
1er Cuartil	0.300	0.369	0.048	0.539	0.649	0.056	0.663	0.734	0.091	0.691	0.747	0.055	0.685	0.681	0.056
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.060	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.057	0.000	0.000

Estadística	Au Simulados			Au Estimado Caso 5			Au Estimado Caso 6			Au Estimado Caso 7			Au Estimado Caso 8		
	UGE 1	UGE2	UGE3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3
Nº Datos	2346	15563	34964	2340	15432	34945	2340	15432	34945	2340	15432	34945	2340	15432	34945
Promedio	1.335	1.428	0.792	1.253	1.420	0.700	1.282	1.442	0.716	1.553	1.619	0.858	1.341	1.505	0.887
Desv. Std	1.607	2.050	2.208	0.762	0.856	0.811	0.753	0.777	0.812	0.845	0.731	1.027	0.810	0.998	1.344
Coef. Var	1.203	1.435	2.786	0.608	0.603	1.159	0.588	0.539	1.134	0.544	0.452	1.197	0.604	0.663	1.514
Maximo	14.060	53.437	47.060	4.582	6.287	5.464	4.495	5.948	5.419	4.767	6.224	8.276	5.194	11.938	16.517
3er Cuartil	1.853	1.740	0.680	1.759	1.995	0.997	1.772	1.953	1.045	2.034	2.086	1.191	1.822	1.964	1.054
Mediana	0.792	0.830	0.090	1.130	1.290	0.397	1.151	1.331	0.408	1.422	1.507	0.484	1.213	1.333	0.424
1er Cuartil	0.300	0.369	0.048	0.633	0.727	0.078	0.699	0.825	0.088	0.905	1.081	0.120	0.685	0.777	0.128
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.000	0.000	0.000	0.136	0.072	0.000	0.000	0.009	0.000

Estadística	Au Simulados			Au Estimado Caso 9			Au Estimado Caso 10		
	UGE 1	UGE2	UGE3	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE 2	UGE 3
Nº Datos	2346	15563	34964	2340	15432	34945	2340	15432	34945
Promedio	1.335	1.428	0.792	1.259	1.462	0.696	1.334	1.398	0.769
Desv. Std	1.607	2.050	2.208	0.761	0.706	0.784	0.770	0.813	0.868
Coef. Var	1.203	1.435	2.786	0.605	0.483	1.127	0.577	0.582	1.129
Maximo	14.060	53.437	47.060	4.620	5.503	5.462	4.365	6.051	7.691
3er Cuartil	1.853	1.740	0.680	1.714	1.938	0.950	1.788	1.909	1.065
Mediana	0.792	0.830	0.090	1.118	1.397	0.422	1.213	1.276	0.449
1er Cuartil	0.300	0.369	0.048	0.671	0.911	0.140	0.749	0.766	0.166
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tabla 21 Comparación de estadísticas básicas del modelo simulado y los distintos casos estimados.

V. DISCUSIÓN

Cuando realizamos la estimación mediante kriging y seguimos una metodología tradicional de todos los sesgos que se estudiaron, los mayores errores se generan por tres causas principales: una mala definición de UGE, un muestreo focalizado en las zonas de alta ley y el no uso de capping en la estimación.

En la causa de mala definición de UGE, tenemos dos casos estudiados (el caso 4 y 10). En el primero se juntan 2 UGE, de las cuales algunos parámetros indican que se pudiesen juntar, en cambio en el caso 10 se juntaron las 3 UGE siendo una muy distinta a las demás (en términos de ley media, coeficiente de variación, histograma). En el caso 4 no se presentaron grandes diferencias en la comparación de finos globales o locales, no así en el caso 10 donde sí hubo diferencias tanto globalmente como localmente. Esto se debe principalmente a que se están mezclando valores muy distintos de leyes, lo que genera para ciertas UGE una disminución y para otra un aumento de sus leyes. Por lo anterior es muy importante definir de buena forma las UGE y diagnosticar el tipo de fronteras (duras o blandas), en especial si tenemos comportamientos muy distintos entre ellas.

El mayor sesgo que se generó es al usar un muestreo preferencial en zonas de alta ley. En general cuando se hace una campaña de sondajes y se encuentra una zona de alta ley, por un tema de mostrar buenos resultados y económico para la empresa se ejecutan una mayor cantidad de sondajes en esas zonas. Esto es muy común en la industria minera, en especial en empresas que desean vender sus proyectos como juniors o exploradoras. También al realizar una modelación de la mineralización sin criterio geológico sino por una ley de corte también generaría el mismo efecto de muestreo preferencial. Realizar una estimación con un muestreo preferencial puede generar grandes errores en la estimación y sobreestimar fuertemente el yacimiento. Así, en el caso 7, con tan solo disminuir un 20% los sondajes con las leyes menores hay un aumento sobre el 25% del fino de Au, y cuando se realiza la comparación local hay un error alrededor del 20% con respecto al caso base. A pesar de “desagrupar” los datos al asignarles ponderadores en función de su configuración geométrica, el kriging no logra corregir el sesgo provocado por un muestreo preferencial.

Cuando se realiza la estimación mediante kriging es muy aceptado utilizar un capping en las leyes altas. Al no usarlo se genera un sesgo con respecto a la estimación tradicional, aunque esto es bastante discutible ya que estas leyes altas pertenecen al conjunto de datos. Aunque no es muy usado en la industria, sería mejor trabajar con simulaciones condicionales y, con ello, generar un modelo simulado más ajustado al conjunto de datos existentes.

Con respecto a otros tipos de errores como usar variogramas omnidireccionales o anisotropías distintas al caso base, si se tienen suficientes datos (como es el caso) no se genera un sesgo global significativo. En el caso de la mala definición de anisotropía, se genera un sesgo local, por lo cual, cuando se estima en una mina explotada históricamente, lo más importante es determinar de buena forma la dirección de anisotropía para no generar un sesgo local que haga tomar malas decisiones de destino del material explotado.

El error de muestreo (no sistemático) no genera un gran sesgo local ni global. Se genera mayor sesgo cuando hay una menor densidad de datos (número de datos por unidad de volumen), en este caso en la UGE 3, por lo cual en etapas tempranas de exploración al no contar con gran información sí pudiese generar grandes sesgos.

VI. CONCLUSIONES

En los casos 2 y 3, al aumentar el error de muestreo se genera un aumento en el efecto pepita: a mayor error mayor el efecto pepita (proporcionalmente). Esto era de esperar ya que el efecto pepita se compone de dos partes, la primera por error de muestreo y la segunda una variabilidad intrínseca del yacimiento. En cambio, los alcances en las distintas direcciones se mantuvieron sin grandes cambios. No se genera sesgo global (cuando el error de muestreo no es sistemático), pero al tener menos densidad de datos aumenta este sesgo, se genera un grado de mal destino del bloque.

En el caso 4 una mala definición de UGE (aunque tengan estadísticas valores similares) genera un cambio en la dirección de anisotropía, los alcances y efecto pepita tienen un valor entre los alcances originales de las UGE.

En el caso 5 al usar un variograma isótropo, el efecto pepita y la meseta total se mantienen iguales que el caso base, en la comparación del modelo estimado no genera un gran sesgo global y cuando hay menor densidad de datos (UGE 3) hay un mayor sesgo local, y se definen mal los destinos del bloque.

En el caso 6 al definir una mala anisotropía se mantienen los alcances, efecto pepita y meseta total igual al caso base, esto no genera un sesgo global, pero si sesgos locales y a menor densidad de datos mayor el sesgo local.

En el caso 7 al tener un muestreo preferencial en zonas de altas leyes genera un aumento en el efecto pepita y en la meseta total. Esto era de esperar ya que al tener leyes más altas la diferencia cuadrática del variograma es mayor, además genera un fuerte sesgo global y local (entre 15 a 25% del fino) y una mala definición del destino de los bloques.

En el caso 8 al no usar capping en la estimación se genera un aumento en el efecto pepita y meseta total, ya que al tener valores muy altos la diferencia cuadrática es mucho mayor que en el caso base, además genera sesgo global y local en especial cuando la ley media de la UGE es baja.

En el caso 9 correspondiente a una mala definición de los parámetros de kriging, los variogramas son los mismos y no se genera sesgo global (en general, menor al 7%) para todas las UGE. Se genera un sesgo local, pero en general es uno de los menores comparados con todos los casos.

En el caso 10 de mala definición de UGE, hay una ponderación de los alcances, efecto pepita proporcional y un aumento en la meseta, se genera un sesgo global en especial en la UGE con ley media menor y un gran sesgo en el destino del bloque.

En definitiva, acorde al caso de estudio presentado, las mayores fuentes de errores en el modelo de recursos son el muestreo preferencial, seguido de la mala identificación de

unidades geológicas. En el primer caso (muestreo preferencial), los datos no son representativos del yacimiento, tanto en sus estadísticas como en su comportamiento espacial (variograma), lo que genera sesgos importantes en la estimación del recurso. Estos sesgos no se logran corregir (o solamente de forma muy parcial) por el kriging, a pesar de que este método "desagrupa" los datos al asignarles ponderadores en función de su configuración geométrica, lo cual se puede explicar porque los ponderadores de kriging no toman en cuenta el valor de los datos, característica clave en casos de muestreos preferenciales. En el segundo caso (mala identificación de unidades geológicas), se mezclan datos con comportamientos muy disímiles, que afecta el desempeño del kriging dentro de cada unidad geológica y, sobre todo, en las zonas de transición entre unidades geológicas. Por lo anterior, se pone en evidencia el carácter crítico de no usar un muestreo preferencial ni un modelamiento en función de leyes y de la definición de unidades geológicas y su validación mediante herramientas de análisis de contacto.

Los casos que generan menor error en la estimación son el uso de variogramas omnidireccionales en vez de los preferenciales y la mala definición de plan de Kriging.

Finalmente se recomienda en una estimación mediante Kriging y usando una metodología clásica de estimación de recursos, realizar una buena definición de las UGE y no usar una modelación por ley de corte u otro criterio de ley sino por criterio geológico.

Un estudio que puede complementar el trabajo actual es usar otros métodos de estimación (inverso a la distancia, vecino más cercano, etc.) para compararlos con estos resultados y ver cómo afecta en la estimación de leyes y cálculo de fino, ya que al usar inverso a la distancia o vecino más cercano es más rápido y fácil que usar Kriging.

VII. RECOMENDACIONES PRÁCTICAS

Para el muestreo preferencial, por una práctica de la industria geológica en general siempre se hace un muestreo preferencial, por lo cual no se tiene mucha injerencia en esto, pero al realizar la modelación al sacar datos pertenecientes a una UGE artificialmente se está generando el mismo efecto y esto si se puede tener control.

En el caso de las definiciones de UGE se recomienda siempre tener un criterio geológico para agrupar y/o separar datos, además siempre es muy importante considerar un análisis de contacto ya que esta herramienta te ayudara a definir de buena forma la unión o no de UGE.

Se recomienda utilizar un variograma omnidireccional en etapas tempranas explorativas geológicas (si no se cuenta aún con los datos o conocimiento para identificar direcciones preferenciales), ya que aunque se genera un sesgo este es uno de los menores según el estudio.

VIII. BIBLIOGRAFÍA

- Chilès, J.P, Delfiner, P., 2012. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty, 2nd edition. Wiley, New York.
- Emery, X, 2005. Variograms of order ω : a tool to validate a bivariate distribution model. *Mathematical Geology* 37(2), 163-181.
- Journel, A.G., Huijbregts, C.J., 1978. Mining geostatistics. Academic Press, London.
- Rossi, M.E., Deutsch, C.V., 2014. Mineral Resource Estimation. Springer, New York.
- Wackernagel, H., 2003. Multivariate Geostatistics: an Introduction with Applications. Springer, Berlin.

ANEXOS

ANEXO A: EDA

ESTADÍSTICAS BÁSICAS

CASO BASE N°1

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6 g/t	10.5 g/t	7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.316	1.314	0.608
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.329	1.683	1.331
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.010	1.281	2.189
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.000	10.500	7.000
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.025	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°2 ERROR 20% MUESTREO

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				5.5 g/t	11 g/t	7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.371	1.392	0.760	1.303	1.316	0.609
Desv. Std	1.666	2.509	2.560	1.309	1.718	1.335
Coef. Var	1.215	1.803	3.369	1.005	1.306	2.192
Maximo	18.490	73.557	44.566	5.500	11.000	7.000
3er Cuartil	1.837	1.669	0.456	1.837	1.669	0.456
Mediana	0.885	0.759	0.058	0.885	0.759	0.058
1er Cuartil	0.334	0.309	0.028	0.334	0.309	0.028
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°3 ERROR 5% MUESTREO

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				7.5 g/t	10.5 g/t	6.5 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.365	1.384	0.772	1.334	1.313	0.598
Desv. Std	1.586	2.389	2.654	1.406	1.683	1.287
Coef. Var	1.163	1.726	3.437	1.054	1.282	2.152
Maximo	15.317	63.119	45.789	7.500	10.500	6.500
3er Cuartil	1.930	1.650	0.466	1.930	1.651	0.466
Mediana	0.926	0.764	0.052	0.925	0.764	0.052
1er Cuartil	0.312	0.307	0.026	0.312	0.307	0.026
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°4 MAL DEFINICION UGE

Estadística	Au		Au Capping	
	UGE 1	UGE 3	UGE 1	UGE3
			11 g/t	7 g/t
Nº Datos	2398	2485	2398	2485
Promedio	1.381	0.774	1.326	0.608
Desv. Std	2.245	2.679	1.671	1.331
Coef. Var	1.626	3.460	1.261	2.189
Maximo	61.400	47.060	11.000	7.000
3er Cuartil	1.694	0.469	1.694	0.469
Mediana	0.784	0.050	0.785	0.050
1er Cuartil	0.313	0.025	0.314	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°5 OMNIDIRECCIONAL

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6 g/t	10.5 g/t	7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.316	1.314	0.608
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.329	1.683	1.331
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.010	1.281	2.189
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.000	10.500	7.000
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.250	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°6 MAL DEFINICIÓN ANISOTROPIA

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6 g/t	10.5 g/t	7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.316	1.314	0.608
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.329	1.683	1.331
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.010	1.281	2.189
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.000	10.500	7.000
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.250	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°7 20% menos sondajes

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6.5 g/t	11 g/t	11.5 g/t
Nº Datos	261	1677	1985	261	1677	1985
Promedio	1.701	1.575	0.958	1.641	1.493	0.820
Desv. Std	1.770	2.574	3.077	1.487	1.839	1.871
Coef. Var	1.041	1.634	3.180	0.906	1.232	2.283
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.500	11.000	11.500
3er Cuartil	2.237	1.850	0.695	2.237	1.850	0.695
Mediana	1.302	0.908	0.085	1.302	0.908	0.085
1er Cuartil	0.427	0.376	0.034	0.427	0.375	0.034
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

CASO N°8 Sin Capping

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6.5 g/t	11 g/t	11.5 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.367	1.384	0.774
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.584	2.377	2.679
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.159	1.717	3.460
Maximo	15.630	61.400	47.060	15.630	61.400	47.060
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.025	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

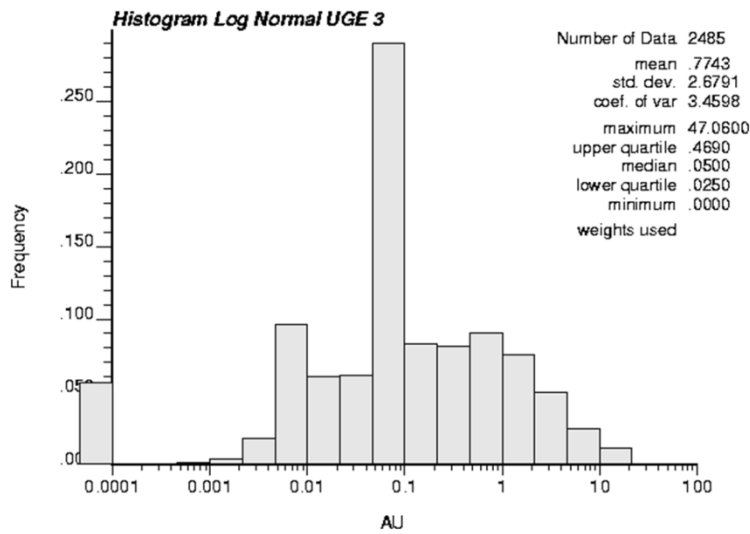
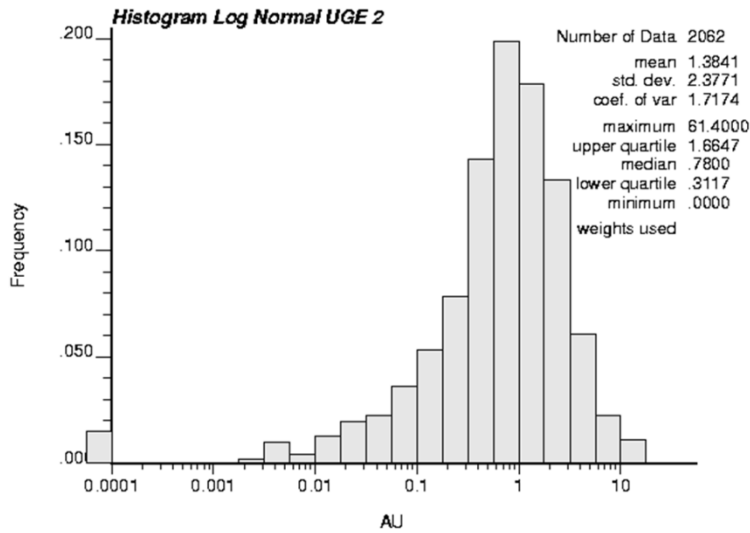
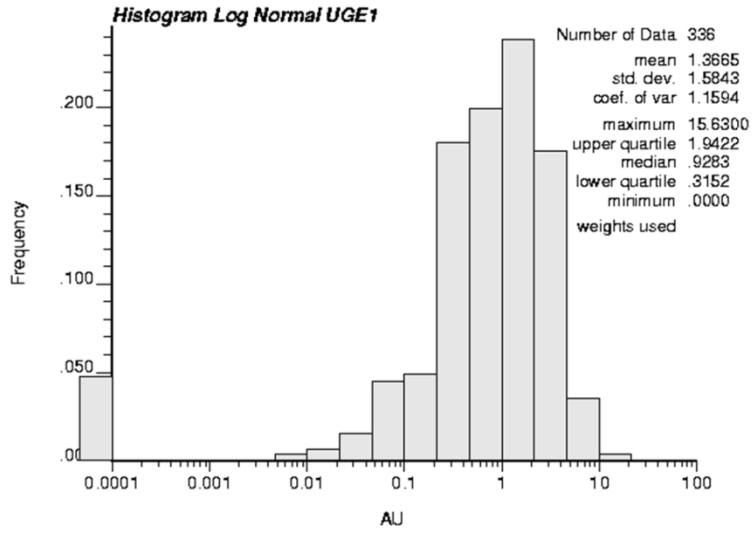
CASO N°9 Mal Definición de Vecindad

Estadística	Au			Au Capping		
	UGE 1	UGE 2	UGE 3	UGE 1	UGE2	UGE3
				6 g/t	10.5 g/t	7 g/t
Nº Datos	336	2062	2485	336	2062	2485
Promedio	1.367	1.384	0.774	1.316	1.314	0.608
Desv. Std	1.584	2.377	2.679	1.329	1.683	1.331
Coef. Var	1.159	1.717	3.460	1.010	1.281	2.189
Maximo	15.630	61.400	47.060	6.000	10.500	7.000
3er Cuartil	1.942	1.665	0.469	1.942	1.665	0.469
Mediana	0.928	0.780	0.050	0.928	0.780	0.050
1er Cuartil	0.315	0.312	0.250	0.315	0.312	0.025
Minimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

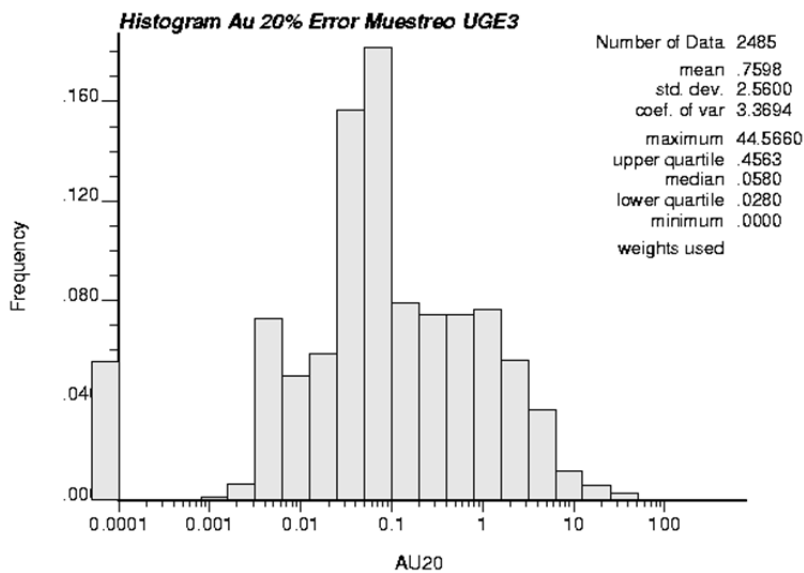
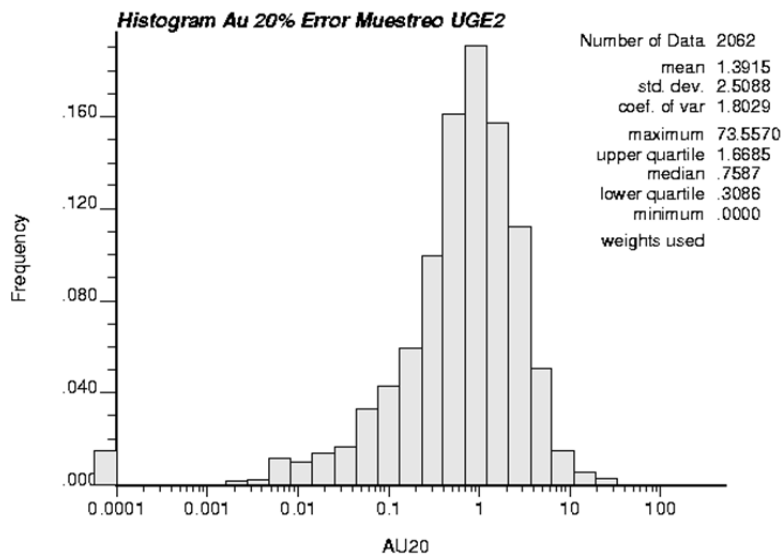
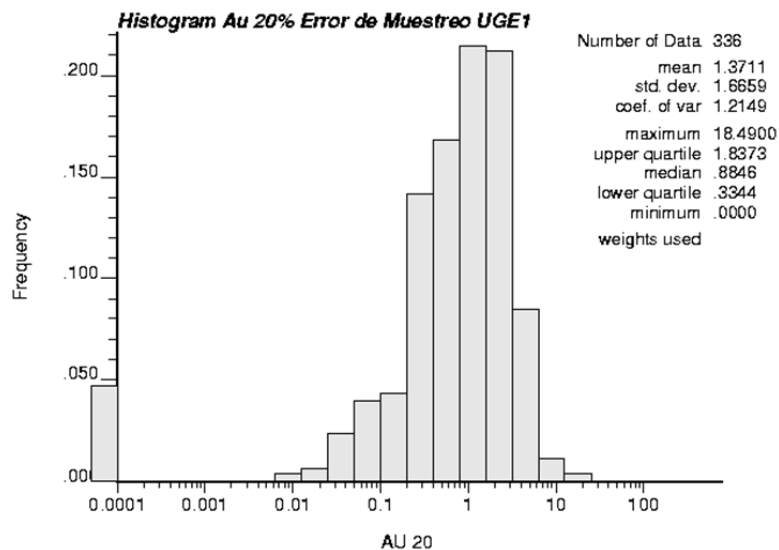
CASO N°10 Mal Definición de UGE

Estadística	Au	Au Capping
	UGE 1	UGE 1
		11 g/t
Nº Datos	4883	4883
Promedio	1.006	0.914
Desv. Std	2.539	1.672
Coef. Var	2.525	1.829
Maximo	61.400	11.000
3er Cuartil	1.033	1.033
Mediana	0.242	0.242
1er Cuartil	0.050	0.050
Minimo	0.000	0.000

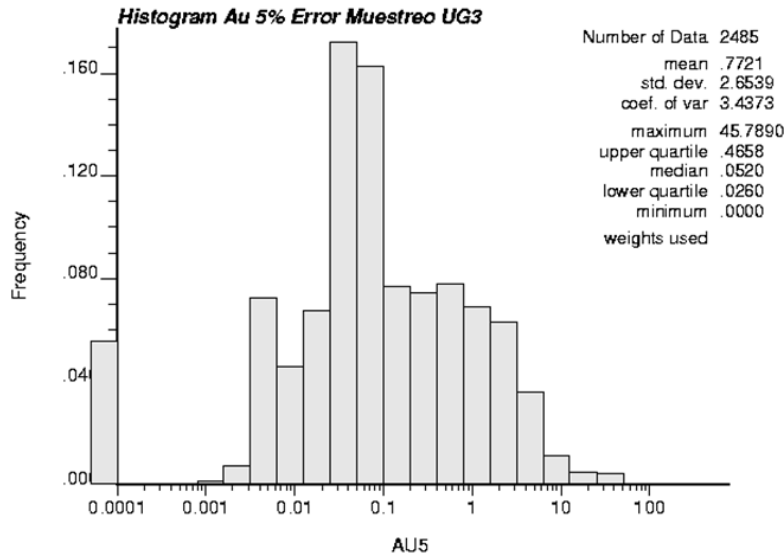
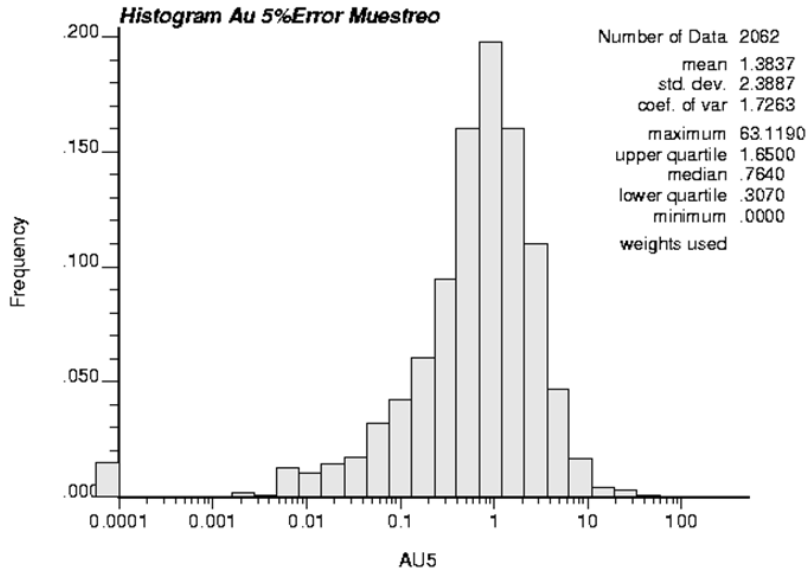
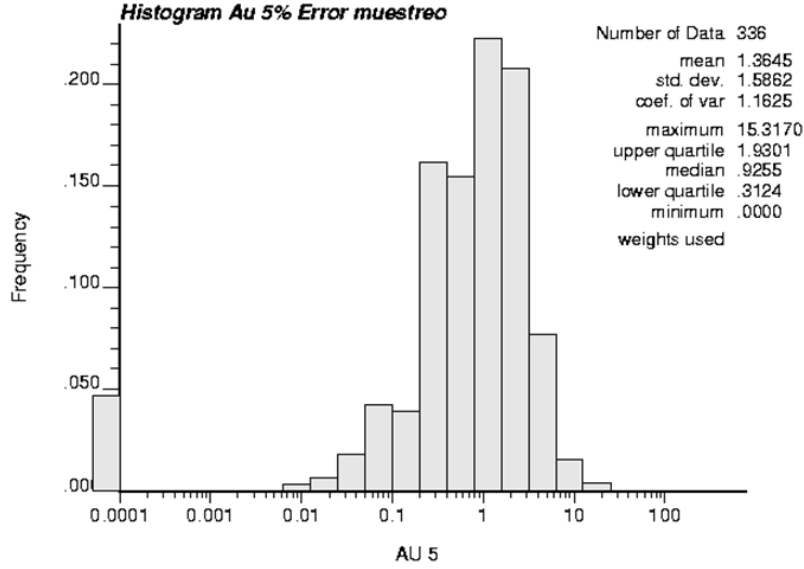
HISTOGRAMAS CASO N°1



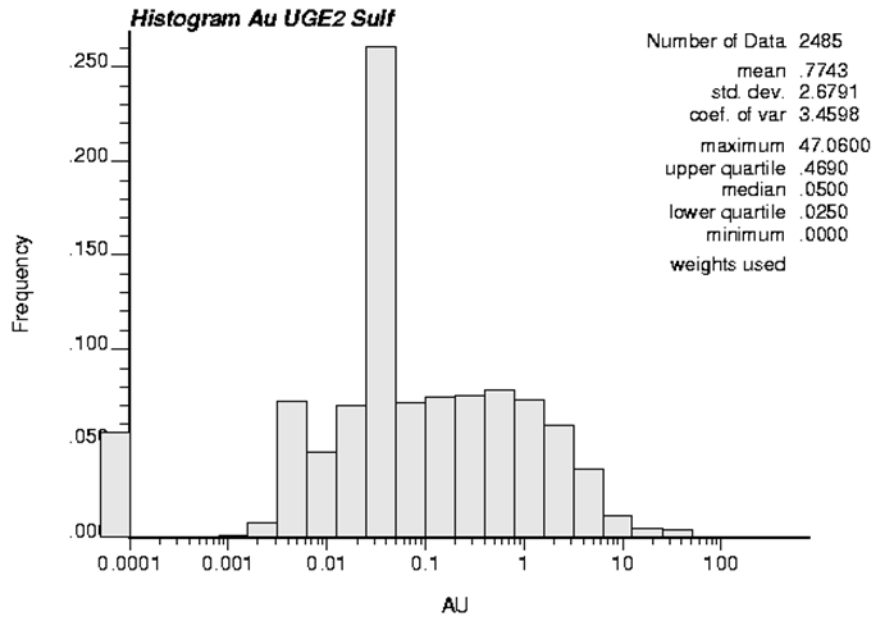
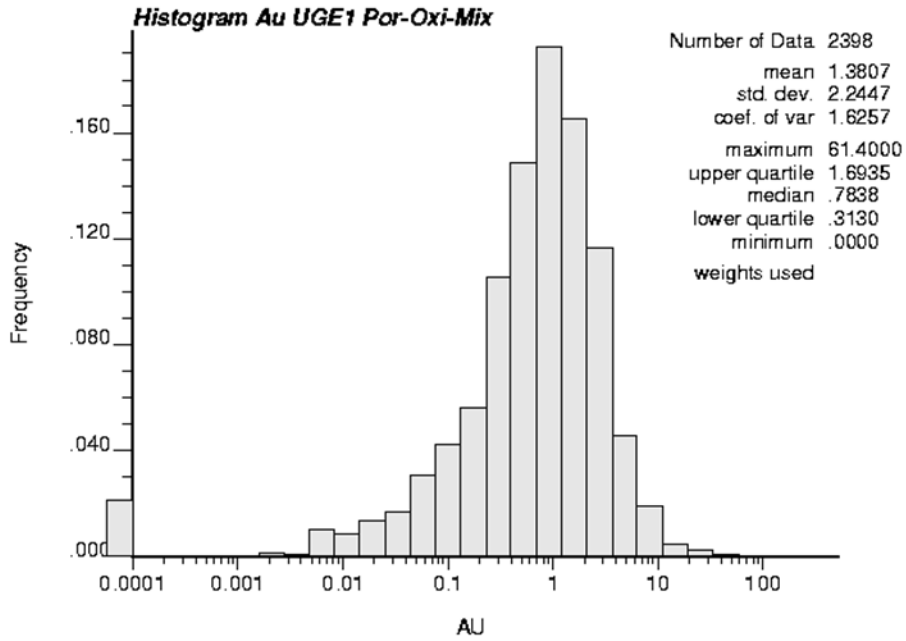
HISTOGRAMAS CASO N°2



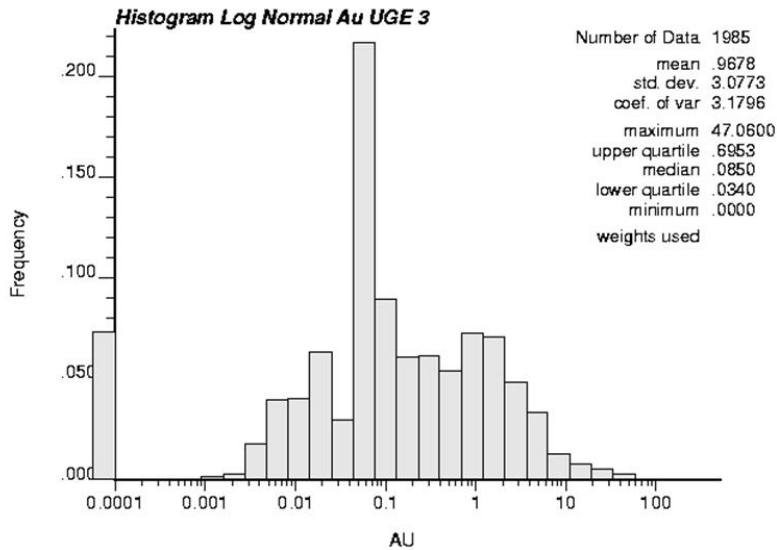
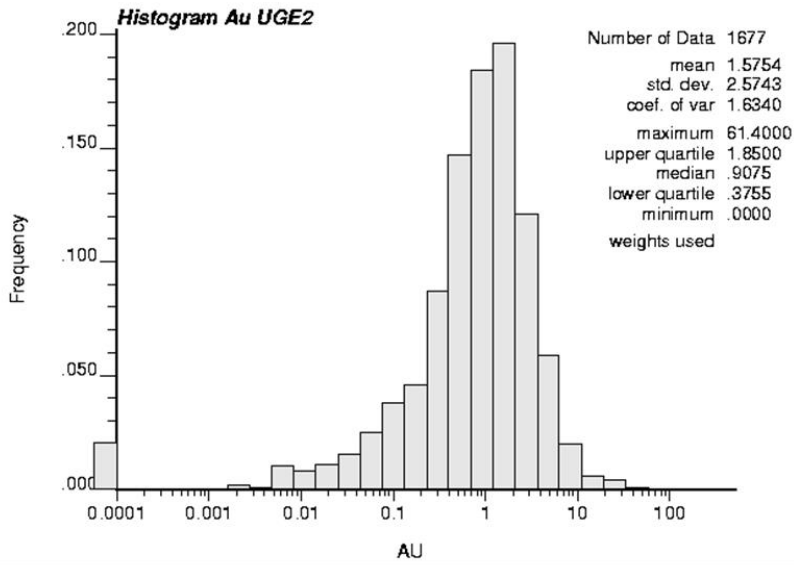
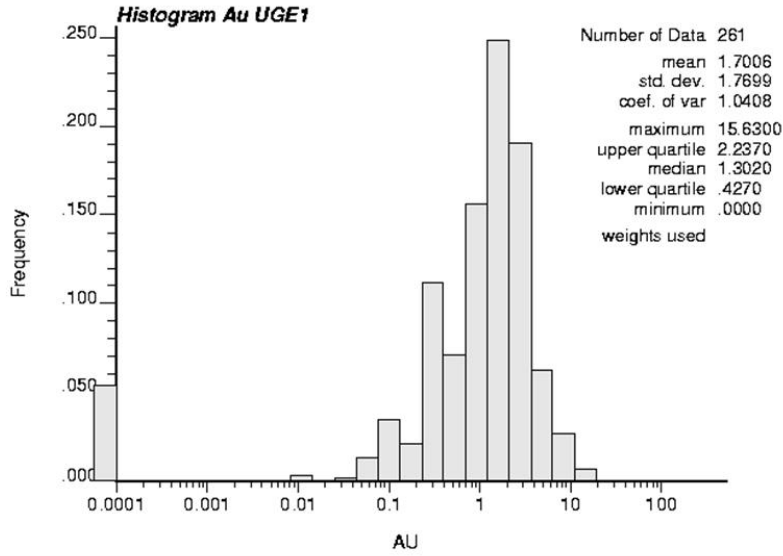
HISTOGRAMAS CASO N°3



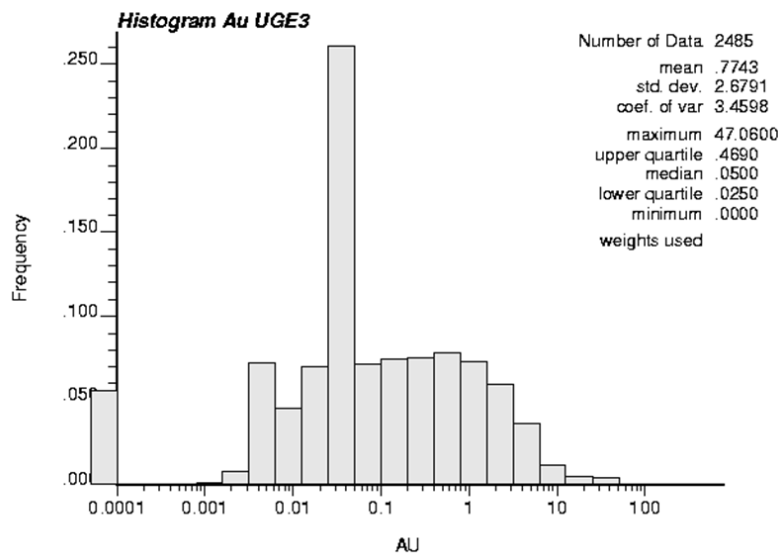
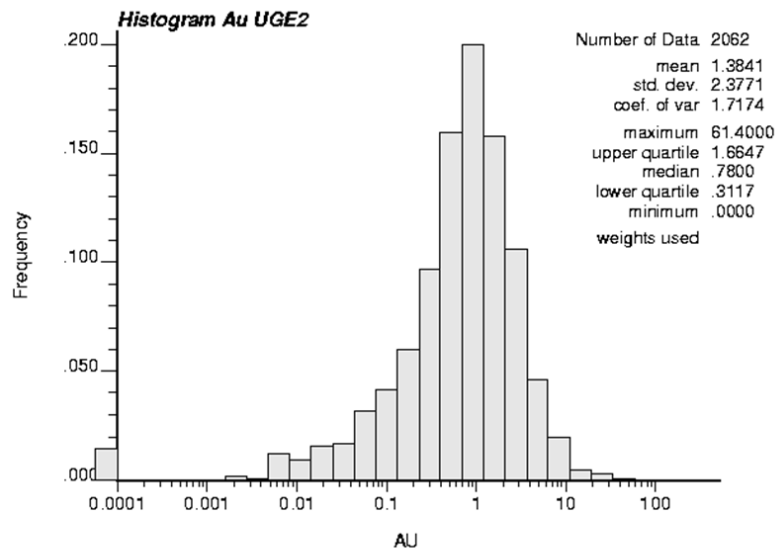
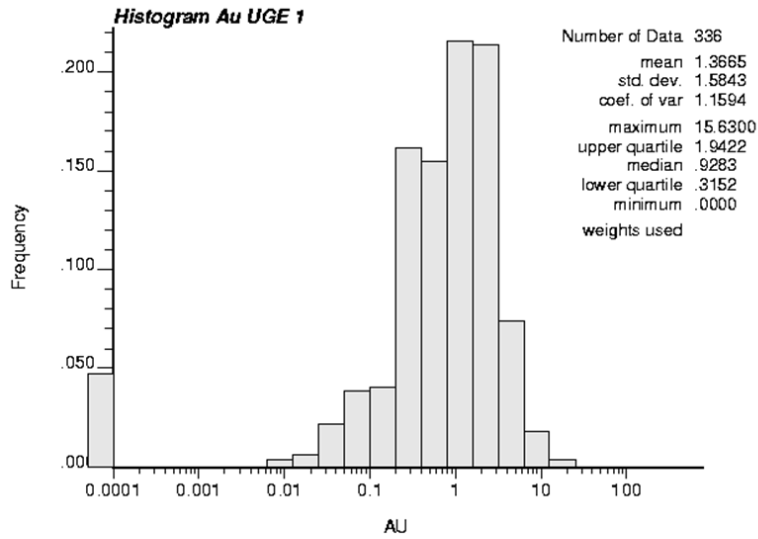
HISTOGRAMAS CASO N°4



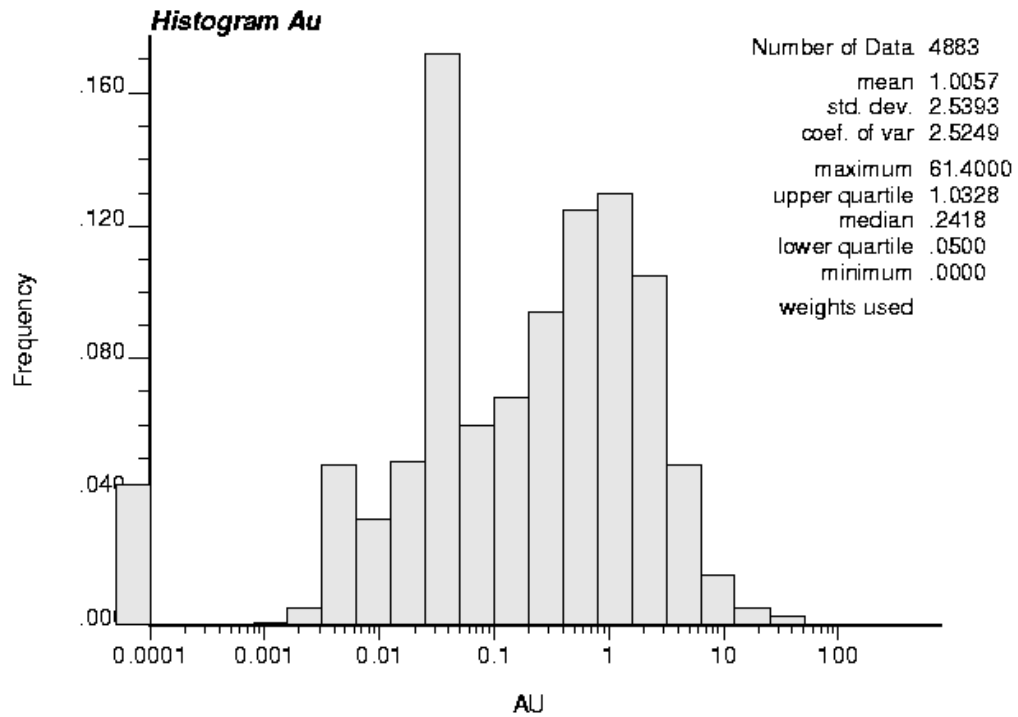
HISTOGRAMAS CASO N°7



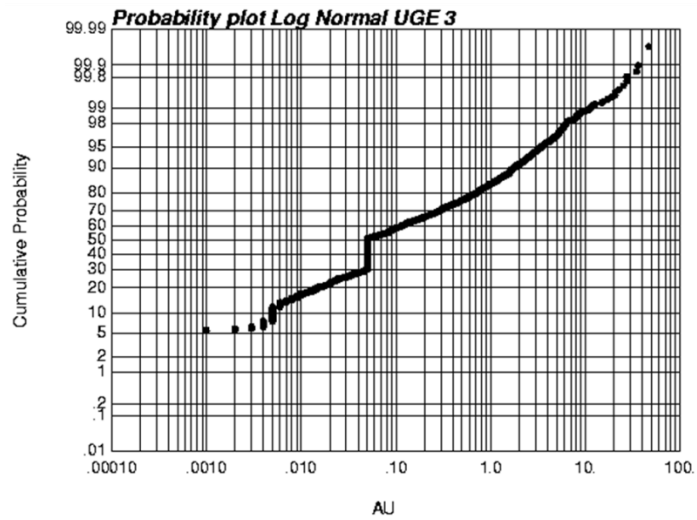
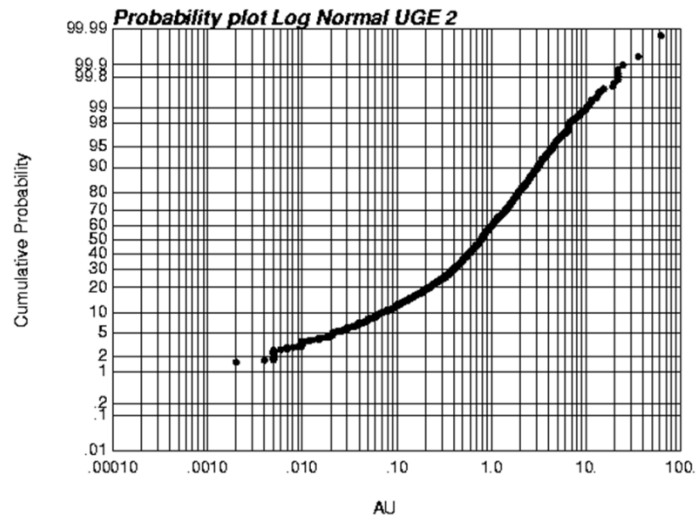
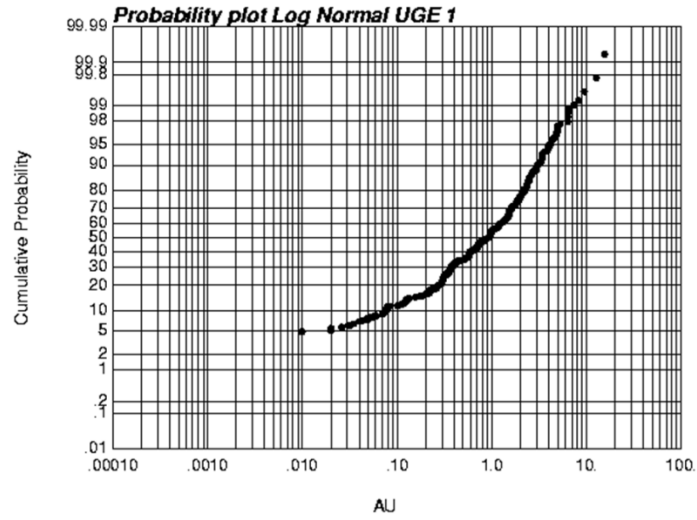
HISTOGRAMAS CASO N°8



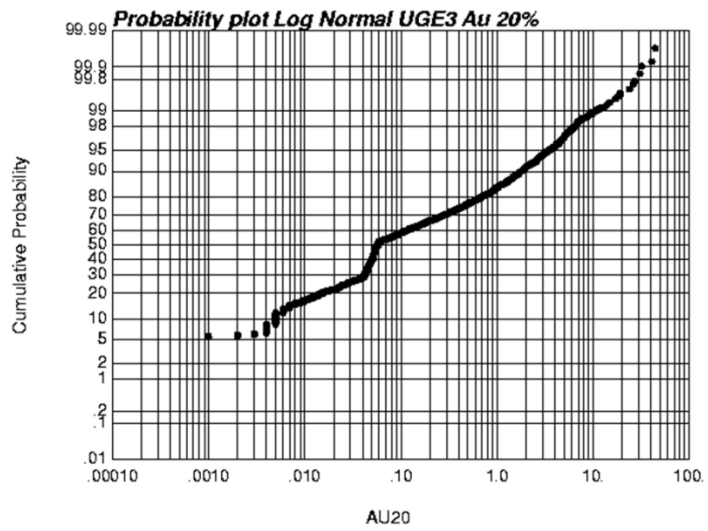
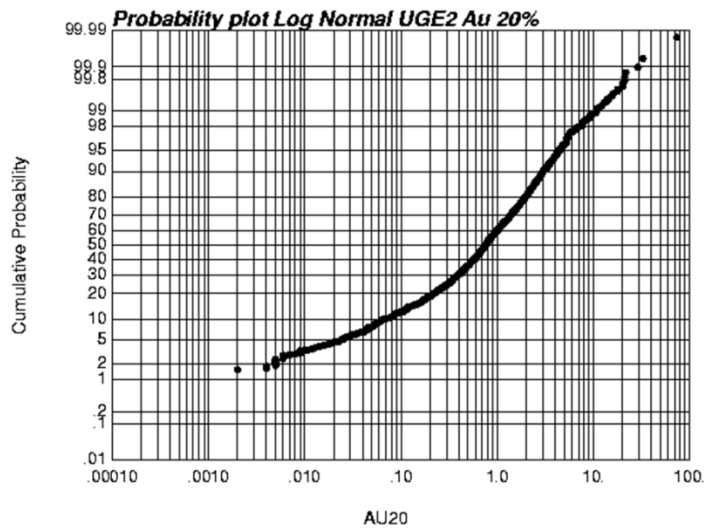
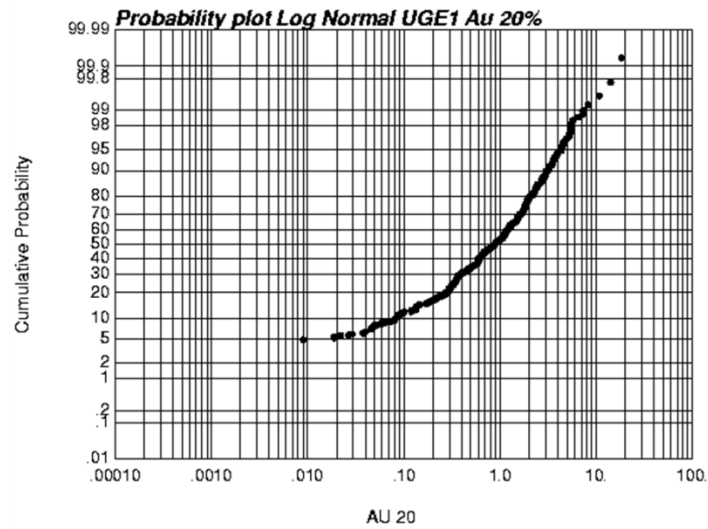
HISTOGRAMAS CASO N°10



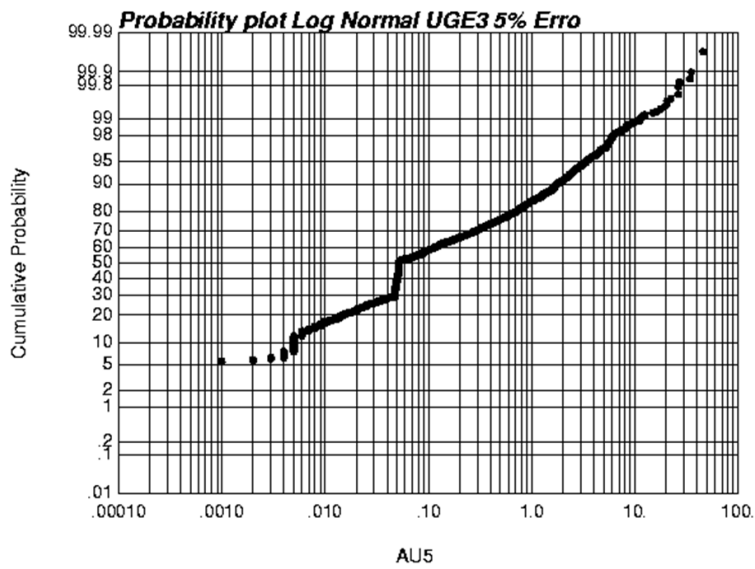
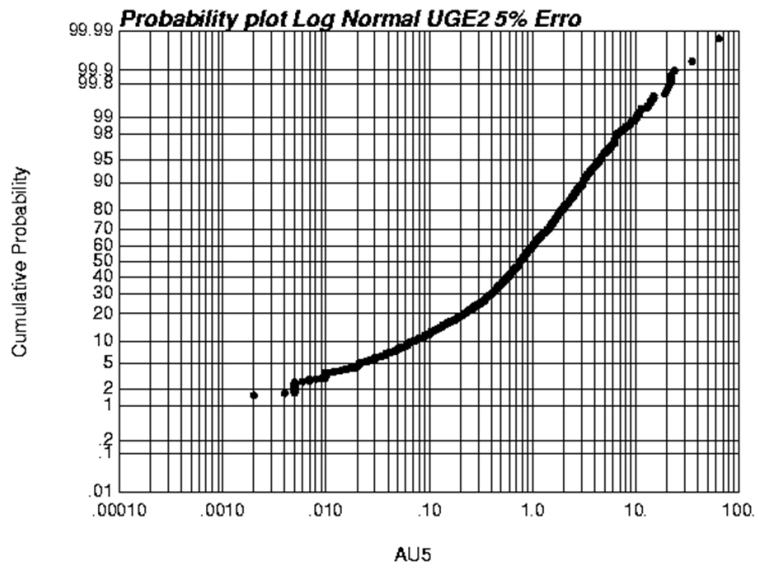
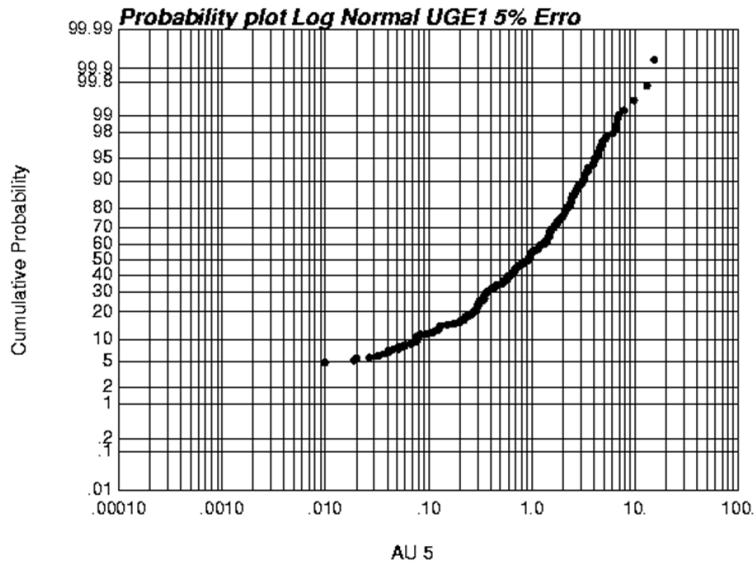
PROB PLOT CASO N°1



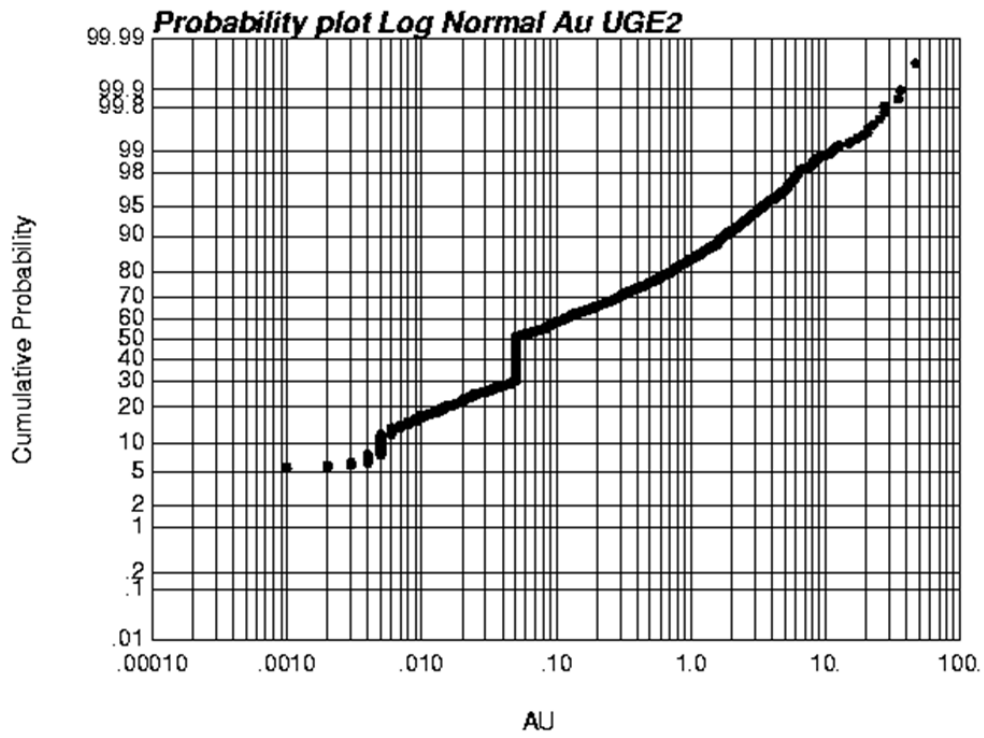
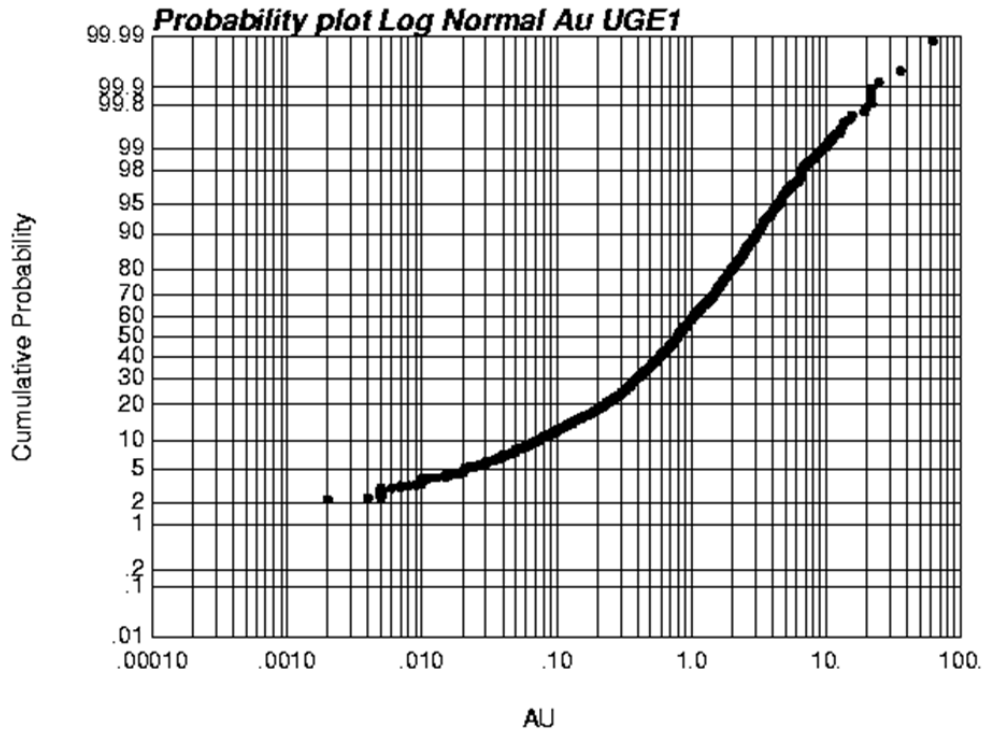
PROB PLOT CASO N°2



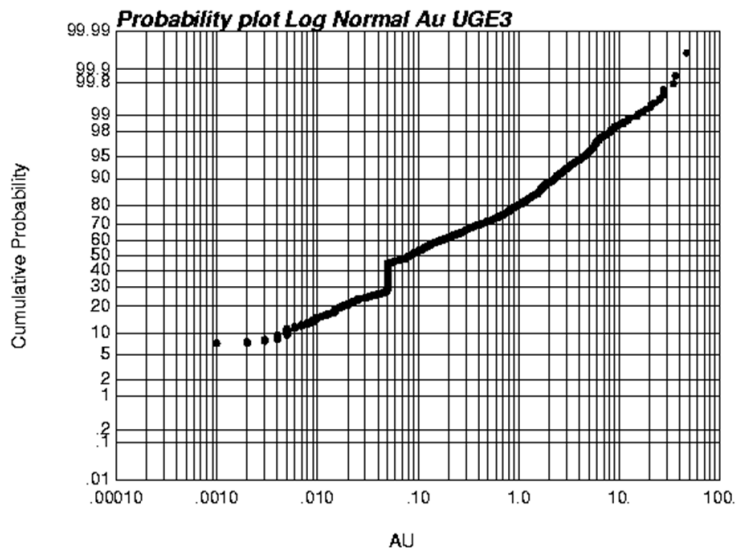
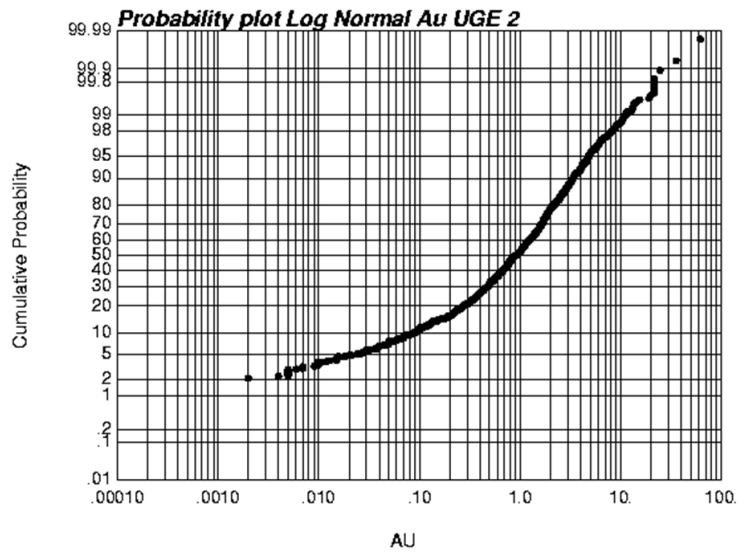
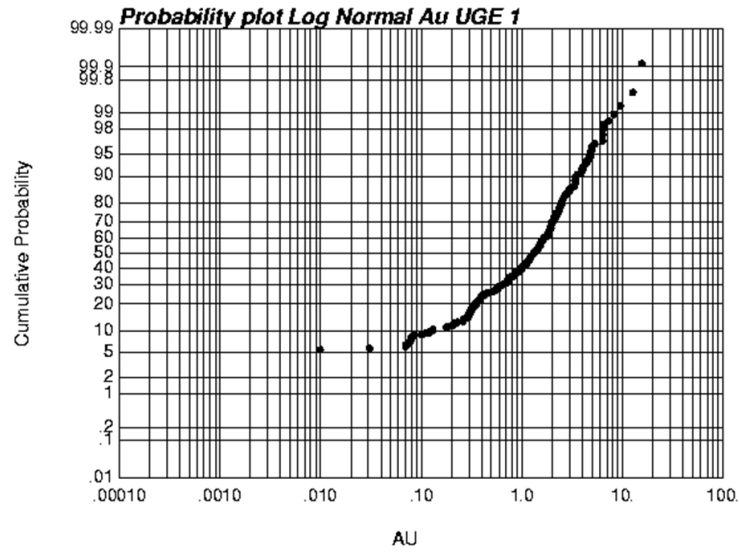
PROB PLOT CASO N°3



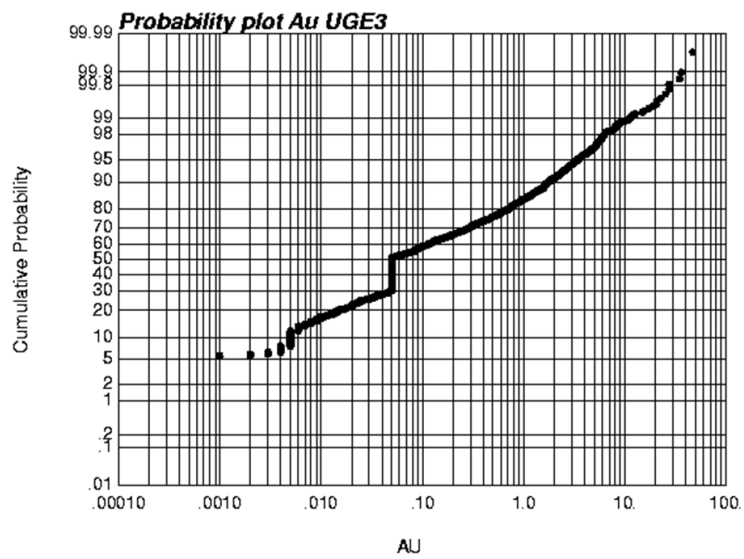
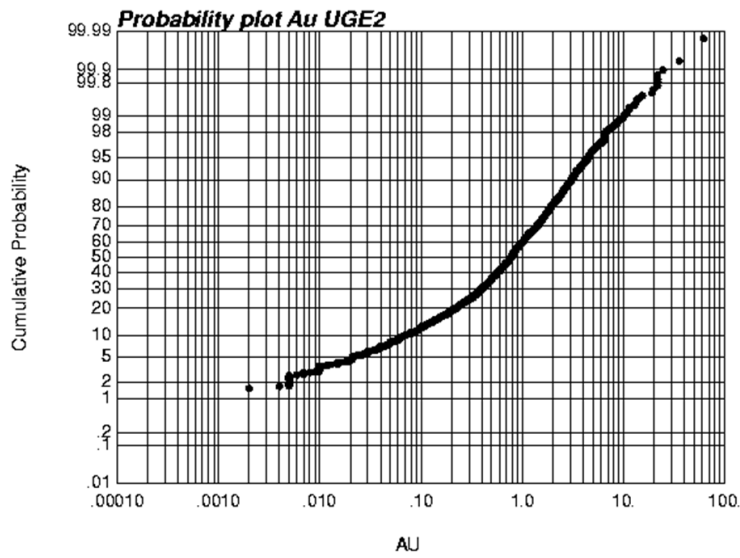
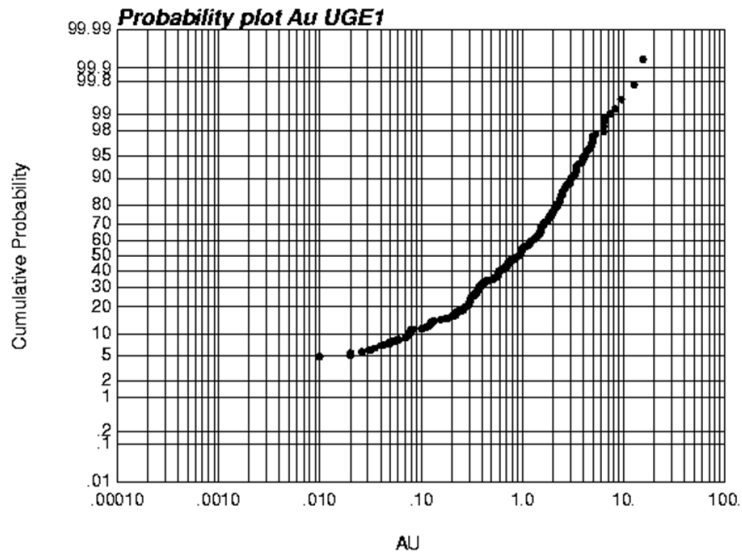
PROB PLOT CASO N°4



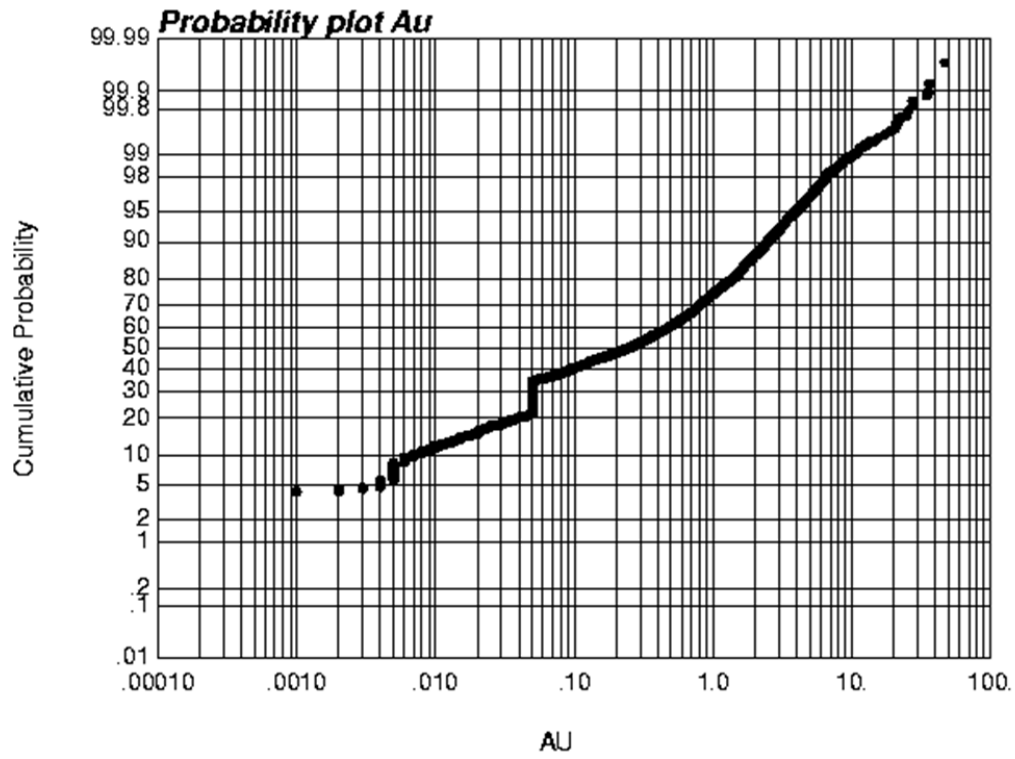
PROB PLOT CASO N°7



PROB PLOT CASO N°8



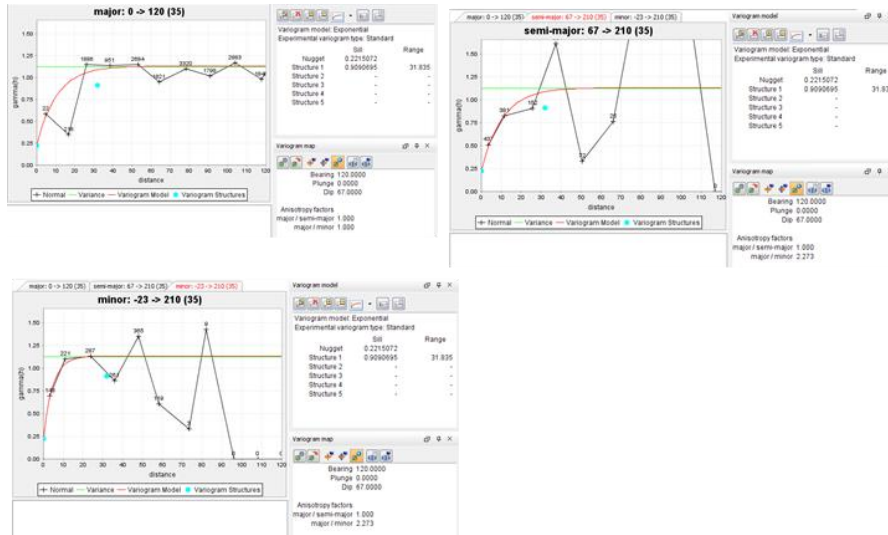
PROB PLOT CASO N°10



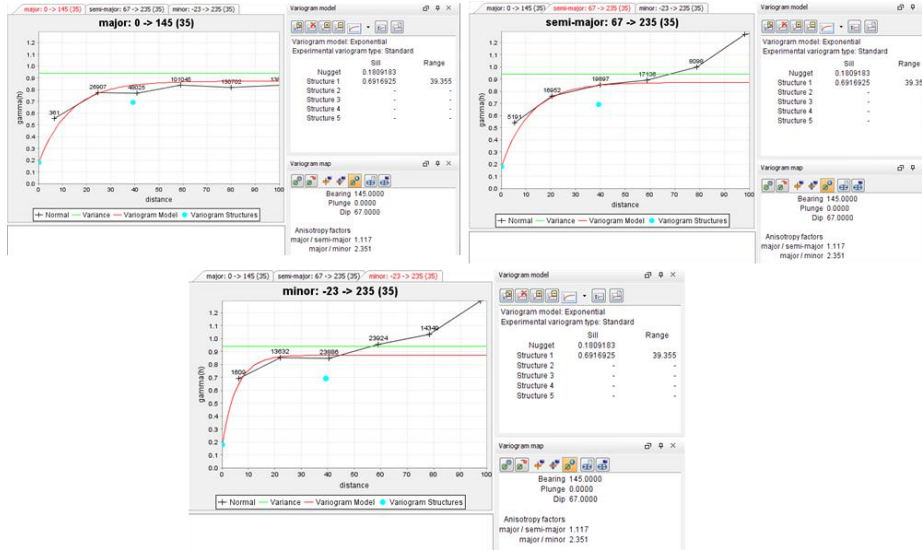
ANEXO B: VARIOGRAFÍA Y MODELOS VARIOGRAFICOS

Caso	UGE	Z	X	Z	Efec Pep	Modelo	Meseta	AX	AY	AZ	Mes Tot	% Ep/Mt
0	1	30	-67	0	0.22	Exp	0.9	32	32	14	1.12	20%
0	2	55	-67	0	0.18	Exp	0.76	39	35	17	0.94	19%
0	3	0	-67.5	0	0.17	Esf	0.72	69	56	43	0.89	19%
1	1	45	-45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
1	2	55	-67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
1	3	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
2	1	45	-55	0	0.62	Esf	1.36	34	47	12	1.98	31%
2	2	67.5	0	0	1.25	Esf	1.95	32	19	15	3.2	39%
2	3	0	-55	0	0.5	Esf	1.67	39	49	26	2.17	23%
3	1	33.5	-55	0	0.7	Esf	1.61	32	32	10	2.31	30%
3	2	45	0	-55	1.15	Esf	1.93	30	18	16	3.08	37%
3	3	0	-55	0	0.42	Esf	1.59	45	50	30	2.01	21%
4	1	80	0	0	1.1	Esf	2.01	31	31	17	3.11	35%
4	2	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
5	1	0	0	0	0.55	Esf	1.49	25	25	25	2.04	27%
5	2	0	0	0	1.1	Esf	1.97	15	15	15	3.07	36%
5	3	0	0	0	0.45	Esf	1.7	31	31	31	2.15	21%
6	1	45	45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
6	2	55	67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
6	3	0	67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
7	1	22.5	-35	0	0.77	Esf	1.67	35	21	18	2.44	32%
7	2	45	-67.5	0	1.4	Esf	2.19	30	13	11	3.59	39%
7	3	22.5	-56	0	0.83	Esf	2.72	43	37	20	3.55	23%
8	1	12.5	0	0	1.5	Esf	1.71	44	39	26	3.21	47%
8	2	67.5	0	0	3.6	Esf	3.04	32	15	10	6.64	54%
8	3	11.5	-67.5	0	1.8	Esf	4.19	50	50	27	5.99	30%
9	1	45	-45	0	0.55	Esf	1.49	35	45	13	2.04	27%
9	2	55	-67.5	0	1.1	Esf	1.97	34	21	10	3.07	36%
9	3	0	-67.5	0	0.45	Esf	1.7	47	47	24	2.15	21%
10	1	33.5	-67.5	0	0.9	Esf	2.19	35	28	14	3.09	29%

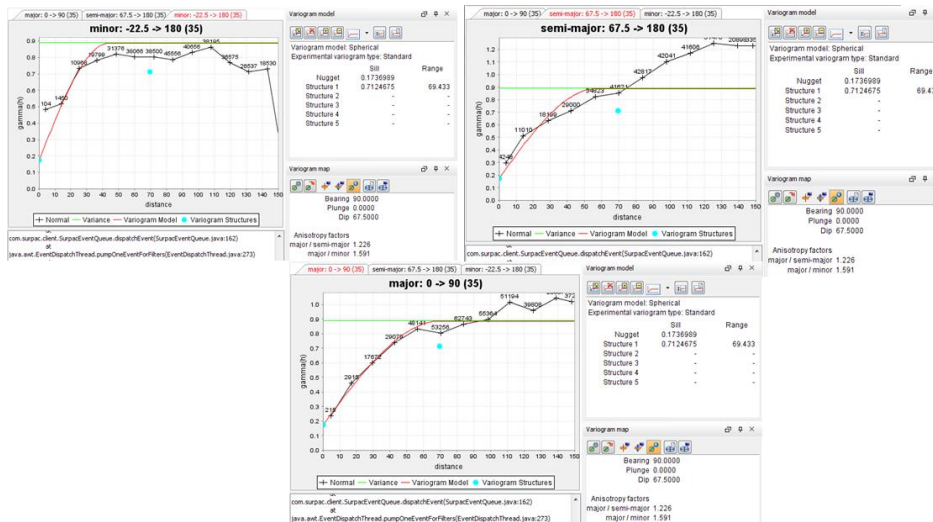
Caso 0 UGE 1



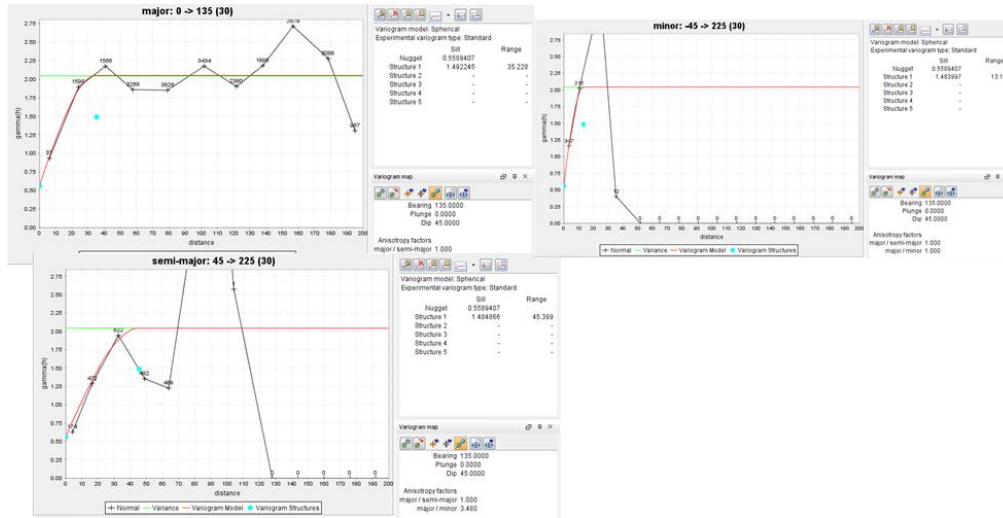
Caso 0 UGE 2



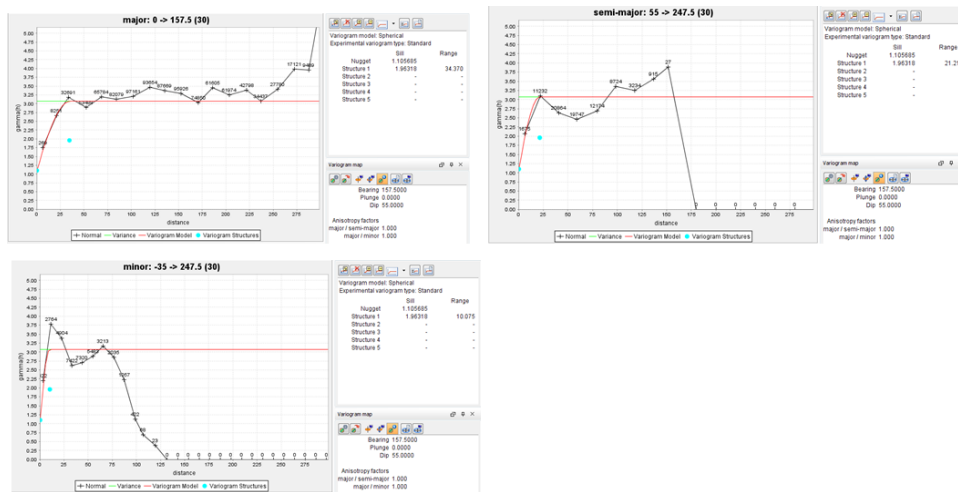
Caso 0 UGE 3



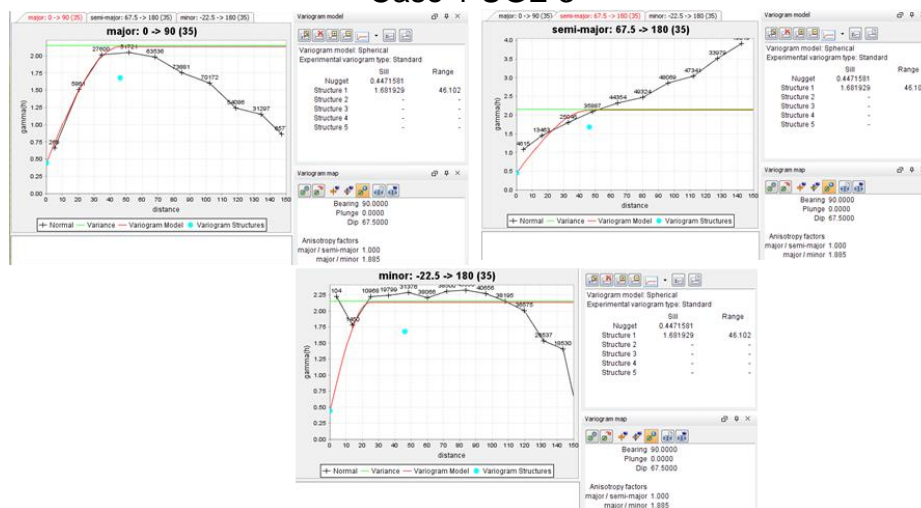
Caso 1 UGE 1



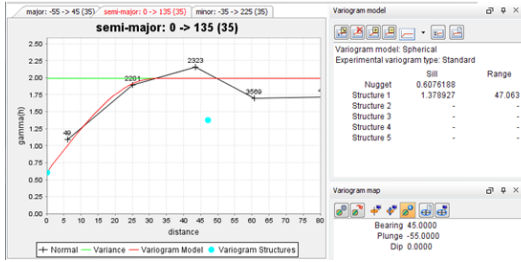
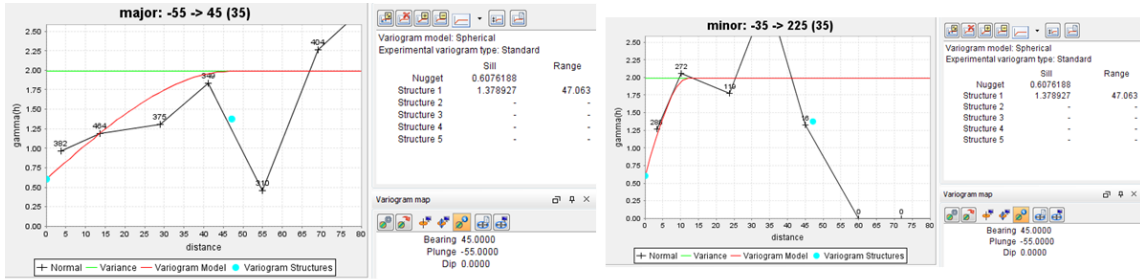
Caso 1 UGE 2



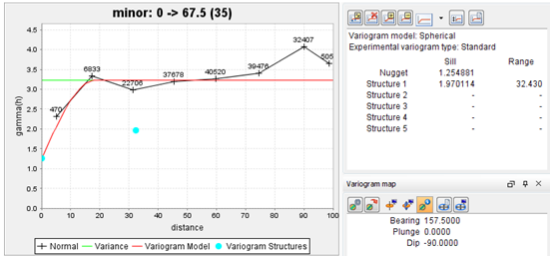
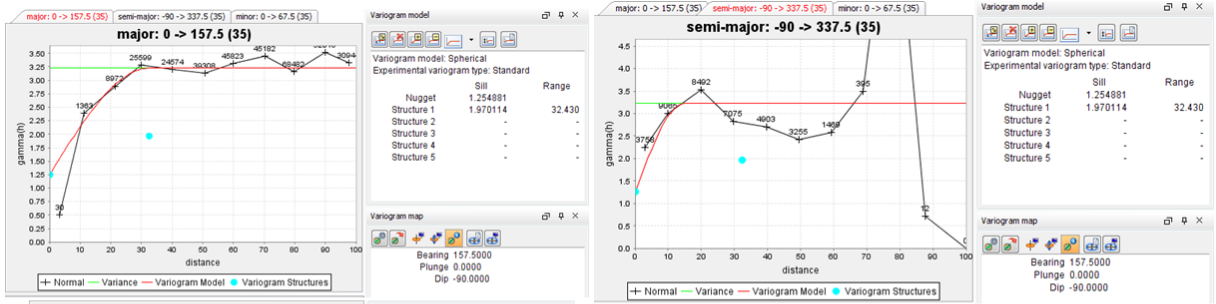
Caso 1 UGE 3



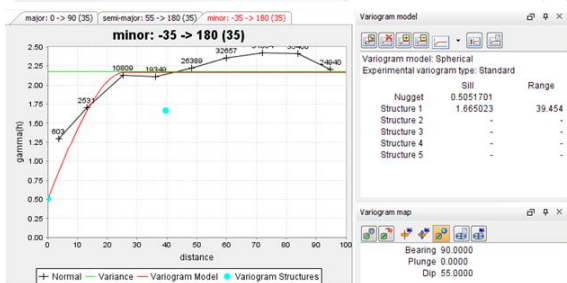
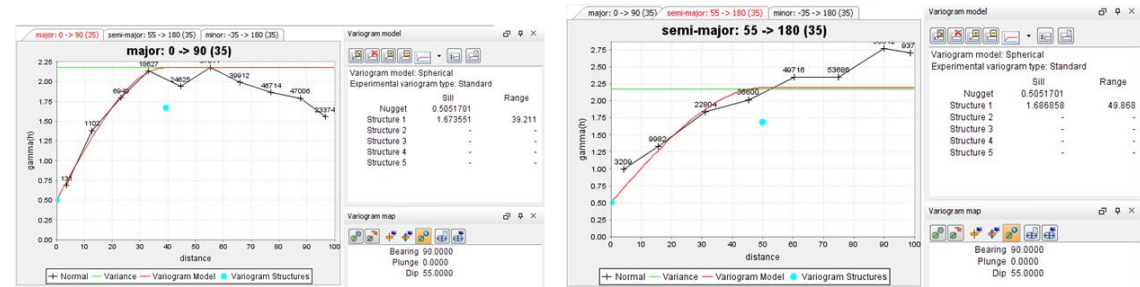
Caso 2 UGE 1



Caso 2 UGE 2



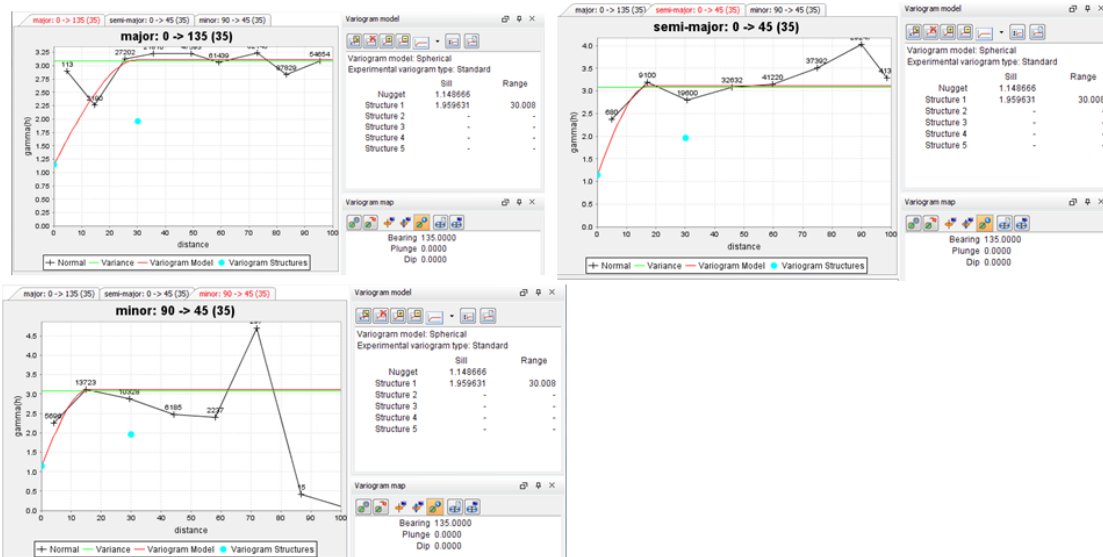
Caso 2 UGE 3



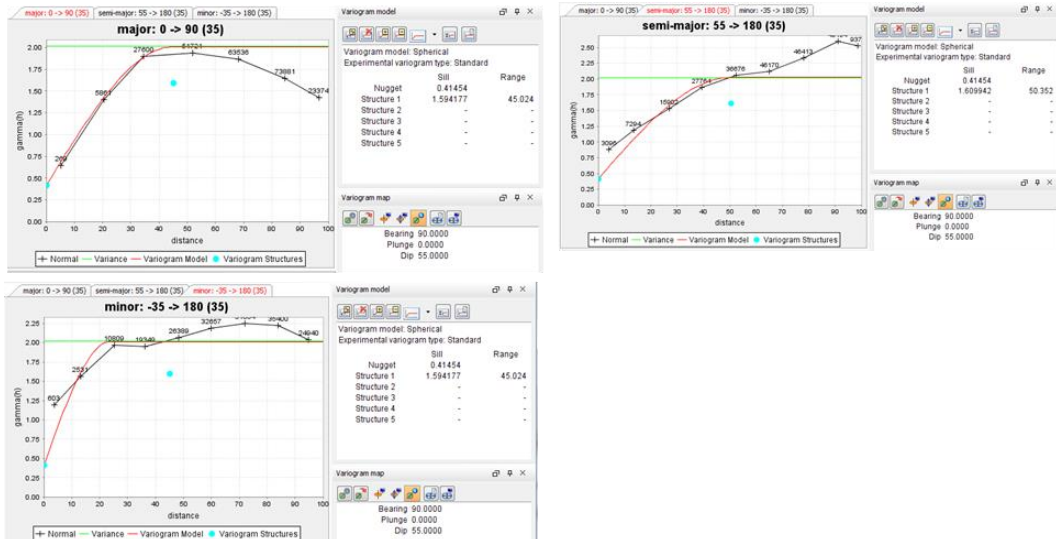
Caso 3 UGE 1



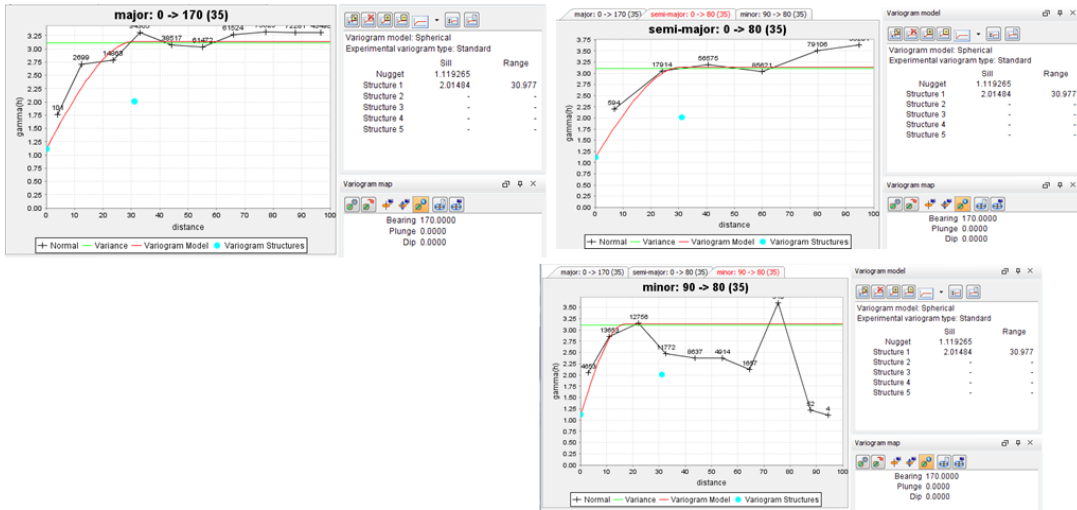
Caso 3 UGE 2



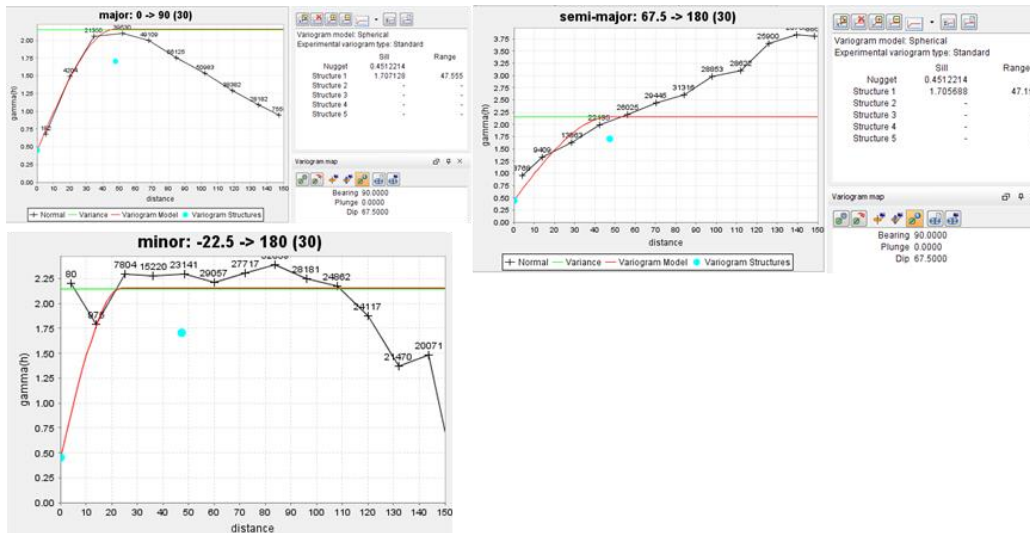
Caso 3 UGE 3



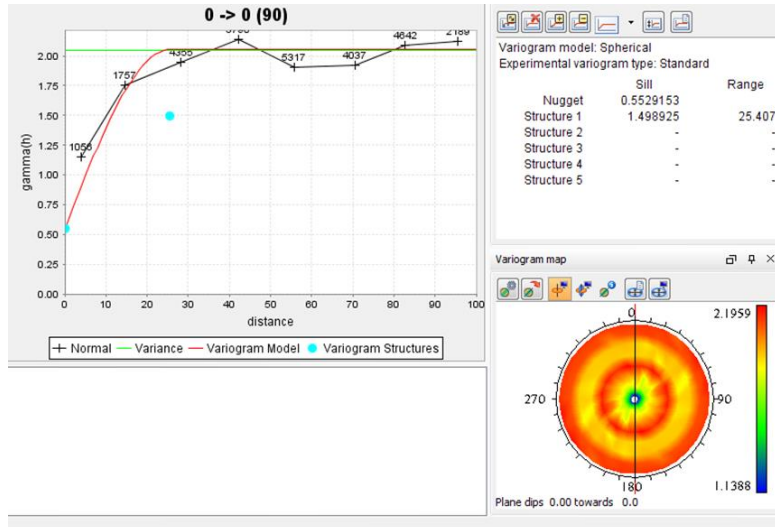
Caso 4 UGE 1



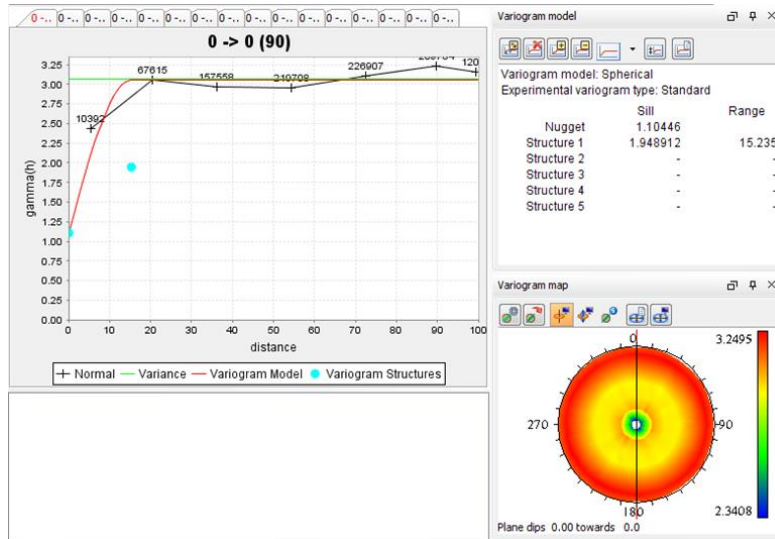
Caso 4 UGE 2



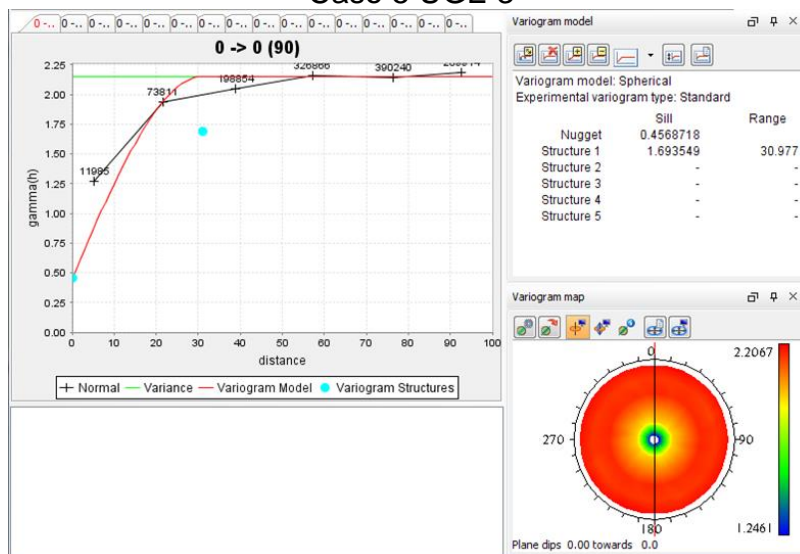
Caso 5 UGE 1



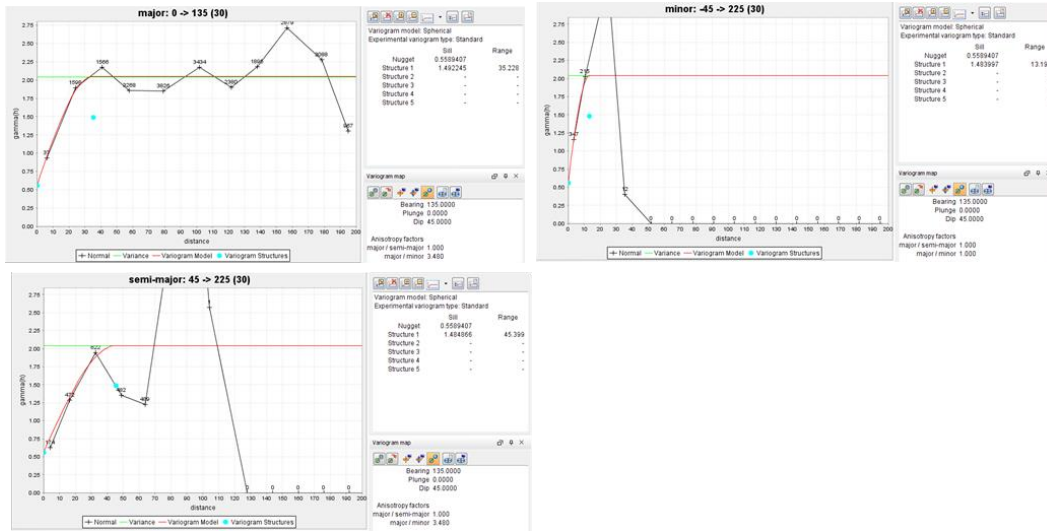
Caso 5 UGE 2



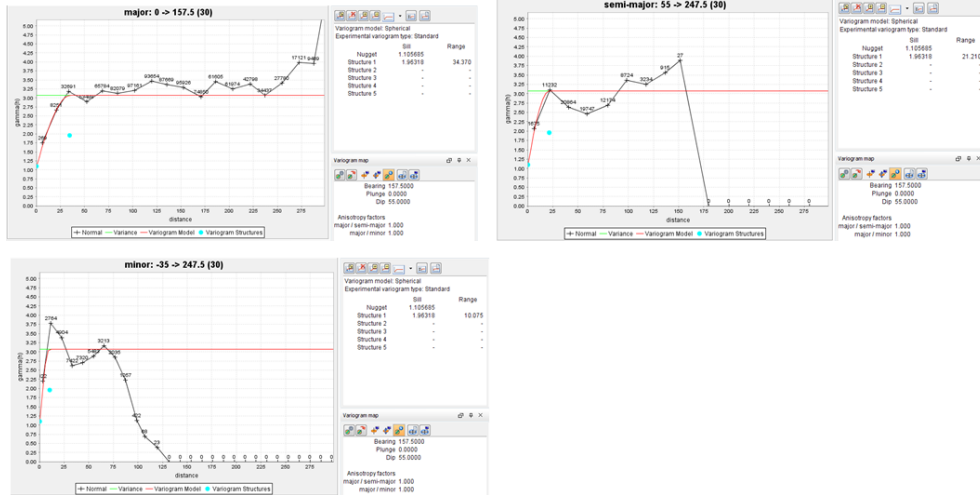
Caso 5 UGE 3



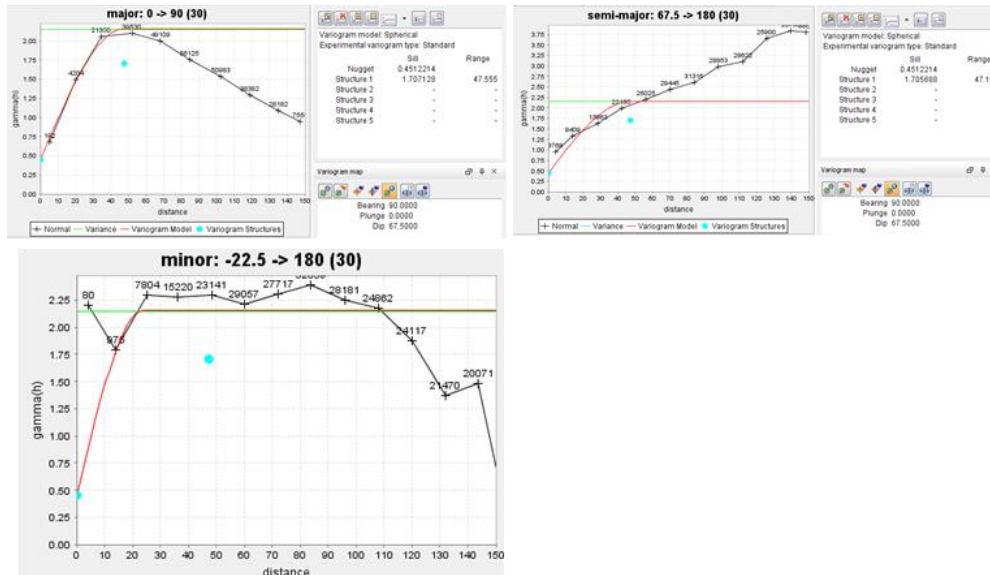
Caso 6 UGE 1



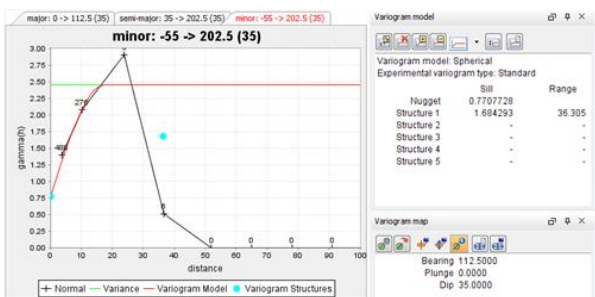
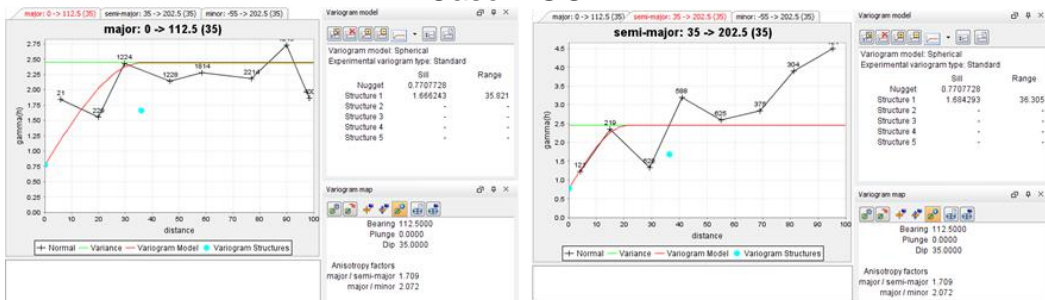
Caso 6 UGE 2



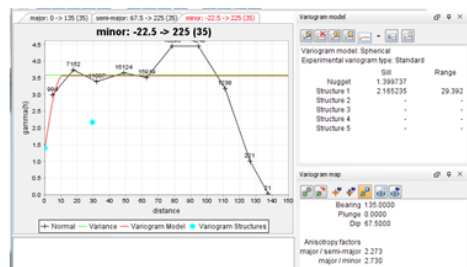
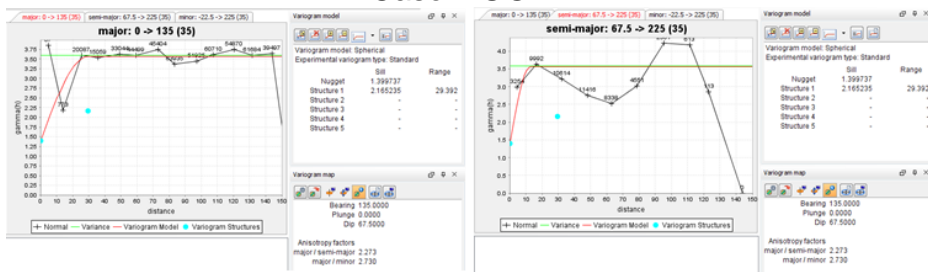
Caso 6 UGE 3



Caso 7 UGE 1



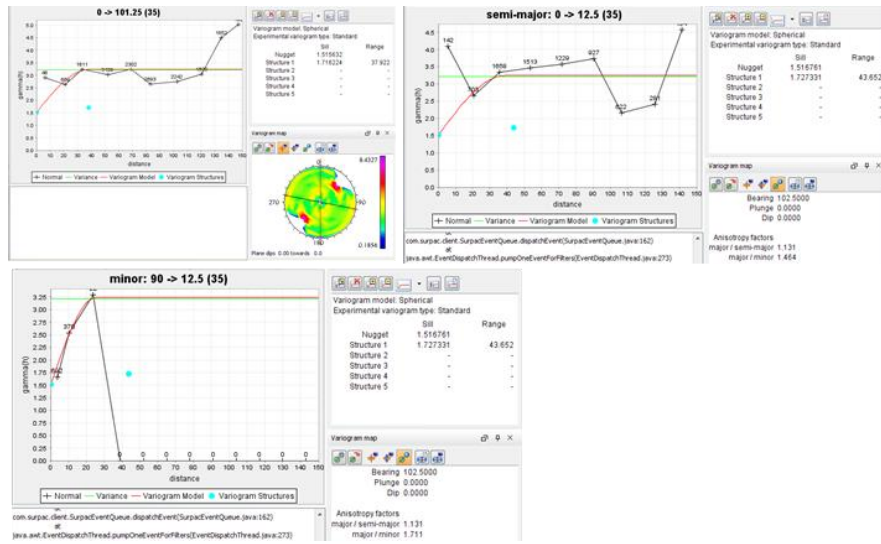
Caso 7 UGE 2



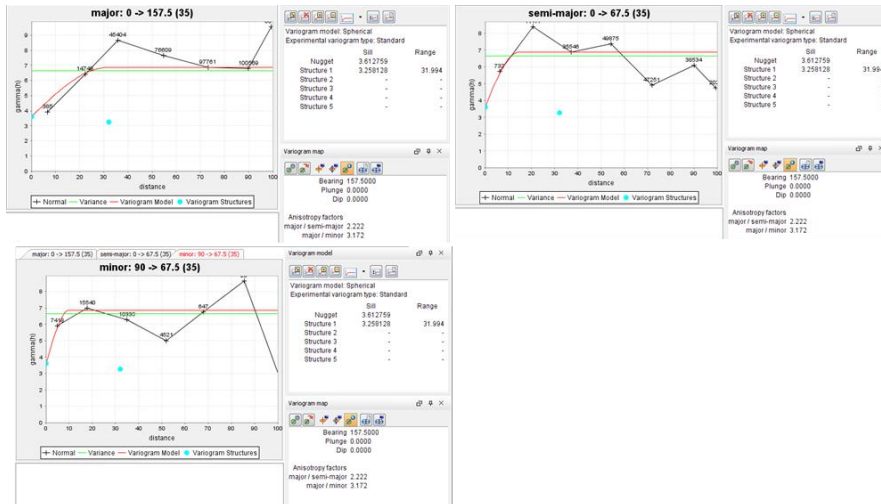
Caso 7 UGE 3



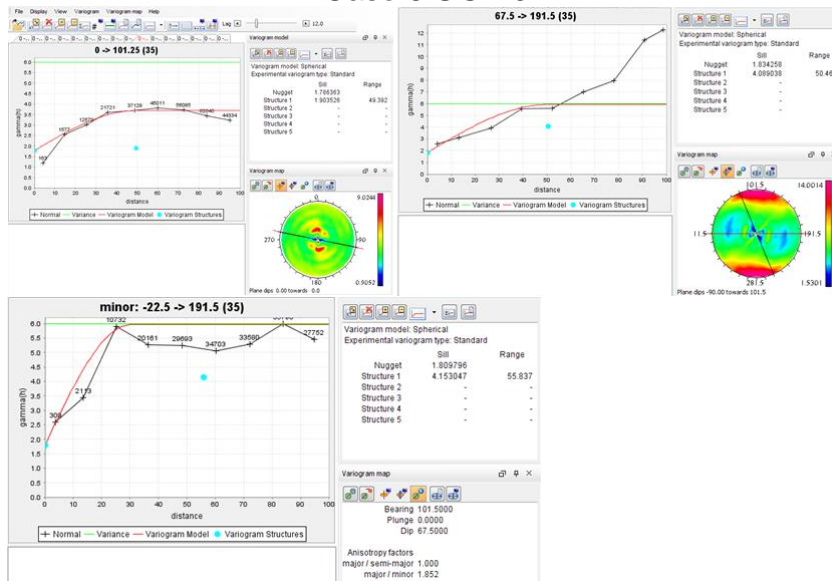
Caso 8 UGE 1



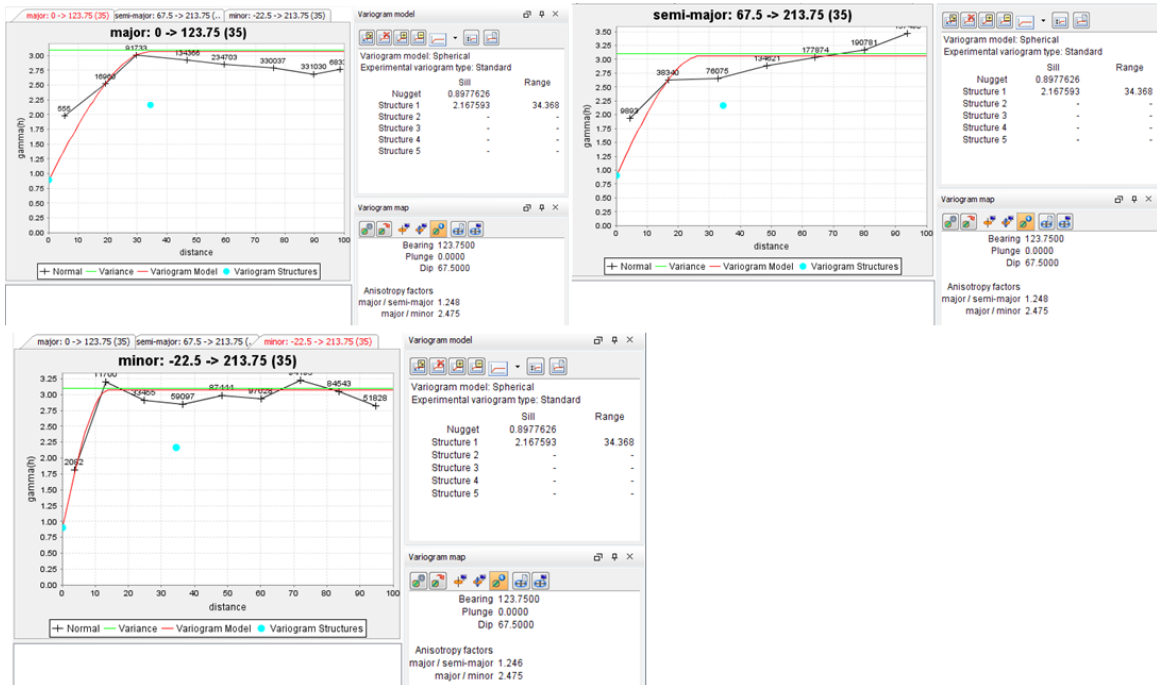
Caso 8 UGE 2



Caso 8 UGE 3



Caso 10 UGE 1



ANEXO C: PARÁMETROS DE KRIGING

CASO	UGE	Minimo	Maximo	GEMS						GSLIB					
				Z	X	Z	ax	ay	az	1	2	3	a1	a2	a3
0	1	4	8	30	-67	0	32	32	14	30	-67	0	32	32	14
0	2	4	16	55	-67	0	39	35	17	145	0	67	39	35	17
0	3	4	8	0	-67.5	0	69	56	43	90	0	67.5	69	56	43
1	1	4	8	45	-45	0	35	45	13	45	-45	0	45	35	14
1	2	4	16	67.5	-55	0	34	21	10	157.5	0	55	34	21	10
1	3	4	8	0	-67.5	0	47	47	24	0	-67.5	0	47	47	24
2	1	4	24	45	-55	0	34	47	12	45	-55	0	47	34	12
2	2	4	16	67.5	0	0	32	19	15	157.5	0	0	32	19	15
2	3	4	24	0	-55	0	39	49	26	0	-55	0	49	39	26
3	1	4	24	33.5	-55	0	32	32	10	33.5	-55	32	0	32	10
3	2	4	16	45	0	0	30	18	16	135	0	0	30	18	16
3	3	4	8	0	-55	0	45	50	30	0	-55	0	50	45	30
4	1	4	16	80	0	0	31	31	17	170	0	0	31	31	17
4	2	4	8	0	-67.5	0	47	47	24	0	-67.5	0	47	47	24
5	1	4	24	0	0	0	25	25	25	0	0	0	25	25	25
5	2	4	16	0	0	0	15	15	15	0	0	0	15	15	15
5	3	4	16	0	0	0	31	31	31	0	0	0	31	31	31
6	1	4	24	45	45	0	35	45	13	45	45	0	45	35	13
6	2	4	24	67.5	55	0	21	34	10	67.5	55	0	34	21	10
6	3	8	16	0	67.5	0	47	47	24	0	67.5	0	47	47	24
7	1	4	16	22.5	-35	0	35	21	18	112.5	0	35	35	21	18
7	2	4	24	45	-67.5	0	30	13	11	135	0	67.5	30	13	11
7	3	4	16	22.5	-56	0	43	37	20	112.5	0	56	43	37	20
8	1	4	40	12.5	0	0	44	39	26	102.5	0	0	44	39	26
8	2	8	16	67.5	0	0	32	15	10	157.5	0	0	32	15	10
8	3	4	24	11.5	-67.5	0	50	50	27	101.5	0	67.5	50	50	27
9	1	8	24	45	-45	0	35	45	13	45	-45	0	45	35	14
9	2	8	40	67.5	-55	0	34	21	10	157.5	0	55	34	21	10
9	3	4	40	0	-67.5	0	47	47	24	0	-67.5	0	47	47	24
10	1	4	24	33.5	-67.5	0	35	28	14	123.5	0	67.5	35	28	14

ANEXO D: CUBICACIÓN DE MODELOS

Caso 1

CASO 1					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.91	0.0	11046720	0.69
0.1	11933323	1.20	0.1	7174488	1.04
0.2	10779572	1.32	0.2	6195331	1.18
0.3	9814579	1.42	0.3	5422210	1.32
0.4	8919017	1.53	0.4	4742206	1.46
0.5	8150534	1.63	0.5	4160742	1.60
0.6	7394304	1.74	0.6	3619351	1.75
0.7	6799668	1.84	0.7	3245318	1.88
0.8	6260726	1.93	0.8	2966784	1.99
0.9	5791221	2.02	0.9	2724070	2.09
1.0	5336799	2.11	1.0	2477589	2.20
1.1	4936474	2.20	1.1	2272584	2.31
1.2	4580557	2.28	1.2	2097334	2.40
1.3	4213214	2.37	1.3	1922577	2.51
1.4	3906318	2.45	1.4	1793090	2.59
1.5	3618051	2.53	1.5	1676757	2.67
1.6	3311152	2.62	1.6	1556833	2.76
1.7	3054256	2.70	1.7	1462590	2.83
1.8	2793205	2.79	1.8	1355432	2.91
1.9	2546794	2.88	1.9	1240312	3.01
2.0	2330984	2.97	2.0	1159275	3.09
2.5	1487458	3.39	2.5	784695	3.49
5.0	53213	5.48	5.0	41754	5.46

UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.29	0.0	4387757	1.43
0.1	444284	1.30	0.1	4292590	1.46
0.2	422795	1.36	0.2	4139900	1.51
0.3	392109	1.45	0.3	3978999	1.56
0.4	364613	1.53	0.4	3791643	1.62
0.5	346574	1.59	0.5	3622663	1.68
0.6	328911	1.64	0.6	3426710	1.74
0.7	311826	1.70	0.7	3224448	1.81
0.8	287906	1.78	0.8	2994253	1.89
0.9	264749	1.86	0.9	2791393	1.97
1.0	243934	1.93	1.0	2604406	2.04
1.1	222318	2.02	1.1	2430702	2.11
1.2	207817	2.08	1.2	2265626	2.18
1.3	186040	2.18	1.3	2095116	2.26
1.4	169277	2.26	1.4	1935112	2.34
1.5	156004	2.33	1.5	1776709	2.41
1.6	140763	2.41	1.6	1605365	2.51
1.7	128519	2.49	1.7	1454957	2.60
1.8	116225	2.57	1.8	1313357	2.69
1.9	104306	2.65	1.9	1193985	2.77
2.0	91371	2.75	2.0	1072446	2.86
2.5	54615	3.11	2.5	644529	3.29
			5.0	11460	5.58

Caso 2

CASO 2					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15303482	0.91	0.0	11046720	0.68
0.1	12961311	1.11	0.1	8169665	0.90
0.2	11863984	1.20	0.2	7174809	1.00
0.3	10809414	1.29	0.3	6239952	1.12
0.4	9737467	1.39	0.4	5323652	1.25
0.5	8826824	1.49	0.5	4584881	1.38
0.6	8036547	1.58	0.6	4035473	1.49
0.7	7327008	1.67	0.7	3579554	1.60
0.8	6718956	1.76	0.8	3206654	1.70
0.9	6153516	1.84	0.9	2876423	1.80
1.0	5646316	1.92	1.0	2593583	1.89
1.1	5171751	2.00	1.1	2331897	1.98
1.2	4716032	2.08	1.2	2076356	2.09
1.3	4296487	2.16	1.3	1855049	2.19
1.4	3908652	2.24	1.4	1668151	2.28
1.5	3537556	2.33	1.5	1483304	2.38
1.6	3201940	2.41	1.6	1323926	2.48
1.7	2894074	2.49	1.7	1194063	2.58
1.8	2605470	2.57	1.8	1088141	2.66
1.9	2344712	2.65	1.9	991293	2.74
2.0	2089585	2.74	2.0	892677	2.82
2.5	1161505	3.14	2.5	530405	3.22
5.0	10889	5.33	5.0	7451	5.24
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.28	0.0	4387757	1.46
0.1	443836	1.29	0.1	4325850	1.48
0.2	433508	1.31	0.2	4233708	1.51
0.3	416108	1.36	0.3	4133525	1.54
0.4	397890	1.40	0.4	3996890	1.58
0.5	374747	1.46	0.5	3848485	1.62
0.6	356349	1.51	0.6	3626664	1.69
0.7	327850	1.59	0.7	3402572	1.76
0.8	303991	1.65	0.8	3193121	1.82
0.9	280174	1.72	0.9	2983298	1.89
1.0	251837	1.81	1.0	2789437	1.96
1.1	229670	1.88	1.1	2599139	2.02
1.2	209966	1.95	1.2	2419120	2.09
1.3	188374	2.03	1.3	2242521	2.15
1.4	170058	2.10	1.4	2060066	2.22
1.5	152341	2.18	1.5	1892262	2.29
1.6	136503	2.25	1.6	1732081	2.36
1.7	123614	2.31	1.7	1567408	2.44
1.8	108862	2.39	1.8	1399555	2.52
1.9	93174	2.48	1.9	1251970	2.60
2.0	75471	2.60	2.0	1113490	2.68
2.5	35455	3.04	2.5	590164	3.08
			5.0	3438	5.52

Caso 3

CASO 3					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15881522	0.92	0.0	11046720	0.67
0.1	11930765	1.21	0.1	7119904	1.02
0.2	10846085	1.31	0.2	6116994	1.16
0.3	9890283	1.42	0.3	5358228	1.29
0.4	9017295	1.52	0.4	4681638	1.42
0.5	8241200	1.62	0.5	4081551	1.57
0.6	7476421	1.73	0.6	3552392	1.72
0.7	6876612	1.82	0.7	3176702	1.84
0.8	6372596	1.91	0.8	2894713	1.95
0.9	5913778	1.99	0.9	2635216	2.06
1.0	5465568	2.08	1.0	2401503	2.17
1.1	5051463	2.16	1.1	2201496	2.27
1.2	4685256	2.24	1.2	2026773	2.37
1.3	4310691	2.32	1.3	1858452	2.47
1.4	3988802	2.40	1.4	1738063	2.55
1.5	3685044	2.48	1.5	1614369	2.63
1.6	3383502	2.57	1.6	1505940	2.71
1.7	3112674	2.64	1.7	1399702	2.79
1.8	2835223	2.73	1.8	1285809	2.88
1.9	2578676	2.82	1.9	1185993	2.97
2.0	2358969	2.90	2.0	1105438	3.04
2.5	1450921	3.32	2.5	728414	3.45
5.0	47789	5.46	5.0	22161	5.42
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.29	0.0	4387757	1.46
0.1	443321	1.30	0.1	4331015	1.48
0.2	437173	1.31	0.2	4237949	1.51
0.3	422137	1.35	0.3	4132818	1.54
0.4	406508	1.39	0.4	3994467	1.58
0.5	382719	1.45	0.5	3842102	1.63
0.6	363224	1.50	0.6	3628052	1.69
0.7	338374	1.56	0.7	3425470	1.75
0.8	314143	1.62	0.8	3203336	1.82
0.9	286389	1.70	0.9	3007584	1.88
1.0	262785	1.76	1.0	2810311	1.95
1.1	240829	1.83	1.1	2620587	2.01
1.2	214800	1.91	1.2	2438851	2.08
1.3	191872	1.99	1.3	2261167	2.14
1.4	172416	2.06	1.4	2086909	2.21
1.5	151743	2.15	1.5	1906070	2.28
1.6	133132	2.23	1.6	1738020	2.35
1.7	114376	2.32	1.7	1568127	2.43
1.8	96619	2.43	1.8	1406367	2.51
1.9	77678	2.57	1.9	1257889	2.59
2.0	65050	2.69	2.0	1117400	2.67
2.5	35688	3.08	2.5	594465	3.04
			5.0	3900	5.37

Caso 4

CASO 4					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.92	0.0	11046720	0.69
0.1	11955651	1.21	0.1	7174488	1.04
0.2	10869052	1.31	0.2	6195331	1.18
0.3	9912619	1.42	0.3	5422210	1.32
0.4	9034661	1.52	0.4	4742206	1.46
0.5	8259020	1.62	0.5	4160742	1.60
0.6	7489498	1.73	0.6	3619351	1.75
0.7	6895090	1.82	0.7	3245318	1.88
0.8	6382219	1.91	0.8	2966784	1.99
0.9	5926279	1.99	0.9	2724070	2.09
1.0	5478168	2.08	1.0	2477589	2.20
1.1	5061679	2.16	1.1	2272584	2.31
1.2	4695400	2.24	1.2	2097334	2.40
1.3	4316653	2.33	1.3	1922577	2.51
1.4	3994555	2.40	1.4	1793090	2.59
1.5	3693864	2.48	1.5	1676757	2.67
1.6	3392263	2.57	1.6	1556833	2.76
1.7	3122024	2.64	1.7	1462590	2.83
1.8	2841638	2.73	1.8	1355432	2.91
1.9	2583984	2.82	1.9	1240312	3.01
2.0	2364157	2.90	2.0	1159275	3.09
2.5	1455144	3.32	2.5	784695	3.49
5.0	49414	5.45	5.0	41754	5.46
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.29	0.0	4387757	1.45
0.1	446264	1.29	0.1	4310013	1.47
0.2	435849	1.32	0.2	4214905	1.50
0.3	406207	1.40	0.3	4061866	1.55
0.4	382179	1.47	0.4	3892909	1.60
0.5	368934	1.50	0.5	3711524	1.66
0.6	352656	1.55	0.6	3504414	1.72
0.7	330979	1.60	0.7	3300315	1.79
0.8	308395	1.67	0.8	3097417	1.86
0.9	282606	1.74	0.9	2907103	1.92
1.0	255998	1.82	1.0	2731980	1.98
1.1	232455	1.90	1.1	2546424	2.05
1.2	213291	1.97	1.2	2374631	2.12
1.3	191995	2.05	1.3	2196118	2.19
1.4	173485	2.12	1.4	2022227	2.26
1.5	156974	2.20	1.5	1851313	2.34
1.6	138919	2.28	1.6	1687750	2.41
1.7	123516	2.36	1.7	1526568	2.49
1.8	106669	2.45	1.8	1373121	2.58
1.9	95069	2.53	1.9	1243295	2.65
2.0	86564	2.58	2.0	1119130	2.73
2.5	37256	3.04	2.5	628970	3.12
			5.0	6035	5.49

Caso 5

CASO 5					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.92	0.0	11046720	0.70
0.1	12862522	1.13	0.1	8054240	0.95
0.2	11937751	1.21	0.2	7254190	1.03
0.3	10923717	1.29	0.3	6402744	1.14
0.4	9876768	1.39	0.4	5496380	1.27
0.5	8943959	1.49	0.5	4734819	1.40
0.6	8160587	1.58	0.6	4198428	1.51
0.7	7487608	1.67	0.7	3763232	1.61
0.8	6861133	1.75	0.8	3361280	1.71
0.9	6319486	1.83	0.9	3051063	1.80
1.0	5819765	1.90	1.0	2762450	1.89
1.1	5336787	1.98	1.1	2489603	1.98
1.2	4900564	2.06	1.2	2250487	2.06
1.3	4485366	2.13	1.3	2046981	2.15
1.4	4101272	2.20	1.4	1853922	2.23
1.5	3733337	2.28	1.5	1663031	2.32
1.6	3384297	2.35	1.6	1497653	2.40
1.7	3078968	2.42	1.7	1365263	2.48
1.8	2759455	2.50	1.8	1237057	2.55
1.9	2471704	2.58	1.9	1107471	2.63
2.0	2193900	2.66	2.0	990627	2.71
2.5	1139602	3.04	2.5	539600	3.10
5.0	10042	5.23	5.0	7442	5.13
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.29	0.0	4387757	1.44
0.1	444372	1.30	0.1	4352482	1.46
0.2	428633	1.34	0.2	4243500	1.49
0.3	409878	1.39	0.3	4100627	1.53
0.4	388115	1.45	0.4	3982265	1.57
0.5	369816	1.50	0.5	3830286	1.61
0.6	348796	1.55	0.6	3605859	1.68
0.7	325048	1.62	0.7	3393047	1.74
0.8	305528	1.68	0.8	3190140	1.80
0.9	279208	1.75	0.9	2987812	1.87
1.0	254527	1.83	1.0	2802788	1.93
1.1	235411	1.89	1.1	2611773	1.99
1.2	216722	1.96	1.2	2433356	2.06
1.3	198123	2.03	1.3	2240263	2.13
1.4	182470	2.08	1.4	2064880	2.19
1.5	165320	2.15	1.5	1904986	2.25
1.6	147547	2.22	1.6	1739097	2.32
1.7	134796	2.28	1.7	1578909	2.39
1.8	119066	2.35	1.8	1403332	2.47
1.9	102214	2.43	1.9	1262019	2.54
2.0	86352	2.52	2.0	1116921	2.62
2.5	34701	2.96	2.5	565301	2.99
			5.0	2600	5.49

Caso 6

CASO 6					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.94	0.0	11046720	0.72
0.1	13002314	1.14	0.1	8168814	0.95
0.2	12106001	1.21	0.2	7339050	1.04
0.3	11139642	1.30	0.3	6459806	1.15
0.4	10154571	1.39	0.4	5571263	1.28
0.5	9282054	1.48	0.5	4841377	1.41
0.6	8501266	1.56	0.6	4287086	1.52
0.7	7807708	1.64	0.7	3840168	1.62
0.8	7196758	1.72	0.8	3497445	1.70
0.9	6634343	1.79	0.9	3178140	1.79
1.0	6081368	1.87	1.0	2878834	1.88
1.1	5604138	1.94	1.1	2629476	1.95
1.2	5135367	2.01	1.2	2384548	2.04
1.3	4700236	2.08	1.3	2174868	2.11
1.4	4260594	2.16	1.4	1955392	2.20
1.5	3855861	2.23	1.5	1760597	2.28
1.6	3472053	2.31	1.6	1591300	2.36
1.7	3098496	2.39	1.7	1429565	2.44
1.8	2777592	2.46	1.8	1291070	2.52
1.9	2477933	2.53	1.9	1158499	2.59
2.0	2197838	2.61	2.0	1031527	2.67
2.5	1065755	3.00	2.5	545827	3.06
5.0	4978	5.24	5.0	3678	5.12
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.31	0.0	4387757	1.46
0.1	442088	1.32	0.1	4369451	1.47
0.2	431085	1.35	0.2	4313905	1.48
0.3	417404	1.39	0.3	4240471	1.51
0.4	397638	1.44	0.4	4163709	1.53
0.5	379661	1.49	0.5	4042040	1.56
0.6	358253	1.54	0.6	3841394	1.61
0.7	336124	1.60	0.7	3619322	1.67
0.8	309480	1.68	0.8	3379300	1.74
0.9	287281	1.74	0.9	3158389	1.80
1.0	259744	1.82	1.0	2932258	1.86
1.1	235801	1.90	1.1	2728328	1.93
1.2	217989	1.96	1.2	2522298	1.99
1.3	199828	2.03	1.3	2315254	2.05
1.4	182143	2.09	1.4	2112774	2.12
1.5	167185	2.15	1.5	1917794	2.19
1.6	149594	2.22	1.6	1720873	2.26
1.7	132017	2.30	1.7	1526805	2.34
1.8	117323	2.37	1.8	1359185	2.41
1.9	101909	2.44	1.9	1207874	2.49
2.0	88073	2.52	2.0	1069374	2.55
2.5	36108	2.95	2.5	481493	2.95
			5.0	1300	5.59

Caso 7

CASO 7					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	1.09	0.0	11046720	0.86
0.1	13285794	1.30	0.1	8440622	1.11
0.2	12346009	1.39	0.2	7522336	1.23
0.3	11456052	1.48	0.3	6670920	1.35
0.4	10749351	1.55	0.4	6013630	1.46
0.5	10072768	1.63	0.5	5412959	1.57
0.6	9404511	1.70	0.6	4831332	1.70
0.7	8810967	1.77	0.7	4355698	1.81
0.8	8240060	1.84	0.8	3964130	1.92
0.9	7661392	1.92	0.9	3603255	2.02
1.0	7129615	1.99	1.0	3298237	2.12
1.1	6587960	2.07	1.1	3009706	2.23
1.2	6093272	2.14	1.2	2756361	2.33
1.3	5536828	2.23	1.3	2508961	2.43
1.4	5080737	2.31	1.4	2320347	2.52
1.5	4623276	2.40	1.5	2142564	2.61
1.6	4220228	2.48	1.6	1956413	2.71
1.7	3857064	2.56	1.7	1802054	2.80
1.8	3483244	2.64	1.8	1652404	2.90
1.9	3143971	2.73	1.9	1527595	2.98
2.0	2836749	2.81	2.0	1419463	3.06
2.5	1542245	3.30	2.5	919349	3.51
5.0	81400	5.65	5.0	77313	5.67
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.60	0.0	4387757	1.63
0.1	447045	1.60	0.1	4386647	1.64
0.2	446792	1.60	0.2	4365401	1.64
0.3	437271	1.63	0.3	4336381	1.65
0.4	425392	1.66	0.4	4298873	1.66
0.5	413107	1.70	0.5	4235246	1.68
0.6	395568	1.75	0.6	4166155	1.70
0.7	377358	1.80	0.7	4066779	1.73
0.8	357376	1.86	0.8	3907422	1.77
0.9	335886	1.93	0.9	3711216	1.81
1.0	312234	2.00	1.0	3508108	1.86
1.1	290651	2.07	1.1	3276567	1.92
1.2	269847	2.14	1.2	3056029	1.98
1.3	252312	2.21	1.3	2765023	2.05
1.4	235789	2.27	1.4	2514068	2.12
1.5	218815	2.33	1.5	2251364	2.20
1.6	207976	2.37	1.6	2045452	2.27
1.7	195224	2.42	1.7	1843398	2.33
1.8	181167	2.47	1.8	1639714	2.41
1.9	153299	2.58	1.9	1454043	2.48
2.0	130836	2.69	2.0	1277794	2.55
2.5	68210	3.13	2.5	552879	2.97
			5.0	4088	5.40

Caso 8

CASO 8					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au ght	MIN	ton	Au ght
0.0	15903482	1.08	0.0	11046720	0.89
0.1	13341168	1.28	0.1	8545203	1.14
0.2	12272860	1.38	0.2	7571846	1.27
0.3	11251857	1.48	0.3	6643050	1.41
0.4	10226530	1.60	0.4	5732865	1.58
0.5	9251351	1.72	0.5	4928793	1.76
0.6	8433494	1.83	0.6	4346846	1.92
0.7	7726771	1.94	0.7	3894243	2.07
0.8	7129128	2.04	0.8	3519541	2.21
0.9	6568401	2.14	0.9	3177453	2.36
1.0	6060956	2.24	1.0	2906604	2.49
1.1	5604717	2.34	1.1	2656445	2.63
1.2	5158712	2.44	1.2	2427189	2.77
1.3	4761778	2.54	1.3	2228967	2.90
1.4	4373553	2.65	1.4	2050697	3.04
1.5	3997750	2.76	1.5	1879359	3.18
1.6	3660637	2.87	1.6	1745784	3.31
1.7	3309934	3.00	1.7	1610220	3.45
1.8	3014917	3.12	1.8	1501617	3.57
1.9	2751938	3.25	1.9	1402865	3.69
2.0	2515580	3.37	2.0	1314454	3.81
2.5	1668307	3.95	2.5	960005	4.40
5.0	279055	7.14	5.0	244355	7.29
10.0	25025	11.83	10.0	24375	11.84
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au ght	MIN	ton	Au ght
0.0	447045	1.39	0.0	4387757	1.53
0.1	442297	1.40	0.1	4331708	1.55
0.2	432405	1.43	0.2	4246649	1.58
0.3	420981	1.46	0.3	4168345	1.60
0.4	408256	1.50	0.4	4066700	1.64
0.5	385652	1.56	0.5	3918196	1.68
0.6	363845	1.62	0.6	3704925	1.75
0.7	334560	1.71	0.7	3481208	1.82
0.8	314128	1.77	0.8	3280234	1.88
0.9	290010	1.84	0.9	3086121	1.95
1.0	274057	1.90	1.0	2868768	2.02
1.1	252197	1.97	1.1	2685398	2.09
1.2	233002	2.04	1.2	2488686	2.16
1.3	215048	2.10	1.3	2308398	2.23
1.4	197345	2.17	1.4	2117430	2.31
1.5	180257	2.24	1.5	1930052	2.40
1.6	164032	2.31	1.6	1742890	2.49
1.7	145504	2.39	1.7	1546279	2.59
1.8	128921	2.47	1.8	1377227	2.70
1.9	113761	2.56	1.9	1229136	2.80
2.0	97819	2.65	2.0	1097729	2.90
2.5	48820	3.09	2.5	656322	3.36
5.0	403	5.19	5.0	34297	6.14

Caso 9

CASO 9					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.93	0.0	11046720	0.70
0.1	13595043	1.08	0.1	8756505	0.87
0.2	12417046	1.17	0.2	7620406	0.97
0.3	11325747	1.26	0.3	6602215	1.08
0.4	10331896	1.34	0.4	5698592	1.20
0.5	9434860	1.43	0.5	4911588	1.32
0.6	8640752	1.51	0.6	4283630	1.43
0.7	7907655	1.59	0.7	3791650	1.54
0.8	7234883	1.67	0.8	3354636	1.64
0.9	6577825	1.75	0.9	2953739	1.75
1.0	6003878	1.83	1.0	2618575	1.85
1.1	5453758	1.90	1.1	2308499	1.96
1.2	4978400	1.98	1.2	2059449	2.05
1.3	4488192	2.06	1.3	1824833	2.16
1.4	4051656	2.13	1.4	1627970	2.26
1.5	3644462	2.21	1.5	1448837	2.36
1.6	3255506	2.29	1.6	1297179	2.45
1.7	2909843	2.36	1.7	1172126	2.54
1.8	2573928	2.44	1.8	1063868	2.62
1.9	2269521	2.52	1.9	960693	2.70
2.0	1965197	2.61	2.0	847851	2.80
2.5	886390	3.09	2.5	477791	3.24
5.0	6839	5.17	5.0	5214	5.15
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.29	0.0	4387757	1.48
0.1	440358	1.31	0.1	4377256	1.48
0.2	435120	1.32	0.2	4340597	1.49
0.3	422099	1.36	0.3	4280509	1.51
0.4	397332	1.42	0.4	4215049	1.53
0.5	371303	1.49	0.5	4131045	1.55
0.6	350990	1.54	0.6	3987779	1.59
0.7	325370	1.61	0.7	3772507	1.64
0.8	299855	1.69	0.8	3564970	1.69
0.9	274561	1.76	0.9	3338215	1.75
1.0	251783	1.84	1.0	3122753	1.80
1.1	234087	1.90	1.1	2900639	1.86
1.2	213888	1.97	1.2	2694530	1.92
1.3	193713	2.04	1.3	2459113	1.98
1.4	174509	2.12	1.4	2238645	2.04
1.5	157138	2.19	1.5	2027954	2.10
1.6	139172	2.27	1.6	1808765	2.17
1.7	122807	2.36	1.7	1604634	2.24
1.8	106803	2.45	1.8	1393241	2.31
1.9	95194	2.52	1.9	1204061	2.39
2.0	82724	2.61	2.0	1026033	2.46
2.5	42426	2.99	2.5	364506	2.90
			5.0	1625	5.25

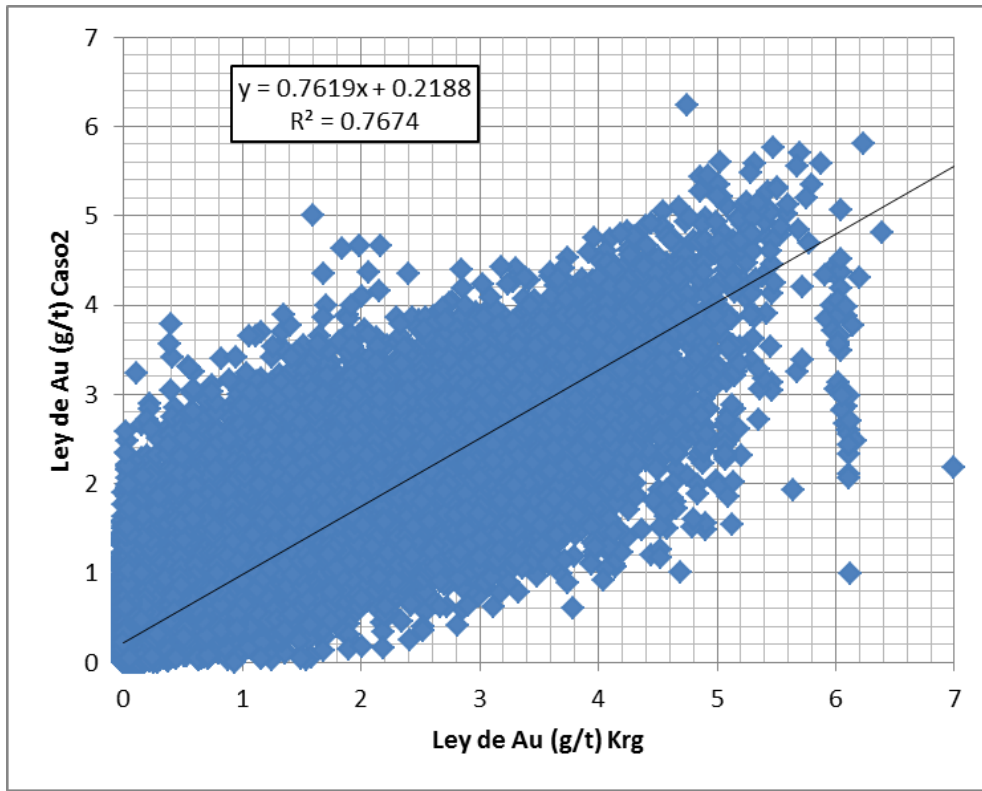
Caso 10

CASO 10					
TOTAL			UGE3		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	15903482	0.97	0.0	11046720	0.77
0.1	13727388	1.11	0.1	8905702	0.94
0.2	12697960	1.19	0.2	7953278	1.04
0.3	11560669	1.28	0.3	6942134	1.15
0.4	10395532	1.39	0.4	5939070	1.29
0.5	9409646	1.48	0.5	5132981	1.42
0.6	8546493	1.58	0.6	4475726	1.55
0.7	7825922	1.66	0.7	3983844	1.66
0.8	7191007	1.74	0.8	3599208	1.76
0.9	6608502	1.82	0.9	3272100	1.85
1.0	6055548	1.90	1.0	2952793	1.95
1.1	5532066	1.98	1.1	2665501	2.04
1.2	5040357	2.07	1.2	2410704	2.14
1.3	4589183	2.15	1.3	2185094	2.23
1.4	4174898	2.23	1.4	1980500	2.32
1.5	3778705	2.31	1.5	1795594	2.41
1.6	3409620	2.39	1.6	1620102	2.50
1.7	3061153	2.47	1.7	1464238	2.59
1.8	2727689	2.56	1.8	1324027	2.68
1.9	2433646	2.65	1.9	1188048	2.78
2.0	2151340	2.74	2.0	1062212	2.88
2.5	1140274	3.19	2.5	617896	3.34
5.0	23481	5.60	5.0	21125	5.62
UGE1			UGE2		
MIN	ton	Au g/t	MIN	ton	Au g/t
0.0	447045	1.33	0.0	4387757	1.42
0.1	445167	1.34	0.1	4354558	1.43
0.2	436151	1.36	0.2	4286571	1.45
0.3	417752	1.41	0.3	4179053	1.48
0.4	404453	1.45	0.4	4030694	1.52
0.5	387787	1.49	0.5	3867939	1.57
0.6	363542	1.55	0.6	3687707	1.62
0.7	345164	1.60	0.7	3480508	1.68
0.8	318397	1.67	0.8	3261951	1.74
0.9	290668	1.75	0.9	3035793	1.80
1.0	269876	1.81	1.0	2823314	1.87
1.1	245517	1.89	1.1	2611517	1.93
1.2	222543	1.96	1.2	2397579	2.00
1.3	200824	2.04	1.3	2193891	2.07
1.4	177821	2.13	1.4	2007293	2.14
1.5	159458	2.21	1.5	1814604	2.21
1.6	142762	2.28	1.6	1638018	2.29
1.7	126352	2.37	1.7	1462706	2.36
1.8	110485	2.46	1.8	1286298	2.45
1.9	98764	2.53	1.9	1141332	2.52
2.0	87654	2.60	2.0	997494	2.61
2.5	43377	2.98	2.5	477074	3.01
			5.0	2356	5.46

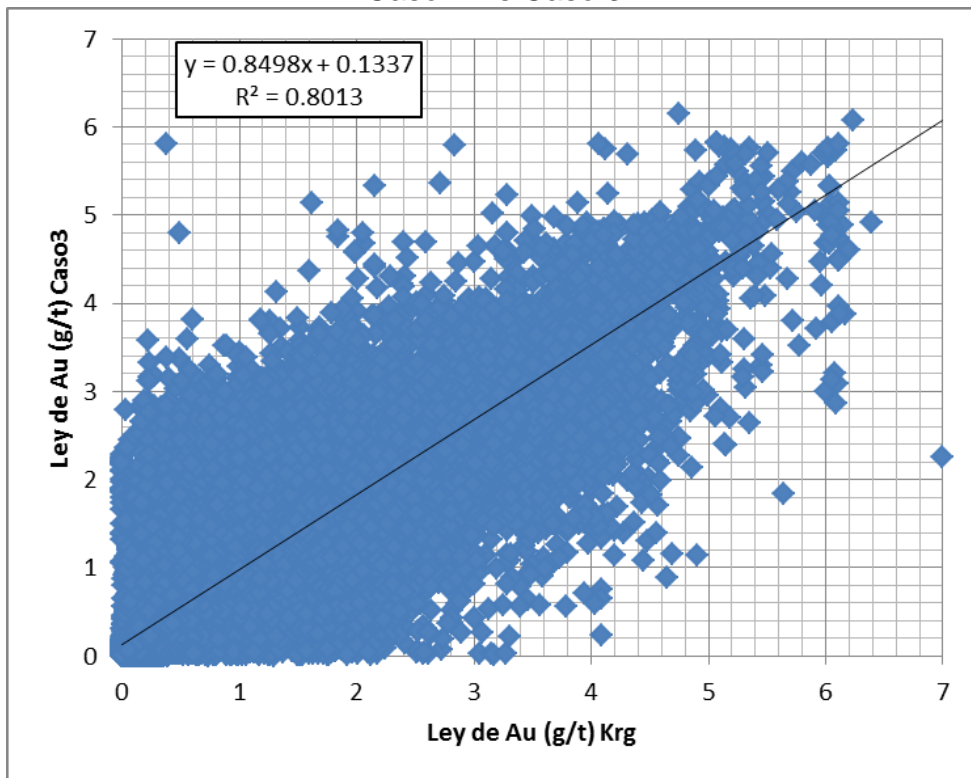
ANEXO E: VALIDACIÓN DE MODELOS

ANEXO F: COMPARACIÓN DE MODELOS

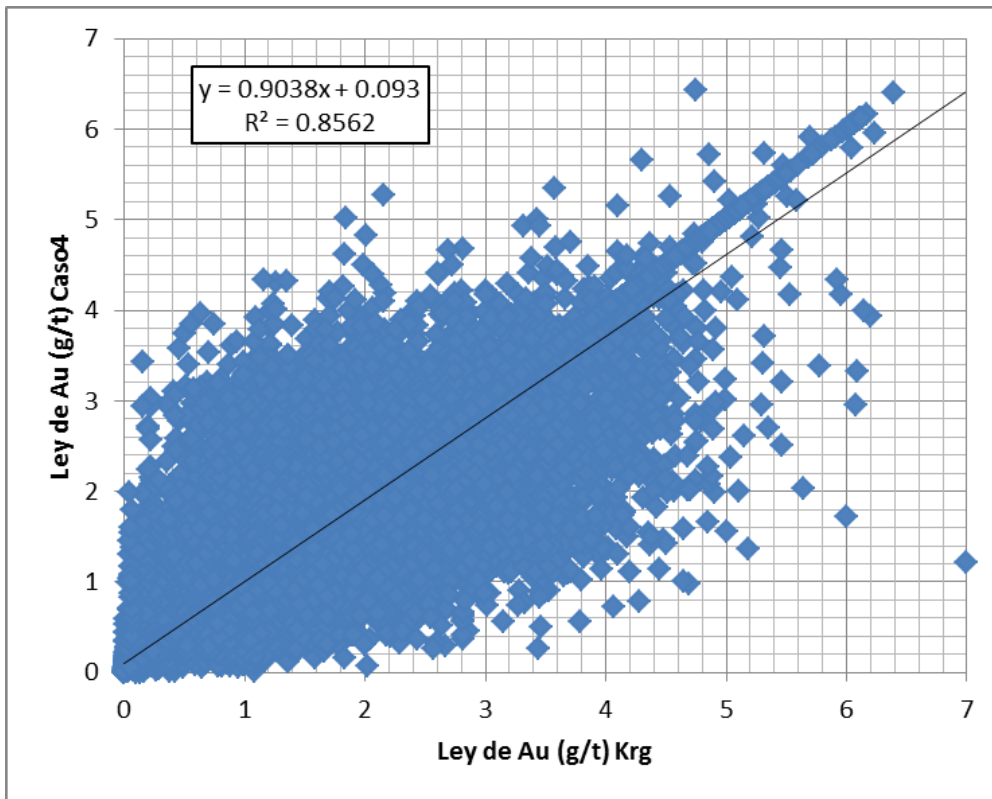
Caso 1 Vs Caso 2



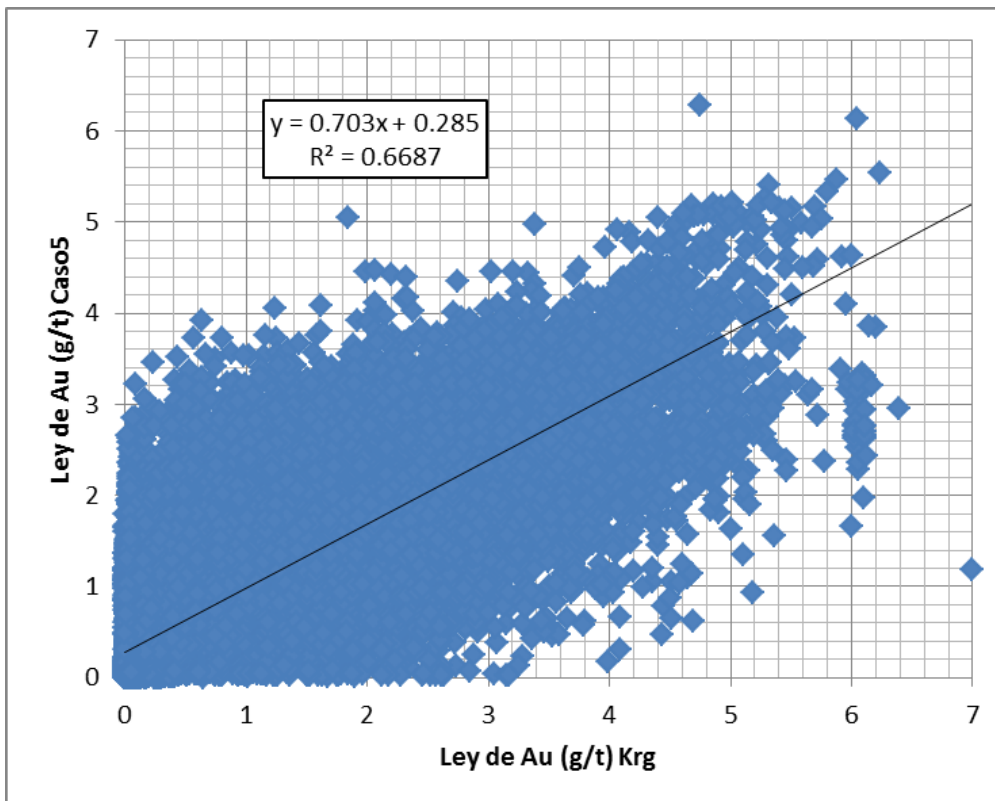
Caso 1 Vs Caso 3



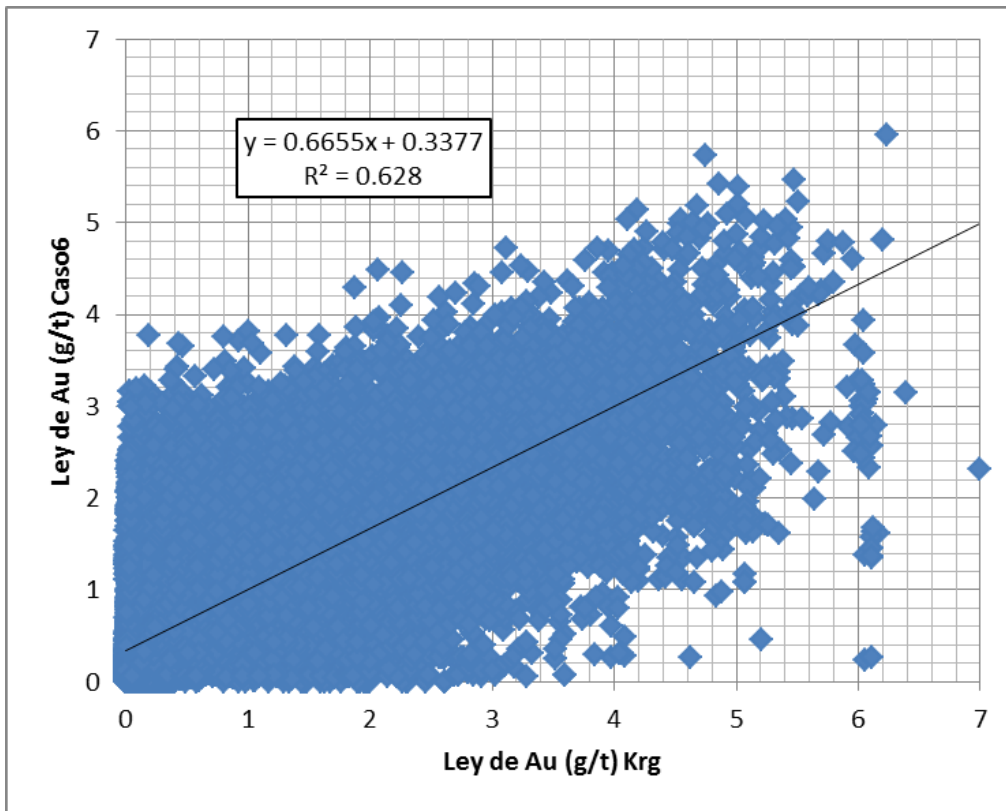
Caso 1 Vs Caso 4



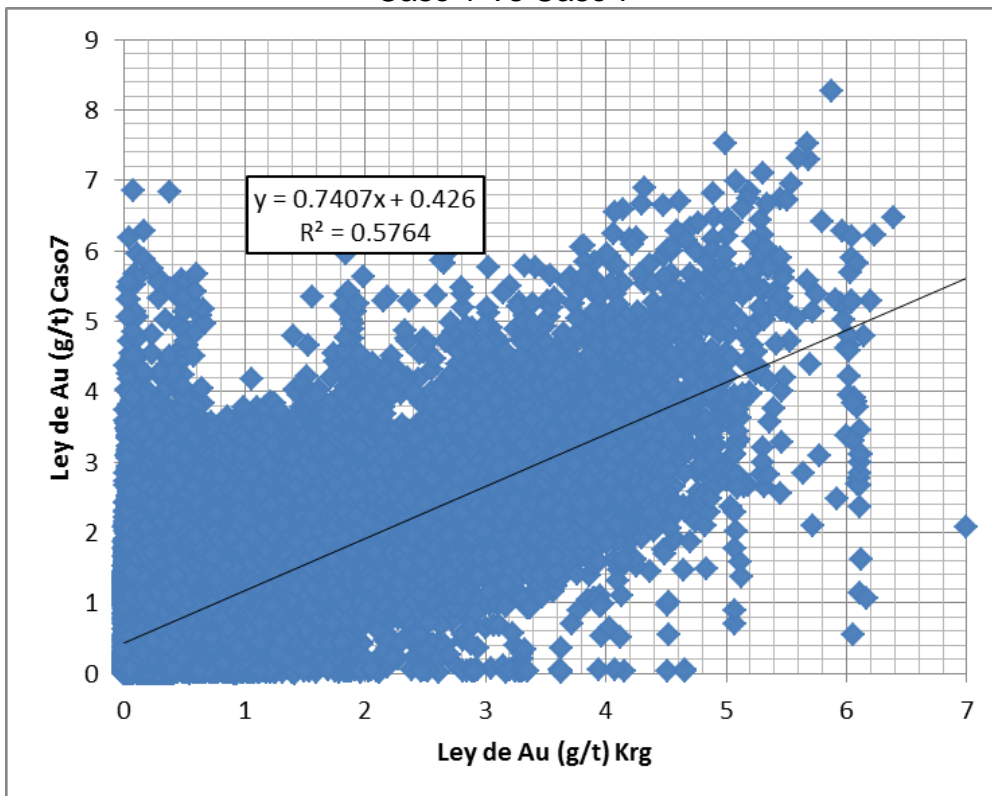
Caso 1 Vs Caso 5



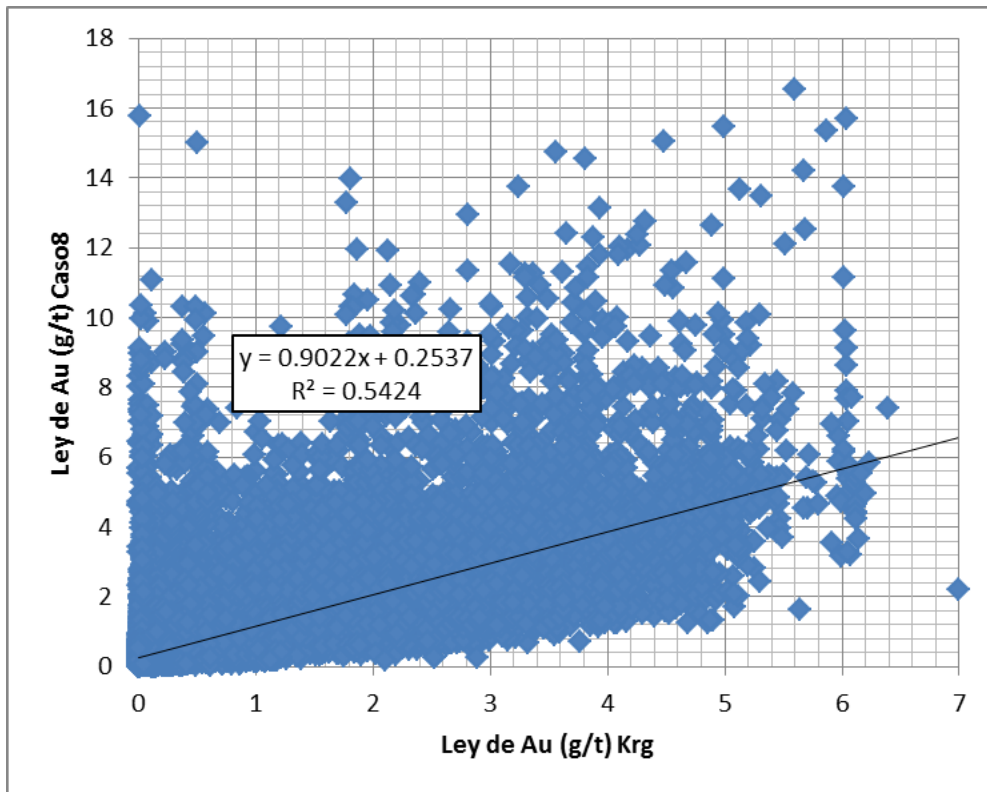
Caso 1 Vs Caso 6



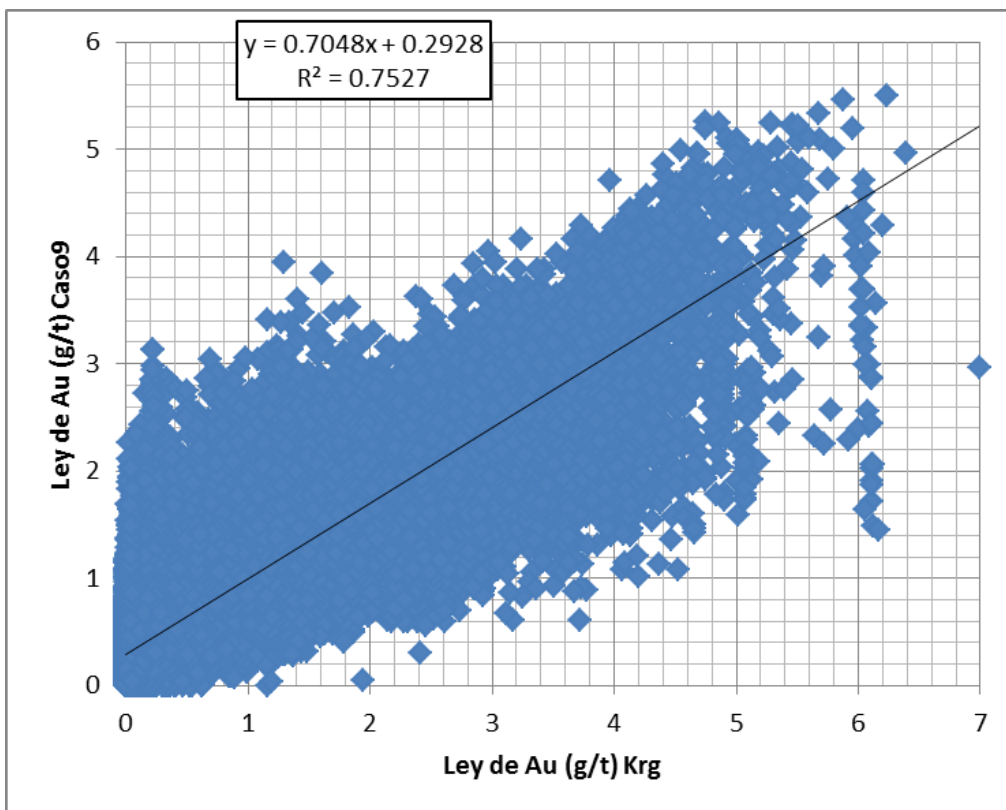
Caso 1 Vs Caso 7



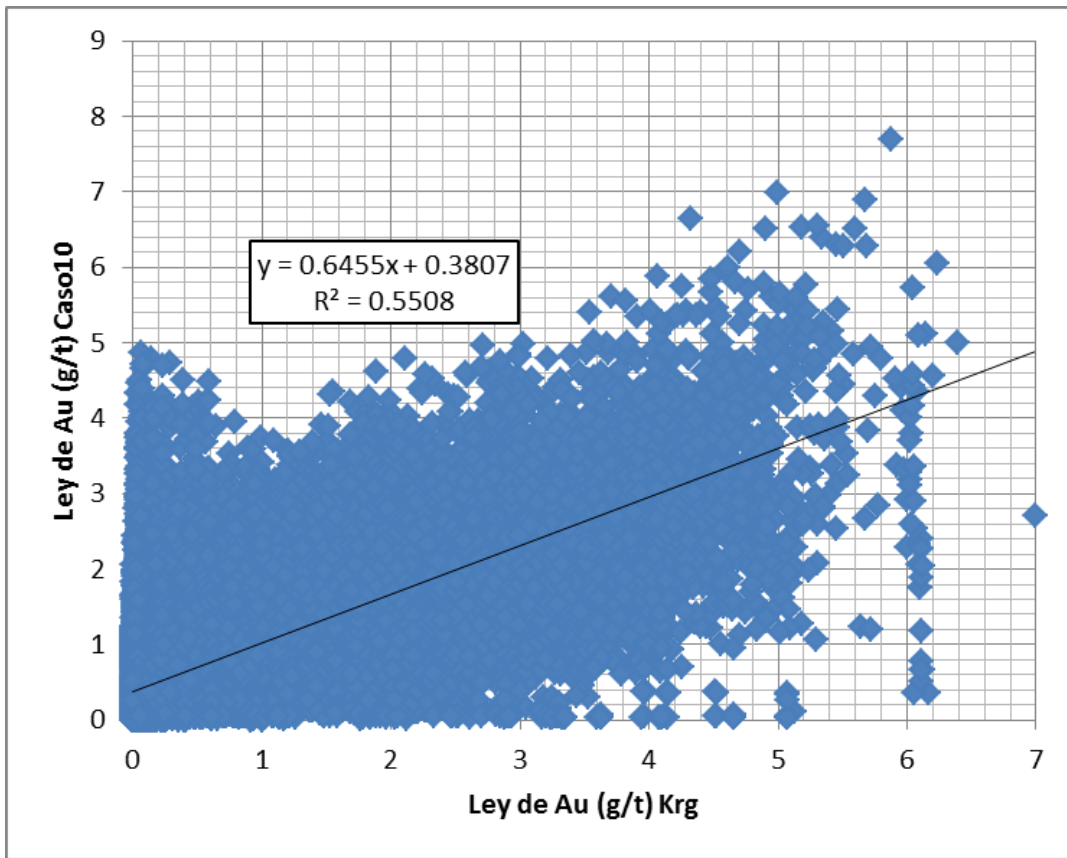
Caso 1 Vs Caso 8



Caso 1 Vs Caso 9

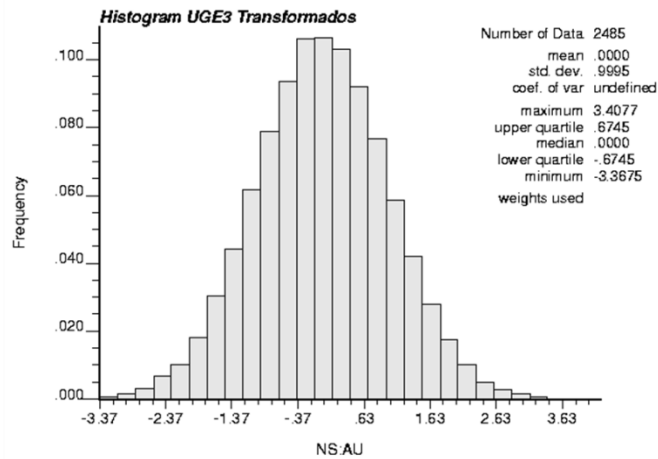
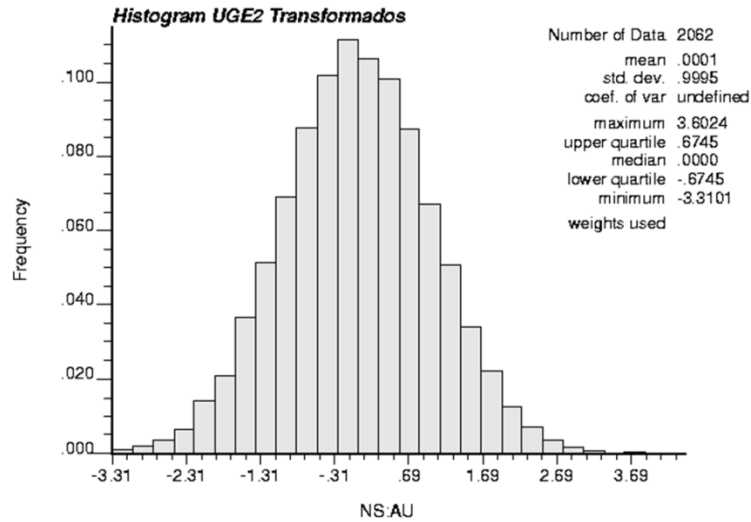
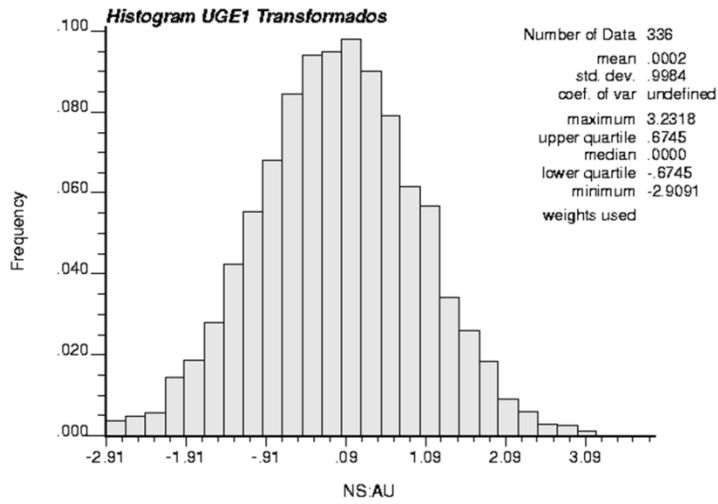


Caso 1 Vs Caso 10



ANEXO G: COMPARACIÓN DE HISTOGRAMAS

HISTOGRAMAS TRANSFORMADOS NORMALES



HISTOGRAMAS LOGNORMAL SIMULADOS

