

Estimación geometalúrgica del Work Index basado en dominios sintéticos

Geometallurgical estimation of the work index based on synthetic domains

Julio Alejandro Castro Andrade¹, Julia Marilú Calderón Celis²

Recibido: 10/02/2023 - Aprobado: 28/04/2023 – Publicado: 02/06/2023

RESUMEN

El modelamiento geometalúrgico multidisciplinario de la cadena de valor depende de las áreas de geología, mina y metalurgia, razón por la cual es de suma importancia en la estimación de los recursos del yacimiento. El objetivo de este estudio es determinar una metodología de modelamiento de variables no aditivas como el Work Index. Esta metodología se fundamenta en que existen variables geometalúrgicas que el promedio de los valores que la conforman no corresponde a la media aritmética del dominio, este es el caso de las variables de dureza metalúrgica. Para lograr este objetivo se usó la base de datos de una campaña de perforación de 100 km lineales para la generación de compósitos metalúrgicos de conminución, análisis geoquímicos y logueo geológico. El modelamiento de dominios sintéticos se elaboró en función de la redefinición de los dominios geoquímicos de alteración, mediante el uso de árboles de decisión y la prueba metalúrgica de Work Index. Se realizó un comparativo de este modelamiento con geoestadística clásica respecto de la propuesta, se encontraron unas mejoras en la predictibilidad de los valores de R² de 73.92% y 93.50%, respectivamente. Los resultados muestran que la metodología de modelamiento sintético en función de la geoquímica se basa en la formación de la ganga y la roca encajante.

Palabras claves: Conminución, Work Index, geoquímica, árboles de decisión y geometalurgia.

ABSTRACT

The multidisciplinary geometallurgical modeling of the value chain is dependent on the areas of geology, mining and metallurgy, for this reason it is of the utmost importance in estimating the resources of the deposit. The objective of this study is to determine a methodology for modeling non-additive variables such as the work index. The methodology is based on the fact that there are geometallurgical variables whose average values do not correspond to the arithmetic mean of the domain, this is the case of metallurgical hardness variables. To achieve this objective, the database of a 100 linear km drilling campaign was used for the generation of comminution metallurgical composites, geochemical analysis and geological logging. The synthetic domain modeling was developed based on the redefinition of the alteration geochemical domains through the use of decision trees and the work index metallurgical test. A comparison of the modeling of the work index with classical geostatistics was made with respect to the proposal, finding improvements in the predictability of the R² values of 74.56% and 93.50%, respectively. The results show that the synthetic modeling methodology based on geochemistry is based on the formation of the gangue and the host rock.

Keywords: Comminution, work index, geochemistry, decision trees and geometallurgy.

1 Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, Unidad de Posgrado, Lima, Perú.

Ingeniero Metalúrgico, Maestría de Geometalurgia. Autor para correspondencia: julio.castro7@unmsm.edu.pe - ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0507-6680>

2 Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Industrial, Lima, Perú.

Asesora de tesis de pregrado y posgrado. E-mail: jcalderond2@unmsm.edu.pe / calderonmarilu@gmail.com - ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1374-9307>

I. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de investigación propone una nueva metodología de modelamiento para las variables geometalúrgicas de conminución, en este caso el Work Index (wi). El problema de modelar el Work Index y corroborar en planta, es su ingreso en forma de mezclas de diferentes tipos de minerales para proporcionar una alimentación constante a un proceso, ya sea en términos de ensayo uniforme o dureza de la roca (Bueno & Lane, 2015). Cuando se mezclan varios depósitos de diferentes capacidades de molienda, la dureza de la mezcla de minerales generalmente se estima como el promedio de las durezas que los componen.

(Lishchuk, 2016), describe que en pórfidos cupríferos se observa que la cantidad de kw/t procesadas en molienda no refleja el promedio de la dureza ingresada en mezcla. Lo mencionado queda identificado en la sobrecarga del molino, debido al ingreso de dominios de dureza metalúrgica de minerales extremos como se puede observar en la Figura 1.

(Yan & Eaton, 2003), estudiaron el comportamiento del índice de Bond en mezclas físicas de mineral de alta competencia (wi = 14.0 kWh/t) y baja competencia (wi = 6.0 kWh/t). Consideraron que la mezcla debería resultar como el promedio aritmético de los valores ingresados (wi = 10.0 kWh/t). Sin embargo, la mezcla física probada en laboratorio arroja un valor de 12,23 kWh/t. De lo mencionado anteriormente se corrobora la no aditividad del Work Index.

II. MÉTODOS

2.1 Materiales

2.1.1 Aditividad y blending ponderado

El Work Index no sigue una relación lineal con la composición de la mezcla, eso significa que es no aditiva. En cambio, la mezcla física se comporta como el

componente más duro, lo que sugiere que principalmente éste es el que se acumula en el molino en cada ciclo del ensayo (Díaz, 2017).

Se realizaron las pruebas de mezclas (Figura 2) de diferentes dominios geológicos de minerales para la comprobación de la no aditividad del Work Index en un yacimiento tipo pórfido de cobre – oro.

El consumo energético de la moliendabilidad fue medido mediante la prueba estándar de bond en laboratorios de sgs Chile para 350 compósitos de taladros. El cálculo del Work Index se realizó mediante la siguiente fórmula:

$$W_{i,TEST} = \frac{48.95}{A^{0.23} G_{bp}^{0.82} \left(\frac{1}{\sqrt{P80}} - \frac{1}{\sqrt{F80}} \right)} kWh/t \quad (1)$$

Dónde:

- Gbp = Molino de bolas molido en g / revolución
- P = Producto P80 en micrones
- F = Avance P80 en micrones
- A = Tamaño de apertura en micrones del tamaño de tamiz utilizado

Se puede observar que esta variable Work Index es una fórmula conjunta (ecuación 1) de valores de no aditivos, que se puede comprobar usando la distribución del modelo generado con los valores originales.

2.1.2. Data set geometalúrgica

Para la generación de una base de datos de conminución, se utilizó la campaña de sondajes de taladros diamantinos de 100 km de perforación (Figura 3) en función del análisis multielemento en masa y pruebas de Work Index.

En la base de datos geometalúrgicas se ha realizado un comparativo conjunto entre el mapeo geológico de testigos de sondajes con un soporte sistemático de

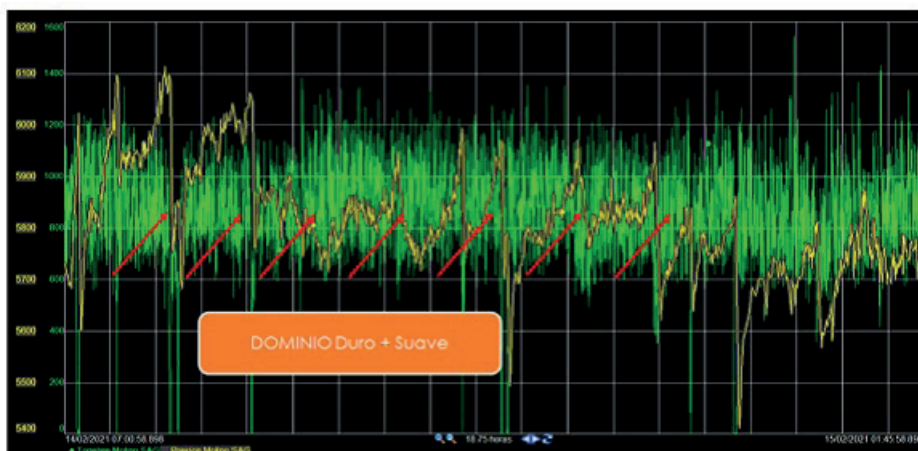


Figura 1. Tendencia de sobrecarga en un molino de bolas
 Nota: El gráfico representa los ciclos de sobrecarga del molino de bolas (línea amarilla) en función del tonelaje horario (línea verde) para una mezcla de minerales
 Fuente: Elaboración propia

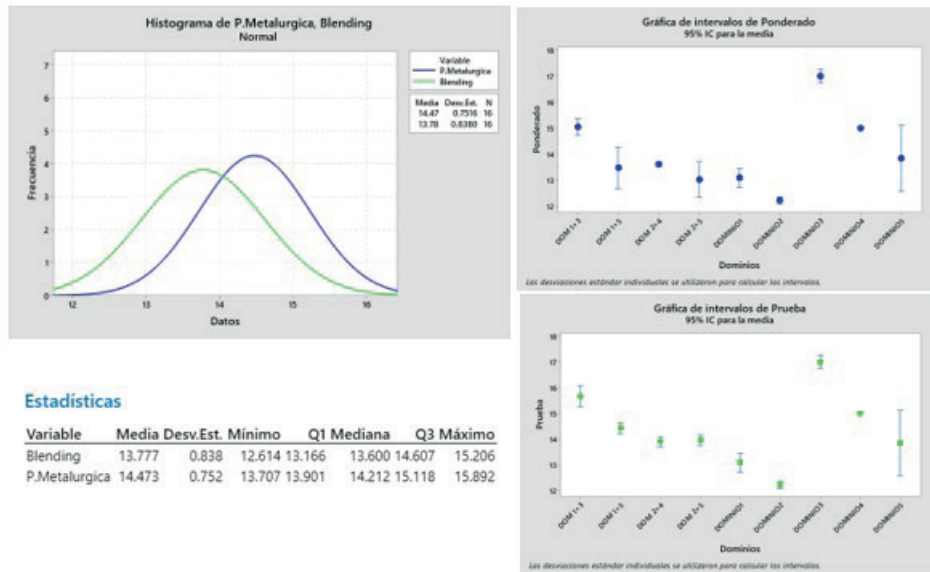


Figura 2. Work Index por tipo de dominio geológico
 Nota: El gráfico representa el comparativo del Work Index mediante el ponderado aritmético y la prueba por mezclas
 Fuente: Elaboración propia

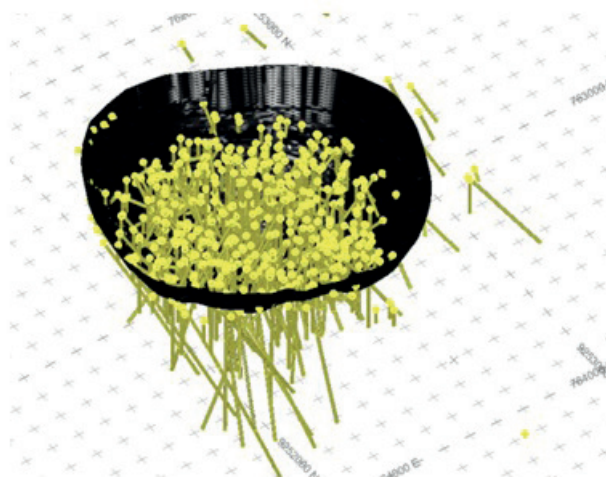


Figura 3. Sondajes de taladros diamantinos
 Nota: El gráfico representa la campaña de sondajes diamantinos para la determinación de la geoquímica y pruebas geometalúrgicas
 Fuente: Elaboración propia

análisis geoquímicos y un soporte mayor, empleadas para una diversidad de ensayos metalúrgicos (data set geometalúrgica). El presente estudio permitirá realizar los lineamientos necesarios para la caracterización de alteraciones y generación de dominios de conminución según la Figura 4.

Métodos

Para desarrollar el presente estudio se realizó el comparativo (Figura 5) entre el método tradicional de modelamiento geoestadísticos y la propuesta en la nueva metodología para la nueva data set geometalúrgica (Arévalo, 2020).

El modelamiento geoestadístico considera las siguientes etapas:

1. Análisis exploratorio de datos: el objetivo de esta etapa es identificar anomalías en la base de datos como, por ejemplo, datos duplicados, outliers (valores extremos), errores de tipeo, etc. Además, utilizar herramientas estadísticas simples y despliegue de herramientas gráficas (histogramas, medias condicionales, etc.) en esta etapa, permite ver la cantidad y calidad de los datos.

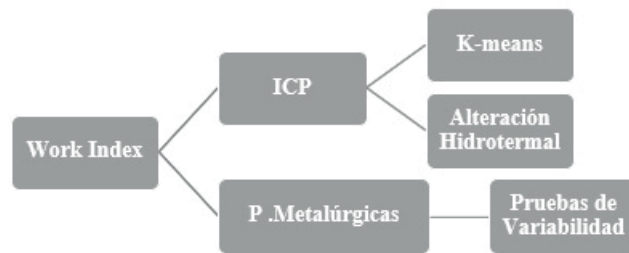


Figura 4. Compilación de data set geometalúrgica
 Nota: El gráfico representa el lineamiento de modelamiento de Work Index en función de la geoquímica
 Fuente: Elaboración propia

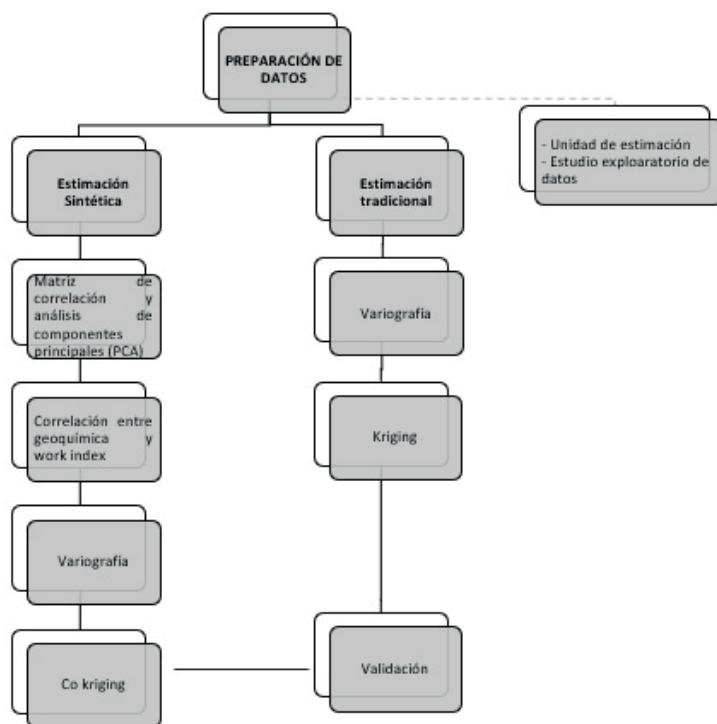


Figura 5. Metodología de modelamiento de Work Index
 Nota: El gráfico representa el diagrama de la metodología de modelamiento del Work Index
 Fuente: Modificado de development of comminution test method for small drill core sample (Heiskari, 2017)

2. Generación de variables sintéticas: para poder generar variables de características aditivas en función de la geoquímica, se siguen los siguientes pasos:
 - a. Matriz de correlación y análisis de componentes principales (PCA), que permite generar una distribución normal de media cero y varianza uno.
 - b. Correlación entre geoquímica y parámetros geometalúrgicos de conminución, que permite determinar la geoquímica de formación de roca.
3. Estimación por Kriging y Co-kriging: se quiere comparar los resultados de realizar Kriging directo sobre el Work Index, mediante la geoestadística clásica y un Co-kriging de la geoquímica y la función de Work Index.
4. Procesamiento de resultados: teniendo los resultados de la cosimulación, Kriging y C-kriging, tanto en soporte puntual como de bloques, se pueden contrastar los resultados obtenidos.

III. RESULTADOS

3.1 Análisis exploratorio de datos (EDA)

Consiste en buscar las anomalías de los valores geoquímicos en función de la caracterización geológica del yacimiento, determinando los outlier por encima de ± 1.5 del rango intercuartil, con la finalidad de normalizar los valores (Figura 6).

3.2 Análisis estadístico multivariable

3.2.1 Matriz de correlación y análisis de componentes principales (PCA)

El análisis estadístico multivariable incluye la construcción y análisis de la matriz de correlación de Pearson con el objetivo de identificar pares o grupos de elementos que muestran un comportamiento de correlación lineal. En la Tabla 1 se muestra la matriz de correlación resumida, se observa una correlación mayor a 0.5 en los siguientes pares de elementos: Al-Ba, Al-K, Al-La, Al-Sc, Al-Ti, Al-Na, Ca-La, K-Ba, K-Mg, K-Ti, Mg-Ba, Mg-La, Mg-Sc, Mg-Ti, Mg-Na, Na-Ti, Na-Ba y Na-Sc.

El análisis de componentes principales (PCA) se realizó con el objetivo de reducir el número de variables a conjuntos de elementos agrupados a partir de su varianza y correlación. Lo anterior, constituye una herramienta estadística más robusta para determinar relaciones entre elementos (en comparación a la matriz de correlación). En la Figura 7 se muestran los resultados obtenidos del análisis de componentes principales. Se observa que la

mayor parte de los elementos de interés quedan agrupados en los 4 primeros componentes principales, donde estos componentes representan un 73.4% de la varianza total de los datos.

A partir del análisis de componentes principales fue posible agrupar los elementos de la siguiente manera:

- PC1: Al, Ca, Ba, K, La, Mg, Sc, Ti y Na.
- PC2: Ag, As, Cu, Zn y Pb.
- PC3: Cu y Au.
- PC4: Mo.

El gráfico de correlación entre los dos primeros componentes (Figura 8), son los que representan la mayor varianza de la totalidad de los datos. La longitud del vector de cada elemento representa la correlación entre cada elemento y alguno de los 2 componentes principales, de manera que, aquellos elementos que se encuentran cercanos al centro, están mejor representados por otros componentes principales. La disposición espacial de cada elemento en el gráfico representa la correlación que existe entre elementos. Aquellos elementos que se encuentran juntos poseen correlación positiva, aquellos elementos que se disponen de manera ortogonal, poseen correlación cercana a 0, mientras que los elementos que forman un ángulo cercano a 180°, presentan correlación negativa.

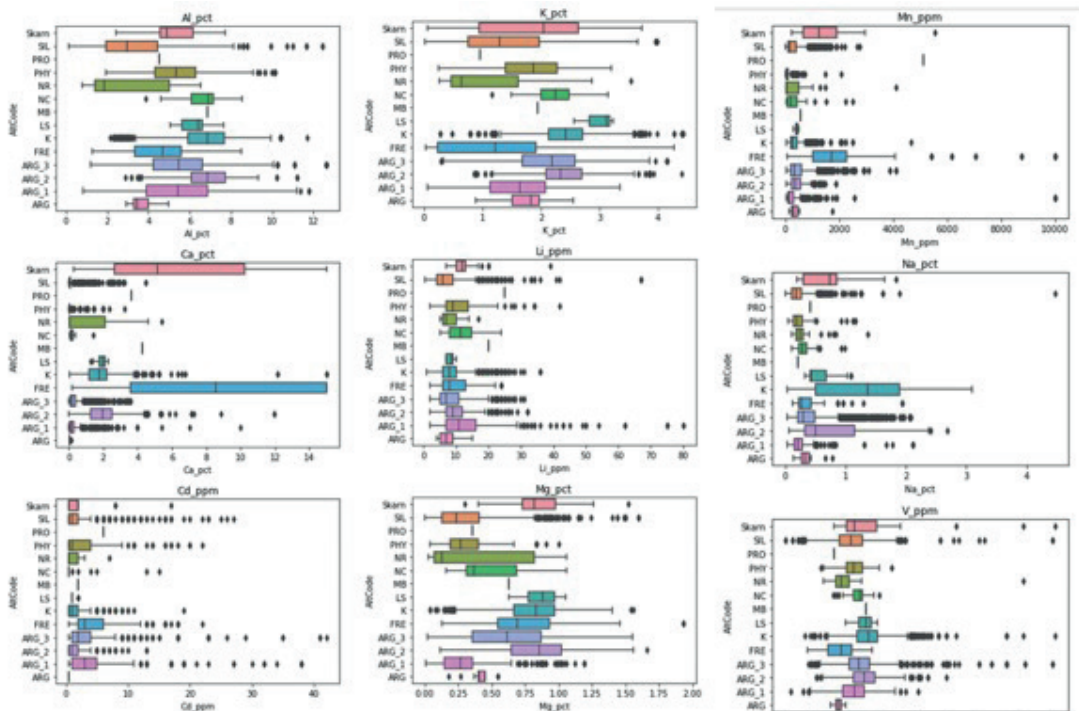


Figura 6. Análisis estadístico de datos geoquímicos

Nota: El conjunto de gráficos representa el análisis exploratorio de datos y outlier de los valores geoquímicos

Fuente: Modificado de Integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

Tabla 1. Matriz de correlación para elementos relevantes en términos de alteración hidrotermal y mineralización

	Ag_ppm	Al_pct	As_ppm	Ca_pct	Ba_ppm	Cu_pct	K_pct	La_ppm	Mg_pct	Mo_ppm	Sc_ppm	Ti_pct	Zn_ppm	Au_ppm	Fe_pct	Na_pct	Pb_ppm
Ag_ppm	1.00	-0.09	0.52	-0.09	-0.09	0.45	-0.14	-0.02	-0.19	-0.01	-0.11	-0.11	0.16	0.35	0.00	-0.12	0.38
Al_pct	-0.09	1.00	-0.06	0.30	0.63	-0.25	0.71	0.57	0.75	-0.02	0.81	0.81	-0.05	-0.22	-0.52	0.59	-0.08
As_ppm	0.52	-0.06	1.00	-0.05	-0.08	0.19	-0.18	0.02	-0.21	-0.02	-0.06	-0.09	0.25	0.03	-0.07	-0.14	0.44
Ca_pct	-0.09	0.30	-0.05	1.00	0.21	-0.24	0.09	0.61	0.39	0.00	0.43	0.46	0.09	-0.20	-0.31	0.31	-0.06
Ba_ppm	-0.09	0.63	-0.08	0.21	1.00	-0.23	0.60	0.38	0.66	-0.01	0.50	0.63	-0.13	-0.20	-0.33	0.64	-0.06
Cu_pct	0.45	-0.25	0.19	-0.24	-0.23	1.00	-0.16	-0.17	-0.33	0.03	-0.24	-0.30	0.04	0.67	0.07	-0.26	0.09
K_pct	-0.14	0.71	-0.18	0.09	0.60	-0.16	1.00	0.31	0.67	0.03	0.49	0.61	-0.21	-0.11	-0.29	0.47	-0.19
La_ppm	-0.02	0.57	0.02	0.61	0.38	-0.17	0.31	1.00	0.54	0.04	0.69	0.63	0.10	-0.12	-0.50	0.38	0.00
Mg_pct	-0.19	0.75	-0.21	0.39	0.66	0.78	0.67	0.54	1.00	-0.03	0.70	0.78	-0.18	-0.17	-0.29	0.66	-0.18
Mo_ppm	-0.01	-0.02	-0.02	0.00	-0.01	0.03	0.03	0.04	-0.03	1.00	-0.08	-0.08	0.00	-0.03	-0.05	-0.01	0.00
Sc_ppm	-0.11	0.81	-0.06	0.43	0.50	-0.24	0.49	0.69	0.70	-0.08	1.00	0.80	0.01	-0.15	-0.36	0.51	-0.10
Ti_pct	-0.11	0.81	-0.09	0.46	0.63	-0.30	0.61	0.63	0.78	-0.08	0.80	1.00	-0.07	-0.21	-0.38	0.68	-0.11
Zn_ppm	0.16	-0.05	0.25	0.09	-0.13	0.04	-0.21	0.10	-0.18	0.00	0.01	-0.07	1.00	0.01	0.02	-0.18	0.26
Au_ppm	0.35	-0.22	0.03	-0.20	-0.20	0.67	-0.11	-0.12	-0.17	-0.03	-0.15	-0.21	0.01	1.00	0.25	-0.23	-0.02
Fe_pct	0.00	-0.52	-0.07	-0.31	-0.33	0.07	-0.29	-0.50	-0.29	-0.05	-0.36	-0.38	0.02	0.25	1.00	-0.31	-0.05
Na_pct	-0.12	0.59	-0.14	0.31	0.64	-0.26	0.47	0.38	0.66	-0.01	0.51	0.68	-0.18	-0.23	-0.31	1.00	-0.11
Pb_ppm	0.38	-0.08	0.44	-0.06	-0.06	0.09	-0.19	0.00	-0.18	0.00	-0.10	-0.11	0.26	-0.02	-0.05	-0.11	1.00

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

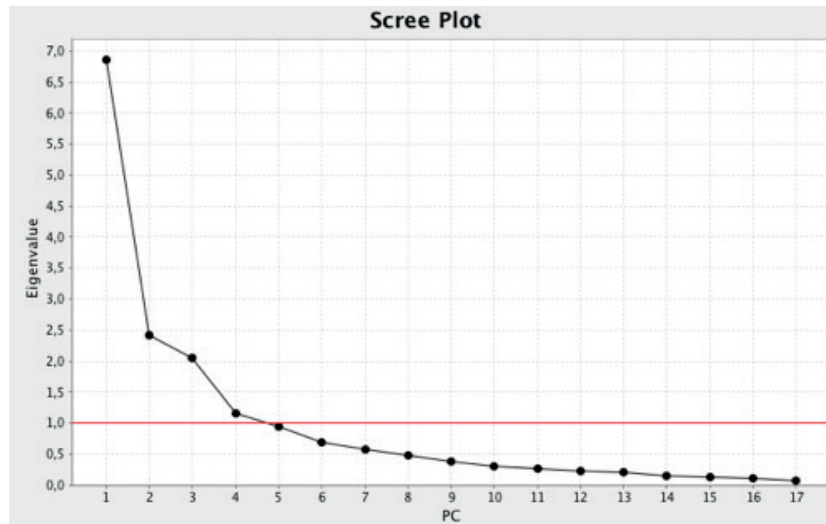


Figura 7. Determinación de componentes principales

Nota: El gráfico representa el análisis de Eigenvalue para la determinación de componentes principales

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

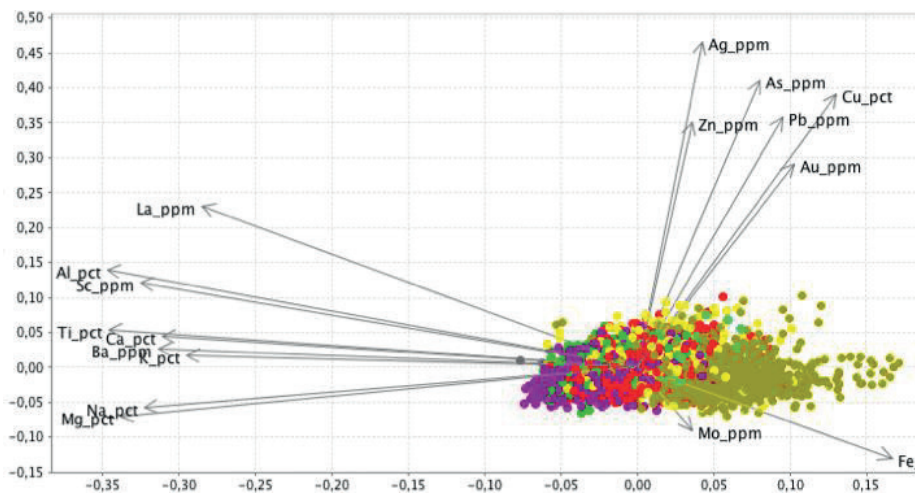


Figura 8. Gráfico de dispersión para los componentes principales 1 y 2

Nota: El gráfico representa la distribución de las principales variables en los componentes principales 1 y 2

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

Los elementos Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Na, Sc y Ti mostraron una alta correlación entre sí y además fueron agrupados en el primer componente principal. Todos los elementos que conforman este grupo son litófilos y en su gran mayoría son bastante abundantes en la corteza terrestre, conformando minerales formadores de roca.

3.2.2 Correlación entre geoquímica y parámetros geometalúrgicos

En la Tabla 2 se presentan correlaciones relevantes en parámetros geometalúrgicos asociados a moliendabilidad de la prueba de Work Index. Se observa una alta correlación entre el parámetro Work Index con los elementos Mg - Na, y algunos minerales como la albita, feldespato potásico y

arcillas. Además, se observa una correlación negativa con el cuarzo.

3.3 Clasificación de alteraciones hidrotermales

Del análisis estadístico univariable y multivariable de la geoquímica se sugiere que existe incertidumbre relacionado al mapeo de alteraciones hidrotermales. A su vez, los análisis estadísticos en los parámetros geometalúrgicos muestran una posible reclasificación de alteraciones hidrotermales concordantes con la geoquímica multielemento. La Figura 9 muestra la matriz de confusión asociada a la predicción de alteraciones hidrotermales correspondiente a la clasificación de mapeo geológico de alteración realizada con técnicas de Machine Learning

Tabla 2. Correlaciones relevantes en parámetros geometalúrgicos asociados a moliendabilidad

WORKINDX	p-value
Plagioclase(Na-)	0.62
K-Feldspar	0.61
Plagioclase(Na-)	0.61
Clays	0.6
K-Feldspar	0.59
Plagioclase(Na-)	0.57
Clays	0.55
Mg_pct	0.54
Plagioclase(Na-)	0.53
Na_pct	0.53
Fe-Ti Oxides	0.52
Quartz	-0.7

Fuente: Elaboración propia

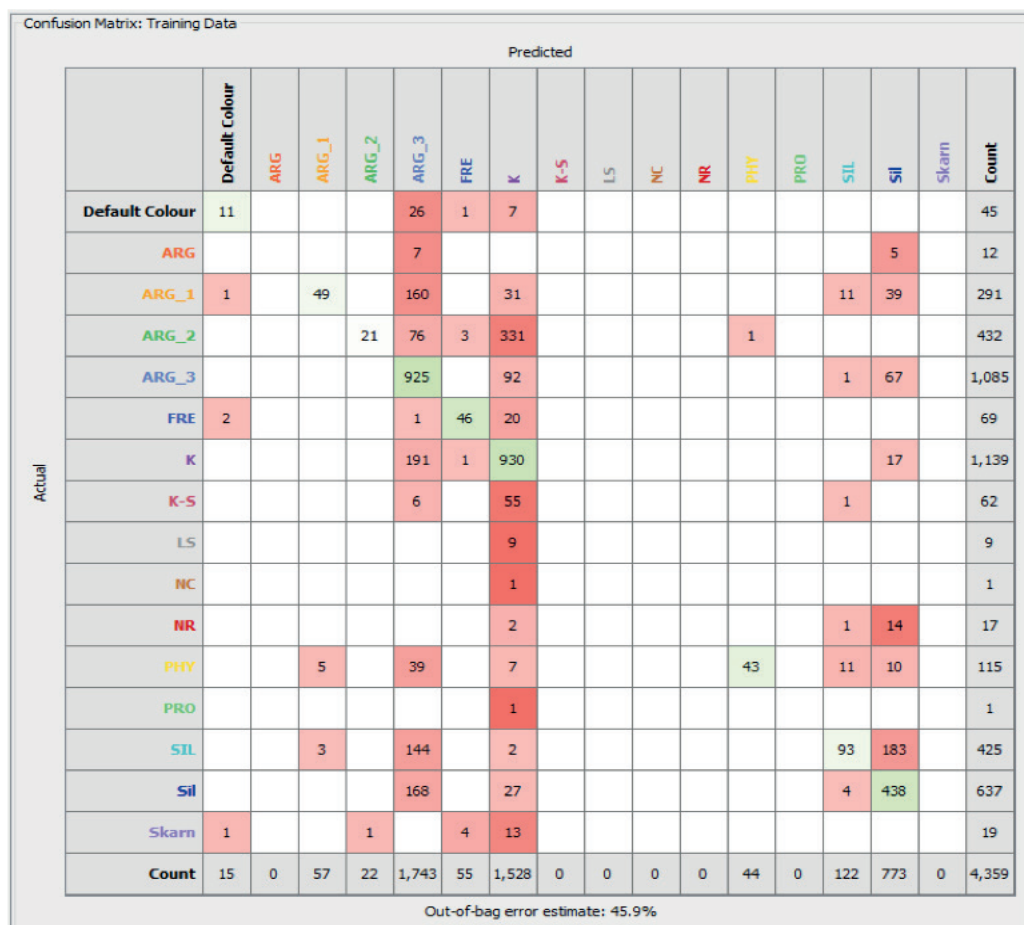


Figura 9. Matriz de validación para la reclasificación de alteraciones

Nota: El gráfico representa la matriz de confusión asociada a la predicción de alteraciones según Alt1 Code a partir de datos geoquímicos. Predicción realizada mediante el algoritmo de clasificación Random Forest.

Fuente: Modificado de integrating geometalurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

(Random Forest Algorithm). En ella se muestra que, a partir de la geoquímica, las alteraciones pueden ser predichas con un error de un 45.9%. En esta sección se utilizan algoritmos de clustering con el objetivo de clasificar las muestras en distintos grupos a partir de la geoquímica con un bajo error asociado. Estos grupos corresponden a las distintas alteraciones hidrotermales predominantes en el yacimiento.

3.4. Reclasificación de alteraciones mediante algoritmos de clustering

Para realizar la clasificación de alteraciones a partir de geoquímica se aplicaron 3 algoritmos de clasificación; K-means, red neuronal y K-means en escala logarítmica. Esta clasificación se llevó a cabo tomando en cuenta los elementos relevantes en términos de alteración hidrotermal

Al, Ca, K, Mg y Na. Los errores calculados para cada algoritmo son de un 2.8%, 2.7% y 2.3%, donde el algoritmo con menor error asociado corresponde a K-means en escala logarítmica (Figura 10). En la Figura 11, se muestran los diagramas binarios Al-Ca, Al-K, Al-Na y Al-Mg, y los diagramas ternarios Al-Ca-K, Al-Ca-Na y Al-Ca-Mg clasificados según los 5 clústers realizados por el algoritmo K-means en escala logarítmica. Los mismos diagramas binarios y ternarios clasificados según los clústers realizados por los algoritmos K-means y red neuronal.

En la Figura 12 se presentan gráficos de barra donde se indica la cantidad de muestras asociadas a cada tipo de alteración por cada clúster. A partir de esta información los clústers agrupan muestras de la siguiente manera:

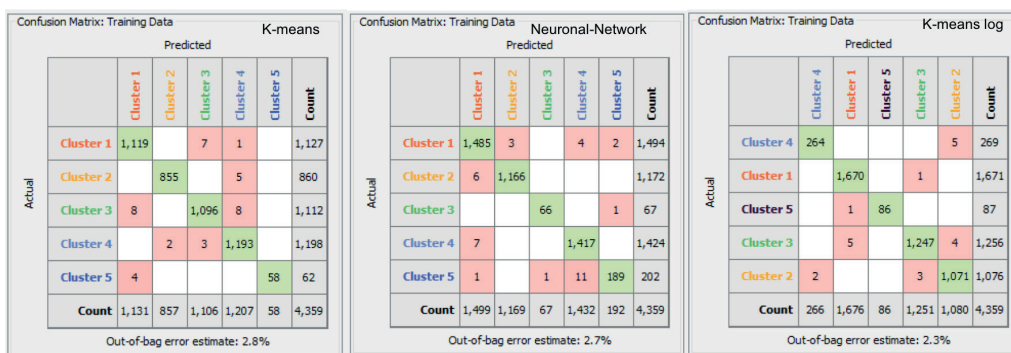


Figura 10. Matriz de confusión para la validación de la estimación

Nota. Los gráficos representan matrices de confusión asociadas a la predicción de alteraciones, según las clasificaciones realizadas por los algoritmos de clasificación K-means, red neuronal y K-means en escala logarítmica.

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

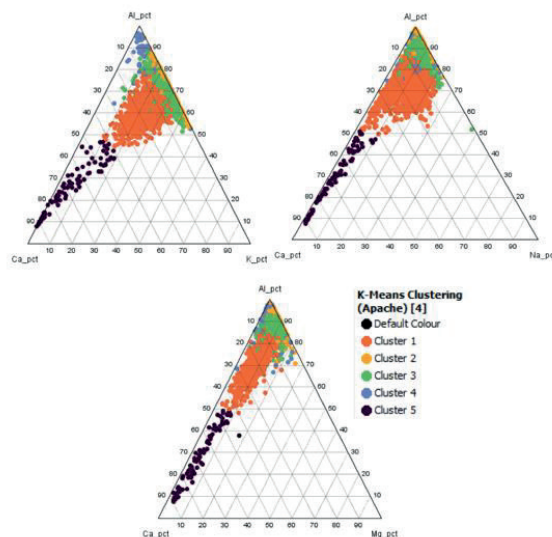


Figura 11. Diagrama ternario para los elementos de Na, Ca, Al, K y Mg

Nota: Los gráficos representan diagramas binarios Al-Ca, Al-K, Al-Na y Al-Mg, y diagramas ternarios Al-Ca-K, Al-Ca-Na y Al-Ca-Mg. Muestras clasificadas según clústers realizados por el algoritmo K-means en escala logarítmica

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

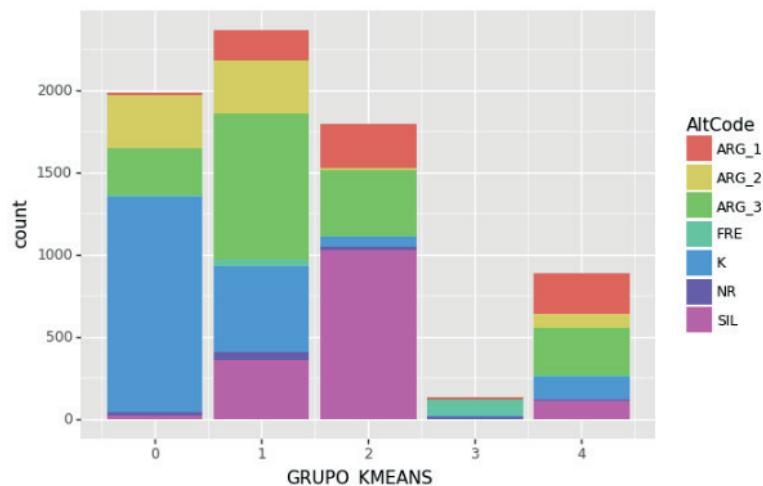


Figura 12. Distribución de datos por tipo de clúster

Nota: La gráfica representa la cantidad de muestras asociadas a cada tipo de alteración según clúster.
Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

- Clúster 1: alteración K y en menor cantidad ARG-2 y ARG-3
- Clúster 2: alteración Sil y en menor cantidad ARG-3 y ARG-1
- Clúster 3: alteración ARG-3 y en menor cantidad SIL, K y ARG-1
- Clúster 4: alteración SIL
- Clúster 5: roca fresca (FRE)

3.5. Árbol de clasificación

A continuación, se muestra el árbol de clasificación generado por el algoritmo K-means log para la clasificación de muestras según geoquímica (Figura 13).

3.6 Reanálisis de parámetro de conminación en función de la nueva clasificación de alteraciones

La nueva clasificación de alteración se realizó en base a información de la data set geometalúrgica, con la finalidad de disminuir la variabilidad de la clasificación de la alteración y su impacto al Work Index.

3.6.1 Índice de molindabilidad

En el gráfico de caja y bigotes los valores más altos para el Work Index, ocurren para las alteraciones potásica y silicificada y los valores más bajos para las alteraciones argílica (Quarzo-Sericita). (Figura 14).

3.7 Modelamiento en bloques del Work Index

3.7.1 Modelamiento clásico del Work Index

a. Variografía

Se realizó un variograma en 5 direcciones para determinar su dirección principal. Se determinó, según el gráfico, una anisotropía zonal en direcciones del 45°-135°-90° (Figura 15). Al no observarse direcciones perpendiculares, se escogerá usar un dip 0 (omnidireccional horizontal) y 90 (vertical).

b. Análisis de contacto

Se realizó un análisis de contactos para el wi en el tipo de alteración cuarzo, sericita y potásico, para ver si tiene un contacto de límite duro o blando. Según la Figura 16, en distancias pequeñas se tiene correlaciones altas, luego bajan; debido al cambio suave entre contactos se determina una frontera blanda.

c. Kriging ordinario

Se escogieron de los variogramas a 0 y 90 del tipo esférico, teniendo el eje x - y del mismo tamaño (isotrópico) y un variograma en el eje vertical. Estamos considerando una anisotropía zonal, considerando direcciones de rango máximas, mediana y dirección vertical; omnidireccional en horizontal, el modelo de variograma escogido fue de carácter exponencial. (Figura 17).

d. Validación cruzada

Generamos una comparación entre valores estimados y reales y lo visualizamos en una nube de correlación, para ver su significancia. De acuerdo a la determinación de las

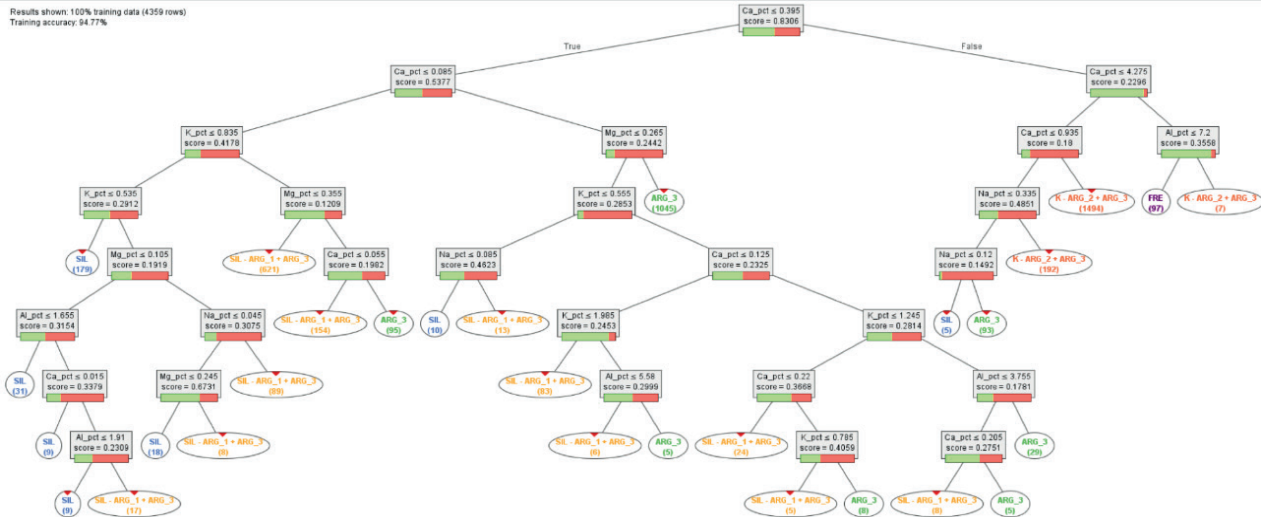


Figura 13. Árbol de decisión por tipo de alteración
 Nota: La gráfica representa el árbol de clasificación de muestras según clústers realizados por el algoritmo K-means en escala logarítmica
 Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

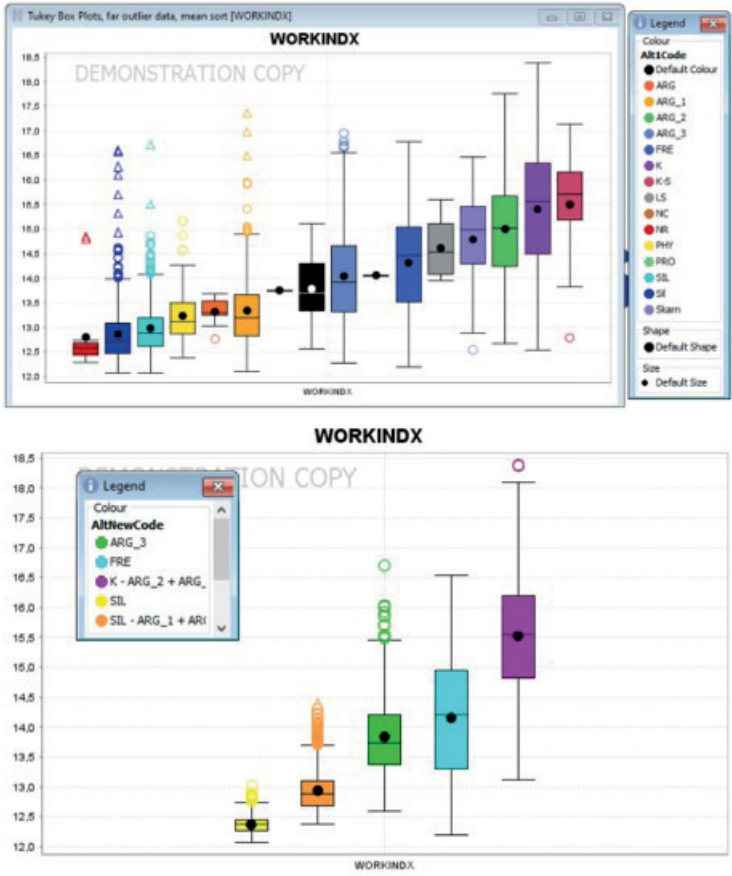


Figura 14. Diagrama de cajas para nuevos dominios de conminación
 Nota: La gráfica representa de reclasificación del Work Index en función de la nueva clasificación de alteraciones
 Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

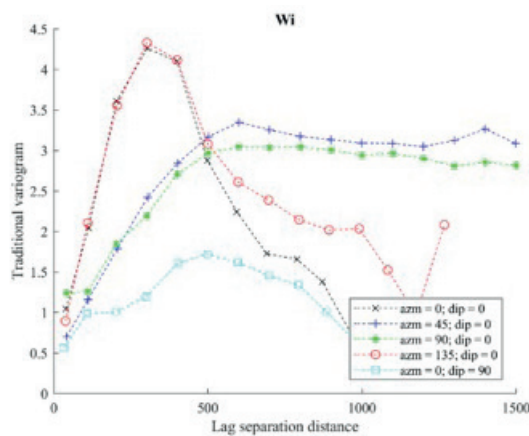


Figura 15. Variograma direccional del Work Index

Nota: La gráfica representa el análisis variográfico de la estimación de Work Index

Fuente: Modificado de nonparametric geostatistical simulation of subsurface facies: tools for validating the reproduction of, and uncertainty in, facies geometry (Madani, Maleki & Emery, 2019)

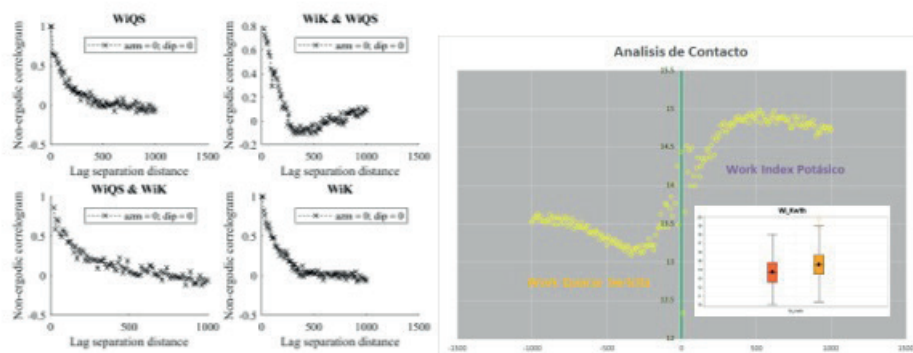


Figura 16. Análisis de contacto por dureza de mineral

Nota: La gráfica representa el análisis de contacto para los dominios predominantes de dureza geológica

Fuente: Modificado de nonparametric geostatistical simulation of subsurface facies: tools for validating the reproduction of, and uncertainty in, facies geometry (Madani, Maleki & Emery, 2019)

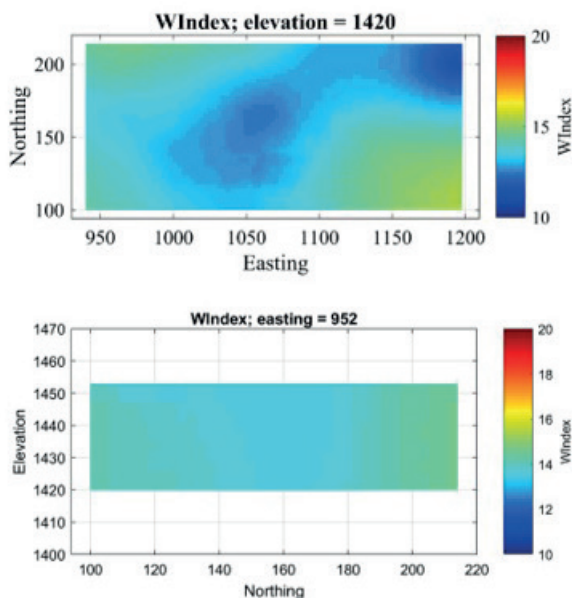


Figura 17. Modelamiento de Work Index por Kriging ordinario

Nota: La gráfica representa el modelamiento de bloques del work Index con geoestadística clásica

Fuente: Modificado de nonparametric geostatistical simulation of subsurface facies: tools for validating the reproduction of, and uncertainty in, facies geometry (Madani, Maleki & Emery, 2019)

variables se encuentra una linealidad (R^2 73.92%), pero no es marcada, esto queda corroborado con el estadístico del error, que no es normal. (Figura 18).

3.7.1 Modelamiento sintético del Work Index

El modelamiento aditivo del Work Index se puede realizar en función a las principales variables que componen la clasificación de las alteraciones que se determinaron en el PCA, de esta manera se determinan las ecuaciones sintéticas de predictibilidad de wi por cluster (Tabla 3).

De la regresión de Work Index por dominio de competencia se pueden determinar los elementos menores y mayores significantes para el modelamiento unitario de la geoquímica (Figura 19).

El modelamiento depende de la matriz de correlación mostrada en la Tabla 4, que determina la significancia de cada variable geoquímica.

a. Variografía

Análisis variográfico de los principales elementos geoquímicos que determinaron el Work Index (Figura 20).

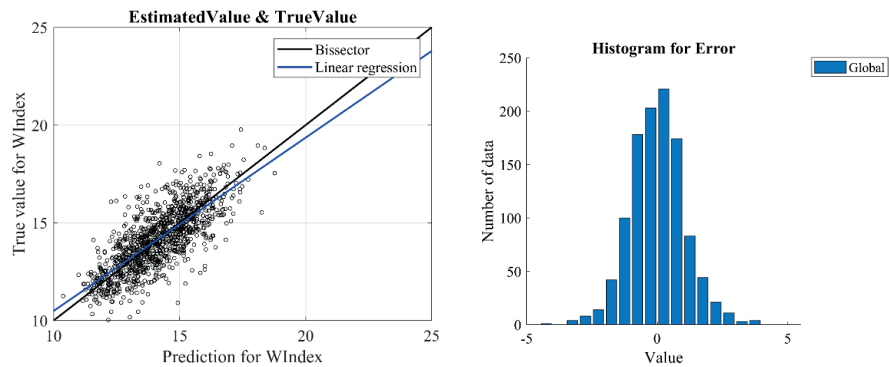


Figura 18. Validación del método de estimación

Nota: La gráfica representa la validación cruzada del método de estimación clásica del Work Index.

Fuente: Modificado de nonparametric geostatistical simulation of subsurface facies: tools for validating the reproduction of, and uncertainty in, facies geometry (Madani, Maleki & Emery, 2019)

Tabla 3. Ecuaciones de estimación de Work Index por cluster

	WORK INDEX	ECUACIÓN
Cluster 01	$12.1250 + 0.15959 \text{ Al_pct} - 0.01864 \text{ Ca_pct} - 0.24171 \text{ K_pct} + 1.75706 \text{ Mg_pct} + 0.90494 \text{ Na_pct}$	(2)
Cluster 02	$12.3371 + 0.15959 \text{ Al_pct} - 0.01864 \text{ Ca_pct} - 0.24171 \text{ K_pct} + 1.75706 \text{ Mg_pct} + 0.90494 \text{ Na_pct}$	(3)
Cluster 03	$12.3918 + 0.15959 \text{ Al_pct} - 0.01864 \text{ Ca_pct} - 0.24171 \text{ K_pct} + 1.75706 \text{ Mg_pct} + 0.90494 \text{ Na_pct}$	(4)
Cluster 04	$12.0463 + 0.15959 \text{ Al_pct} - 0.01864 \text{ Ca_pct} - 0.24171 \text{ K_pct} + 1.75706 \text{ Mg_pct} + 0.90494 \text{ Na_pct}$	(5)
Cluster 05	$12.0838 + 0.15959 \text{ Al_pct} - 0.01864 \text{ Ca_pct} - 0.24171 \text{ K_pct} + 1.75706 \text{ Mg_pct} + 0.90494 \text{ Na_pct}$	(6)

Fuente: Elaboración propia

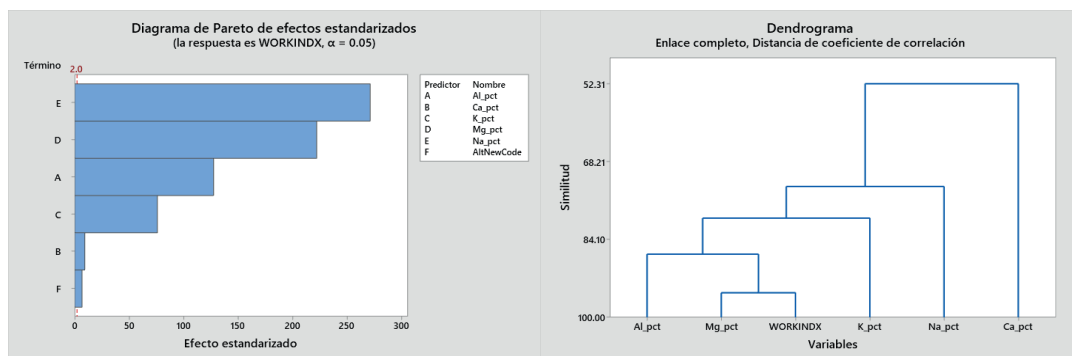


Figura 19. Distribución de significancia geoquímica

Nota: La gráfica representa el dendrograma de significancia del Work Index respecto de la geoquímica

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4. Matriz de correlación del Work Index con los elementos geoquímicos

Correlation	Work Index	Al_pct	K_pct	Na_pct	Ca_pct	Mg_pct
Work Index	1.00	0.49	0.40	0.53	0.38	0.54
Al_pct	0.49	1.00	0.71	0.59	0.25	0.74
K_pct	0.40	0.71	1.00	0.47	0.05	0.66
Na_pct	0.53	0.59	0.47	1.00	0.28	0.65
Ca_pct	0.38	0.25	0.05	0.28	1.00	0.37
Mg_pct	0.54	0.74	0.66	0.65	0.37	1.00

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

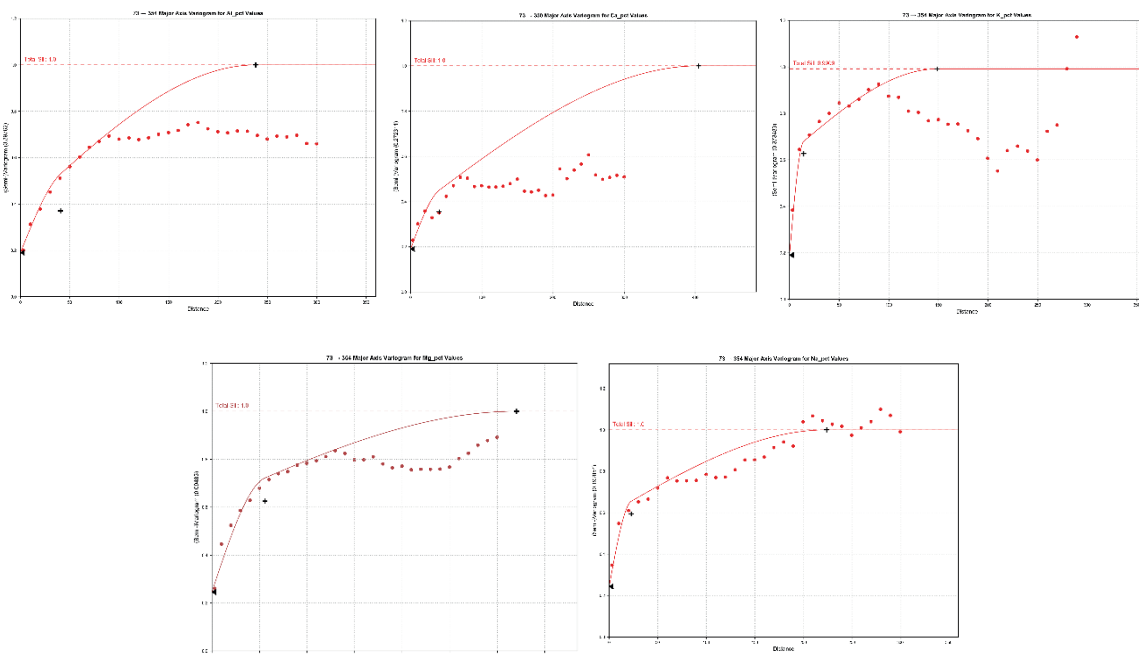


Figura 20. Variograma por tipo de elemento

Nota: La gráfica representa los variogramas de los elementos Na, K, Ca, Mg y Al

Fuente: Modificado de nonparametric geostatistical simulation of subsurface facies: tools for validating the reproduction of, and uncertainty in, facies geometry (Madani, Maleki & Emery, 2019)

Para el análisis de los elementos sintéticos predictores se determinó el trabajo previo de la normalización de los valores de los elementos Al, K, Na, Ca y Mg (Figura 21).

b. Modelamiento co kriging

De la estimación con co kriging de cada elemento se generaron un dominio geoquímico predominante de cada uno (Figura 22).

Del modelamiento de los sondajes de infill (Figura 23), se pudieron generar los valores por bloques de las cinco variables geoquímicas principales, además, a través del árbol de decisión se determinó la alteración correspondiente y cada valor de Work Index por clúster.

La geoquímica determina que el ratio K/Al es influyente en las zonas de más alta competencia (Figura

24), con lo cual según los rangos de trabajo se determinaron dominios de competencia de suave, medio y duro (Figura 25).

c. Validación

La validación del modelo de bloques se realizó a través del uso de Swath Plot (Figura 26), donde se determina el comparativo de los valores seleccionados de los modelos de bloques respecto del vecino más cercano del valor de muestra.

Se validó la estimación de variables no lineales de Work Index usando los dominios de conminución en función de variables sintéticas teniendo una correlación de R² de 93.50% (Figura 27).

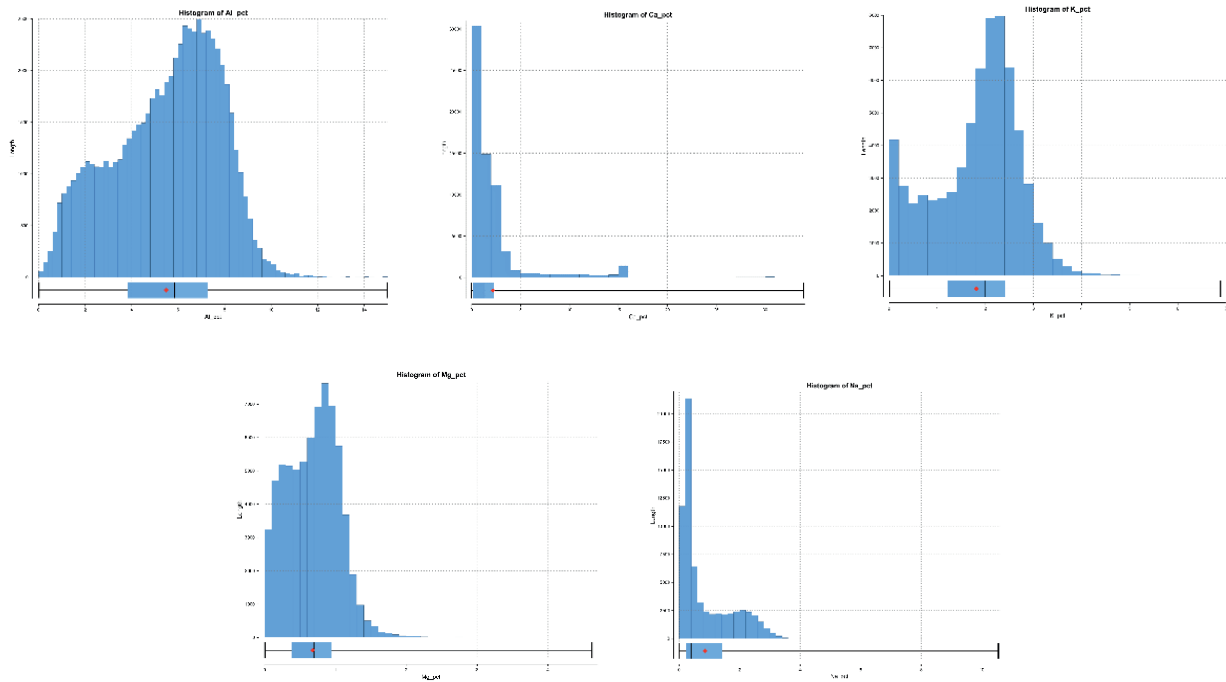


Figura 21. Distribución de datos por tipo de elemento

Nota: La gráfica representa la distribución normal de los principales elementos geoquímicos

Fuente: Modificado de simulation of mineral grades and classification of mineral resources by using hard and soft conditioning data: application to Sungun porphyry copper deposit (Maleki , Asghari, & Emery, 2013)

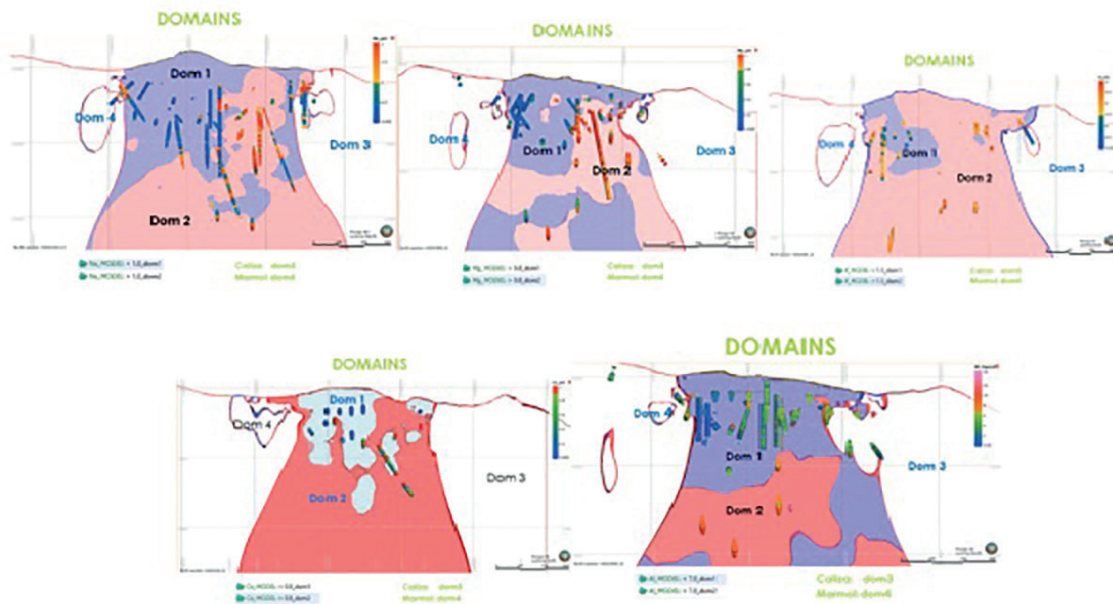


Figura 22. Dominios por tipo de elemento

Nota: La gráfica representa los dominios de los principales elementos geoquímicos

Fuente: Modificado de simulation of mineral grades and classification of mineral resources by using hard and soft conditioning data: application to sungun porphyry copper deposit (Maleki , Asghari, & Emery, 2013)

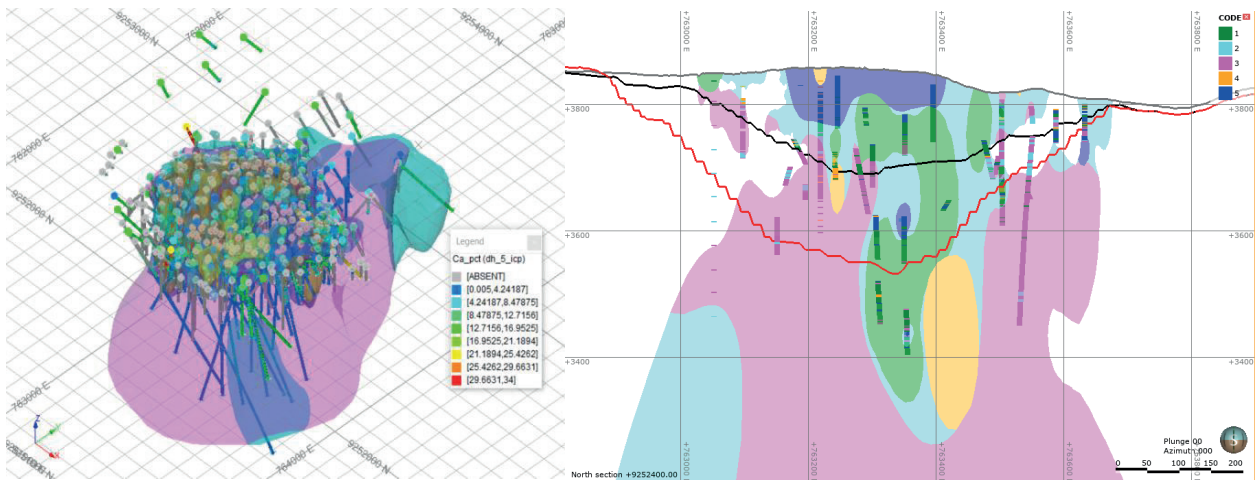


Figura 23. Modelamiento de dominios de competencia

Nota: La gráfica representa el modelamiento de taladros de infill en función de los dominios de competencia y la geoquímica del mineral

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

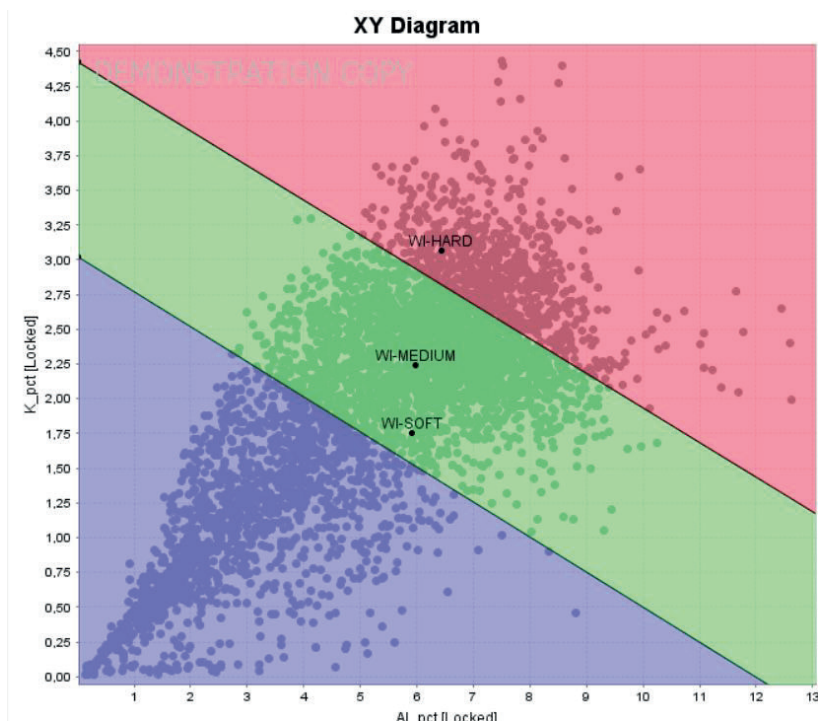


Figura 24. Distribución de durezas en función de ratios geoquímicos

Nota: La gráfica representa los rangos de dureza de molindabilidad en función del ratio K-AI

Fuente: Modificado de integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

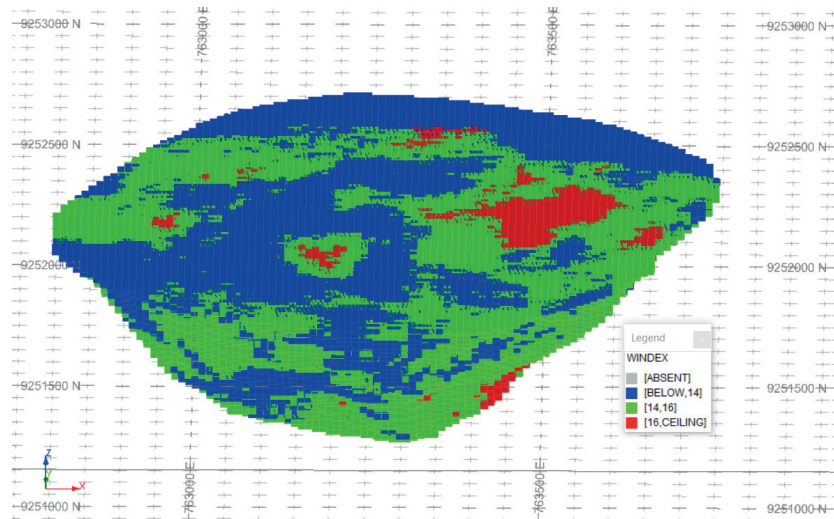


Figura 25. Distribución de valores de dureza geometalurgicos
 Nota: La gráfica representa el modelamiento en bloques de los dominios de dureza del Work Index
 Fuente: Modificado de integrating geometalurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

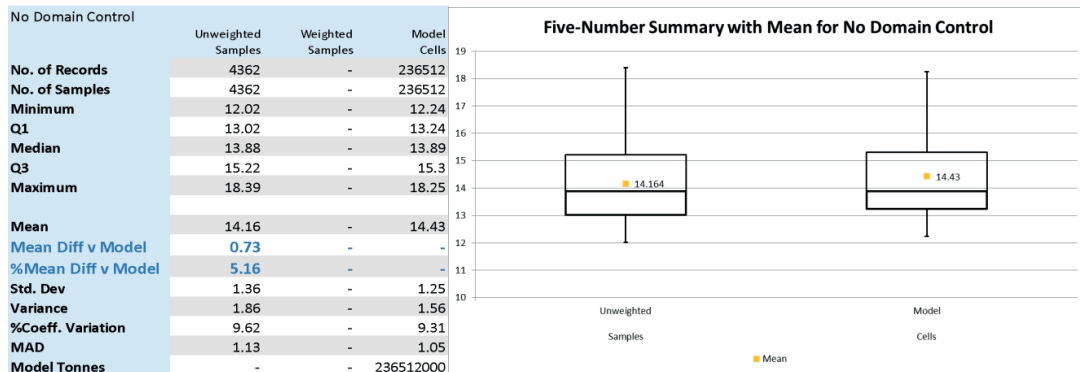


Figura 26. Validación de método de modelamiento sintético
 Nota: La gráfica representa el método de validación de swath plot del Work Index
 Fuente: Modificado de simulation of mineral grades and classification of mineral resources by using hard and soft conditioning data: application to Sungun porphyry copper deposit (Maleki , Asghari, & Emery, 2013)

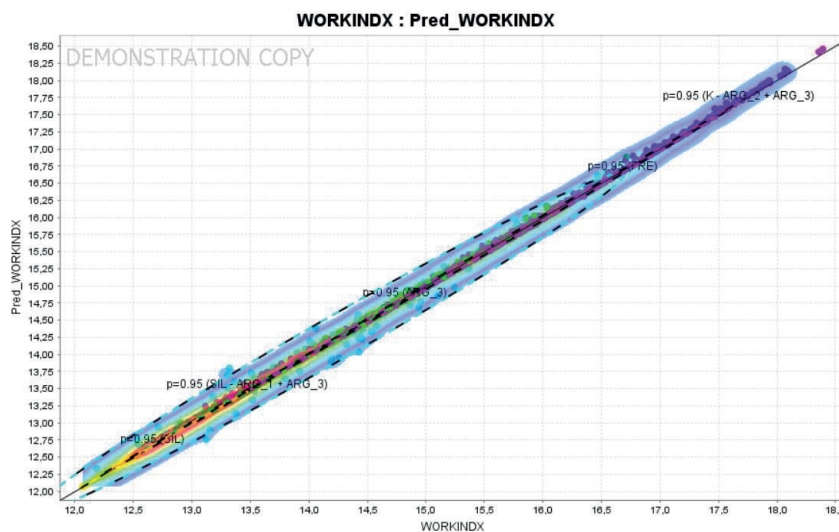


Figura 27. Validación cruzada del método de estimación de Work Index
 Nota: La gráfica representa la nube de dispersión del Work Index de valores estimados respecto de los reales
 Fuente: Modificado de integrating geometalurgical best practices in CIM definition standards guidelines (Garrido, Townley, Ortiz & Castro, 2020)

IV. DISCUSIÓN

- De acuerdo con las pruebas de 350 compósitos en el laboratorio externo sgs, se encuentra que los valores de alto índice de trabajo se fundamentan en minerales de alteración potásica (plagioclasas y feldspatos).
- La significancia de las variables sintéticas queda determinada en la Figura 24, la cual comprueba que los ratios geoquímicos representan el comportamiento de la dureza geometalúrgica.
- En la Figura 2 se muestra el comportamiento no aditivo del Work Index para un molino industrial, se observa que los resultados de la proporción del blending no reflejan la dureza del mineral.
- En el análisis de contacto se comprueba que los diferentes tipos de alteraciones hidrotermales influyen en el valor de Work Index.
- El uso de la geoquímica en función de las alteraciones hidrotermales refleja un comportamiento de la dureza geometalúrgica de roca. Para su modelamiento se utilizaron herramientas computacionales que permitieron reclasificarlas en dominios de competencia.
- Realizar el modelamiento de variables no aditivas con la geoestadística clásica, genera una regular estimación de la media, pero con dificultades en la estimación de los valores extremos, teniendo un R^2 de 73.92%. A diferencia del uso de variables sintéticas que tienen una mayor significancia en la determinación de la media y desviación del w_i con un R^2 93.50%.
- Se comprobó que la metodología propuesta para modelar variables no aditivas usando dominios sintéticos, permitió generar un límite duro entre alteraciones clasificadas.

V. CONCLUSIONES

- Del análisis estadístico de datos se demostró que las variables sintéticas tienen una mejor predictibilidad del comportamiento del Work Index.
- Es posible concluir que la mineralogía de ganga está controlando la moliendabilidad y por lo tanto la alteración hidrotermal juega un rol fundamental en la conminución.
- Las variables geometalúrgicas relacionadas a moliendabilidad (Work Index) presentan relación directa con la geoquímica, específicamente con ciertos elementos asociados con alteración hidrotermal como el Na y Mg.
- Los resultados obtenidos indican que la superposición en las alteraciones hidrotermales se soluciona con el algoritmo de clasificación

K-means, logrando realizar una agrupación de alteraciones de mejor definición y redefinirse en dominios de competencia para la estimación en el modelo de bloques del Work Index.

VI. AGRADECIMIENTOS

Al Vicerrectorado de Investigación y Posgrado y a la Unidad Posgrado de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, por el apoyo que brindaron al proyecto de investigación con fondos no monetarios N.º C22160042, para la publicación del presente artículo científico.

VII. REFERENCIAS

- Arévalo Cáceres, S. (2020). Predicción geoestadística de variables geometalúrgicas definidas por cocientes. Disponible en <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/177902>.
- Bueno, M. & Lane, G. (2015). Geometallurgy Applied in Comminution to Minimize Design Risks. 6th International Autogenous and Semi-Autogenous Grinding Technology, 4-6. https://www.researchgate.net/publication/323218634_Geometallurgy_Applied_in_Comminution_to_Minimize_Design_Risks
- Díaz Villena, E. (2017). Modelamiento geometalúrgico del consumo de medios de molienda basado en técnicas de caracterización avanzada. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/147418>.
- Heiskari, H. (septiembre de 2017). Development of comminution test method for small drill core sample. <http://jultika.oulu.fi/files/nbnfioulu-201710112973.pdf>.
- Lishchuk, V. (2016). Geometallurgical programs – critical evaluation of applied methods and techniques. (Licentiate dissertation) (p. 104). <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:ltu:diva-26607>.
- Maleki Tehrani, M. A., Asghari, O., & Emery, X. (2013). Simulation of mineral grades and classification of mineral resources by using hard and soft conditioning data: application to Sungun porphyry copper deposit. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(10), 3773–3781. <https://doi.org/10.1007/s12517-012-0638-y>
- Madani, N., Maleki, M., & Emery, X. (2019). Nonparametric Geostatistical Simulation of Subsurface Facies: Tools for Validating the Reproduction of, and Uncertainty in, Facies Geometry. *Natural Resources Research*, 28(3), 1163–1182. <https://doi.org/10.1007/s11053-018-9444-x>.
- Garrido, M., Townley, B., Ortiz, J., & Castro, J. (2020). Integrating geometallurgical best practices in CIM definition standards guidelines. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.12338.94402>.
- Yan, D., & Eaton, R. (2003). Breakage properties of ore blends. *Minerals Engineering*, 185-199. [https://doi.org/10.1016/0892-6875\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0892-6875(94)90063-9).

Contribución de autoría

Conceptualización: Julio Castro; Curación de datos: Julio Castro; Análisis formal: Julio Castro; Adquisición de fondos: Julio Castro; Investigación: Julio Castro; Metodología: Julia Marilú; Administración del proyecto: Julia Marilú; Recursos: Julio Castro; Software: Julio Castro; Supervisión: Julia Marilú; Validación: Julia Marilú; Visualización: Julio Castro; Redacción - borrador original: Julio Castro; Redacción - revisión y edición: Julio Castro

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflictos de intereses.