Ingeniería de Minas
FACULTAD DE CIENCIAS
FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
UNIVERSIDAD DE CHILE

Curso
MINERÍA

Profesor: Dr. Julián M. Ortiz

Ingeniería de Minas
FACULTAD DE CIENCIAS
FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
UNIVERSIDAD DE CHILE

04 – Desarrollo Minero

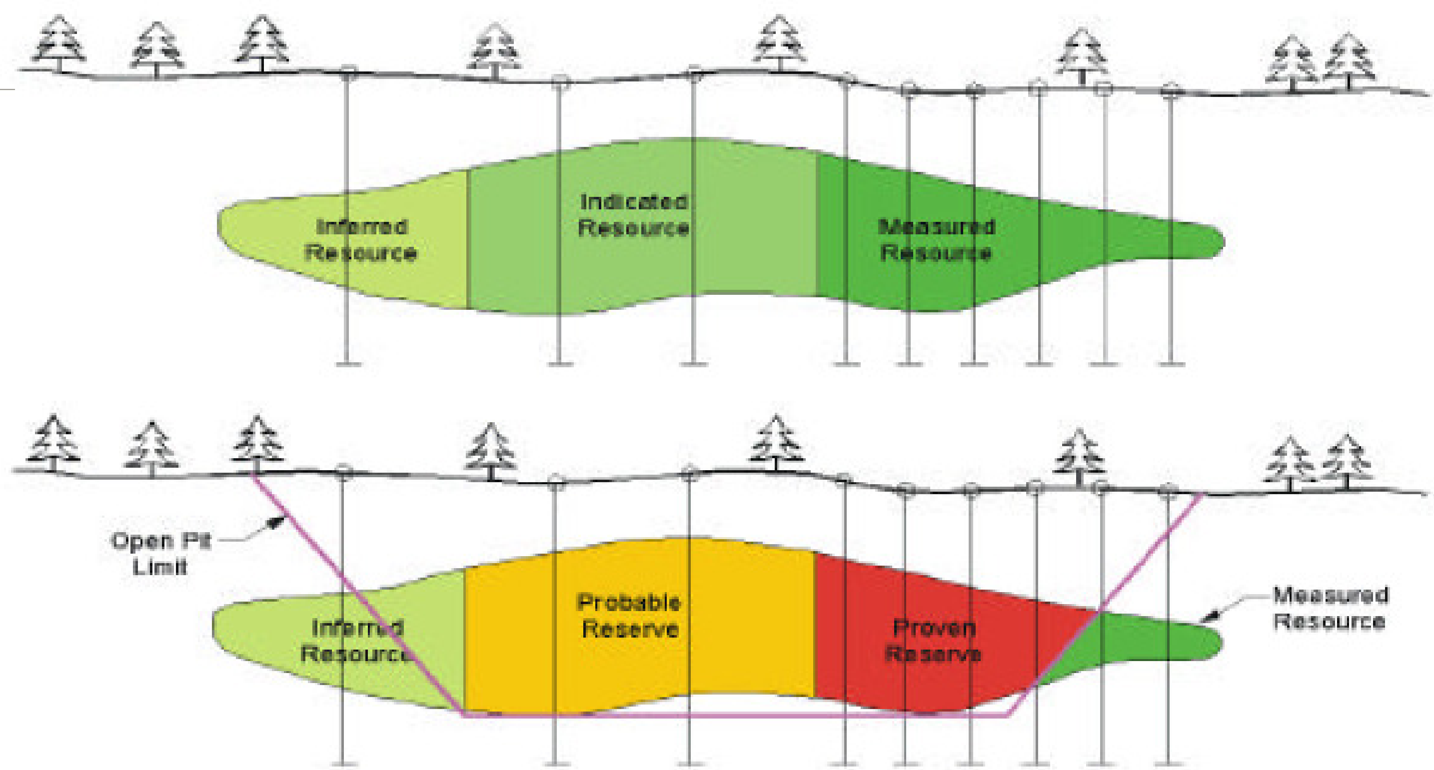
Ingeniería de Minas
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
UNIVERSIDAD DE CHILE

Evaluación de recursos y reservas

Generalidades

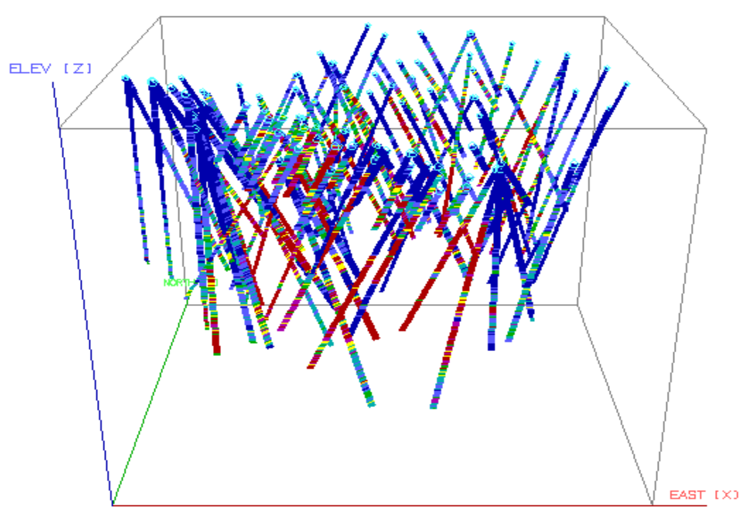
- La determinación de los recursos es una etapa crítica en los proyectos mineros
  - Se requiere una cuantificación de la cantidad y calidad de los recursos
  - Se requiere una cuantificación del error
  - Se deben definir los recursos bancables para buscar el financiamiento del proyecto
  - Existen estándares internacionales para el reporte de recursos y reservas

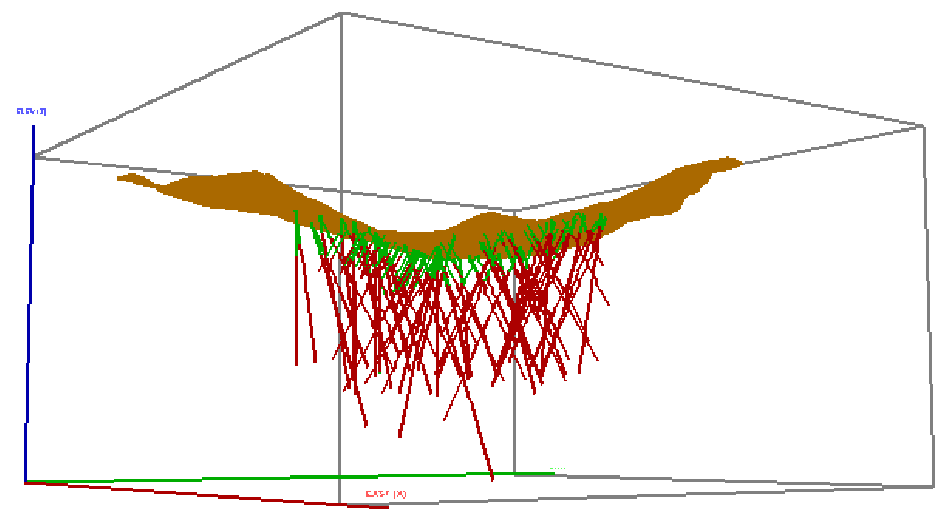

Mercado energético:
Shell: ... vuelve a revisar sus reservas a la baja
Doble baja
Reservas infladas generaron pelea
Los dos principales ejecutivos de royal Dutch y Shell Group empezaron a discutir cómo manejar el explosivo secreto.
Titubeos costosos
Problemas de Shell
EJECUTIVOS ESTABAN AL TANTO DE FALLAS HACE CASI DOS AÑOS
Shell conocía error en reservas



Generalidades

- La exploración avanzada genera una base de datos proveniente de una campaña de sondajes en una grilla seudo-regular

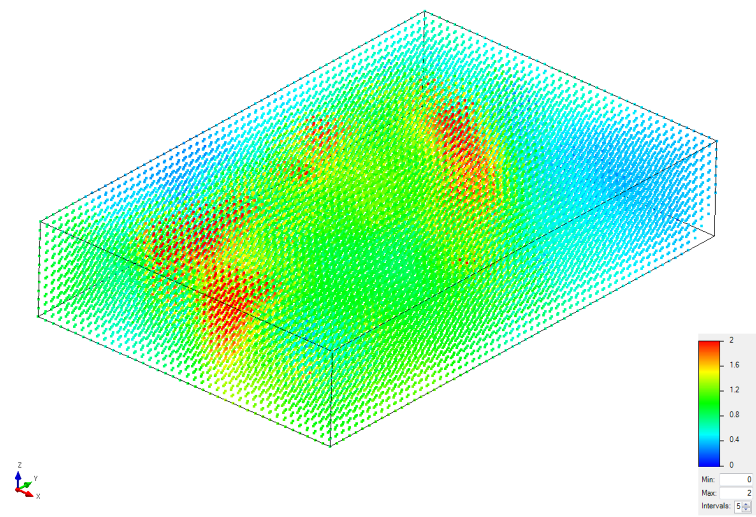




- ¿Cómo cuantificamos los recursos?

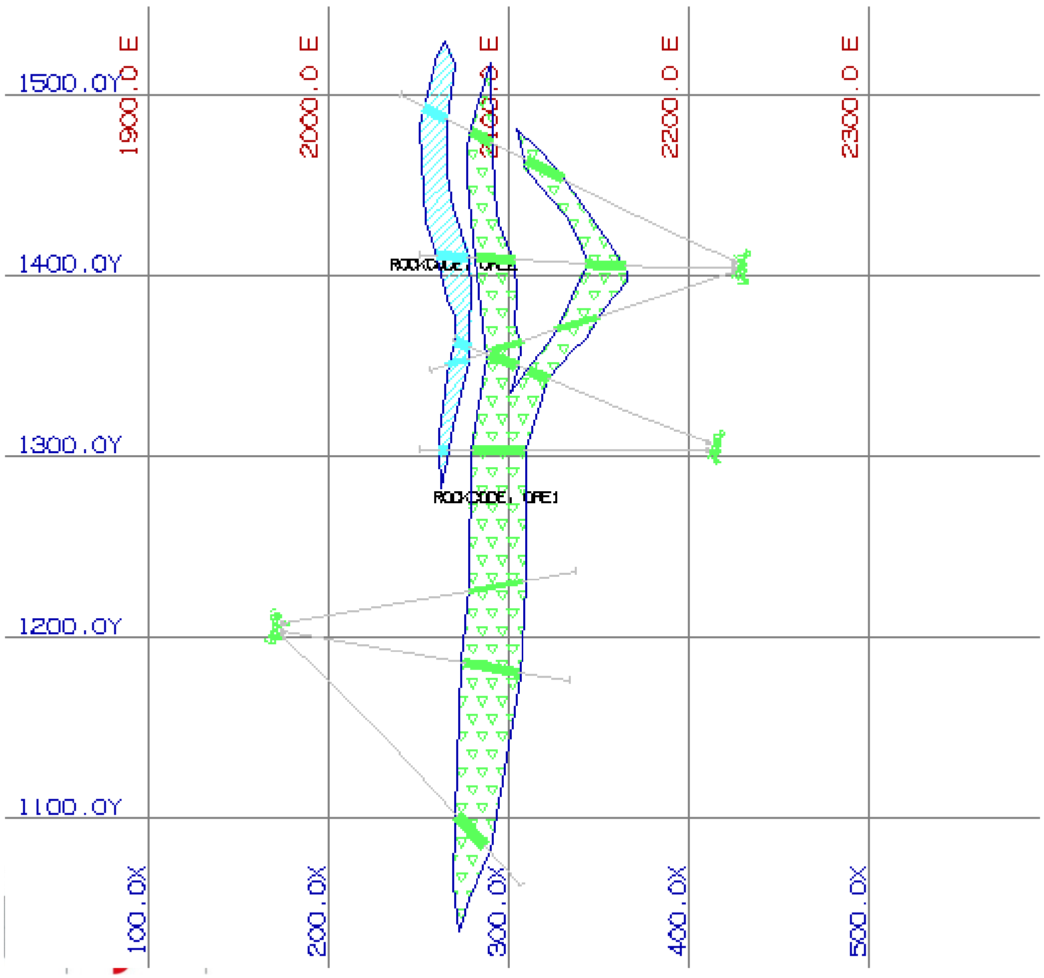
Generalidades

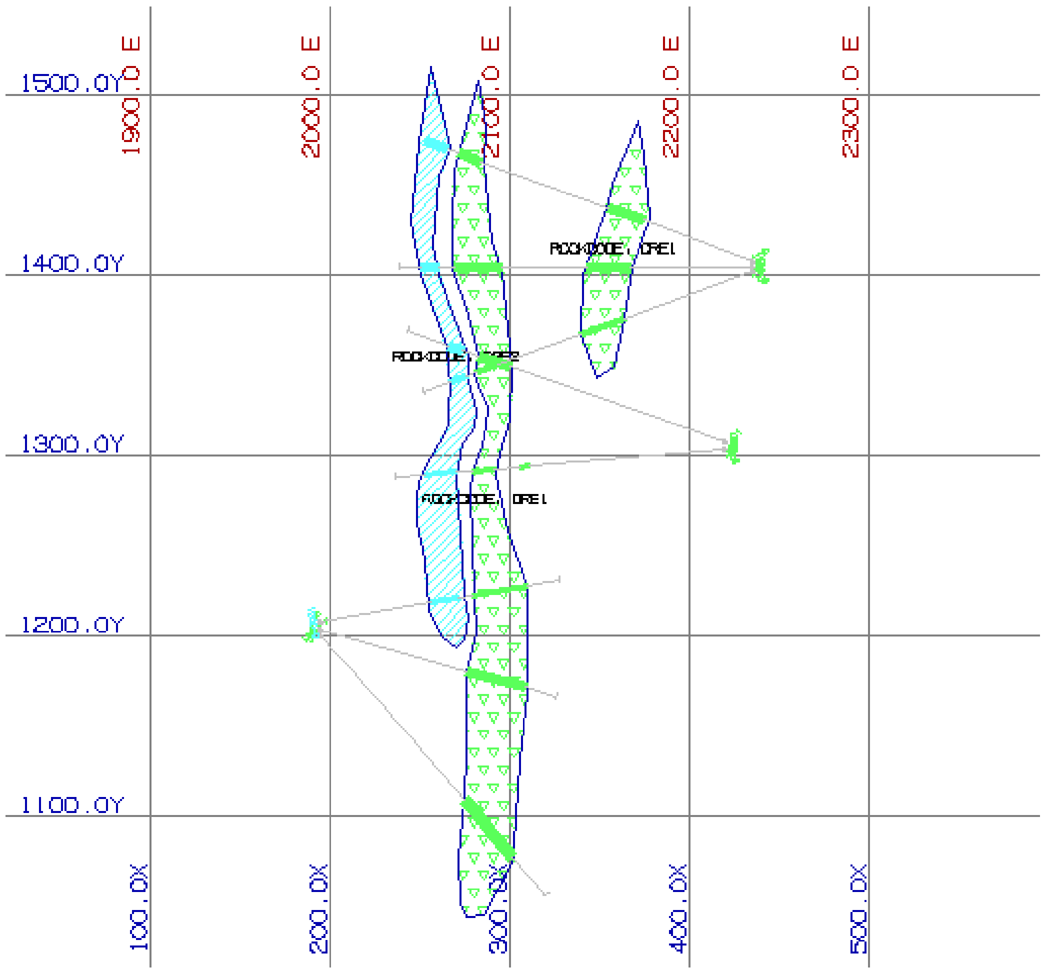
- Procedimiento típico:
  - Interpretación del depósito → modelo geológico
  - Análisis de datos → representatividad / chance (valores erráticos → outliers)
  - Análisis de continuidad espacial:
    - Mineralización
    - Leyes
  - Estimación
  - Error asociado a la estimación / categorización
  - Validación de modelos



Interpretación geológica

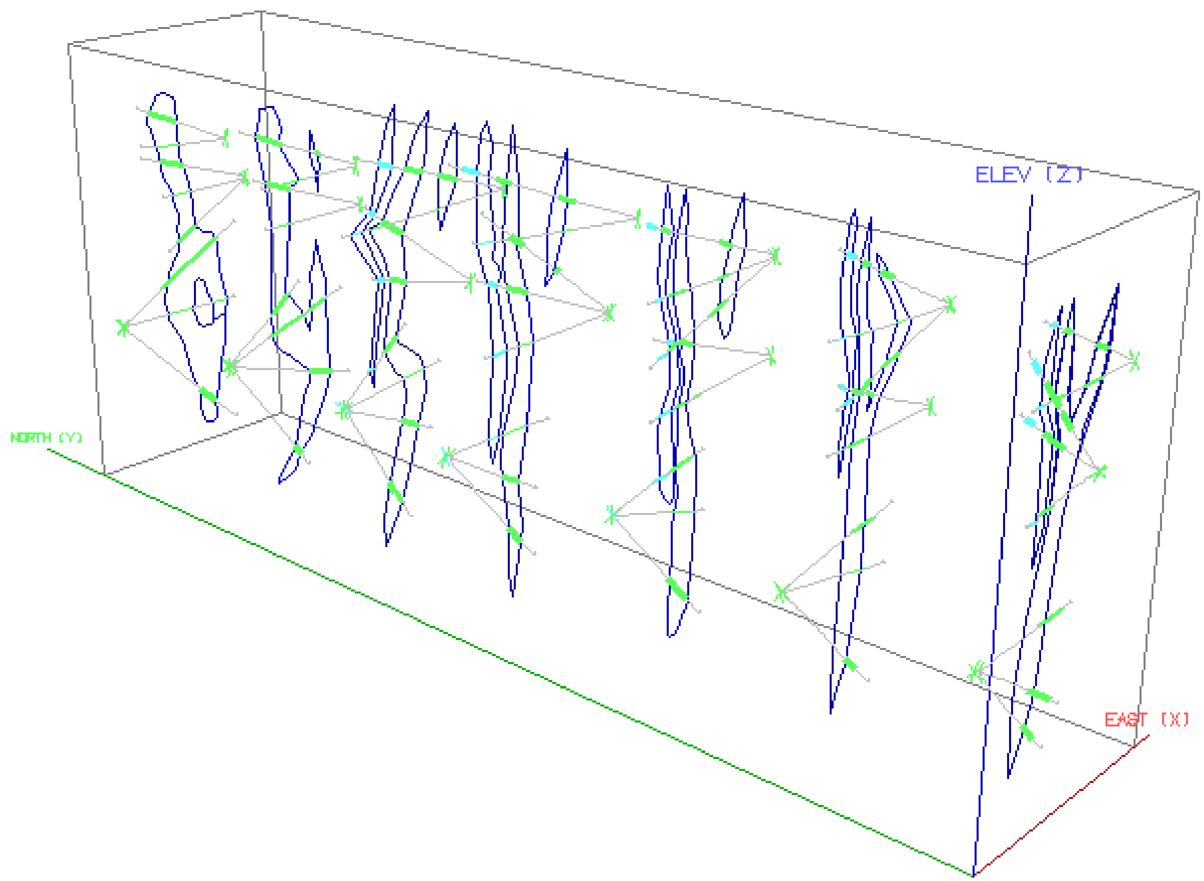
- Análisis utilizando plantas y secciones → Isoleyes / Mineralización / Alteración / Litología / Estructuras





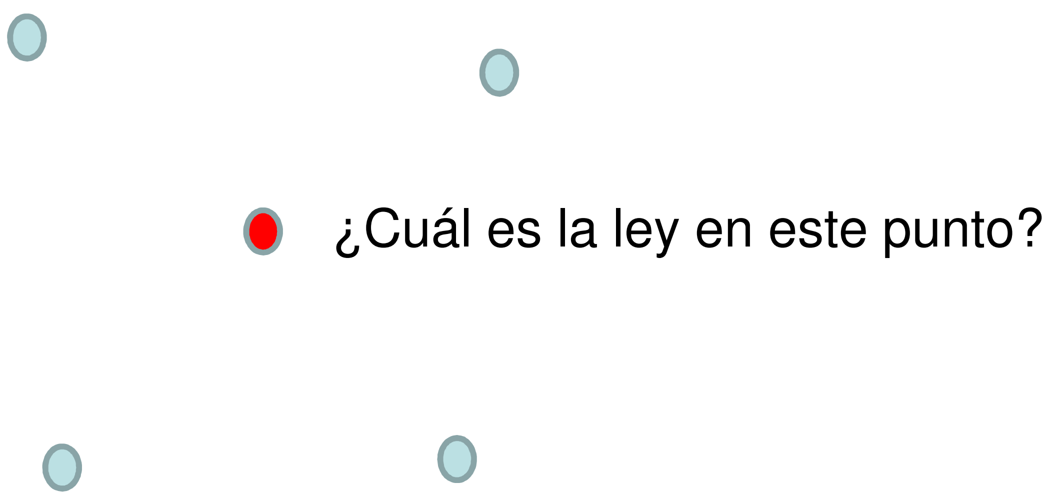
Interpretación geológica

- Visualización en 3-D ⇨ interpretación



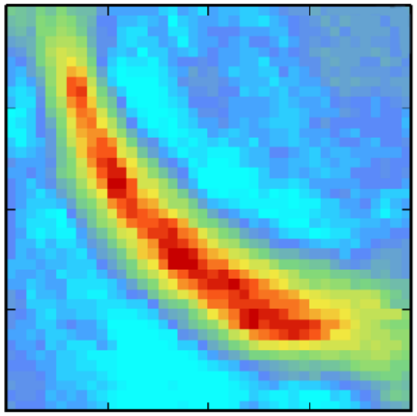
Interpretación geológica

- Se deben definir volúmenes en los que la variable en estudio tenga un comportamiento "homogéneo"
  - Geológicamente
  - Estadísticamente
- Dentro de cada unidad de estimación, las muestras son homogéneas → "no mezclar peras con manzanas"



Generalidades

- La *estadística* se ocupa de los métodos científicos para recolectar, organizar, resumir, presentar y analizar datos así como obtener conclusiones válidas y tomar decisiones razonables sobre la base de dicho análisis.
- La *geoestadística* es una rama de la estadística aplicada que pone énfasis en:
  - El contexto geológico de los datos,
  - La relación espacial entre los datos, y
  - Datos medidos con un soporte volumétrico y precisión diferentes.
- La geoestadística es útil para:
  - Cuantificar aspectos geológicos.
  - Estimación / Simulación.
  - Cuantificación de la incertidumbre.
  - Diseño de muestra.
  - Análisis de riesgo.



Primeras aplicaciones

- Regresión Lognormal: Mina Harmony (Sudáfrica).

Valor medio de $\ln(z_2+\beta)$ de la categoría	Variable z_2: Ley real de bloques (cm*g/t)	51–92	92–158	158–262	262–427	427–688	688–1102	1102–1758
6,79	688–1102				1	7	4	
6,33	427–688			4	36	68	14	2
5,87	262–427		3	52	120	60	5	
5,41	158–262	1	23	85	35	8		
4,95	92–158	4	5	12	1			
4,49	51–92							
	Valor medio de $\ln(z_1+\beta)$ de la categoría	4,49	4,95	5,41	5,87	6,33	6,79	7,25

Variable z_1: Ley estimada de bloques (cm*g/t)

- Sesgo Condicional: subestimación de leyes bajas y sobreestimación de leyes altas.

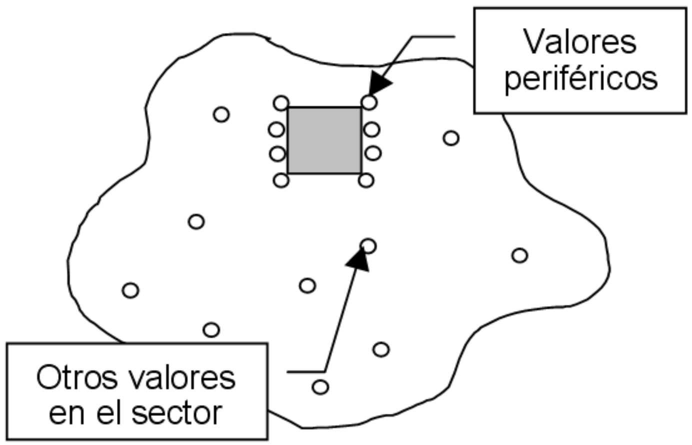
Paso de la regresión a promedios ponderados

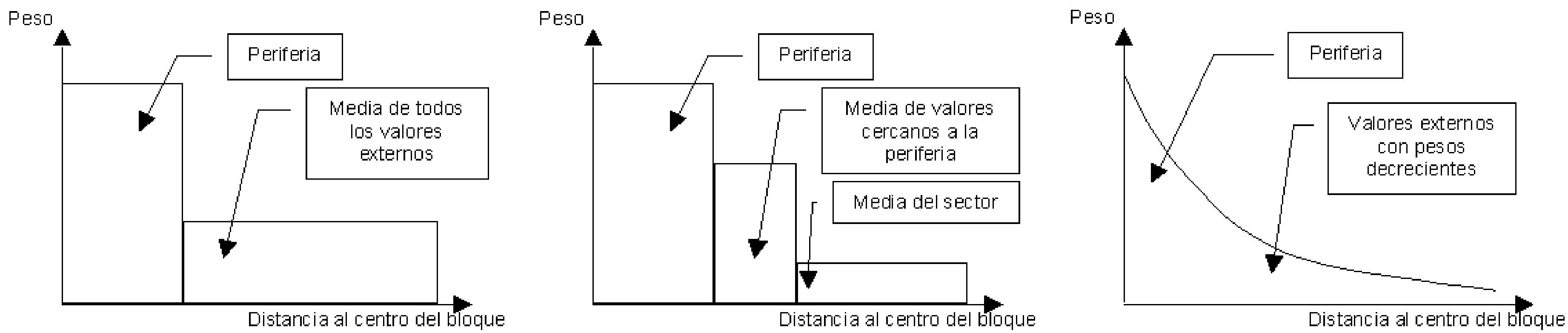
- Ecuación de la recta de regresión:

$$\hat{z}_2 = z_1 \cdot \left(r \cdot \frac{s_{z_2}}{s_{z_1}} \right) + m \cdot \left(1 - r \cdot \frac{s_{z_2}}{s_{z_1}} \right)$$

  es un promedio ponderado de la ley de los valores periféricos y de la media del sector.

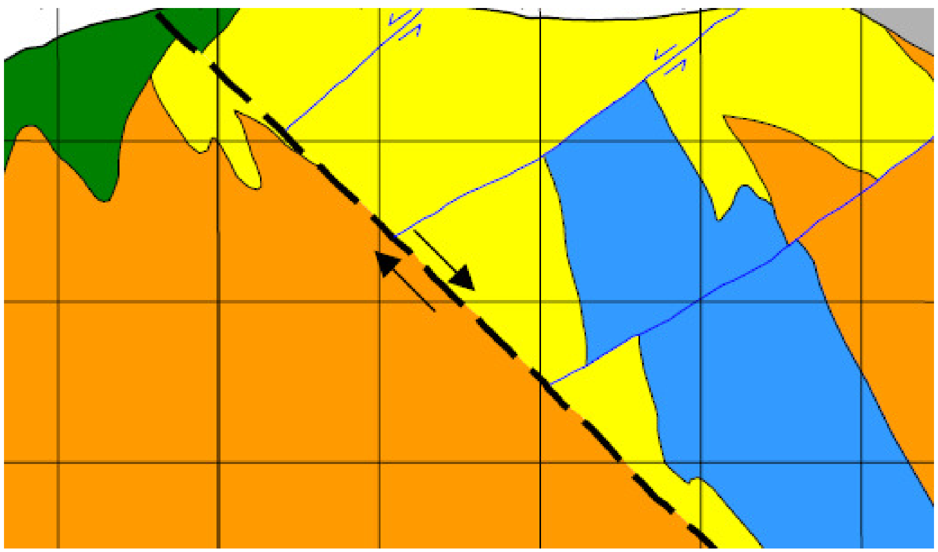
- Origen del kriging

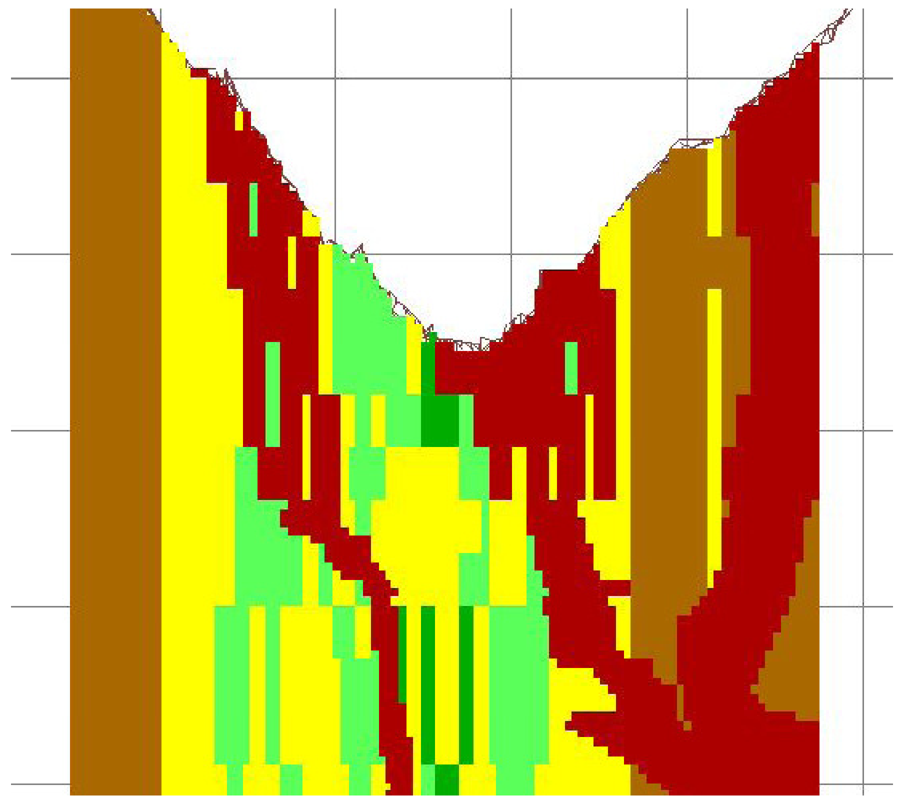




Modelos geológicos

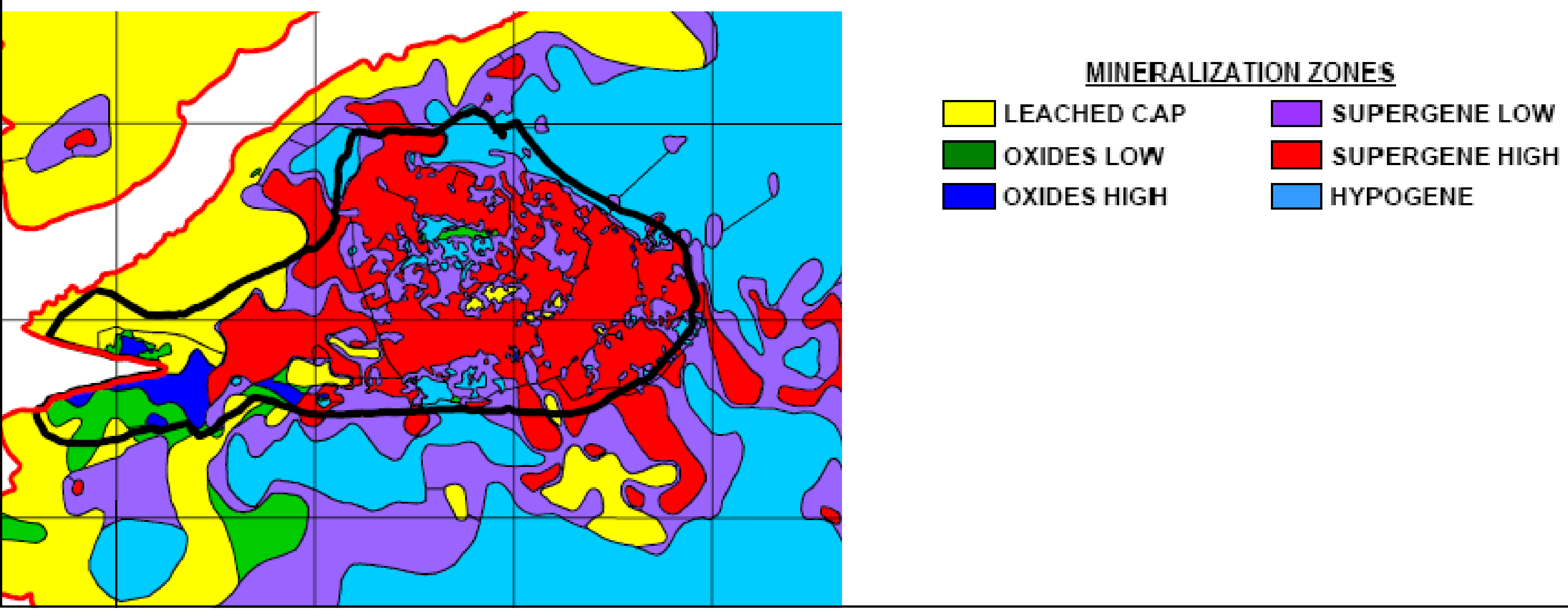
- Combinación de características geológicas
  - Litologías
  - Alteraciones
  - Mineralización





Modelos geológicos

- Modelos complejos:
  - Usualmente, se definen varias “poblaciones” litológicas, de alteración, de mineralización…
  - Unidades geológicas se definen en base a estas características

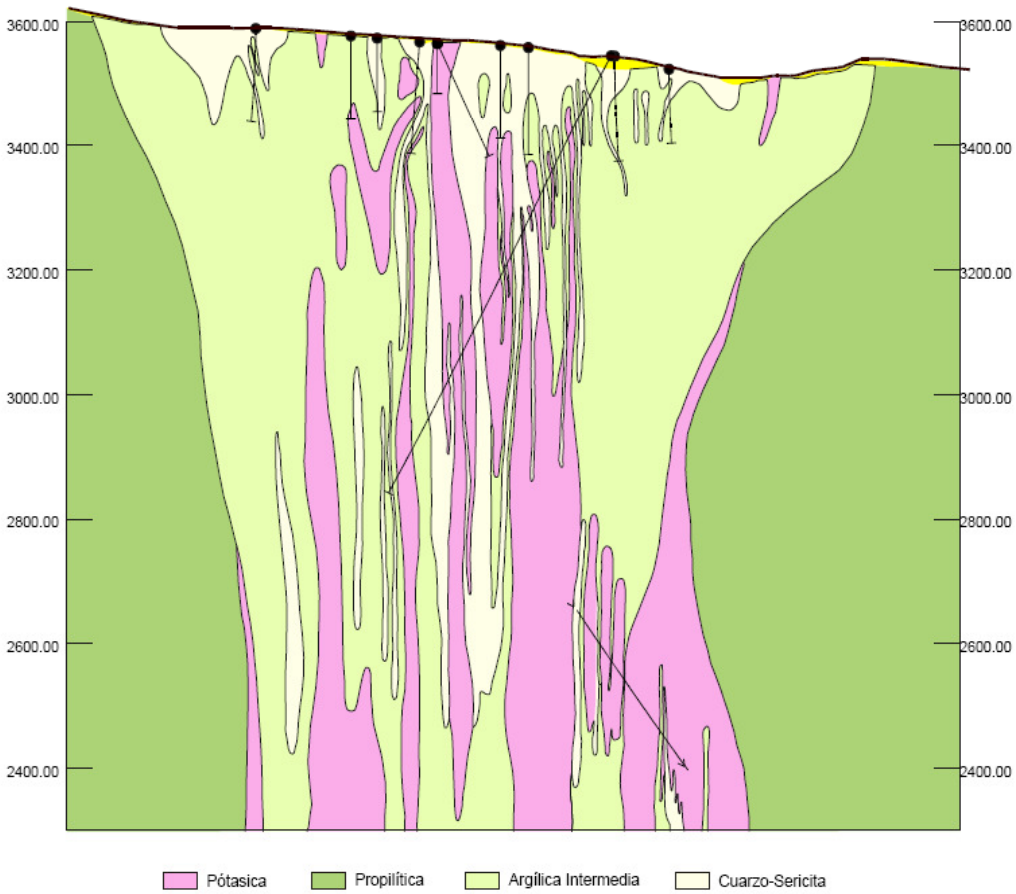


Definición de unidades geológicas

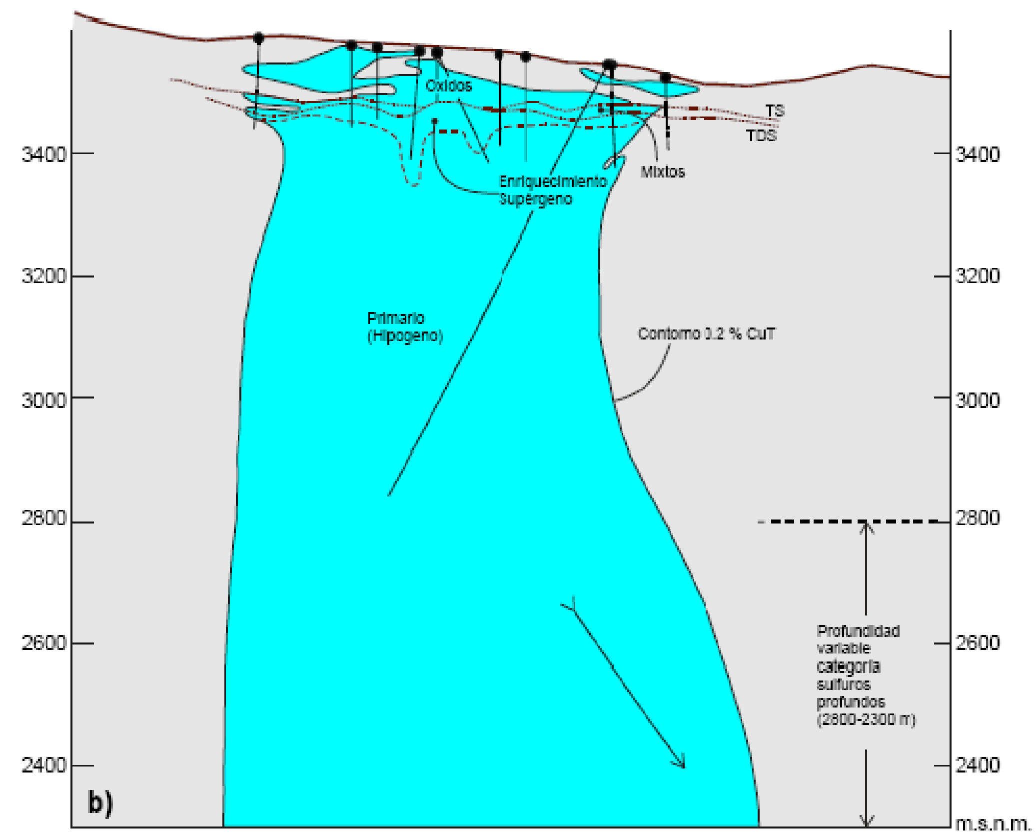
- Para estimación de leyes (modelo de recursos/reservas):
  - Combinación de poblaciones litológicas, de alteración y mineralización
  - Se deben agrupar de modo de combinar datos con:
    - Características geológicas relevantes (depende del uso que se le dará al modelo)
    - Número de datos razonable para inferencia de parámetros estadísticos de la población
- Dificultades:
  - Se desconoce la extensión de las unidades
  - Tipo de límites presentes: duros, blandos, transicionales

Más ejemplos

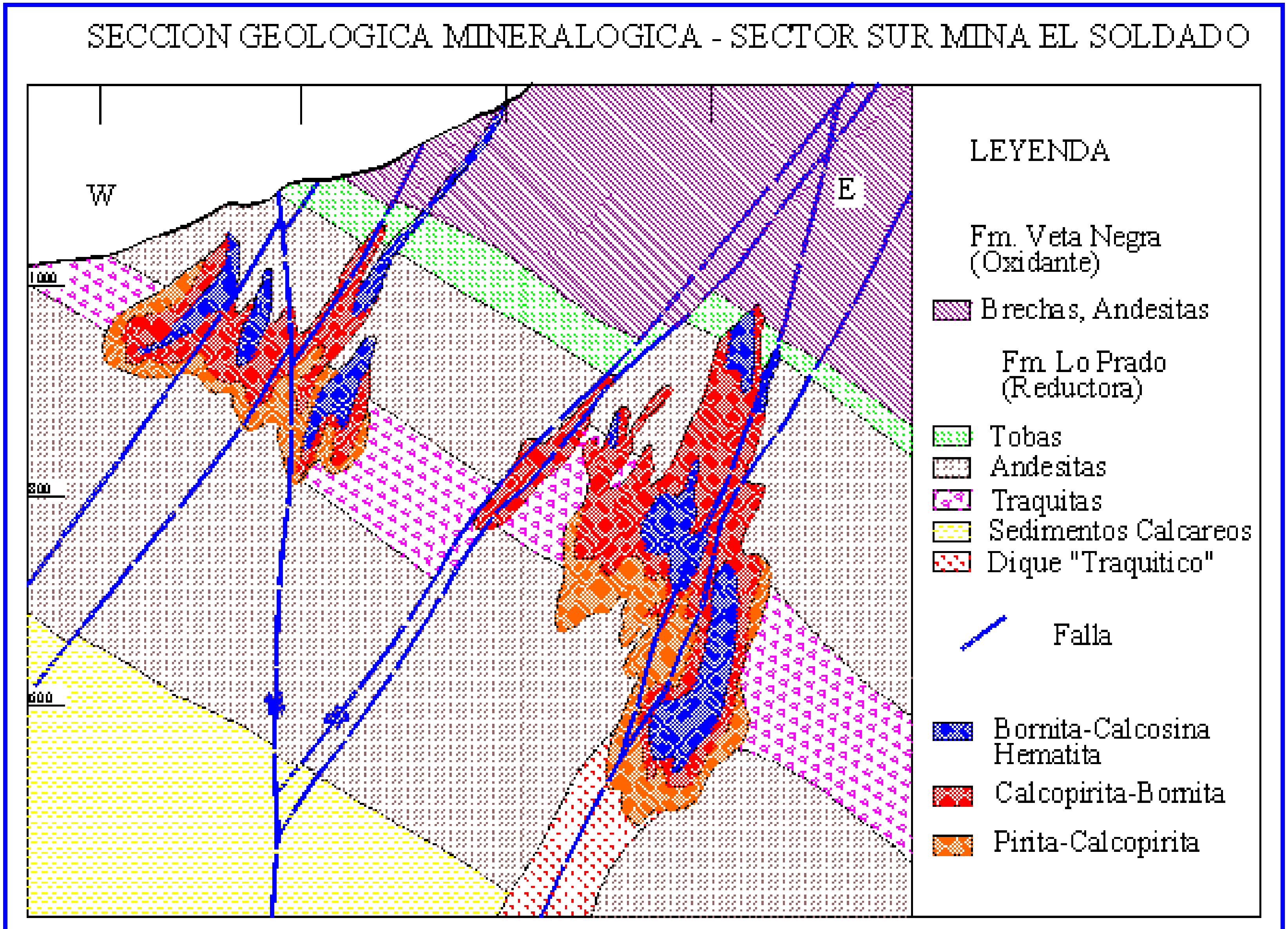
Alteración



Mineralización económica

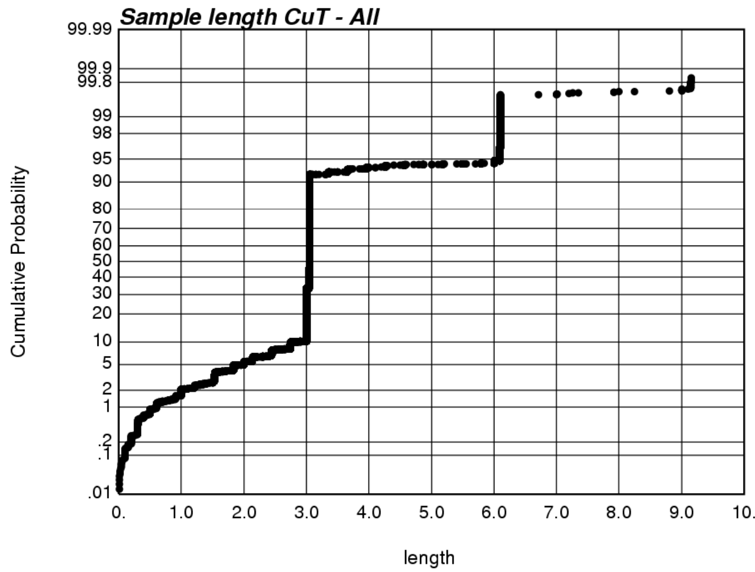


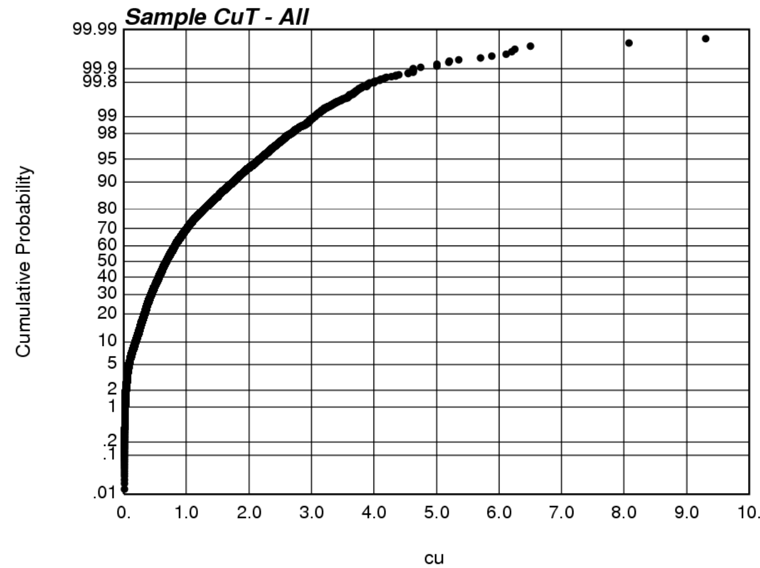
Más ejemplos

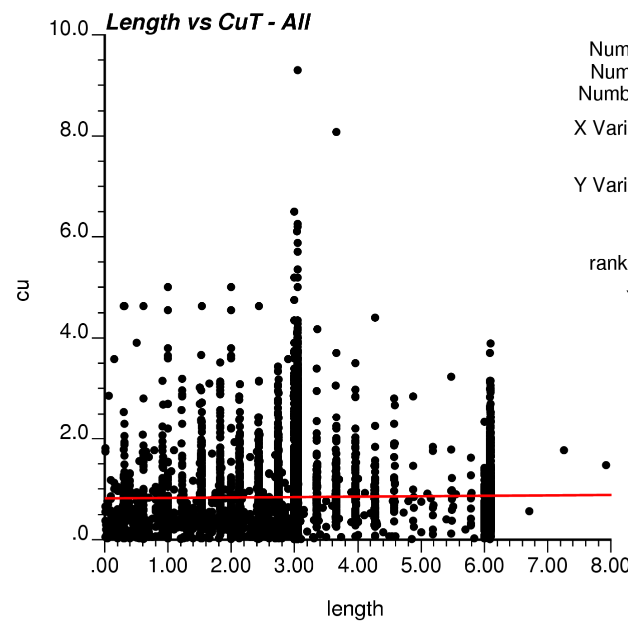


Análisis de datos

- En esta etapa, se busca:
  - Caracterizar las poblaciones a partir de las muestras
    - Representatividad
    - Valores aberrantes
  - Definir un soporte adecuado de trabajo (compositación), de modo de tener compósitos igualmente representativos (las muestras pueden ser de distintos largos → no "pesan" todas lo mismo)
  - Definir qué combinaciones de unidades geológicas son válidas para la estimación
  - Definir el tipo de contacto entre las unidades: límite duro/blando







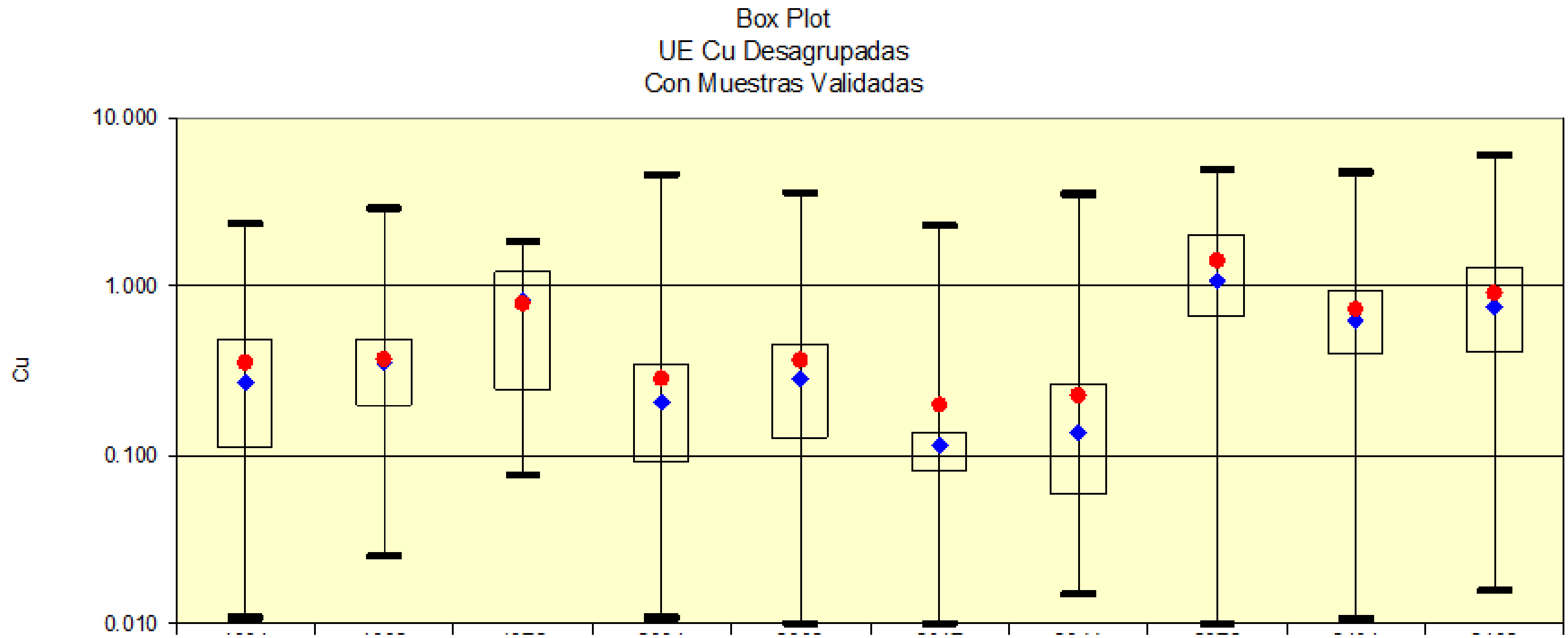
Number of data 18450
Number plotted 18431
Number trimmed 113

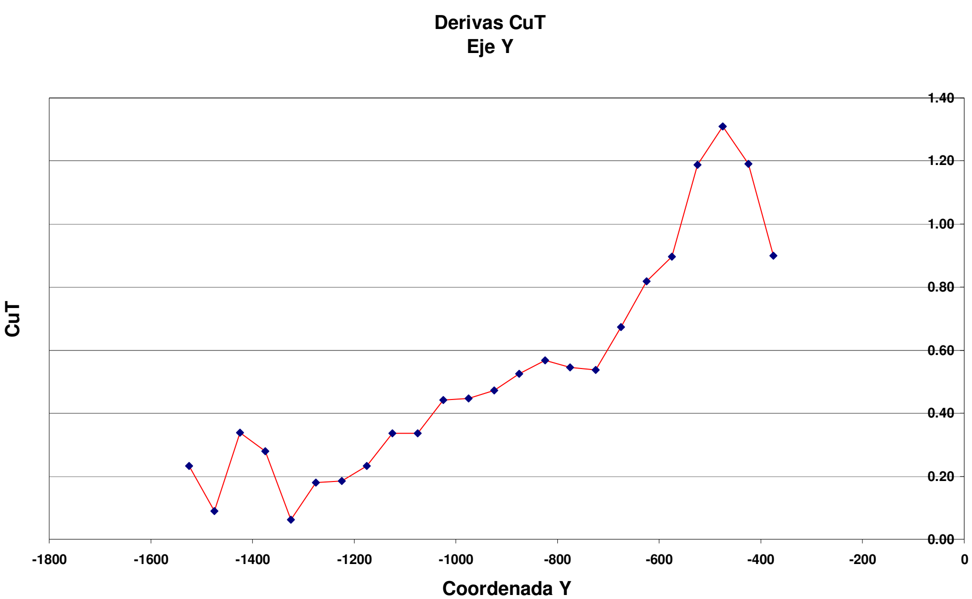
X Variable: mean 3.106
std. dev. .879

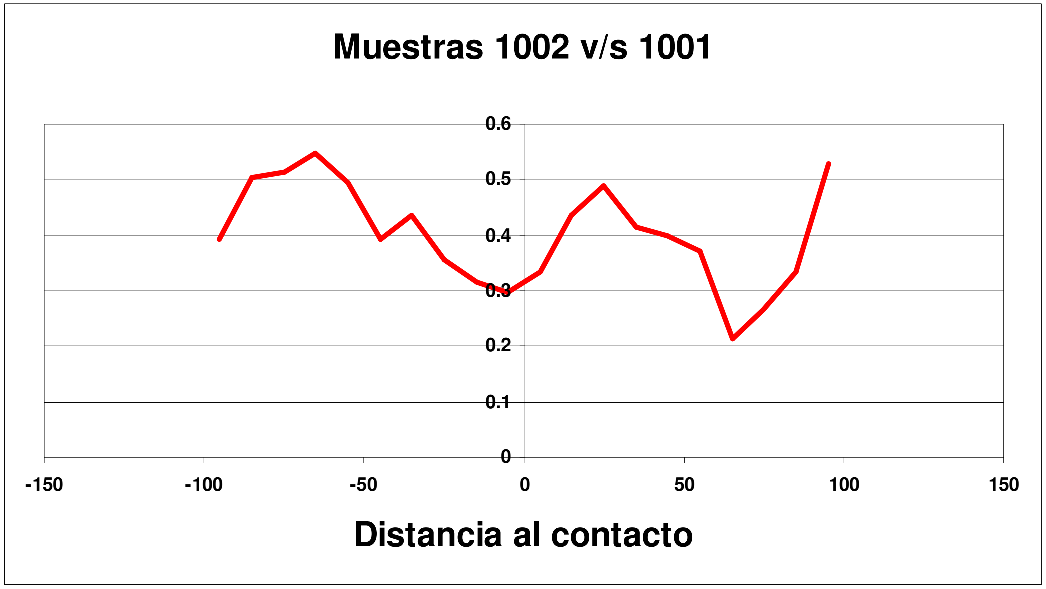
Y Variable: mean .849
std. dev. .666

correlation .011
rank correlation .254

Y = a X + b
a .008
b .823


Box Plot
UE Cu Desagrupadas
Con Muestras Validadas
Cu
10.000
1.000
0.100
0.010


Derivas CuT
Eje Y
CuT
Coordenada Y
-1800
-1600
-1400
-1200
-1000
-800
-600
-400
-200
0
0.00
0.20
0.40
0.60
0.80
1.00
1.20
1.40


Muestras 1002 v/s 1001
Distancia al contacto
-150
-100
-50
0
50
100
150
0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6

El problema de la estimación

- Asumimos que estamos trabajando dentro de una unidad geológica consistente…
- ¿De qué manera combinamos la información de las muestras?

Estimación

- Dado que el muestreo es parcial y sólo nos indica lo que sucede en las posiciones de los datos, es necesario estimar el valor de la ley en puntos sin muestra.
- Además, estamos interesados en saber el valor de la ley de un bloque de dimensiones diferentes a las de la muestra → cambio de soporte
- Definiremos estimadores con ciertas características:
  - Lineal: el valor estimado es una combinación lineal de los datos disponibles (usualmente en una vecindad del punto a estimar)
  - Insesgado: en promedio, el estimador entrega el valor correcto, sin sesgo sistemático (pero con cierta imprecisión)
  - Óptimo: el estimador será tal que minimice la varianza del error de estimación (será por lo tanto el más preciso).

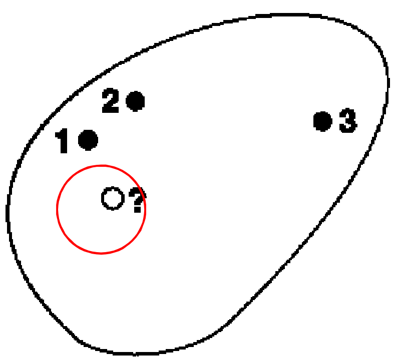
Estimadores lineales ponderados

- La idea básica es estimar el valor de un atributo (digamos, la ley de Au) en una posición donde no conocemos el valor verdadero

$$Z^*(u) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \cdot Z(u_i)$$

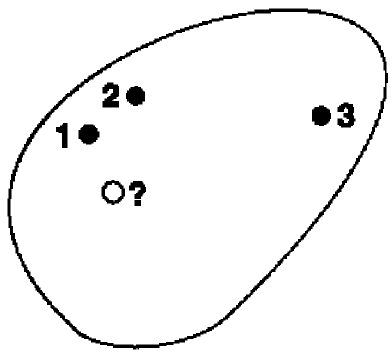
  donde u se refiere a la posición, Z*(u) es una estimación en la posición u, hay n valores de datos $Z(u_i)$, i=1,...,n, y λ_i se refiere a los ponderadores.

- ¿Qué factores podrían considerarse en la asignación de los ponderadores?
  - cercanía a la posición que está siendo estimada
  - redundancia entre los valores de datos
  - continuidad anisótropa (dirección preferencial)
  - magnitud de la continuidad / variabilidad



Estimadores lineales ponderados

- Asignar todos los ponderadores a los datos más cercanos (estimador tipo poligonal)
- Asignar los ponderadores inversamente proporcional a la distancia de la posición que se está estimando (esquemas de inverso de la distancia)

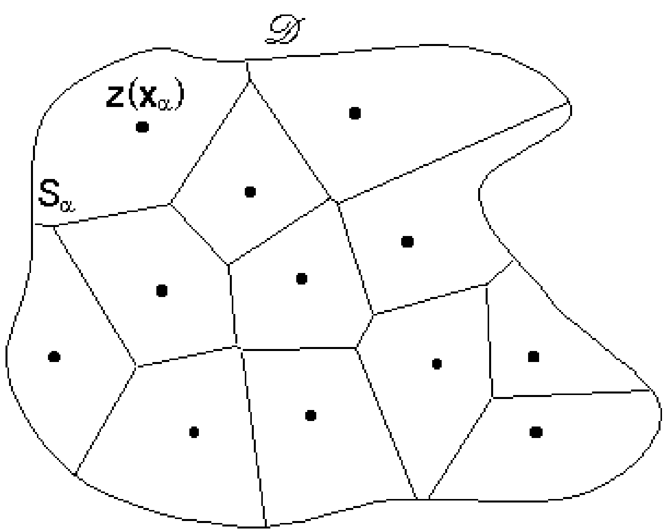


$$\lambda_i = \frac{\dfrac{1}{c + d_i^w}}{\sum_{i=1}^{n} \dfrac{1}{c + d_i^w}}$$

donde di es la distancia entre el dato i y la posición que se está estimando, c es una constante pequeña, y ω es una potencia (usualmente entre 1 y 3).

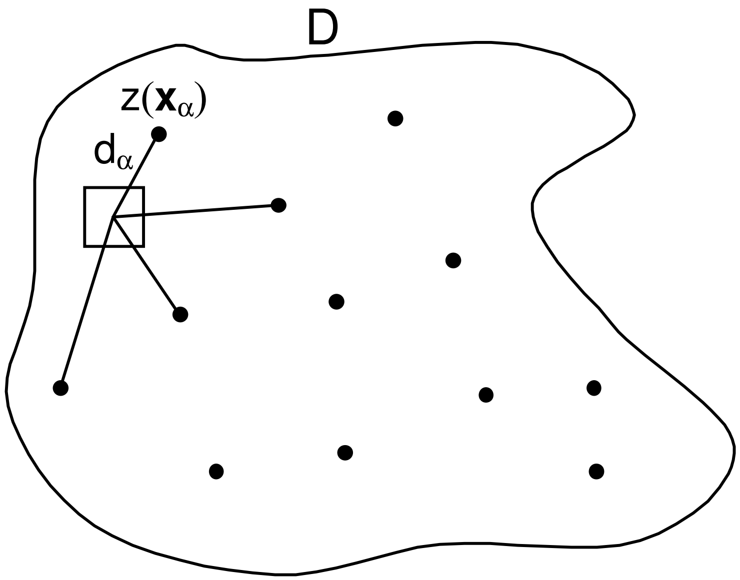
Estimadores lineales ponderados

- Polígonos: el valor del punto corresponde al de la muestra más cercana

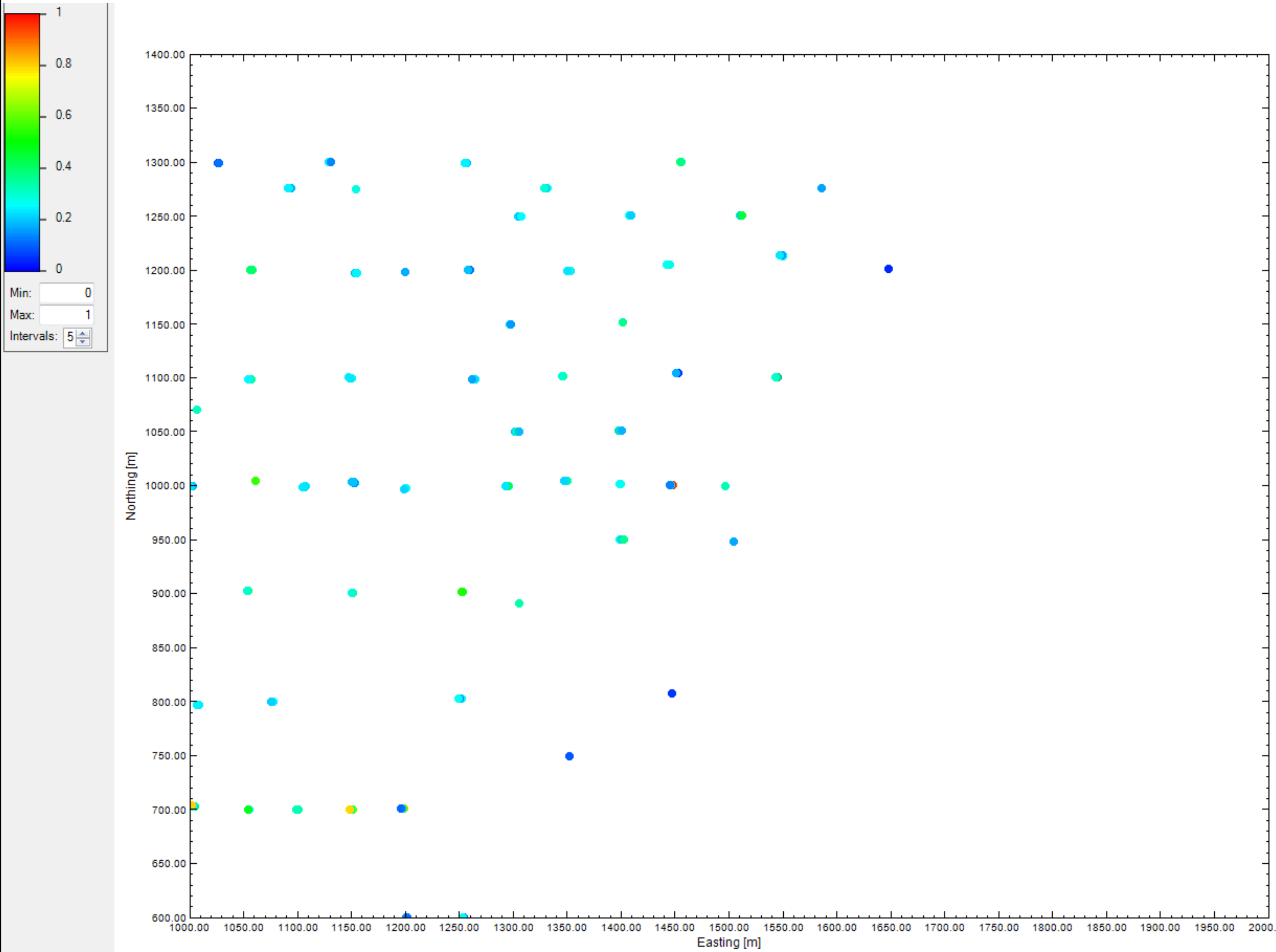


- Inverso de la distancia

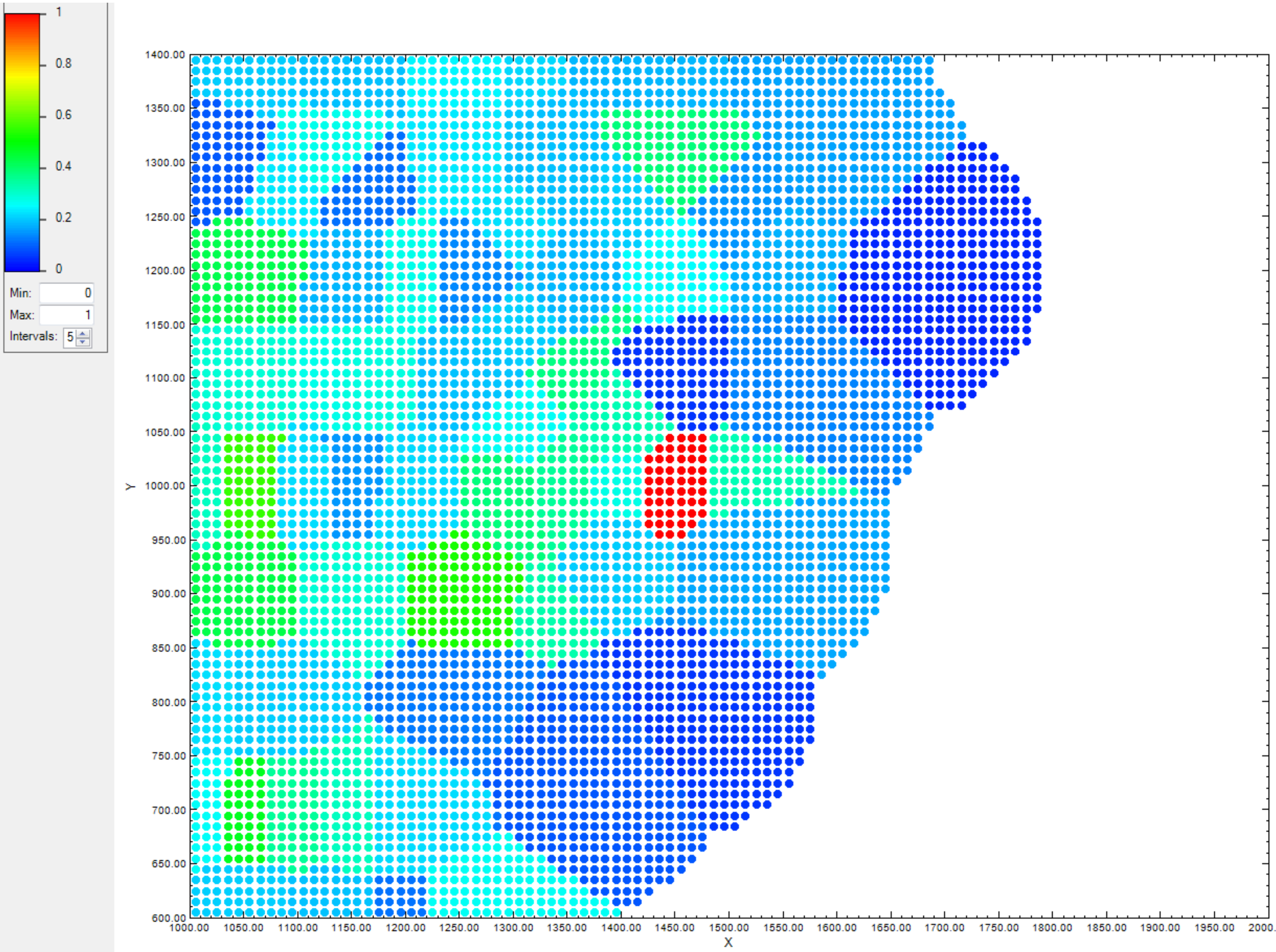
$$z(\mathbf{x}) = \frac{\displaystyle\sum_{\alpha=1}^{n(\mathbf{x})} \frac{z(\mathbf{x}_\alpha)}{d_\alpha^p}}{\displaystyle\sum_{\alpha=1}^{n(\mathbf{x})} \frac{1}{d_\alpha^p}}$$



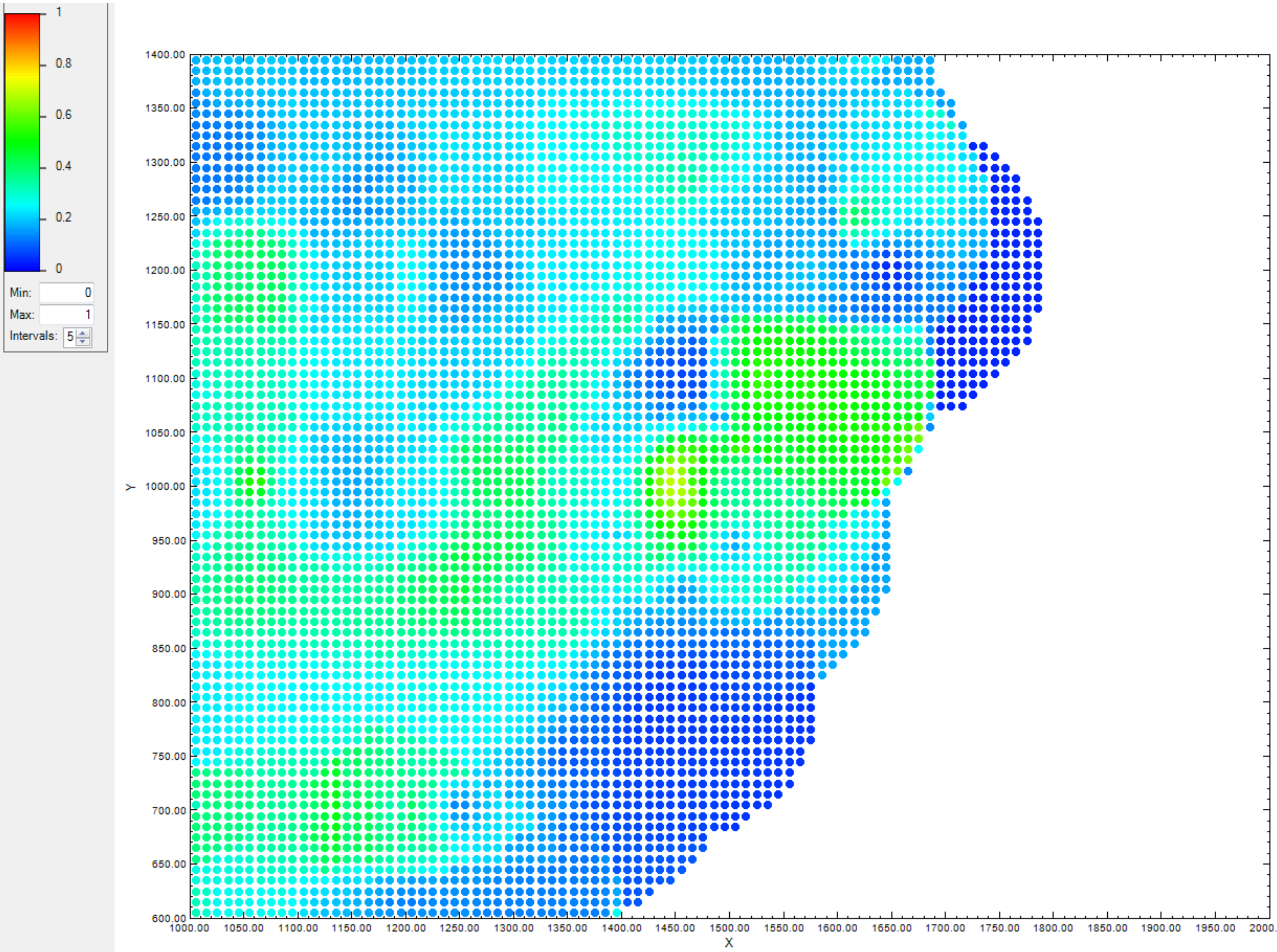
Ejemplo Simple - Datos



Ejemplo Simple – Vecino más cercano



Ejemplo Simple – Inverso de la distancia



Estimadores lineales ponderados

- Kriging es "una colección de técnicas generalizadas de regresión lineal para minimizar una varianza de estimación definida de un modelo a priori de covarianza" (R. Olea, 1991).
- Kriging es el mejor estimador lineal insesgado.
- "El mejor" solamente en el sentido del error de mínimos cuadrados para un modelo dado de covarianza / varianza

Kriging

- Considere los valores de residuos respecto a la media:

$$Y(u_i) = Z(u_i) - m(u_i),\ i=1,\ldots,n$$

  donde m(u) podría ser constante, variable localmente o considerada constante pero desconocida.
- El variograma se define como:

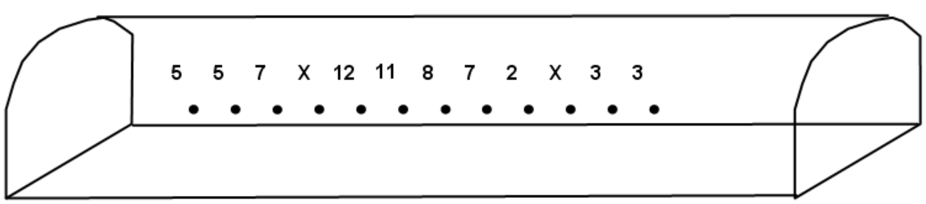
$$2\,\gamma(h) = E\{[Y(u\}) - Y(u+h)]^2\}$$

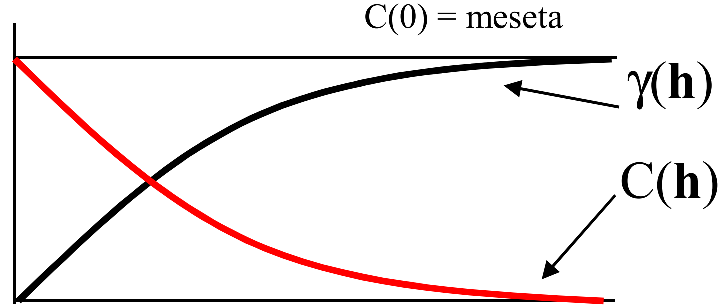
- La covarianza se define como:

$$C(h) = E\{Y(u)\,Y(u+h)\}$$

- Relación entre el variograma y la covarianza:

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





Kriging Simple

- Considere un estimador lineal: $$\mathbf{Y}^*(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \cdot \mathbf{Y}(\mathbf{u}_i)$$

  donde $Y(u_i)$ son los residuos e $Y^*(u)$ es el valor estimado (la media debe agregarse posteriormente)
- La varianza del error se define como $E\{[Y^*(u) - Y(u)]^2\}$

$$E\{[Y^*(u)]^2\} - 2 \cdot E\{Y^*(u) \cdot Y(u)\} + E\{[Y(u)]^2\}$$

A^2-$2ab$+b^2

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \lambda_i \lambda_j E\{Y(u_i) \cdot Y(u_j)\} - 2 \cdot \sum_{i=1}^{n} \lambda_i E\{Y(u) \cdot Y(u_i)\} + C(0)$$

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \lambda_i \lambda_j C(u_i, u_j) - 2 \cdot \sum_{i=1}^{n} \lambda_i C(u, u_i) + C(0)$$

Kriging Simple

- Los ponderadores óptimos (que minimizan la varianza del error) λ_i, i=1,…,n pueden determinarse tomando derivadas parciales con respecto a los ponderadores

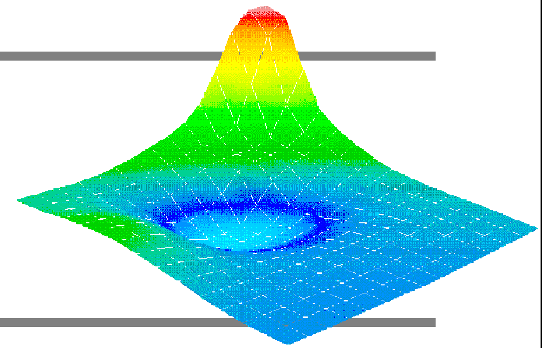
$$\frac{\partial[\quad]}{\partial\lambda_i} = 2\cdot\sum_{j=1}^{n}\lambda_j C(u_i,u_j) - 2\cdot C(u,u_i), \quad i = 1,\ldots,n$$

e igualándola a cero

$$\sum_{j=1}^{n}\lambda_j C(u_i,u_j) = C(u,u_i), \quad i = 1,\ldots,n$$

- Este sistema de n ecuaciones con n ponderadores desconocidos es el sistema de kriging simple (KS)

Kriging Simple



- El kriging minimiza esta varianza de estimación para obtener los ponderadores. Derivando e igualando a cero, se obtiene el sistema de kriging simple:

$$\begin{pmatrix} C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_1) & \cdots & C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_n) \\ \vdots & & \vdots \\ C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_1) & \cdots & C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_0) \end{pmatrix}$$

- Y por lo tanto:

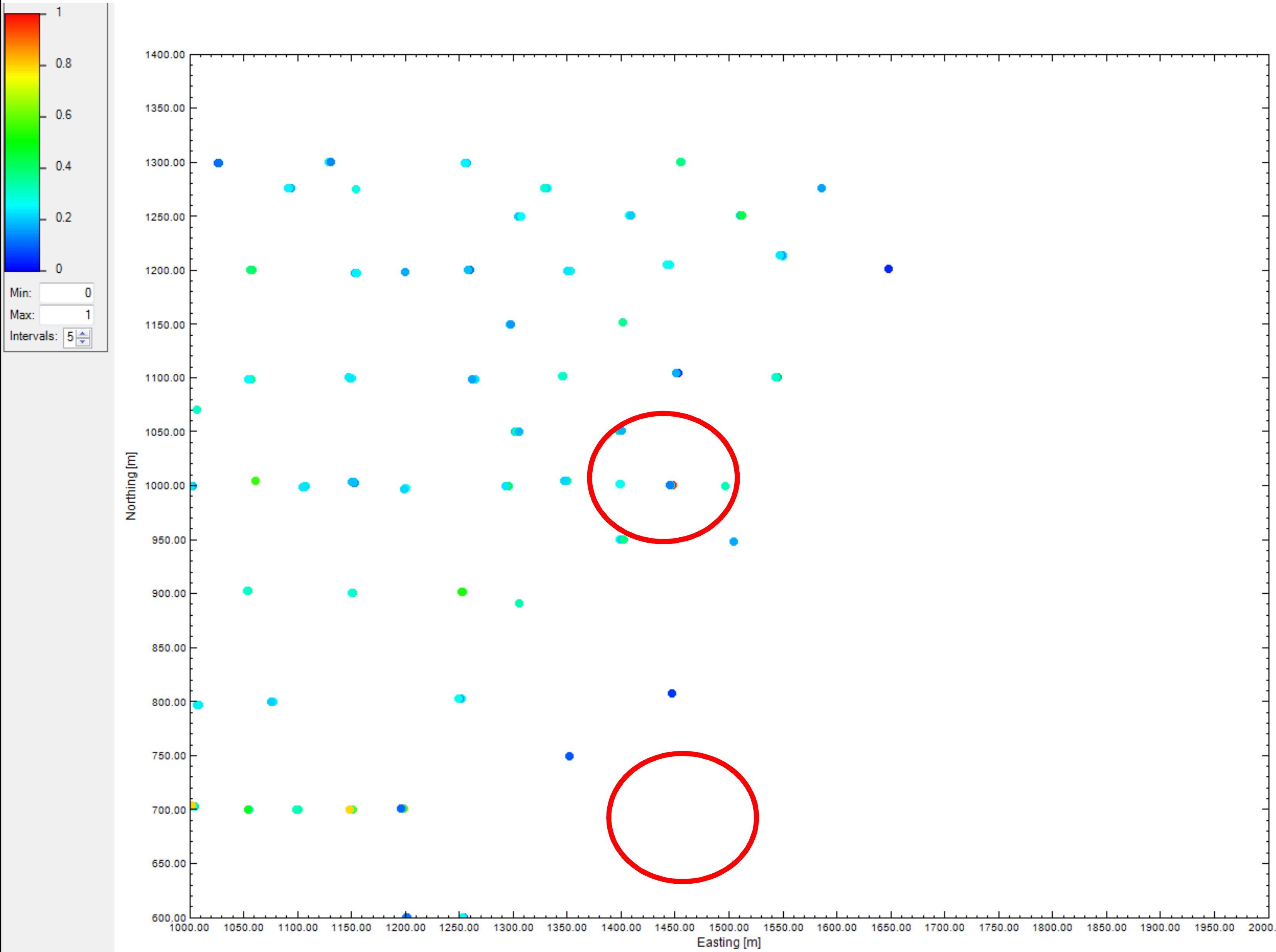
$$Z^*(\mathbf{x}_0) = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot Z(\mathbf{x}_\alpha) + \left(1 - \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha\right) \cdot m$$

$$\sigma_{KS}^2(\mathbf{x}_0) = C(\mathbf{0}) - \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha C(\mathbf{x}_\alpha - \mathbf{x}_0)$$

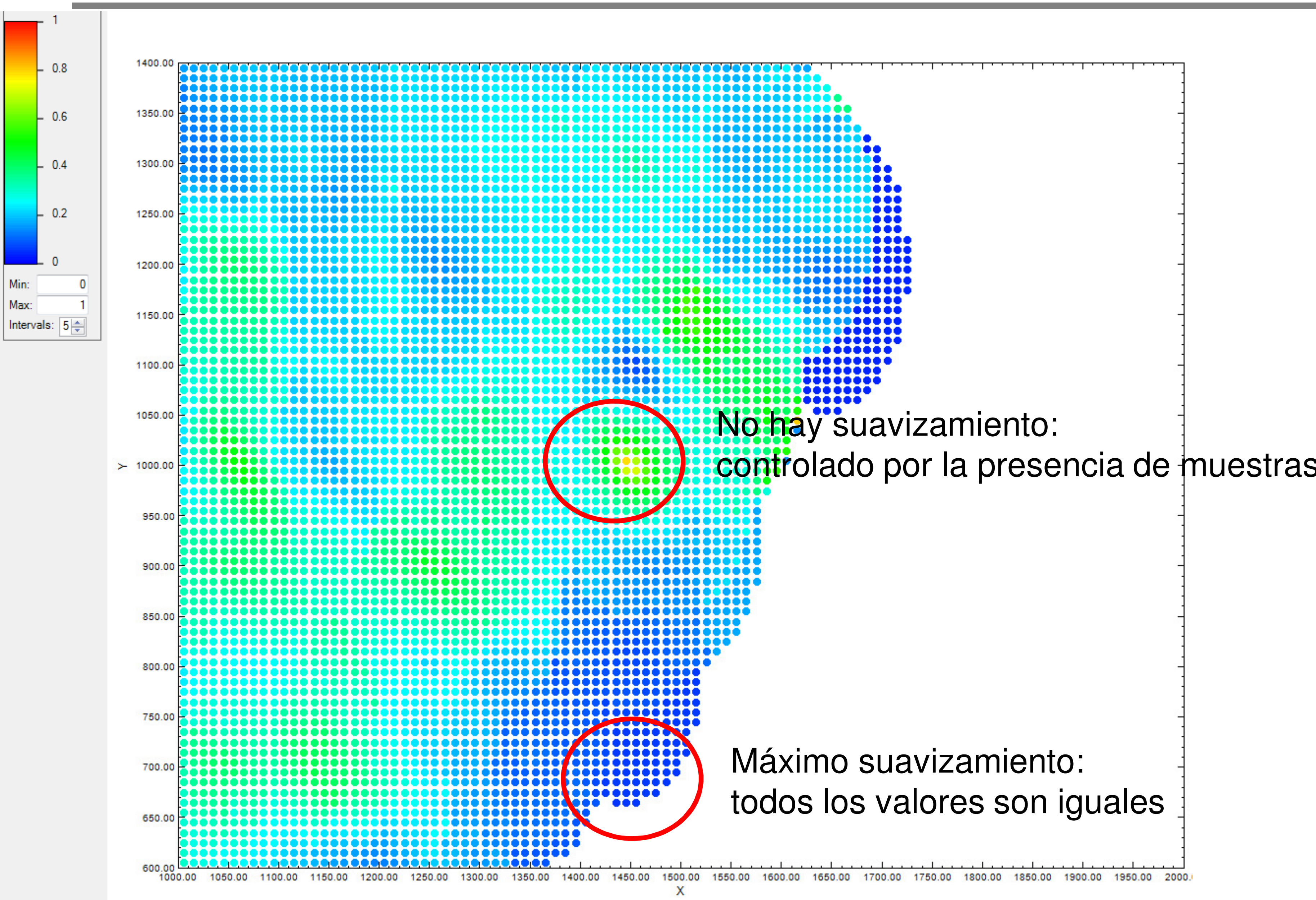
Kriging Simple

- Algunas propiedades:
  - Existe una solución única al sistema de ecuaciones si la matriz de covarianza es definida positiva → esta es la razón para modelar el variograma con modelos lícitos
  - El estimador de kriging es insesgado (por construcción)
  - Es el mejor estimados (minimiza la varianza de estimación)
  - Es un interpolador exacto
- En resumen:
  - Kriging simple asume la media constante y conocida
  - Como veremos más adelante, es la base de los métodos de simulación
  - Puede calcularse también para estimar el valor sobre un bloque
  - No se usa en la práctica para estimar

Ejemplo Simple - Datos



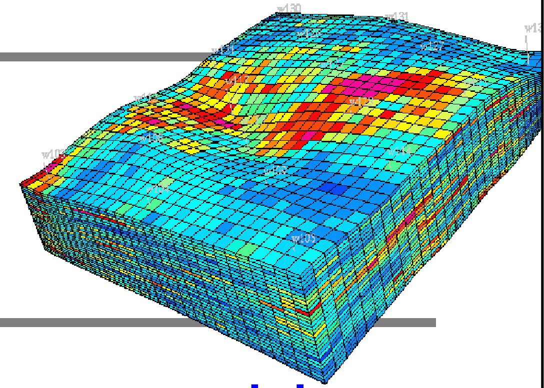
Ejemplo Simple - Kriging



Propiedades del Kriging Simple

- La varianza de kriging puede calcularse antes de tener la información (sólo se requiere conocer el variograma)
  - → Definición de grillas óptimas de exploración
  - → Grillas para categorización de recursos
- Kriging considera:
  - Geometría del volumen a estimar:
  - Distancia de la información:
  - Configuración de los datos:
  - Continuidad estructural de la variable considerada:
- El efecto suavizador de kriging puede predecirse

Kriging Ordinario



- En la mayoría de los casos la media es desconocida
- Kriging Ordinario: estimador lineal que no considera la media conocida

$$Z^*(u_0) = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot Z(u_\alpha)$$

- Requiere imponer la condición de insesgo:

$$E[Z^*(u_0) - Z(u_0)] = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \underbrace{E[Z(u_\alpha)]}_{m} - \underbrace{E[Z(u_0)]}_{m}$$

$$= m \left(\sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha - 1 \right)$$

$$\Rightarrow \quad \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha = 1$$

- Los ponderadores se encuentran planteando:

$$\min \quad Var[Z^*(u_0) - Z(u_0)] = \sum_{\alpha=1}^{n} \sum_{\beta=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot \lambda_\beta \cdot C(u_\alpha - u_\beta) + C(\mathbf{0}) - 2\sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot C(u_\alpha - u_\beta)$$

$$s.a. \quad \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha = 1$$

Ingeniería de Minas
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
UNIVERSIDAD DE CHILE

Kriging Ordinario

- En este caso se minimiza la varianza sujeto a que la suma de los ponderadores sea igual a 1.
- El sistema de kriging ordinario queda:

$$\begin{pmatrix} C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_1) & \cdots & C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_n) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_1) & \cdots & C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ C(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

y

$$Z^*(\mathbf{x}_0) = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot Z(\mathbf{x}_\alpha)$$

$$\sigma_{KO}^2(\mathbf{x}_0) = \sigma^2 - \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha C(\mathbf{x}_\alpha - \mathbf{x}_0) + \mu$$

Kriging Ordinario

- O en términos de variograma:

$$\begin{pmatrix} \gamma(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_1) & \cdots & \gamma(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_n) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \gamma(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_1) & \cdots & \gamma(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ \gamma(\mathbf{x}_n-\mathbf{x}_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

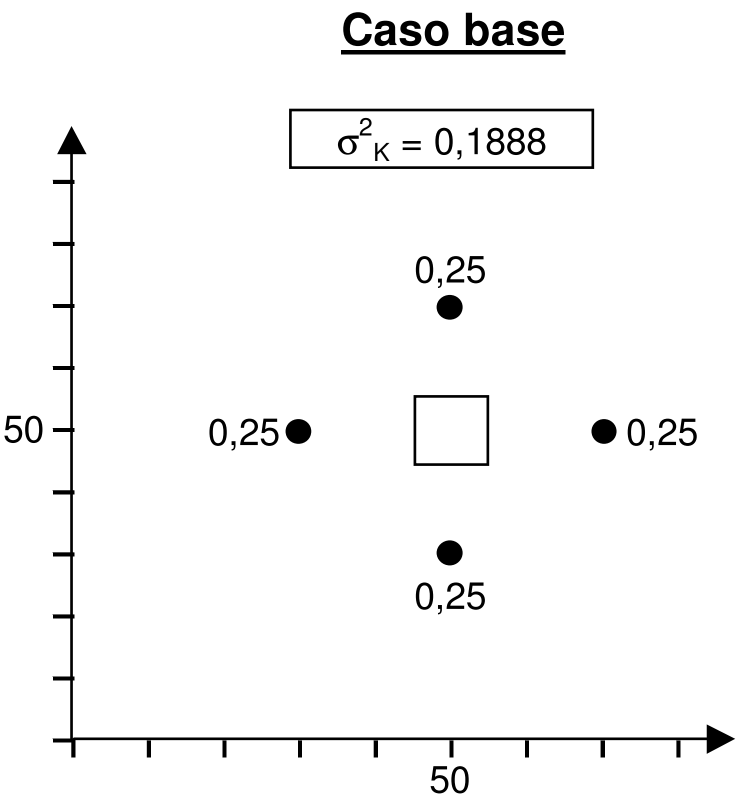
y

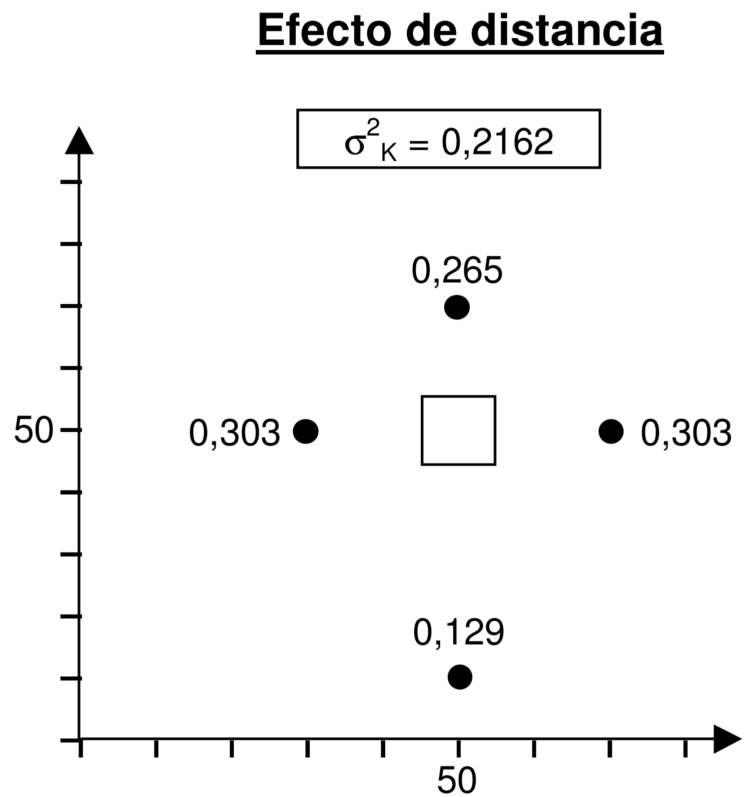
$$Z^*(\mathbf{x}_0) = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \cdot Z(\mathbf{x}_\alpha)$$

$$\sigma_{KO}^2(\mathbf{x}_0) = \sum_{\alpha=1}^{n} \lambda_\alpha \, \gamma(\mathbf{x}_\alpha - \mathbf{x}_0) + \mu$$

Efecto de Distancia

- Caso base y efecto del aumento en la distancia sobre los ponderadores $\left(\gamma(h) = 0{,}2 + 0{,}8 \cdot Sph(100)\right)$

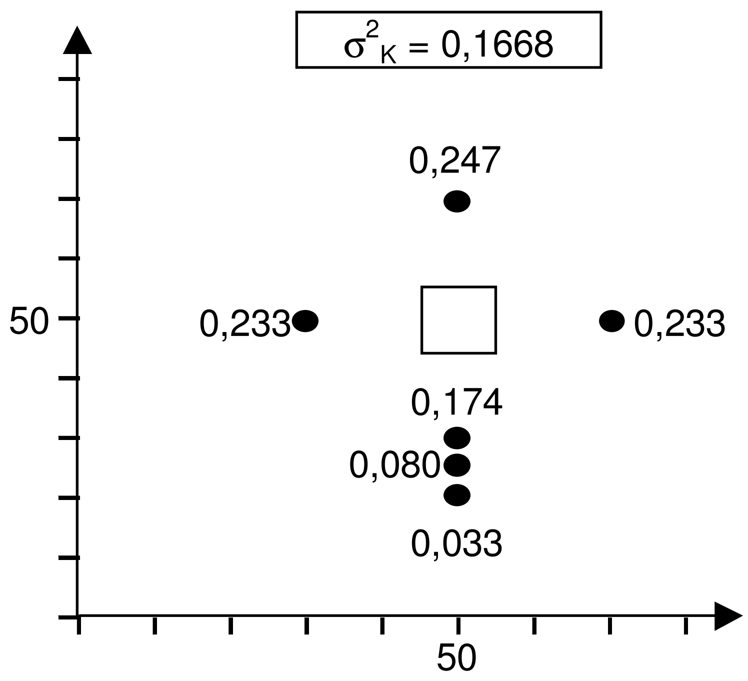




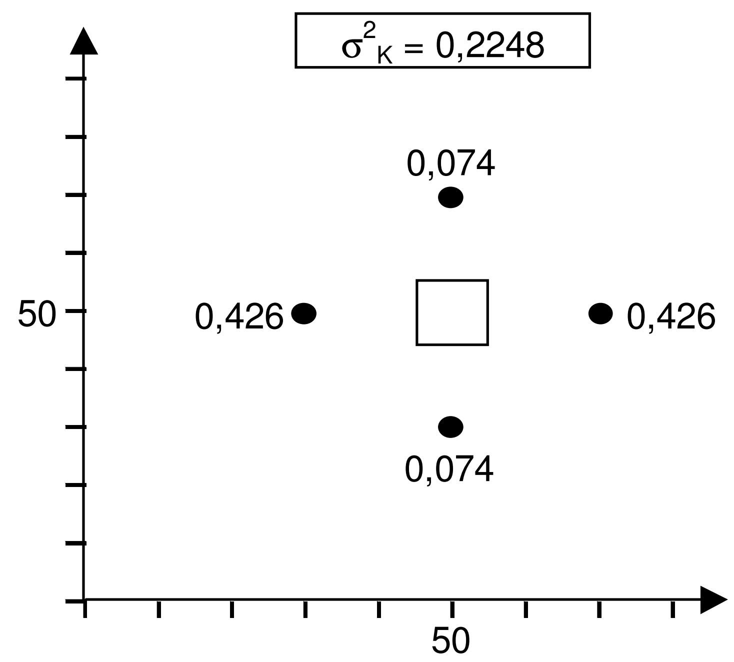
Efecto Pantalla y Anisotropia

- Efecto pantalla y de la anisotropía (Anis. Geom. 4 x 1) sobre los ponderadores ($\gamma(h) = 0{,}2 + 0{,}8 \cdot Sph(100)$)

Efecto pantalla



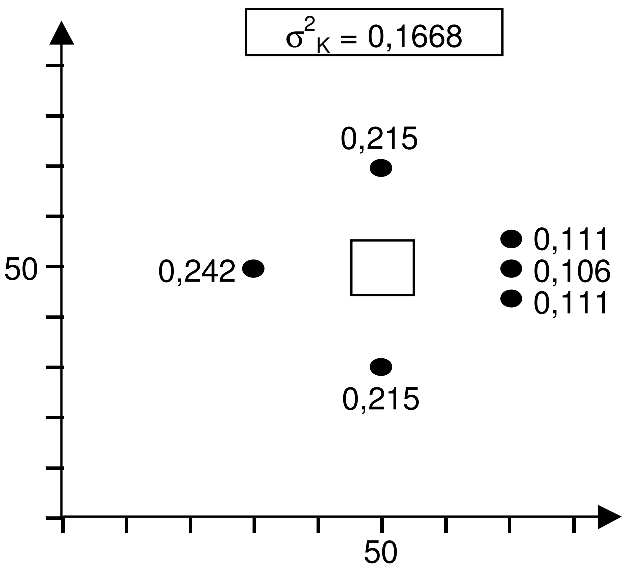
Efecto de la anisotropía



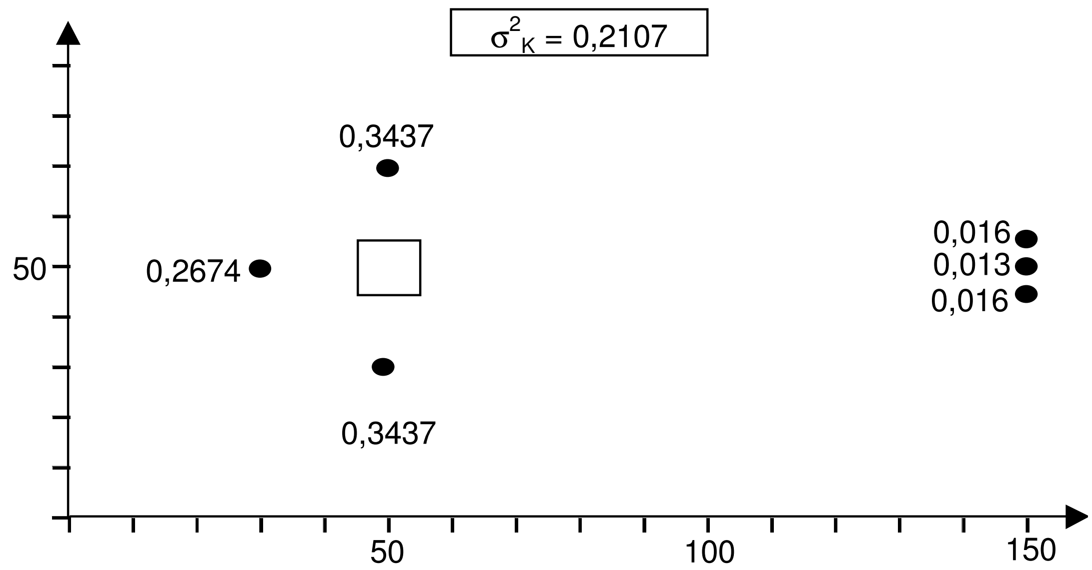
Efecto de Declusterizacion y Distancia

- Efecto de declusterización y declus. + distancia sobre los ponderadores $\left(\gamma(h) = 0{,}2 + 0{,}8 \cdot Sph(100)\right)$

Efecto de declusterización



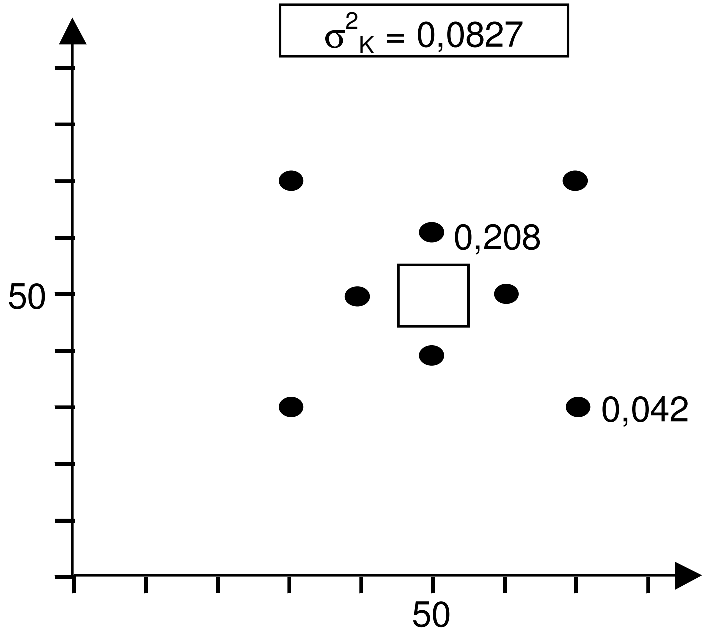
Efecto de decl. + distancia



Cambio en efecto pepita

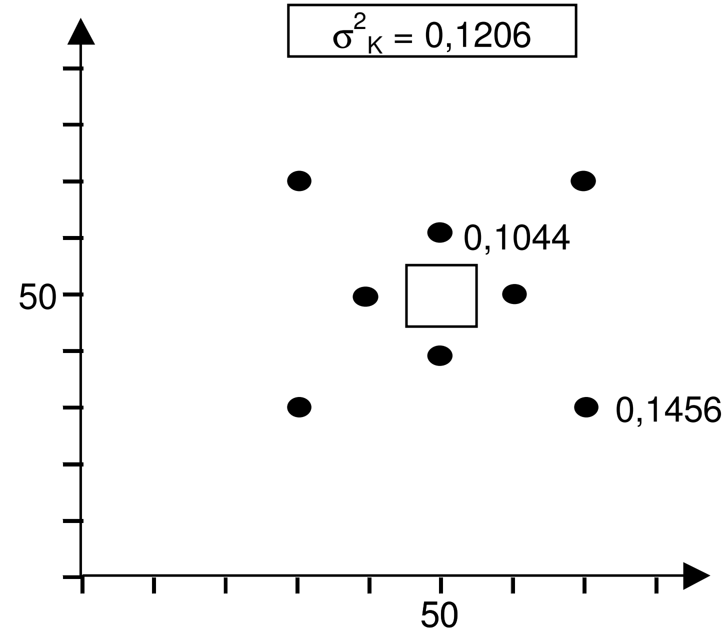
- Efecto sobre los ponderadores de un cambio en el efecto pepita del modelo variográfico

Caso base



$\gamma(h) = 0{,}2 + 0{,}8\ Sph(100)$

Cambio en el efecto pepita



$\gamma(h) = 0{,}7 + 0{,}3\ Sph(100)$

Validaciones Cruzadas

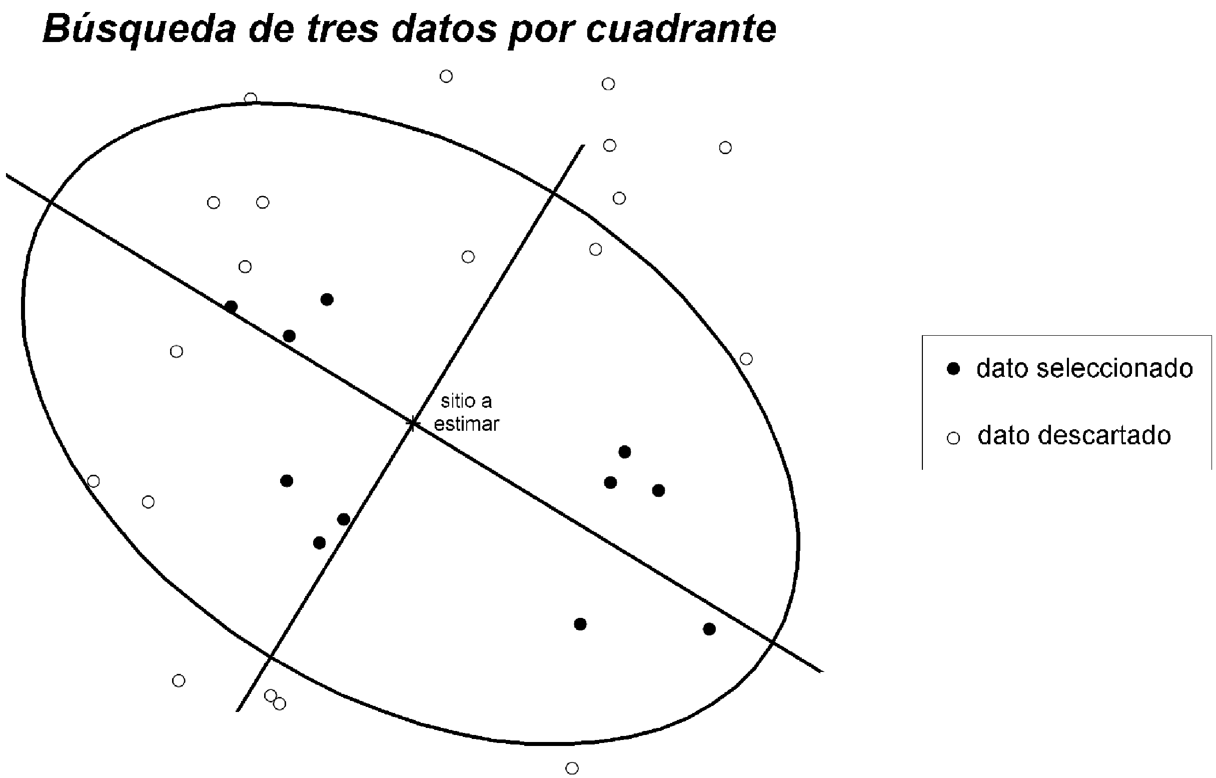
- Parámetros de kriging.
- Criterios:
  - Media compósitos = Media puntos estimados (sesgo global)
  - Medias condicionales (sesgo condicional)
  - Varianza (estimado-real) baja
  - Distribución de errores estandarizados (debe estar centrada en 0)
- Elección del mejor plan de kriging

Plan de Kriging

- ¿Cuáles son los datos a utilizar en la estimación?
- Vecindad móvil: se usa sólo los datos cercanos al sitio (bloque) a estimar
  - En general, se toma una vecindad en forma de elipse (2D) o elipsoide (3D), orientado según la anisotropía observada en el variograma
  - Se suele dividir la vecindad en octantes en 3D y buscar datos en cada sector
  - Los radios del elipse (elipsoide) no necesariamente corresponden a los alcances del variograma, sino que se definen de manera de poder encontrar suficientes datos para hacer la estimación

Plan de Kriging

Ejemplo de vecindad móvil



Validación del kriging

- Para validar los parámetros del kriging (modelo de variograma, vecindad elegida), se puede usar los siguientes métodos:
  - Validación cruzada: se estima sucesivamente cada dato considerando solamente los datos restantes
  - Jack-knife: se divide la muestra inicial en dos partes (por ejemplo, cuando hay dos campañas de sondajes), y se estima una parte a partir de la otra

- Luego, se hace un estudio estadístico de los errores cometidos para saber si el kriging fue “satisfactorio” (buena precisión, poco sesgo condicional…)

Validación del kriging

- Criterios de validación:
  - medias de los errores y de los errores estandarizados: deben ser cercanas a cero $\rightarrow$ estimador sin sesgo
  - varianza de los errores: debe ser la más baja posible $\rightarrow$ estimador preciso
  - varianza de los errores estandarizados: debe ser cercana a 1 $\rightarrow$ el variograma cuantifica adecuadamente la incertidumbre
  - nube de dispersión entre valores reales y estimados: la regresión debe acercarse a la diagonal $\rightarrow$ insesgo condicional

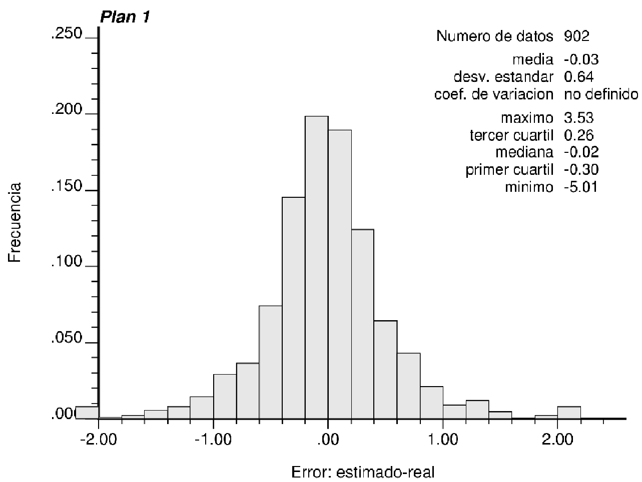
Validación del kriging

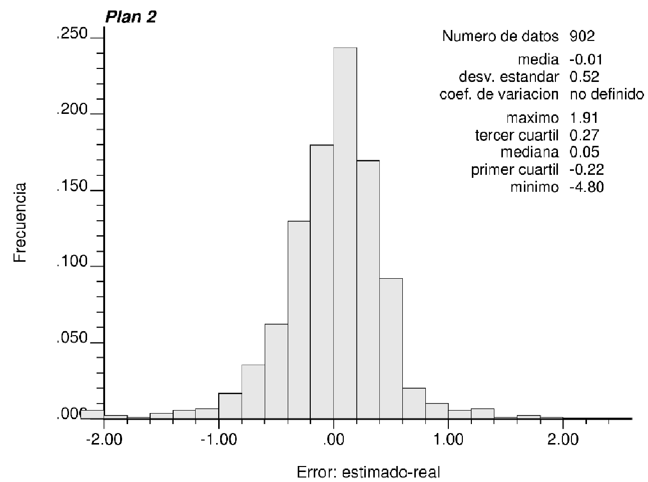
Ejemplo: jack-knife entre dos campañas de sondaje de exploración, usando kriging ordinario. Se busca poner a prueba distintas vecindades de kriging.

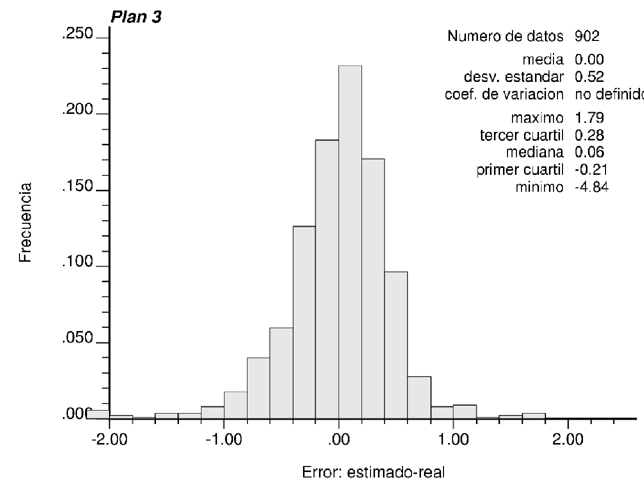
- Plan 1: estimar con los 2 datos más cercanos
- Plan 2: estimar con los 24 datos más cercanos (3 por octante)
- Plan 3: estimar con los 48 datos más cercanos (6 por octante)

Validación del kriging

Histogramas de los errores cometidos





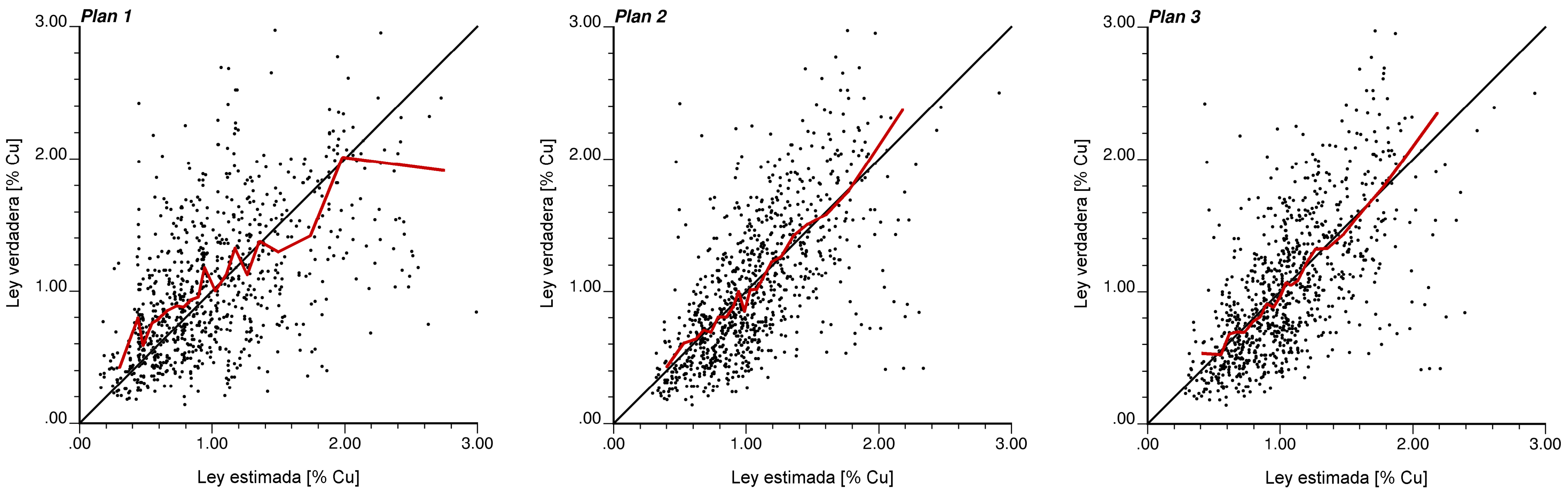


Las medias de los errores son casi nulas $\rightarrow$ insesgo

La mayor precisión se alcanza en los planes 2 y 3

Validación del kriging

Nubes de correlación entre leyes reales y estimadas



El sesgo condicional y la dispersión de la nube son mínimos en los planes 2 y 3

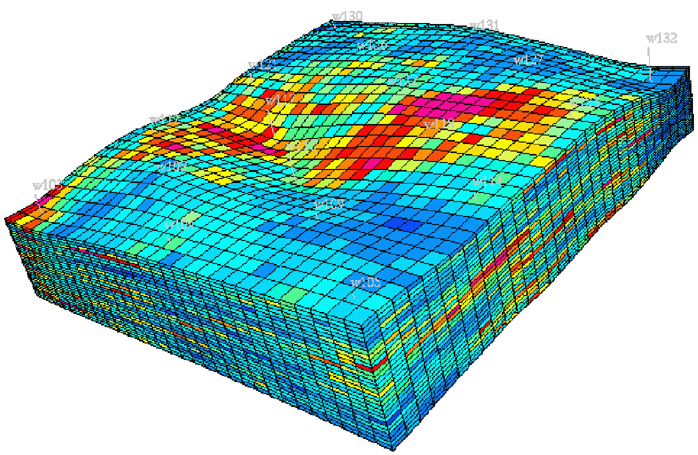
fcfm
Ingeniería de Minas
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
UNIVERSIDAD DE CHILE

Kriging y la geoestadística minera convencional

- En el modelamiento de recursos mineros, convencionalmente se utiliza la estimación → se obtiene un sólo mapa (suave)
- Kriging: mejor estimador lineal insesgado

$$Z^*(\mathbf{u}) = a + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \cdot Z(\mathbf{u}_i)$$

- Construcción de modelos de bloques



Modelo de Bloques → Recursos

↓

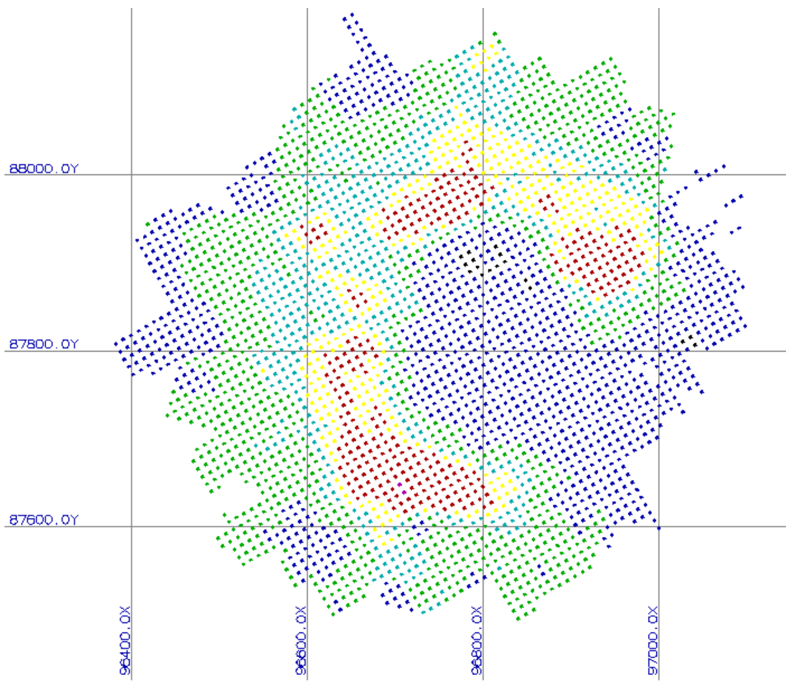
Diseño Minero → Reservas

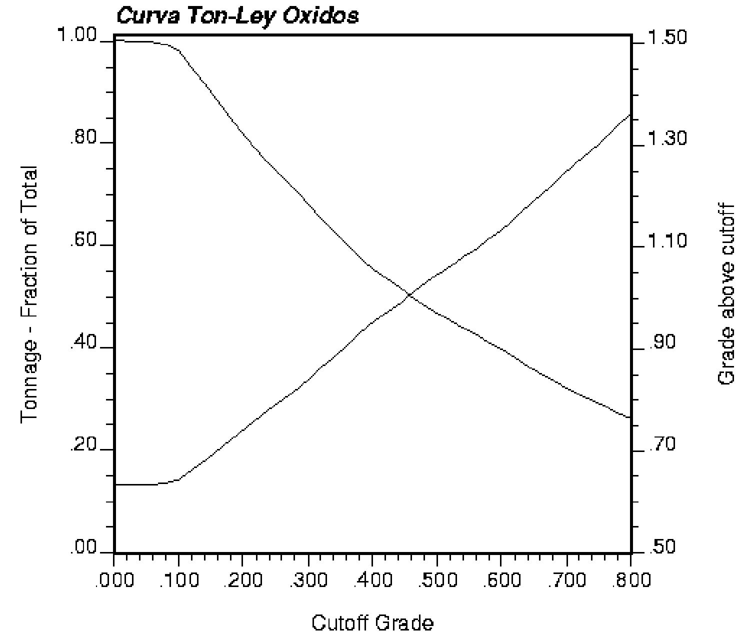
↓

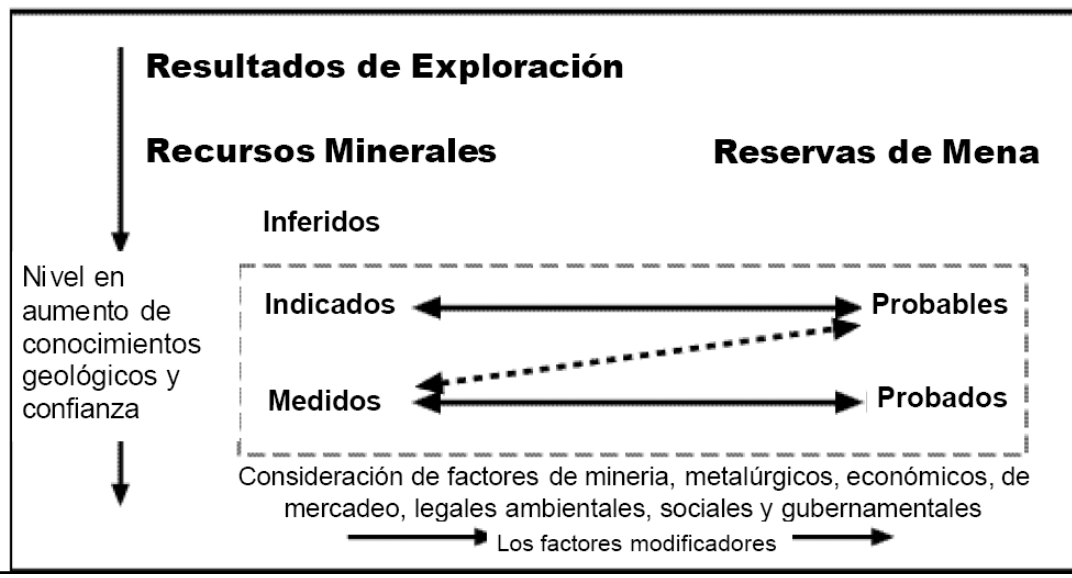
Planificación Minera

Modelo de bloques e inventario

- El resultado de la estimación es:
  - Un modelo de bloques
  - Una curva tonelaje ley (categorización)







Categorización

- **Recurso Mineral:**

  Concentración u ocurrencia de material de interés económico intrínseco en o sobre la corteza de la Tierra en forma y cantidad en que haya probabilidades razonables de una eventual extracción económica.

  La ubicación, cantidad, ley, características geológicas y continuidad de un Recurso Mineral son conocidas, estimadas o interpretadas a partir de evidencia y conocimientos específicos geológicos.

  Los Recursos Minerales se subdividen, en orden de confianza geológica ascendente, en categorías de *Inferidos*, *Indicados* y *Medidos*.

Categorización

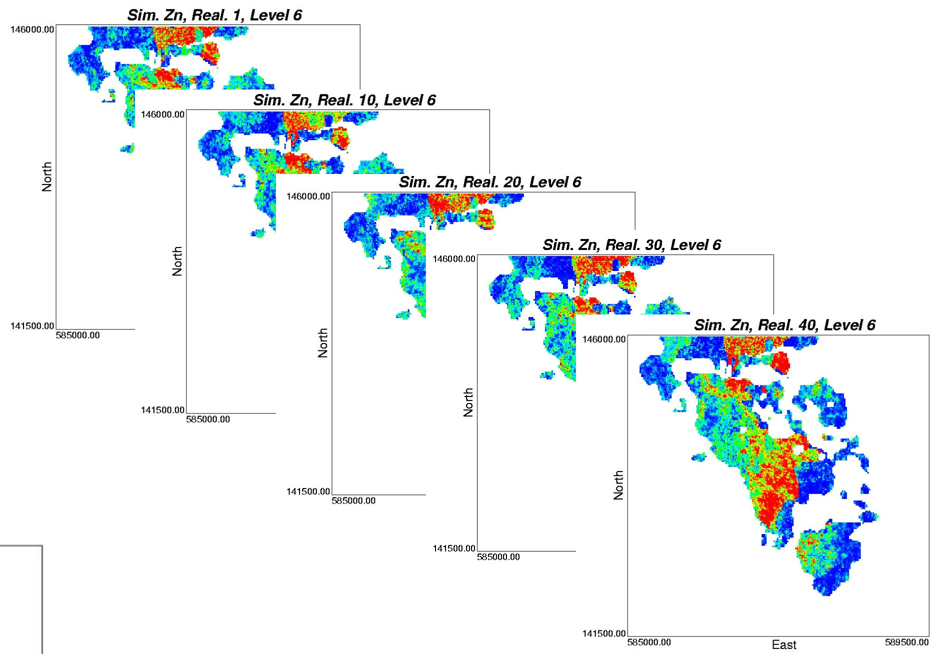
- Reserva Minera:

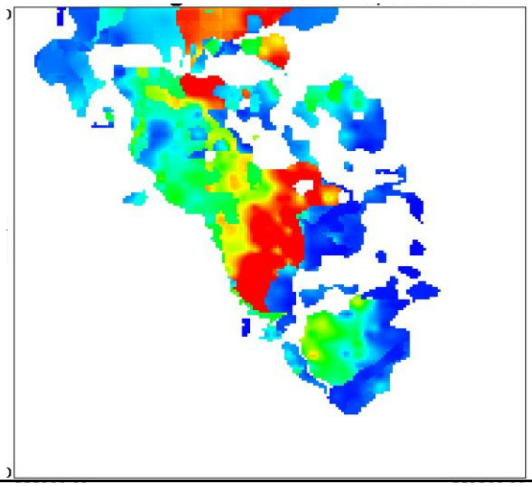
  Es la parte económicamente explotable de un Recurso Mineral Medido o Indicado. Incluye dilución de materiales y tolerancias por pérdidas que se puedan producir cuando se extraiga el material. Se han realizado las evaluaciones apropiadas, que pueden incluir estudios de factibilidad y contemplan la consideración de y modificación por factores razonablemente asumidos de extracción, metalúrgicos, económicos, de mercados, legales, ambientales, sociales y gubernamentales. Estas evaluaciones demuestran en la fecha en que se reporta que podría justificarse razonablemente la extracción.

  Las Reservas Mineras se subdividen, en orden creciente de confianza, en Reservas *Probables* y Reservas *Probadas*. Nótese que la definición de Reservas *Posibles* ha caído en desuso, debido a que los códigos no autorizan declarar reservas que provienen de recursos geológicos inferidos.

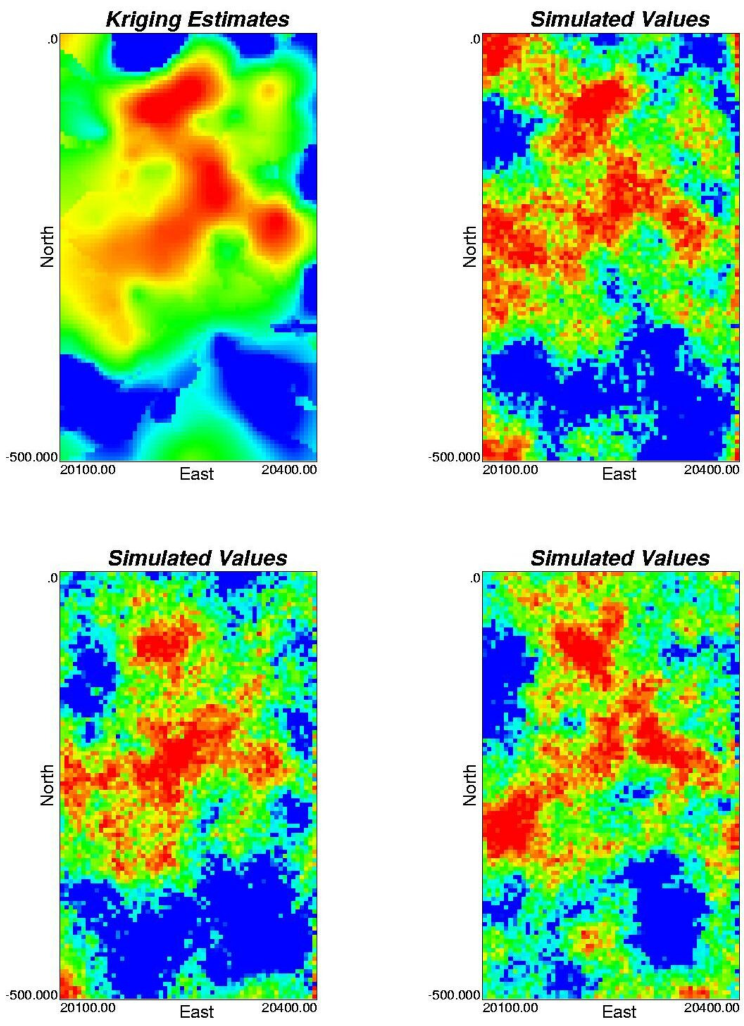
Geoestadística moderna

- Existe un error asociado que debe ser tomado en cuenta
- Geoestadística moderna → simulación condicional
- Se generan varios modelos numéricos válidos (o plausibles); cada uno con la variabilidad correcta.
- Un mapa de valores estimados puede obtenerse a partir de las realizaciones.



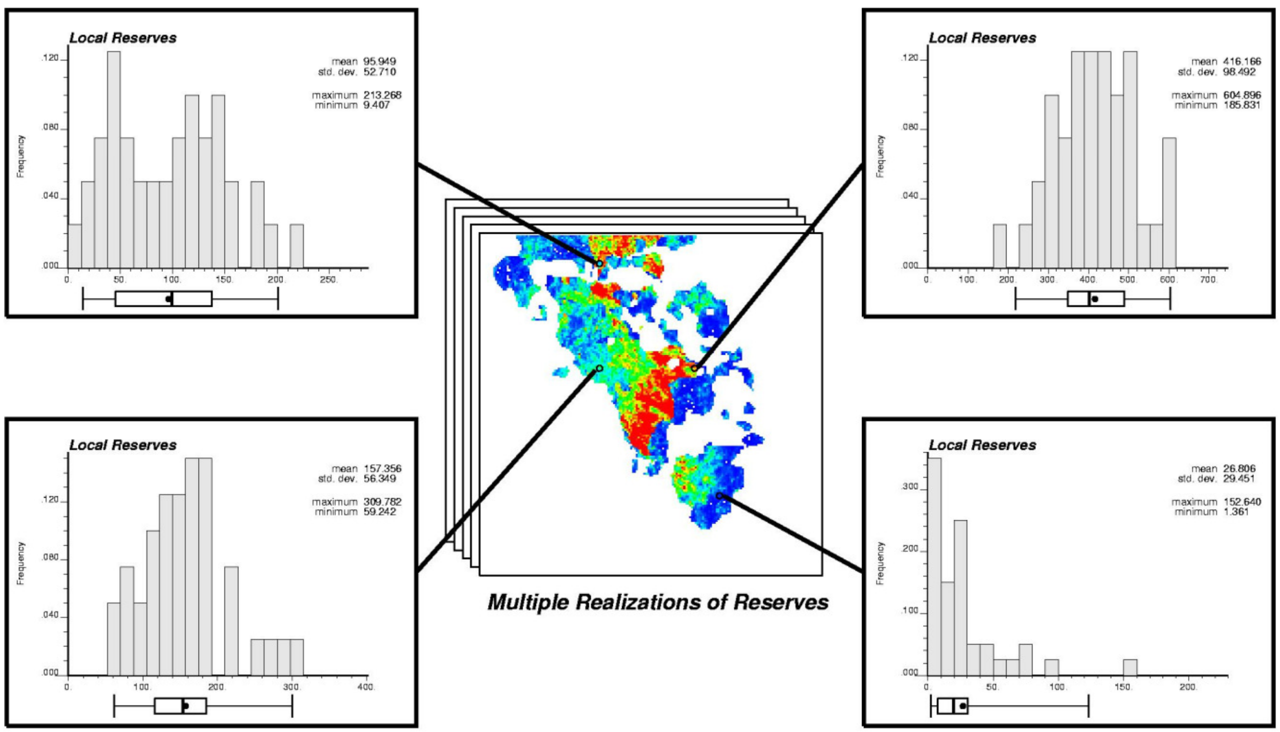


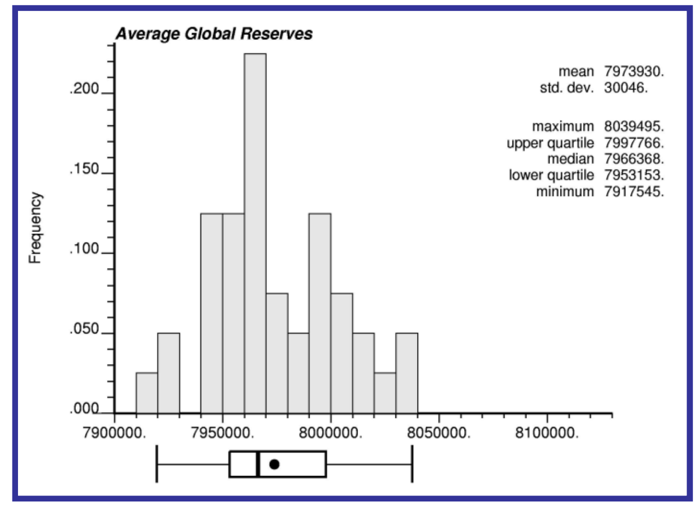
Geoestadística moderna



Evaluación de incertidumbre

- Los modelos simulados permiten incorporar funciones de recuperación metalúrgica y determinar la incertidumbre en el fino (metal) :





Incertidumbre local **Incertidumbre global**

Nuevas problemáticas

- Modelamiento geo-minero-metalúrgico:
  - Incorporar variables geo.metalúrgicas al modelamiento
  - Mejorar la toma de decisiones
    - Consumo de energía
    - Consumo de ácido
    - Presencia de minerales que perjudican el proceso o aumentan costos
    - Combinación de elementos que pueden afectar el proceso
- Modelamiento multivariable con restricciones:
  - CuT vs CuS
  - Análisis composicional
- Optimización para diseño considerando escenarios simulados
  - Intensivo numéricamente
  - Difícil de incorporar el factor temporal