



ESTIMACIÓN DE ORO Y ANÁLISIS DE INCERTIDUMBRE MEDIANTE SIMULACIÓN GAUSSIANA, VETA PEDRO VALENCIA SUR, ALHUE, CHILE.

Caterina Isabel Carmona Riquelme

Profesor Patrocinante: Msc. Abraham Elías González Martínez

Profesores Comisión: Msc. Liubow Nikolaievna González Martínez
Dr. Luis Arturo Quinzio Sinn

Resumen.

El presente trabajo tiene como objetivo realizar una estimación de leyes de Au, para la veta Pedro Valencia Sur para determinar la incertidumbre del modelo mediante simulación gaussiana condicional. La veta Pedro Valencia Sur forma parte de la Mina Pedro Valencia ubicada en la Cordillera de la Costa, en la comuna de Alhué, Provincia de Melipilla. El yacimiento se compone de numerosos stockworks, vetas y brechas, que albergan mineralización de Au, Ag, Zn y Pb. Estos cuerpos se encuentran hospedados en secuencias de rocas volcánicas cretácicas pertenecientes a la Formación Las Chilcas.

La metodología de estimación surge de un plan de mejoras en los modelos, llevadas a cabo por el equipo de Recursos de Minera Florida con soporte técnico y guía del Área de Modelamiento y Recursos Corporativa de Yamana Gold. Parte de estas mejoras consisten en realizar estudios de la continuidad espacial de los datos, con el objetivo de detectar anisotropías y realizar variogramas, con los que se cambiará la metodología de estimación de inverso a la distancia a kriging ordinario. Para validar esta estimación y cuantificar la incertidumbre se hace una simulación gaussiana condicional.

Palabras Claves: Estimación, variografía, kriging ordinario, simulación gaussiana condicional.

1 Introducción

La Mina Pedro Valencia se localiza en la comuna de

Alhué, provincia de Melipilla, Región Metropolitana (Figura 1.1), específicamente en la Cordillera de la Costa, a 120 km al suroeste de Santiago y 24 km al este de Villa Alhué.

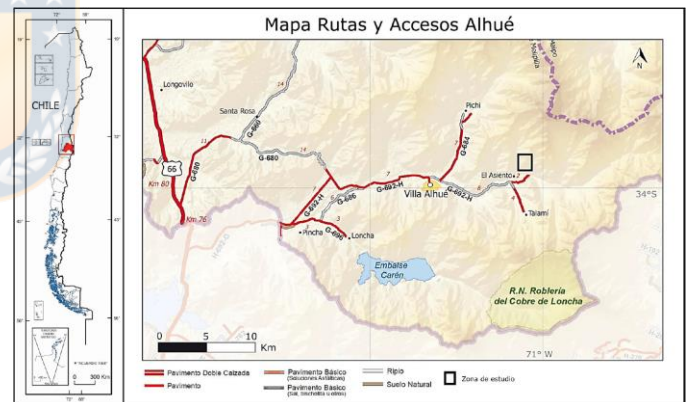


Figura 1.1. Ubicación y accesos de la mina Pedro Valencia. Tomado de Maldonado (2019).

1.1 Objetivos

El objetivo general es realizar una estimación de recursos de Au para la veta Pedro Valencia Sur (PVS) para determinar la incertidumbre y confiabilidad de la estimación, de tal manera que se pueda utilizar en la planificación minera.

Los objetivos específicos son

- Construcción de un modelo de recursos basado en dominios de estimación, que sean coherentes con la geología de la veta PVS.
- Determinar la anisotropía y correlaciones espaciales dentro del dominio de estimación.

- Mediante kriging ordinario presentar y evaluar una metodología de estimación de ley de Au.
- Validar el plan de estimación.
- Mediante simulación gaussiana condicional determinar la incertidumbre y confiabilidad del modelo estimado.

1.2 Marco Geológico

El Distrito Minero Pedro Valencia se encuentra emplazado en la cordillera de la Costa en la región central de Chile, específicamente en secuencias de rocas volcánicas de la Formación Las Chilcas (Aptiano-Albiano) (Matthews, 2017), compuestas por tobas, andesitas e intercalaciones de rocas sedimentarias. Estas últimas se encuentran intruidas por granitoides de edad Cretácico del Batolito de Alhué (Gómez, 2019).

En el distrito (Figura 1.2. fuera de texto) los estratos de la Formación las Chilcas se disponen en forma homoclinal, con rumbos entre N30°E y N30°W y manteos de 20° a 30°E (Gómez, 2019). La descripción más actual de las unidades litológicas del distrito fue realizada por Gómez (2019), quien detalla 5 unidades que se describen a continuación de la más antigua la más nueva:

1. Tobas litocristalinas basales con potencia mínima de 230 m, que se distribuyen en los márgenes oeste y sur del distrito. Su composición es dacítica, con matriz verde y fragmentos de plagioclasas, cuarzo y feldespato potásico. Tienen clastos de andesita y de tobas cristalinas de entre 0,3 y 10 cm de diámetro. En el sector noroccidental de la Quebrada Las Animas aflora un paquete de cuerpos lenticulares de toba de lapilli, llamadas Tobas Brechosas, constituidas por clastos de hasta 30 cm de diámetro de andesitas porfídicas, andesitas afaníticas, tobas fluidales y tobas cristalinas. Su matriz es de ortoclasa, cuarzo, plagioclasa, fragmentos tobáceos y andesíticos, de color gris verdoso.
2. Andesita Inferior, compuesta por flujos de lavas andesíticas y basálticas, que sobreyacen concordantes a la unidad de tobas litocristalinas. Su potencia aproximada es de 390 m y es relativamente constante. De coloración verde, debido a la alteración propilítica regional, se componen de fenocristales de plagioclasa (10-20%) y piroxeno (2-5%), fuertemente alterados a

epidota y montmorillonita. La masa fundamental es afanítica, formada por plagioclasa y minerales ferromagnesianos.

3. Unidad de Tobas con intercalaciones sedimentarias, con 400 a 600 m de potencia, formada por tobas de ceniza, tobas de lapilli y tobas brechosas. Estas yacen concordantes sobre las Andesitas Inferiores. Su coloración es gris rosado con alteración propilítica moderada a fuerte y silicificación.
4. Niveles Sedimentarios con una potencia que varía entre 3 y 20 m. Tienen intercalaciones de la unidad de tobas y de la unidad de Andesitas Superiores. Sus colores van desde rojo a púrpura, y están formados por capas de areniscas y conglomerados de origen volcánico.
5. Andesitas Superiores con 500 m de potencia mínima, que sobreyacen concordante a la unidad de rocas sedimentarias. Constituyen 2 subunidades: una basal, compuesta por andesitas porfídicas con fenocristales de anfíbol (6%) y otra superior, que corresponde a andesitas porfídicas con 30% de fenocristales de anfíbol y plagioclasa. Estas unidades se encuentran intruidas por el Batolito Central, que se subdivide en el Granito Tantehue (Jurásico Medio- Superior) y en los Granitoides de Alhué (Cretácico Superior) (Nasi, 1981). También existen intrusivos plutónicos y filonianos, diferenciándose las unidades: Filón Cadena, Filón Casino y filones andesíticos indiferenciados (Herreros, 2009), que cortan las rocas y vetas de la Mina Pedro Valencia.

La alteración principal en el distrito corresponde a propilitización con sobreimposición de una fuerte alteración silicea, alteración potásica local y alteración argílica supergena (Romero y Mundaca, 1997)

2 Definición del Problema

En la planificación y operación de la actividad minera son utilizados los modelos de recursos, que corresponden a estimaciones realizadas mediante técnicas geoestadísticas de leyes, densidad, litología, alteración, variables geomecánicas y recuperación metalúrgica, entre otras. El objetivo de los modelos es predecir el valor en las localidades donde no se cuenta con información, utilizando la información disponible y conocida en otros puntos, ya sea de sondajes, muestras de producción o muestras superficiales.

El modelo de leyes es utilizado por Ingeniería de Largo

Plazo para determinar el tamaño y vida de la mina, así como para definir planes mineros, secuencias y métodos de extracción. Estos también son usados por el Área de Geología de Exploraciones para planificar futuras campañas de sondajes y orientar la exploración, por lo que la precisión del modelo es sumamente importante, ya que de esto depende la toma de decisiones y viabilidad económica de los proyectos. Es por esto que el objetivo del modelo es tener, con la información disponible, la mejor predicción de las leyes y tonelaje que será minado. Esto se obtendrá mediante métodos geoestadísticos (kriging ordinario), que otorga un valor de ley para cada bloque, sin embargo, se puede producir un suavizamiento de las leyes y no entregar la incertidumbre, la que sí es posible obtener mediante simulaciones.

Históricamente para la estimación de recursos en Minera Florida Ltda., se han utilizado envolventes híbridas de leyes y geología, que se extienden a una distancia definida de los datos. La estimación de los modelos se realiza mediante el método de inverso a la distancia al cuadrado o kriging ordinario, este último solamente en vetas antiguas. Las direcciones principales usadas por las elipsoides de búsqueda corresponden a la orientación del rumbo y manto de las vetas, asumiendo la dirección de manto como la dirección de mayor continuidad de las leyes, esto sin realizar estudios por veta para corroborar esta asunción.

Adicionalmente, para llevar a cabo la estimación se utiliza información de sondajes y de canaletas de las frentes de avance (*drift*), muestreados mediante *chip sampling*. Para ambos tipos de muestras se asigna el mismo peso en la estimación, lo que generando que las últimas tengan gran influencia en las leyes finales puesto que son más abundantes que la información de sondajes.

3 Estimación

3.1 Base de datos

La base de datos disponible está constituida por 75 sondajes y 554 canaletas (muestras de frentes de avance de producción), analizadas por Au, Ag, Zn y Pb. Los tramos de muestreo son seleccionados por los equipos de Geología de Producción y Geología de Exploraciones, y se envían a un laboratorio externo certificado (sondajes) y al laboratorio de Minera

Florida (muestras de producción). Para ambos tipos de muestra se realiza un proceso de control de calidad, a cargo del área de Control y Aseguramiento de Calidad (QAQC) y de Geología de Recursos de Minera Florida.

3.2 Modelamiento

El modelamiento geológico de las vetas se efectúa mediante el software Leapfrog, utilizando los mapeos geológicos de avances de producción (*drift*), de sondajes y de superficie. Se modelan fallas, diques, filones y una envolvente geológica de la veta que incluye brechas, vetas y stockwork de origen hidrotermal.

Al contar con la geología de la veta se modela un dominio de Au-Ag con leyes sobre 2 ppm de Au, este límite se aplica a las muestras de los bordes. En el caso de tener muestras con leyes inferiores, en zonas de mayor ley, estas son incluidas en el modelamiento considerando los tramos que presenten veta, brecha hidrotermal, stockwork o vetilleo fuerte.

3.3 Compósitos

Una vez con los dominios definidos se hace los compósitos de las muestras al ancho del intercepto de la veta. Esto corresponde a la técnica de combinar valores adyacentes en tramos más largos, promediando las leyes ponderadas por el largo de la muestra y su objetivo es filtrar la alta variabilidad de los datos, mejorando la variografía y capacidad predictiva del modelo. Al realizar un compósito por el ancho de la veta se elimina el efecto cuerda (*string effect*), además se logra disminuir el efecto pepa (*nugget effect*), ya que un efecto pepa alto produce que los pesos del kriging se asemejen y que la estimación final se vea suavizada.

3.4 Análisis exploratorio de datos

Al contar con la base de datos de compósitos se hace el análisis exploratorio de los datos (*EDA*, por sus siglas en inglés), para ello es necesario desagrupar las muestras, debido a su distribución irregular, siendo frecuente que los sectores con mejores leyes se encuentren más densamente muestreados (sondajes o por muestras de avance de *drift*). Este muestreo preferencial puede llevar a que la estadística de las leyes no sea representativa. El desagrupamiento es realizado mediante el método de celdas (*cell declustering*). El tamaño de la celda se selecciona de

acuerdo a la malla de perforación, que localmente es de 30 m para Minera Florida Ltda. El número de celdas ocupadas (n) recibe el mismo peso de $1/n$ y a su vez cada dato dentro de la celda recibe pesos de manera equitativa para sumar $1/n$ (Figura 3.1).

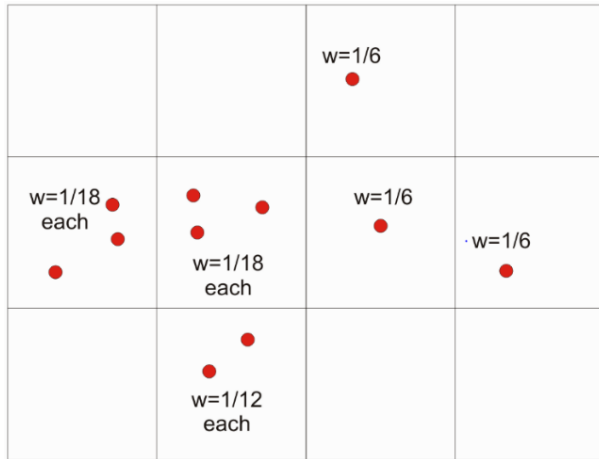


Figura 3.1. Ejemplo de principio de desagrupamiento por celda. Son 6 celdas con datos, donde cada celda suma un peso de $1/6$. Los datos dentro de cada celda suman $1/6$ (Deutsch, 2015).

A continuación, en la Tabla 3.1 se muestra la estadística de los datos desagrupados para la veta PVS.

Tabla 3.1. Estadística desagrupada de las leyes de Au.

| | |
|---------------------|-------|
| N° de muestras | 640 |
| Media | 6,91 |
| Desviación Estándar | 5,84 |
| Varianza | 34,11 |
| C.V. | 0,85 |
| Mínimo | 0,04 |
| Máximo | 41,94 |

3.5 Análisis de valores de corte

Definir los valores extremos (*outliers*) en la distribución es un paso crítico en la estimación, estos valores corresponden a leyes atípicas, que se alejan de la distribución de los datos.

La correcta identificación y tratamiento de ellos permite facilitar el estudio variográfico y evitar la sobrestimación. El valor sobre el que se considerará una muestra como *outlier* se determina a través de gráficos probabilísticos (Figura 3.2.), histogramas (Figura 3.3.) y metal contenido (Figura 3.4.). La Tabla 3.2. muestra una comparación entre los métodos anteriores.

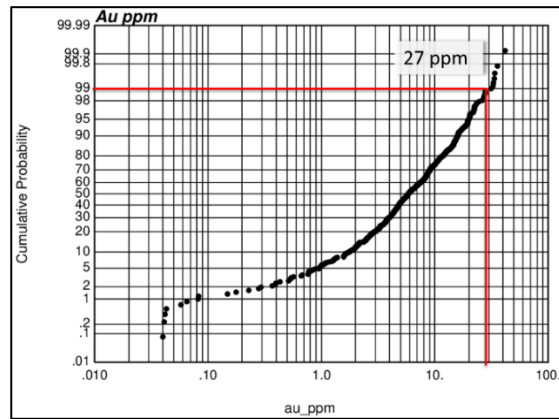


Figura 3.2. Probabilístico leyes de Au, se define un límite para los *outliers* de 27 ppm de Au.

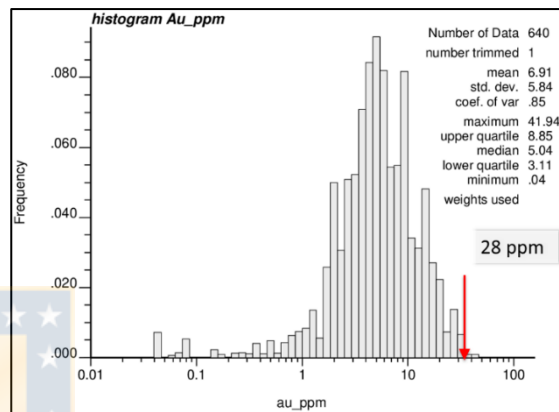


Figura 3.3. Histograma desagrupado de las leyes de Au, abscisa en escala logarítmica, se define un límite para los *outliers* de 28 ppm de Au.

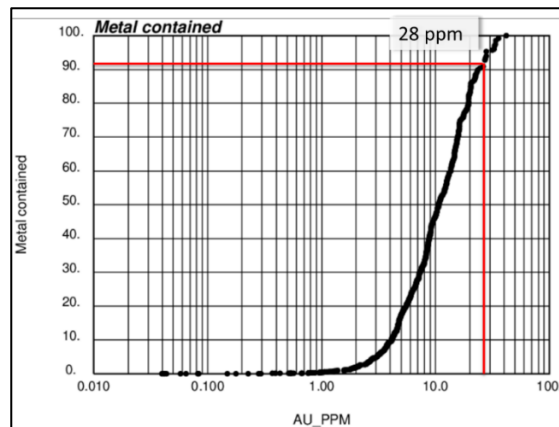


Figura 3.4. Gráfico de metal contenido, se define un límite para los *outliers* de 28 ppm de Au.

Tabla 3.2. Resumen de los valores de topcut calculado con los distintos métodos.

| Método | Valor seleccionado |
|----------------------------|--------------------|
| Probabilístico | 27 ppm Au |
| Histograma | 28 ppm Au |
| Metal contenido | 27 ppm Au |
| Topcut seleccionado | 27 ppm Au |

Para el presente trabajo el manejo de estos valores anómalos se realizará mediante el *capping*, es decir que todos los valores atípicos sobre el valor considerado anómalo se le asignará el valor de corte de 27 ppm de Au.

3.6 Modelo de bloques

El modelo de bloques y la estimación es realizada en el *software* Vulcan. Con las siguientes consideraciones:

- Se orientan los bloques en rumbo de la veta 118° (azimutal).
- Se define un tamaño de bloques parentales de 5x5x5 m que corresponde aproximadamente un sexto del espaciamiento de los datos. Bloques muy pequeños podrían producir un suavizamiento artificial de los datos, ya que los bloques adyacentes recibirían leyes muy similares. Por otro lado, bloques muy grandes con respecto al espaciamiento de los datos no utilizarán completamente la resolución disponible del espaciamiento de las muestras (Rossi y Deutsch, 2014).
- Con el fin de obtener un mejor ajuste del volumen y geometría de la veta se define un tamaño de sub-bloque de 0.2x0.2x0.2 m. Estos sub-bloques no serán estimados de forma independiente, se le asignará la ley calculada para el bloque parental, ya que al tener un tamaño tan pequeño aumenta el costo computacional y crea una falsa sensación de resolución (Rossi y Deutsch, 2014).
- Se utiliza discretización de bloques de 2x2x2.

3.7 Estimación mediante Kriging Ordinario

Para la estimación se utiliza el kriging ordinario, que corresponde al mejor estimador insesgado y que minimiza la varianza de estimación usando un modelo variográfico específico de variabilidad espacial, considerando la anisotropía y otras características espaciales (Journel y Huijbregts, 1978 en Deutsch y Deutsch, 2015).

El kriging se basa en el variograma para entender como varían los datos dependiendo de la distancia, además, pondera los datos de acuerdo a su redundancia, es decir que desagrupa.

Se escoge el kriging ordinario sobre el inverso a la distancia, ya que este último considera solo las distancias para hacer la estimación y no la ubicación espacial, por lo que no desagrupa.

3.7.1 Varografía

Para efectuar la variografía primero es necesario definir la dirección de mayor anisotropía, para esto se utiliza el software libre GSLIB, que entrega un mapa variográfico con el que se puede calcular y visualizar, en forma de una grilla regular y con escala de colores, el variograma experimental en todas las direcciones, permitiendo identificar las de mayor continuidad de leyes.

Para facilitar el procesamiento de los datos en el software y la definición de ángulos, se rotan los compósitos por el rumbo y manto de la estructura hasta dejarlos en una vista en planta, de esta manera se simplifica la confección del mapa variográfico en el plano de la veta.

En la Figura 3.5. se observa el mapa producido y se determina que el *plunge* de las leyes es de 20°, por lo que se define que la dirección de mayor continuidad tiene un azimut de 118° con un manto de 90° y un *plunge* de 20°.

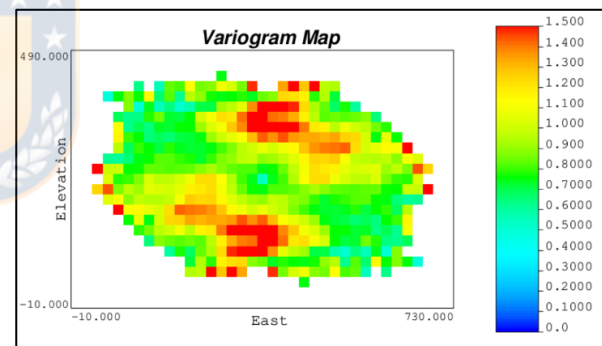


Figura 3.5. Mapa variográfico veta Pedro Valencia Sur.

Con la información de los ángulos se calcula el variograma ortogonal, que consiste en 3 variogramas experimentales calculados en direcciones perpendiculares entre sí: *major*, *semi* y *minor* (también llamada vertical). Esta última no es tan importante para este trabajo, ya que representa la variabilidad en la dirección del espesor de la veta.

En las Figuras 3.6. y 3.7. se observan los variogramas experimentales (punto) y los modelos variográficos (línea) para las direcciones *major* (azul), *semi* (rojo) y *minor* (magenta).

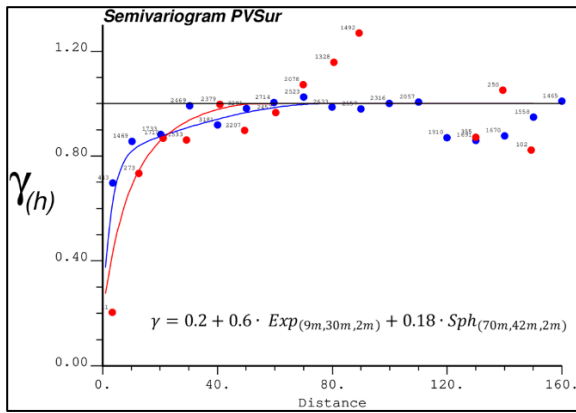


Figura 3.6. Variogramas experimentales (punto) y modelo variográfico (línea) para las direcciones *major* (azul) y *semi* (rojo).

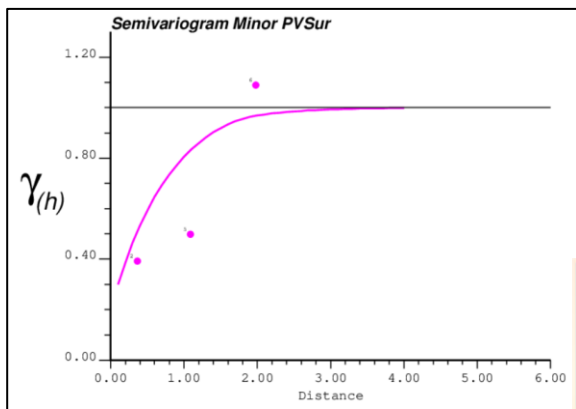


Figura 3.7. Variograma experimental (puntos) y modelo variográfico (línea) para la dirección *minor* o vertical.

3.7.2 Plan de estimación

Se realizan una serie de iteraciones o pasadas de estimación con el objetivo de evitar el suavizamiento y definir las categorías del recurso. Con estas consideraciones se define un plan de kriging con restricciones de número de muestras, octantes y distinto tamaño de elipsoides de búsqueda. Las tres pasadas se encuentran orientadas en la dirección de los variogramas, teniendo la elipsoide de la primera pasada un rango de 90% de la varianza, la segunda pasada un 98% y la última un 100%.

3.7.3 Validación

Posterior a la estimación se validan los resultados mediante 2 técnicas:

- Validación visual

Se revisan plantas y secciones visualizando el modelo y los datos de muestras. El modelo debe representar las leyes en la ubicación de la muestra.

- Gráficos de deriva

También llamados *swath plots*, que corresponde a gráficos que muestran los promedios de leyes del modelo y de los compósitos en función de las coordenadas. En la Figura 3.8. se pueden observar las derivas con la información de muestras utilizadas versus la estimación de los bloques.

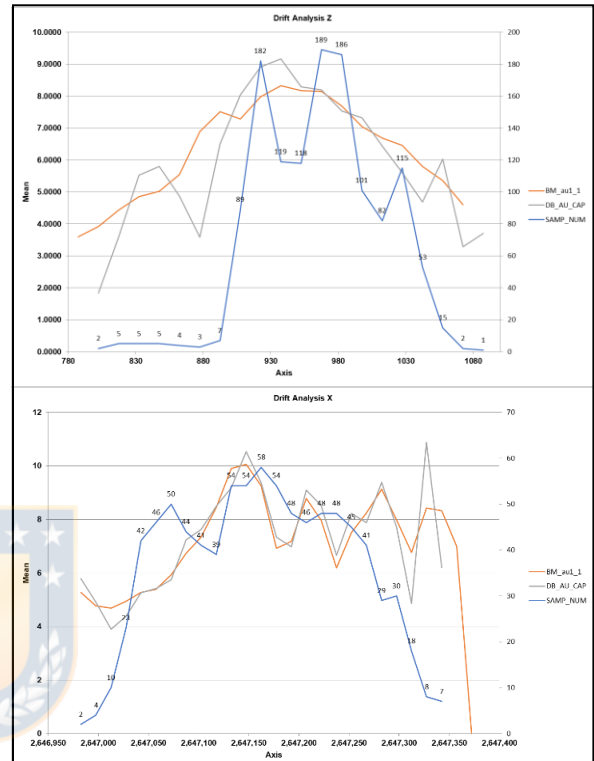


Figura 3.8. Derivas estimadas mediante kriging ordinario.

Las imágenes con los resultados de la estimación se muestran en la Figura 3.9.

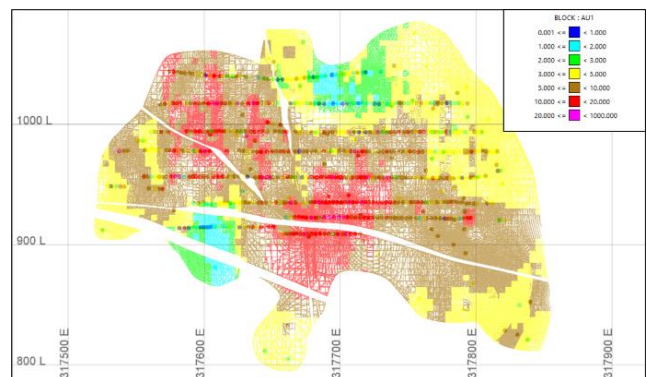


Figura 3.9. Estimación leyes de Au mediante kriging ordinario.

4 Simulación Gaussiana Condicional

La simulación gaussiana condicional es una técnica ampliamente usada, que devuelve la varianza perdida en la estimación y calcula el valor de la incertidumbre

que no se obtiene mediante los métodos de estimación tradicionales. Se basa en construir realizaciones de la función aleatoria.

El kriging entrega un valor lo más cercano posible al valor desconocido, es insesgado, tiene el mínimo error cuadrático y un efecto inevitable de suavizar. La simulación reproduce la variabilidad original de los datos, honra los datos, reproduce el histograma y permite evaluar la incertidumbre.

La simulación secuencial gaussiana se realiza siguiendo estos pasos:

- Análisis exploratorio de datos.
- Transformación a distribución gaussiana (*normal score*).
- Modelo variográfico gaussiano de los datos transformados.
- Definición de los parámetros de la simulación.
- Simulación mediante kriging simple (para este trabajo se realizarán 200).
- Verificar que las simulaciones reproduzcan el histograma de los datos.
- Calcular el variograma de las 200 simulaciones y verificar que honren el modelo variográfico.
- Transformar los datos de distribución gaussiana a valores reales.

4.1 Transformación Normal Score

Las transformaciones gaussianas son comúnmente usadas debido a sus propiedades estadísticas, caracterizadas completamente por su media 0 y varianza 1 (Rossi y Deutsch, 2014). Para continuar con la simulación se realiza la transformación denominada *normal score*, que consiste en transformar los datos desde su distribución original a una distribución gaussiana univariable, de forma directa cuantil a cuantil. Esta se hace con el software GSLIB y consiste en asignar el valor de p-cuantil de los datos al p-cuantil de la distribución normal, como se muestra en la Figura 4.1 (Pyrzcz, M. y Deutsch, C., 2018).

4.2 Variografía

Una vez que se tienen los datos transformados se efectúa el variograma experimental y modelo variográfico, que puede ser observado en la Figura 4.2. En azul dirección *major*, en rojo dirección *semi* y en magenta la *minor*. En puntos el variograma experimental y en línea continua el modelo variográfico.

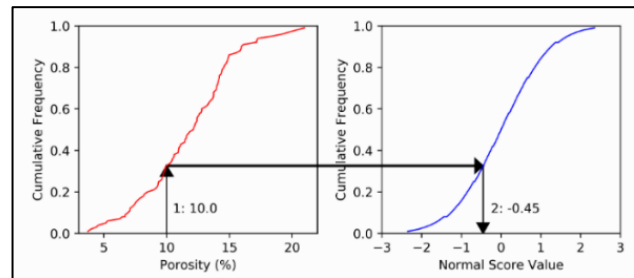


Figura 4.1. Ejemplo de transformación de distribución de porosidad a valores *normal score*. En el gráfico izquierdo se lee la frecuencia correspondiente al valor de porosidad 10.0 y en el derecho se va al mismo valor de frecuencia para leer el valor gaussiano, que en este ejemplo es -0.45. (Pyrzcz, M. y Deutsch, C., 2018).

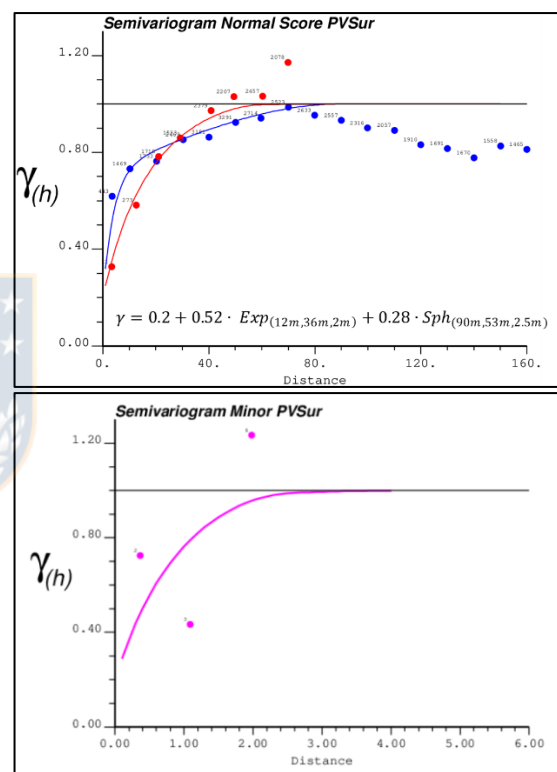


Figura 4.2. Variograma y modelo variográfico para los datos transformados.

4.3 Simulación

La simulación gaussiana condicional entrega un modelo de incertidumbre en cada bloque mediante un set de posibles realizaciones. La incertidumbre se cuantifica mejor cuando se dispone de gran número de realizaciones, siendo suficiente un número pequeño (100) para tener una aproximación razonable (Rossi y Deutsch, 2014).

Para el cálculo de incertidumbre se realizan 200 simulaciones de acuerdo a lo sugerido por Deutsch

(comunicación personal, 2019).

4.4 Validación de la Simulación

Para validar los resultados se utilizan los siguientes criterios:

- Reproducción del variograma: se compara el variograma modelado con los 200 variogramas obtenidos de las simulaciones (Figura 4.3. Fuera de texto).
- Reproducción del histograma: se compara el histograma acumulado de los datos con histogramas acumulados de las 200 realizaciones. Esto incluye la comparación de la estadística de los datos en unidades transformadas (Figura 4.4. Fuera de texto).
- Gráficos de derivas (*Swath plots*): se realizan por el rumbo y elevación de la veta (Figura 4.5. Fuera de texto).
- Validación visual: se revisa que los valores de los bloques cercanos a las muestras correspondan con el valor de leyes de las muestras.

En la Figura 4.6. (fuera de texto) se observan los resultados de las realizaciones N° 70 y N° 142 transformadas desde las unidades normales a unidad original.

4.5 Post procesamiento de Simulación

Una vez validada la simulación se hace el post procesamiento de las 200 realizaciones mediante el programa *postsim* de GSLIB, el cual realiza un promedio por bloque de las 200 iteraciones (*etyp*) que se muestra en la Figura 4.7. y calcula la varianza o incertidumbre (*uncertainty*), que se puede ver en la Figura 4.8. Mediante este programa se puede obtener la probabilidad por bloque de que estén sobre una ley determinada, en este caso se realizó sobre 2 ppm de Au (Figura 4.9.).

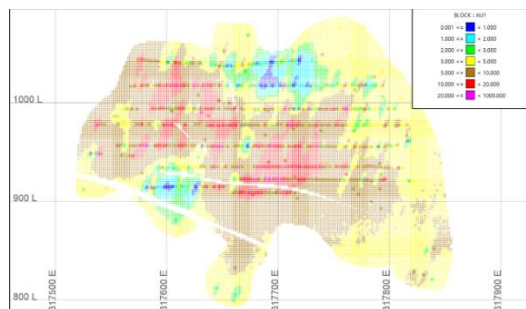


Figura 4.7. Promedio de las 200 simulaciones (*etyp*).

5. Discusión

Durante el análisis exploratorio de los datos, el mapa

variográfico por el plano de la veta (Figura 3.6.) permite identificar que efectivamente existe una dirección de mayor continuidad de leyes, que no coincide con la dirección de manto de la estructura, por lo que seleccionar ésta última como dirección de anisotropía y utilizarla como la dirección de búsqueda mayor podría causar que las leyes sean artificialmente interpoladas en la vertical.

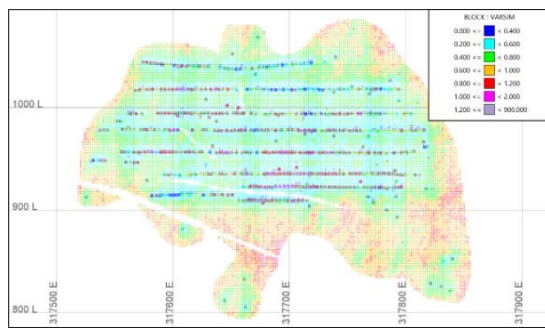


Figura 4.8. Incertidumbre (varianza simulaciones).

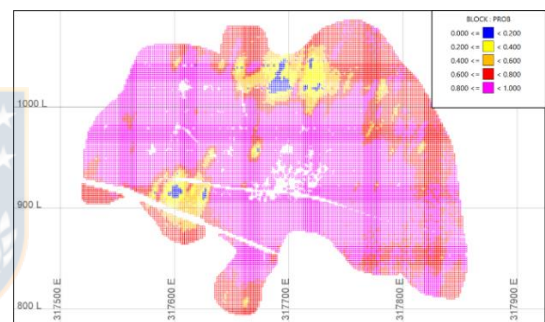


Figura 4.9. Probabilidad de tener leyes sobre 2ppm de Au.

Para el análisis de *outliers* se usaron varias metodologías independientes para definir el valor límite, la ventaja de esto es la posibilidad de comparar los distintos resultados (Tabla 3.2) y seleccionar un valor que tenga respaldo en más de un método. Para el caso de PVS se intentó el método de Parrish o de deciles, sin embargo sus resultados no fueron concluyentes, por lo que no se incluyeron. De todas maneras, todos los métodos dieron valores similares y finalmente el corte se realizó en el percentil 99%.

En el presente trabajo la estimación de leyes del modelo mediante kriging ordinario, a diferencia del modelo anterior (2018) que fue con el inverso a la distancia al cuadrado. Para comparar la diferencia en la metodología se estimó el modelo manteniendo los parámetros del 2018, que consideran elipsoides de búsqueda orientadas por el manto de la veta y estimación mediante inverso a la distancia. La

estadística de las dos estimaciones y la base de datos se ve en la Tabla 5.1 y la distribución espacial de las leyes en las Figuras 5.1. y 5.2. En el modelo final presentado en este trabajo es posible observar suavizamiento, esto es esperable y es una característica del kriging, reflejado en un menor valor de varianza en comparación a los datos (Tabla 5.1.). También se observa que mediante kriging ordinario se controla la sobrestimación producida por las altas leyes de canaletas, esto producto del desagrupamiento que realiza esta metodología al asignar los pesos de estimación de acuerdo a la configuración espacial, a diferencia del inverso a la distancia donde se asignan pesos de estimación sólo en base a la distancia y sin considerar el agrupamiento de datos. El modelo con inverso a la distancia presenta una sobreestimación de altas leyes en zonas cercanas a las muestras de producción.

Tabla 5.1. Estadística desagrupada de las leyes de Au de las muestras, de los bloques estimados con kriging ordinario y bloques estimados con inverso a la distancia.

| | Base de datos | Kriging | ID2 (2017) |
|---------------------|---------------|---------|------------|
| Nº de muestras | 640 | 230,620 | 230,620 |
| Media | 6,91 | 6,27 | 6,0 |
| Desviación Estándar | 5,84 | 3,08 | 3,60 |
| Varianza | 34,11 | 9,47 | 12,97 |
| Coef. of Var. | 0,85 | 0,49 | 0,55 |
| Mínimo | 0,04 | 0,36 | 0,05 |
| Q1 | 3,11 | 4,11 | 4,06 |
| Mediana | 5,04 | 5,50 | 5,57 |
| Q3 | 8,85 | 7,77 | 8,64 |
| Máximo | 41,94 | 23,84 | 26,79 |

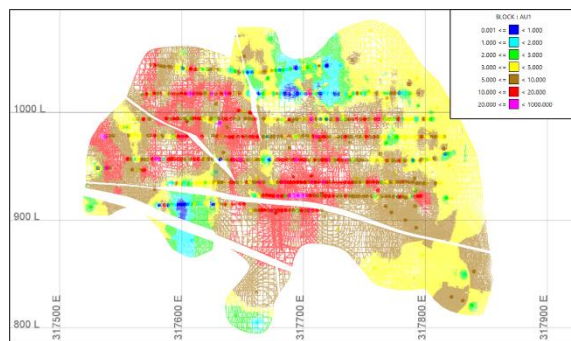


Figura 5.1. Modelo estimado con parámetros 2018, inverso a la distancia al cuadrado y elipsoides elongadas en la vertical.

Se observa un leve sesgo condicional y problemas de estimación en los bordes de la veta, donde hay bajo soporte de muestras, esto último puede ser mejorado con nueva información mediante sondajes infill.

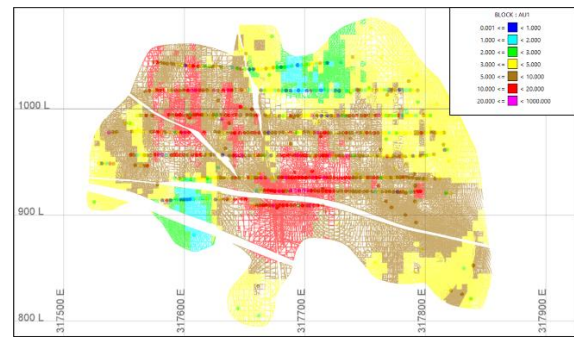


Figura 5.2. Modelo estimado con kriging ordinario y al bloque parental.

El modelo estimado con kriging ordinario entrega un valor de ley de oro estimada y la varianza del kriging. Esta varianza solo considera la posición en el espacio y el modelo variográfico, no el valor de los datos, por lo que no toma en cuenta el efecto proporcional. Para mejorar la información se hizo una simulación gaussiana condicional que entrega la incertidumbre, las probabilidades de que un bloque se encuentre sobre cierto umbral de leyes y un modelo con el promedio de las simulaciones. Estas simulaciones fueron validadas mediante las reproducciones de variogramas, de histogramas y derivas, por lo que se consideraron válidas.

Las onzas para las 200 realizaciones son calculadas y comparadas con las obtenidas mediante el modelo de kriging (Figura 5.3.). En este ejercicio es posible ver que el promedio de las simulaciones entrega menos onzas que el modelo estimado mediante kriging ordinario, con una diferencia de 1,5 KOz de Au. Por lo que el modelo se encuentra levemente sobrestimado, pero es aceptable y levemente optimista.

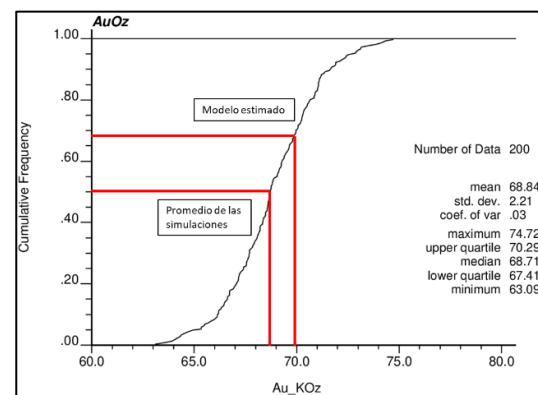


Figura 5.3 Onzas resultado de simulaciones.

Con respecto a la incertidumbre y mapa de probabilidades, permite alertar sobre zonas en las que

la incertidumbre de leyes es mayor y que se deben tener en consideración en la planificación minera (mayor riesgo) y en futuras campañas de sondajes. Esta incertidumbre considera las leyes de las muestras cercanas, por lo que considera el efecto proporcional, lo que implica que entrega más información que la varianza del kriging.

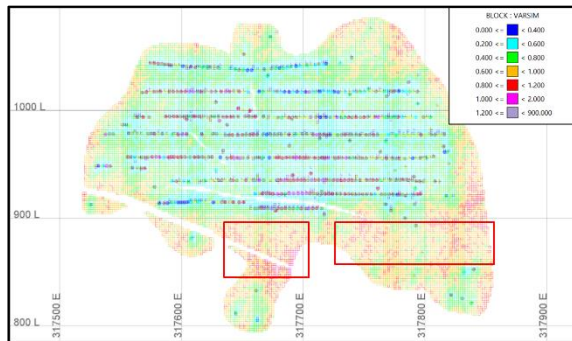


Figura 5.2. Mapa de incertidumbre.

Finalmente, el uso de simulaciones permite obtener información valiosa, sin embargo, es un proceso lento y que requiere mayor esfuerzo computacional que los métodos de estimación tradicionales, además de transformaciones gaussianas de los datos.

6. Conclusiones

El estudio de variabilidad espacial de la veta permite observar que la dirección de mayor continuidad de leyes tiene un plunge de 20°E. Lo que afectará el modelo variográfico, la estimación final y, por ende, la planificación minera. Se recomienda continuar realizando estos estudios a las vetas mayores del yacimiento.

La utilización de elipsoides de búsqueda con dimensiones en relación a los modelos variográficos es una mejora con respecto a la estimación anterior, ya que está relacionada a la continuidad espacial de la veta y no es un valor fijo que se repite para todas las estructuras.

El plan de estimación fue validado mediante métodos tradicionales como derivas y revisión visual. Adicionalmente fue validado con simulaciones.

Con el mapa de incertidumbre resultante de la simulación se reconocen sectores en los que se recomienda efectuar nuevos sondajes. Estos sectores corresponden a zonas con baja densidad de

información y altas leyes.

7. Referencias

- Deutsch, C. 2015. Cell Declustering Parameter Selection. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/celldeclustering>.
- Deutsch, C. y Deutsch, J. 2015. Introduction to Choosing a Kriging Plan. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/introkrigingplan>.
- Gómez, A. 2019. Fluidos Mineralizantes del Distrito Minero Alhué, Chile. Tesis para optar al Grado de Magister en Ciencias, Mención Geología, Universidad de Chile, Departamento de Geología: 130 pp. Santiago.
- Herreros, D. 2009. Caracterización Geológica y Antecedentes Microtermométricos de la Veta Peumo, Distrito Minero Pedro Valencia, Región Metropolitana, Chile. Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Concepción, Departamento Ciencias de la Tierra: 106 pp. Concepción.
- Journel, A. y Huijbregts, C. 1978. Mining geostatistics (p. 600). Book, Blackburn Press. In: Deutsch, C. y Deutsch, J. 2015. Introduction to Choosing a Kriging Plan. In: J. L. Deutsch (Ed), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/introkrigingpla>
- Maldonado, M. 2019. Documento sobre inclusiones fluidas VII: petrografía mineralógica y textural en la exploración de la veta Las Pataguas, Distrito Minero de Alhué, Región Metropolitana, Chile. Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Chile, Departamento de Geología: 130 pp. Santiago.
- Matthews, S. 2017. Geología Distrital Florida. (Informe inédito). Yamana Gold Inc. 11 pp. Santiago.
- Nasi, C. 1981. Estratigrafía del Jurásico y Cretácico de la Cordillera de la Costa al sureste de Melipilla (Chile Central). Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Chile, Departamento de Geología: 246 pp. Santiago.
- Pyrzc, M. y Deutsch, C. 2018. Transforming Data to a Gaussian Distribution. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/normalscore>
- Romero, N. y Mundaca, P. 1997. Geología del Distrito Minero Alhué. (Informe inédito). S.L.M. LAS CENIZAS: 55 pp. Alhué.
- Rossi, M. y Deutsch, C. 2014. Mineral Resource Estimation. Springer Science & Business Media: 332 pp. 10.1007/978-1-4020-5717-5.

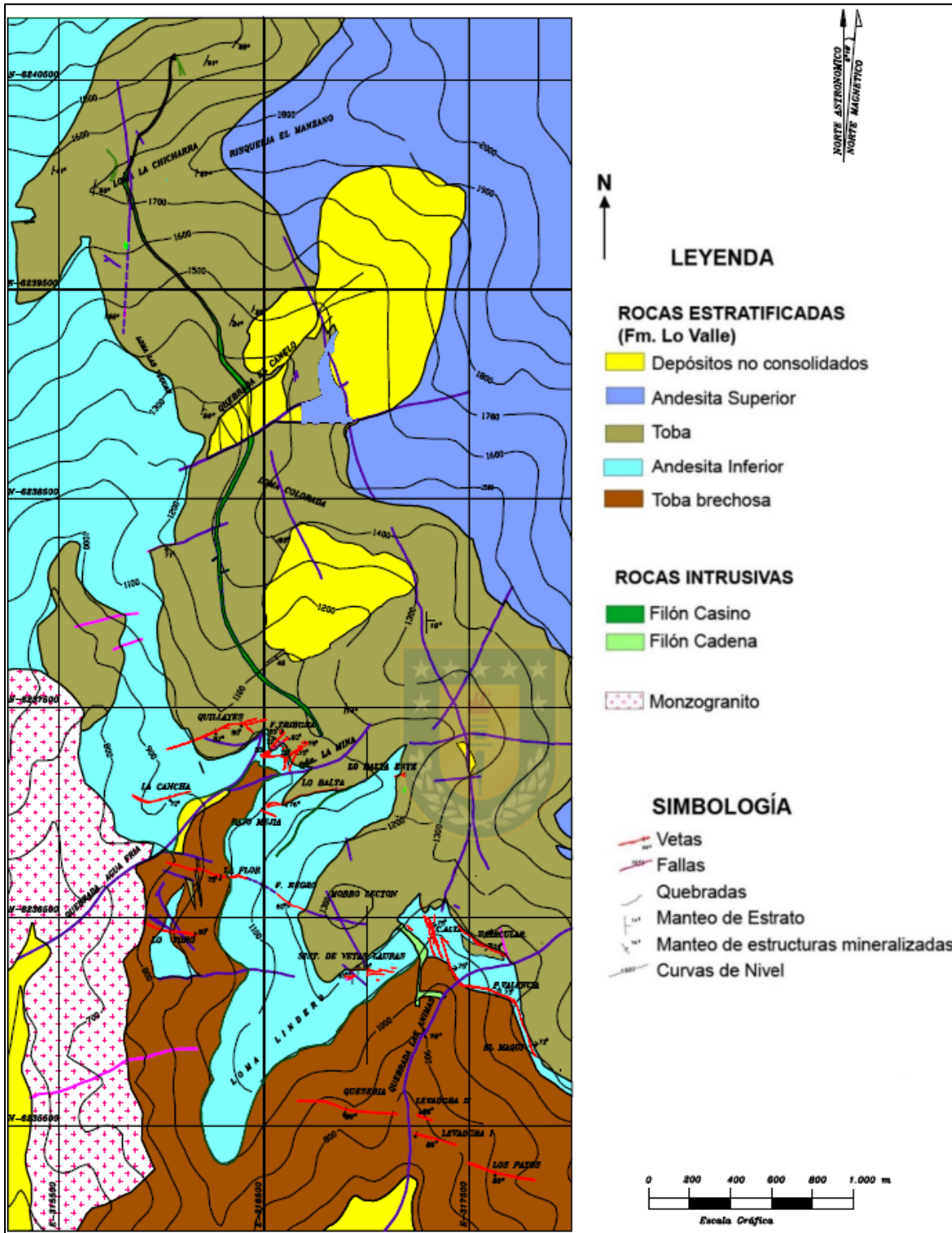


Figura 1.2. Mapa Geológico Distrital. Tomado de Maldonado (2019).

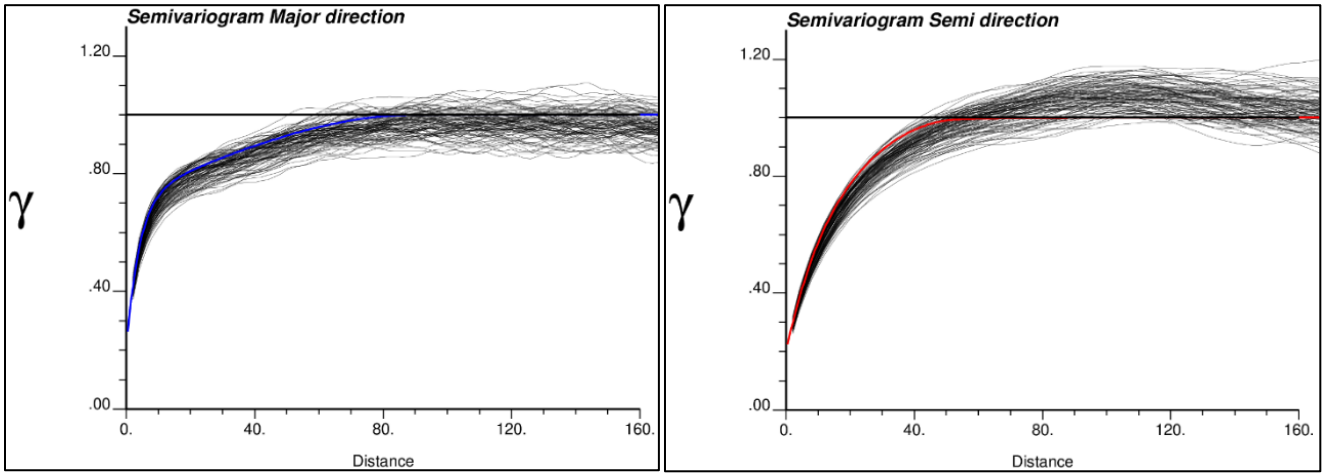


Figura 4.3. Reproducción de los variogramas de las 200 simulaciones (negro), modelo variográfico para el *major* (azul) y *semi* (rojo).

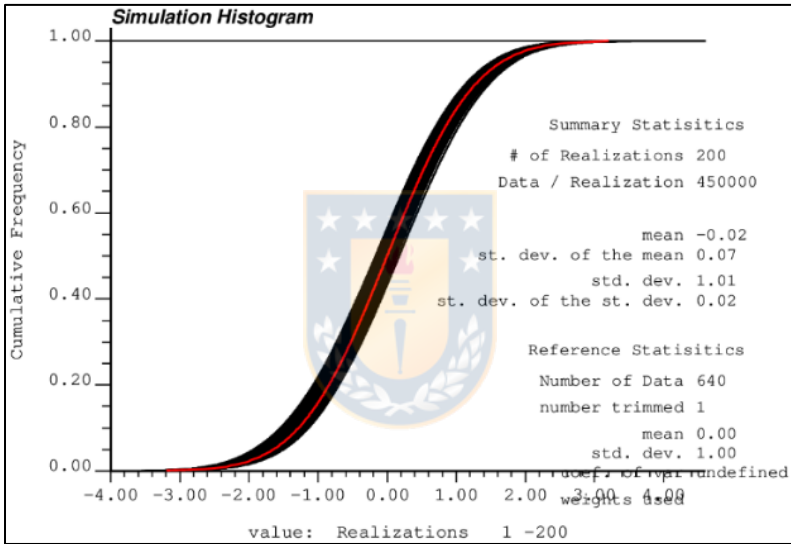


Figura 4.4. Reproducción del histograma acumulado de las 200 simulaciones (negro) y los datos (rojo).

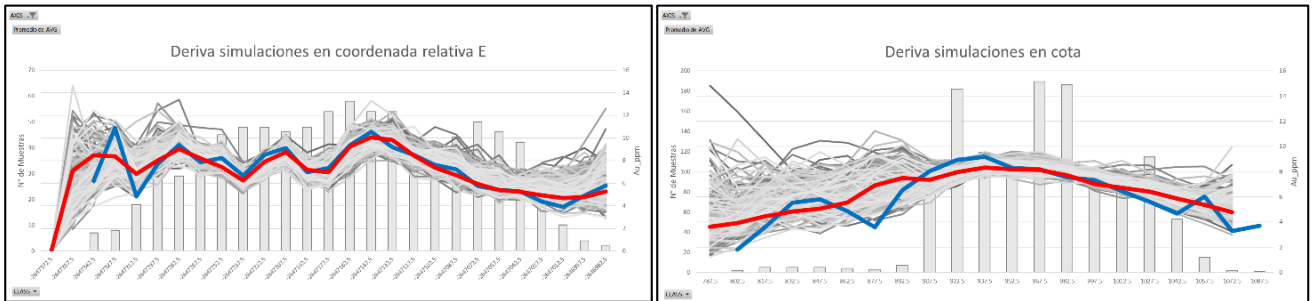


Figura 4.5. Gráficos de derivas, en gris las 200 simulaciones, en rojo el modelo estimado y en azul los datos. Como barra el número de muestras.

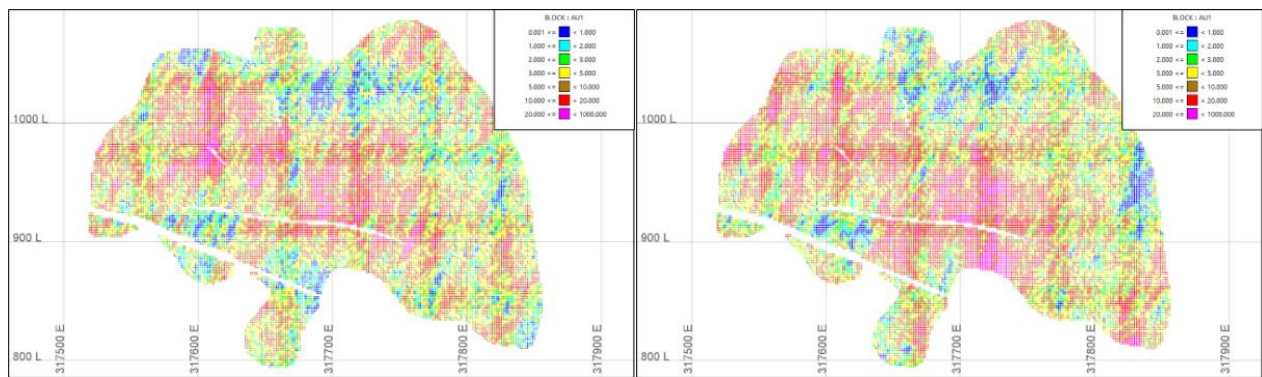


Figura 4.6. Realizaciones de leyes de Au número 70 (izquierda) y número 142 (derecha).





Universidad
de Concepción



ESTIMACIÓN DE ORO Y ANALISIS DE INCERTIDUMBRE MEDIANTE SIMULACIÓN GAUSSIANA, VETA PEDRO VALENCIA SUR, ALHUE, CHILE.

Defensa para optar al Título de Geólogo

CATERINA ISABEL CARMONA RIQUELME

Profesor Guía

: Msc. Abraham Elías González Martínez

Profesores Comisión

: Msc. Liubow Nikolaivna González Martínez

Dr. Luis Arturo Quinzio Sinn

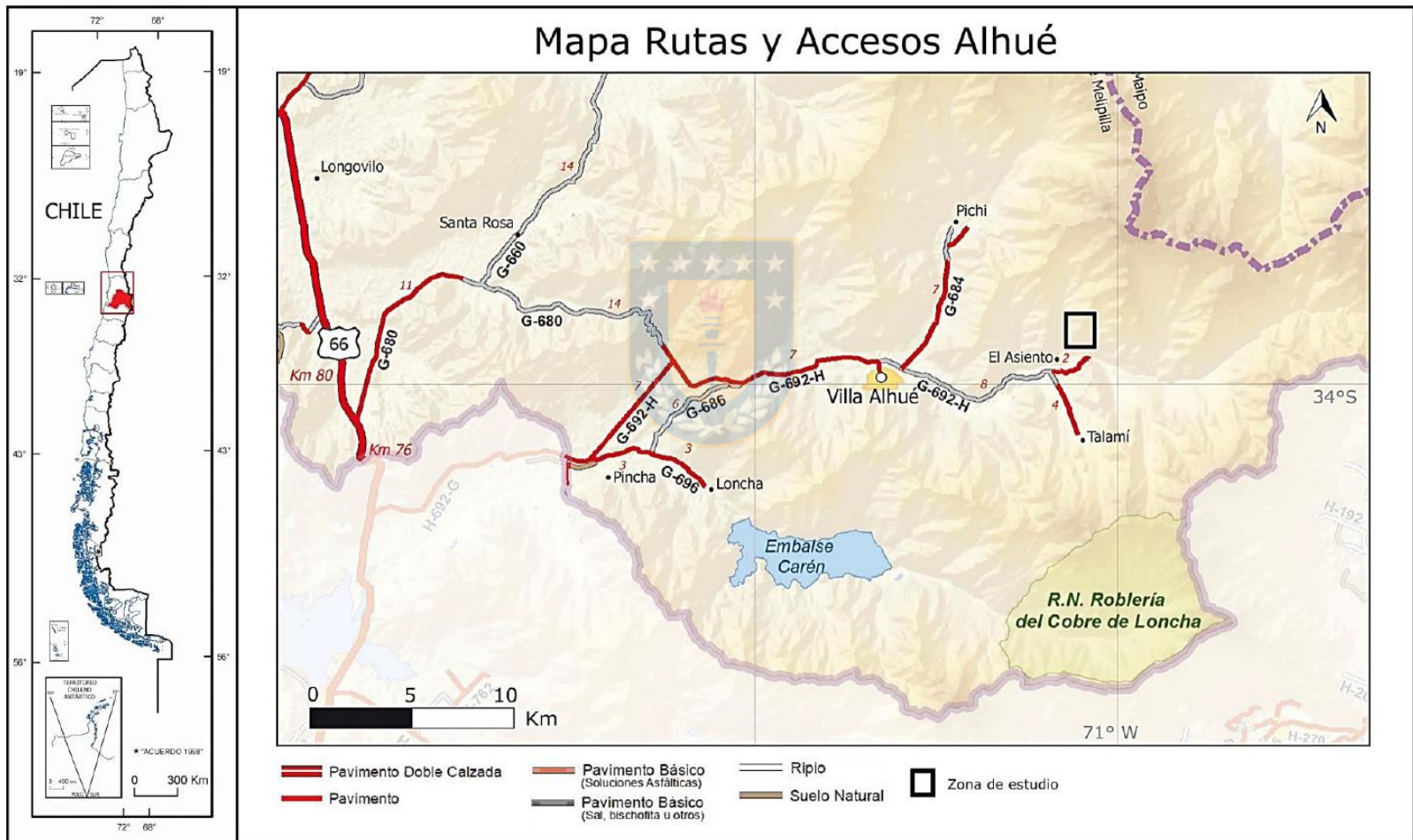
Concepción, Noviembre 2020

Decreto U. DEC. N° 2017-085,
Geología

Introducción

- En este trabajo se presenta una metodología para elaborar un modelo de estimación de Au. Los dominios sobre los que se trabaja son definidos con criterios geológicos, realizados a partir de:
 - Muestras de sondajes.
 - Muestras de frentes de avance.
 - Mapeos de niveles de producción.
 - Mapeos de superficie.
- La mineralización del distrito minero Pedro Valencia se presenta en vetas y stockworks de origen mesotermal, con mineralización de Au, Ag, Zn y Pb.

Ubicación



Maldonado, 2019

Carmona, 2020. Estimación y Simulación veta PVS, Alhué.

Introducción

Objetivo General

- Realizar una estimación de recursos de Au para la veta Pedro Valencia Sur (PVS).
- Determinar la incertidumbre y confiabilidad del modelo estimado.
- Generar un modelo de bloques confiable que pueda ser utilizado para la planificación minera.

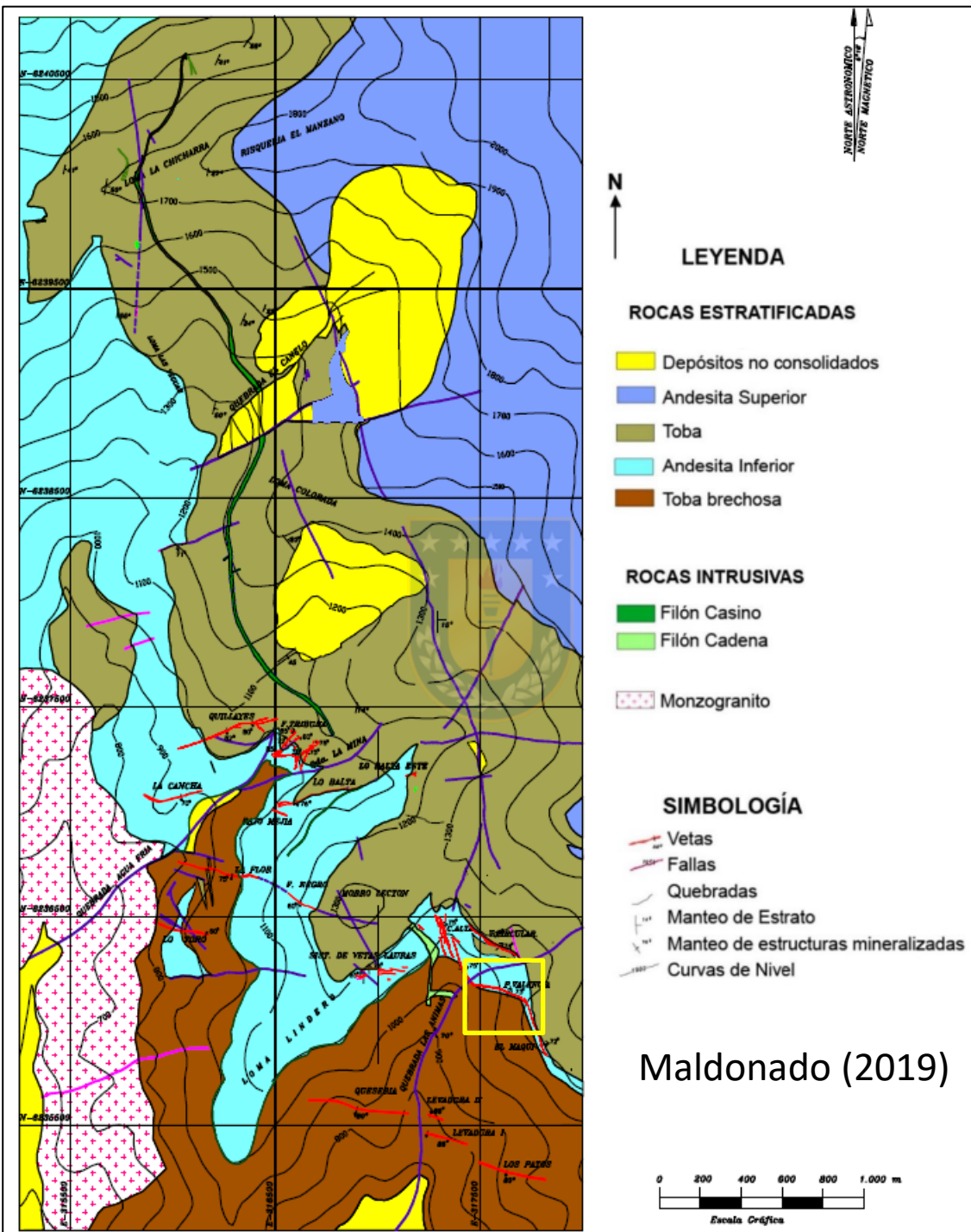


Objetivos Específicos

- Construcción de un modelo de recursos basado en dominios de estimación, que sean coherentes con la geología de la veta PVS.
- Determinar la anisotropía y correlaciones espaciales dentro del dominio de estimación.
- Mediante kriging ordinario presentar y evaluar una metodología de estimación de ley de Au.
- Validar el plan de estimación.
- Mediante simulación gaussiana condicional determinar la incertidumbre.

Marco Geológico

- La mineralización de Alhué se encuentra hospedada en rocas de las Formación Las Chilcas (Aptiano-Albiano) (Matthews, 2017), compuestas por tobas, andesitas e intercalaciones de rocas sedimentarias. Estas últimas se encuentran intruidas por granitoides de edad Cretácico del Batolito de Alhué (Gómez, 2019).
- La rocas del sector se disponen como una secuencia homoclinal de rumbos que varían entre N30°E y N30°W, con manteos entre 20° y 40°E.
- Romero y Mundaca (1997 en Gómez, 2019) definen las unidades del distrito en:
 - Tobas Brechosas (Tobas litocristalinas basales)
 - Andesita Inferior
 - Unidad de Tobas
 - Niveles Sedimentarios
 - Andesita Superior
 - Intrusivos granitoides y cuerpos subvolcánicos andesíticos.

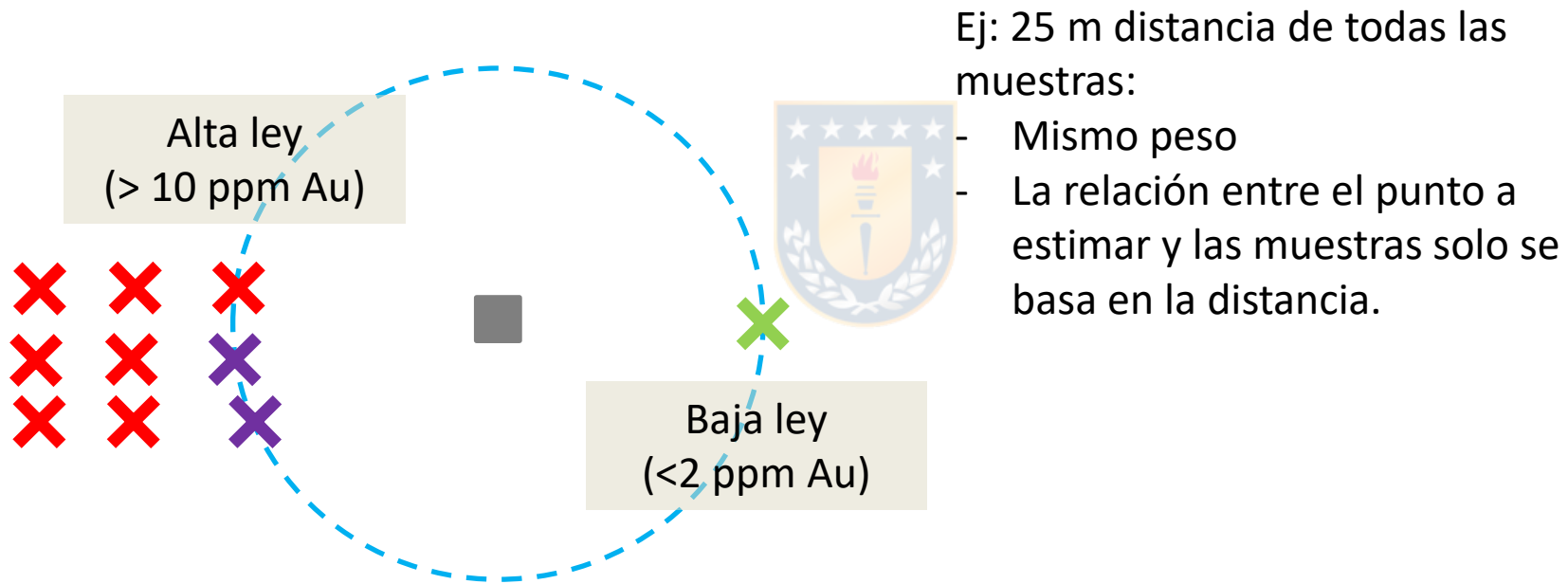


Descripción del problema

- Históricamente para la estimación de recursos en Minera Florida, se han utilizado inverso a la distancia o kriging ordinario (variograma y elipsoides con la orientación de la veta, asumiendo la dirección de manto como la dirección de mayor continuidad).
 - ID -> No hay desagrupamiento de datos. Gran influencia de canaletas.
 - KO orientado manto -> fuerza la estimación en esa dirección sin realizar estudio de que esto sea así.

Descripción del problema

- Inverso a la distancia al cuadrado



Metodología

- Modelamiento
- Análisis exploratorio de los datos (*EDA*)
- Variografía
- Plan de kriging
- Estimación KO
- Validación
- Simulación



Base de datos

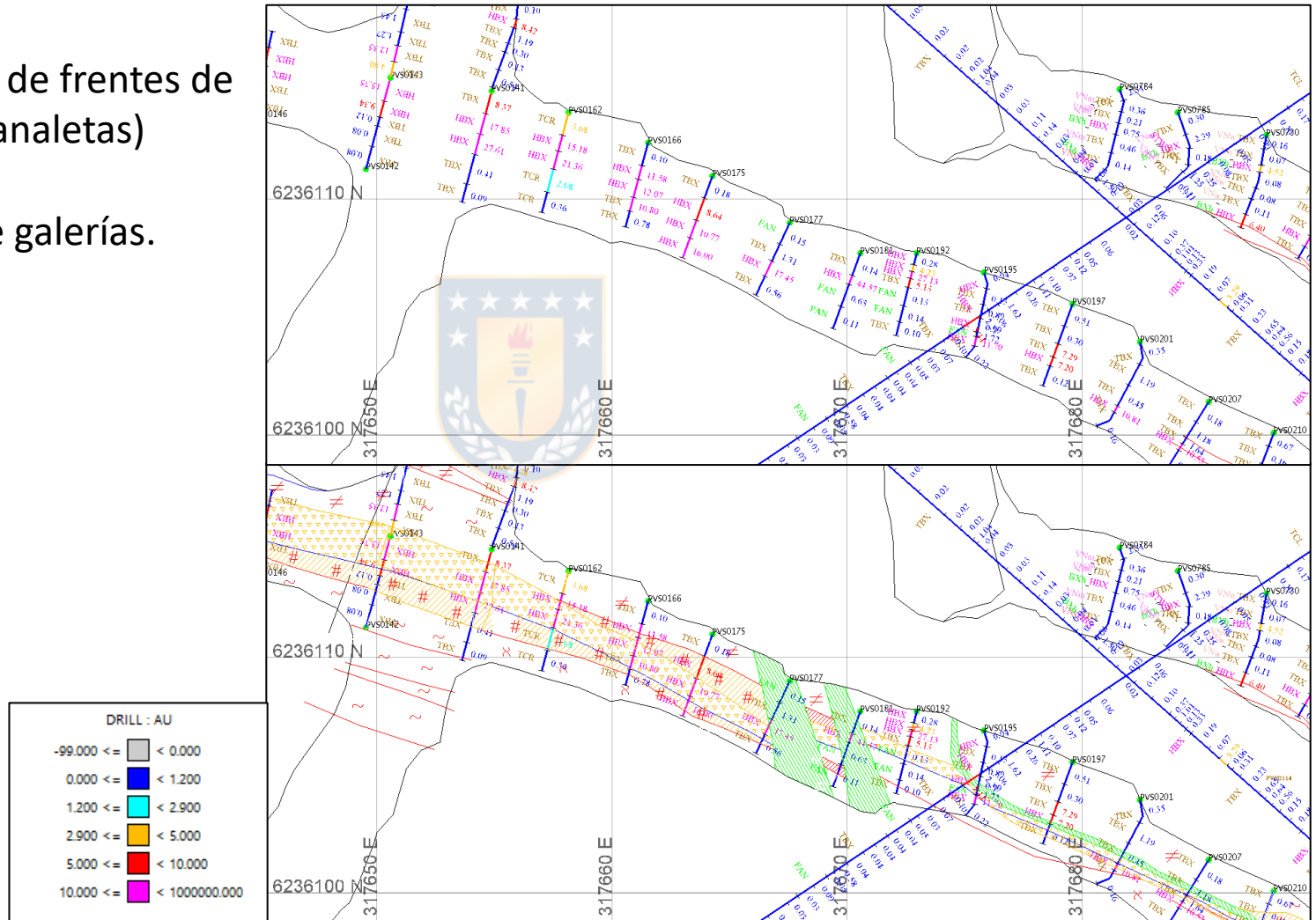
- La base de datos disponible está constituida por 75 sondajes y 556 canaletas (muestras de frentes de avance de producción). Analizadas por Au, Ag, Zn y Pb.
- Muestras seleccionadas con criterio geológico, con largos irregulares. Analizadas en laboratorio externo e interno.
- Control de calidad.

Modelamiento

- El modelamiento de la veta se realiza utilizando los mapeos de galerías de producción, mapeo de sondajes y mapeos de producción (galerías). Se modelan fallas, diques, filones y una envolvente geológica que incluye brechas, vetas y stockwork de origen hidrotermal.
- Una vez que se cuenta con la geología se modela un dominio de Au con leyes sobre 2 ppm.

Modelamiento

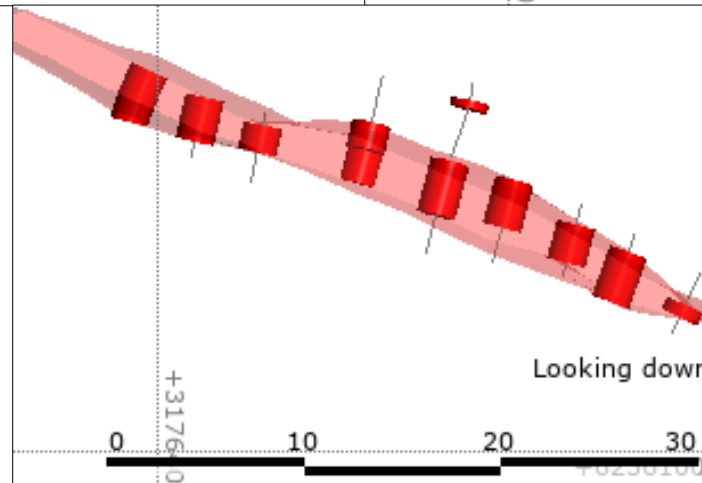
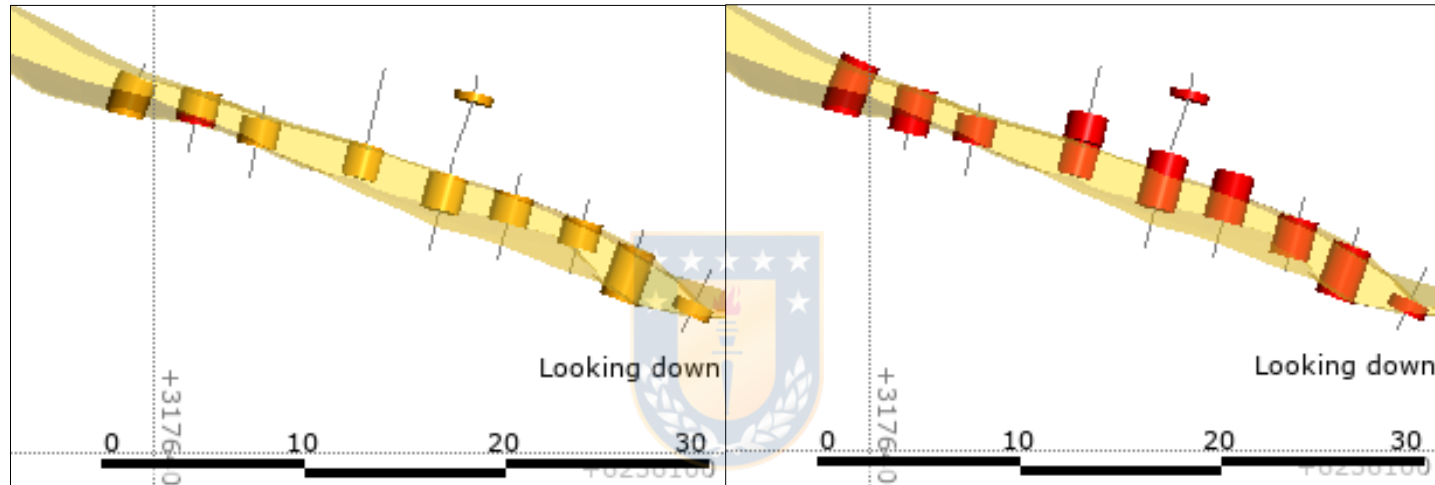
- Muestreo de frentes de avance (canaletas)
- Sondajes.
- Mapeo de galerías.



Carmona, 2020. Estimación y Simulación veta PVS, Alhué.

Modelamiento

Envolvente geológica (veta, brecha) Envolvente Geológica y tramos > 2ppm Au

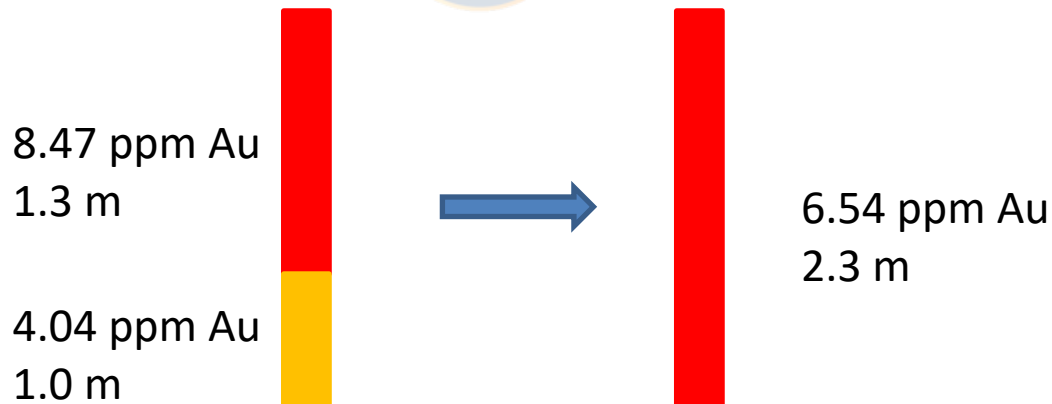


Dominio de estimación

Carmona, 2020. Estimación y Simulación
veta PVS, Alhué.

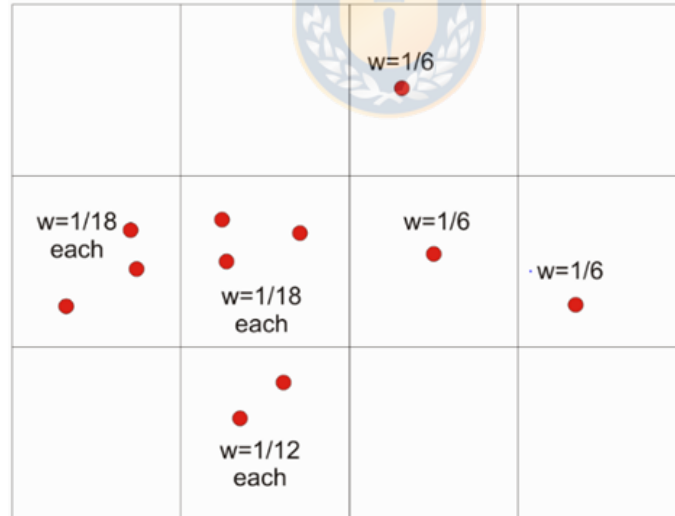
Compósitos

- Compositar corresponde a la técnica de combinar valores adyacentes de muestras en tramos más largos, promediando las leyes ponderadas por el largo de la muestra.
- Objetivo es filtrar la alta variabilidad, mejorando la variografía y capacidad predictiva del modelo.



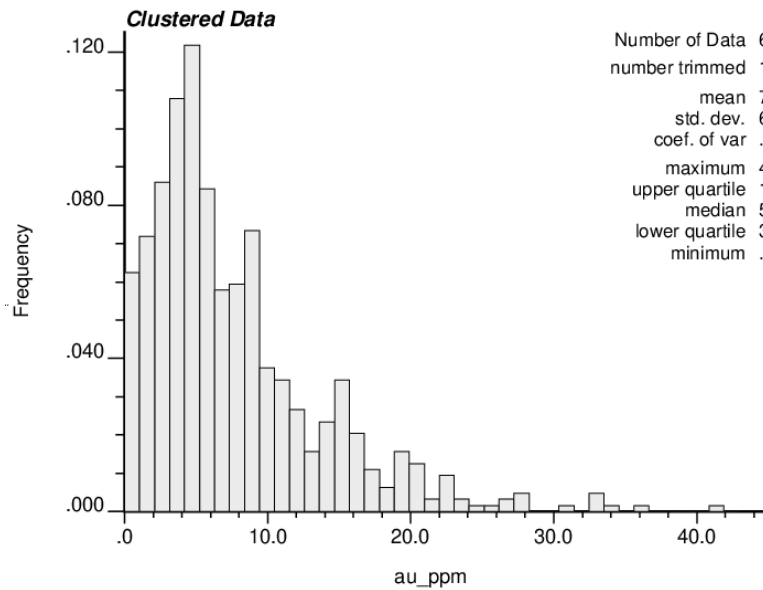
Análisis Exploratorio de Datos (*EDA*)

- Desagrupar mediante método de celdas para lograr una estadística representativa.
- Asigna peso a los datos basado en la proximidad entre ellos.

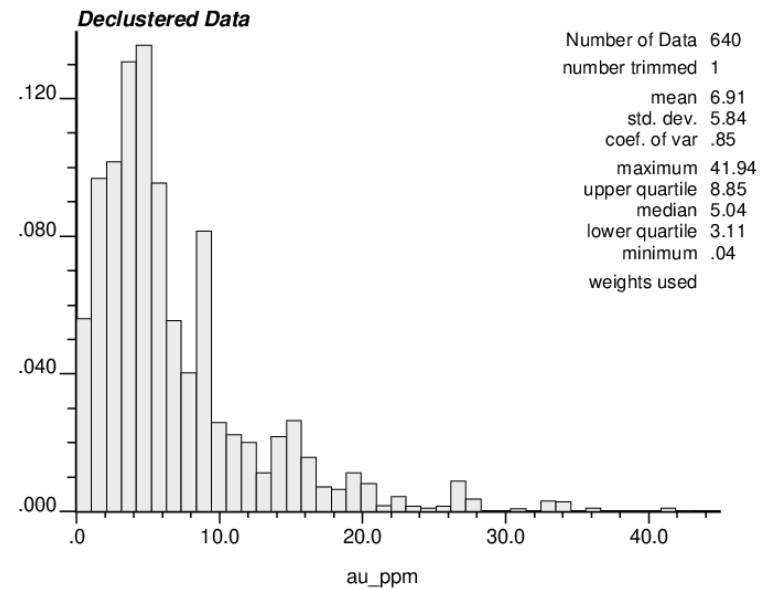
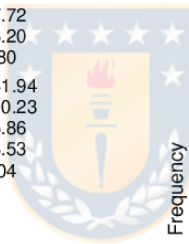


(Deutsch, 2015)

Histograma Au ppm



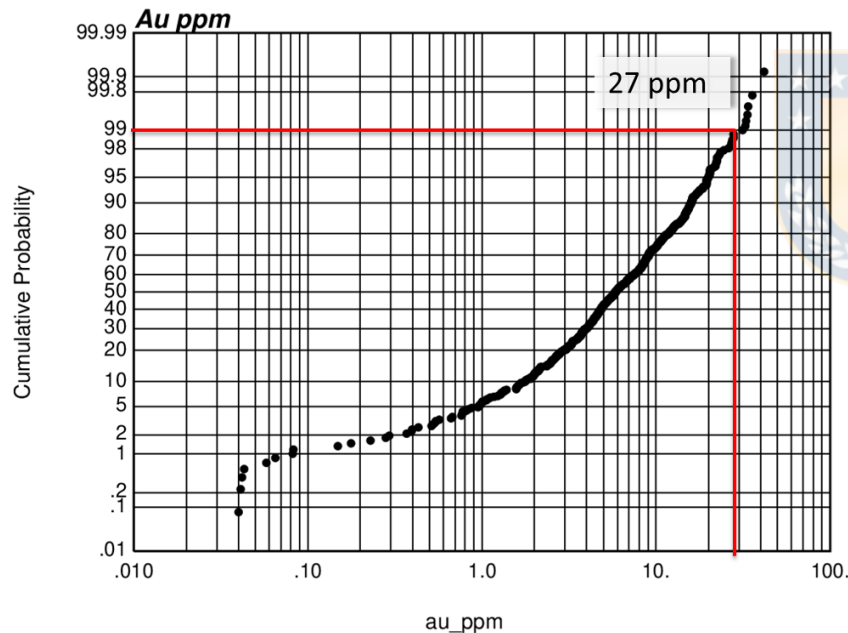
Number of Data 640
number trimmed 1
mean 7.72
std. dev. 6.20
coef. of var .80
maximum 41.94
upper quartile 10.23
median 5.86
lower quartile 3.53
minimum .04



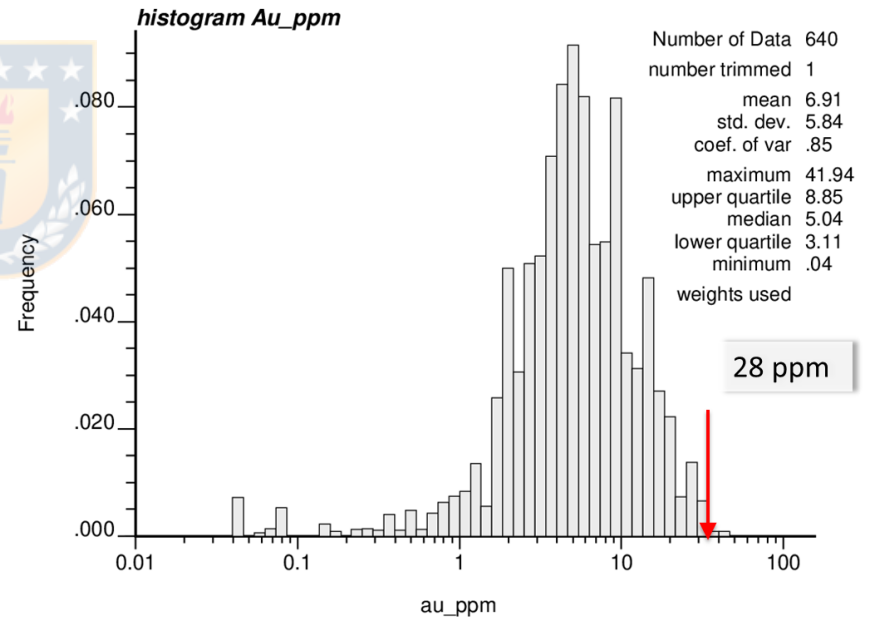
Number of Data 640
number trimmed 1
mean 6.91
std. dev. 5.84
coef. of var .85
maximum 41.94
upper quartile 8.85
median 5.04
lower quartile 3.11
minimum .04
weights used

Análisis valores extremos (*outliers*)

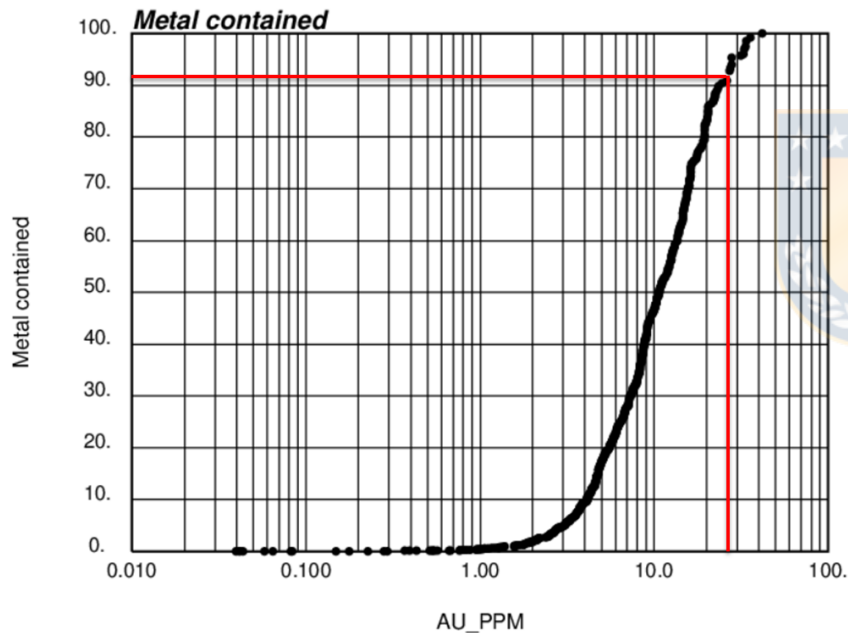
Probabilístico



Histograma



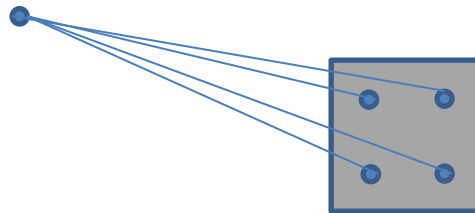
Análisis valores extremos (*outliers*)



| Método | Valor seleccionado |
|---------------------|--------------------|
| Probabilístico | 27 ppm Au |
| Histograma | 28 ppm Au |
| Metal contenido | 27 ppm Au |
| Topcut final | 27 ppm Au |

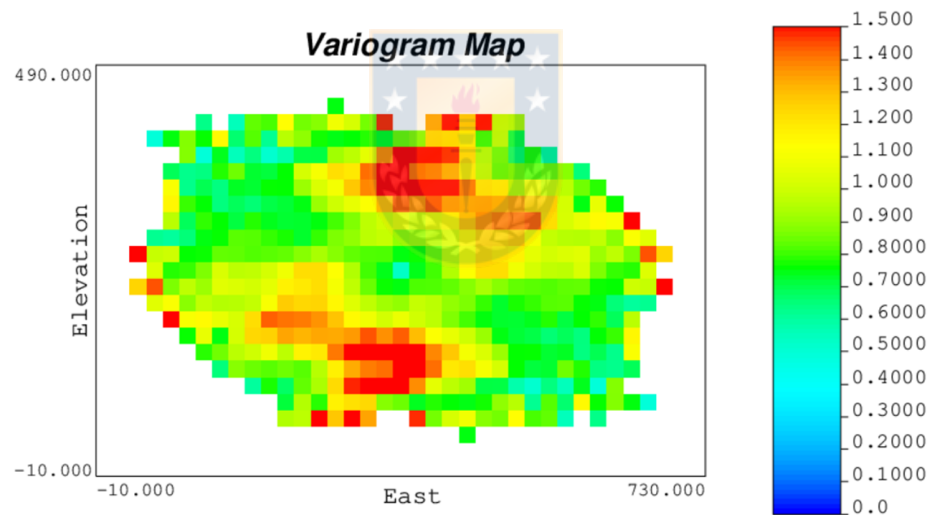
Modelo de Bloques

- Se orientan los bloques en rumbo de la veta 118° (azimutal).
- Se define un tamaño de bloques parentales de $5 \times 5 \times 5$ m.
- Tamaño de sub-bloque de $0.2 \times 0.2 \times 0.2$ m.
- Se utiliza discretización de bloques de $2 \times 2 \times 2$.



Variografía

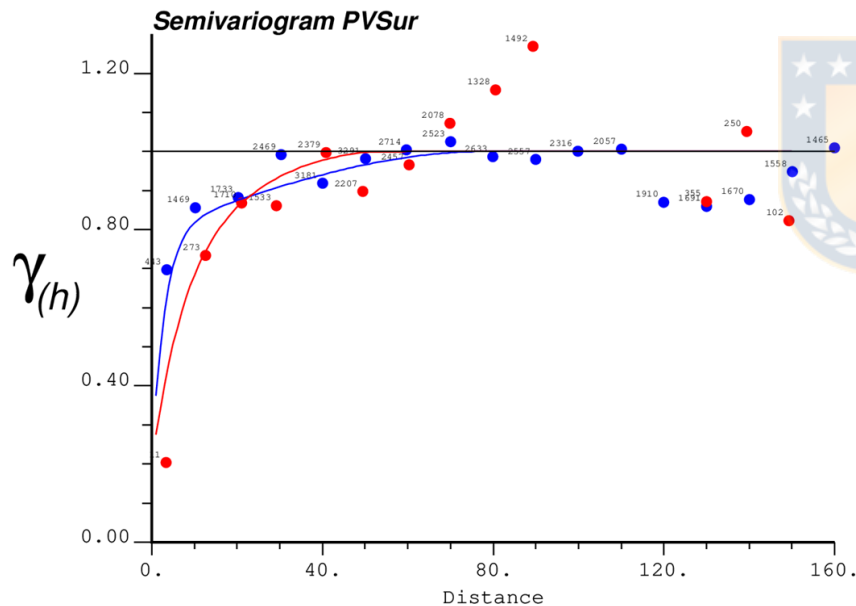
- Mapa variográfico en el plano de la veta para determinar dirección de mayor anisotropía.



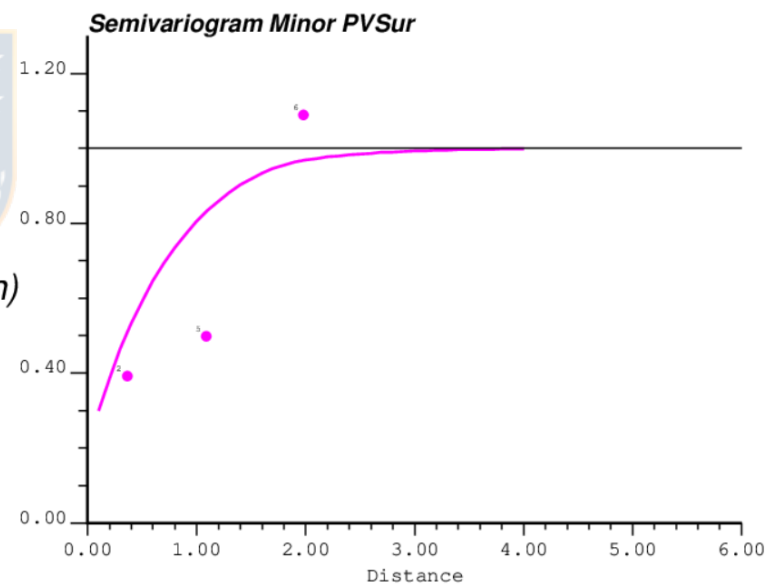
- Dirección de mayor continuidad azimuth 118° con manteo de 90° y plunge de 20° E

Variografía

Horizontales



Vertical



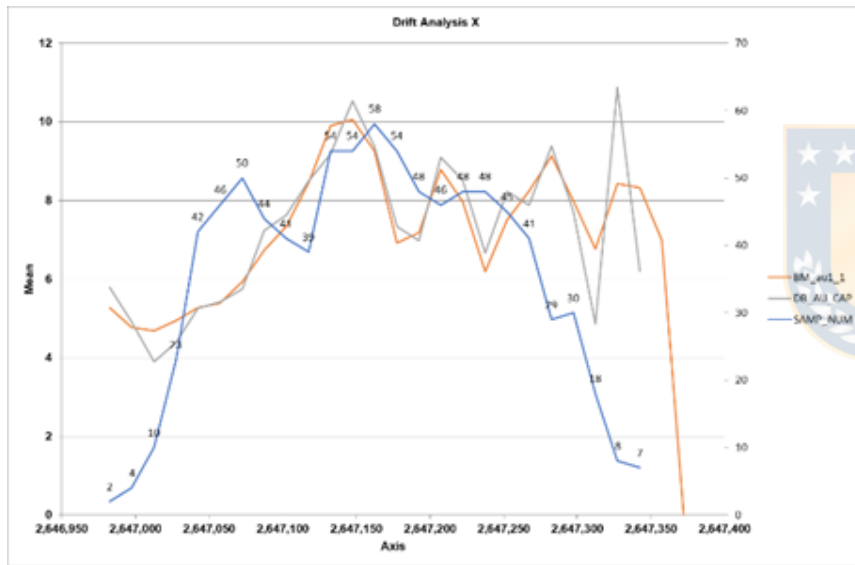
$$\gamma = 0.2 + 0.6 \cdot \text{Exp}_{(9m,30m,2m)} + 0.18 \cdot \text{Sph}_{(70m,42m,2m)}$$

Plan de Estimación

- 3 pasadas en función de los alcances del variograma
 - 1 pasada 95% del alcance (7- 10 muestras)
 - 2 pasada 98% del alcance (8-12 muestras)
 - 3 pasada 100% del alcance (3-7 muestras)

Validación

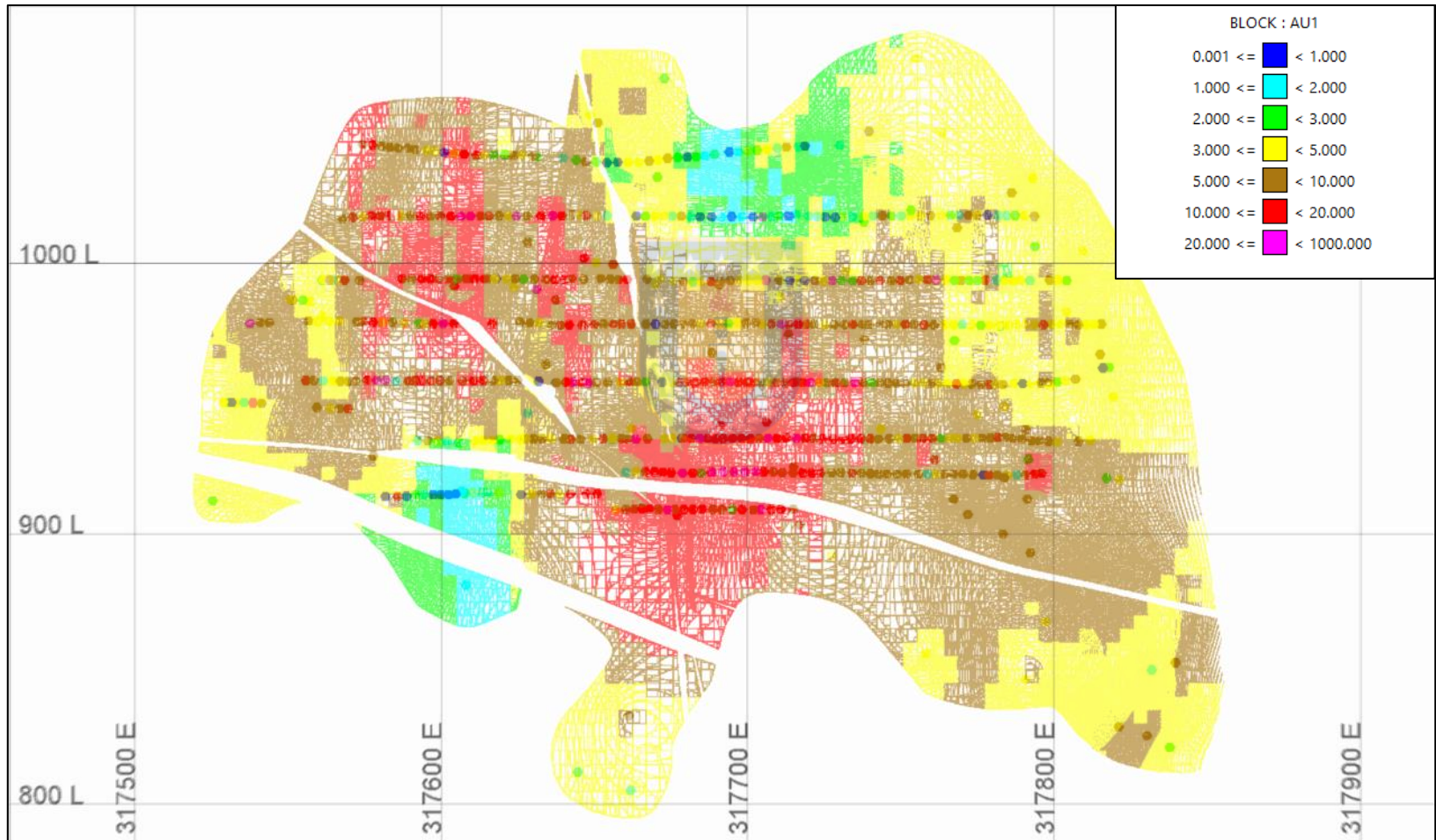
Deriva E



Deriva cota



Resultado Estimación



Simulación

- Técnica ampliamente utilizada que devuelve la varianza perdida en la estimación y entrega la incertidumbre.
- Se basa en construir realizaciones de la función aleatoria.
- Se realiza una simulación secuencial gaussiana.

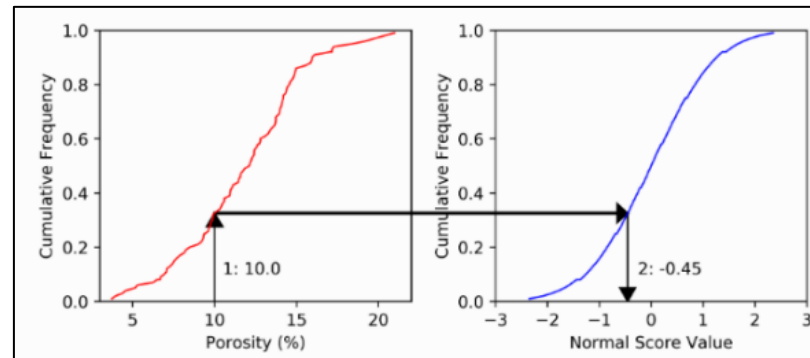


Simulación

- Transformación a distribución gaussiana (normal score).
- Modelo variográfico gaussiano de los datos transformados.
- Definición de los parámetros de la simulación.
- Simulación mediante kriging simple
- Verificar que las simulaciones reproduzcan el histograma de los datos.
- Calcular el variograma de las simulaciones y verificar que honren el modelo variográfico.
- Transformar los datos de distribución gaussiana a valores reales.

Transformación Normal (*Normal Score*)

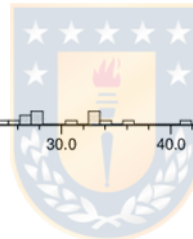
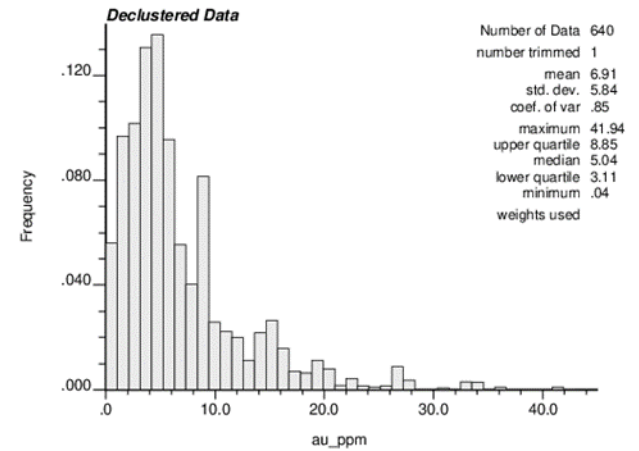
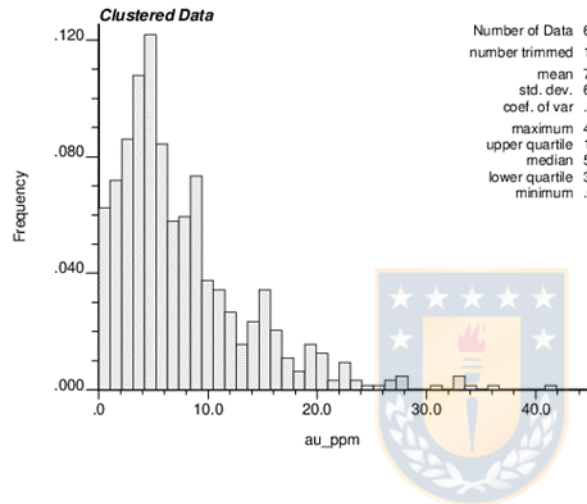
- Transformación gaussiana
- consiste en transformar los datos desde su distribución original a una distribución gaussiana univariable, de forma directa cuantil a cuantil.



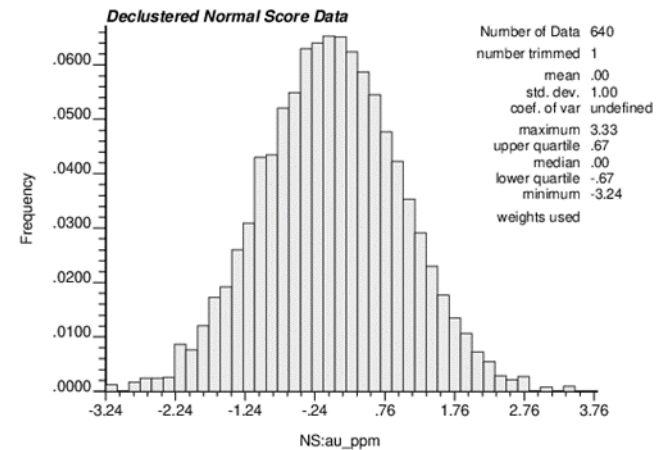
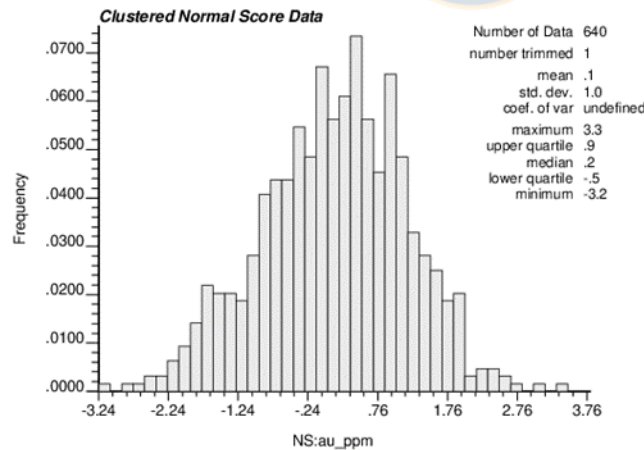
(Pyrzcz, M. y Deutsch, C., 2018)

Transformación Gaussiana

Datos Originales



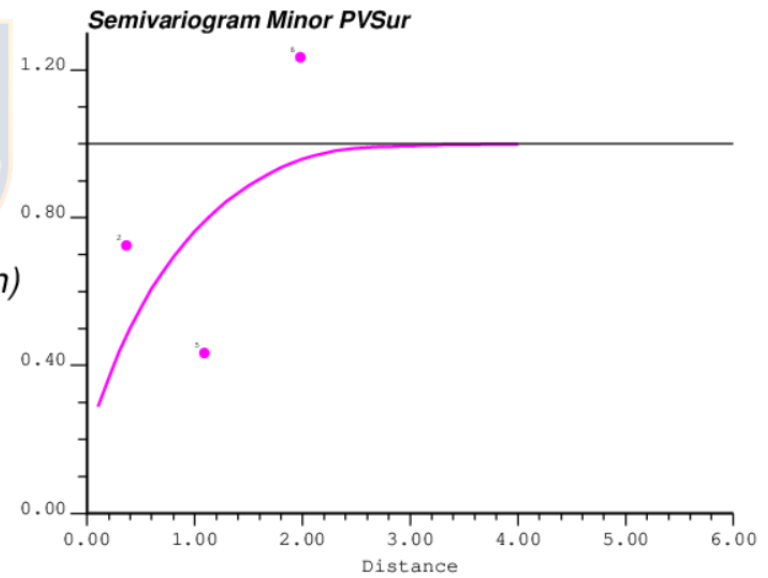
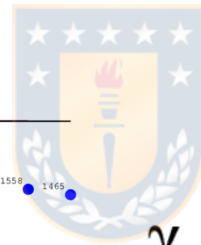
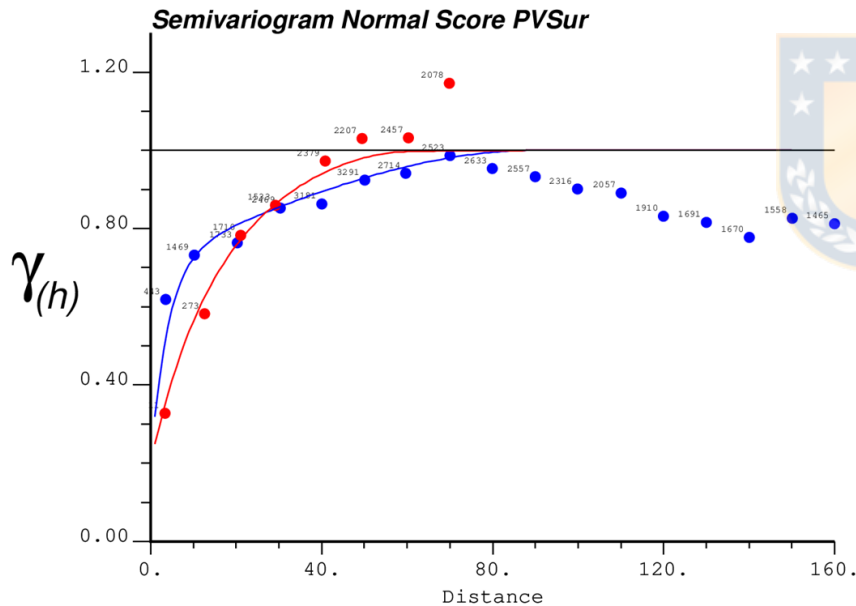
Datos Transformados



Variografía

Horizontales

Vertical



$$\gamma = 0.2 + 0.52 \cdot \text{Exp}_{(12m,36m,2m)} + 0.28 \cdot \text{Sph}_{(90m,53m,2.5m)}$$

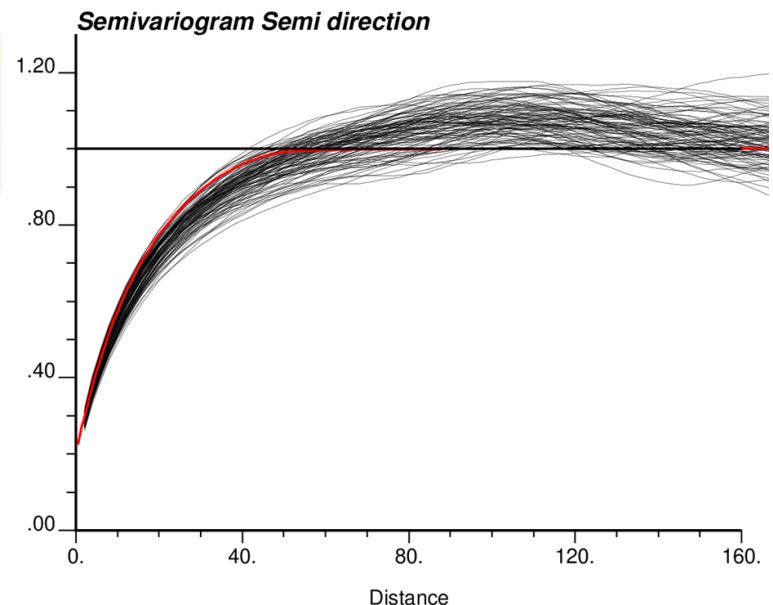
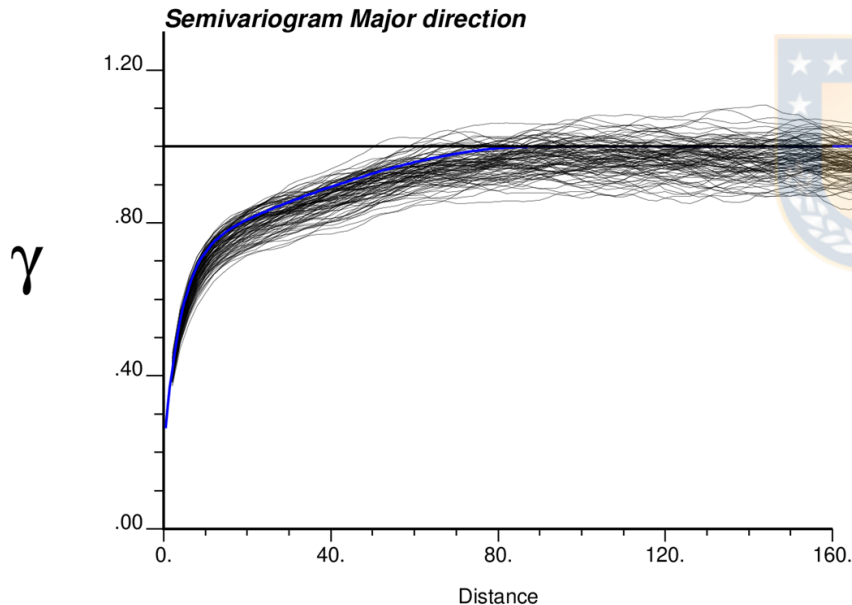
Simulación

- Se realizan 200 simulaciones.
- Se utilizan 36 nodos presimulados
- Se define camino aleatorio
- Se utiliza kriging simple (teóricamente correcto).

Validación simulación

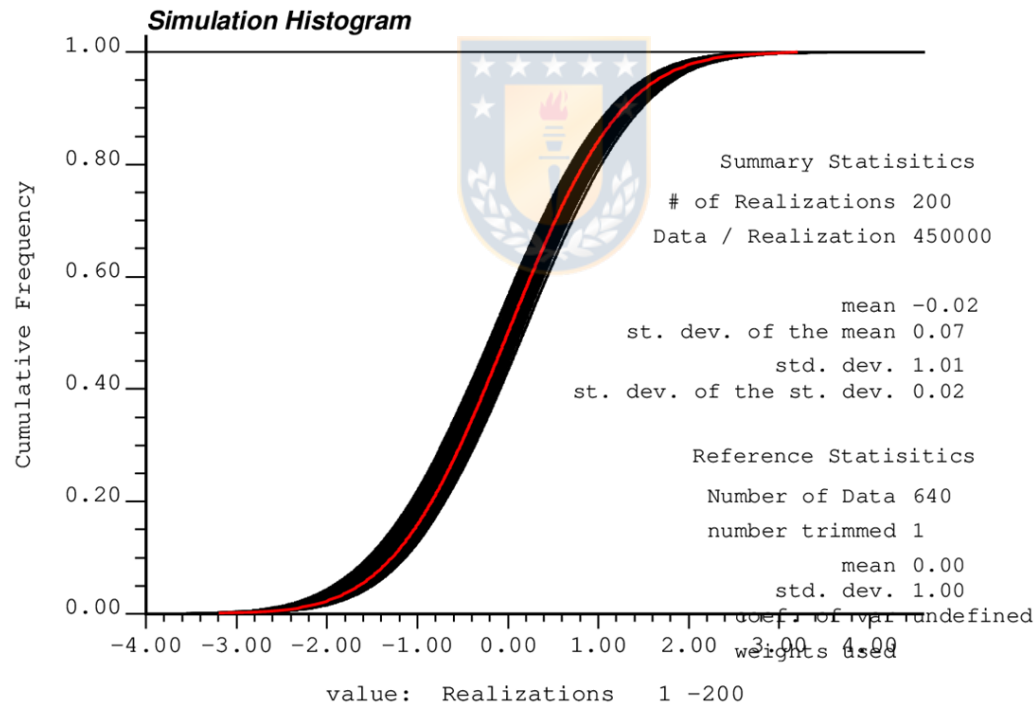
Reproducción variograma mayor

Reproducción variograma semi



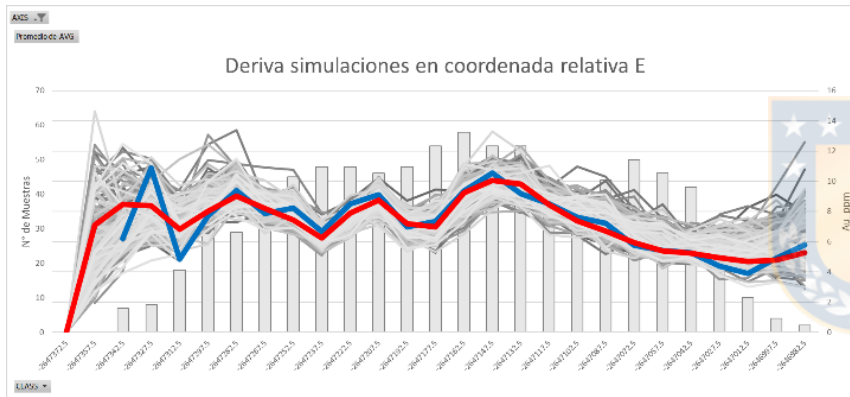
Validación simulación

- Histogramas simulaciones

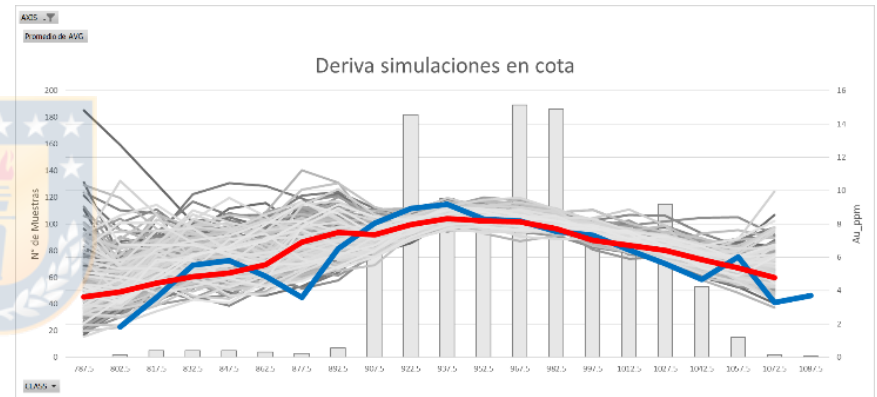


Validación simulación

Deriva E

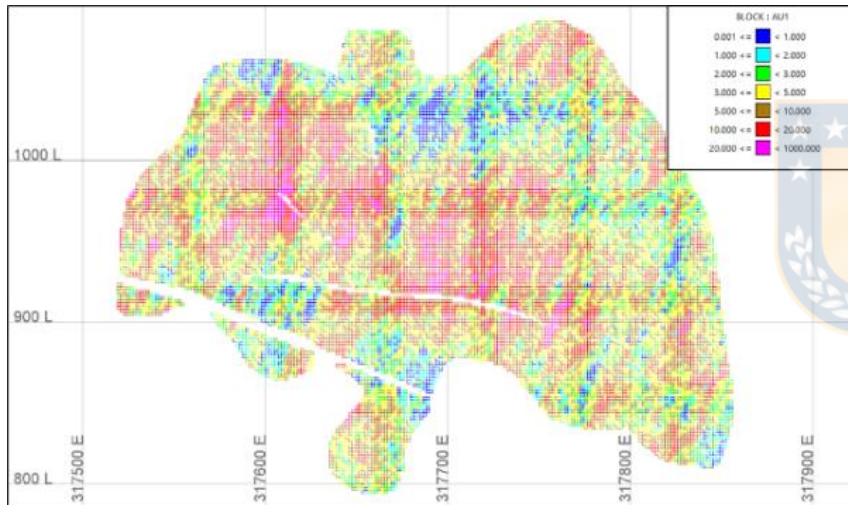


Deriva cota

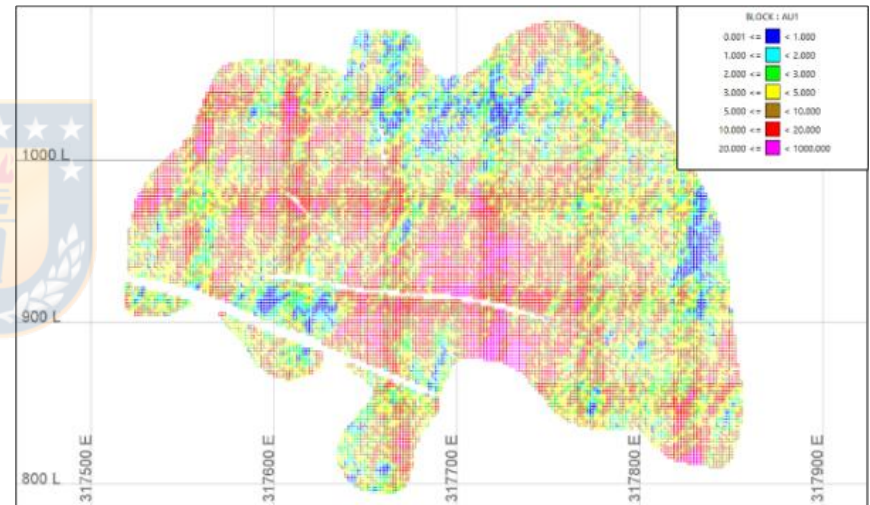


Realizaciones

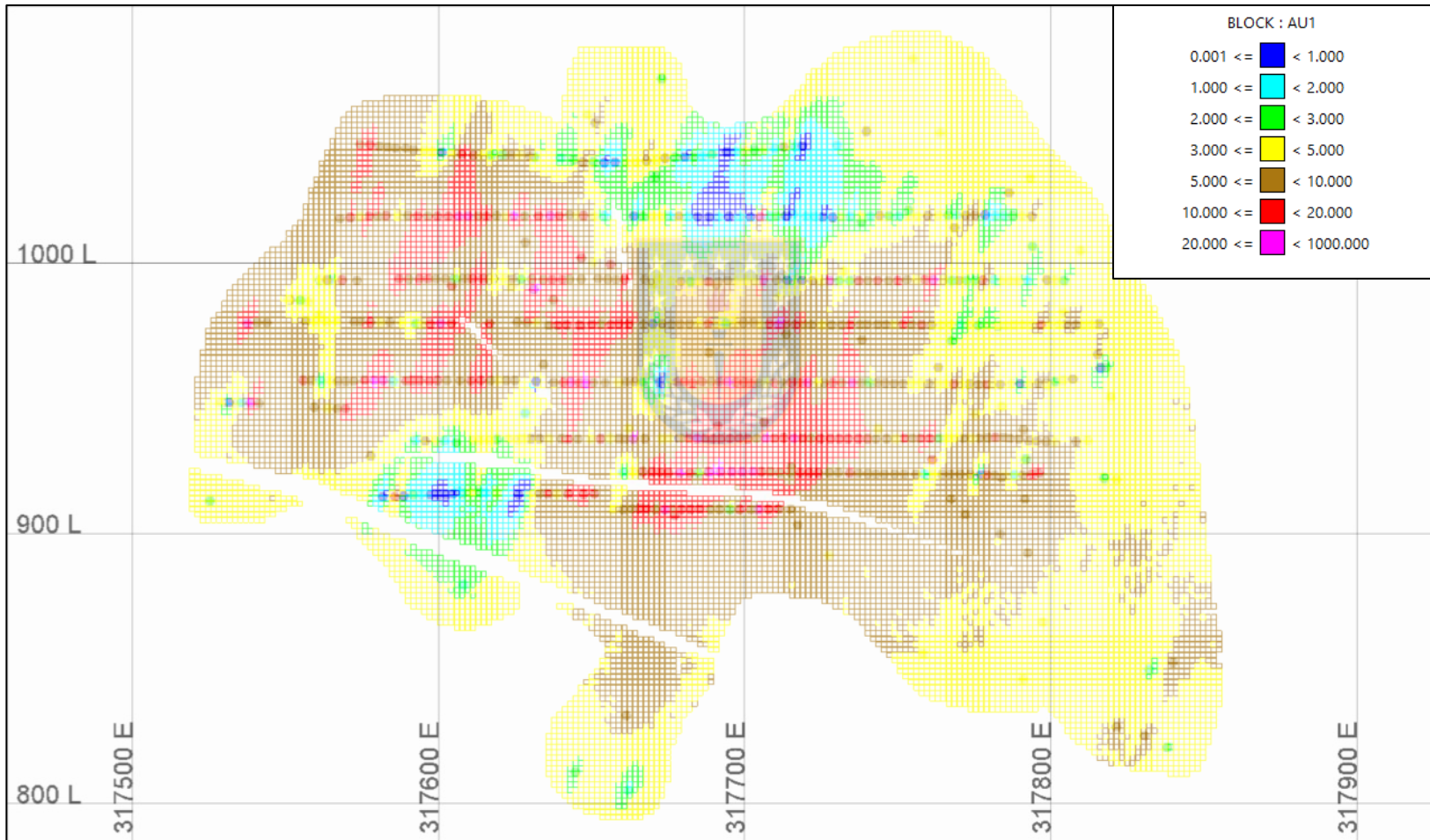
70



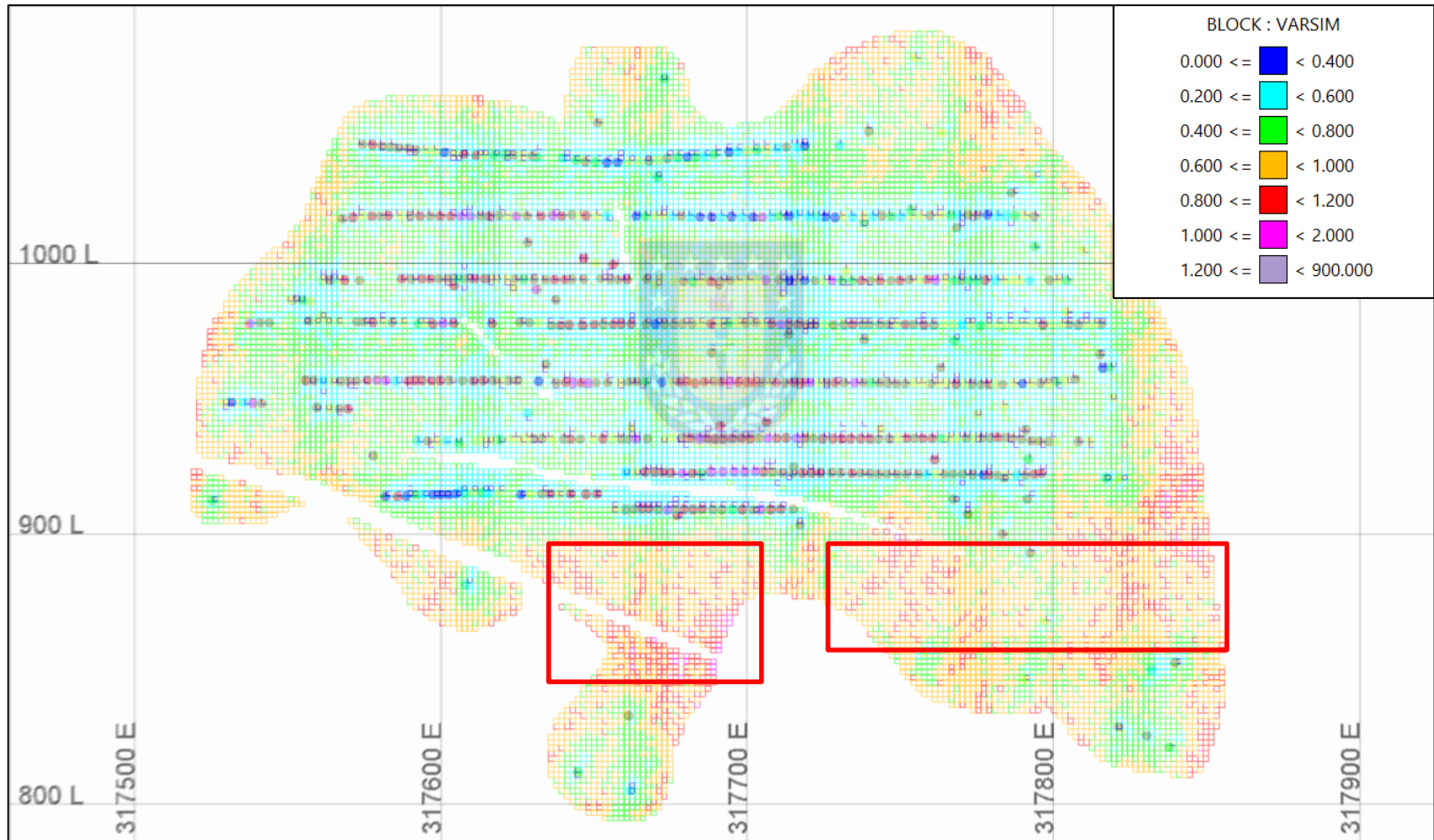
142



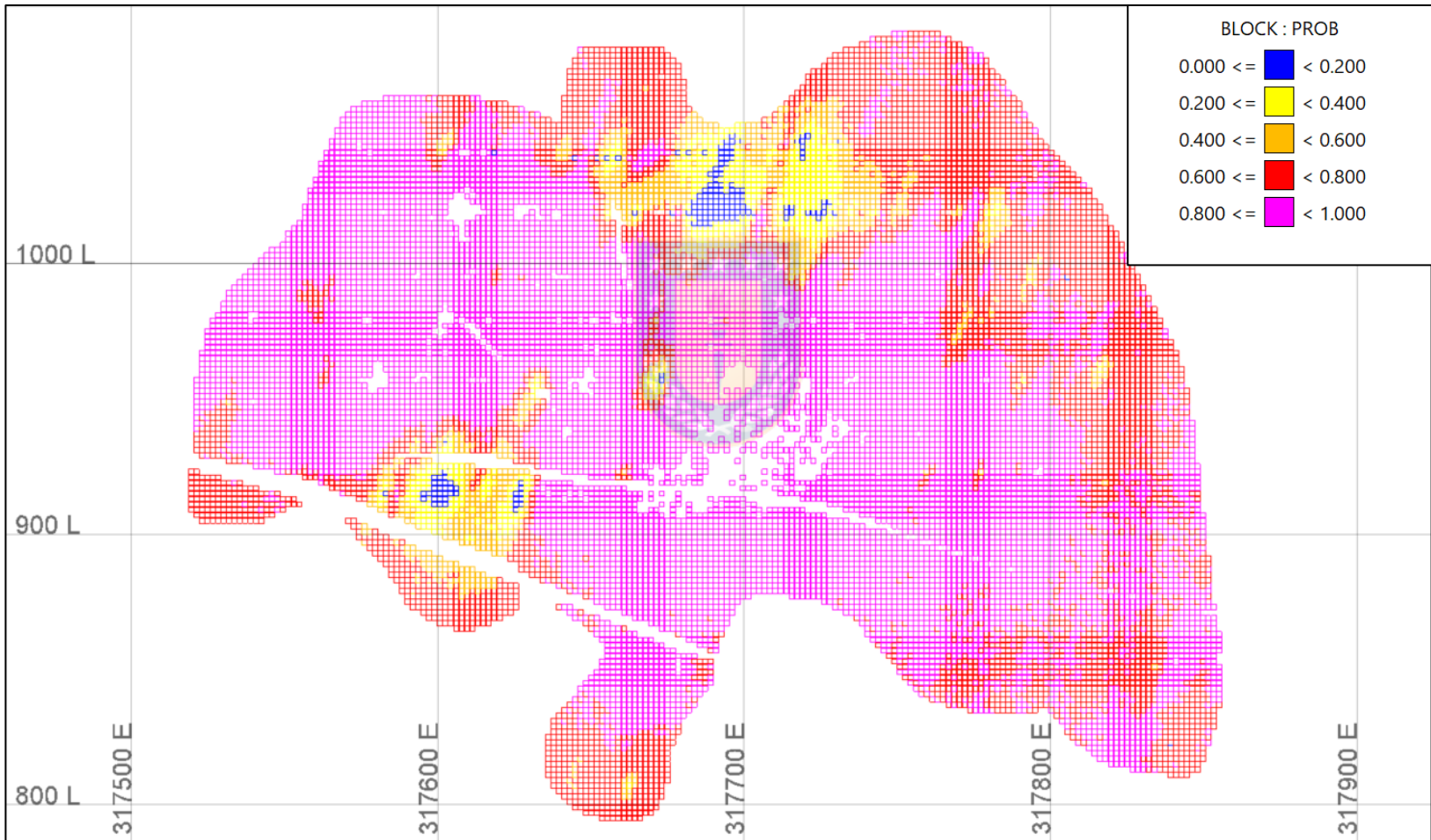
Promedio Simulaciones (*etype*)



Varianza Simulación



Probabilidad sobre 2 ppm



Discusión

- Mediante el estudio de la anisotropía se observa que efectivamente existe una dirección de mayor continuidad de leyes, que difiere de la dirección de manto. Por lo que seleccionar ésta última como dirección de anisotropía y utilizarla como la dirección de búsqueda mayor podría causar que las leyes sean artificialmente interpoladas en la vertical.

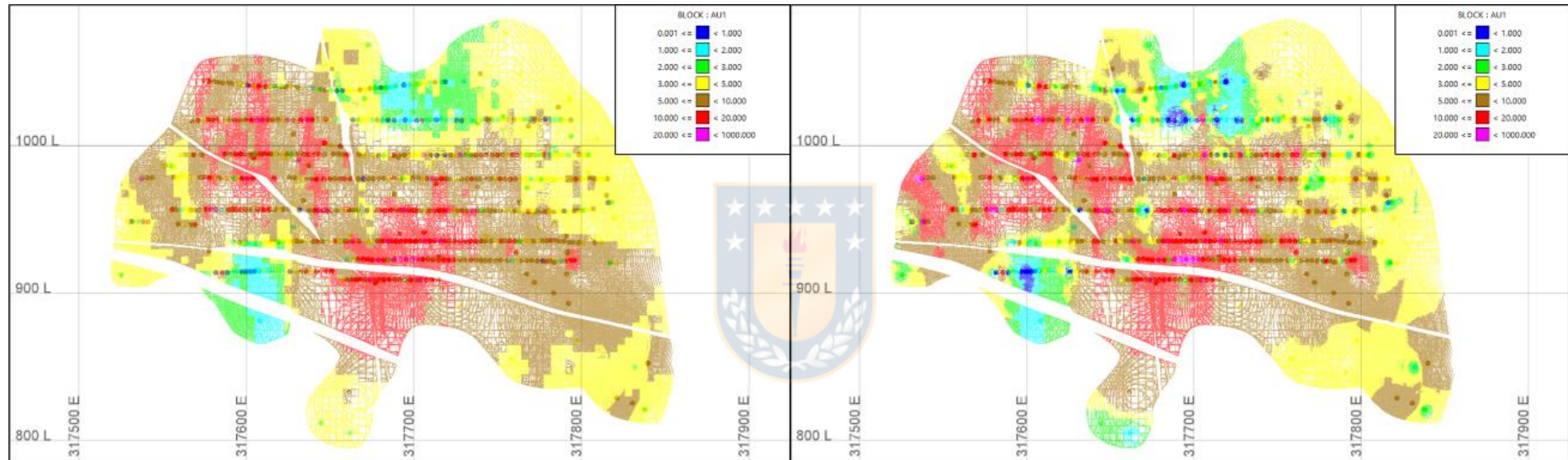
Discusión

- Para la definición de valores extremos (*outliers*) se utilizaron varias metodologías, lo que permite comparar los distintos resultados y seleccionar un valor respaldado por más de un método.
- Para el caso de PVS se intentó el método de Parrish o de deciles, sin embargo sus resultados no fueron concluyentes, por lo que no se incluyeron

Discusión

- En el presente trabajo la estimación de leyes del modelo mediante kriging ordinario, a diferencia del modelo anterior (2018) que fue con el inverso a la distancia al cuadrado.
- KO -> Mayor suavizamiento
- KO -> Control de sobreestimación de muestras de canaletas
- KO -> Varianza del kriging

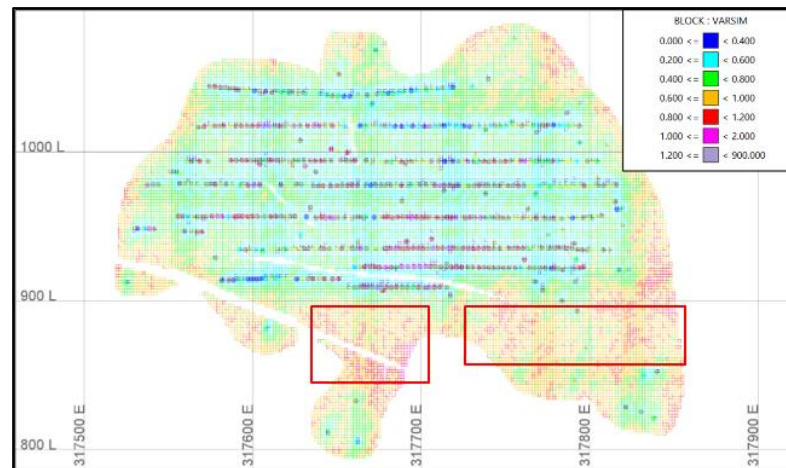
Discusión



| | Base de datos | Kriging | ID2 (2017) |
|----------------------------|---------------|---------|------------|
| N° de muestras | 640 | 230,620 | 230,620 |
| Media | 6,91 | 6,27 | 6,0 |
| Desviación Estándar | 5,84 | 3,08 | 3,60 |
| Varianza | 34,11 | 9,47 | 12,97 |
| Coef. of Var. | 0,85 | 0,49 | 0,55 |
| Mínimo | 0,04 | 0,36 | 0,05 |
| Q1 | 3,11 | 4,11 | 4,06 |
| Mediana | 5,04 | 5,50 | 5,57 |
| Q3 | 8,85 | 7,77 | 8,64 |
| Máximo | 41,94 | 23,84 | 26,79 |

Discusión

- Mediante las simulaciones se puede alertar sobre zonas en las que la incertidumbre de leyes es mayor y que se deben tener en consideración en la planificación minera y en futuras campañas de sondajes



Carmona, 2020. Estimación y Simulación
veta PVS, Alhué.

Discusión

- Finalmente, el uso de simulaciones permite obtener información valiosa, sin embargo, es un proceso lento y que requiere mayor esfuerzo computacional que los métodos de estimación tradicionales, además de transformaciones gaussianas de los datos.

Conclusiones

- Se debe seguir realizando estudios de anisotropía para las vetas mayores del yacimiento.
- Utilizar elipsoides de búsqueda con dimensiones en relación a los modelos variográficos es una mejora con respecto a la estimación anterior, ya que está relacionada a la continuidad espacial de la veta y no es un valor fijo que se repite para todas las estructuras

Conclusiones

- Con el mapa de incertidumbre resultante de la simulación se reconocen sectores en los que se recomienda efectuar nuevos sondeos



Referencias

- Deutsch, C. 2015. Cell Declustering Parameter Selection. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/celldeclustering>.
- Deutsch, C. y Deutsch, J. 2015. Introduction to Choosing a Kriging Plan. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/introkrigingplan>.
- Gómez, A. 2019. Fluidos Mineralizantes del Distrito Minero Alhué, Chile. Tesis para optar al Grado de Magister en Ciencias, Mención Geología, Universidad de Chile, Departamento de Geología: 130 pp. Santiago.
- Herreros, D. 2009. Caracterización Geológica y Antecedentes Microtermométricos de la Veta Peumo, Distrito Minero Pedro Valencia, Región Metropolitana, Chile. Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Concepción, Departamento Ciencias de la Tierra: 106 pp. Concepción.

Referencias

- Journel, A. y Huijbregts, C. 1978. Mining geostatistics (p. 600). Book, Blackburn Press. In: Deutsch, C. y Deutsch, J. 2015. Introduction to Choosing a Kriging Plan. In: J. L. Deutsch (Ed), Geostatistics Lessons. Retrieved from
- <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/introkrigingpla>
- Maldonado, M. 2019. Documento sobre inclusiones fluidas VII: petrografía mineralógica y textural en la exploración de la veta Las Pataguas, Distrito Minero de Alhué, Región Metropolitana, Chile. Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Chile, Departamento de Geología: 130 pp. Santiago.
- Matthews, S. 2017. Geología Distrital Florida. (Informe inédito). Yamana Gold Inc. 11 pp. Santiago.
- Nasi, C. 1981. Estratigrafía del Jurásico y Cretácico de la Cordillera de la Costa al sureste de Melipilla (Chile Central). Memoria para optar al Título de Geólogo (Inédito), Universidad de Chile, Departamento de Geología: 246 pp. Santiago

Referencias

- Pyrcz, M. y Deutsch, C. 2018. Transforming Data to a Gaussian Distribution. In J. L. Deutsch (Ed.), Geostatistics Lessons. Retrieved from <http://www.geostatisticslessons.com/lessons/normalscore>
- Romero, N. y Mundaca, P. 1997. Geología del Distrito Minero Alhué. (Informe inédito). S.L.M. LAS CENIZAS: 55 pp. Alhué.
- Rossi, M. y Deutsch, C. 2014. Mineral Resource Estimation. Springer Science & Business Media: 332 pp. 10.1007/978-1-4020-5717-5.