

ARTÍCULOS

Geometalurgia: Una herramienta para optimizar el valor de yacimientos y generar operaciones mineras más eficientes

Geometallurgy: A tool for optimizing the value of deposits and generating more efficient mining operations

Nelson Jesus Ramos-Armijos¹, Marilú Calderón-Celis²



nelson.ramos1@unmsm.edu.pe
njramos.5215@gmail.com

¹ Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Unidad de Posgrado. Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica. Grupo de Investigación de Tecnología Limpia - VRIP - UNMSM. Lima, Perú.



jcalderond2@unmsm.edu.pe

² Universidad Nacional Mayor de San Marcos/Unidad de Posgrado/Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica. Grupo de Investigación de Tecnología Limpia - VRIP - UNMSM. Lima, Perú.

FIGEMPA: Investigación y Desarrollo

Universidad Central del Ecuador, Ecuador

ISSN-e: 2602-8484

Periodicidad: Semestral

vol. 20, núm. 2, 2025

revista.figempa@uce.edu.ec

Recepción: 04 junio 2025

Aprobación: 19 septiembre 2025

DOI: <https://doi.org/10.29166/revfig.v20i2.8384>

Autor de correspondencia:

nelson.ramos1@unmsm.edu.pe

RESUMEN

Las operaciones mineras se encuentran condicionadas a los atributos geometalúrgicos que se caracterizan por ser inherentemente variables a causa de la heterogeneidad natural de los yacimientos. Frente a esto la geometalurgia como disciplina emergente brinda un soporte fundamental para evaluar la incertidumbre en variables primarias y de respuesta, sin embargo, para su uso es necesario conocer las bases teóricas que permiten su aplicabilidad. En consecuencia, el objetivo de esta investigación consistió en elaborar una revisión de la literatura y dar a conocer los fundamentos que sustentan a la geometalurgia conjuntamente a casos de estudio en donde se ha utilizado con éxito esta innovadora disciplina. Para esto la metodología radicó en emplear una estrategia de búsqueda en la base de datos Scopus considerando palabras claves, usando operadores booleanos y entre los artículos encontrados se eligieron aquellos más relevantes con los cuales se realizó un análisis bibliométrico aplicando el software VOSviewer; además, se recopiló información complementaria en la base de datos indicada tomando en cuenta el enfoque de la presente investigación y se incluyeron también documentos de conferencias, libros e informe NI 43 - 101, todos estos en idioma inglés. Los resultados muestran que el efecto y comprensión adecuada de las variables geometalúrgicas en el muestreo, definición de dominios y su posterior modelamiento es fundamental para un adecuado mapeo de la variabilidad en el comportamiento del mineral durante su procesamiento. Finalmente, se concluye que el empleo de mineralogía para determinar especies que interfieren en el tratamiento, la geoestadística y particularmente cokriging para la predicción de masa de cobre en la alimentación y concentrado a partir de las cuales se puede determinar la recuperación y el aprendizaje automático como herramienta para elaborar el modelamiento geometalúrgico, son técnicas que permiten optimizar el valor del yacimiento y manejar las operaciones mineras de forma más eficiente.

Palabras claves: geometalurgia; minería; yacimiento; geoestadística; aprendizaje automático; mineralogía

ABSTRACT

Mining operations are conditioned to geometallurgical attributes that are inherently variable due to the natural heterogeneity of the deposits. In view of this, geometallurgy as an emerging discipline provides a fundamental support to evaluate the uncertainty in primary and response variables, however, for its use it is necessary to know the theoretical bases that allow its applicability. Consequently, the objective of this research consisted in elaborating a literature review and to present the fundamentals that support geometallurgy together with case studies where this innovative discipline has been successfully used. For this purpose, the methodology was to use a search strategy in the Scopus database considering key words, using Boolean operators, and among the articles found, the most relevant ones were chosen and a bibliometric analysis was carried out using the VOSviewer software; in addition, complementary information was collected in the indicated database taking into account the focus of this research and conference papers, books and NI 43 - 101 report were also included, all of them in english language. The results show that the effect and proper understanding of geometallurgical variables in the sampling, domain definition and subsequent modeling is fundamental



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Cómo citar:

Ramos-Armijos, N. J., & Calderón-Celis, M. (2025). Geometalurgia: Una herramienta para optimizar el valor de yacimientos y generar operaciones mineras más eficientes.

FIGEMPA: Investigación y Desarrollo, 20(2), e8384.

<https://doi.org/10.29166/revfig.v20i2.8384>

for an adequate mapping of the variability in the ore behavior during processing. Finally, it is concluded that the use of mineralogy to determine species that interfere in the treatment, geostatistics and particularly cokriging for the prediction of copper mass in the feed and concentrate from which the recovery can be determined and machine learning as a tool to elaborate the geometallurgical modeling, are techniques that allow optimizing the value of the deposit and manage the mining operations in a more efficient way.

Keywords: geometallurgy; mining; deposit; geostatistics; machine learning; mineralogy

INTRODUCCIÓN

La minería constituye una de las industrias más importantes a gran escala en varios países (Jafarpour y Khatami, 2021) aportando anualmente miles de millones de dólares a la economía mundial (Ren *et al.*, 2022; Badakhshan *et al.*, 2024); sin embargo, confronta desafíos a causa de la variabilidad geometalúrgica de los yacimientos (Lishchuk y Pettersson, 2021, pp. 71-80; Lindi *et al.*, 2024, pp. 2503-2526), fluctuación de ley (Wu *et al.*, 2022), dureza de la roca - mineral (Avalos *et al.*, 2020; Wieczorek *et al.*, 2024), presencia de elementos perjudiciales (Käyhkö *et al.*, 2022) o penalizantes (Butcher *et al.*, 2023, pp. 352-358) que impactan en el valor del depósito (Maleki *et al.*, 2020; Mu y Salas, 2023).

Esto se debe al hecho que, generalmente solo es considerada la ley del mineral para evaluar al yacimiento (Maniteja *et al.*, 2025) y como indicador de sensibilidad económica (Li *et al.*, 2023), porque su conocimiento es limitado (Garrido *et al.*, 2020, pp. 3527-3545) especialmente en sus atributos secundarios (Estay *et al.*, 2023) en etapas tempranas del proyecto minero (Pereira *et al.*, 2022) y por el gran costo de los ensayos metalúrgicos (Ranjbar *et al.*, 2021, pp. 2569-2583).

Ante esto la geometalurgia emerge como un enfoque multidisciplinario (De Castro *et al.*, 2022) que puede aplicarse en cada una de las fases de la actividad minera (Rodvalho *et al.*, 2025) e incorpora toda la información disponible del yacimiento, con el propósito de evaluar mejor el impacto de la variabilidad en atributos primarios (Gontijo *et al.*, 2025) o de respuesta (Both y Dimitrakopoulos, 2021) que inciden en su valor económico (Wellmer, 2022, pp. 402-424).

En consecuencia, el objetivo de esta investigación radica en explicar las bases teóricas que sustentan a la geometalurgia y presentar casos de estudio en los que se han evaluado variables primarias y de respuesta, a través de técnicas mineralógicas, geoestadísticas y aprendizaje automático; con la finalidad de optimizar el valor del yacimiento y generar operaciones mineras más eficientes.

Contexto histórico y definición de geometalurgia

Desde la antigüedad, la industria minera ha contribuido significativamente en el desarrollo económico de países de todo el mundo (Hamraoui *et al.*, 2024) mediante la exploración (Beland Lindahl *et al.*, 2023), explotación (Konieczna-Fuławka *et al.*, 2023) y beneficio (Panayotov y Panayotova, 2023) de los recursos naturales no renovables (Mlambo, 2022). Al respecto, a finales del siglo XIX y principios del XX, en los estudios de tratamiento mineral aparecieron enfoques cuantitativos (Frenzel *et al.*, 2023, pp. 345-351) que reconocían lo trascendental de la asociación mineralógica en la respuesta del procesamiento (Aasly, 2024), como por ejemplo el trabajo desarrollado por Gaudin (1932).

No obstante, el término "geometalurgia" fue acuñado por McQuiston y Bechaud (1968), debido a la necesidad de generar resiliencia y una fructífera interacción entre las actividades desarrolladas por ingenieros geólogos (Moraga *et al.*, 2022), mineros (Dehaine *et al.*, 2021) y metalúrgicos (Abildin *et al.*, 2023). Además, este término se ha ampliado al concepto de integrar conocimientos geológicos y metalúrgicos para la planificación y gestión de las operaciones mineras (Tiu *et al.*, 2023), mejorar la valoración económica del yacimiento (Nwaila *et al.*, 2020, pp. 1007-1030), reducir el riesgo de proyectos (Siddiqui *et al.*, 2024, pp. 2193-2201) y crear oportunidades de desarrollo sostenible (Gholami *et al.*, 2024).

MATERIALES Y MÉTODOS

Búsqueda sistemática de información bibliográfica

Se elaboró una estrategia de búsqueda con el objetivo de identificar publicaciones relevantes correspondientes a fundamentos teóricos de geometalurgia en la base de datos Scopus. Para lo cual se realizó una búsqueda avanzada por documentos empleando operadores booleanos "OR" aplicado cuando se requiere que los resultados incluyan uno o más de los términos (como sinónimos o abreviaturas), por lo tanto, las investigaciones que contengan cualquiera de las palabras se encontrarán; y "AND" que se utiliza cuando se desee que los resultados incluyan todos los términos y estos puedan estar muy alejados entre sí. También se consideró categoría de contenido textual para que la búsqueda sea mediante documento de título, resumen, palabras claves, es decir: Doc Title, Abstract, Keywords (TITLE-ABS-KEY); en categoría documento se eligió LANGUAGE para indicar que los artículos sean solamente en idioma inglés y el período de análisis fue desde el año 2018 en adelante. Tomando en cuenta estos parámetros se utilizó la siguiente cadena de búsqueda.

TITLE-ABS-KEY("geometallurgy" OR "process mineralogy" OR "domain modelling for resource estimation" OR "geometallurgical data" OR "cokriging" OR "metallurgical recovery" OR "non-additivity" OR "operational hardness" OR "energy consumption" OR "geometallurgical modelling" OR "mine planning" OR "geometallurgical predictors" OR "machine learning" OR "mineralogy" OR "flotation" OR "leaching" OR "variability" OR "metallurgical sampling" OR "geometallurgical sampling" OR "geometallurgical testwork" OR "geometallurgical characterization" OR "geometallurgical concepts" OR "mineral production" OR "metallurgy " OR "mining" OR "comminution" OR "drop weight testing" OR "resource efficiency" OR "sustainability " OR "geostatistics" OR "simulation" OR "mineral value chain" OR "bond ball mill work index" OR "geometallurgical variables" OR "resource estimation" OR "bond work index" OR "geometallurgical modeling" OR "process simulation" OR "column leaching" OR "mineral resource estimation" OR

“uncertainty” OR “mining industry” OR “co-simulation” OR “geological uncertainty” OR “geostatistical simulation” OR “geometallurgical attributes” OR “geometallurgical model” OR “metallurgical recoveries” OR “mineral resources estimation” OR “resource model” OR “domaining” OR “impact breakage” OR “mineralogical approach” OR “scanning electron microscope” OR “geometallurgical domains” OR “exploration” OR “geology”) AND “geometallurgical” LANGUAGE(english).

Como resultado se obtuvo un total de 904 documentos y de entre los cuales fueron elegidos por parte de los autores de esta investigación 57 publicaciones considerando su relevancia y temática, encontrándose aquí los 3 casos de estudio que se muestran en el presente artículo científico. Con las 57 investigaciones se elaboró el correspondiente análisis bibliométrico utilizando palabras claves (Ver Figura 1) y empleando el software VOSviewer, el cual muestra que el término geometalurgia enmarca o caracteriza la palabra principal de las investigaciones realizadas. Además, se observa la relación entre geología, minería y metalurgia con la finalidad de generar en la industria operaciones más eficientes, logrando avances significativos y la mayor cantidad de trabajos en el año 2019 y del 2021 al 2024; asimismo, se aprecia que el apoyo de la mineralogía, geoestadística y aprendizaje automático es fundamental para la aplicación de geometalurgia en proyectos mineros. En tanto que las variables mayormente utilizadas en procesos de conminución son el índice de trabajo de Bond, rotura por impacto, consumo de energía; mientras que, en procesos de flotación y lixiviación la recuperación metalúrgica.

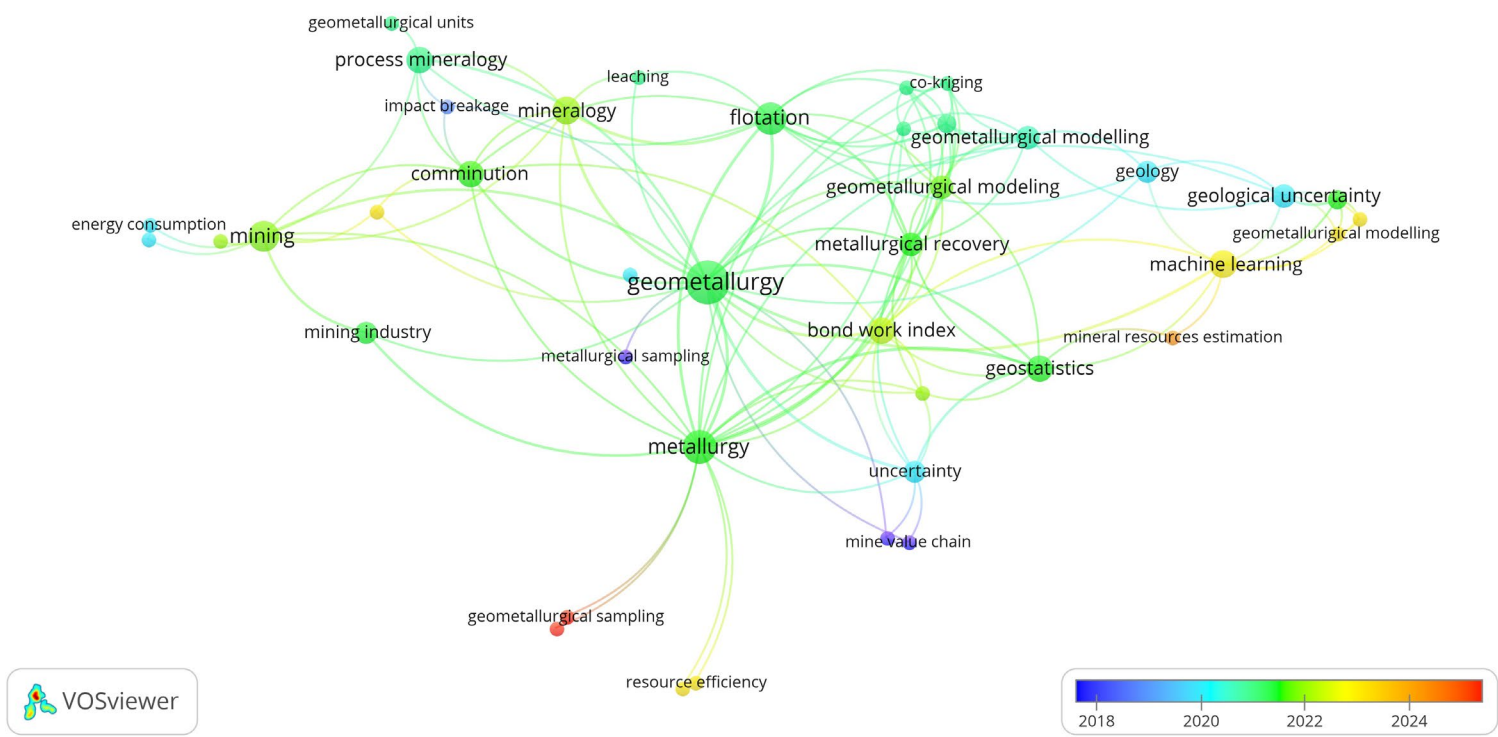


FIGURA 1
Análisis bibliométrico de geometalurgia

También se recopiló bibliografía complementaria en la base de datos antes mencionada considerando el enfoque de esta investigación y así las bases teóricas estén sustentadas adecuadamente, encontrándose 49 investigaciones. Además de los artículos de revistas, se incluyó documentos de conferencias (2), libros (2) y 1 Informe NI 43 - 101 para proporcionar una gama completa y diversa de fuentes, lo que fortalece la validez y aplicabilidad de los hallazgos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Variables geometalúrgicas

Generalmente la naturaleza de algunas variables distintas a la ley, sobre todo aquellas que dependen de los procesos de tratamiento mineral (Koch y Rosenkranz, 2020) necesitan consideración especial durante el muestreo (Egaña *et al.*, 2020) y su posterior modelamiento (Prior *et al.*, 2021, pp. 945-968) y/o estimación espacial (Khorram *et al.*, 2020). Dichas variables también denominadas atributos geometalúrgicos “AG” se definen como cualquier característica de la roca que impacta de manera favorable o negativa en el valor del yacimiento (Abildin *et al.*, 2023), los cuales se clasifican (Ver Figura 2) en primarios “AGP” y de respuesta o secundarios “AGR” (Coward *et al.*, 2009, pp. 109-113).

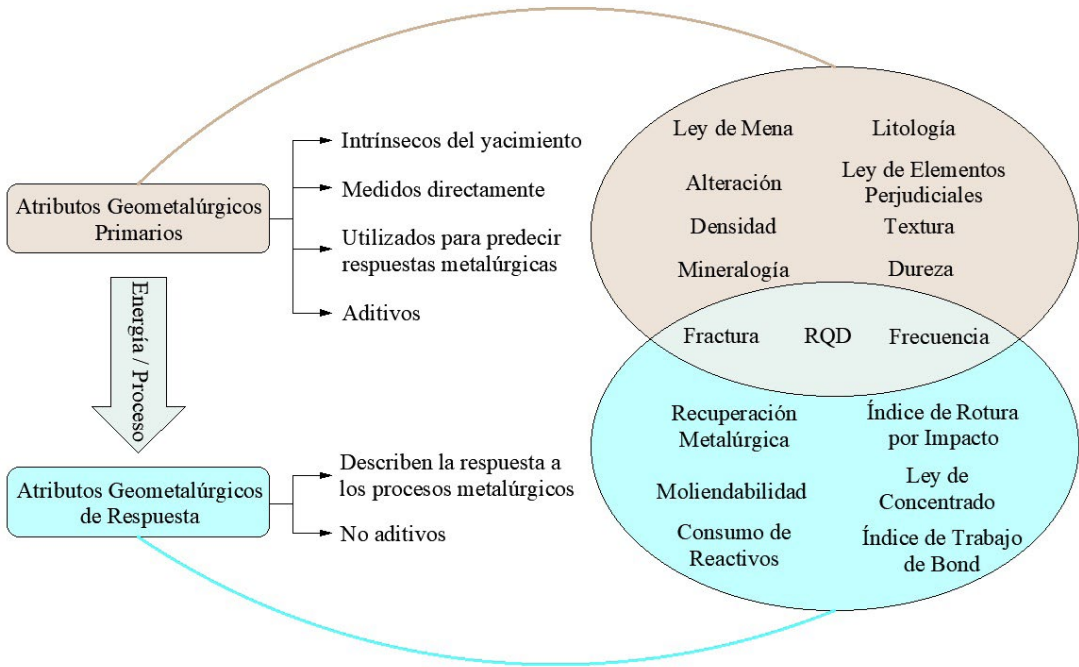


FIGURA 2
Clasificación de atributos geometalúrgicos
Modificado de Coward *et al.* (2009); Morales *et al.* (2019)

Los AGP se caracterizan por ser aditivos (Gontijo *et al.*, 2025), es decir que, su media se determina a través de un promedio lineal simple aplicando estimación geoestadística (Auguścik-Górajek *et al.*, 2021; Iglesias-Martínez *et al.*, 2024); esto se muestra visualmente en la Figura 3. Suponga la mezcla de cuatro bloques con 1 t de masa cada uno y leyes de oro igual a 4, 7, 3 y 6 g/t. La mezcla a mayor escala de los bloques daría como resultado 4 t y ley media \overline{Au} de 5 g/t, que corresponde al promedio lineal de las leyes de los bloques individuales

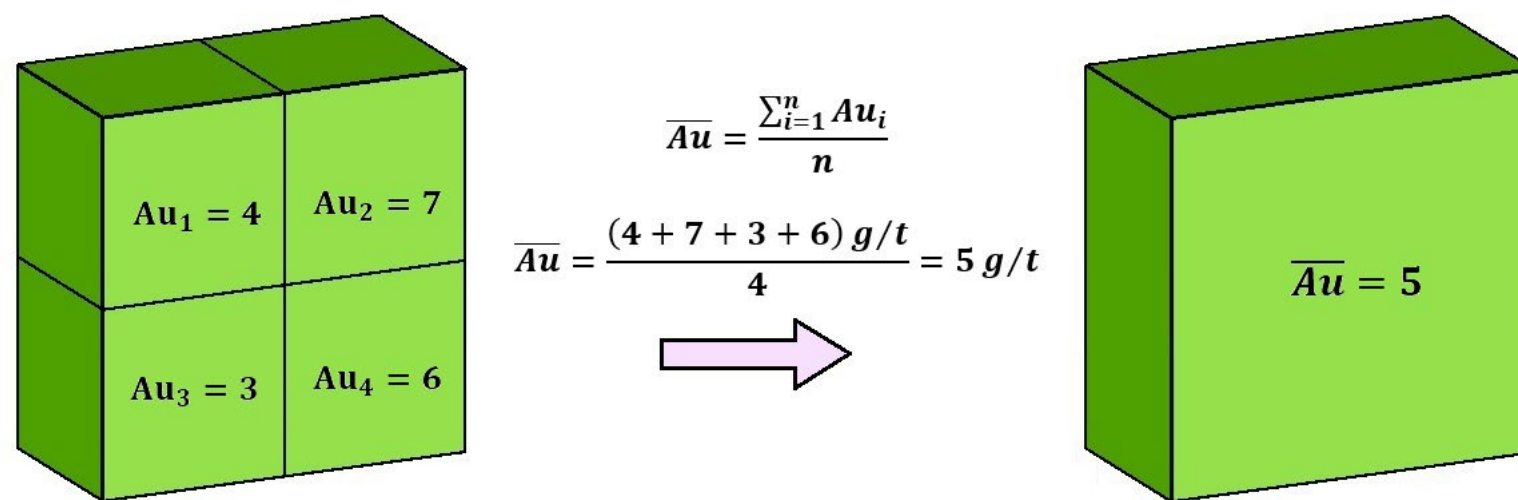


FIGURA 3

Ilustración de promedio de ley de Au (g/t) a mayor escala en bloques

En tanto que los AGR son no aditivos (Nwaila *et al.*, 2024, pp. 129-161), esto implica que los datos obtenidos en volúmenes de muestras no pueden promediarse de forma lineal para proporcionar valores de soportes de bloques (Adeli *et al.*, 2021; Hoffmann *et al.*, 2022, pp. 1227-1253). Su estudio puede elaborarse mediante aprendizaje automático (Mu y Salas, 2023) y técnicas de coestimación (Adeli *et al.*, 2021) o simulación geoestadística (Madenova y Madani, 2021, pp. 1199-1228). En este contexto, la eficiencia del proceso de concentración del metal se mide a través de la recuperación metalúrgica (Addo *et al.*, 2019, pp. 339-346) considerada un AGR que depende de la mineralogía del yacimiento (Rincon *et al.*, 2019b, pp. 36-47); por ejemplo en un pórfido cuprífero los minerales oxidados de cobre "Cu" son recuperados a través de lixiviación ácida (Perea *et al.*, 2024), mientras que, sulfuros secundarios de zona supérgena (Ma *et al.*, 2022) o primarios en hipógena (Hornn *et al.*, 2020) mediante flotación. No obstante, pese a estar en una misma zona comúnmente se asignan valores de recuperación a cada bloque asumiendo que son procesados de forma independiente, lo cual no es así ya que el tratamiento del mineral se da sobre el soporte de volumen de alimentación, por lo tanto, implica considerar su impacto y la no aditividad al combinar los bloques. Para sustentar esto considere la Ecuación 1 desarrollada por Burns *et al.* (2019) que es el modelo de recuperación "R_{Cu} (%)" y toma en cuenta la ley de Cu en la alimentación "Cu (%)" en la zona mixta del yacimiento cuprífero Salobo ubicado en el Distrito Minero de Carajás en Brasil.

$$R_{Cu}(\%) = [88,5] * [1 - \exp(-3,5 * Cu(\%))] \quad \text{Ec. (1)}$$

Se observa que la relación entre Cu (%) y R_{Cu} (%) no es lineal, en consecuencia, no aditiva. Si se aplica este modelamiento a cada bloque que contiene leyes de Cu (%) (Figura 4a) se obtendrían cuatro recuperaciones (Figura 4b) y finalmente luego de su procesamiento una recuperación global bajo enfoque de volumen de bloques "R_{Cu-VB}" igual a 84.98 %. Por otra parte, si se promedia los valores de Cu (%) al mezclar los cuatro bloques se obtiene una ley media "L_{Cu}" de 0.95 % (Figura 4c), la cual al ser utilizada en la Ecuación 1 da como resultado una recuperación global bajo enfoque de volumen de alimentación "R_{Cu-VA}" de 85.29 % (Figura 4d), aumentando 0.31 % con respecto al primer caso. Ante esto, la R_{Cu-VA} es más precisa y la forma adecuada para su determinación, porque brinda un escenario realista de cómo es el tratamiento de los bloques en la operación; es decir, cuando el mineral llega a planta los bloques no son procesados individualmente sino como una mezcla del material extraído.

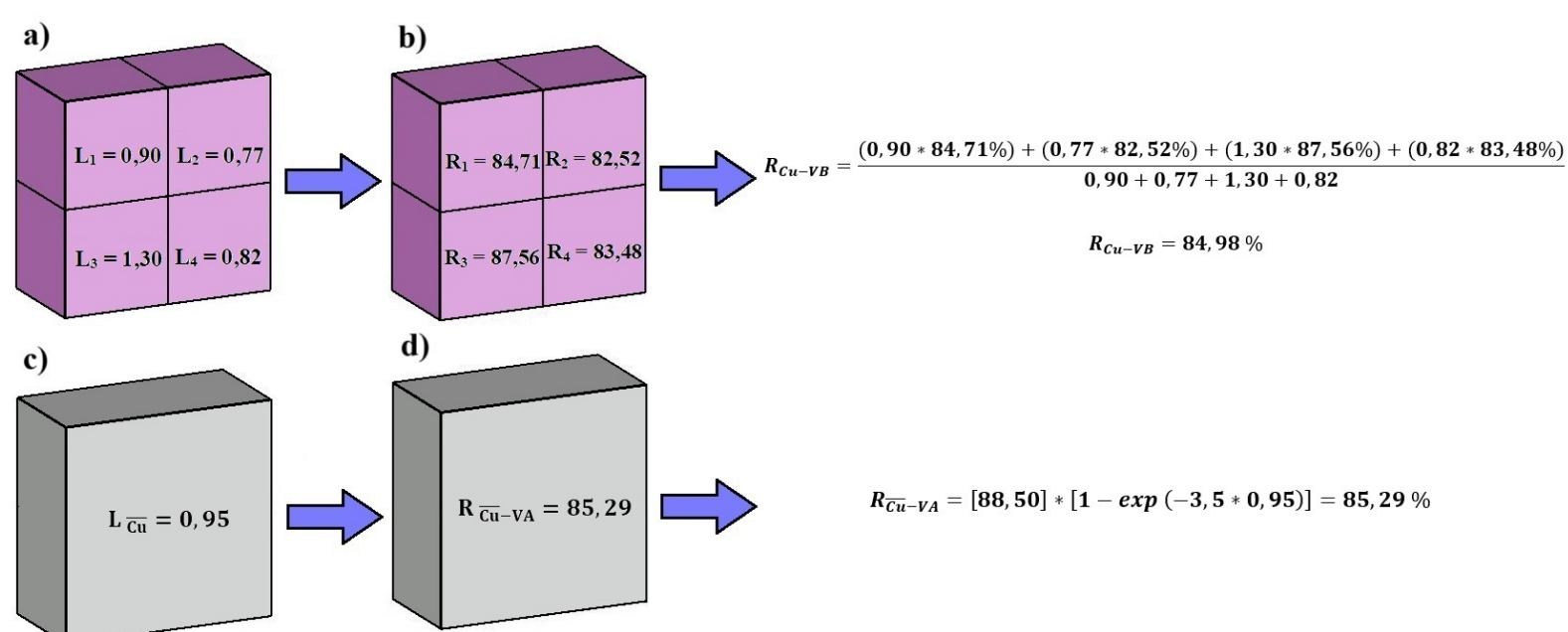


FIGURA 4

Comparación entre mezcla de leyes y recuperación metalúrgica bajo dos enfoques
a - b) Volumen de Bloques. c- d) Volumen de Alimentación

Modelo geometalúrgico

Se define como la organización de información geológica (Gholami *et al.*, 2022) y metalúrgica (Hernández *et al.*, 2024) en una herramienta espacial (Tijsseling *et al.*, 2020; Both y Dimitrakopoulos, 2021) y predictiva (Bhuiyan *et al.*, 2022) para ser utilizada en la planificación (Beaumont y Musingwini, 2019, pp. 243-252) y gestión de la producción en la industria minera (Ellefmo *et al.*, 2019, pp. 1543-1554; Käyhkö *et al.*, 2022), formado por un conjunto de unidades o dominios geometalúrgicos (Órdenes *et al.*, 2021; Mu y Salas, 2023). Además, este modelo busca mapear la variabilidad inherente del comportamiento del material mineralizado durante su procesamiento (Lishchuk *et al.*, 2019, pp. 156-165; Rodovalho *et al.*, 2025) y evaluar su rendimiento (Guntoro *et al.*, 2021, pp. 384-389; Tiu *et al.*, 2021).

Esto puede ser medido de varias maneras en función de los objetivos que se deseen alcanzar generalmente a través de: requerimiento de energía en conminución (Gontijo *et al.*, 2023; Kabemba *et al.*, 2025), resistencia del mineral a la rotura por impacto “A x b” (Lai *et al.*, 2024), índice de trabajo del molino de bolas de Bond “BWi” (Guimarães Bergerman *et al.*, 2023), ley mineral total y soluble (Abildin *et al.*, 2023; Quezada *et al.*, 2024), recuperación metalúrgica (Alves Campos *et al.*, 2024, pp. 1629-1643), consumo de reactivos en flotación (Yenial-Arslan *et al.*, 2023) y lixiviación (Altinkaya *et al.*, 2020; Pan *et al.*, 2024), ley de elementos penalizantes en concentrado (Karimov *et al.*, 2024).

El desarrollo del modelo requiere ensayos apropiados que conduzcan a la comprensión de la respuesta geometalúrgica del yacimiento, para ello frecuentemente se elaboran las pruebas detalladas en la Tabla 1.

TABLA 1
Pruebas elaboradas para el desarrollo de un modelo geometalúrgico

Disciplina	Pruebas y/o Técnicas	Propiedades Caracterizadas	Referencia
Geoquímica	Fluorescencia de Rayos X (XRF)	Abundancia de elementos mayores y menores	(Zhou <i>et al.</i> , 2023)
	Espectrometría de Emisión Atómica con Plasma Acoplado Inductivamente (ICP - AES)	Abundancia de elementos mayores, menores y trazas	(Abedini <i>et al.</i> , 2025, pp.58-74)
	Microscopía Electrónica de Barrido (SEM) y Electrones Retrodispersados (BSE)	Obtención de imágenes, identificación de minerales y mapeo de la composición química en muestras	(Schulz <i>et al.</i> , 2020; Carrillo Rosúa <i>et al.</i> , 2021)
Mineralogía	Microscopía Óptica (OM)	Tipos de rocas, texturas, asociación mineralógica (mena y ganga)	(Liu y Wen, 2023; Müller <i>et al.</i> , 2023, pp. 1211-1235; Crespo <i>et al.</i> , 2024)
	Evaluación Cuantitativa de Minerales Mediante Microscopía Electrónica de Barrido (QEMSCAN)	Análisis cuantitativo automatizado y adquisición de datos mineralógicos, químicos, proporción de elementos de interés, generación de mapas e imágenes minerales de alta resolución	(Warlo <i>et al.</i> , 2019; Ayedzi <i>et al.</i> , 2024)
Geotecnia	Resistencia a la Compresión Uniaxial (UCS)	Tensión más alta que un espécimen de roca soporta antes de su rotura tras aplicar en esfuerzo unidireccional en dirección axial. Además, “UCS” se utiliza como atributo predictor de variable de conminución	(Ranjbar <i>et al.</i> , 2021, pp. 2569-2583; Azarafza <i>et al.</i> , 2022)
	Ensayo Brasileño (Tracción Indirecta)	Resistencia a tracción de la roca que puede ser empleada como variable predictora al estimar parámetro de conminución	(Aras <i>et al.</i> , 2020, pp. 145-152)
	Densidad (ρ)	ρ de la roca expresada en t/m³, utilizada como variable independiente para estimar “BWi”	(Nikolić <i>et al.</i> , 2024)
	Prueba de Carga Puntual (PLT)	Permite obtener el esfuerzo de rotura y mediante este calcular el índice de carga puntual “Is” para determinar de forma no directa la “UCS” en sondeos o testigos cilíndricos. “Is” también se utiliza como variable predictora de “BWi”	(Aras <i>et al.</i> , 2020, pp. 145-152; Bau, Li <i>et al.</i> , 2021; Zhou <i>et al.</i> , 2022)
Conminución	Ensayo de Caída de Peso (DWT)	Establece la resistencia de un mineral a la reducción de tamaño por rotura por impacto a niveles controlados de energía de entrada “Ecs” (kWh/t). En consecuencia, determina la relación entre “Ecs” y “t10” que es el porcentaje que pasa el 1/10 del tamaño medio de las partículas (finura del producto). A partir de “Ecs” y “t10” se puede estimar el parámetro de potencial de rotura “A x b” utilizado en el diseño de molinos SAG	(Rincon <i>et al.</i> , 2019a, pp. 57-66; Faramarzi <i>et al.</i> , 2020)
	Prueba de Índice de Potencia SAG (SPI)	Mide las propiedades de abrasión, dureza y friabilidad de los minerales para inferir las características operativas de los molinos AG (Autógenos) y SAG (Semiautógenos) a gran escala	(Behnamfard <i>et al.</i> , 2020)
	Ensayo de Bond	Determina el Índice de Trabajo de Bond “BWi” en el molino de bolas, el cual se aplica para estimar la energía necesaria en molienda, seleccionar equipos de conminución y en la ampliación de la escala de los molinos	(Nikolić y Trumić, 2021)
Flotación	Prueba por Lotes	Establece la cinética de flotación, es decir la velocidad a la que las partículas en un proceso de flotación se adhieren y se desprenden de las burbujas, lo cual está influenciado por varios factores, como la dosificación de reactivos, el diseño de la celda y condiciones operativas. Asimismo, determina recuperaciones máximas alcanzables y dimensionamiento de circuitos	(Vinnett <i>et al.</i> , 2020)
	Ensayo de Ciclo Cerrado (LCT)	Permite simular experimentalmente un proceso de flotación continua, y sus resultados se pueden aplicar para desarrollar un circuito de flotación y determinar las condiciones de operación en estado estacionario	(Cilek y Uysal, 2018, pp. 878-889; Kim <i>et al.</i> , 2020)
Lixiviación	Prueba en Columnas	Se utiliza para simular el proceso de lixiviación en pilas, establecer la recuperación del metal valioso, requisitos de reactivos y la tasa de lixivabilidad	(Iglesias-Martínez <i>et al.</i> , 2024; Larrabure <i>et al.</i> , 2024)
	Prueba en Botellas	Determina la cinética de lixiviación, solubilidad y tasa de extracción del metal de interés	(Benavente <i>et al.</i> , 2019)

Dominios geometalúrgicos

Son regiones tridimensionales de un yacimiento en donde el atributo metalúrgico de interés se distribuye de forma homogénea (Navarra *et al.*, 2018, pp. 118-126). Estos dominios geometalúrgicos “DGM’s” deben ser consistentes bajo un enfoque geoestadístico y significativos desde el punto de vista geológico (Rajabinasab y Asghari, 2019, pp. 665-684). Además, los DGM’s permiten limitar la variabilidad metalúrgica dentro del yacimiento mediante la identificación de zonas con textura, mineralogía, composiciones semejantes en las cuales se espera tener un desempeño de procesamiento similar (Käyhkö *et al.*, 2022).

Al respecto, Tiu *et al.* (2023) manifiestan que la definición de DGM’s en proyectos en etapas de prefactibilidad y factibilidad puede desarrollarse a partir de lo indicado en la Figura 5. Esto se fundamenta en utilizar dominios geológicos que han sido preestablecidos y que reflejan las distintas condiciones en las que se formó el mineral, lo cual da lugar a su heterogeneidad inherente en términos de textura y mineralogía.

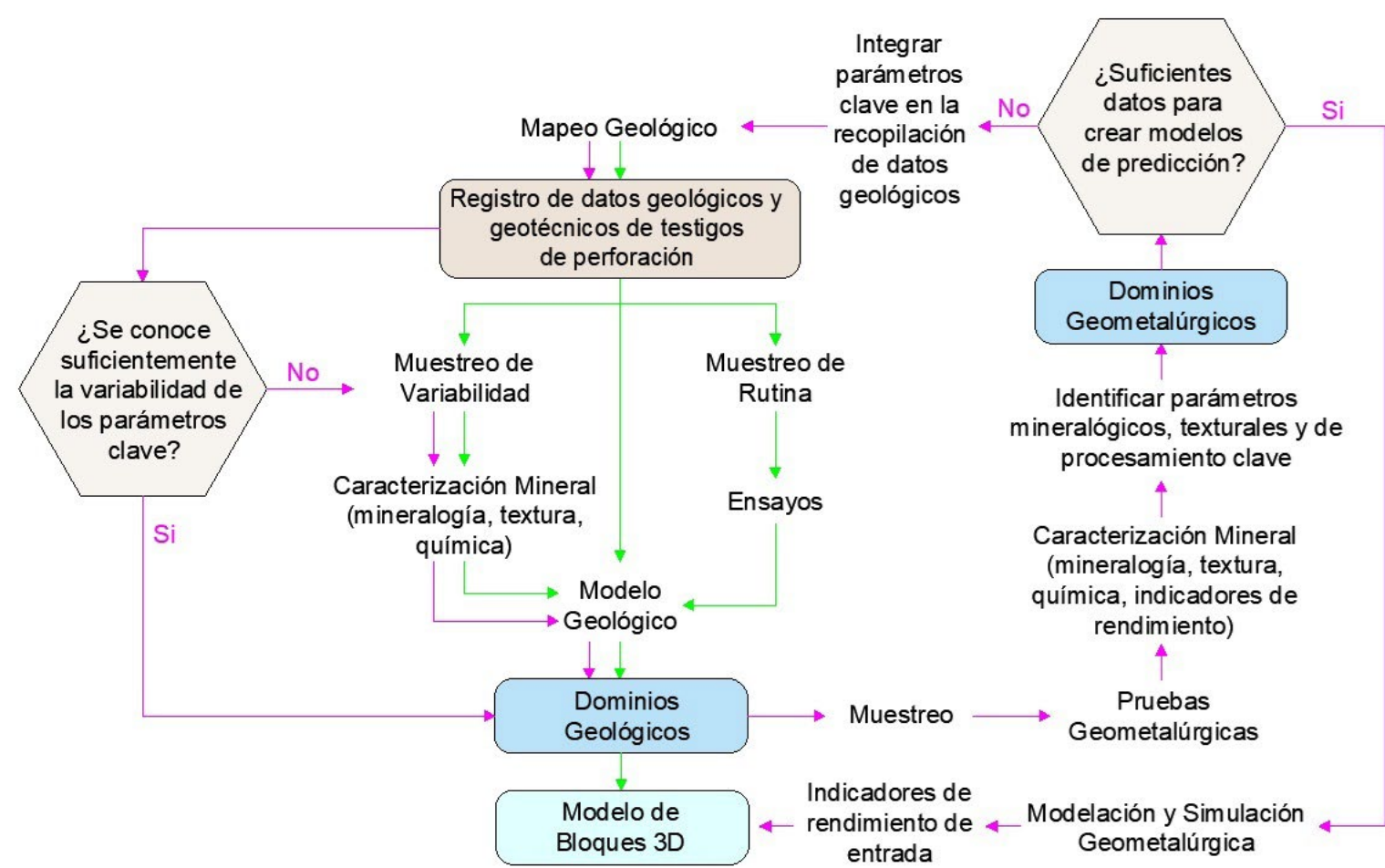


FIGURA 5
Estrategia para definir dominios geometalúrgicos
Modificado de Tiu *et al.* (2023)

En líneas verdes de la Figura 5 se ilustra la ruta que se utiliza para establecer dominios geológicos, en tanto que, en líneas magentas se muestra la ruta para definir dominios geometalúrgicos a partir de datos geológicos.

Muestreo geometalúrgico

El muestreo constituye un recurso esencial en las fases de la cadena de valor de la minería, desde la exploración hasta la producción y el cierre; en consecuencia, un muestreo geometalúrgico representativo junto a ensayos apropiados serán elementos claves para llevar a cabo una adecuada modelización predictiva (Dominy y Glass, 2025) y las muestras tomadas se clasifican de acuerdo a lo indicado en la Tabla 2.

TABLA 2
Tipos de muestras recolectadas para aplicaciones geometalúrgicas

Tipo de Muestra	Descripción
Compuesta o Muestras Compuestas Maestras para abordar ciertos procesos en fases iniciales	Toma en cuenta una mezcla de distintos especímenes (particularmente series de diferentes intersecciones de sondajes de perforación, en donde cada una corresponde a una muestra de variabilidad en su forma precompuesta), de una unidad específica o de distintos dominios
De Variabilidad	Corresponde a una muestra individual tomada a lo largo de un intervalo de perforación continuo en un lugar específico dentro de un dominio
Compuestas de Variabilidad	Formadas a partir de intervalos de muestra con mínima separación espacial. De tal manera, son compuestas, pero reflejan cierta variabilidad local de un dominio determinado

Dominy *et al.* (2018b); Dominy y Glass (2025)

Al aplicar geometalurgia es fundamental utilizar bases de datos geológicas para definir correlaciones entre ensayos metalúrgicos a nivel de laboratorio los cuales se distribuyen espacialmente como indicadores indirectos de los parámetros del proceso (Dominy y Glass, 2025). Por lo tanto, se deberá disponer de información geológica como la ilustrada a continuación, que representa al yacimiento de Canahuire el cual se ubica en el departamento de Moquegua al Sur del Perú y que es categorizado como tipo epitermal de sulfuración intermedia de Au - Cu - Ag (Baumgartner *et al.*, 2011, pp. 53-60). La Figura 6 muestra los siguientes dominios: en azul la mineralización de plata subeconómica, en naranja la mineralización de brecha de cobre y oro, en amarillo la mineralización de reemplazamiento de oro en caliza y en azul claro el oro estructuralmente controlado en caliza (Dominy *et al.*, 2018a).

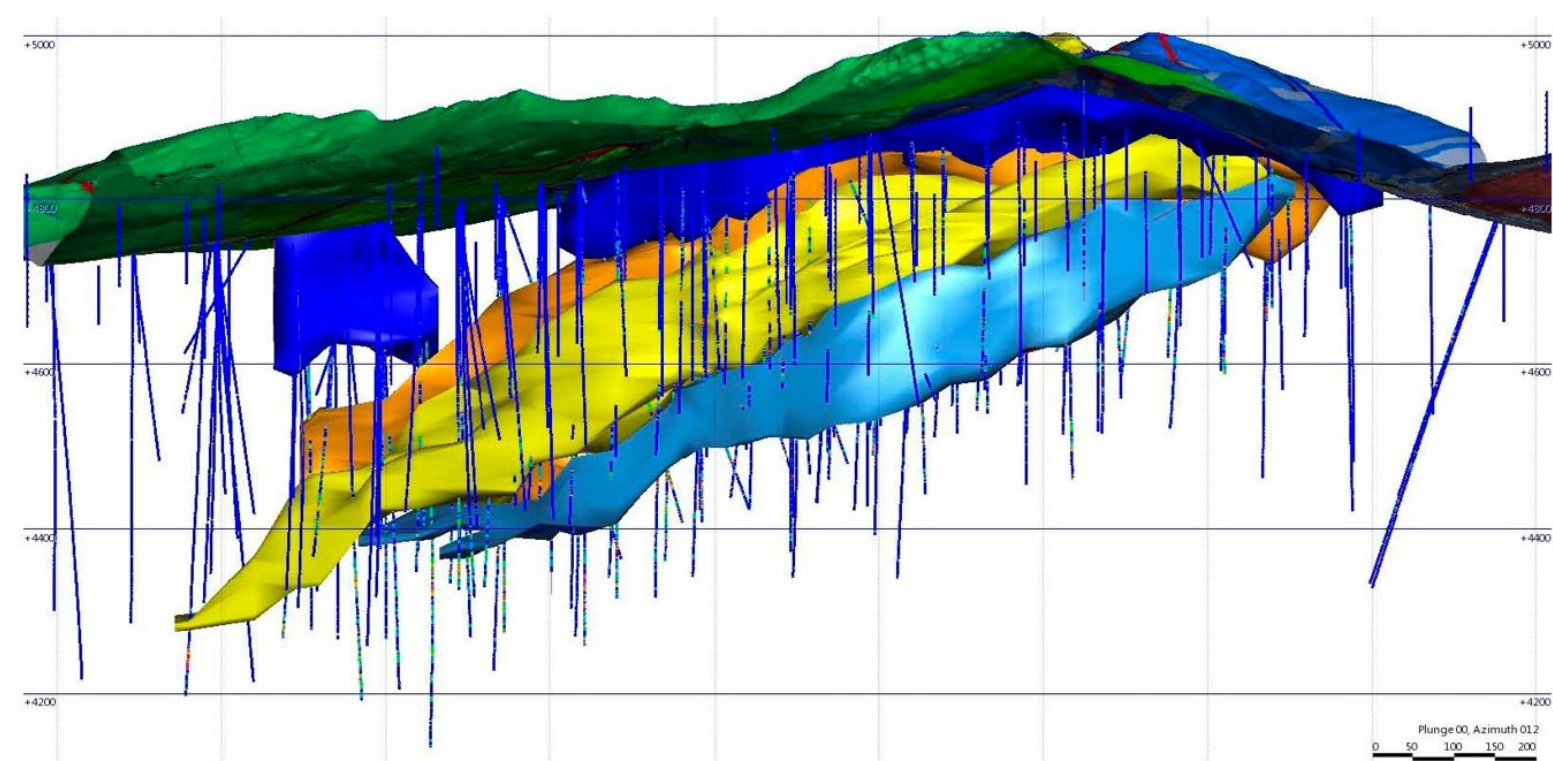


FIGURA 6
Modelamiento 3D del yacimiento Canahuire
Dominy *et al.* (2018a)

Luego se puede establecer una matriz (Ver Tabla 3 y Figura 8) que integra factores como litología, alteración y mineralización con la finalidad de definir dominios y su correspondiente muestreo.

TABLA 3
Matriz empleada para un muestreo geometalúrgico en el yacimiento Canahuire

Atributo Geológico	Dominio BX Au - Cu	Dominio CAL Au	Dominio SED Au	Dominio BXP Ag
Litología	BXP	CAL	CSC	BXP
	BXPS	-	SMC	-
	BXM	-	-	-
Alteración	ARG	SID fuerte	SID moderada	ARG
	SID moderada	SID moderada	-	-
Mineralización	Au bajo / Cu bajo	Au bajo / Cu bajo	Au bajo / Cu bajo	Au bajo / Cu bajo
	Au bajo / Cu alto	Au alto / Cu alto	Au bajo / Cu alto	Au bajo / Cu alto
	Au alto / Cu alto	Au alto / Cu bajo	Au alto / Cu alto	Au alto / Cu alto
	Au alto / Cu bajo	-	Au alto / Cu alto	Au alto / Cu bajo

Baumgartner *et al.* (2011)

BXP (brecha polimíctica “diatrema”), BXPS (brecha sedimentaria polimíctica), BXM (brecha monomíctica), CAL (caliza), CSC (areniscas calcáreas), SMC (lutitas y areniscas), ARG (argilización), SID (sideritización), Au (oro), Cu (cobre).

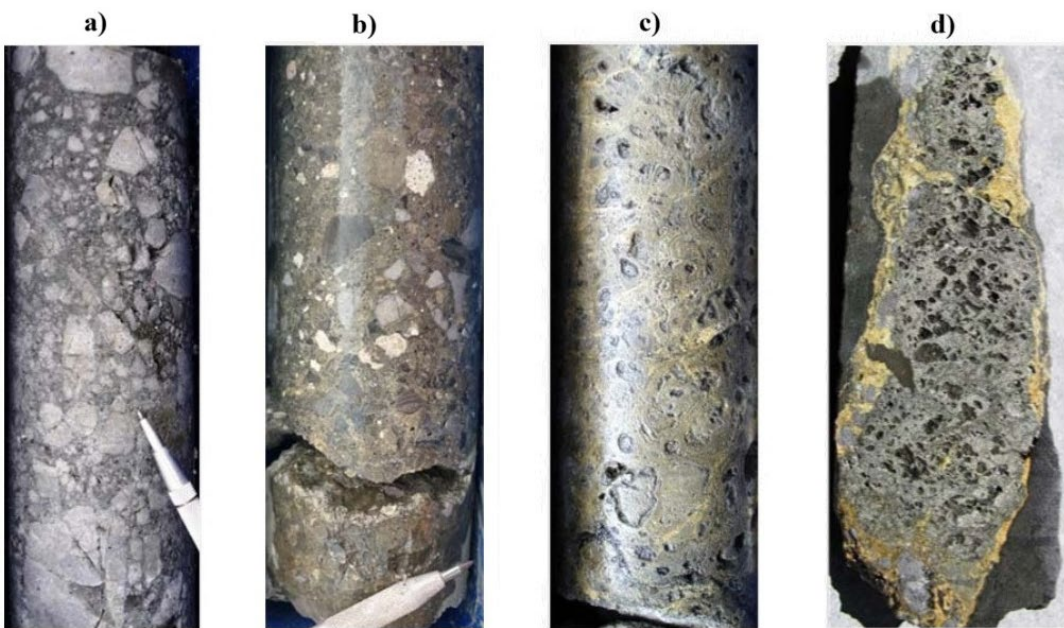


FIGURA 7
Muestras de testigos de mineralización del yacimiento Canahuire
Baumgartner *et al.* (2011)

En la Figura 7, a) y b) representan la mineralización alojada en brechas del complejo diatrema, que corresponden al Dominio BX Au - Cu y BXP Ag, respectivamente. c) representa la mineralización en caliza reemplazada, perteneciente al dominio CAL Au. d) Mineralización alojada en venillas correspondientes al dominio SED Au.

Con el objetivo de apreciar la variabilidad dentro de los dominios indicados en la Tabla 3 y refinarlos aún más para generar DGM's, Baumgartner *et al.* (2011) mencionan que se realizó un muestreo considerando la siguiente cantidad de especímenes: 25 en CAL Au , 19 para BX Au - Cu, 6 en SED Au y 1 para BXP Ag. En total las 51 muestras recolectadas fueron sometidas a estudios y procesos de extracción, seleccionando una longitud mínima de muestra de 10 m de medio núcleo HQ para elaborar ensayos de variabilidad metalúrgica, física y mineralógica (Baumgartner *et al.*, 2011, pp. 53-60).

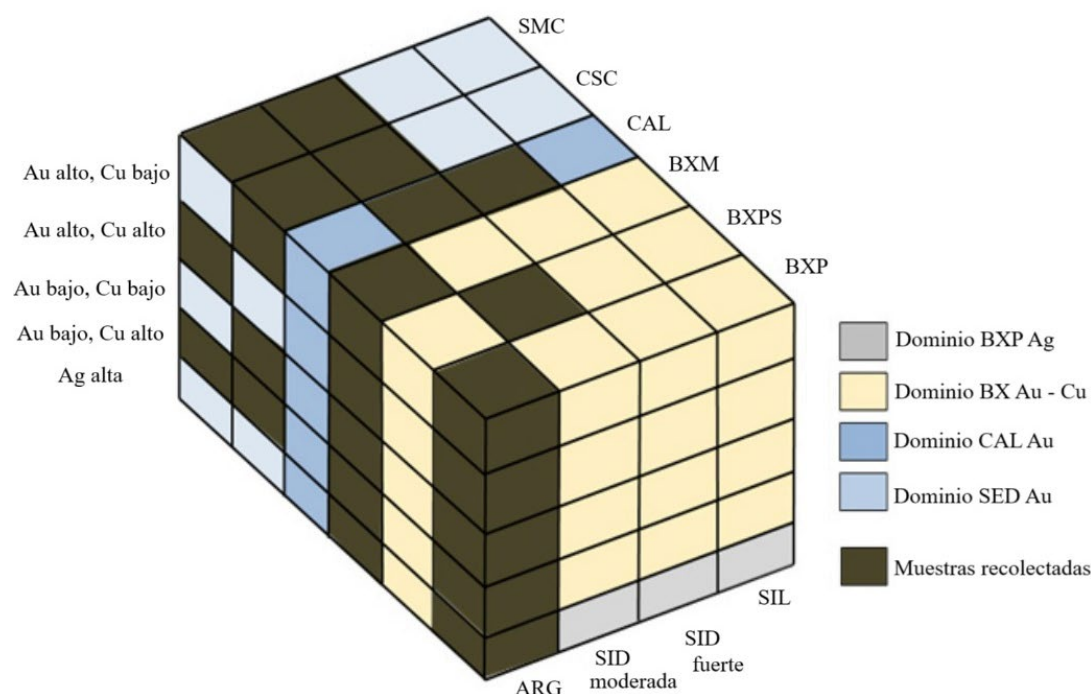


FIGURA 8

Matriz de muestreo que considera litología, alteración y mineralización en el yacimiento de Au - Cu - Ag de Canahuire

Baumgartner *et al.* (2011)

En la Figura 8, los dominios se detallan en colores, mientras que las muestras recolectadas para el estudio geometalúrgico se ilustran en marrón oscuro. Nótese que algunas de las 51 muestras están comprendidas dentro del cubo y, por lo tanto, no son visibles. Las partes que no se muestran indican que la combinación de las tres variables no existe o que las muestras no estaban disponibles.

Importancia de la mineralogía en el procesamiento

Los minerales frecuentemente están compuestos por una mezcla variable de mena y ganga, por tal motivo es necesario usar métodos físico - químicos para separarlos y así obtener un producto que sea comercializable. Para esto inicialmente en los bloques minerales se emplea perforación y voladura, luego estos son transportados a su procesamiento utilizando trituración, chancado y/o molienda para reducir aún más su tamaño. A continuación, se podrá considerar una ruta alternativa que consiste en lixiviación directa del material mineralizado triturado y/o molido, lo cual implicaría la aplicación de reactivos y/o bacterias en un medio acuoso, seguido de la extracción química de los metales de la solución resultante (Jia *et al.*, 2024). No obstante, también es posible aplicar otro tipo de procesos a las partículas, los cuales influyen sobre sus propiedades físicas y químicas para separar el mineral de interés económico de la ganga, resultando en uno o más minerales concentrados que contiene a la mena y por otra parte el relave (Li y Zhang, 2022, pp. 37-51). Posteriormente los concentrados se deshidratan y se transportan a pirometalurgia (Moosavi-Khoonsari y Tripathi, 2024) o hidrometalurgia (Binnemans y Jones, 2023, pp. 1-25) donde se dan transformaciones químicas necesarias para producir metales puros o algunas otras sustancias apropiadas para su uso industrial. Sin embargo, durante la extracción y beneficio podría influir la mineralogía tanto de la mena como de la ganga según lo especificado en la Tabla 4 y Figura 9.

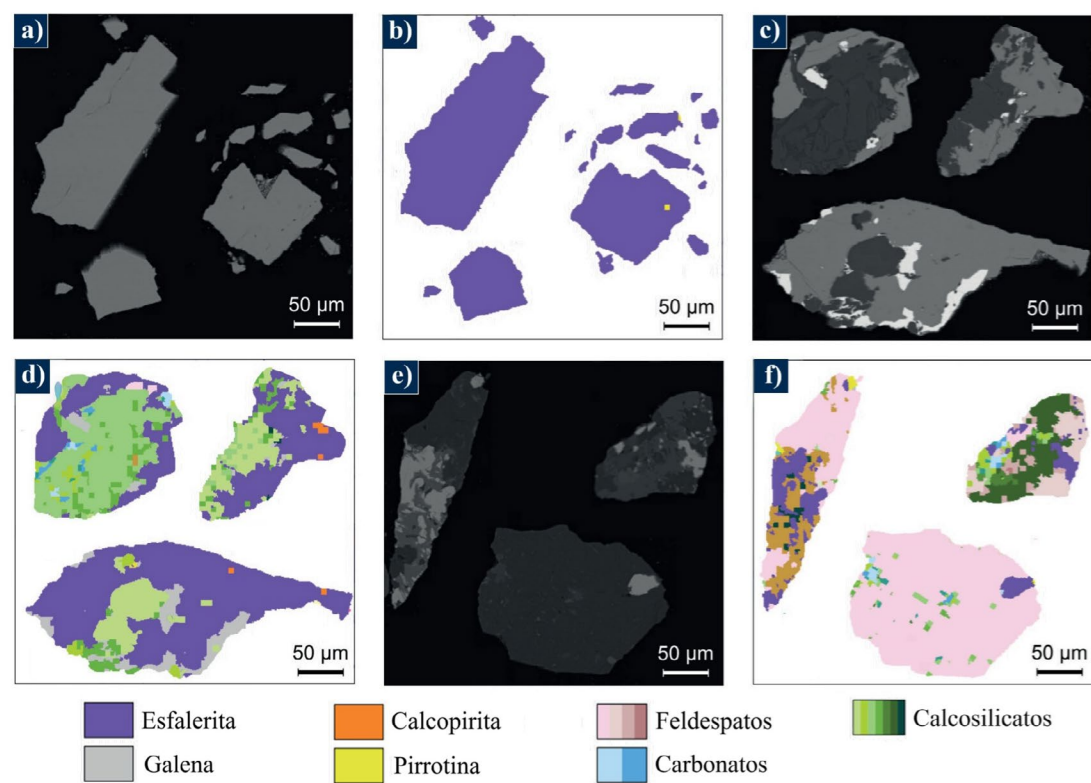


FIGURA 9

Imágenes de electrones retrodispersados (BSE) y mapas minerales en falso color correspondientes obtenidos mediante SEM

Frenzel *et al.* (2023)

En la Figura 9, se ilustran imágenes que muestran partículas resultantes de la trituración de un mineral skarn de Pb - Zn en Indonesia. a) y b) Partículas de esfalerita completamente liberadas y de fácil recuperación. c) y d) Partículas con buena liberación superficial de esfalerita, aunque presentan granos minerales de ganga bloqueados que pueden transportar impurezas al concentrado de zinc. e) y f) Partículas que contienen granos de esfalerita no liberados (bloqueados) dentro de minerales ganga, lo que puede provocar la pérdida de esfalerita / zinc en los relaves.

TABLA 4
Influencia de la mineralogía en el procesamiento

Propiedades y/o Características	Descripción
Dureza del mineral o su resistencia a la fragmentación	Es una función directa de la mineralogía modal (como por ejemplo el contenido de minerales competentes o duros como el cuarzo) y, la escala de intercrecimientos minerales, es decir, su textura. En consecuencia, estas propiedades influyen sobre el rendimiento y el consumo de energía
Naturaleza de los minerales mena y ganga	Determina qué tipo de procesos de separación son apropiados. Así pues, la separación magnética solo es razonable cuando existen minerales ferrosos o altamente paramagnéticos
Textura mineral	Particularmente la granulometría, determina el tamaño final de las partículas que deben molerse. En tal sentido, los minerales más finos deberán molerse hasta obtener tamaños de partícula más finos para obtener la liberación mineral, esto genera un mayor consumo de energía y gastos operativos. Al respecto, la Figura 9 ilustra algunas partículas de mineral con diversos grados de liberación resultante de la trituración
Asociaciones espaciales de distintos minerales	Esto da lugar a su coocurrencia o separación en diferentes partículas de mena, lo cual toma control de la recuperación y calidad del producto. De esta manera, si dos minerales coexisten en forma de intercrecimientos muy finos, será necesario recuperarlos en un único producto y separarlos en el tratamiento metalúrgico. Otra posibilidad es que se produzcan pérdidas sustanciales del material valioso si no se consideran estar intercalaciones

Frenzel et al. (2023)

Aplicación de geoestadística para predecir la recuperación metalúrgica

La recuperación metalúrgica “RM” considerada una variable no aditiva (Rodvalho et al., 2025) se puede determinar a través de la masa de metal en la alimentación “ w_f ” y masa de metal en el concentrado “ w_c ”, siendo ambos atributos aditivos (Garrido et al., 2019, pp. 68-76). Al respecto Adeli et al. (2021) elaboraron una investigación enfocada para la predicción de RM, cuyas características se indican a continuación:

Descripción del estudio para la predicción de RM en el depósito de Prominent Hill

Objetivo

Presentar técnicas mejoradas de modelados geoestadísticos y cokriging para predecir conjuntamente w_f , w_c , y, en consecuencia, la RM en el depósito de óxidos de hierro, cobre y oro (IOCG) de Prominent Hill. Considerando que w_f está disponible a partir de numerosos ensayos, mientras que w_c está disponible a partir de una cantidad limitada de pruebas de flotación por lotes a escala de laboratorio para minerales sulfurados de cobre, lo cual se conoce como muestreo heterotópico (Ver Figura 10).

Metodología

Se desarrolló el análisis de datos espaciales tomando en cuenta la descripción de sus estadísticas (Ver Tabla 6), modelización de la relación entre valores medios y modelado de la estructura de correlación espacial. Además, mediante la relación derivada entre valores medios y el modelamiento de covarianza ajustado, w_f y w_c fueron predichas de forma separada a través de dos variantes de kriging y también se predijeron de manera conjunta utilizando tres variantes de cokriging, siendo estas las presentadas en la Tabla 5.

TABLA 5
Variantes para la predicción de RM en el depósito de Prominent Hill

Variantes de kriging	Variantes de cokriging
Kriging simple (SK): usando el valor medio indicado en la Tabla 6 para w_f (es decir $m_f = 37,37$) y 0,854 veces este valor medio para w_c ($m_f = 31,91$)	Cokriging simple (SCK): utilizando los valores medios $m_f = 37,37$ y $m_c = 31,91$ para w_f y w_c , respectivamente Cokriging ordinario (OCK)
Kriging ordinario (OK)	Cokriging con medias relacionadas (CKMR) por $m_c = 0,852m_f$, siendo ambas medias desconocidas

Adeli et al. (2021)

Cada variante se aplicó para predecir la calificación promedio en una cuadrícula regular para 101 x 41 x 96 bloques de tamaño 10m x 10m x 10m, con discretización de bloque regular 5 x 5 x 2, lo cual significa que, cada bloque de 1000 m³ es discretizado en el equivalente a 50 especímenes de núcleo. Asimismo, se consideró un entorno móvil de hasta 32 muestras, es decir 4 por octante, para la selección de datos por kriging o cokriging.

Resultados

La validación cruzada de tipo “dejando uno fuera” indica que las predicciones por medio de SK y OK son inconsistentes, puesto que no reproducen la relación entre w_f y w_c ; además su relación predice de forma inexacta la RM de Cu, lo cual se explica por la mala predicción de w_c que no toma en cuenta todos los datos de la covariable w_f .

Discusión

OCK no puede predecir w_c y w_f cuando no se cumple el condicionante de imparcialidad de los pesos de la variable primaria (w_c) ya que no hay datos primarios en el vecindario; por lo tanto, solo fueron predichos los bloques situados cerca de las 52 pruebas de flotación y dado que estos especímenes corresponden a zonas de alta ley, los grados medios predichos para ambos atributos son muy altos y no representan a todo el yacimiento. Por otra parte, los resultados de SCK en esta investigación muestran un valor medio de 32.03 para w_f lo cual no es coherente con la media de entrada; la razón es que, pese a la abundante información, las muestras están distribuidas de manera desigual y se encuentran generalmente en áreas de minado subterráneo y a cielo abierto del yacimiento, por lo cual no representan la región cubierta por el modelo de bloques. En tanto que CKMR elude los inconvenientes antes indicados, debido a que la predicción puede elaborarse tan pronto como el vecindario móvil contiene un valor de datos, por ende, puede utilizarse en muestreos heterotópicos. Además, CKMR no requiere los valores medios de las variables primarias y secundarias, solamente necesita la relación entre estos valores medios, en consecuencia, evita que la predicción sea sesgada y adecuada al estudiar conjuntamente la masa de Cu en la alimentación y en el concentrado (Ver Figura 11).

Conclusiones

El modelamiento de la relación entre valores medios de variables primarias y secundarias permite reescalar las covarianzas experimentales para asegurar la consistencia del modelo; asimismo, al incorporar esta relación al sistema de cokriging evita inconvenientes de incoherencia y/o inexactitud que se producen con SCK y OCK. Finalmente, al cokrigear w_f y w_c , la RM se determina a partir de la relación entre ambas predicciones.

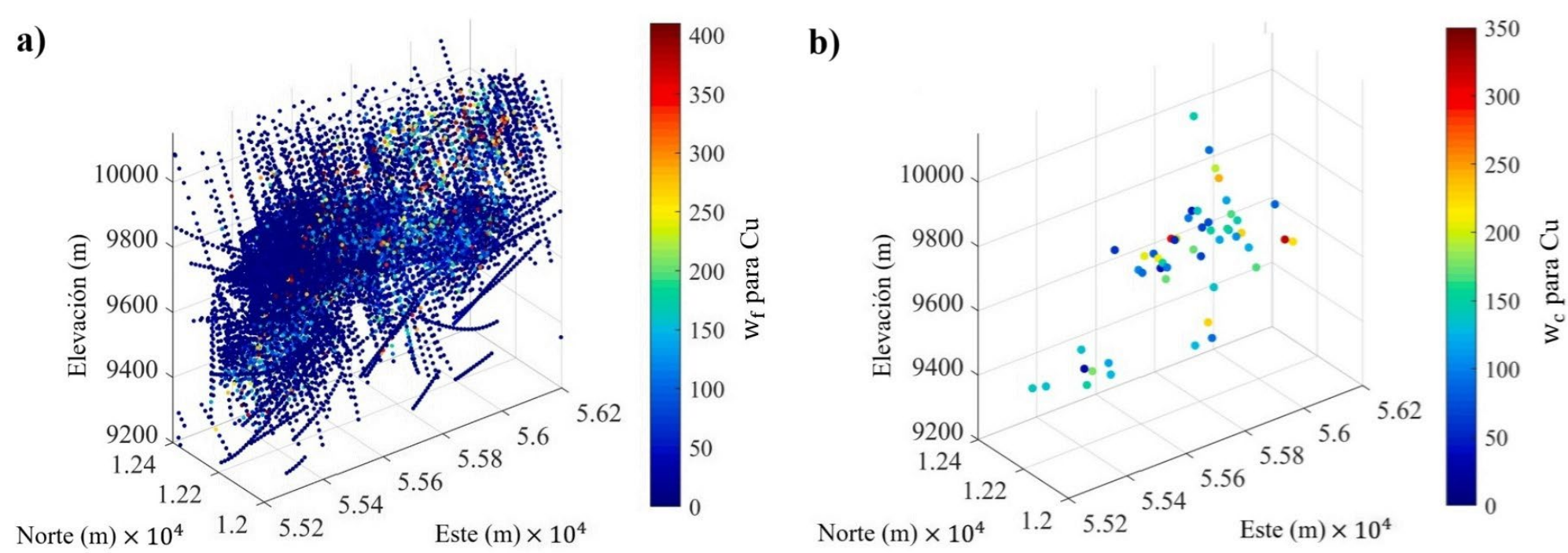


FIGURA 10
Visualización espacial de muestras para la investigación en el depósito
Adeli et al. (2021)

En la Figura 10, el apartado a) muestra la información de w_f (ley de Cu multiplicada por 100, ya que el peso del alimento es 100 gr). Para facilitar la lectura, se graficó el 10% de muestras. El apartado b) presenta los ensayos de flotación e información sobre w_c .

TABLA 6
Estadísticas de w_f y w_c

Variable	Número de Datos	Mínimo (gr x %)	Máximo (gr x %)	Media (gr x %)	Varianza (gr x %)²
w_f	282.359	0,00	2061,20	37,37	9442,62
w_c	52	35,80	322,10	137,47	3717,62

Adeli et al. (2021)

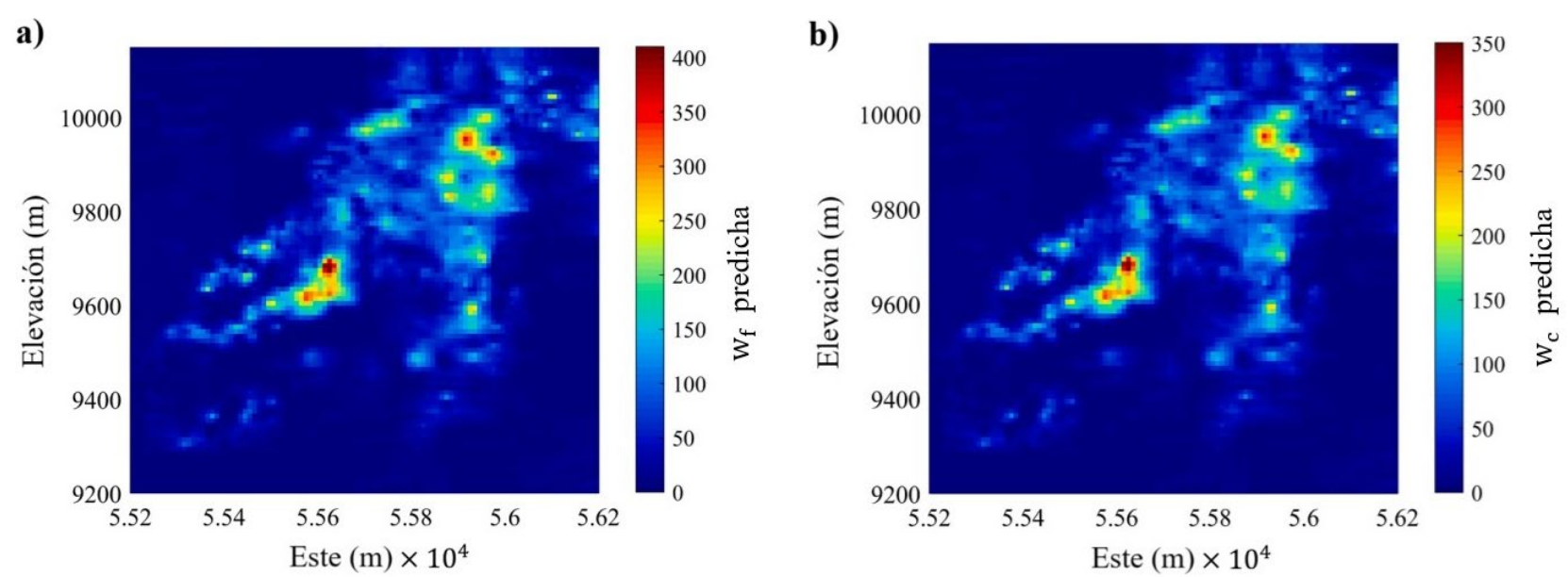


FIGURA 11

Mapas de predicción a través de cokriging de bloques con medias relacionadas en sección transversal (coordenada en Norte 12,200 m) a) w_f . b) w_c

Adeli et al. (2021)

Aprendizaje automático como medio para elaborar el modelamiento geometalúrgico

El uso de aprendizaje automático “AA” en el procesamiento mineral y metalurgia extractiva ofrece importantes ventajas, ya que contribuye a aumentar la predictibilidad y optimizar el rendimiento (Estay et al., 2023). En este contexto Mu y Salas (2023) desarrollaron un modelo geometalúrgico para un depósito de cobre con las especificaciones detalladas a continuación:

Características de la investigación para elaborar el modelo geometalúrgico en un depósito de cobre

Objetivo

Generar un modelamiento geometalúrgico mediante AA no supervisado, utilizando información disponible de un depósito de cobre en fase temprana, considerando variables geológicas, de procesamiento e intrínsecas conjuntamente a su evaluación económica.

Metodología

- 1) El estudio contó con 1.112 muestras correspondientes a perforaciones de un depósito de cobre, que incluyeron 29 atributos numéricos entre estos: ubicación espacial, leyes (%) de elementos, recuperación (%) de Cu, consumo de energía (Wi y SPI), mineralogía (% de minerales), alteración - ganga (%); y 3 atributos categóricos tales como: zona mineral, alteración y mineralización. El detalle de todas las muestras puede visualizarse en la investigación realizada por Mu y Salas (2023).
- 2) El conjunto de datos fue preacondicionado mediante una codificación one - hot para variables categóricas, limpieza de atributos dependientes con el algoritmo “Clean” del paquete Pybalu, lo cual coteja la dependencia entre atributos eligiendo de forma aleatoria una variable y eliminando aquellas con un coeficiente de correlación de Pearson superior a 0,99. Además, “Clean” verifica y suprime atributos con valores constantes; en consecuencia, fue eliminada la variable categórica geológica “Strong secondary ore”. También se normalizó a un rango entre 0 a 1 para evitar soluciones subóptimas debido a diferentes escalas en la data. Posteriormente se efectuó la reducción de la dimensionalidad “DR” del conjunto de datos considerando dos métodos: autocodificadores “AC” y análisis de componentes principales “PCA”. La justificación de aplicar DR es la siguiente: atributos “espaciales” denotan la localización tridimensional de las muestras; los atributos “otros grados” constituyen variables del proceso vinculadas con ingresos adicionales o penalizaciones; las variables “de proceso” son indicadores asociados al consumo de energía; y los atributos “mineralogía” son obtenidos a partir de ensayos de laboratorio que conservan relación con parámetros de proceso como la recuperación o consumo de ácido. Tómese en cuenta que en las muestras concernientes a leyes se tiene información de cobre total “CuT”, cobre soluble “CuS” y cobre en concentrado “CuCon”, las cuales junto a la recuperación de Cu no se incluyeron en ningún grupo de DR, ya que estas últimas variables tienen un impacto más significativo en la cadena de valor de la industria del Cu que los otros atributos. Por lo tanto, deberían tener el mismo peso que los demás grupos en el conjunto de entrada utilizado para el modelamiento geometalúrgico. Para seleccionar el mejor método de DR se utilizó como métrica el error cuadrático medio “MSE”, ante lo cual el Autocodificador (Ver Figura 12) tiene un óptimo desempeño para los grupos de atributos con dimensiones iniciales mayores.
- 3) Para elaborar el modelo se probaron cuatro métodos de agrupamiento siendo estos: clustering de k - medias, clustering jerárquico, mapas autoorganizados y DBSCAN. Para evaluar la calidad del método se emplearon los índices Silhouette “SI” y Calinski – Harabasz “CH”.
- 4) Al generar conjuntos de datos de entrada se tuvo dos posibilidades: usar directamente los datos después del preprocesamiento o utilizar la DR basada en AC. Los conjuntos de datos luego son aplicados para la agrupación y los resultados se comparan con SI y CH.
- 5) Fueron generados 6 conjuntos de datos, tomando en cuenta distintas combinaciones de grupos reducidos de atributos y variables sin DR. Además, para considerar los atributos espaciales se tuvo 3 opciones: incluir todas las coordenadas, con DR, y no contemplar variables espaciales. Finalmente, se obtuvieron 18 conjuntos de datos para el modelado y, por lo tanto, se sintetizaron cuatro modelos por conjunto de datos.
- 6) La evaluación económica cotejó dos casos: el primero (caso base) a través de un costo y rendimiento de planta promedio para todo el depósito; y el segundo que incluye costos y un rendimiento de planta variables en función del modelo geometalúrgico y de la secuencia de extracción. Para esto se estimó el Valor Actual Neto (VAN) del proyecto sin tomar en cuenta la inversión de capital.

- 7) La secuencia de extracción contempló algunos aspectos, entre estos la corrección de puntos atípicos, generación de modelo de bloques y su interpolación (utilizando la técnica geométrica Alpha shape; y Gradient Boosting, este último un método de regresión supervisado por aprendizaje automático).
- 8) Para determinar el valor del modelo de bloques se aplicó un modelo de simulación con la finalidad de que la secuencia de extracción utilice los parámetros detallados en la Tabla 7.

TABLA 7
Parámetros para determinar el valor del modelo de bloques

Parámetro	Valor
Precio del cobre (US\$ / lb)	3
Costo de minado (US\$ / t)	3 – 3,95
Tasa de descuento (%)	10
GAP (%) es un parámetro del solucionador Gurobi que indica la diferencia entre un objetivo acotado y un objetivo de solución establecido	0,4

Mu y Salas (2023)

- 9) Los parámetros de producción para el caso base y en cada DGM se detalla en la Tabla 8:

TABLA 8
Parámetros de producción para el caso base

DGM	$\overline{W_i}$ (kWh/t)	Energía (kWh/t)	Costo de Energía (US\$ / t)	Costo de Procesamiento (US\$ / t)	Ratio de Producción
1	13,31	17,73	1,67	6,41	1,09
2	14,22	18,48	1,74	6,68	0,97
3	15,66	19,66	1,85	7,11	0,88
Caso Base	14,15	18,42	1,73	6,67	1

Mu y Salas (2023)

Resultados

- 1) En términos de los índices SI y CH, el método de k - medias es óptimo. Asimismo, se aprecia que los mejores resultados de agrupamiento se tienen al no utilizar reducción de dimensionalidad ni incluyen atributos geológicos categóricos o parámetros espaciales; lo cual orienta que se puede sintetizar el modelamiento geometalúrgico a partir de variables numéricas.
- 2) En la Figura 13a se ilustra el modelo geometalúrgico, en el cual cada conglomerado se representa como un dominio geometalúrgico (DGM). Al respecto se observa que cada DGM es independiente y tiene continuidad, pese a que el conjunto de entrada no contenía ninguna variable espacial.
- 3) El comportamiento de los atributos relevantes en los DGM's se muestra en las Figuras 13b a 13e a través de los diagramas de caja y bigotes. Para W_i los DGM's son independientes, por otra parte, para CuCon la diferencia entre DGM 1 Y DGM 2 es mínima; además, se observa la misma diferencia mínima para los DGM's 2 y 3 en términos de SPI y As.
- 4) Los límites seleccionados para el modelo de bloques fueron los detallados en la Tabla 9:

TABLA 9
Límites seleccionados para el modelo de bloques

Ejes	Valores	
	Mínimo	Máximo
Este	2800	3800
Norte	2500	5200
Elevación	2000	2300

Mu y Salas (2023)

Obteniendo el modelo de la Figura 14.

Discusión

A través de la simulación realizada para el caso base se tiene un VAN de 3746 millones de US\$, mientras que, para el caso geometalúrgico el valor del VAN es 3903 millones de US\$, es decir, un 4% superior. Esto demuestra el impacto de utilizar el modelo geometalúrgico generado a través de un algoritmo de aprendizaje automático.

Conclusiones

Los atributos geológicos no aportan a mejores resultados de asociación y considerando los índices SI y CH, el método de k - medias es el mejor para el agrupamiento. También se establece que los atributos espaciales no son influyentes en la definición de clústeres. Además, se corrobora que el modelo geometalúrgico impacta considerablemente en la valoración económica del depósito mineral.

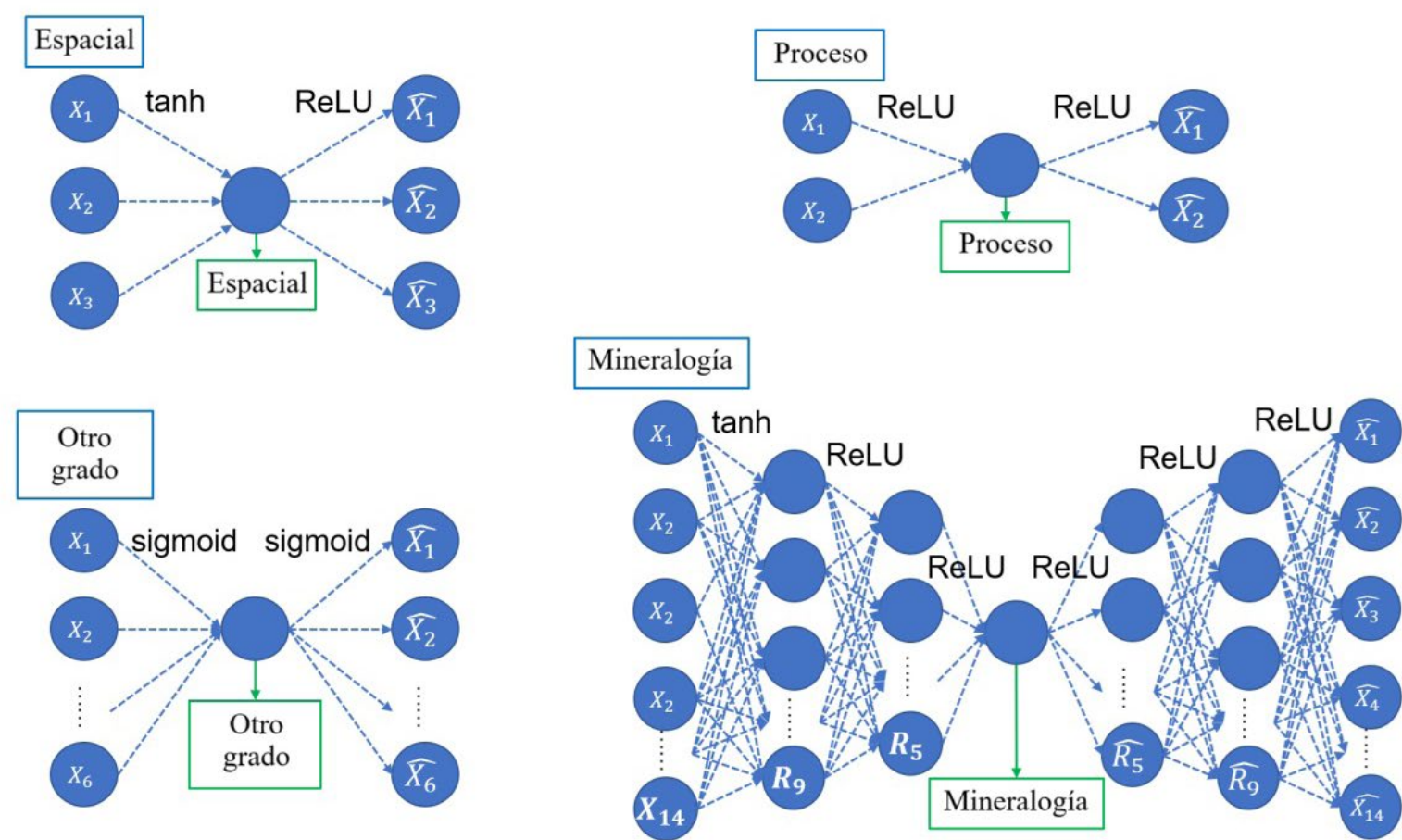


FIGURA 12
Arquitectura de AC empleada para especial, otro grado, mineralogía y proceso
Mu y Salas (2023)

Nótese en la Figura 12, que los autocodificadores pueden tener algunas capas con funciones de activación arbitrarias, siendo mayormente aplicadas la función sigmoidea (sigmoid), la unidad lineal rectificada (ReLU) y la tangente hiperbólica (tanh).

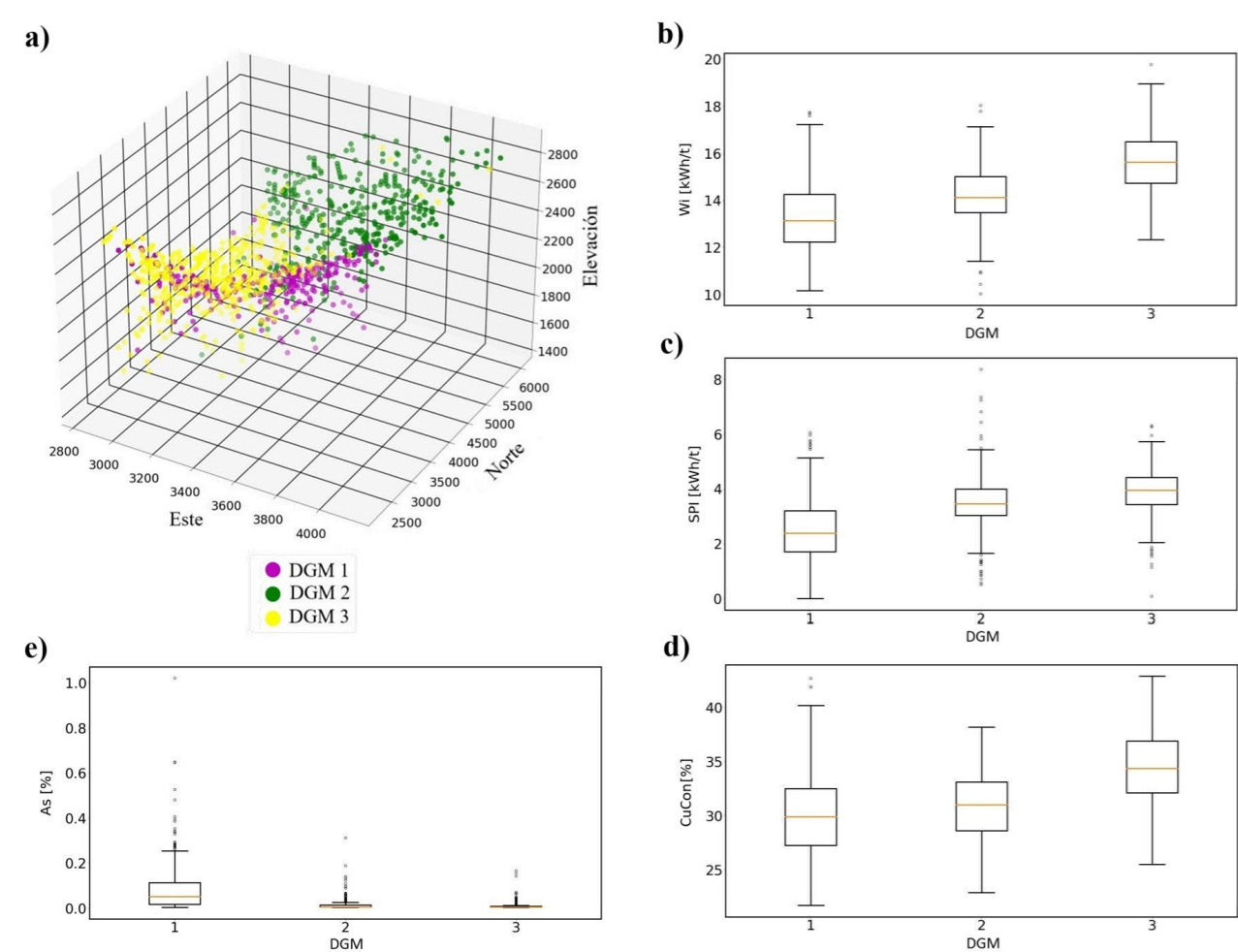


FIGURA 13
Distribución espacial de agrupaciones y diagramas de caja y bigotes
Mu y Salas (2023)
a) dominios geometalúrgicos, b) variable Wi, c) atributo SPI, d) caso CuCon y e) variable As.

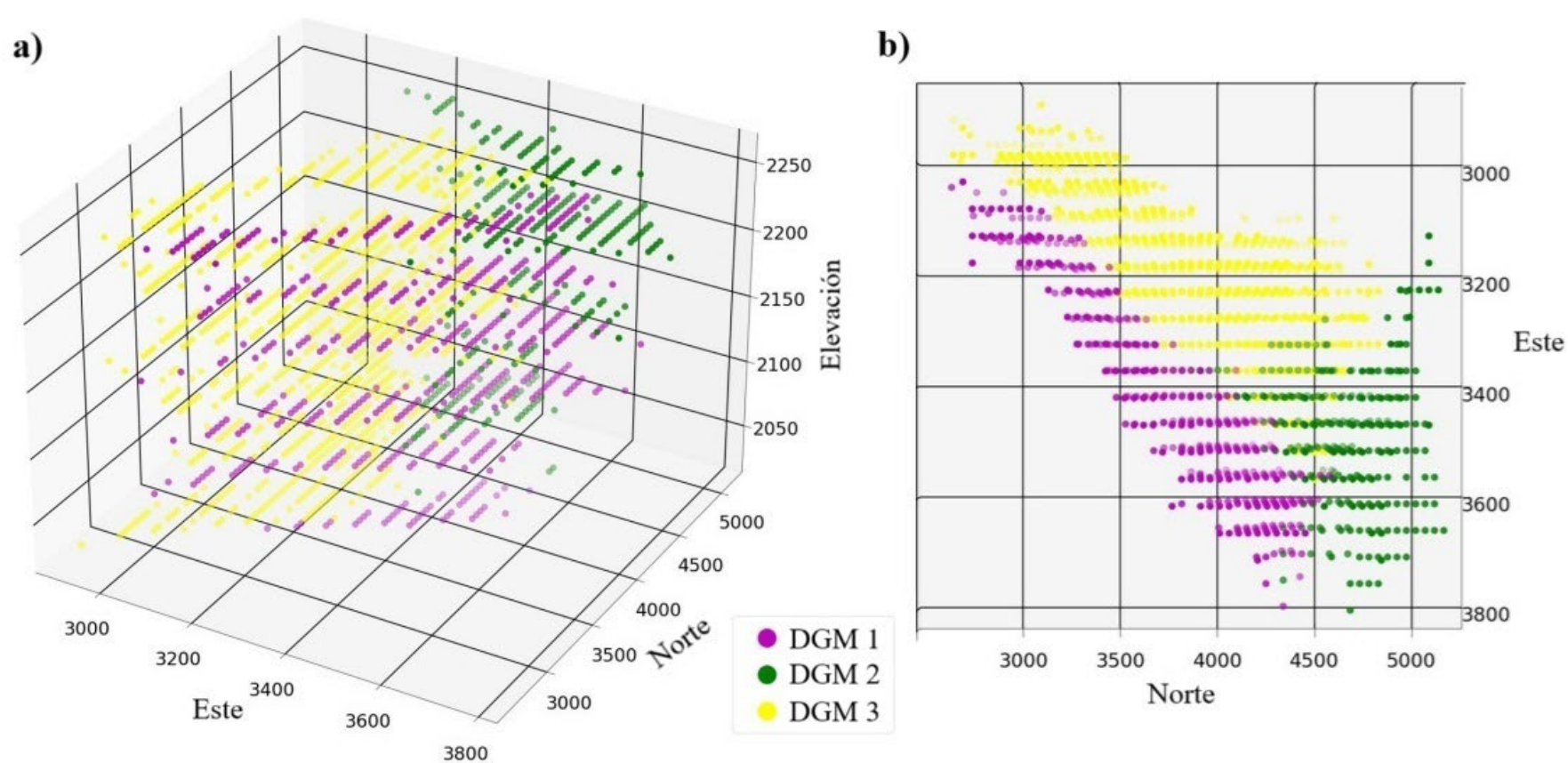


FIGURA 14

Visualización del modelo de bloques ajustado en la evaluación económica a) 3D. b) 2D

Mu y Salas (2023)

CONCLUSIONES

La geometalurgia aplicada a la industria minera proporciona múltiples beneficios, como por ejemplo un mejor aprovechamiento del recurso, mayor flexibilidad en la introducción de innovadoras soluciones tecnológicas, disminuir la incertidumbre en etapas iniciales del proyecto y la optimización económica de toda la operación. Por consiguiente, al utilizar adecuadamente este novedoso enfoque multidisciplinario se tendrá una mayor previsibilidad y de este modo consistencia en el rendimiento y tratamiento, al brindar puntos de referencia para los diversos tipos de minerales presentes en cada yacimiento.

El procesamiento de menas depende en gran medida de factores mineralógicos que incluyen tamaño de partículas, asociación e influencia de minerales ganga. En consecuencia, a través de las técnicas mineralógicas es posible identificar especies, composición química de muestras, análisis cuantitativo, generación de mapas e imágenes de alta resolución de minerales que podrían interferir o perjudicar en el tratamiento metalúrgico desde fases tempranas como la exploración de yacimientos, lo cual hace viable prever el método adecuado para el beneficio de la mena. Por lo tanto, bajo este enfoque se optimizarán los planes de recuperación y el procesamiento mineral.

El uso de cokriging como herramienta geoestadística es apropiado cuando se puede acceder con mayor facilidad a las variables predictoras o el costo de su muestreo es menor con respecto al atributo objetivo, como por ejemplo ensayos de ley mineral en comparación a pruebas geometalúrgicas (conminución, flotación, lixiviación) considerando, además, que deberá existir fuerte correlación entre los atributos independientes y el que se busca predecir. Particularmente a través del cokriging con medias relacionadas se puede predecir conjuntamente atributos aditivos como la masa de Cu en la alimentación y en el concentrado, el cual permite el modelamiento de la recuperación de Cu que es una variable no aditiva en cualquier soporte volumétrico objetivo.

Mediante la aplicación del modelamiento geometalúrgico y aprendizaje automático se puede obtener un valor actual neto más realista del proyecto optimizando bajo esta perspectiva el valor del yacimiento, en comparación a un plan de minado basado solamente en valores medios y que no toman en cuenta variables que impactan en su valorización económica. De esta forma al emplear geometalurgia se genera un modelo espacial de atributos que permitirá manejar la operación de manera más eficiente, el cual es útil para apoyar el planeamiento, mejorar los procesos metalúrgicos y generar una adecuada comprensión del recurso mineral.

Agradecimientos

Al Vicerrectorado de Investigación y Posgrado (VRIP) de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos (UNMSM), por el apoyo brindado al Proyecto de Investigación con Código C24163001, para la publicación académica del presente artículo científico.

Contribuciones de los autores

Nelson Jesus Ramos Armijos: conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, metodología, administración del proyecto, recursos, software, supervisión, validación, visualización, redacción borrador – original, redacción – revisión y edición.

Marilú Calderón-Celis: conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, administración del proyecto, recursos, supervisión, redacción – revisión y edición.

Cesión de derechos y declaración de conflicto de intereses

La revista FIGEMPA: Investigación y Desarrollo conserva los derechos patrimoniales (copyright) de la obra publicada, al mismo tiempo que promueve y permite su reutilización. La obra se publica en edición electrónica bajo la licencia Creative Commons CC-BY 4.0, que permite a los usuarios compartir, copiar y redistribuir el contenido, siempre que se dé el debido reconocimiento a los autores. (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.es_ES).

Los autores declaran haber respetado los principios éticos de investigación y estar libre de cualquier conflicto de intereses.

REFERENCIAS

- Aasly, K. (2024) "Process mineralogy of unconventional mineral deposits examples of applications and challenges", *Minerals Engineering*, 209. Doi: 10.1016/j.mineng.2024.108649
- Abedini, A., Calagari, A.A. y Khosravi, M. (2025) "The Trace Element Geochemistry of the Vali-Janlou Kaolin Deposit, Urmia-Dokhtar Magmatic Belt, Central-Northern Iran", *Geosciences*, 15(2), pp. 58-74. Doi: 10.3390/geosciences15020058
- Abildin, Y. et al. (2023) "Geometallurgical Responses on Lithological Domains Modelled by a Hybrid Domaining Framework", *Minerals*, 13(7). Doi: 10.3390/min13070918
- Addo, E. et al. (2019) "Prediction of copper recovery from geometallurgical data using D-vine copulas", *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 119(4), pp. 339-346. Doi: 10.17159/2411-9717/319/2019
- Adeli, A. et al. (2021) "Using cokriging to predict metal recovery accounting for non-additivity and preferential sampling designs", *Minerals Engineering*, 170. Doi: 10.1016/j.mineng.2021.106923
- Altinkaya, P. et al. (2020) "Leaching and recovery of gold from ore in cyanide-free glycine media", *Minerals Engineering*, 158. Doi: 10.1016/j.mineng.2020.106610
- Alves Campos, P.H. et al. (2024) "Short-Term Schedule Optimization with Nonlinear Blending Models for Improved Metallurgical Recovery in Mining", *Mining, Metallurgy and Exploration*, 41(4), pp. 1629-1643. Doi: 10.1007/s42461-024-00986-4
- Aras, A., Özşen, H. y Dursun, A.E. (2020) "Using Artificial Neural Networks for the Prediction of Bond Work Index from Rock Mechanics Properties", *Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review*, 41(3), pp. 145-152. Doi: 10.1080/08827508.2019.1575216
- Auguścik-Górajek, J. et al. (2021) "Problems of estimating the resources of accompanying elements: A case study from the cu-ag rudna deposit (Legnica-Głogów Copper district, Poland)", *Minerals*, 11(12). Doi: 10.3390/min11121431
- Avalos, S., Kracht, W. y Ortiz, J.M. (2020) "An LSTM approach for SAG Mill Operational Relative-Hardness Prediction", *Minerals*, 10(9). Doi: 10.3390/min10090734
- Ayedzi, L.D. et al. (2024) "Characterization of a Nickel Sulfide Concentrate and Its Implications on Pentlandite Beneficiation", *Minerals*, 14(4). Doi: 10.3390/min14040414
- Azarafza, M., Hajjalilue Bonab, M. and Derakhshani, R. (2022) "A Deep Learning Method for the Prediction of the Index Mechanical Properties and Strength Parameters of Marlstone", *Materials*, 15(19). Doi: 10.3390/ma15196899
- Badakhshan, N. et al. (2024) "Optimization of transition from open-pit to underground mining considering environmental costs", *Resources Policy*, 95. Doi: 10.1016/j.resourpol.2024.105178
- Baumgartner, R. et al. (2011) "Building a Geometallurgical Model for Early-Stage Project Development – A Case Study from the Canahuire Epithermal Au-Cu-Ag Deposit, Southern Peru", *First AusIMM International Geometallurgy Conference (GeoMet) 2011*. Brisbane, pp. 53-60. Disponible en: <https://www.ausimm.com/publications/conference-proceedings/first-ausimm-international-geometallurgy-conference-geomet-2011/building-a-geometallurgical-model-for-early-stage-project-development--a-case-study-from-the-canahuire-epithermal-au-cu-ag-deposit-southern-peru/>
- Beaumont, C. and Musingwini, C. (2019) "Application of geometallurgical modelling to mine planning in a copper-gold mining operation for improving ore quality and mineral processing efficiency", *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 119(3), pp. 243-252. Doi: 10.17159/2411-9717/2019/v119n3a3
- Behnamfard, A., Namaei Roudi, D. and Veglio, F. (2020) "The performance improvement of a full-scale autogenous mill by setting the feed ore properties", *Journal of Cleaner Production*, 271. Doi: 10.1016/j.jclepro.2020.122554
- Beland Lindahl, K. et al. (2023) "Factors affecting local attitudes to mineral exploration: What's within the company's control?", *Resources Policy*, 84. Doi: 10.1016/j.resourpol.2023.103715
- Benavente, O. et al. (2019) "Copper extraction from black copper ores through modification of the solution potential in the irrigation solution", *Metals*, 9(12). Doi: 10.3390/met9121339
- Bhuiyan, M., Esmaili, K. y Ordóñez Calderón, J.C. (2022) "Evaluation of rock characterization tests as geometallurgical predictors of bond work index at the Tasiast Mine, Mauritania", *Minerals Engineering*, 175. Doi: 10.1016/j.mineng.2021.107293
- Binnemans, K. and Jones, P.T. (2023) "The Twelve Principles of Circular Hydrometallurgy", *Journal of Sustainable Metallurgy*, 9, pp. 1-25. Doi: 10.1007/s40831-022-00636-3
- Both, C. and Dimitrakopoulos, R. (2021) "Applied machine learning for geometallurgical throughput prediction—a case study using production data at the tropicana gold mining complex", *Minerals*, 11(11). Doi: 10.3390/min11111257
- Burns, N. et al. (2019) *Technical Report - Salobo III Expansion*. Pará State, Brazil: Wheaton Precious Metals. Disponible en: <https://minedocs.com/21/Salobo-TR-12312019.pdf>

- Butcher, A.R. *et al.* (2023) "Characterisation of Ore Properties for Geometallurgy", *Elements*, 19(6), pp. 352-358. Doi: 10.2138/gselements.19.6.352
- Carillo Rosúa, J. *et al.* (2021) "Application of the mineralogy and mineral chemistry of carbonates as a genetic tool in the hydrothermal environment", *Minerals*, 11(8). Doi: 10.3390/min11080822
- Cilek, E.C. y Uysal, K. (2018) "Froth stabilisation using nanoparticles in mineral flotation", *Physicochemical Problems of Mineral Processing*, 54(3), pp. 878-889. Disponible en: <https://www.journalssystem.com/ppmp/pdf-85719-26410?filename=Froth+stabilisation+using.pdf>
- Coward, S. *et al.* (2009) "The Primary-Response Framework for Geometallurgical Variables", *Seventh International Mining Geology Conference 2009*. Perth, pp. 109-113. Disponible en: <https://www.ausimm.com/publications/conference-proceedings/seventh-international-mining-geology-conference-2009/the-primary-response-framework-for-geometallurgical-variables/>
- Crespo, J. *et al.* (2024) "Characteristics and evolution of quartz-calcite-sulfide veins in the Nazca-Ocoña belt, Peru", *Ore Geology Reviews*, 165. Doi: 10.1016/j.oregeorev.2024.105895
- De Castro, B. *et al.* (2022) "Automated mineralogical characterization using optical microscopy: Review and recommendations", *Minerals Engineering*, 189. Doi: 10.1016/j.mineng.2022.107896
- Dehaine, Q. *et al.* (2021) "Geometallurgy of cobalt ores: A review", *Minerals Engineering*, 160. Doi: 10.1016/j.mineng.2020.106656
- Dominy, S. C., O'Connor, L., Parbhakar-Fox, A., Glass, H. J., y Purevgerel, S. (2018a) "Geometallurgy - A route to more resilient mine operations", *Minerals*, 8(12). Doi: 10.3390/min8120560
- Dominy, S. C., O'Connor, L., Glass, H. J., Purevgerel, S., y Xie, Y. (2018b) "Towards representative metallurgical sampling and gold recovery testwork programmes", *Minerals*, 8(5). Doi: 10.3390/min8050193
- Dominy, S.C. and Glass, H.J. (2025) "Geometallurgical Sampling and Testwork for Gold Mineralisation: General Considerations and a Case Study", *Minerals*, 15(4). Doi: 10.3390/min15040370
- Egaña, Á.F. *et al.* (2020) "A robust stochastic approach to mineral hyperspectral analysis for geometallurgy", *Minerals*, 10(12). Doi: 10.3390/min10121139
- Ellefmo, S.L. *et al.* (2019) "Geometallurgical concepts used in industrial mineral production", *Economic Geology*, 114(8), pp. 1543-1554. Doi: 10.5382/econgeo.4685
- Estay, H. *et al.* (2023) "On the Challenges of Applying Machine Learning in Mineral Processing and Extractive Metallurgy", *Minerals*, 13(6). Doi: 10.3390/min13060788
- Faramarzi, F. *et al.* (2020) "The extended drop weight testing approach - What it reveals", *Minerals Engineering*, 157. Doi: 10.1016/j.mineng.2020.106550
- Frenzel, M. *et al.* (2023) "Geometallurgy: Present and Future", *Elements*, 19(6), pp. 345-351. Doi: 10.2138/gselements.19.6.345
- Garrido, M. *et al.* (2019) "Change of support using non-additive variables with Gibbs Sampler: Application to metallurgical recovery of sulphide ores", *Computers and Geosciences*, 122, pp. 68-76. Doi: 10.1016/j.cageo.2018.10.002
- Garrido, M. *et al.* (2020) "Simulation of Synthetic Exploration and Geometallurgical Database of Porphyry Copper Deposits for Educational Purposes", *Natural Resources Research*, 29(6), pp. 3527-3545. Doi: 10.1007/s11053-020-09692-6
- Gaudin, A. (1932) *Principles of Mineral Dressing*. New York: McGraw-Hill Book Company. Disponible en: <https://archive.org/details/principlesofmine0000amga/page/n7/mode/2up>
- Gholami, A. *et al.* (2022) "A hybrid geometallurgical study using coupled Historical Data (HD) and Deep Learning (DL) techniques on a copper ore mine", *Physicochemical Problems of Mineral Processing*, 58(3). Doi: 10.37190/ppmp/147841
- Gholami, A., Tokac, B. and Zhang, Q. (2024) "Knowledge synthesis on the mine life cycle and the mining value chain to address climate change", *Resources Policy*, 95. Doi: 10.1016/j.resourpol.2024.105183
- Gontijo, F. *et al.* (2023) "Recursive Feature Elimination and Neural Networks Applied to the Forecast of Mass and Metallurgical Recoveries in A Brazilian Phosphate Mine", *Minerals*, 13(6). Doi: 10.3390/min13060748
- Gontijo, F. *et al.* (2025) "A workflow to create geometallurgical clusters without looking directly at geometallurgical variables", *Minerals Engineering*, 222. Doi: 10.1016/j.mineng.2024.109171
- Guimarães Bergerman, M. *et al.* (2023) "Development of a simplified test for the determination of the Bond Ball Mill Work Index using a modified Hardgrove test", *Minerals Engineering*, 203. Doi: 10.1016/j.mineng.2023.108359
- Guntoro, P.I., Ghorbani, Y. and Rosenkranz, J. (2021) "3D Ore Characterization as a Paradigm Shift for Process Design and Simulation in Mineral Processing", *BHM Berg- und Hüttenmännische Monatshefte*, 166(8), pp. 384-389. Doi: 10.1007/s00501-021-01135-w
- Hamraoui, L. *et al.* (2024) "Towards a Circular Economy in the Mining Industry: Possible Solutions for Water Recovery through Advanced Mineral Tailings Dewatering", *Minerals*, 14(3). Doi: 10.3390/min14030319

- Hernández, H. *et al.* (2024) "Metallurgical Copper Recovery Prediction Using Conditional Quantile Regression Based on a Copula Model", *Minerals*, 14(7). Doi: 10.3390/min14070691
- Hoffmann, J. *et al.* (2022) "Modeling Geospatial Uncertainty of Geometallurgical Variables with Bayesian Models and Hilbert-Kriging", *Mathematical Geosciences*, 54(7), pp. 1227-1253. Doi: 10.1007/s11004-022-10013-1
- Hornn, V. *et al.* (2020) "Agglomeration-flotation of finely ground chalcopyrite using emulsified oil stabilized by emulsifiers: Implications for porphyry copper ore flotation", *Metals*, 10(7). Doi: 10.3390/met10070912
- Iglesias-Martínez, M. *et al.* (2024) "Exploration and mining of lateritic gold (Part II): Resource estimation, geometallurgy and environmental considerations", *Ore Geology Reviews*, 172. Doi: 10.1016/j.oregeorev.2024.106207
- Jafarpour, A. and Khatami, S. (2021) "Analysis of Environmental Costs' Effect in Green Mining Strategy Using a System Dynamics Approach: A Case Study", *Mathematical Problems in Engineering*, 2021. Doi: 10.1155/2021/4893776
- Jia, Y. *et al.* (2024) "Multi-Scale and Trans-Disciplinary Research and Technology Developments of Heap Bioleaching", *Minerals*, 14(8). Doi: 10.3390/min14080808
- Kabemba, A.M., Mutombo, K. and Waters, K.E. (2025) "Towards a Dynamic Optimisation of Comminution Circuit Under Geological Uncertainties", *Processes*, 13(2). Doi: 10.3390/pr13020443
- Karimov, K. *et al.* (2024) "Purification of Copper Concentrate from Arsenic under Autoclave Conditions", *Metals*, 14(2). Doi: 10.3390/met14020150
- Käyhkö, T. *et al.* (2022) "Validation of predictive flotation models in blended ores for concentrator process design", *Minerals Engineering*, 185. Doi: 10.1016/j.mineng.2022.107685
- Khorram, F., Asghari, O. and Memarian, H. (2020) "Geometallurgical resource estimation using a modified geostatistical approach; a case study of Sungun porphyry copper deposit, Iran", *Arabian Journal of Geosciences*, 13(12). Doi: 10.1007/s12517-020-05327-5
- Kim, S. *et al.* (2020) "Laboratory testing of scheelite flotation from raw ore in sangdong mine for process development", *Minerals*, 10(11). Doi: 10.3390/min10110971
- Koch, P.H. and Rosenkranz, J. (2020) "Sequential decision-making in mining and processing based on geometallurgical inputs", *Minerals Engineering*, 149. Doi: 10.1016/j.mineng.2020.106262
- Konieczna-Fuławka, M. *et al.* (2023) "Challenges Related to the Transformation of Post-Mining Underground Workings into Underground Laboratories", *Sustainability*, 15(13). Doi: 10.3390/su151310274
- Lai, J. *et al.* (2024) "A study on the correlation between fractal dimension and particle breakage for tungsten ores under impact crushing", *Minerals Engineering*, 218. Doi: 10.1016/j.mineng.2024.108980
- Larrabure, G. *et al.* (2024) "A review on strategies to assess the spatiotemporal heterogeneity of column leaching experiments for heap leaching upscaling", *Minerals Engineering*, 216. Doi: 10.1016/j.mineng.2024.108892
- Li, C. and Zhang, H. (2022) "Surface nanobubbles and their roles in flotation of fine particles - A review", *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, 106, pp. 37-51. Doi: 10.1016/j.jiec.2021.11.009
- Li, J. *et al.* (2023) "Investigation into Mining Economic Evaluation Approaches Based on the Rosenblueth Point Estimate Method", *Applied Sciences*, 13(15). Doi: 10.3390/app13159011
- Li, S., Wang, Y. and Xie, X. (2021) "Prediction of uniaxial compression strength of limestone based on the point load strength and svm model", *Minerals*, 11(12). Doi: 10.3390/min11121387
- Lindi, O.T. *et al.* (2024) "Uncertainty Quantification in Mineral Resource Estimation", *Natural Resources Research*, 33(6), pp. 2503-2526. Doi: 10.1007/s11053-024-10394-6
- Lishchuk, V., Lund, C. and Ghorbani, Y. (2019) "Evaluation and comparison of different machine-learning methods to integrate sparse process data into a spatial model in geometallurgy", *Minerals Engineering*, 134, pp. 156-165. Doi: 10.1016/j.mineng.2019.01.032
- Lishchuk, V. and Pettersson, M. (2021) "The mechanisms of decision-making when applying geometallurgical approach to the mining industry", *Mineral Economics*, 34(1), pp. 71-80. Doi: 10.1007/s13563-020-00220-9
- Liu, Y. and Wen, S. (2023) "Characteristics of Gold Minerals in Gold Concentrate with a High Copper Content and Effective Gold Recovery via Flotation and Ammonia Pretreatment-Cyanidation Leaching", *Minerals*, 13(8). Doi: 10.3390/min13081088
- Ma, Y. *et al.* (2022) "Flotation separation mechanism for secondary copper sulfide minerals and pyrite using novel collector ethyl isobutyl xanthogenic acetate", *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, 634. Doi: 10.1016/j.colsurfa.2021.128010
- Madenova, Y. and Madani, N. (2021) "Application of Gaussian Mixture Model and Geostatistical Co-simulation for Resource Modeling of Geometallurgical Variables", *Natural Resources Research*, 30(2), pp. 1199-1228. Doi: 10.1007/s11053-020-09802-4
- Maleki, M. *et al.* (2020) "Stochastic open-pit mine production scheduling: A case study of an iron deposit", *Minerals*, 10(7). Doi: 10.3390/min10070585

- Maniteja, M. *et al.* (2025) "Advancing Iron Ore Grade Estimation: A Comparative Study of Machine Learning and Ordinary Kriging", *Minerals*, 15(2). Doi: 10.3390/min15020131
- McQuiston, F.W. and Bechaud, L.J. (1968) *Metallurgical sampling and testing*. New York: American Institute of Mining, Metallurgical and Petroleum Engineers, pp. 103–121.
- Mlambo, C. (2022) "Non-Renewable Resources and Sustainable Resource Extraction: An Empirical Test of the Hotelling Rule's Significance to Gold Extraction in South Africa", *Sustainability*, 14(17). Doi: 10.3390/su141710619
- Moosavi-Khoonsari, E. and Tripathi, N. (2024) "Gold Recovery from Smelting Copper Sulfide Concentrate", *Processes*, 12(12). Doi: 10.3390/pr12122795
- Moraga, C., Kracht, W. and Ortiz, J.M. (2022) "Process simulation to determine blending and residence time distribution in mineral processing plants", *Minerals Engineering*, 187. Doi: 10.1016/j.mineng.2022.107807
- Morales, N. *et al.* (2019) "Incorporation of geometallurgical attributes and geological uncertainty into long-term open-pit mine planning", *Minerals*, 9(2). Doi: 10.3390/min9020108
- Mu, Y. and Salas, J.C. (2023) "Data-Driven Synthesis of a Geometallurgical Model for a Copper Deposit", *Processes*, 11(6). Doi: 10.3390/pr11061775
- Müller, A., Kirwin, D. and Seltmann, R. (2023) "Textural characterization of unidirectional solidification textures related to Cu–Au deposits and their implication for metallogenesis and exploration", *Mineralium Deposita*, 58(7), pp. 1211–1235. Doi: 10.1007/s00126-023-01175-x
- Navarra, A., Grammatikopoulos, T. and Waters, K. (2018) "Incorporation of geometallurgical modelling into long-term production planning", *Minerals Engineering*, 120, pp. 118–126. Doi: 10.1016/j.mineng.2018.02.010
- Nikolić, V. *et al.* (2024) "Methods for Estimating the Bond Work Index for Ball Mills", *Minerals*, 14(12). Doi: 10.3390/min14121264
- Nikolić, V. and Trumić, M. (2021) "A new approach to the calculation of bond work index for finer samples", *Minerals Engineering*, 165. Doi: 10.1016/j.mineng.2021.106858
- Nwaila, G.T. *et al.* (2020) "Geometallurgical Approach for Implications of Ore Blending on Cyanide Leaching and Adsorption Behavior of Witwatersrand Gold Ores, South Africa", *Natural Resources Research*, 29(2), pp. 1007–1030. Doi: 10.1007/s11053-019-09522-4
- Nwaila, G.T. *et al.* (2024) "Spatial Interpolation Using Machine Learning: From Patterns and Regularities to Block Models", *Natural Resources Research*, 33(1), pp. 129–161. Doi: 10.1007/s11053-023-10280-7
- Órdenes, J. *et al.* (2021) "Incorporation of geometallurgical input into gold mining system simulation to control cyanide consumption", *Minerals*, 11(9). Doi: 10.3390/min11091023
- Pan, Z. *et al.* (2024) "Study on Process Mineralogy of the Combined Copper Oxide Ore in Tibet and Acid Leaching Behavior with Calcium Fluoride", *Minerals*, 14(4). Doi: 10.3390/min14040352
- Panayotov, V. and Panayotova, M. (2023) "Technology for increasing the precious metals content in copper concentrate obtained by flotation", *Physicochemical Problems of Mineral Processing*, 59(5). Doi: 10.37190/ppmp/167424
- Perea, C.G. *et al.* (2024) "Study of a Copper Oxide Leaching in Alkaline Monosodium Glutamate Solution", *Minerals*, 14(7). Doi: 10.3390/min14070714
- Pereira, G. *et al.* (2022) "A multi-methodological approach for mineral exploration and predictive metallurgy: the case of the Pilar gold deposit at the Quadrilátero Ferrífero, Brazil", *Ore Geology Reviews*, 149. Doi: 10.1016/j.oregeorev.2022.105113
- Prior, Á. *et al.* (2021) "Resource Model Updating For Compositional Geometallurgical Variables", *Mathematical Geosciences*, 53(5), pp. 945–968. Doi: 10.1007/s11004-020-09874-1
- Quezada, V. *et al.* (2024) "Effect of Pretreatment on a Copper Concentrate with High Arsenic Content", *Minerals*, 14(4). Doi: 10.3390/min14040419
- Rajabinasab, B. and Asghari, O. (2019) "Geometallurgical Domaining by Cluster Analysis: Iron Ore Deposit Case Study", *Natural Resources Research*, 28(3), pp. 665–684. Doi: 10.1007/s11053-018-9411-6
- Ranjbar, A., Mousavi, A. and Asghari, O. (2021) "Using Rock Geomechanical Characteristics to Estimate Bond Work Index for Mining Production Blocks", *Mining, Metallurgy and Exploration*, 38(6), pp. 2569–2583. Doi: 10.1007/s42461-021-00498-5
- Ren, S.T. *et al.* (2022) "Extended Ultimate-Pit-Limit Methodology for Optimizing Surface-to-Underground Mining Transition in Metal Mines", *Advances in Civil Engineering*, 2022. Doi: 10.1155/2022/2753991
- Rincon, J., Gaydardzhiev, S. and Stamenov, L. (2019a) "Coupling comminution indices and mineralogical features as an approach to a geometallurgical characterization of a copper ore", *Minerals Engineering*, 130, pp. 57–66. Doi: 10.1016/j.mineng.2018.10.007
- Rincon, J., Gaydardzhiev, S. and Stamenov, L. (2019b) "Investigation on the flotation recovery of copper sulphosalts through an integrated mineralogical approach", *Minerals Engineering*, 130, pp. 36–47. Doi: 10.1016/j.mineng.2018.10.006
- Rodvalho, E. *et al.* (2025) "An Advanced Approach for Geometallurgical Modeling Applied to Bauxite Mines", *Mining*, 5(1). Doi: 10.3390/mining5010011

- Schulz, B., Sandmann, D. and Gilbricht, S. (2020) "SEM-based automated mineralogy and its application in geo-and material sciences", *Minerals. Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 10(11). Doi: 10.3390/min10111004
- Siddiqui, M.U. et al. (2024) "An Efficient Sample Selection Methodology for a Geometallurgy Study Utilizing Statistical Analysis Techniques", *Mining, Metallurgy and Exploration*, 41(4), pp. 2193-2201. Doi: 10.1007/s42461-024-01011-4
- Tijsseling, L.T. et al. (2020) "Mineralogical prediction of flotation performance for a sediment-hosted copper–cobalt sulphide ore", *Minerals*, 10(5). Doi: 10.3390/min10050474
- Tiu, G. et al. (2021) "Tracking silver in the Lappberget Zn-Pb-Ag-(Cu-Au) deposit, Garpenberg mine, Sweden: Towards a geometallurgical approach", *Minerals Engineering*, 167. Doi: 10.1016/j.mineng.2021.106889
- Tiu, G. et al. (2023) "Quantifying the variability of a complex ore using geometallurgical domains", *Minerals Engineering*, 203. Doi: 10.1016/j.mineng.2023.108323
- Vinnett, L. et al. (2020) "Analysis of flotation rate distributions to assess erratic performances from size-by-size kinetic tests", *Minerals Engineering*, 149. Doi: 10.1016/j.mineng.2020.106229
- Warlo, M. et al. (2019) "Automated quantitative mineralogy optimized for simultaneous detection of (precious/critical) rare metals and base metals in a production-focused environment", *Minerals*, 9(7). Doi: 10.3390/min9070440
- Wellmer, F.W. (2022) "Geology and Mining: A Symbiotic Cooperation?!", *Mining*, 2(2), pp. 402-424. Doi: 10.3390/mining2020021
- Wieczorek, A.N. et al. (2024) "Effect of the Mineralogical Composition of Sandstones on the Wear of Mining Machinery Components", *Coatings*, 14(7). Doi: 10.3390/coatings14070859
- Wu, J. et al. (2022) "Research on Multi-Objective Ore Blending Optimization Based on Non-Equilibrium Grade Polymetallic Mine of Shizhuyuan", *Minerals*, 12(11). Doi: 10.3390/min12111358
- Yenial-Arslan, U. et al. (2023) "Pathway to Prediction of Pyrite Floatability from Copper Ore Geological Domain Data", *Minerals*, 13(6). Doi: 10.3390/min13060801
- Zhou, S. et al. (2023) "Evaluation of Portable X-ray Fluorescence Analysis and Its Applicability As a Tool in Geochemical Exploration", *Minerals*, 13(2). Doi: 10.3390/min13020166
- Zhou, X. et al. (2022) "Research on Rock Strength Test Based on Electro-Hydraulic Servo Point Load Instrument", *Applied Sciences*, 12(19). Doi: 10.3390/app12199763