

## Modelamiento de bloques en 3D de un yacimiento de cobre mediante Python

### 3D block modeling of a copper deposit using Python

Hermitanio Ascate-Anampa<sup>1</sup> ; Junior Polo-Salinas<sup>1</sup> ; Jairo Jhonatan Marquina-Araujo<sup>1</sup>   
Helin Julissa Gervacio Arteaga<sup>1</sup> ; Marco Antonio Cotrina-Teatino<sup>1,\*</sup> 

<sup>1</sup> Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Trujillo, Av. Juan Pablo II s/n – Ciudad Universitaria, Trujillo, Perú.

\* Autor correspondiente: [mcotrinat@unitru.edu.pe](mailto:mcotrinat@unitru.edu.pe) (M. Cotrina-Teatino)

DOI: [10.17268/rev.cyt.2024.04.04](https://doi.org/10.17268/rev.cyt.2024.04.04)

#### RESUMEN

Este estudio de investigación tuvo como objetivo realizar un modelamiento de bloques en 3D de un yacimiento de cobre utilizando el lenguaje de programación Python. La metodología fue no experimental, realizando una búsqueda sistemática bibliográfica de tesis, artículos, talleres de contenido relevante, obteniendo como resultado una base de datos de un modelo de bloques. Al ejecutar la base de datos, se realizó cortes en los tres ejes, permitiendo obtener caracteres de cada bloque como la ley de cobre de 0.172%, 0.305% y 0.194% en el eje X, Y, y Z respectivamente. La segmentación espacial reveló la existencia de 76 secciones en el eje X, 56 en el eje Y, y 34 en el eje Z. Se concluyó que Python permite analizar y visualizar el modelamiento de bloques en 3D, permitiendo una identificación precisa de las leyes de cobre en función de su ubicación geoespacial.

**Palabras clave:** Python; modelamiento de bloques; yacimiento.

#### ABSTRACT

This research study aimed to perform a 3D block modeling of a copper deposit using the Python programming language. The methodology was non-experimental, carrying out a systematic bibliographic search of theses, articles, workshops, of relevant content, obtaining as a result a database of a block model. When running the database, slices were performed on the three axes, allowing to obtain characters of each block as the copper grade of 0.172%, 0.305% and 0.194% in the X, Y, and Z axis respectively. Spatial segmentation revealed 76 sections on the X-axis, 56 on the Y-axis, and 34 on the Z-axis. It was concluded that Python allows for the analysis and visualization of 3D block modelling, enabling accurate identification of copper grades based on their geospatial location.

**Keywords:** Python; block modeling; deposit.

#### 1. INTRODUCCIÓN

La creciente necesidad de optimizar la explotación de recursos naturales ha llevado a una evolución en las metodologías y herramientas utilizadas en la evaluación de recursos y reservas. Esta realidad se debe, en gran parte, al papel crucial que han desempeñado estos recursos en el desarrollo y sustento de las sociedades modernas (Gjorgjiev et al., 2020). La geoestadística emerge como una solución esencial en este contexto, proporcionando modelos probabilísticos que consideran la correlación espacial para realizar simulaciones más precisas y reducir incertidumbres. Esta precisión se vuelve crítica cuando se trata de la localización espacial correcta de los datos evaluados (Real et al., 2018).

Dado el avance tecnológico y la demanda de soluciones eficientes, el software Python se ha posicionado como una herramienta líder en esta área. Su versatilidad, estructuras de datos de alto nivel y orientación a objetos, lo hacen adecuado para abordar desafíos complejos en el modelado 3D y la estimación de recursos utilizando técnicas de aprendizaje automático (Farahbakhsh et al., 2020). Además, las capacidades de Python para representar modelos de bloques en tres ejes espaciales y visualizarlo según la ley, potencian su aplicabilidad en este campo (Bullejos & Martín, 2023). A través de bibliotecas especializadas, se busca también incorporar animaciones y representaciones que faciliten la comprensión y análisis de las fuerzas y características inherentes a los recursos estudiados (Deng et al., 2022; Liu et al., 2022).

El modelamiento de bloques en 3D se presenta como una técnica avanzada que permite visualizar y analizar detalladamente la distribución espacial de minerales en un yacimiento (Farahbakhsh et al., 2020). Al enfocarse en la creación de modelos digitales precisos, este enfoque facilita la toma de decisiones estratégicas en la



planificación minera, contribuyendo a una gestión eficiente de los recursos y la maximización de la rentabilidad (Litang et al., 2020; Zhang et al., 2023).

A pesar de los avances en el modelado de yacimientos minerales, sigue siendo un desafío crear representaciones precisas y eficientes que integren diversas fuentes de datos. Este trabajo busca aprovechar la flexibilidad de Python y sus librerías especializadas para abordar este reto, ofreciendo una solución asequible y de código abierto para la industria minera. Al aplicar estas herramientas, esperamos no solo mejorar la precisión en la evaluación de depósitos de cobre, sino también establecer una base metodológica que pueda replicarse en otros yacimientos minerales. Por ello el objetivo principal de este trabajo fue utilizar Python para desarrollar y visualizar modelos de bloques en 3D de un yacimiento de cobre, para permitir una estimación de leyes precisa.

## 2. METODOLOGÍA

### 2.1 Materiales

Para llevar a cabo esta investigación, se emplearon datos en formato CSV que representan depósitos de cobre (Cu). Además, se hizo uso de diversas fuentes bibliográficas, incluyendo revistas especializadas, libros e informes relevantes que proporcionan contextos y antecedentes sobre el tema en estudio (Lupari et al., 2018). Asimismo, se utilizó herramientas especializadas del software Python, para el análisis y modelado de datos en el ámbito minero (Fu et al., 2023).

### 2.2 Procedimientos

Inicialmente, los datos CSV fueron importados y preprocesados para su adecuación y limpieza, garantizando la integridad y calidad de la información. Posteriormente, utilizando Python, se procedió al análisis de dichos datos, enfocándose en identificar diferentes niveles de certeza y posibles escenarios de explotación minera. Durante este proceso, se consultaron las fuentes bibliográficas seleccionadas para contrastar, validar y enriquecer los hallazgos obtenidos a partir de los datos (Mery & Marcotte 2022).

### 2.3 Métodos

La metodología se basó principalmente en técnicas de modelado 3D implementadas en Python. Estas técnicas permitieron visualizar y analizar en profundidad la distribución y estimación de los depósitos de cobre (Real et al., 2023). Además, se aplicaron algoritmos y modelos de aprendizaje automático para identificar patrones, realizar proyecciones y definir escenarios de minería óptimos basados en la información disponible (Bele, 2018; Lavoué et al., 2020).

## 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 3.1 Data del proyecto a realizar

Para modelar un bloque 3D de una mina de cobre usando Jupyter Notebook, se trabajó con una base de datos de 9953 caracteres con valores mínimos de 29, 35, 4 y valores máximos de 75, 51, 33 en X, Y, Z respectivamente. El contenido de Cu mínimo fue 0.017 y el máximo 2.111, cuyo promedio fue de 0.424.

En la **Tabla 1** se observa la data de modelamiento de bloques con sus distintos resultados tanto en Este, Norte, Elevación, modelamiento realizado en Cu.

**Tabla 1.** Base de datos del modelo de bloques

index	ix	iy	iz	econplanta	kcu	metalrec
index	29	36	25	-419786.32	0.111	73
index	29	36	26	-440149.71	0.103	69
index	29	36	27	-338932.66	0.141	93
index	29	37	22	-270395.58	0.166	110
index	29	37	23	-115339.25	0.223	148
index	29	37	24	-58608.89	0.244	162

index	ix	iy	iz	econplanta	kcu	metalrec
index	29	37	25	-322825.85	0.146	97
index	29	37	26	-251863.38	0.173	114
index	29	37	27	-7006.77	0.263	174
index	29	37	28	-374832.3	0.127	84
index	29	37	29	-334662.55	0.142	94
index	29	37	30	-330210.33	0.144	95
index	29	37	31	-345639.3	0.138	92
index	29	38	23	-47384.73	0.248	164
index	29	38	24	-144146.28	0.212	141
index	29	38	25	-240816.28	0.177	117
index	29	38	26	-122005.25	0.22	146
index	29	38	27	-155941.03	0.208	138
index	29	38	28	-169715.64	0.203	134

La **Tabla 2** muestra la distribución de las coordenadas e identificación de la dimensión de cada coordenada y designación a X, Y, Z con un tamaño de 1 metro cada uno.

**Tabla 2.** Dimensiones de cada bloque

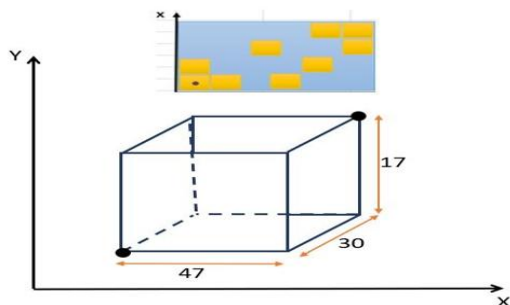
Dimensiones de cada Bloque		
Este (m)	Norte (m)	Elevación (m)
1.00	1.00	1.00

En la **Tabla 3** se realizó un análisis a los límites de los centros de la base de datos que se trabajó, identificando los máximos y mínimos, así como, su diferencia de ambos en cada una de sus coordenadas.

**Tabla 3.** Límite de los centroides de cada bloque

Límite de los centroides de cada bloquecito			
	Este (m)	Norte (m)	Elevación (m)
Min	29	35	4
Max	75	51	33
Diferencia	46	16	29

En la **Figura 1** se muestra un ejemplo claro de la manera de cómo se ubica el modelo de bloques en el espacio con sus respectivas coordenadas y sus diferentes direcciones.



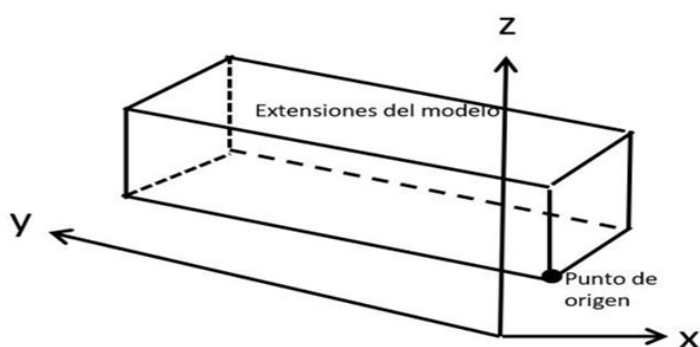
**Figura 1.** Representación gráfica de la ubicación del modelo de bloques

### 3.3 Generación de secciones y cortes en los ejes (x, y, z)

Las secciones representan los bordes de las diferentes zonas minerales que incluye el modelo sin necesidad de aumentar el número de bloques, es decir el bloque se divide en bloques más pequeños solo si es necesario y

solo para el circuito correspondiente, tienden a imaginar en los ejes X, Y, Z (Tao et al., 2019; Zhou, 2020).  
En la

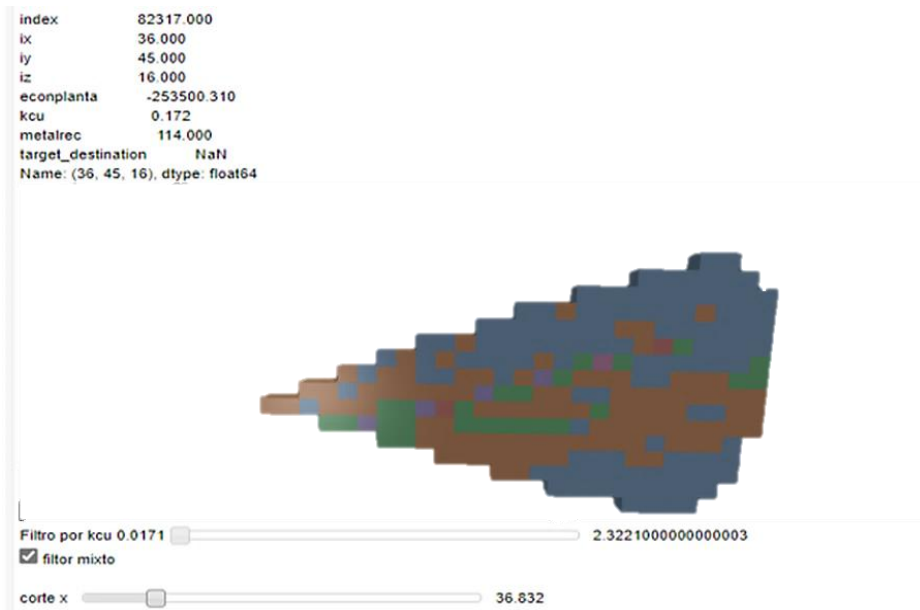
Figura 2 se muestra X, Y, Z (coordenadas de origen del modelo de bloques), diagrama-punto de origen, de la misma manera este diagrama contiene bearing (rumbo del modelo geológico en el plano XY) y plunge (azimut del modelo geológico en el plano ZY).



**Figura 2.** Relación del centroide y el origen

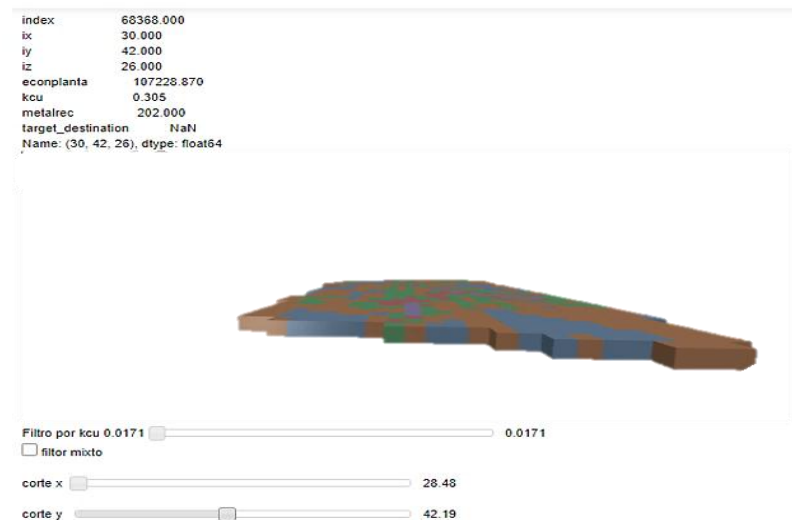
La ubicación del modelo de bloques muestra que las reservas geológicas con mayor concentración de Cu se distribuyen en las direcciones de los ejes X, Y, Z a lo largo de una diagonal hipotética, representada en tres dimensiones dadas las coordenadas (Zhou et al., 2023).

En la **Figura 3** se visualiza el modelo de bloques en 3D con sección en el eje X, la ubicación de los bloques fue 36, 45 y 16 y la ley de 0,172% . (Mu et al., 2023), en su investigación, emplearon un tamaño de bloque cúbico con dimensiones de 45 metros por lado. Cada uno de estos bloques recibió información del modelo geometalúrgico. Los límites especificados para el modelo se encontraron en el rango de 2800 a 3800 en el eje X. En esta investigación también se encontró el tamaño de cada bloque, además el eje X presento 76 cortes o secciones como máximo, con una ley de Cu de 0,172 %.



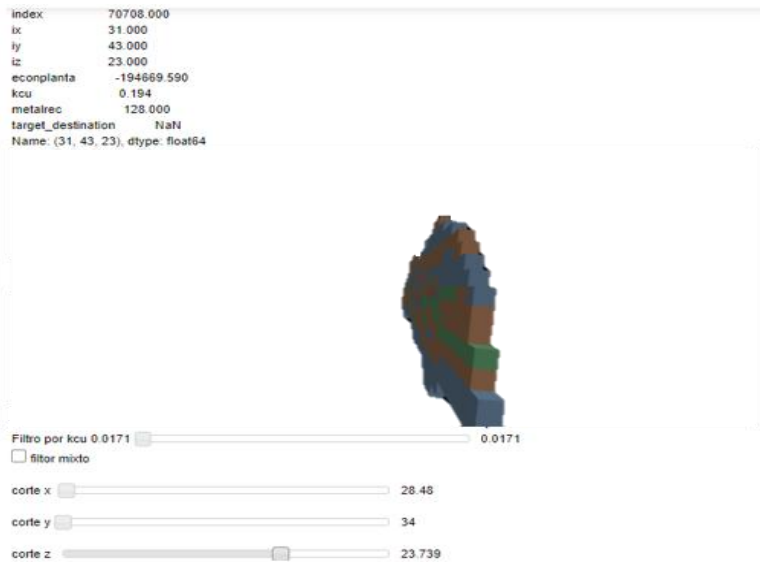
**Figura 3.** Sección en el eje X

En la **Figura 4** el modelo de bloque se muestra en 3D con una sección en el eje Y, la ubicación de los bloques fue 30, 2 y 26, con una ley de 0,305%. (Mu et al., 2023), en su investigación, emplearon un tamaño de bloque cúbico con dimensiones de 45 metros por lado. Los límites especificados para el modelo se encontraron en el rango de 2500 y 5200 en el eje Y. En esta investigación también se encontró el tamaño de cada bloque, además el eje Y presento 56 cortes o secciones como máximo, con una ley de Cu de 0,305%.



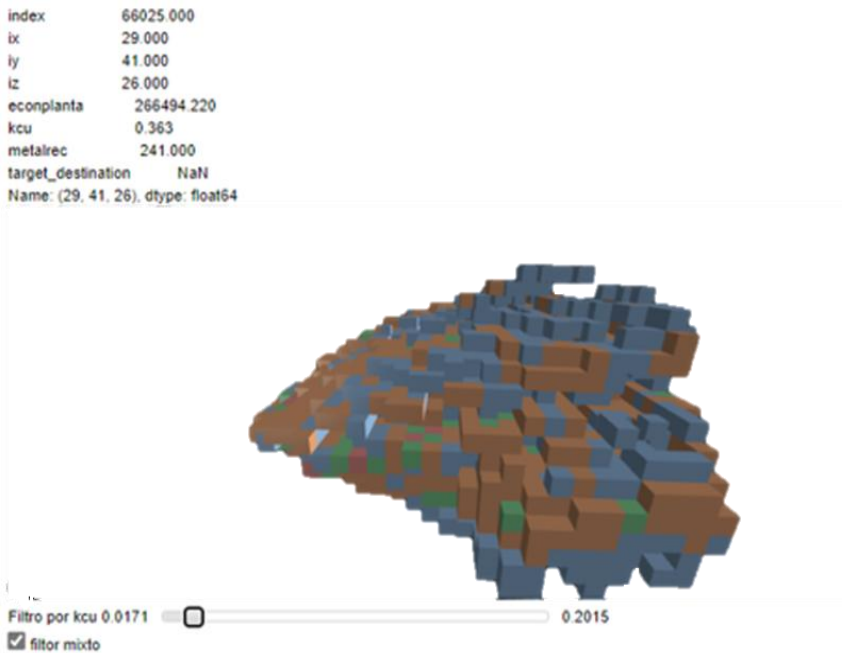
**Figura 4.** Sección en el eje Y

En la **Figura 5** se visualiza el modelo de bloques en 3D con sección en el eje Z, la ubicación de los bloques, en esta sección fue 31, 43 y 23, con una ley de 0,305%. (Mu et al., 2023), en su investigación, emplearon un tamaño de bloque cúbico con dimensiones de 45 metros por lado. Los límites especificados para el modelo se encontraron en el rango de 2000 a 2300 en el eje Z. Además, los minerales que presentaron estructuras tridimensionales de píxeles se categorizaron en cuatro grupos según su concentración de elementos de cobre, designados como 41, 42, 43 y 44. En este contexto, el grupo 41 abarca el rango de contenido de elementos de cobre entre 0,0% y 0,01%, mientras que el grupo 44 engloba concentraciones de 0,01% a 0,18% y 4,04%. Por otro lado, el grupo 42 se refiere a contenido de elementos de cobre superior a 0,01% pero no excede el 0,05%, mientras que el grupo 43 incluye valores entre 0,05% y 0,18%. En esta investigación también se encontró el tamaño de cada bloque, además el eje Z presento 34 cortes o secciones como máximo, con una ley de Cu de 0,305%.



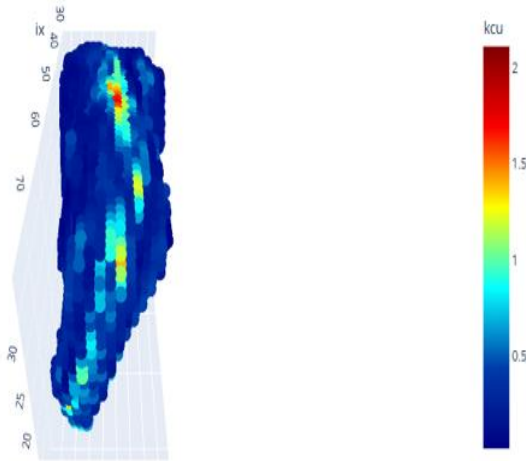
**Figura 5.** Sección en Z

En la **Figura 6** se visualiza el modelo de bloques en 3D, cuya ubicación del bloque fue 29, 41 y 26 con una la ley de Cu de 0,363%. En la investigación de Nwaila et al. (2023), se determinó que, al simular el depósito de pórfido de cobre, el modelado tridimensional de la ley de cobre reveló un enriquecimiento de cobre en la roca huésped. El promedio del contenido de cobre en los pozos muestreados fue del 0,369% en peso, una cifra comparable a la estimación prevista del 0,371% en peso. Concluyendo que la distribución de cobre sigue un patrón típico asociado con el estilo de pórfido.



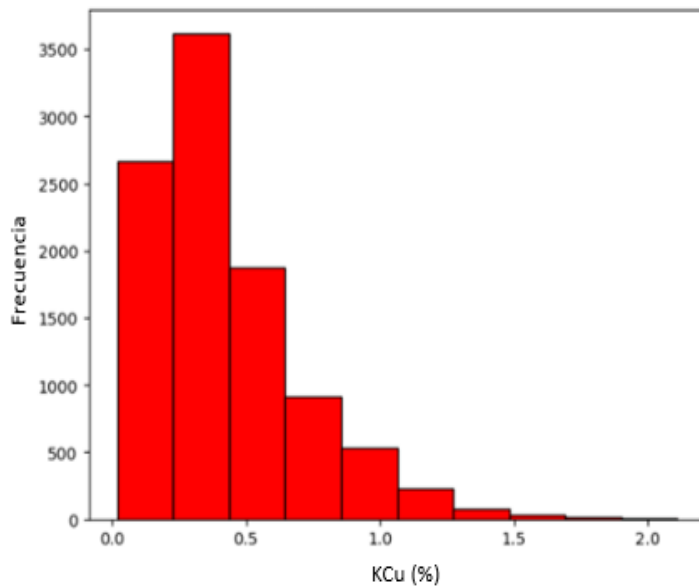
**Figura 6.** Representación del modelo de bloques en 3D

En la **Figura 7** se muestran las coordenadas o la posición de cada bloque, también se muestra su grado en color, según su valor de clase KCu. El rojo indica un grado alto, el amarillo y el celeste indican la ley de los promedios, y el azul, indica la ley de los valores bajos. Al igual que Nwaila et al (2023), en su estudio determinó que el depósito de pórfido de Cu simulado y modelado en 3D, la ley de Cu mostró una ley de Cu estimada de 0,369%, en esta investigación se determinó que la ley estimada de Cu fue de 0.363%.



**Figura 7.** Representación de las leyes de acuerdo con el color

Por último, en la **Figura 8** se muestra un histograma de las frecuencias de las notas que se muestran en el modelo de bloques. Aquí, los valores se encuentran entre 0,4% a 0,5% los cuales tienen una frecuencia de 3500, como expresan otras leyes. Se utilizó la regla del 2 y su frecuencia es muy baja. Al igual que (Mu et al., 2023), en su investigación compararon las predicciones de mineralización de diversos elementos en vóxeles, generadas por el modelo SVM, revelaron resultados específicos. En el caso de los pozos de perforación de validación V1, V2 y V3, se observó una variación en el contenido de cobre, que abarcó desde 0.01% hasta 2.67%. Se destacó que el pozo de perforación V2 exhibió un depósito de mineral de cobre de alta ley, registrando un contenido del 2.77%. En esta investigación se encontró que la ley más alta de Cu. se encuentra entre 0.4% y 0.5%.



**Figura 8.** Representación del comportamiento de las leyes mediante el histograma

#### 4. CONCLUSIONES

Se logró realizar el modelado en 3D de bloques para depósitos de cobre (Cu), permitiendo una visualización detallada y precisa de las leyes y ubicaciones de los minerales. Mediante la utilización de librerías especializadas en Python, como Numpy, Seaborn, VPython y Matplotlib, se logró analizar y representar la data proveniente de archivos CSV, confeccionando cortes detallados en los tres ejes. Se realizó cortes en los tres ejes, permitiendo obtener caracteres de cada bloque como la ley de cobre de 0.172%, 0.305% y 0.194% en el

eje X, Y, y Z respectivamente. La segmentación espacial reveló la existencia de 76 secciones en el eje X, 56 en el eje Y, y 34 en el eje Z, permitiendo una identificación precisa de las leyes de cobre en función de su ubicación geoespacial.

La implementación de Python en el modelado 3D de yacimientos de cobre ha demostrado ser una herramienta valiosa para mejorar la visualización y precisión en la estimación de leyes minerales. Este enfoque puede tener un impacto significativo en la industria minera, al permitir una planificación más informada y eficiente. Además, la flexibilidad de Python sugiere su aplicabilidad no solo en depósitos de cobre, sino en otros yacimientos minerales. Se sugiere que futuras investigaciones incluyan variables adicionales, como la influencia geológica o la presencia de otros minerales, para mejorar las proyecciones de explotación. Asimismo, la integración de algoritmos de aprendizaje automático puede refinar aún más los modelos y predicciones

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Bele, S. (2018). 3D Geological Modeling in Mineral Deposits (Copper Ore Body Cases). *European Scientific Journal*, 14(15). <http://dx.doi.org/10.19044/esj.2018.v14n15p1>.
- Bullejos, M., y Martín, M. (2023). 3D Visualization of geological structures using Python: the case study of the Palomeque sheets (SE, Spain), *Journal of Maps*, 19(1). <https://doi.org/10.1080/17445647.2023.2282593>
- Deng, H., Zheng, Y., Chen, J., Yu, S., Xiao, K., y Mao, X. (2022). Learning 3D mineral prospectivity from 3D geological models using convolutional neural networks: Application to a structure-controlled hydrothermal gold deposit. *Computers & Geosciences*, 161. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2022.105074>
- Farahbakhsh, E., Hezarkhani, A., Eslamkish, T., Bahroudi, A., y Chandra, R. (2020). 3DWofE: An open-source software package for three-dimensional weights of evidence modelling. *Software Impacts*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.simpa.2020.100039>
- Farahbakhsh, E., Hezarkhani, A., Eslamkish, T., Bahroudi, A., y Chandra, R. (2020). Three-dimensional weights of evidence modelling of a deep-seated porphyry Cu deposit. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 20, 480-495. <https://doi.org/10.1144/geochem2020-038>
- Fu, Y., Cheng, Q., Jing, L., Ye, B., y Fu, H. (2023). Mineral Prospectivity Mapping of Porphyry Copper Deposits Based on Remote Sensing Imagery and Geochemical Data in the Duolong Ore District, Tibet. *Remote Sensing*, 15(2), 439. <https://doi.org/10.3390/rs15020439>
- Gjorgjiev, L., Serafimovski, T., y Jovanov, K. (2020). 3D modeling of the borov dol porphyry copper deposit, republic of north Macedonia. *Geologica Macedonica*, 34(1), 67–82. <https://doi.org/10.46763/GEOL>
- Lavoué, A., Arndt, N., McBride, J., Mordret, A., Brenguier, F., Boué, P., Courbis, R., Beauprêtre, S., Beard, C., Hollis, D. y Lynch, R. (2020). Ambient Noise Rayleigh and Love Wave Tomography beneath the Sally Palladium Copper Deposit (Ontario, Canada). *Near Surface Geoscience Conference & Exhibition*, 2020, 1-5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202020128>
- Litang, H., Zhang, M., Zhengqiu, Y., Yong, F., Jixiu, L., Hongliang, W., Lubale, C. (2020). Estimating dewatering in an underground mine by using a 3D finite element model. *PLoS ONE* 15(10). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0239682>
- Liu, Y., Carranza, E., y Xia, Q. (2022). Developments in Quantitative Assessment and Modeling of Mineral Resource Potential: An Overview. *Natural Resources Research*, 31(4). <https://doi.org/10.1007/s11053-022-10075-2>
- Lupari, M., Pesce, A., González, M., Leiva, F., Nacif, S., Álvarez, O., Giménez, M., La Vecchia, J., y Folguera, A. (2018). Modelado gravimétrico 3D de la corteza superior de la subcuenca Palauco y alrededores, sur de Mendoza. *Revista de la Asociación Geológica Argentina* 75(4), 584-591.
- Mery, N., y Marcotte, D. (2022). Quantifying Mineral Resources and Their Uncertainty Using Two Existing Machine Learning Methods. *Math Geosci* 54, 363–387. <https://doi.org/10.1007/s11004-021-09971-9>
- Mu, Y., y Salas, J.C. (2023). Data-Driven Synthesis of a Geometallurgical Model for a Copper Deposit. *Processes*, 11(6), 1775. <https://doi.org/10.3390/pr11061775>



- Nwaila, G.T., Zhang, S.E., y Bourdeau, J.E. Spatial Interpolation Using Machine Learning: From Patterns and Regularities to Block Models. *Nat Resour Res*. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10280-7>
- Real, I., Reich, M., Simón, A., Deditius, A., Barra, F., Rodríguez Mustafa, M., Thompson, J., y Malcolm, R. (2023). Formation of giant iron oxide-copper-gold deposits by superimposed episodic hydrothermal pulses. *Commun Earth Environ*, 2, 192. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37713-w>
- Real, I., Thompson, J., y Carriedo, J. (2018). Lithological and structural controls on the genesis of the Candelaria-Punta del Cobre Iron Oxide Copper Gold district, Northern Chile. *Ore Geology Reviews*, 102, 106-153. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.08.034>
- Tao, M., Batty, C., Fiume, E., y Levin, D. (2019). Mandoline: Robust Cut-Cell Generation for Arbitrary Triangle Meshes. *ACM Trans Graph*, 38(6). <https://doi.org/10.1145/3355089.3356543>
- Zhang, S., Nwaila, G., y Bourdeau, J. (2023). Delineación de límites de geodominios basada en aprendizaje automático: un estudio de prueba de concepto que utiliza datos de Witwatersrand Goldfields. *Nat Resour Res* 32, 879–900. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10159-7>
- Zhou, Y., Wang, J., Zuo, R., Xiao, F., Shen, W., y Wang, S. (2023). Machine learning, deep learning and Python language in field of geology. *SciEngine*, 34 (11), 3173 – 3178. <https://doi.org/10.0000/3be5380fa52b48eba9c6d39be9fd6e54>
- Zhou, Z.Y. (2020). The Application of Python in the Teaching of Mathematical Geology. *Creative Education Studies*, 8(6), 884-890. <https://doi.org/10.12677/CES.2020.86146>