



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA



**CARACTERIZACIÓN MINERAL DE FRONTERA
MEDIANTE IMÁGENES HIPERESPECTRALES (HSI)
Y ESPECTROSCOPIA DE PLASMA INDUCIDO POR
LÁSER (LIBS): APLICACIONES EN EL CONTROL
MINERAL Y SU PROCESAMIENTO.**

Habilitación Profesional para optar al Título de Geólogo

Valentina Paz Campaña Acuña

Profesor Guía : Dr. Jonnathan Eduardo Álvarez Fuentes.
Profesor Co-Guía : Dr. Germán Enrique Velásquez Acosta.
Profesor Comisión : MSc. Abraham Elías González Martínez.

Concepción, 2025.

A mi Madre, Tomás y Pascual

ÍNDICE

RESUMEN	
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
1.2. OBJETIVOS	4
1.2.1. Objetivo General	4
1.2.2. Objetivos Específicos	4
1.3. TRABAJOS ANTERIORES	5
1.4. AGRADECIMIENTOS	7
2. MARCO TEÓRICO	8
2.1. MATERIAL DE MINA Y CONMINUCIÓN	8
2.2. PROCESAMIENTO METALÚRGICO DE LA MOLIBDENITA POR FLOTACIÓN	9
2.3. TÉCNICAS CONVENCIONALES DE CARACTERIZACIÓN MINERAL	11
2.4. TÉCNICAS AVANZADAS PARA LA CARACTERIZACIÓN MINERAL EN MINERÍA	11
2.4.1. Imagen Hiperespectral (HSI)	11
2.4.2. Espectroscopía de Plasma Inducido por Láser (LIBS)	15
2.5. COMBINACIÓN DE HSI Y LIBS EN LA CARACTERIZACIÓN MINERAL	18
3. MATERIALES Y MÉTODO	20
3.1. DESCRIPCIÓN DE LAS MUESTRAS	20
3.1. CARACTERIZACIÓN MINERAL DE FRONTERA MEDIANTE HSI	22
3.2.1. Medición y adquisición de datos	23
3.2.2. Procesamiento de datos HSI	24
3.2.3. Desarrollo de un Modelo Mineralógico Basado en HSI Acoplado a Support Vector Machine (SVM) - Redes Neuronales Artificiales (ANN)	26
3.2.3.1. Selección de Muestras de Calibración	26
3.2.3.2. Estructuración y Preprocesamiento de los Datos	27
3.2.3.3. Modelo 1: Support Vector Machine (SVM)	27
3.2.3.4. Modelo 2: Red Neuronal Artificial (ANN)	28
3.2.4. Rendimiento de Modelos: Cifras de Mérito para Métodos de Clasificación Multivariada (FOM's)	29
3.3. CARACTERIZACIÓN MINERALOQUÍMICA DE FRONTERA MEDIANTE LIBS	29
3.3.1. Medición y adquisición de datos	30
3.3.2. Procesamiento de datos LIBS	32
4. RESULTADOS	34
4.1. DESCRIPCIÓN MINERAL OPERACIONAL	34
4.2. DESCRIPCIÓN MINERAL POR HSI	37
4.2.1. Obtención e Interpretación de Componentes Principales	37
4.2.2. Modelos de Clasificación	43

4.2.2.1. Resultados Modelo ANN	44
4.2.2.2. Resultados Modelo SVM	45
4.2.3. Estimación de la Mineralogía Modal (Porcentaje en Superficie)	47
4.3. DESCRIPCIÓN MINERALOQUÍMICA POR LIBS	49
4.3.1 Análisis espectroscópico preliminar	51
4.3.2. Obtención de imágenes de distribución elemental	53
4.3.3. Imagen Mineralógica Mediante LIBS-ANN	57
5. DISCUSIÓN	59
5.1. COMPARACIÓN ENTRE DESCRIPCIÓN MACROSCÓPICA Y ANÁLISIS MEDIANTE HSI	59
5.2. COMPARACIÓN ENTRE DESCRIPCIÓN MICROSCÓPICA Y ANÁLISIS MEDIANTE LIBS	62
5.3. POTENCIALIDAD DE LA APLICACIÓN EN TÁNDEM DE HSI – LIBS EN EL CONTROL MINERAL	64
6. CONCLUSIONES	66
7. REFERENCIAS	68
ANEXOS	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura	Página
2. 1. Diagrama del proceso de recuperación de molibdenita por flotación	9
2. 2. Comparación entre un hipercubo y una imagen RGB	12
2. 3. Modos de barrido para la adquisición de datos y construir una imagen Hiperespectral	13
2. 4. Esquema del proceso LIBS	15
2. 5. Diagrama esquemático de la configuración experimental de LIBS	16
2. 6. Esquema del enfoque integrado HSI-LIBS	19
3. 7. Fotografías en luz natural de la briqueta y la contramuestra	21
3. 8. Fotografías en luz natural de las briquetas	22
3. 9. Fotografías de los equipos HSI utilizados	23
3. 10. Gráfico de “loading” de la componente principal 4 del PCA en el rango VIS	25
3. 11. Gráfico de distribución de píxeles por set de calibración y testeo	28
3. 12. Esquema del modelo basado en red neuronal artificial (ANN)	28
3. 13. Configuración del equipo LIBS	30
3. 14. Zonas analizadas en la briqueta de estudio mediante LIBS	31
4. 15. Fotografía de la briqueta en luz natural y con resaltado mineralógico ...	34
4. 16. Microfotografías de molibdenita en luz reflejada	35
4. 17. Microfotografías de calcopirita, covelina y calcosina en luz reflejada	36
4. 18. Microfotografía de hematita en luz reflejada	36
4. 19. Microfotografía de rutilo en luz reflejada	37
4. 20. CP3 (VIS) asociado a pirita	39
4. 21. CP4 (VIS) asociado a molibdenita	39

4.	22.	CP2 (NIR) asociado a pirita	40
4.	23.	CP3 (NIR) asociado a pirita y molibdenita	41
4.	24.	CP3 (VIS) asociado a molibdenita en la contramuestra	42
4.	25.	CP4 (VIS) asociado a pirita en la contramuestra	43
4.	26.	Clasificación mineralógica por modelo ANN	45
4.	27.	Clasificación mineralógica por modelo SVM	46
4.	28.	Comparación entre imagen óptica y clasificaciones mineralógicas (SVM y ANN)	47
4.	29.	Muestra analizada mediante LIBS	49
4.	30.	Representación 3D del cubo espectral LIBS de la briqueta	50
4.	31.	Espectro sumado correspondiente al Área 4	51
4.	32.	Ampliación de regiones específicas del espectro sumado del Área 4	52
4.	33.	Comparación entre HSI, LIBS e imagen óptica en el Área 1	54
4.	34.	Comparación entre HSI, LIBS e imagen óptica en el Área 2	55
4.	35.	Comparación entre HSI, LIBS e imagen óptica en el Área 3	56
4.	36.	Comparación entre HSI, LIBS e imagen óptica en el Área 4	57
4.	37.	Clasificación mineralógica mediante LIBS-ANN	58
5.	38.	Comparación entre CP3 y CP4 (HSI) e imagen óptica en la contramuestra	60
5.	39.	Comparación de estimaciones superficiales por observación visual, ANN y SVM	61
5.	40.	Esquema de aplicación HSI-LIBS en control mineral	65

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla		Página
2.	1. Definiciones de rango espectral	13
3.	2. Dimensiones y datos generados por área analizada en LIBS	31
3.	3. Tiempo teórico de ablación por área mapeada mediante LIBS	32
4.	4. Porcentajes de los minerales identificados en la briqueta macroscópicamente	34
4.	5. Porcentaje en superficie de minerales opacos en la briqueta	37
4.	6. Matriz de confusión para el set calibración / validación (70%) del modelo ANN	44
4.	7. Matriz de confusión del set de testeo (30%) del modelo ANN	44
4.	8. Matriz de confusión para el set calibración / validación (70%) del modelo SVM	45
4.	9. Matriz de confusión para el set calibración / validación (30%) del modelo SVM	46
4.	10. Resultados de clasificación mineralógica obtenidos con el modelo ANN y SVM	48
4.	11. Distribución porcentual por clase mineralógica según modelo ANN-LIBS	58

RESUMEN

La caracterización mineralógica y mineraloquímica de materiales de mina es crucial para optimizar los procesos de extracción y procesamiento mineral. Este trabajo aborda la implementación de dos técnicas espectroscópicas avanzadas, Imágenes Hiperespectrales (HSI) y Espectroscopía de Plasma Inducido por Láser (LIBS), para la identificación y diferenciación de minerales en muestras mineralizadas con molibdenita (MoS_2), contrastándolas con los métodos tradicionales de caracterización mineral. El objetivo principal fue determinar la mineralogía de mena y ganga, diferenciando específicamente la molibdenita de los otros minerales mediante el uso de HSI y LIBS.

Para la caracterización mineralógica de las muestras, se empleó la microscopía óptica, identificando la molibdenita como el mineral de mena principal y la pirita como mineral de ganga metálica más abundante, considerando los alcances de esta caracterización. A continuación, se aplicaron las técnicas espectroscópicas, HSI y LIBS, para evaluar su capacidad para la caracterización mineral avanzada. HSI permitió distinguir entre la molibdenita y los minerales de ganga basándose en sus propiedades ópticas de reflectancia molecular, mientras que LIBS proporcionó un análisis químico mineral, permitiendo la identificación, in situ dentro del mineral huésped, de elementos clave como el molibdeno (Mo) y el hierro (Fe), así como trazas de renio (Re), un metal de alto valor económico asociado a la molibdenita.

La comparación entre los resultados obtenidos mediante HSI y LIBS y la microscopía óptica, revelaron que las técnicas espectroscópicas avanzadas no solo ofrecen una mayor resolución y capacidad de estimación, sino que también permiten una caracterización más rápida y eficiente. La aplicación conjunta de estas técnicas permitió la identificación de elementos traza directamente en el mineral huésped y la generación de mapas espaciales detallados de distribución mineral, superando las limitaciones de los métodos convencionales. La combinación de HSI y LIBS demostró ser una herramienta complementaria poderosa para la caracterización mineralógica en minería, brindando una solución más eficiente en comparación con los métodos tradicionales, lo que representa un avance significativo en el control mineral y la optimización de los procesos mineros.

1. INTRODUCCIÓN

El molibdeno (Mo) es un elemento natural que corresponde a un metal de transición, de color plateado y con una dureza de 5.5 en la escala de Mohs. El molibdeno no existe en estado puro en la naturaleza, sino asociado a otros elementos, por ello, se encuentra formando parte de diversos minerales, como, por ejemplo, wulfenita (PbMoO_4), powellita (CaMoO_4) y molibdenita (MoS_2), que constituye su fuente más común de obtención (International Molybdenum Association [IMOA], 2025). En Chile, el molibdeno se extrae principalmente como subproducto de la minería del cobre, a partir de la molibdenita como principal mena, asociado particularmente a depósitos del sistema mineral pórfido – epitermal – skarn; por lo cual el Mo se vincula directamente con la actividad minera nacional.

El molibdeno se emplea principalmente como elemento de aleación, para aumentar la resistencia mecánica, la dureza y la estabilidad térmica del acero. Asimismo, forma parte de superaleaciones y aleaciones con níquel, debido a sus propiedades de resistencia a altas temperaturas y a la corrosión. Su uso se extiende, además, a industrias como la de lubricantes especializados, productos químicos y componentes electrónicos (IMOA, 2025).

Chile se posiciona como el segundo mayor productor de molibdeno a nivel mundial, lo que se evidencia en sus cifras recientes de producción. Durante el bimestre enero-febrero de 2025, la producción chilena alcanzó 5,2 mil toneladas métricas de molibdeno fino, lo que representa una disminución respecto al mismo período de 2024, cuando se registraron 6,0 mil toneladas. Esta cifra equivale al 12,3 % de la producción mundial, inferior al 14,8 % registrado en el mismo período del año anterior (Comisión Chilena del Cobre [COCHILCO], 2025a). A pesar de esta baja interanual, la producción nacional acumulada durante 2024 fue de 38.487 toneladas métricas, reafirmando el rol estratégico del país en el mercado global (COCHILCO, 2025b). En los últimos años, el precio del molibdeno ha mostrado una tendencia sostenida al alza. Según datos de la Comisión Chilena del Cobre (COCHILCO, 2025a), los promedios anuales fueron de 18,77 USD/lb en 2022 y 24,14 USD/lb en 2023. En 2024, el precio continuó aumentando, alcanzando un promedio anual de 26,39 USD/lb. Para 2025, aún no se dispone de un promedio anual definitivo; sin embargo, los datos

disponibles para enero y febrero muestran un valor promedio de 20,63 USD/lb, lo que representa un incremento del 4,2 % en comparación con el mismo período de 2024.

La importancia antes mencionada del molibdeno hace relevante la caracterización mineral de la molibdenita y con el avance de las técnicas de microcaracterización se ha establecido que, además del molibdeno, la molibdenita puede contener elementos traza de alto valor económico, como el renio (Re), y en ciertos casos, el tungsteno (W) (Ciobanu *et al.*, 2013). Ambos elementos trazas poseen radios iónicos similares al molibdeno, lo que permite su incorporación isomórfica en la red cristalina de la molibdenita. La abundancia de estos elementos es generalmente reducida y se encuentran distribuidos de forma heterogénea, por lo que no siempre son detectables mediante técnicas convencionales, como la microscopía óptica o el análisis geoquímico de la roca total, definiéndose en consecuencia como “metales invisibles” (Ciobanu *et al.*, 2013). El renio se encuentra principalmente como subproducto en la molibdenita y en menor medida formando una fase mineral propia como la reniíta (ReS_2), y es altamente demandado por sus propiedades excepcionales en aleaciones resistentes a altas temperaturas, utilizadas en turbinas aeroespaciales y catalizadores petroquímicos. Chile es el mayor productor mundial de renio primario, representando cerca del 50 % del total global, gracias a su alta producción de concentrados de molibdeno en depósitos tipo pórfido. El renio es liberado durante el tostado oxidante de la molibdenita y se captura como ácido perrénico en los gases de proceso, siendo luego purificado como perrenato de amonio (NH_4ReO_4) o reducido a metal (Brainard, 2024).

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Aunque la presencia de Re puede determinarse mediante análisis geoquímicos de roca total ya sea en el material mineral de alimentación y/o en los concentrados de molibdenita, estos análisis químicos solo entregan el contenido del elemento en la muestra. Es decir, informan cuánto Re hay, pero no permiten determinar en qué mineral está presente (mena), ni cómo se encuentra distribuido dentro de la muestra (modo de ocurrencia). Esta falta de resolución a escala mineralógica y espacial ha sido identificada como una limitación significativa, que solo puede abordarse mediante técnicas analíticas más específicas y detalladas (Brainard, 2024), como las técnicas mineraloquímicas.

Ante este escenario, la industria minera ha comenzado a incorporar tecnologías analíticas avanzadas para la caracterización mineral y mineraloquímica de los depósitos minerales y el

material de mina. Entre ellas destacan las técnicas espectroscópicas como las imágenes hiperespectrales (“*Hyperspectral Imaging*”, HSI) y la espectroscopía de plasma inducido por láser (“*Laser-Induced Breakdown Spectroscopy*”, LIBS), que permiten un análisis semi-destructivo, rápido y con capacidad de ofrecer información mineralógica y mineraloquímica, con alta resolución espacial y sin preparación compleja de las muestras (Sandoval-Muñoz *et al.*, 2022).

La imagen hiperespectral (HSI) es una técnica analítica avanzada que combina espectroscopía, quimiometría y procesamiento de imágenes para generar simultáneamente información espacial y espectral de una muestra. Su principio se basa en la interacción de la superficie del material con una fuente de irradiación de baja energía, abarcando rangos del espectro electromagnético como el visible (VIS), el infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR) (Fang *et al.*, 2018). Esta interacción genera espectros de reflectancia únicos para cada píxel, los cuales contienen información relacionada con los enlaces moleculares presentes en la muestra, lo cual permite distinguir minerales mediante sus firmas espectrales. Su principal ventaja radica en su rapidez, semi-destructividad y capacidad para discriminar entre especies minerales (Sandoval-Muñoz *et al.*, 2022).

Por otro lado, LIBS es una técnica espectroscópica basada en el fenómeno de ablación, consiste en enfocar un láser de alta energía que corresponde a un láser pulsado de Nd: YAG sobre la superficie de una muestra mineral, esto genera un plasma compuesto por átomos y iones excitados, los cuales emiten radiación característica de un elemento químico específico al retornar a su estado fundamental. La radiación emitida puede ser detectada mediante un sistema espectroscópico, para mediante procesamiento quimiométrico identificar los elementos químicos presentes y su distribución espacial en la superficie de la muestra (Harmon *et al.*, 2021). Esta metodología no requiere una preparación compleja y permite detectar incluso elementos traza, como el Re y W, dentro de la molibdenita y otros sulfuros (Sandoval-Muñoz *et al.*, 2022).

La hipótesis que se plantea en este trabajo es que la combinación de ambas técnicas, i.e., HSI-LIBS, ofrece un enfoque complementario y eficiente en la caracterización mineral y mineraloquímica en la industria minera. En este sentido, las HSI podrían utilizarse como un método de preselección para identificar regiones de interés dentro de las muestras minerales como rocas,

testigos o material de mina; es decir, áreas con una respuesta espectral coincidente con un mineral de interés, como la molibdenita. Mientras que, el análisis complementario LIBS en estas regiones de interés, permitiría confirmar la presencia de Mo e incluso detectar elementos traza, e.g., el Re, W. Con este abordaje de caracterización se pueden generar imágenes mineralógicas y de distribución de elementos químicos de interés, con alta resolución, optimizando además el tiempo y los costos de caracterización, brindando información oportuna para la toma de decisiones en el control mineral durante el procesamiento.

En este trabajo, se analizarán muestras minerales provenientes de una operación minera para Cu-Mo, en específico material de mina utilizado como alimentación para las plantas de procesamiento metalúrgico para la obtención de concentrado de molibdenita. Como propósito se persigue replicar y comparar la caracterización mineral realizada por los geólogos de control mineral en las operaciones mineras, pero aplicando técnicas de caracterización mineral de frontera (HSI-LIBS) y evaluar su capacidad en la diferenciación entre mena y ganga, así como la exploración de metales invisibles. La validación de esta metodología se realizará comparando los resultados obtenidos con HSI-LIBS contra las técnicas mineralógicas convencionales realizadas en las operaciones mineras, como la descripción visual y petrografía óptica. Esta hoja de caracterización mineral podría representar una alternativa eficiente y de alta resolución para la identificación de molibdenita y su valoración. Asimismo, puede ayudar en la toma de decisiones en la planificación minera, reduciendo tiempos y costos en la caracterización mineral. Para el desarrollo de esta habilitación profesional se utilizarán un número acotado de muestras con el objeto de evaluar y validar la hipótesis planteada.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. Objetivo General

Determinar la mineralogía de mena y diferenciarla de la ganga, en muestras de material de mina, mediante la implementación de técnicas espectroscópicas: HSI-LIBS.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Identificar la mineralogía de mena y ganga en muestras mineralizadas con molibdenita (MoS_2) a partir de sus propiedades ópticas.

- Distinguir de manera indirecta entre la molibdenita y los minerales de ganga, a partir de sus propiedades de reflectancia molecular, usando HSI basado en los espectros de reflectancia VIS-NIR.
- Determinar de manera indirecta la molibdenita y los minerales de ganga a partir de su química mineral mediante LIBS.
- Comparar los resultados de la caracterización mineral operacional y avanzada.

1.3. TRABAJOS ANTERIORES

A continuación, se presentan estudios previos que han explorado el uso de técnicas espectroscópicas, particularmente HSI y LIBS, en la implementación de una caracterización mineral de frontera, en contextos mineros. Estos trabajos aportan antecedentes metodológicos relevantes que respaldan el enfoque de la presente investigación.

Un estudio relevante en el contexto de la aplicación de imágenes hiperespectrales a muestras minerales es el realizado por Lypaczewski *et al.* (2020), en el cual se adquirieron imágenes hiperespectrales de alta resolución en el rango del infrarrojo de onda corta (SWIR) sobre 755 muestras de roca provenientes del depósito pórfido cuprífero Highland Valley, en Canadá. El objetivo del estudio fue caracterizar la mineralogía de alteración hidrotermal mediante la cuantificación de la abundancia relativa de 12 minerales y la diferenciación de composición (contenido de Al^{IV}) en mica blanca, a partir de diferencias en longitudes de onda, como parámetro espectral clave. De forma complementaria, Salomidi *et al.* (2024) desarrollaron una biblioteca con firmas espectrales de distintos minerales incluyendo galena, esfalerita, arsenopirita, pirita, calcopirita, a partir de muestras recolectadas en zonas geológicamente significativas del yacimiento subterráneo Reiche Zeche, en Alemania. Las muestras fueron escaneadas en laboratorio con equipos HSI en el rango VNIR-SWIR, y los datos procesados mediante algoritmos de clasificación espectral, evidenciando la aplicabilidad de HSI en contextos operacionales subterráneos.

En el caso de la espectroscopía LIBS, el trabajo de Águila (2023) evaluó la viabilidad de LIBS para la detección de molibdeno y elementos asociados en concentrados de molibdenita. El estudio logró identificar no sólo elementos principales como Mo, Cu y S, sino también trazas de interés

económico como el renio (Re) y el tungsteno (W). Además, se generaron imágenes de distribución elemental que permitieron visualizar de forma cualitativa la distribución de los elementos en las muestras, lo que a su vez permitió estimar la presencia de fases minerales específicas. Este resultado refuerza el potencial de LIBS como herramienta para apoyar la caracterización mineraloquímica. Asimismo, Sandoval-Muñoz *et al.* (2022) aplicaron de forma combinada imágenes hiperespectrales y espectroscopía de plasma inducido por láser a microescala (μ -LIBS) en muestras de rocas mineralizadas con menas sulfuradas de Cu. HSI se utilizó como técnica de inspección óptica rápida, para obtener una distribución preliminar de especies minerales en la superficie, mientras que μ -LIBS permitió caracterizar la distribución elemental y mineralógica con alta resolución espacial y capacidad multielemental. Se identificaron minerales como calcopirita, bornita, enargita, covelina, así como calcita, cuarzo y otros minerales de ganga. Este enfoque demostró ser eficaz para generar mapas mineralógicos detallados sin necesidad de preparación compleja de muestras, representando un avance hacia una caracterización mineral automatizada y no destructiva en contextos mineros. Un aspecto que resaltar en el tratamiento quimiométrico es que los mapas mineralógicos fueron generados mediante el procesamiento de imágenes de distribución elemental basándose en la descripción petrográfica.

Más recientemente, Álvarez *et al.* (2025) propusieron una metodología basada en la espectroscopía de plasma inducida por láser (LIBS) combinado con análisis supervisado mediante redes neuronales artificiales (ANN), para cuantificar la mineralogía modal en muestras de testigos de perforación provenientes de un depósito tipo Cu-Mo, focalizándose en la descripción de molibdenita. La técnica LIBS, conocida por su rapidez y capacidad de análisis *in situ* fue aplicada para obtener datos espectrales que permiten identificar y cuantificar minerales presentes en las muestras. Los resultados obtenidos mediante LIBS fueron validados utilizando técnicas mineralógicas convencionales, como la microscopía óptica y mineralogía automatizada, basada en microscopía electrónica de barrido (AM-SEM), demostrando una alta correlación y confiabilidad en los datos obtenidos. Este enfoque no destructivo y eficiente ofrece una alternativa prometedora para complementar métodos tradicionales en las etapas iniciales de exploración mineralógica, optimizando así los procesos de evaluación de depósitos minerales.

1.4. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo de habilitación profesional fue posible gracias al financiamiento otorgado por el proyecto FONDECYT de Iniciación N.º 11230695 y FONDEF IT24I0040, ambos financiados por la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID), Chile.

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento al profesor Jonnathan Álvarez, cuya constante guía, apoyo y disposición fueron fundamentales para el desarrollo de esta habilitación profesional. Su compromiso, paciencia y valiosas orientaciones contribuyeron significativamente a superar los desafíos y fortalecer este proceso. También agradezco al profesor Germán Velázquez por su valioso aporte y disposición al diálogo, que enriquecieron notablemente esta etapa. Agradezco el patrocinio del Instituto de Geología Económica Aplicada (GEA) junto con el apoyo de la Facultad de Ciencias Químicas y el Centro de Biotecnología de la Universidad de Concepción a través de los profesores Dr. Jorge Yáñez Solorza y Dra. Rosario Castillo Felices. Asimismo, agradezco al Departamento de Ciencias de la Tierra, a sus profesores y funcionarios, por las herramientas académicas y el apoyo humano que hicieron más llevadero este proceso.

Agradezco profundamente a mi madre, quien siempre ha sido un pilar fundamental en mi vida y en todo este proceso. Su amor, fortaleza y apoyo incondicional me acompañaron en cada etapa; ha sido mi guía y mi mejor amiga, con sus palabras de amor y sabiduría. Agradezco con todo mi corazón a mis niños, Tomás Andrés y Pascual Ignacio, por su amor incondicional, su compañía en las clases durante la pandemia y en las muchas noches dedicadas a redactar esta habilitación profesional. También agradezco a mi pololo, quien me apoyó constantemente y me brindó paz, tranquilidad y mucho amor.

Quiero agradecer también a las personas con las que formé lazos especiales. A José Luis, por su amistad desde el inicio de la carrera; muchas gracias por tu apoyo constante y por ser un gran amigo. A Rayén, con quien establecí una linda amistad; atesoraré todos los momentos compartidos y las risas que nunca faltaron. A Gian, Cata y Eliseo, por incluirme y hacerme sentir parte de su grupo.

Por último, quiero agradecerme a mí misma, por no rendirme, por cada esfuerzo y cada paso dado en estos casi seis años. Me siento orgullosa de haber llegado hasta aquí

2. MARCO TEÓRICO

2.1. MATERIAL DE MINA Y CONMINUCIÓN

El material de mina se puede definir como el conjunto de fragmentos resultantes de las tronaduras, generados mediante el uso de explosivos, del macizo rocoso mineralizado. Este proceso conocido como fragmentación por tronadura, produce bloques de distintos tamaños, los cuales son transportados hacia etapas posteriores del procesamiento, comenzando por la trituración y luego la molienda, es decir, el proceso global de conminución (Zhang *et al.*, 2023).

La conminución es definida como el proceso mediante el cual se reduce el tamaño del material de mina hasta un tamaño óptimo para su procesamiento. La conminución comienza con la fragmentación del macizo durante la tronadura, seguido de dos etapas principales: la trituración y la molienda. La trituración se aplica al material extraído directamente de la mina (*“run-of-mine”*), mientras que la molienda se realiza después de la trituración, y generalmente con material ya seco o en suspensión (Balasubramanian, 2017). Es importante destacar que, para el material de mina, el proceso de trituración llega hasta la generación del material de alimentación a la planta de procesamiento. En la operación de mina, es común considerar que el proceso de conminución, aplicado al material de mina, abarca principalmente la trituración, ya que la molienda se orienta a la liberación del mineral de interés y forma parte del procesamiento mineral, durante la etapa de geometalurgia (Wills & Napier-Munn, 2006). Entre los equipos utilizados destacan las trituradoras y las impactadoras. Las trituradoras se subdividen en mandíbula, giratoria y de cono; mientras que las impactadoras pueden ser de eje horizontal (HSI) o de eje vertical (VSI) (Balasubramanian, 2017).

Este proceso se realiza en tres etapas sucesivas, cada una con una relación de reducción característica. En la primera etapa, una trituradora de mandíbula reduce los fragmentos gruesos a un tamaño aproximado de 80 a 100 mm. En la segunda etapa, la trituradora de cono secundaria reduce el material a 10 a 20 mm. Finalmente, en la tercera etapa, la trituradora de cono terciaria puede alcanzar tamaños cercanos a los 100 micrones (Balasubramanian, 2017).

2.2. PROCESAMIENTO METALÚRGICO DE LA MOLIBDENITA POR FLOTACIÓN

El molibdeno se recupera comúnmente como subproducto en el tratamiento de minerales tipo pórfido Cu-Mo, donde se encuentra principalmente en la molibdenita (MoS_2). De acuerdo con Bulatovic (2007), la flotación de molibdenita (Figura 1) se realiza tras una etapa inicial de trituración y molienda, seguida de una flotación colectiva de sulfuros (bulk), donde tanto el cobre como el molibdeno, en sus respectivos minerales de mena (sulfuros), son concentrados simultáneamente en un solo producto, incluyendo también sulfuros de ganga como la pirita, buscando maximizar la recuperación de ambos metales sin priorizar la selectividad entre ellos. En esta etapa los minerales no sulfuros, como los silicatos y óxidos, no son flotados, por lo cual son eliminados a los relaves (Figura 1).

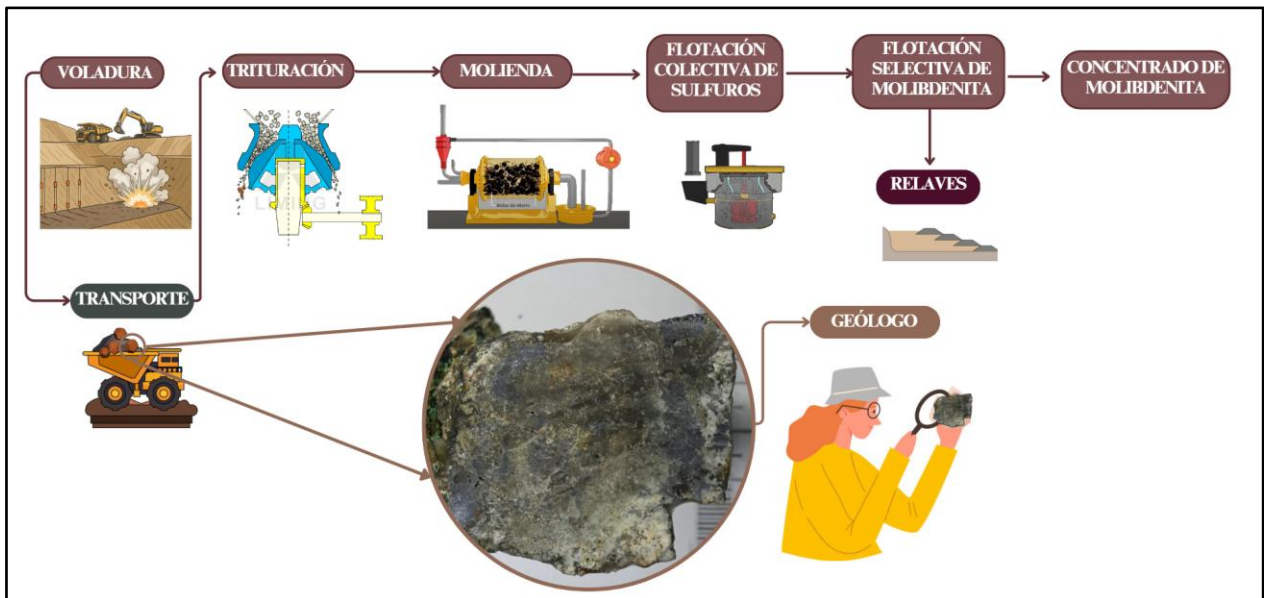


Figura 1. Diagrama del proceso de recuperación de molibdenita por flotación. Representación esquemática del proceso metalúrgico para la recuperación de molibdenita por flotación en el caso de yacimientos tipo pórfido Cu-Mo.

Posteriormente, se requiere una flotación selectiva para separar la molibdenita (Figura 1) de los sulfuros de cobre. Esta separación selectiva se basa en el uso de reactivos depresores que inhiben la flotación del cobre, permitiendo que la molibdenita, al mantenerse hidrofóbica, flote selectivamente. Durante esta etapa, es fundamental operar en un medio alcalino, generalmente entre pH 10 y 11,5, lo que favorece la estabilidad de la espuma y la eficiencia de la separación (Bulatovic, 2007).

En situaciones donde la molibdenita presenta superficies contaminadas por sulfuros de cobre, por la adhesión de partículas finas de estas, su comportamiento en flotación selectiva se ve afectado. Esta contaminación superficial reduce la hidrofobicidad natural de la molibdenita, dificultando su recuperación eficiente. Para contrarrestar estos efectos, se pueden aplicar tratamientos adicionales como vaporización de la pulpa o tostación oxidativa ligera, los cuales restauran las propiedades de flotabilidad diferencial necesarias para lograr una separación efectiva. Además, cuando la calcopirita es el principal mineral de cobre, se emplean depresores como hidrosulfuro de sodio (NaHS) o sulfuro de sodio (Na₂S) para suprimir su flotación. En cambio, cuando el concentrado contiene minerales secundarios como bornita, covelina o digenita, se utilizan métodos de separación alternativos adaptados a la mineralogía específica (Bulatovic, 2007).

El proceso puede verse afectado negativamente por la presencia de impurezas, en particular minerales arcillosos, los cuales incrementan la viscosidad de la pulpa, afectan la estabilidad de la espuma y aumentan el consumo de reactivos. Para mitigar estos efectos, se implementan estrategias como el ajuste de la densidad de pulpa, la selección de espumantes especiales y la modificación del esquema de reactivos. En este contexto, el uso de emulsificantes como el aceite de coco sulfatado (Artic Syntex L) o lauril sulfatos ha demostrado ser eficaz para estabilizar la espuma y mejorar la recuperación de molibdeno, especialmente en pulpas con alta proporción de arcillas ultrafinas (Bulatovic, 2007).

El objetivo final del proceso es obtener un concentrado de molibdenita de alta pureza, esencial para su comercialización posterior. Para ello, es crítico el control riguroso de parámetros operacionales como el pH, la dosificación de depresores, la selección adecuada de colectores y espumantes y la optimización de las etapas de limpieza. Entre los depresores más utilizados se encuentran el ferrocianuro de sodio, la cianamida de sodio y el tioglicolato, cuya eficacia depende de las condiciones del pH y de las características superficiales del concentrado. Además, se han reportado otros reactivos depresores auxiliares como el tioglicerol y el xantato clorado, aunque su uso es menos extendido (Bulatovic, 2007). Finalmente, en casos de mayor complejidad, como concentrados con alta contaminación o liberación mineralógica deficiente, se pueden aplicar métodos especiales de separación. Estos incluyen el tratamiento térmico (tostación oxidativa), la vaporización de pulpas, o el uso del Proceso Utah (“*roasting-flotation*”). Estas estrategias permiten

optimizar la eficiencia de recuperación y mejorar la calidad final del concentrado (Bulatovic, 2007).

2.3. TÉCNICAS CONVENCIONALES DE CARACTERIZACIÓN MINERAL

La caracterización mineral es esencial en minería, ya que permite identificar los minerales presentes en las rocas y evaluar su potencial económico. Entre las técnicas convencionales, la microscopía óptica destaca como el método más básico y tradicional, útil para caracterizar minerales en secciones delgadas o pulidas, a partir de sus propiedades ópticas e identificar texturas y asociaciones mineralógicas (Pérez-Barnuevo *et al.*, 2010). A partir de esta base, se aplican otras técnicas analíticas como la difracción de rayos X (DRX), la microscopía electrónica de barrido con espectroscopía de dispersión de energía (SEM-EDS) y la microsonda electrónica (EPMA), que permiten obtener información precisa sobre la composición mineral y mineraloquímica (Melgarejo *et al.*, 2010).

2.4. TÉCNICAS AVANZADAS PARA LA CARACTERIZACIÓN MINERAL EN MINERÍA

Durante los últimos años, se ha incrementado el uso de técnicas avanzadas de caracterización mineral que permiten obtener información confiable sin necesidad de aplicar métodos destructivos sobre las muestras (Harmon *et al.*, 2021; Sandoval-Muñoz *et al.*, 2022). En esta habilitación profesional, se busca caracterizar la mineralogía de mena y ganga en muestras mineralizadas mediante técnicas espectroscópicas no invasivas, como la imagen hiperespectral (HSI) y la espectroscopía de plasma inducido por láser (LIBS), y contrastar sus resultados con métodos convencionales como la microscopía óptica. Este enfoque tiene como finalidad evaluar la aplicabilidad de estas tecnologías en el control mineral en faenas mineras, especialmente en condiciones de análisis rápido y operativo.

2.4.1. Imagen Hiperespectral (HSI)

La imagen hiperespectral es una técnica analítica avanzada que combina espectroscopía y generación de imágenes para adquirir información espectral y espacial de un objeto o superficie (Selci, 2019). A diferencia de la imagen multispectral, que registra datos en unas pocas bandas amplias del espectro electromagnético, la HSI captura un espectro continuo y detallado para cada

píxel de la imagen, lo que permite caracterizar materiales en función de sus firmas espectrales únicas (Selci, 2019).

El ojo humano percibe la luz visible a través de tres bandas principales asociadas a longitudes de onda específicas: azul (ondas cortas), verde (ondas medias) y rojo (ondas largas). Las imágenes multispectrales capturan información en bandas espectrales separadas y relativamente amplias; en contraste, las imágenes hiperespectrales dividen el espectro electromagnético en un número significativamente mayor de bandas, muchas de las cuales se extienden más allá del rango visible, lo que permite una caracterización más detallada y precisa de los materiales observados (Figura 2) (Soriano, 2022).

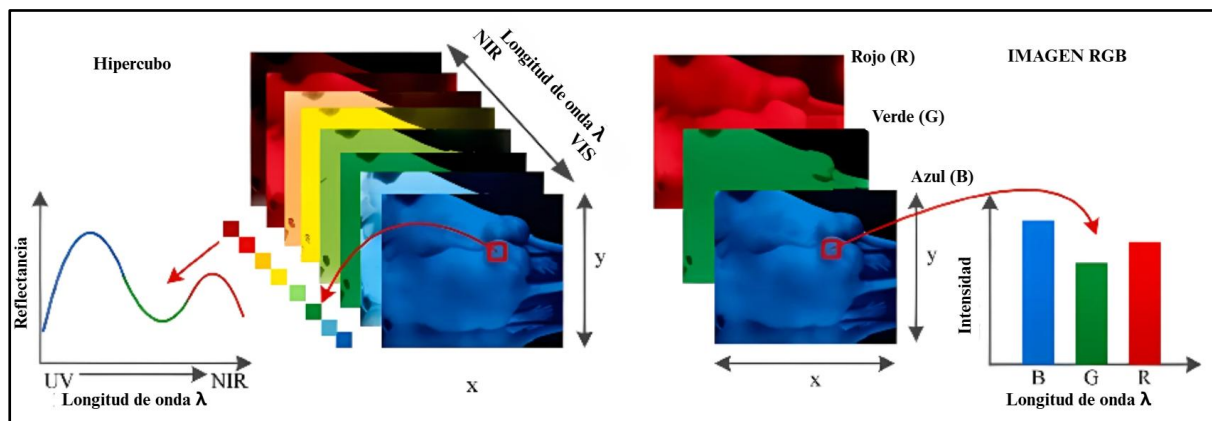


Figura 2. Comparación entre un hipercubo y una imagen RGB. En la esquina inferior izquierda se observa la firma espectral de un píxel en una imagen hiperespectral. La esquina inferior derecha muestra la curva de intensidad para un píxel en la imagen RGB. Tomado de Lu y Fei (2014).

Esta técnica, conocida también como espectroscopía de imágenes, registra reflectancia en múltiples longitudes de onda contiguas (Tabla 1), abarcando generalmente los rangos del visible (VIS, por sus siglas en inglés “*Visible Spectrum*”), infrarrojo cercano (NIR, “*Near InfraRed*”) y, en aplicaciones geológicas, también el infrarrojo de onda corta (SWIR, “*Short-Wave InfraRed*”) (Fang *et al.*, 2018). Adicionalmente, el uso del infrarrojo medio (MIR, “*Mid-InfraRed*”), ha demostrado ser útil para la identificación de ciertos minerales como feldspatos, debido a su sensibilidad a las vibraciones moleculares de los enlaces químicos presentes en la estructura cristalina (Hecker *et al.*, 2010). La información espectral se organiza en un cubo tridimensional de datos conocido como hipercubo (Figura 3), con dos dimensiones espaciales (x , y) y una dimensión espectral (λ), lo que permite representar con precisión la variabilidad espectral y espacial del

material analizado (Selci, 2019). Esta representación es clave para realizar análisis detallados y no destructivos en estudios de caracterización de minerales.

Tabla 1. Definiciones de rango espectral. Tomado de Lu y Fei (2014).

NOMBRE CORTO	NOMBRE COMPLETO	RANGO ESPECTRAL (nm)
UV	Ultravioleta	200 a 400
VIS	Visible	400 a 780
NIR	Infrarrojo cercano	780 aprox. a 1000
SWIR	Infrarrojo de onda corta	1000 a 2500
MIR	Infrarrojo medio	2500 a 25000

Los datos hiperespectrales pueden adquirirse mediante distintos modos (Figura 3), tales como escaneo puntual (“*whiskbroom*”), escaneo lineal (“*pushbroom*”), escaneo por área (“*area scan*”) e imagen instantánea (“*snapshot*”), según la configuración instrumental empleada (Kuswidiyanto *et al.*, 2022).

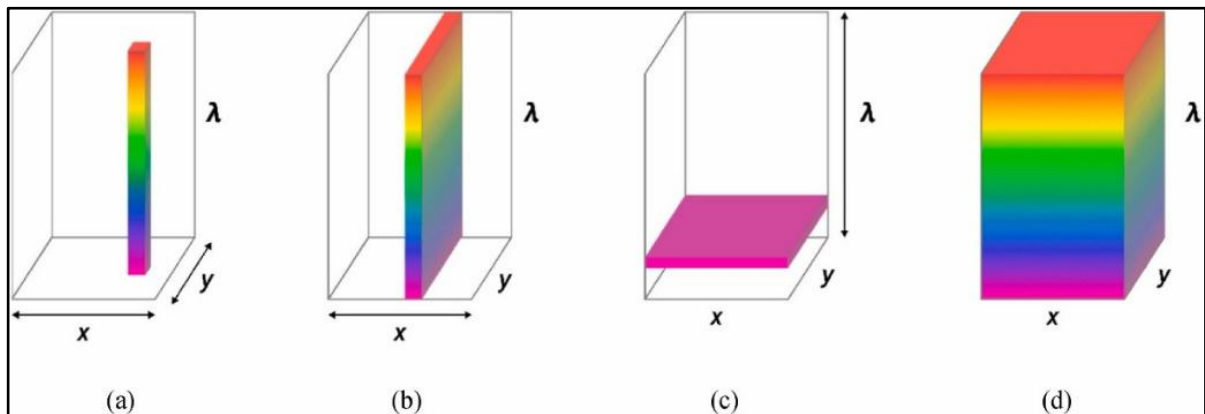


Figura 3. Modos de barrido para la adquisición de datos y construir una imagen hiperespectral: (a) escaneo puntual, (b) escaneo lineal, (c) escaneo por área y (d) imagen instantánea. Tomado de Kuswidiyanto *et al.*, (2022).

Una vez adquiridos los datos para generar las imágenes hiperespectrales, éstos deben ser sometidos a un procesamiento que permita extraer información significativa para su aplicación en los distintos tipos de estudios (Cozzolino *et al.*, 2023). Este procesamiento se lleva a cabo comúnmente en entornos de programación y sistema de cálculo numérico como MATLAB, que cuenta con bibliotecas diseñadas específicamente para el manejo de hipercubos espectrales. Los espectros crudos obtenidos suelen preprocesarse mediante diversas técnicas que buscan mejorar la calidad de la señal y resaltar las características relevantes (Cozzolino *et al.*, 2023). Entre ellas, destaca el suavizado mediante el algoritmo de Savitzky–Golay, el cual permite atenuar el ruido sin perder

información espectral clave, este método se basa en la aplicación de una ventana móvil sobre el espectro: en cada posición, se toma un grupo de puntos consecutivos y se les ajusta un polinomio de bajo grado mediante mínimos cuadrados. Luego, ese polinomio se usa para calcular un nuevo valor suavizado en el centro de la ventana. El proceso se replica a lo largo del espectro, mejorando la calidad de la señal sin comprometer sus rasgos espectrales esenciales. Además, el mismo ajuste polinomial permite calcular derivadas de primer y segundo orden, lo que lo convierte en una herramienta útil tanto para el suavizado, como para resaltar cambios sutiles en la forma espectral (Savitzky & Golay, 1964).

También es importante considerar la presencia de señales anómalas en las imágenes hiperespectrales, que se manifiestan con valores muy altos y puntuales que no corresponden a la señal real, los cuales pueden ser generados por un comportamiento inesperado del instrumento o del entorno, lo que puede conducir a análisis inexactos (Qureshi *et al.*, 2019). Una forma efectiva de eliminarlos es comparar el espectro del píxel sospechoso con el de sus vecinos cercanos: si un valor es muy distinto a los demás, se considera como una señal anómala y se reemplaza con un valor estimado usando interpolación de las señales cercanas. Este tipo de técnica fue propuesta por Behrend *et al.* (2002), quienes diseñaron un método que analiza grupos de 3×3 píxeles y detecta automáticamente los valores anómalos, incluso si afectan a varios puntos seguidos. Además, una vez corregidos los errores y eliminado el ruido presente en los datos, es posible aplicar técnicas estadísticas como el Análisis de Componentes Principales (PCA), para reducir la dimensionalidad del hipercubo hiperespectral. Esta reducción permite conservar la información más relevante, facilitando la visualización, el análisis y la posterior clasificación espectral (Qureshi *et al.*, 2019).

En conjunto, estas técnicas de preprocesamiento permiten mejorar la calidad de los datos hiperespectrales, corrigiendo errores puntuales como el ruido instrumental o señales anómalas, y facilitando la posterior interpretación espectral. Su correcta aplicación es esencial para asegurar que los resultados del análisis reflejen con fidelidad la composición y variaciones reales de la muestra. En síntesis, la imagen hiperespectral representa una herramienta versátil y poderosa para la caracterización mineralógica, tanto en contextos de exploración aérea como en el análisis detallado de muestras geológicas en laboratorio.

2.4.2. Espectroscopía de Plasma Inducido por Láser (LIBS)

La espectroscopía de plasma inducida por láser (LIBS, por sus siglas en inglés), es una técnica espectroscópica de emisión atómica que consiste en dirigir pulsos láser de alta energía sobre la superficie de la muestra, generándose un plasma el cual contiene los elementos presentes. A partir del análisis espectral de la luz emitida por este plasma a partir de la interacción entre el láser y la muestra. Una de las principales ventajas de LIBS radica en su capacidad de operar tanto en condiciones de laboratorio como en terreno, permitiendo análisis in situ con una preparación mínima o nula de las muestras. Además, esta técnica ha sido utilizada exitosamente para obtener imágenes composicionales a microescala, lo cual amplía significativamente su utilidad en estudios mineralógicos detallados. Su aplicabilidad se ha extendido a matrices tan diversas como gases, aguas naturales, suelos, sedimentos, rocas y minerales (Harmon *et al.*, 2021).

La espectroscopía de ruptura inducida por láser (LIBS) se fundamenta en el principio de emisión atómica inducida por ablación láser, donde un haz de alta energía, comúnmente un láser Nd:YAG pulsado, se enfoca sobre la superficie de una muestra generando un plasma luminoso (Brainard, 2024). Este plasma contiene átomos e iones del material vaporizado, los cuales, al enfriarse, retornan a su estado fundamental, emitiendo fotones característicos de cada elemento, como se ilustra en la Figura 4. Dichos fotones pueden ser colectados por un sistema espectroscópico, que permite obtener una firma espectral única o huella mineraloquímica de la muestra, revelando su composición elemental (Harmon *et al.*, 2021).

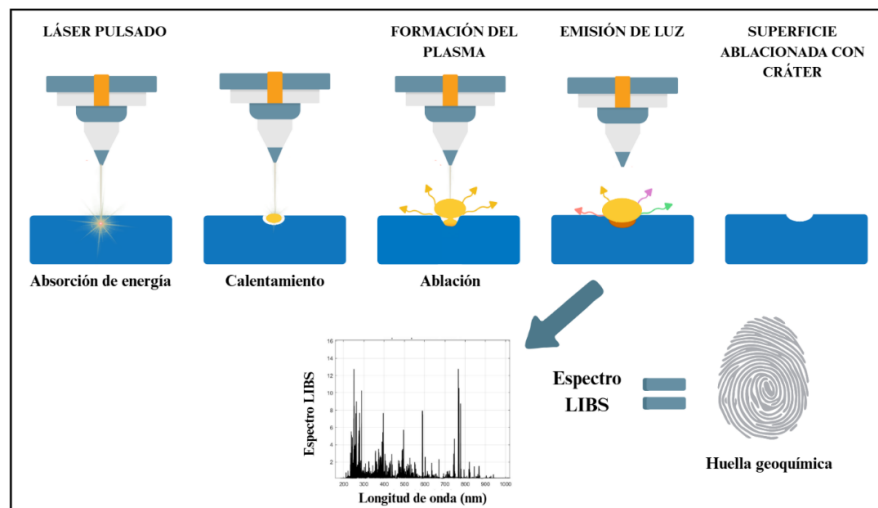


Figura 4. Esquema del proceso LIBS.

Cualquier sistema LIBS, independientemente de su nivel de complejidad o portabilidad, se compone fundamentalmente de cuatro elementos esenciales (Figura 5): (i) una fuente láser de estado sólido de pulso corto, generalmente operando con conmutación Q (“*Quantel Brilliant*”), responsable de inducir la ablación de la muestra y la consiguiente generación del plasma; (ii) un sistema óptico que enfoca el haz láser sobre la superficie del material y recolecta la radiación emitida por el plasma; (iii) un espectrómetro acoplado a un detector sensible, encargado de registrar y discriminar la emisión espectral generada por las transiciones electrónicas en el plasma; y (iv) un sistema computacional que integra las funciones de control del equipo, adquisición de datos y procesamiento espectral (Harmon *et al.*, 2021).

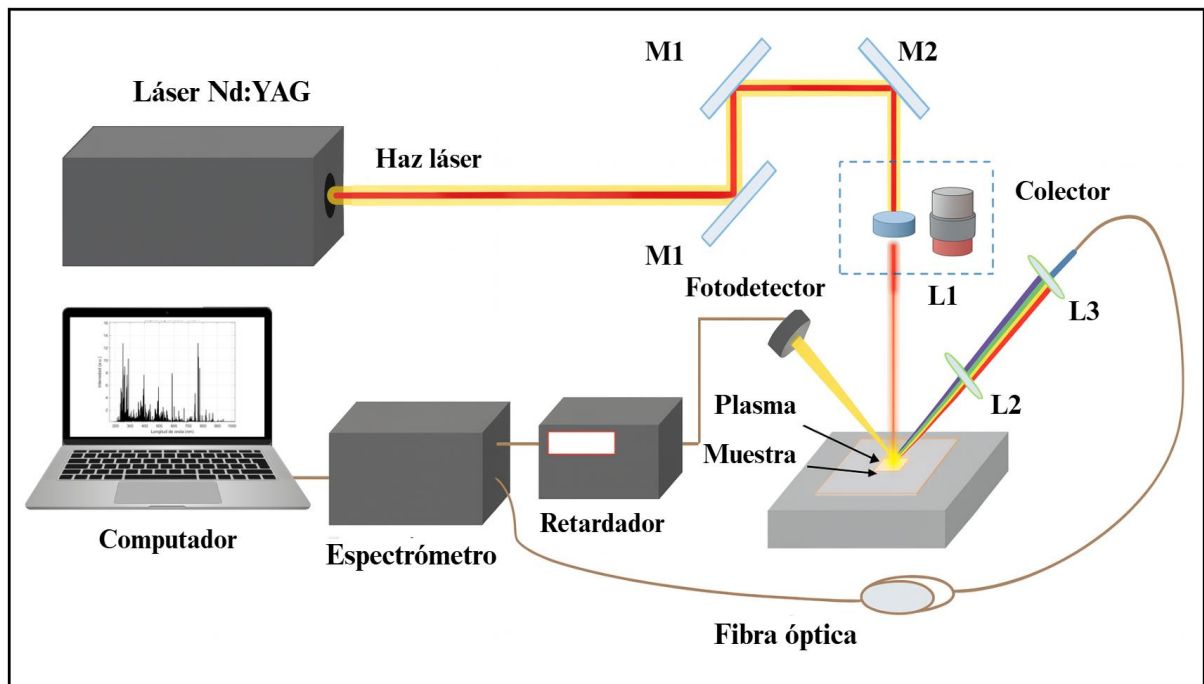


Figura 5. Diagrama esquemático de la configuración experimental de LIBS. Modificado de Xu *et al.*, (2023).

El análisis de espectros LIBS requiere, en primer lugar, la detección y corrección de espectros anómalos mediante técnicas de preprocesamiento, con el fin de mejorar la precisión de los modelos predictivos (Xu *et al.*, 2023). En este contexto, Wang *et al.* (2018) desarrollaron una metodología específica para espectros obtenidos mediante LIBS asistido por descarga de bajo voltaje (DPA-LIBS), aplicada a muestras de carbón. Durante sus experimentos, identificaron irregularidades comunes como el desplazamiento espectral de señales, intensidades atípicas, señales ausentes y que aparecían de forma aislada en un número reducido de mediciones. Estos efectos se atribuyeron

a factores como la fluctuación del láser, la calidad de la superficie y la heterogeneidad del material. Para corregir estos problemas, implementaron un enfoque de tres etapas: (1) alineación estadística de las señales desplazadas entre mediciones; (2) reconstrucción de señales ausentes mediante regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS), utilizando la correlación con otras señales características; y (3) eliminación de señales no confiables, considerando inválidas aquellas líneas espectrales que no se repetían en al menos el 5 % de las mediciones. Esta estrategia permitió estabilizar significativamente los datos espectrales y mejorar la calidad de los modelos de predicción. No obstante, su aplicación no es universal, y debe adaptarse a las condiciones experimentales y al tipo de matriz analizada.

LIBS se ha consolidado como una herramienta analítica eficaz debido a una serie de ventajas operativas que la diferencian de otras técnicas espectroscópicas. Díaz *et al.* (2009) señalan que entre sus principales atributos se encuentran la capacidad de realizar análisis en tiempo real, directamente en terreno (*in situ*) y sobre materiales en cualquier estado físico, sin requerir preparación previa. Además, su bajo requerimiento de muestra y la posibilidad de miniaturizar sus componentes hacen de LIBS una técnica ideal para aplicaciones portátiles y remotas. En línea con estas observaciones, Harmon *et al.* (2021) destacan que LIBS permite obtener análisis multielementales simultáneos en cuestión de segundos, con la capacidad única de detectar elementos ligeros como hidrógeno y litio, los cuales no son fácilmente accesibles mediante métodos como la fluorescencia de rayos X. Estos avances han favorecido la creciente incorporación de LIBS en estudios mineraloquímicos, especialmente en aquellos contextos donde se requiere una caracterización elemental rápida, precisa y con mínima intervención en la preparación de muestras.

El uso de LIBS en el ámbito de la exploración y procesamiento mineral ha demostrado un notable potencial. Durante campañas exploratorias, los equipos LIBS portátiles permiten realizar análisis rápidos e *in situ*, facilitando la detección de elementos de importancia económica que podrían pasar desapercibidos con otras técnicas convencionales. Además, la capacidad de LIBS para realizar análisis a microescala resulta clave para entender la distribución de elementos y las asociaciones mineralógicas complejas en diferentes tipos de muestras (Harmon, 2024).

2.5. COMBINACIÓN DE HSI Y LIBS EN LA CARACTERIZACIÓN MINERAL

En el ámbito de la caracterización mineral en minería, el uso de LIBS en combinación con otras técnicas analíticas ha mostrado un crecimiento sostenido en los últimos años, consolidándose como una estrategia prometedora para la caracterización mineralógica (Harmon, 2024).

Un ejemplo de esta integración es el estudio de Sandoval-Muñoz *et al.* (2022), quienes combinaron micro-LIBS (μ -LIBS) con imágenes hiperespectrales, con el objetivo de mejorar la obtención de imágenes elementales y mineralógicas en rocas mineralizadas con cobre. En su estudio, se generaron mapas de distribución de elemental para los elementos como Cu, Fe, Ca y Si a partir de μ LIBS, los cuales fueron correlacionados con las imágenes espectrales de HSI procesadas. Esta estrategia permitió establecer relaciones entre firmas espectrales reflejadas y la presencia de ciertos minerales, facilitando la identificación de fases mineralógicas asociadas a menas de cobre. Los autores concluyen que la combinación de ambas técnicas ofrece una alternativa eficiente para el análisis multi-instrumental de materiales heterogéneos y mejora la caracterización espacial de zonas mineralizadas, permitiendo la diferenciación entre mena (Cu) y ganga (Sandoval-Muñoz *et al.*, 2022).

Adicionalmente, Zhao *et al.* (2023), propusieron un enfoque conjunto de LIBS e imágenes hiperespectrales (HSI) para la visualización rápida y de alta resolución de elementos en la superficie de materiales (Figura 6). En su investigación, realizaron mediciones sobre una muestra de jaspe, utilizando LIBS para obtener datos espectrales puntuales de composición elemental e integrándolos con imágenes hiperespectrales, que proporcionaron información espacial continua, basada en la reflectancia superficial. La combinación de ambas técnicas permitió alcanzar una resolución espacial hasta 90 veces superior respecto al uso exclusivo de LIBS, y una reducción del tiempo de escaneo de al menos seis veces. Asimismo, el uso de análisis multivariado, como el análisis de componentes principales (PCA), facilitó la identificación y clasificación de regiones de interés (ROI) en la muestra.

Estos resultados evidencian el potencial de la estrategia LIBS-HSI para mejorar la calidad de los mapas composicionales y optimizar el análisis de superficies complejas y heterogéneas (Zhao *et al.*, 2023).

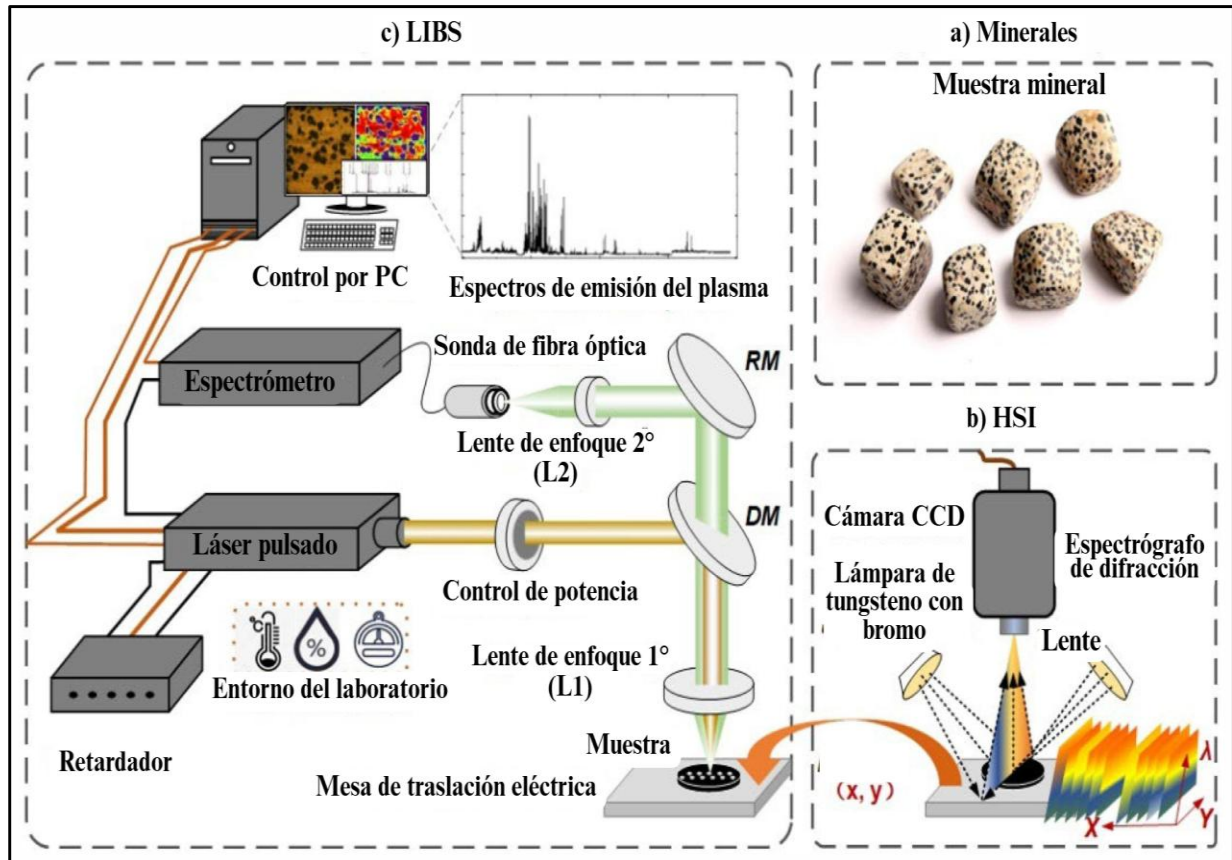


Figura 6. Esquema del enfoque integrado LIBS-HSI. (a) Muestra mineral utilizada (Jaspe Dálmata). (b) Sistema HSI compuesto por lámpara de tungsteno, lente, espectrógrafo de difracción y cámara CCD. (c) Sistema LIBS compuesto por láser pulsado, mesa de traslación, lentes de enfoque, espectrómetro y sonda de fibra óptica. Adaptado de Zhao *et al.*, (2023).

En resumen, la combinación de HSI y LIBS ofrece una alternativa analítica potente para la caracterización mineral, ya que permite integrar la información mineraloquímica (LIBS) con la distribución espacial de los minerales (HSI-LIBS). Esta complementariedad resulta especialmente útil en aplicaciones orientadas al control mineral y su procesamiento, donde se requiere un análisis preciso, rápido, semi destructivo y no invasivo que se adapte a materiales de composición heterogénea.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. DESCRIPCIÓN DE LAS MUESTRAS

Para el desarrollo de esta habilitación profesional se realizará la caracterización mineralógica de muestras de material de mina, utilizado para la alimentación de las plantas de procesamiento metalúrgico para flotación de molibdenita. De manera operacional este material es revisado por el geólogo de control mineral, para la verificación del porcentaje de mena y presencia de minerales de interés y/o perjudiciales en el procesamiento. Durante un turno, el geólogo puede describir la mineralogía de decenas a cientos de muestras de material de alimentación; sin embargo, para ello dispone de tiempo en escala de minutos a decenas de minutos por muestra, dependiendo de su complejidad. En esta habilitación profesional, utilizando un número acotado de muestras, se busca replicar la caracterización mineral operacional utilizando técnicas espectroscópicas de frontera como HSI (para la escala de minutos) y LIBS (para la escala de decenas de minutos). Finalmente, se comparan los resultados entre la caracterización por técnicas convencionales y de frontera.

En primer lugar, se utilizará un fragmento de roca (Figura 7) para simular el material de mina que debe ser caracterizado por el geólogo, el cual se cortó por la mitad, dejando una de sus caras pulidas (Figura 7A) para ayudar a la caracterización microscópica (en luz reflejada) y la contramuestra se dejó en estado natural (Figura 7B), con el objetivo de simular las condiciones operativas reales en las que el geólogo de control mineral observa el material de mina en terreno o planta. Para la preparación de la briqueta, la muestra de roca fue embebida en resina epóxica, para evitar pérdida de cristales de molibdenita durante el pulido posterior, esto debido a que la molibdenita es un mineral muy friable y puede ser desbastado durante el pulido de manera preferencial frente a otros minerales. La briqueta permitirá realizar una caracterización más detallada en el microscopio en luz reflejada, mientras que la contramuestra representará el aspecto original del material de mina.

La briqueta será caracterizada petrográficamente bajo un microscopio óptico, binocular OPTIPHOT 2-POL (Nikon, Japón), con objetivos Serie M Plan (Nikon, Japón), de 5X, 10X, 20X, 50X y 100X de aumento, en luz reflejada, y las fotografías serán tomadas con una cámara digital acoplada a microscopio marca Nikon: ModeloDS de última generación, megapíxel, color, alta resolución.

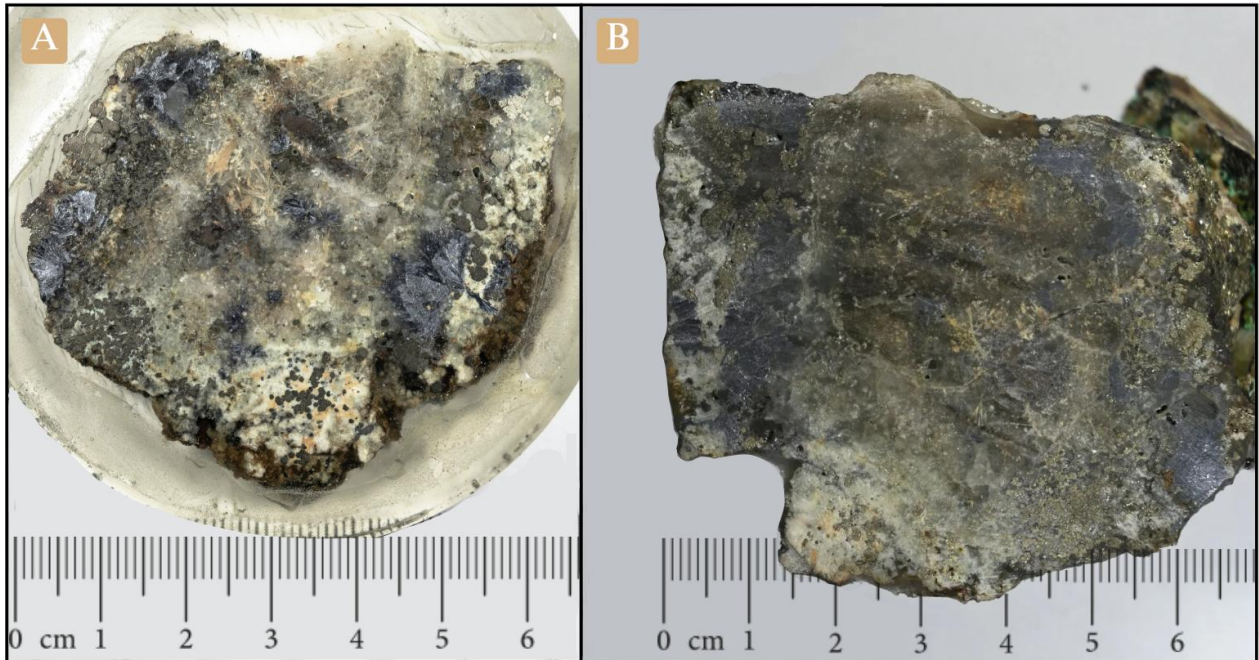


Figura 7. Fotografías en luz natural de la briqueta y la contramuestra. A) Briqueta pulida. B) Contramuestra.

Seguidamente, se analizará mediante imágenes hiperespectrales la briqueta y contramuestra, para comparar los resultados de la caracterización mineral en una muestra sin y con preparación previa. Por último, se implementará el análisis por LIBS a la briqueta pulida, para establecer una mejor correlación en los resultados de la mineraloquímica y la mineralogía óptica.

Adicionalmente se analizarán por imágenes hiperespectrales 3 muestras que serán utilizadas como referencia (Figura 8), las cuales fueron previamente caracterizadas por microscopía óptica, mineralogía automatizada acoplada a microscopía electrónica de barrido (QEMSCAN) y LIBS, en el marco de la memoria de Arévalo (2023). Cada una de las muestras corresponden a briquetas denominadas Moly-1, Moly-2 y Moly-3. Estas muestras contienen como mineral de mena principal a la molibdenita (MoS_2), acompañada de ganga como pirita, cuarzo, hematita y magnetita. Estas muestras serán caracterizadas mediante HSI, con el objetivo de identificar sus firmas espectrales en el rango VIS-NIR y evaluar la correspondencia con los resultados previamente obtenidos por petrografía y LIBS, a fin de validar la capacidad de la técnica imágenes hiperespectrales para discriminar entre minerales de mena y ganga.

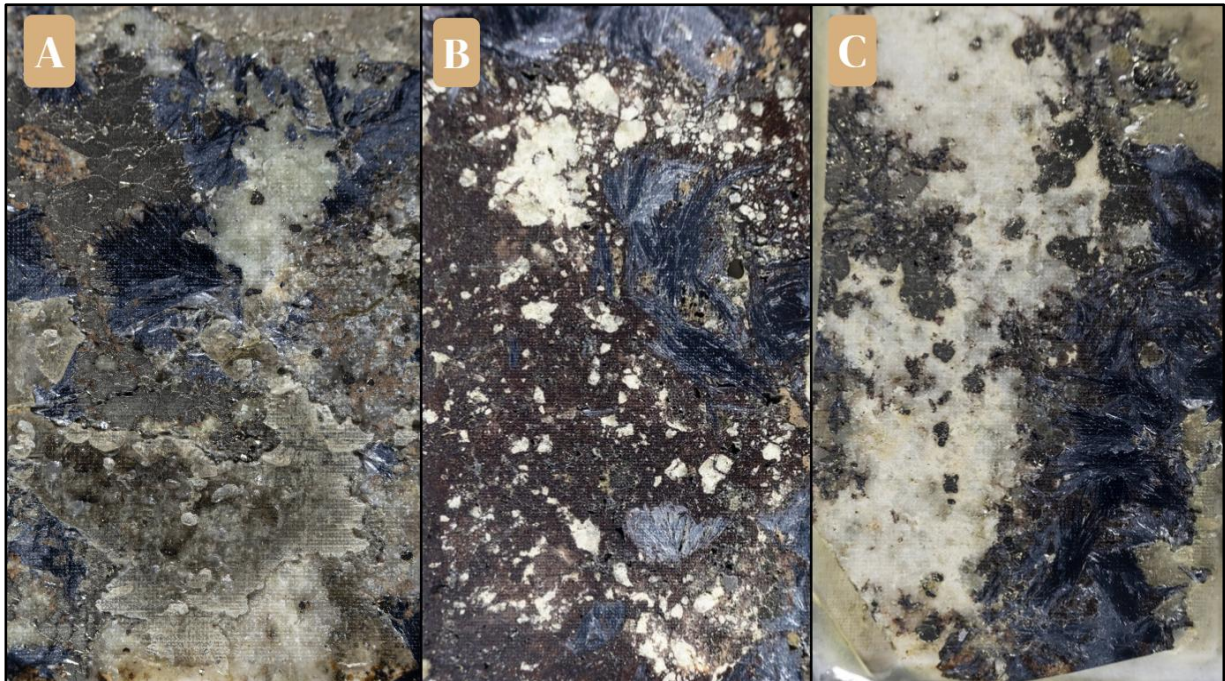


Figura 8. Fotografías en luz natural de las briquetas: A) Moly-1, B) Moly-2 y C) Moly-3.

3.2. CARACTERIZACIÓN MINERAL DE FRONTERA MEDIANTE HSI

La caracterización de las muestras se realizó utilizando dos equipos independientes de cámaras hiperespectrales, uno correspondiente al rango del espectro visible (VIS) y otro al infrarrojo cercano (NIR) (Figura 9). Estos equipos fueron facilitados por el Laboratorio de Bioespectroscopía del Centro de Biotecnología de la Universidad de Concepción. El primer equipo utilizado corresponde a la cámara hiperespectral Resonon Pika L (Figura 9A), la cual opera en el rango espectral del visible e infrarrojo cercano (VNIR), entre 400 y 1000 nm. Este sensor cuenta con 900 píxeles espaciales por línea y 281 bandas espectrales, lo que permite una adquisición detallada del comportamiento espectral de cada píxel de la imagen en dichos rangos espectrales.

El tamaño del píxel es de 5,86 μm , con una resolución espectral es de 2,7 nm (FWHM) y ofrece un muestreo espectral de 1,07 nm por píxel. Este equipo fue empleado para la captura de datos hiperespectrales en muestras geológicas, permitiendo la construcción de hipercubos con información espectral continua que luego fue sometida a procesamiento y análisis.

El segundo equipo utilizado fue la cámara hiperespectral Resonon Pika IR+ (Figura 9B), diseñada para operar en el rango del infrarrojo cercano (NIR), entre 900 y 1700 nm. Este sensor cuenta con

640 píxeles espaciales por línea y 336 bandas espectrales, con un tamaño de píxel de $15\ \mu\text{m}$, lo que permite una adquisición detallada en regiones del espectro no visibles al ojo humano. Su resolución espectral es de $5,6\ \text{nm}$ (FWHM) y ofrece un muestreo espectral de $2,4\ \text{nm}$ por píxel.

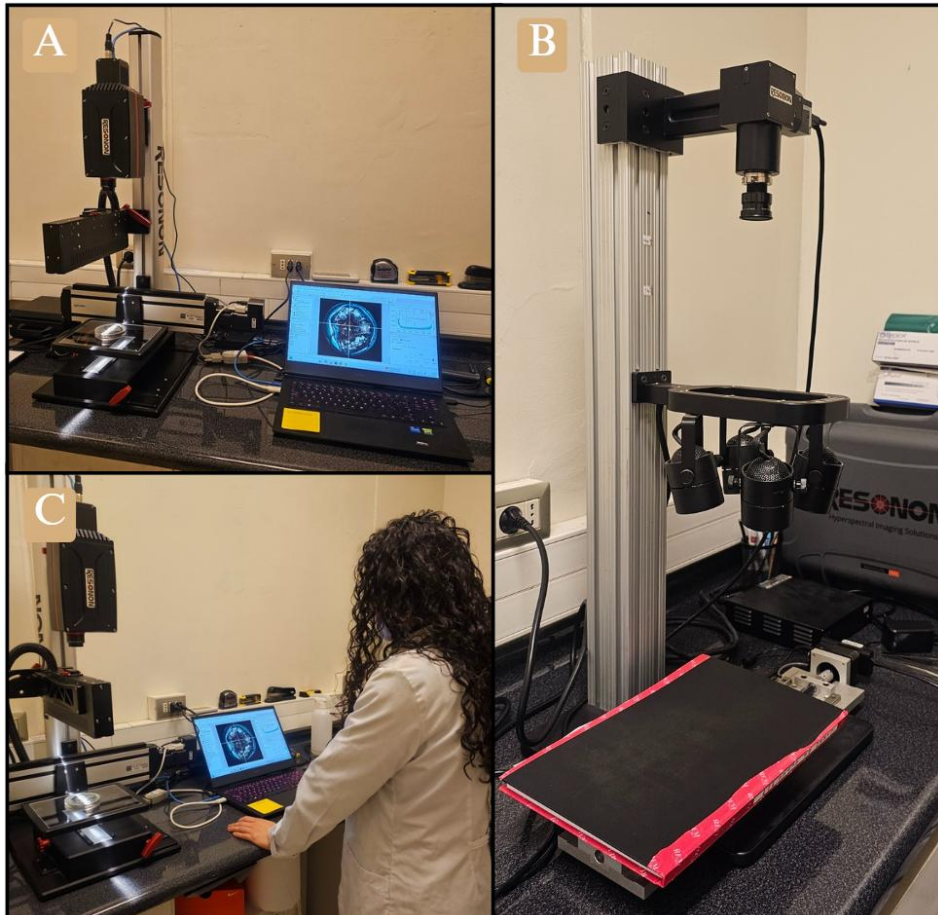


Figura 9. Fotografías de los equipos HSI utilizados: A) Cámara hiperespectral Resonon Pika L, B) Cámara hiperespectral Resonon Pika IR+ y C) Registro de la etapa de adquisición de datos espectrales, operado por la memorista.

3.2.1. Medición y Adquisición de Datos

Ambas cámaras deben pasar por un proceso de calibración inicial. Primero, se calibró la reflectancia total (blancos) utilizando una superficie de teflón de alta pureza y en caso inverso, para el ajuste de ausencia de reflectancia (negros) se procede a cubrir el objetivo de la cámara. Además, es necesario calibrar el foco de medición utilizando un patrón con figuras concéntricas contrastadas lo que permitió comprobar que la imagen no presentara distorsiones geométricas durante el barrido, asegurando un punto de enfoque óptimo. En caso de observarse deformación en el patrón, se realizaron ajustes desde el software hasta obtener un escaneo correctamente alineado.

Posteriormente, se ubicó la muestra sobre la plataforma de escaneo, realizando un ajuste de altura según su tamaño, con el fin de asegurar un enfoque adecuado (Figura 9C). Una vez completadas estas etapas, se procedió a realizar el análisis de la muestra, mediante el desplazamiento controlado del sistema óptico, lo que permitió capturar la información espectral correspondiente a cada línea de píxeles, asegurando que la geometría de la imagen se mantuviera estable durante la adquisición. Las imágenes se capturaron en el siguiente orden: primero las tres muestras de la memoria de Arévalo (2023), la briqueta y finalmente la contramuestra. Los tiempos de medición rondaron entre 10 a 14 segundos dependiendo del tamaño de la muestra.

3.2.2. Procesamiento de Datos HSI

El análisis de cada muestra permitió obtener un arreglo tridimensional de datos, conocido como cubo hiperespectral. Para su procesamiento, fue necesario convertir el arreglo tridimensional a uno bidimensional (matriz espectral), en el cual cada fila representa un espectro individual correspondiente a un píxel de la imagen, y cada columna representa una longitud de onda.

El procesamiento de los datos se llevó a cabo utilizando el software MATLAB 2024^a (MathWorks, EE. UU.), el cual permitió implementar funciones para procesar, visualizar y analizar la información hiperespectral. En ambos casos (VIS y NIR), se aplicó el mismo procedimiento: en primer lugar, se recortó la información espectral redundante, eliminando aquellas bandas con alto nivel de ruido o con escasa respuesta espectral, las cuales se sitúan típicamente a los extremos del rango (100-400; 1000-1200 nm). A continuación, se seleccionaron únicamente las zonas correspondientes a la muestra, descartando los píxeles del fondo u otras áreas sin información relevante, a las cuales se le asignó un valor igual a cero, de modo que no interfirieran en los análisis posteriores. Luego, se generaron imágenes a partir de las bandas espectrales seleccionadas por su mayor intensidad o relevancia espectral, con el objetivo de observar la variabilidad espacial de ciertos rasgos diagnósticos.

Para una exploración más profunda de la estructura espectral de las muestras, se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA), técnica que permite reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y destacar las principales fuentes de variación. Previo a la aplicación del PCA, se realizaron preprocesamientos, como el suavizado mediante la derivada de Savitzky-Golay, con el

fin de resaltar diferencias sutiles entre los espectros y mitigar el efecto del ruido o variaciones no deseadas. Posteriormente se obtuvieron imágenes de distribución a partir de los “scores” asociados a los componentes principales más representativos, los cuales fueron asociados con la información obtenida de las especies minerales desde la petrografía.

Finalmente, se construyeron gráficos de “loadings” obtenidos a partir del PCA, que permitieron identificar las longitudes de onda que contribuyen con mayor fuerza a la variabilidad capturada por cada componente principal. Estos gráficos son fundamentales para interpretar el significado espectral de las componentes, ya que reflejan las regiones del espectro donde se concentran las mayores diferencias entre los espectros de los píxeles. En particular, algunos “loadings” presentaron señales marcadas en longitudes de onda específicas que corresponden a características espectrales diagnósticas de minerales identificados previamente por petrografía y otros análisis mineralógicos (Figura 10).

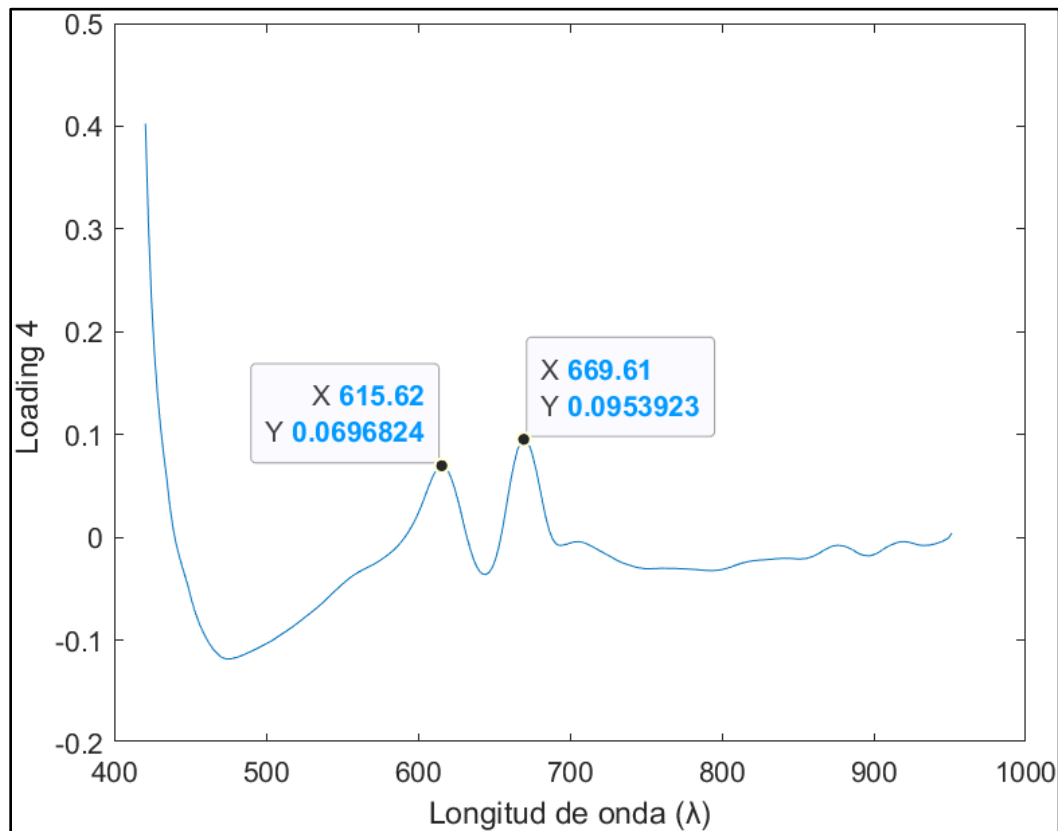


Figura 10. Gráfico de “loading” de la componente principal 4 del PCA en el rango VIS. Se observan dos señales destacadas en torno a 615 y 669 nm, asociado a la respuesta espectral de la molibdenita.

3.2.3. Desarrollo de un Modelo Mineralógico Basado en HSI Acoplado a Support Vector Machine (SVM) - Redes Neuronales Artificiales (ANN).

Con el objetivo de estimar la distribución mineralógica en la muestra de estudio, se desarrollaron dos modelos de clasificación supervisada a partir de datos espectrales obtenidos mediante HSI. Los algoritmos implementados fueron: “*Support Vector Machine*” (SVM) y “*Artificial neural network*” (ANN), cuyo fundamento básico corresponde a algoritmos de tipo no lineal que presentan una mejor adaptabilidad a información multivariada obtenida desde sensores espectroscópicos. (Raczko & Zagajewski, 2017). Mayores antecedentes respecto a los principios de operación y funcionalidades de métodos basados en inteligencia artificial se pueden revisar en la literatura respectiva, donde se destaca que dichos algoritmos (incluyendo SVM y ANN), tienen la capacidad de manejar la alta dimensionalidad y complejidad de los datos obtenidos desde sensores espectroscópicos, lo que les permite mejorar el rendimiento en tareas de clasificación y extracción de características (Jia *et al.*, 2024).

Ambos modelos multivariados se construyeron en el entorno MATLAB, los cuales fueron calibrados y validados analíticamente utilizando muestras con mineralogía conocida.

3.2.3.1. Selección de Muestras de Calibración.

Para la construcción del conjunto de entrenamiento, se utilizaron tres briquetas previamente caracterizadas denominadas Moly-1, Moly-2 y Moly-3 (Figura 8). El análisis petrográfico y HSI permitió extraer de manera selectiva la información espectral de píxeles representativos de cada clase mineralógica determinada. Para facilitar esta selección, se implementó un visor interactivo en MATLAB, el cual permitía visualizar simultáneamente una imagen en falso color de la muestra y el espectro correspondiente al píxel señalado con el cursor. Mediante este visor, se seleccionaron de manera específica y precisa 105 píxeles por cada clase definida como; clase 1: molibdenita, clase 2: pirita, clase 3: otros minerales, desde cada muestra, generando un total de $(105 \text{ píxeles} * 3 \text{ clases} * 3 \text{ muestras})$ 945 píxeles representativos. Adicionalmente, se incorporaron 305 píxeles correspondientes a la resina, categorizada como clase 4. Es importante destacar que los datos de la clase 4 no fueron incluidos en el preprocesamiento posterior, ya que correspondían a zonas enmascaradas en la muestra cuya respuesta espectral fue forzada a 0. Aplicar operaciones de derivación sobre datos nulos habría generado valores no representativos, por lo que se optó por integrarlos posteriormente, manteniendo sus valores originales. El total de píxeles para la

calibración fue de 1250 incorporando datos de estas 4 clases. Toda la selección de píxeles se realizó de forma manual y aleatoria para incorporar la mayor variabilidad de los datos espectrales.

3.2.3.2. Estructuración y Preprocesamiento de los Datos

Una vez seleccionados, los espectros correspondientes a cada píxel fueron organizados y exportados a Microsoft Excel, donde se estructuraron en forma de tabla. En esta, cada fila representó un píxel seleccionado, y cada columna correspondió a la señal espectral registrada en un conjunto de longitudes de onda. Adicionalmente, se incorporó una columna final que indicaba la clase asignada a cada píxel, la cual fue utilizada como variable objetivo o de salida en los modelos de clasificación.

El archivo resultante fue cargado en el espacio de trabajo de MATLAB, dentro de una carpeta específicamente destinada al entrenamiento del modelo. Previamente los datos fueron sometidos a un preprocesamiento espectral idéntico al realizado en el PCA (a excepción de la clase 4), que consistió en la aplicación del filtro de Savitzky-Golay para suavizar las señales y reducir el ruido, seguido de una corrección mediante “*Standard Normal Variate*” (SNV), con el fin de estandarizar los espectros y minimizar efectos de dispersión o variaciones instrumentales sin alterar sus características espectrales relevantes.

3.2.3.3. Modelo 1: Support Vector Machine (SVM)

Con los datos preprocesados, se procedió a entrenar un modelo SVM utilizando las variables espectrales como predictores y las clases mineralógicas definidas como variable objetivo. Para evaluar el desempeño del modelo, se aplicó una división del conjunto de datos en 70 % para entrenamiento y 30 % para testeo (Figura 11). Se empleó una función kernel gaussiana (RBF) con una escala de 16 y una restricción de caja igual a 1, bajo un enfoque multiclase uno contra uno. Esta configuración permitió corregir y resolver efectos de solapamiento en las firmas espectrales.

Este procedimiento condujo al desarrollo de un modelo capaz de clasificar los píxeles de la muestra de estudio, en función de su similitud espectral con las clases entrenadas, generando así una imagen de distribución mineral estimada en base a los patrones espectrales aprendidos.

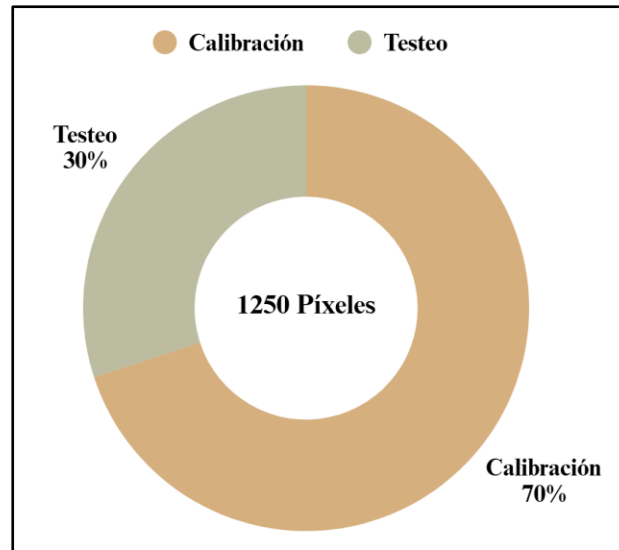


Figura 11. Gráfico de distribución de píxeles por set de calibración y testeo. Muestra el reparto del total de píxeles entre ambos conjuntos.

3.2.3.4. Modelo 2: Red Neuronal Artificial (ANN)

En paralelo, se entrenó un segundo modelo utilizando una red neuronal artificial (ANN) multicapa. La arquitectura empleada consistió en tres capas ocultas, cada una con diez neuronas y función de activación ReLU (“*Rectified Linear Unit*”) (Figura 12). Esta configuración fue seleccionada por su capacidad de capturar relaciones no lineales en los datos espectrales, manteniendo una buena eficiencia computacional. El modelo ANN también se entrenó con el 70 % de los datos, dejando el 30 % para evaluación, siguiendo el mismo preprocesamiento aplicado al modelo SVM.

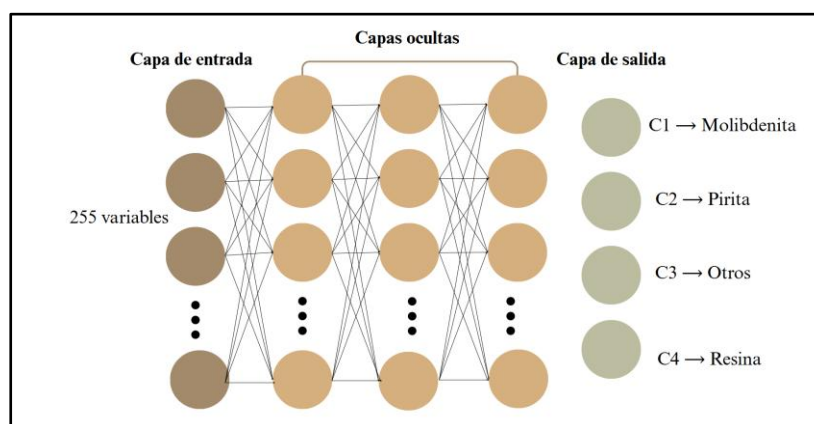


Figura 12. Esquema del modelo basado en red neuronal artificial (ANN). Representación esquemática de una red neuronal multicapa empleada en la clasificación espectral.

3.2.4. Rendimiento de los Modelos: Cifras de Mérito para Métodos de Clasificación Multivariada (FOM's).

Para evaluar el rendimiento de los modelos de clasificación desarrollados, se utilizó la matriz de confusión, que permite comparar la tasa de asertividad con la cual cada píxel del conjunto de entrenamiento es predicho de manera correcta o incorrecta para luego validar con el conjunto de prueba. A partir de esta matriz se calcularon las FOM's considerando: precisión, sensibilidad y exactitud. Estas cifras de mérito se obtuvieron mediante las siguientes relaciones:

$$\text{Sensibilidad } (Sn) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{ec.1})$$

$$\text{Precisión } (Pr) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{ec.2})$$

$$\text{Exactitud } (Acc) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{ec.3})$$

Donde **TP** (“*True Positives*”) representa los verdaderos positivos, **TN** (“*True Negatives*”) los verdaderos negativos, **FP** (“*False Positives*”) los falsos positivos, y **FN** (“*False Negatives*”) los falsos negativos.

3.3. CARACTERIZACIÓN MINERALOQUÍMICA DE FRONTERA MEDIANTE LIBS

La caracterización elemental de las muestras se llevó a cabo mediante espectroscopía de plasma inducido por láser (LIBS), utilizando un sistema experimental de configuración “in house” perteneciente a la Facultad de Ciencias Químicas de la Universidad de Concepción (Figura 13). Este sistema está compuesto por un cabezal láser Nd:YAG (Litron Nano LG-310, Reino Unido), con una duración de pulso de 7 ns, operando a una tasa de repetición de 10 Hz en su longitud de onda fundamental de 1064 nm. La energía máxima del láser es de 300 mJ por pulso, empleando para este trabajo el 80 % de la potencia total, alcanzando 165 mJ por disparo.

La emisión óptica del plasma generado en cada punto de ablación fue recolectada mediante un arreglo de fibras ópticas y dirigida hacia un espectrómetro multicanal Aurora (Applied Spectra,

EE.UU.), equipado con una configuración Czerny–Turner, un detector CCD y un rango espectral que abarca desde 185 hasta 1050 nm, con una resolución entre 0,1 a 0,12 nm. El sistema incorpora un módulo de autofocus basado en un láser continuo y un sensor de altura, controlado por Arduino, que permite ajustar automáticamente la distancia focal sobre la superficie de cada muestra. Esta funcionalidad garantiza una correcta focalización en cada punto de análisis y genera un mapa tridimensional (X, Y, Z) de la muestra.

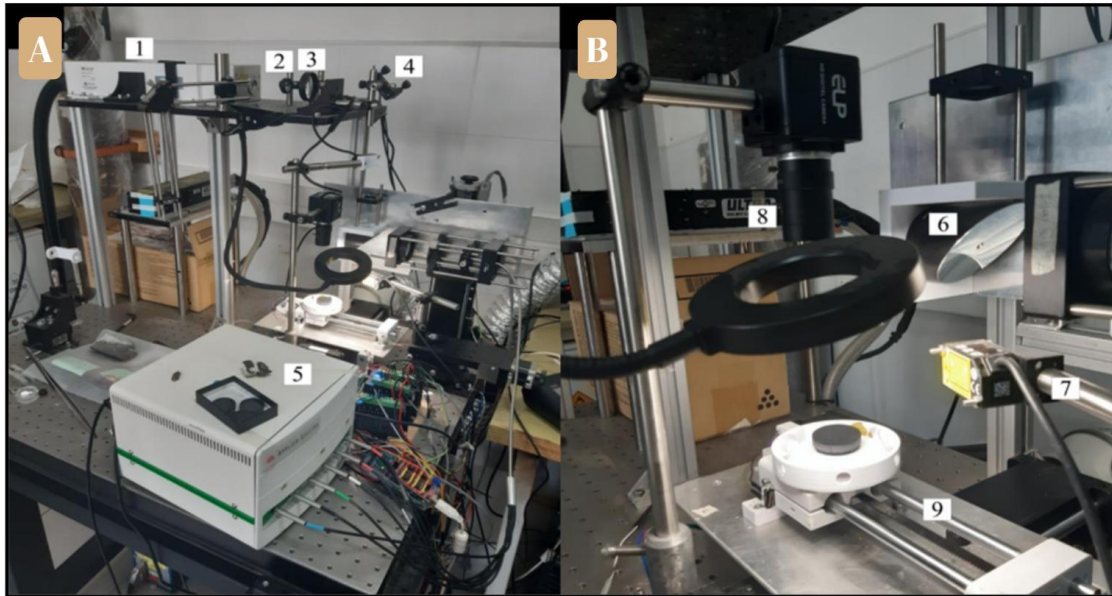


Figura 13. Configuración equipo LIBS. A) 1. Cabezal láser. 2. Expansor de Haz. 3. Colimador. 4. Espejo de 45° de inclinación. 5. Espectrómetro. B) 6. Espejo parabólico perforado. 7. Laser de referencia. 8. Cámara RGB. 9. Plataforma de desplazamiento automática (step-motor) X-Y-Z. Equipo se encuentra montado sobre una mesa óptica.

3.3.1. Medición y Adquisición de Datos

Considerando los objetivos de este trabajo la muestra fue inicialmente dividida en tres regiones de interés (ROI) y posteriormente analizada de manera íntegra (Figura 14). En todos los casos se emplearon parámetros LIBS considerando una distancia espacial de 4 separaciones, con 2 disparos por punto, registrando el promedio de las señales obtenidas en cada sitio de ablación. El tiempo de retardo fue optimizado a 0,7 μ s, mientras que el tiempo de integración se fijó en 1,05 ms, parámetros controlados mediante el sistema Q-Switch Driver (QSD 326). Cada disparo generó un cráter de aproximadamente 200 μ m de diámetro, un espectro de emisión atómica promedio compuesto por 12.288 longitudes de onda (λ), cubriendo las regiones espectrales UV, visible (VIS) e infrarrojo cercano (NIR).

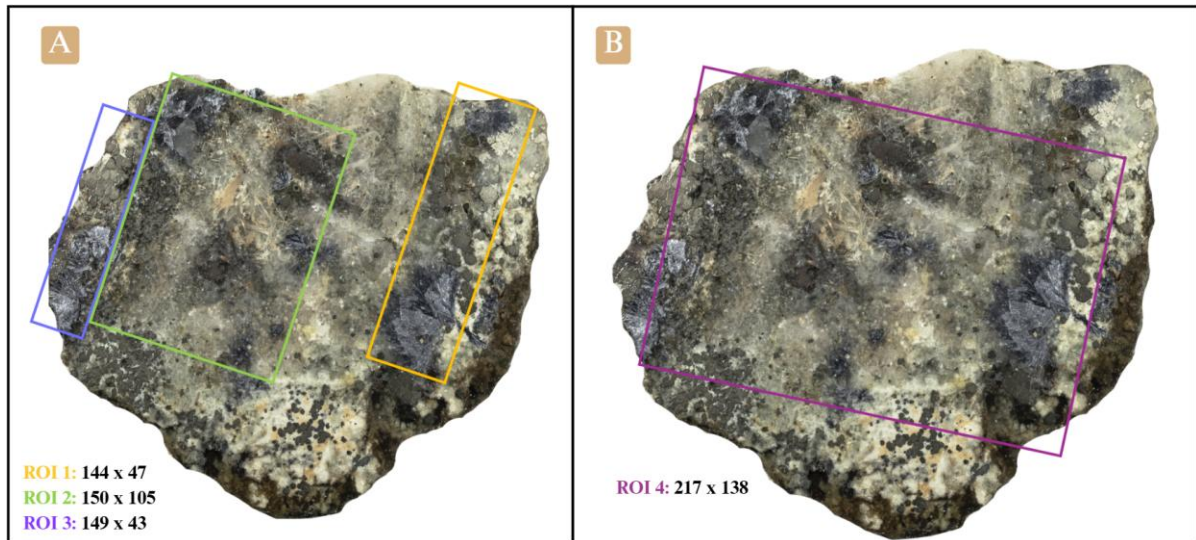


Figura 14. Zonas analizadas en la briqueta de estudio mediante LIBS. (A) tres áreas parciales y (B) un área continua.

Las características espaciales y operativas de cada barrido se resumen en la Tabla 2, la cual presenta las dimensiones de las áreas analizadas, el número total de puntos de ablación, la cantidad de disparos por punto y el total de espectros individuales generados.

Tabla 2. Dimensiones y datos generados por área analizada en LIBS. Resumen de las dimensiones espaciales, número de puntos de ablación y volumen total de datos generados por cada área analizada.

ÁREA	DIMENSIONES	Nº DE PUNTOS DE ABLACIÓN	DISPAROS POR PUNTO DE ABLACIÓN	Nº DE ESPECTROS GENERADOS	Nº DE DATOS ESPECTRALES (ESPECTROS * 12.288 λ)
1	144 x 47	6768	2	13.536	166.330.368
2	105 x 150	15.750	2	31.500	387.072.000
3	149 x 43	6.407	2	12.814	157.453.632
4	138 x 217	29.946	2	59.892	1.987.001.728

En conjunto, los cuatro barridos generaron un volumen total cercano a 2.000 millones de datos espectrales, los cuales constituyen la base para el análisis espectral, la identificación de asociaciones elementales y la elaboración de mapas de distribución química. Con el fin de estimar la duración teórica del proceso de ablación por LIBS, se consideraron el número total de disparos realizados en cada área, la configuración del experimento (2 disparos por punto de ablación) y la tasa de repetición del láser, equivalente a 10 Hz (es decir, 10 disparos por segundo).

El tiempo estimado se calculó aplicando la siguiente ecuación:

$$t = \frac{N_{Disparos}}{f} \quad (\text{ec.4})$$

Donde:

t : Tiempo total de ablación en segundos

$N_{Disparos}$: Número total de disparos por área

f : Tasa de repetición del láser en Hz (10 disparos/seg).

Los resultados obtenidos para cada ROI se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3. Tiempo teórico de ablación por área mapeada mediante LIBS. Estimación del tiempo de ablación calculado para cada una de las áreas analizadas.

ROI	DISPAROS TOTALES	TIEMPO ESTIMADO (S)	TIEMPO ESTIMADO (MIN)	TIEMPO APROXIMADO
1	13.536	1.354	23	23 minutos.
2	31.500	3.150	53	52 minutos aprox.
3	12.814	1.281	21	21 minutos
4	59.892	5.989	99.8	1 hora y 40 minutos aprox.

Estos tiempos corresponden a una estimación teórica bajo condiciones ideales, sin considerar pausas por reajuste de foco, desplazamiento de plataforma ni calibración entre barridos. No obstante, permiten dimensionar el tiempo requerido para obtener cubos hiperespectrales de alta densidad espectral y espacial mediante LIBS.

3.3.2. Procesamiento de Datos LIBS

Los datos obtenidos fueron organizados en cubos hiperespectrales tridimensionales, conformados por dos dimensiones espaciales (X, Y), correspondientes a la posición de los disparos sobre la superficie de la muestra, y una tercera dimensión espectral (Z), compuesta por la señal registrada en cada punto. El tratamiento inicial de los espectros consistió una normalización espectral utilizando el método “*Standardized Normal Variate*” (SNV) y una corrección de línea base mediante el filtro de Whittaker (Whittaker, 1923), implementado en MATLAB 2024^a, con el objetivo de eliminar el ruido de fondo.

Para representar la señal promedio de cada área analizada, se generó un espectro sumado. Por convención, se utilizó el espectro sumado del Área 4, que abarca la zona más amplia y continua de

la muestra, como referencia para la selección de los elementos de interés. Esta área proporcionó una visión global de los elementos presentes, lo que permitió observar la intensidad relativa de las señales características de cada uno. La selección de los elementos de interés se basó en su relación con las fases minerales definidas en el estudio, se seleccionó el elemento que mejor representa cada fase mineral en la muestra (definida en el apartado: Selección de muestras de calibración) a saber: clase 1: molibdenita, clase 2: pirita, clase 3: otros minerales (por ejemplo; silicatos, aluminosilicatos, sulfuros mena de Cu).

Para la identificación de elementos de interés en las muestras analizadas se llevó a cabo la comparación de longitudes de onda características (más significativas) de cada elemento, reconocidas en el espectro sumado con las líneas de emisión publicadas en la base de datos del “*National Institute of Standards and Technology*” (NIST, EE.UU.). En base a esta identificación preliminar y al análisis comparativo de los espectros, se realizó una selección manual de longitudes de onda relevantes (más significativas para los elementos químicos de interés) para reducir el conjunto de datos originales (12.288 λ) a un subconjunto más acotado, representativo de los elementos de interés. Esta reducción de dimensionalidad permitió optimizar el manejo de los cubos espectrales y facilitar la interpretación de la distribución espacial de elementos clave como Mo, Fe, S, Cu y O, asociados a molibdenita, pirita, calcopirita y minerales de ganga.

4. RESULTADOS

4.1. DESCRIPCIÓN MINERAL OPERACIONAL

La descripción de la muestra se realizó en dos etapas: la primera etapa consistió en la observación macroscópica de la muestra (Figura 15A), mediante la cual fue posible identificar las fases minerales mayoritarias, reconociendo la molibdenita como principal mineral de mena, en forma de agregados laminares, con brillo metálico y color gris-azulado característico. Asimismo, se reconoció la presencia de pirita tonalidad dorada y hábito cúbico característico. La muestra no presentó magnetismo, ni efervescencia ante la aplicación de HCl, descartando la presencia de minerales magnéticos y carbonatados. Además de la pirita, se reconocieron en la matriz otros minerales de ganga no metálicos, identificando principalmente cuarzo y minerales arcillosos, distribuidos en una matriz de aspecto terroso y coloración clara.

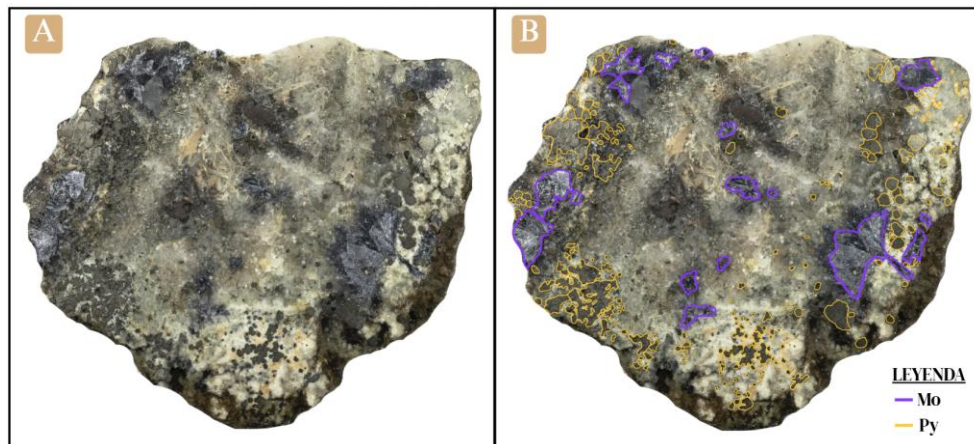


Figura 15. Fotografía de la briqueta en luz natural y con resaltado mineralógico. A) cara pulida de la Briqueta y B) cara pulida de la Briqueta resaltando la presencia de las fases minerales de interés: Molibdenita (Mo) en morado, Pirita (Py) en amarillo.

Para complementar los resultados cualitativos se estimó (macroscópicamente) el porcentaje en superficie de los minerales presentes en la briqueta representados en la siguiente tabla:

Tabla 4. Porcentajes de los minerales identificados en la briqueta macroscópicamente.

MINERALES	PORCENTAJE (%)
Molibdenita	11
Pirita	13
Otros (Qz- arcillas, minerales traza)	76
Total	100

En una segunda etapa, se realizó la caracterización microscópica en luz reflejada, identificando minerales de mena y ganga según sus propiedades ópticas características. Con respecto a los minerales de mena, se caracterizó molibdenita como mineral mayoritario (Figura 16), la cual presenta birreflectancia (en nicoles paralelos, Figura 16A) y fuerte anisotropía (en nicoles cruzados, Figura 16B), con tonalidades que varían entre blanco-grisáceo y un distintivo tinte azul violáceo.

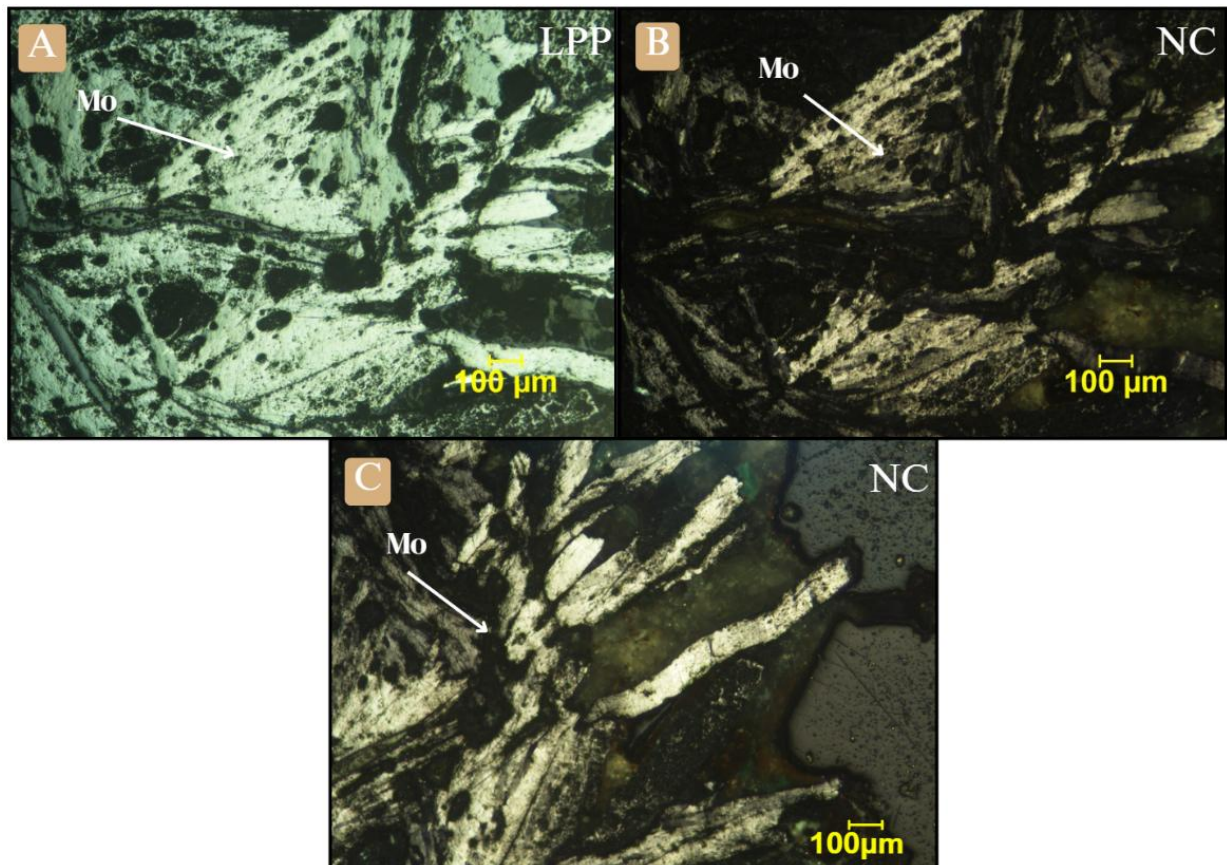


Figura 16. Microfotografías de molibdenita en luz reflejada. A) Birreflectancia en tonos blancos a gris característica de la Molibdenita en nicoles paralelos, B) fuerte anisotropía característica en nicoles cruzados y C) Habito lamelar característico en molibdenita, extinción ondulante característica. Campo visual de 100 µm. Mo: molibdenita.

También se observó ocurrencias en trazas de covelina, calcosina, y calcopirita (Figura 17). La calcosina se reconoce por su color blanco a gris con tinte azulado y una anisotropía débil, mientras que la covelina destaca por su color azul índigo intenso y una marcada anisotropía. La calcopirita, por su parte, muestra su característico color amarillo latón y brillo metálico, y en algunos casos se encuentra parcialmente reemplazada por covelina, lo que sugiere un proceso de alteración secundaria.

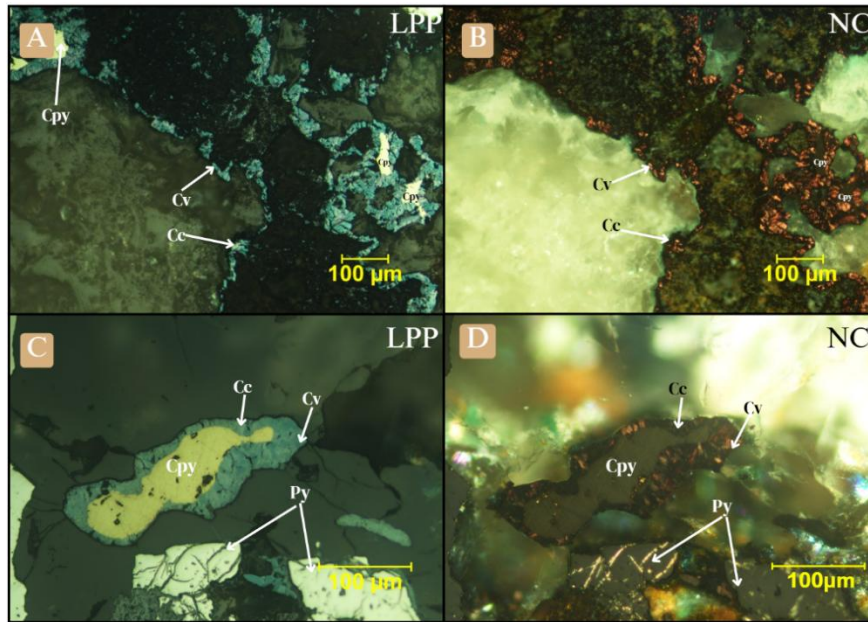


Figura 17. Microfotografías de calcopirita, covelina y calcosina en luz reflejada. A) y C) Grano de calcopirita (Cpy; amarillo latón) parcialmente recubierto por covelina (Cv; azul índigo), y calcosina (Cc) en nicoles paralelos, indicando posible reemplazo por alteración secundaria. Además, en C) y D) se aprecia pirita con su color amarillo blanquecino característico, B) y D) se aprecia en nicoles cruzados. Campo visual de 100 µm

En cuanto a los minerales de ganga, se identificaron como fase metálica mayoritaria la pirita, acompañada por ocurrencias en traza de hematita (Figura 18) y rutilo (Figura 19). La pirita aparece con formas idiomórficas bien definidas y alto brillo metálico dorado. El rutilo presenta abundantes reflejos internos de tonalidad amarillenta, mientras que la hematita, observada solo como traza, se caracteriza por su hábito tabular y reflejos internos de coloración rojiza.

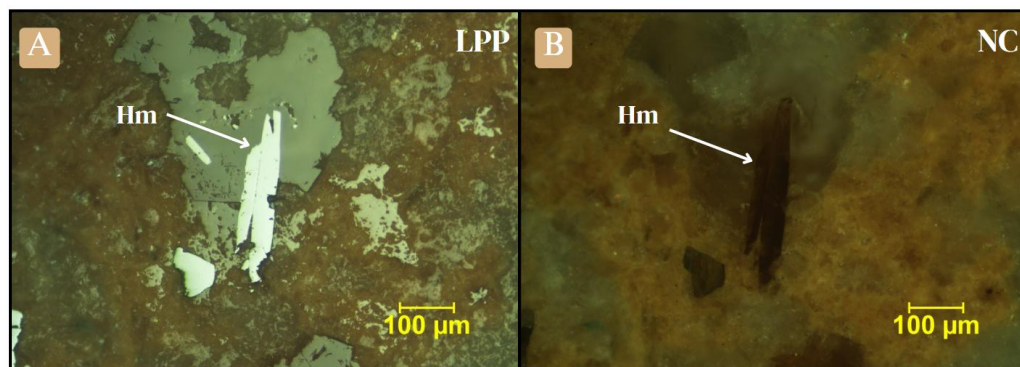


Figura 18. Microfotografías de hematita en luz reflejada. A) Grano de hematita (Hm) en LPP, B) grano de hematita con reflejos internos de tonalidades rojizas. Campo visual de 100 µm.

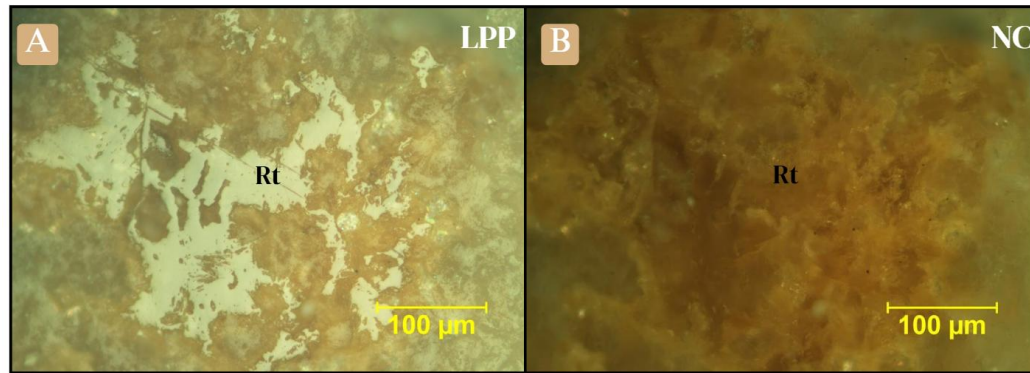


Figura 19. Microfotografías de rutilo en luz reflejada. A) Rutilo (Rt) en nicoles paralelos, B) Rutilo en nicoles cruzados con abundantes reflejos internos de tonalidad amarillenta.

La Tabla 5 presenta los porcentajes estimados de minerales de mena y ganga reconocidos en la briqueta mediante microscopía óptica en luz reflejada. Esta caracterización permitió refinar la estimación visual inicial de la composición mineralógica. Mientras que en la observación macroscópica se identificaban principalmente molibdenita (11 %), pirita (13 %) y una ganga compuesta por cuarzo, arcillas y minerales traza (71 %), el análisis microscópico reveló una mayor diversidad mineral. Se mantuvo una proporción similar de pirita (11 %) y se registró una leve disminución en la estimación de molibdenita (10 %). Adicionalmente, se reconocieron minerales de mena en trazas como calcopirita, covelina y calcosina (menos del 1 %), que no fueron detectados visualmente por su tamaño reducido y escasa abundancia. También se identificaron minerales de ganga no observados previamente, como rutilo y hematita, ambos en trazas (menos del 1 %).

Tabla 5. Porcentaje en superficie de minerales opacos en la briqueta. Porcentajes de minerales de mena y ganga reconocidos bajo el microscopio petrográfico en luz reflejada.

MINERALES DE MENA	PORCENTAJE (%)	MINERALES DE GANGA	PORCENTAJE (%)
Mo	10	Py	11
Cpy	<1	Rut	<1
Cv	<1	Hm	<1
Cs	<1	Otros (silicatos)	79

4.2. DESCRIPCIÓN MINERAL POR HSI

4.2.1. Obtención e Interpretación de Componentes Principales

Se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA) a los datos espectrales obtenidos mediante HSI, originalmente adquiridas desde longitudes de onda inferiores a 400 nm. Sin embargo, debido a la presencia de ruido espectral en ese tramo inicial, se recortó el rango de análisis, trabajando únicamente con las bandas comprendidas entre 400 y 1000 nm,

correspondientes al espectro visible (VIS) y parte del infrarrojo cercano. Esta decisión permitió mejorar la calidad del análisis y centrarse en la región espectral más útil para la caracterización mineralógica.

El PCA a la muestra de estudio, permitió identificar los patrones de variabilidad espectral más relevantes dentro del conjunto de datos. Los cinco primeros componentes principales (CP1 a CP5) explicaron en conjunto aproximadamente el 76 % de la varianza total. Para cada uno de ellos se crearon imágenes a partir de los “scores” obtenidos, que muestran su distribución espacial sobre la muestra, así como gráficos de “loadings”, los cuales indican la contribución relativa de cada longitud de onda a dicha componente. Los resultados obtenidos a partir del análisis de componentes principales (PCA) se presentan de manera individual, considerando para cada componente su correspondiente imagen obtenida a partir de los “scores” y gráfico de “loading”. Esta presentación por separado permite una interpretación detallada tanto de la distribución espacial como de la contribución espectral de cada componente, facilitando la identificación de zonas mineralógicamente significativas y sus posibles asociaciones con firmas espectrales específicas.

El primer componente principal (CP1) (Anexo 1, Figura 1), que explicó el 30,3 % de la varianza, presentó una mayor intensidad en los bordes de la muestra, coincidiendo con zonas donde se localiza la resina utilizada durante la preparación. El segundo componente (CP2) (Anexo 1, Figura 2), que explicó el 22,4 %, se distribuye de forma homogénea y sin una localización clara. Su espectro es relativamente plano, lo que sugiere que esta componente representa el fondo espectral o una mezcla de señales provenientes de fases poco contrastadas. En el caso del tercer componente (CP3) (Figura 20), que explicó el 15,4 % de la varianza, se identificó una correspondencia espacial con sectores donde se observó la presencia de pirita de forma macroscópica, además el gráfico de “loading” asociado presenta una firma espectral coherente con la señal típica de la pirita. El cuarto componente (CP4) (Figura 21), que explicó un 8,7 %, se relacionó con zonas donde se identificó molibdenita tanto visual como espectralmente. El gráfico de “loading” muestra señales bien definidas entre 600 y 750 nm, coincidentes con firmas reportadas en la literatura para este mineral, lo que refuerza su identificación. El quinto componente (CP5) (Anexo 1, Figura 3), con un aporte del 4,5 %, se distribuye en áreas similares a las de CP4, pero presenta una señal espectral de forma invertida respecto a dicho componente. Esta inversión podría corresponder a diferencias texturales,

efectos ópticos o incluso variaciones estructurales dentro de la molibdenita. Dado que su firma espectral y localización no permiten una identificación concluyente, su interpretación se considera preliminar, quedando sujeta a validación mediante otras técnicas analíticas.

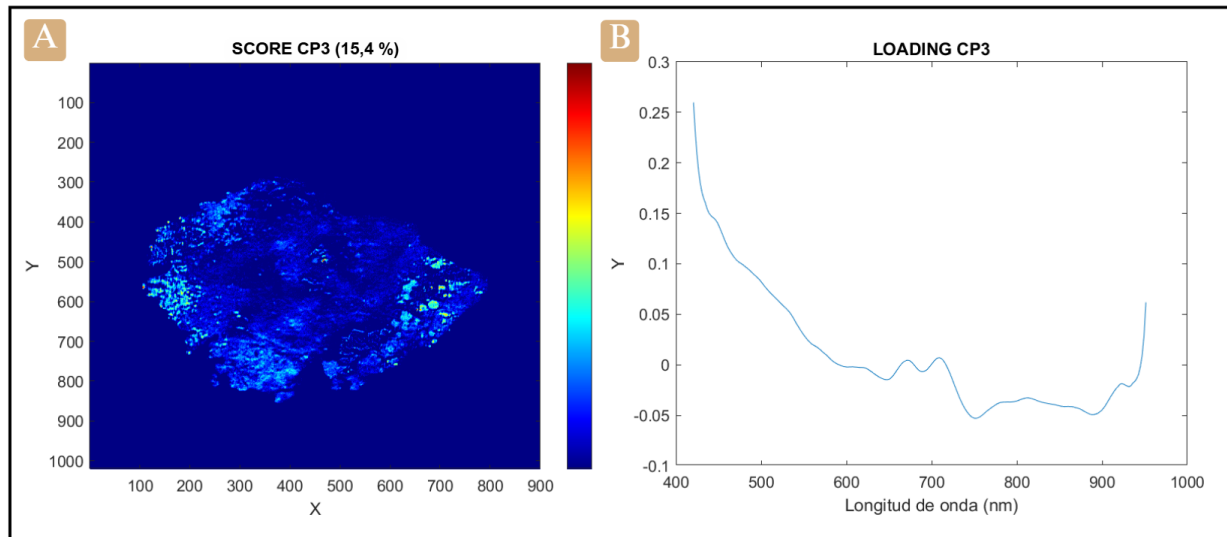


Figura 20. CP3 (VIS) asociado a pirita. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” del CP3 en el análisis PCA aplicado al rango visible. (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 15,4 % de la varianza y se relaciona con zonas con presencia de pirita, según su distribución espacial y firma espectral.

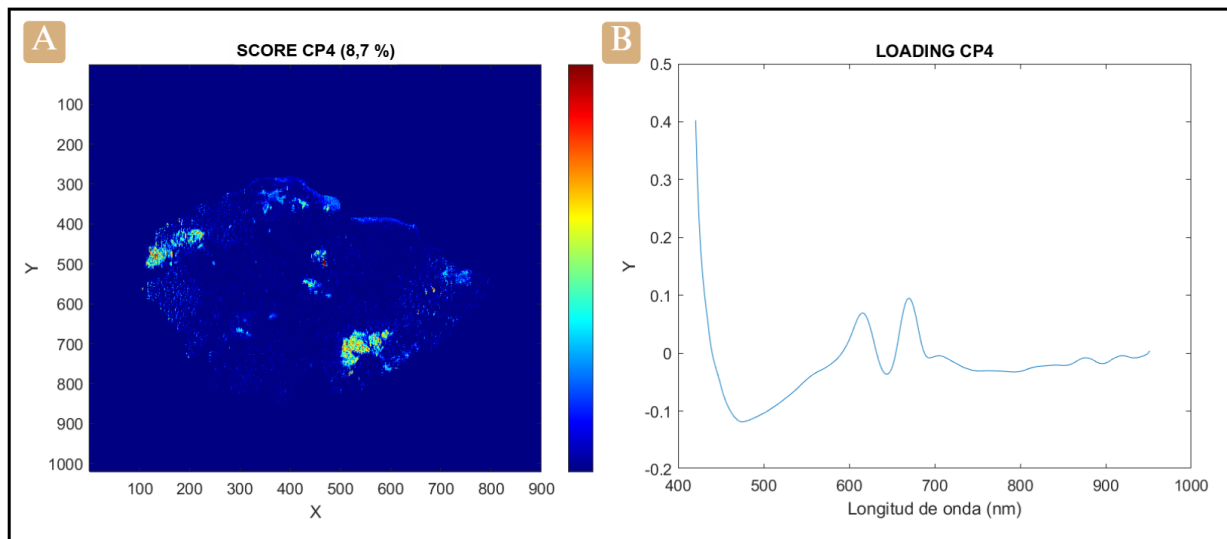


Figura 21. CP4 (VIS) asociado a molibdenita. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” del CP4 en el análisis PCA aplicado al rango visible. (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 8,7 % de la varianza y se relaciona con zonas con presencia de molibdenita, según su distribución espacial y firma espectral

En el caso del análisis realizado en el rango infrarrojo cercano (NIR), se obtuvieron cinco componentes principales (CP1 a CP5) que explicaron en conjunto aproximadamente el 95 % de la

varianza total. Entre estas, destacan particularmente la CP2 y CP3 por su mejor correlación espacial con zonas mineralizadas previamente identificadas, así como por sus firmas espectrales más definidas.

La Componente Principal 2 (CP2) (Figura 22), que explicó un 14,7 % de la varianza, mostró una distribución parcial sobre áreas donde se ha observado pirita macroscópicamente. Sin embargo, presenta una sobrestimación hacia el sector inferior izquierdo de la muestra, y no logra cubrir completamente todos los sectores donde la pirita está presente. Su espectro presenta rasgos débiles pero consistentes en torno a los 1400 y 1700 nm, los cuales podrían asociarse a señales indirectas vinculadas con la presencia de sulfuros.

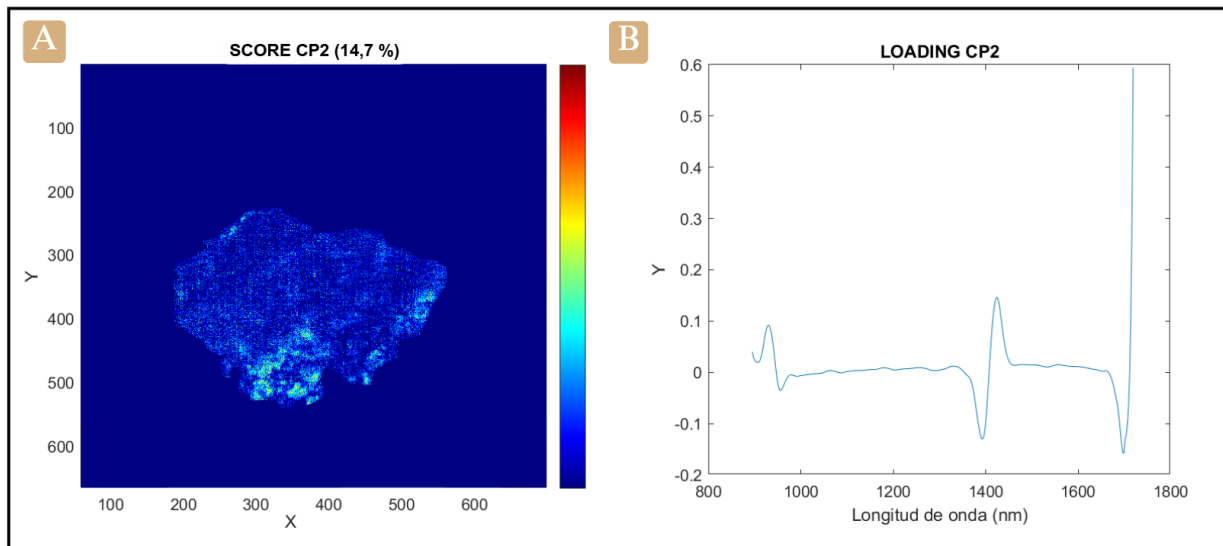


Figura 22. CP2 (NIR) asociado a pirita. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” del CP2 en el análisis PCA aplicado al rango NIR. (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 14,7 % de la varianza y se relaciona con zonas con presencia de pirita, según su distribución espacial y firma espectral.

Por su parte, la Componente Principal 3 (CP3) (Figura 23) explicó un 10,6 % de la varianza total y se asocia más estrechamente a zonas con molibdenita, de acuerdo con la distribución espacial observada en la imagen obtenida a partir de los “scores”. No obstante, también presenta respuesta en áreas donde hay pirita, lo que sugiere una posible superposición de firmas espectrales o una respuesta común a características texturales compartidas. El gráfico de “loading” presenta señales más marcadas y contrastadas que CP2, lo que refuerza su potencial para discriminar fases mineralógicas específicas, aunque no de forma completamente exclusiva.

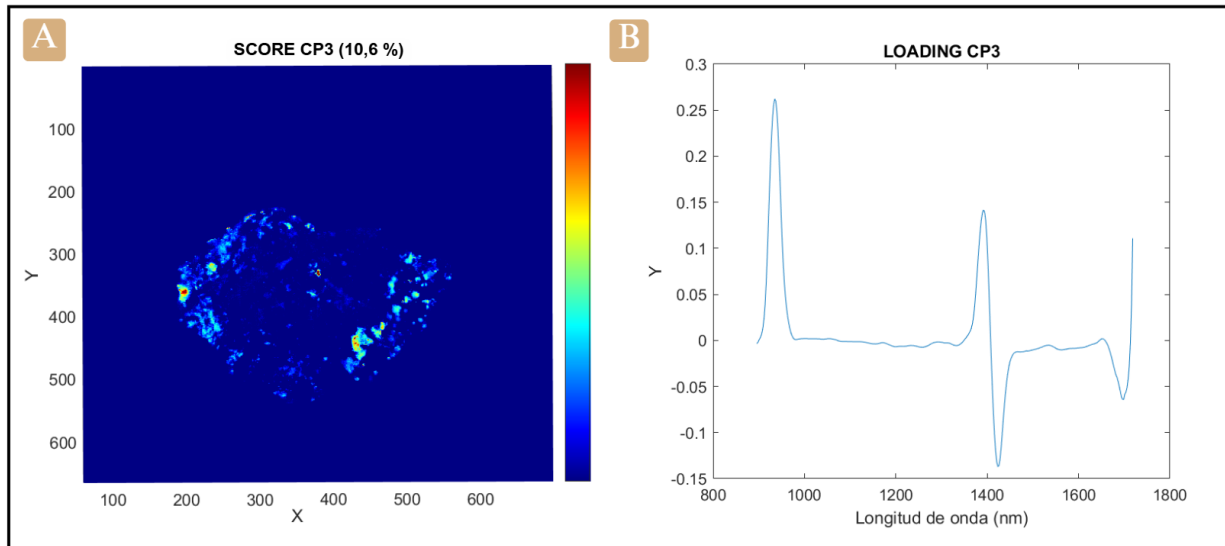


Figura 23. CP3 (NIR) asociado a pirita y molibdenita. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” del CP3 en el análisis PCA aplicado en el rango NIR. (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 10,6% de la varianza y se relaciona con zonas con presencia de pirita y molibdenita, según su distribución espacial y firma espectral, la cual refleja firmas espectrales similares entre ambas fases, dificultando su diferenciación en este rango.

En cuanto a las otras componentes, la CP1 (Anexo 2, Figura 1), que explicó la mayor proporción de varianza (59,6%), parece representar una combinación del fondo espectral y la matriz de la muestra, sin una asociación clara con zonas mineralizadas. Las componentes CP4 (Anexo 2, Figura 2) y CP5 (Anexo 2, Figura 3), que explicaron el 5,7% y 4,5% de la varianza respectivamente, presentan señales de baja intensidad y mapas de distribución poco contrastados, sin correlación clara con fases minerales específicas. Por ello, se interpretan como componentes de menor relevancia mineralógica en este contexto.

En consecuencia, el análisis PCA en el rango NIR no permitió distinguir con claridad entre pirita y molibdenita, a diferencia del análisis realizado en el espectro visible (VIS), donde estas fases fueron identificadas mediante componentes separadas. Lo anterior sugiere que, para esta muestra en particular, el espectro NIR posee un poder discriminante limitado respecto a los sulfuros metálicos, siendo más adecuado el uso del rango visible para su caracterización espectral.

Asimismo, se realizó el análisis de componentes principales (PCA) a la contramuestra utilizando el mismo rango espectral visible (400–1000 nm), con el objetivo de evaluar la respuesta espectral de las fases minerales desde el lado no pulido de la briqueta, es decir, la contramuestra. Los cinco primeros componentes principales explicaron en conjunto un 83,4% de la varianza total. El CP1,

que explicó un 39,2 % de la varianza, mostró una distribución homogénea en la muestra (Anexo 3, Figura 1). Este comportamiento sugiere que corresponde al fondo espectral o a variaciones asociadas al borde de la imagen o la iluminación superficial. El CP2 (Anexo 3, Figura 2), con un aporte del 19,8 %, presentó una distribución espacial muy similar a la observada en CP3 (Figura 24), pero con mayor intensidad, aunque se localiza en las mismas zonas donde se identifica molibdenita, su sobrerepresentación sugiere una posible amplificación óptica causada por el estado superficial no pulido, o bien la mezcla espectral con otras fases cercanas. El CP3 (Figura 24), que explicó un 10,1 % de la varianza, se asoció claramente a zonas donde se identificó visualmente molibdenita. Su gráfico de “loading” mostró su firma espectral característica en torno a 650–700 nm reportadas para este mineral, reforzando su interpretación.

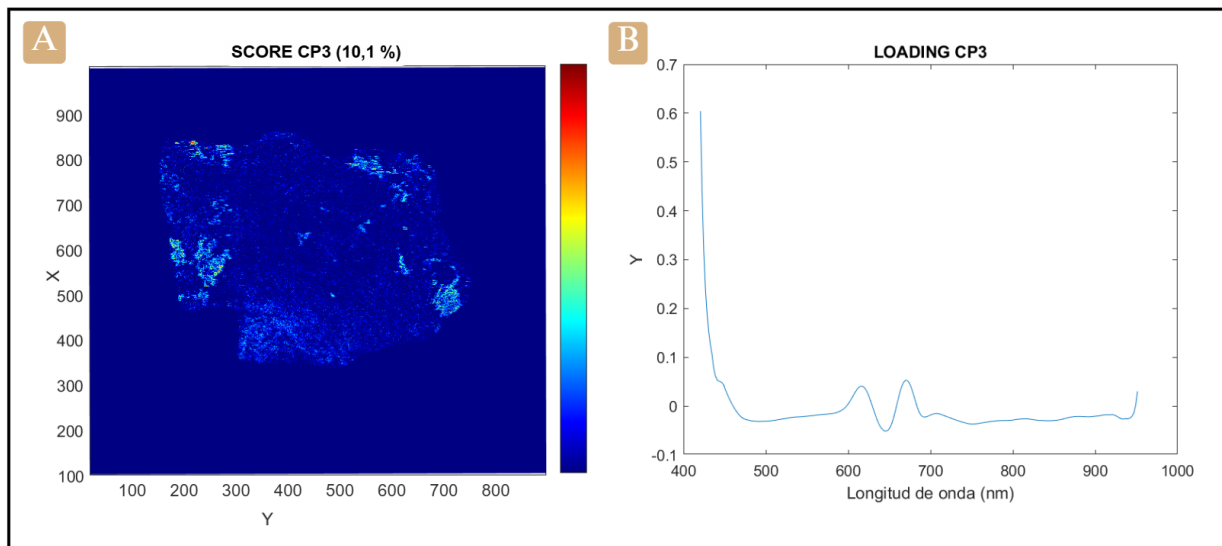


Figura 24. CP3 (VIS) asociado a molibdenita en la contramuestra. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” del componente principal 3 (CP3) en el análisis PCA aplicado al rango visible. (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 10,1 % de la varianza y se relaciona con zonas con presencia de molibdenita en la contramuestra, según su distribución espacial y firma espectral

El CP4 (Figura 25), que aportó un 10,1 % de la varianza, mostró una correspondencia espacial con sectores ricos en pirita. Sin embargo, se identificó una sobreestimación localizada en el sector inferior izquierdo de la imagen, lo que podría deberse a irregularidades superficiales o a reflejos intensos que afectan la interpretación espectral.

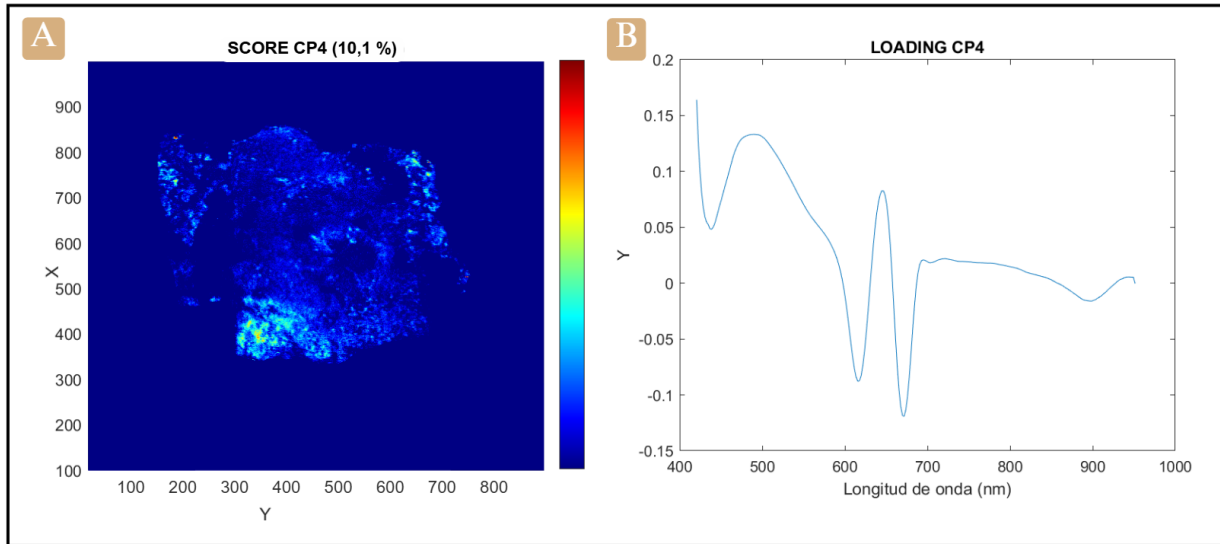


Figura 25. CP4 (VIS) asociado a pirita en la contramuestra. (A) Imagen generada a partir de los “scores” y (B) gráfico de “loading” del componente principal 4 (CP4) del análisis PCA aplicado a la contramuestra en el rango visible. Esta componente explica el 10,1 % de la varianza y se asocia a pirita, aunque presenta una posible sobrestimación en zonas puntuales debido a efectos superficiales.

Finalmente, el CP5 (Anexo 3, Figura 3), que explicó un 4,3 % de la varianza, presentó una distribución difusa sin una asociación clara con alguna fase mineral específica.

En conjunto, los resultados obtenidos para la contramuestra evidencian que, pese a las limitaciones impuestas por su superficie no pulida, fue posible identificar patrones espectrales consistentes asociados a las fases minerales de interés, particularmente molibdenita y pirita. Si bien se observó una leve sobrestimación en algunas zonas, especialmente en los componentes asociados a molibdenita, la discriminación espectral general fue adecuada y los porcentajes de clasificación se mantuvieron dentro de rangos coherentes con las observaciones previas. Esto sugiere que, incluso con condiciones de superficie (preparación de la muestra) menos favorables, el análisis PCA en el rango visible puede aportar información relevante para la caracterización mineralógica en este tipo de muestras.

4.2.2. Modelos de Clasificación

Una vez calibrado el modelo de clasificación supervisada mediante ANN y SVM, se procedió a su aplicación sobre la muestra objetivo, con el propósito de estimar la distribución espacial de los minerales presentes en función de sus características espectrales. Esta muestra no fue utilizada

durante el entrenamiento, por lo que su análisis permite evaluar la capacidad del modelo para generalizar a datos nuevos.

4.2.2.1. Resultados Modelo ANN

El modelo fue entrenado utilizando una matriz de modelamiento generada a partir de los espectros hiperespectrales de la muestra de estudio. Durante la fase de calibración, alcanzó una tasa de acierto media del 97 % (Tabla 6), mientras que en la evaluación con el conjunto de testeo independiente obtuvo una exactitud del 99 % (Tabla 7). Tras validar su desempeño, el modelo se aplicó al conjunto completo de datos HSI de la muestra, permitiendo la clasificación de cada píxel en función de su firma espectral. Finalmente, los resultados obtenidos fueron reorganizados para construir una imagen de clasificación mineralógica (Figura 26).

Tabla 6. Matriz de confusión para el set calibración / validación (70%) del modelo ANN.

	Molibdenita	Pirita	Otros	Resina	% Sn
Molibdenita	214	2	5	0	97
Pirita	0	218	3	0	95
Otros	3	11	206	0	97
Resina	0	0	0	220	100
%Pr	97	99	94	100	97

Tabla 7. Matriz de confusión del set de testeo (30%) del modelo ANN.

	Molibdenita	Pirita	Otros	Resina	%Sn
Molibdenita	94	0	0	0	100
Pirita	0	94	0	0	100
Otros	1	3	91	0	96
Resina	0	0	0	95	100
%Pr	100	100	96	100	99

La imagen de clasificación generada por el modelo ANN (Figura 26) muestra una distribución espacial de las clases minerales coherente con la mineralogía determinada durante la caracterización petrográfica. La molibdenita (morado) se encuentra principalmente en los márgenes de la muestra, mientras que la pirita (amarillo) se exhibe una distribución más discontinua, con acumulaciones localizadas.

El modelo logra discriminar correctamente entre estas fases minerales metálicas y la matriz silicatada (ganga no metálica, en gris), con una representación clara y precisa de las áreas impregnadas con resina (negro). En conjunto, la imagen evidencia la capacidad del modelo ANN

para capturar patrones espectrales representativos, logrando una clasificación mineralógica acorde a las observaciones previas.

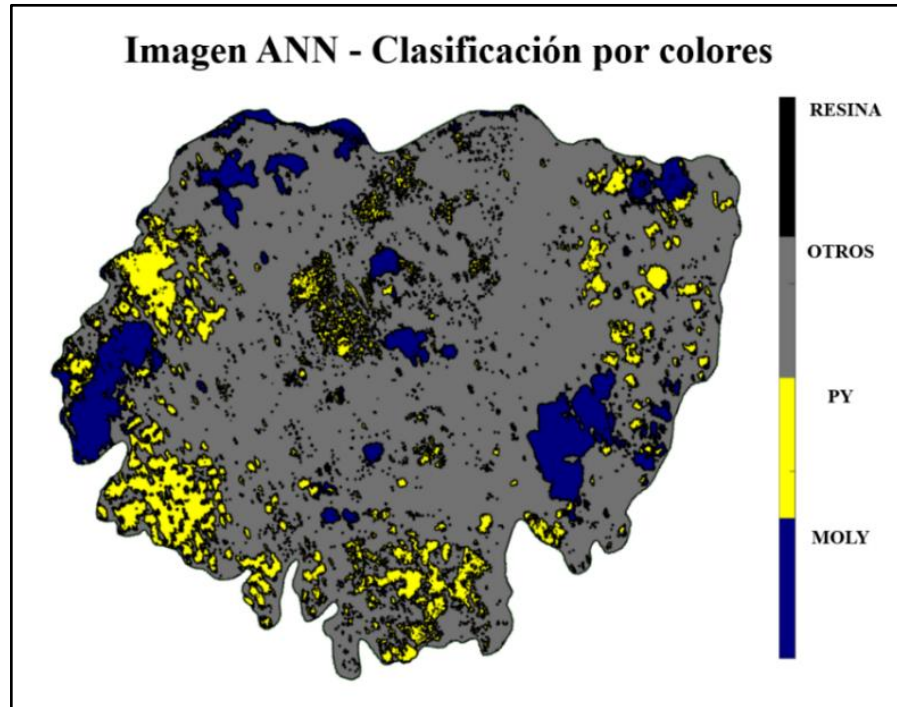


Figura 26. Clasificación mineralógica por modelo ANN. Imagen en falso color obtenida a partir del modelo de red neuronal artificial (ANN). Cada color representa una fase mineral identificada en la muestra.

4.2.2.2. Resultados Modelo SVM

El modelo SVM fue entrenado utilizando la misma matriz de modelamiento generada a partir de los espectros hiperespectrales de la muestra de estudio. Durante la fase de calibración, el modelo alcanzó una precisión global del 99 % (Tabla 8), con tasas de acierto superiores al 98 % para todas las clases. En el conjunto de testeo independiente, correspondiente al 30 % restante de los datos, mantuvo un rendimiento igualmente alto, con una exactitud promedio del 99 % (Tabla 9).

Tabla 8. Matriz de confusión para el set calibración / validación (70%) del modelo SVM

	Molibdenita	Pirita	Otros	Resina	% Sn
Molibdenita	218	0	3	0	99
Pirita	0	217	4	0	98
Otros	3	1	216	0	98
Resina	0	0	0	220	100
%Pr	99	98	98	100	99

Tabla 9. Matriz de confusión para el set calibración / validación (30%) del modelo SVM

	Molibdenita	Pirita	Otros	Resina	%Sn
Molibdenita	93	0	1	0	99
Pirita	0	92	2	0	98
Otros	0	1	94	0	99
Resina	0	0	0	95	100
%Pr	99	98	99	100	99

Una vez validado, el modelo fue aplicado al conjunto completo de datos HSI de la muestra de estudio, permitiendo la clasificación de cada píxel en función de su firma espectral. Los resultados fueron reorganizados para construir una imagen mineralógica (Figura 27), en la que se representa la distribución espacial de molibdenita (morado), pirita (amarillo), otros minerales (gris) y resina (negro).

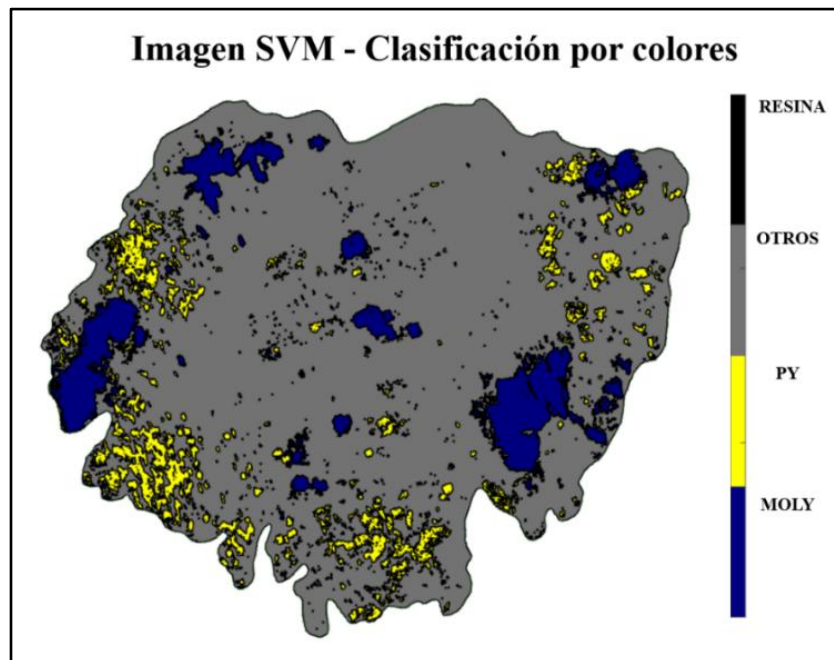


Figura 27. Clasificación mineralógica por modelo SVM. Imagen en falso color obtenida a partir del modelo de máquina de vectores de soporte (SVM). Cada color representa una fase mineral identificada en la muestra

En la imagen obtenida mediante el modelo SVM (Figura 27), se observa una clara diferenciación espacial de las fases minerales más relevantes en la muestra de estudio. La molibdenita (morado) se distribuye principalmente en sectores periféricos, mientras que la pirita (amarillo) aparece en forma dispersa, aunque concentrada en sectores específicos, lo que concuerda con lo observado durante la caracterización petrográfica. Las zonas clasificadas como “Otros minerales” (gris)

representan la matriz silicatada, y la resina (negro) se concentra principalmente en los bordes de la muestra, asociada a las áreas impregnadas durante la preparación. Esta representación permite validar visualmente la capacidad del modelo para reconocer patrones espectrales coherentes con la mineralogía previamente determinada.

La Figura 28 muestra una comparación entre la imagen óptica de la briqueta y las clasificaciones mineralógicas generadas mediante los modelos SVM y ANN aplicados sobre datos HSI. En general, ambos modelos lograron representar adecuadamente las principales fases minerales de interés, observadas macroscópicamente, como molibdenita (azul) y pirita (amarillo), así como zonas con otros minerales de ganga no metálica (gris) y resina (negro). Se observa que el modelo SVM presenta una delimitación más precisa y localizada de las zonas minerales, mientras que el modelo ANN tiende a generar áreas de clasificación más amplias y continuas, particularmente para la pirita. Estas diferencias pueden estar asociadas a la sensibilidad de cada modelo frente a pequeñas variaciones espectrales. En conjunto, ambos resultados son coherentes con la observación óptica.

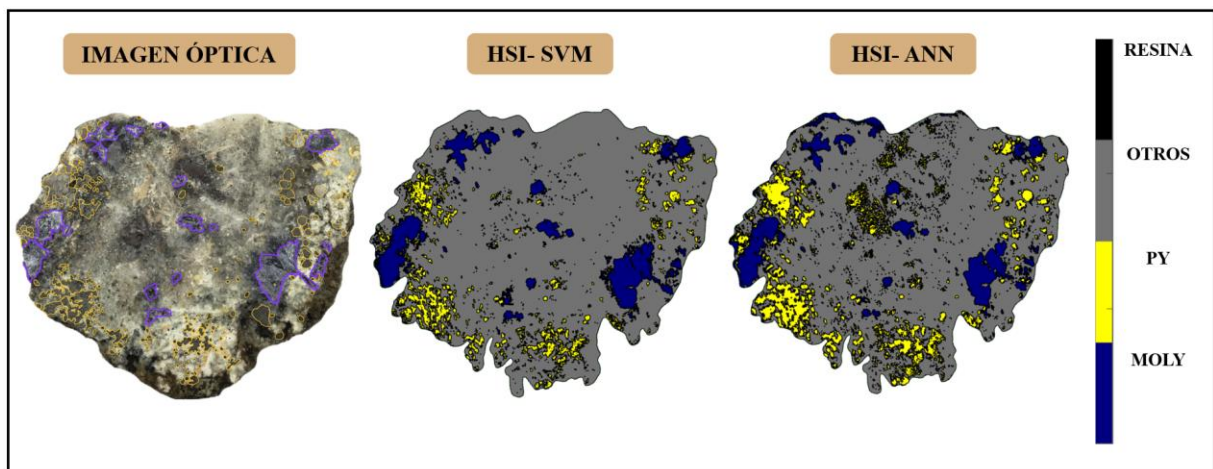


Figura 28. Comparación entre imagen óptica y clasificaciones mineralógicas (SVM y ANN). Se muestra la imagen óptica de la briqueta junto con los resultados de clasificación mineralógica obtenidos mediante modelos SVM y ANN aplicados sobre imágenes hiperespectrales (HSI).

4.2.3. Estimación de la Mineralogía Modal (Porcentaje en Superficie)

Una vez aplicados los modelos de clasificación ANN y SVM sobre los datos hiperespectrales de la muestra, se procedió a estimar la mineralogía modal relativa, en base al porcentaje (en área) de las fases minerales en la superficie de la muestra. Esta estimación se calculó en base a la cantidad de

píxeles clasificados como cada mineral y se expresó en porcentaje (de superficie total) utilizando la siguiente fórmula:

$$C(\%_{Superficie}) = \frac{PM}{PT} \times 100 \quad (\text{ec. 5})$$

- **C** es el porcentaje de la fase mineral en la superficie de la muestra
- **PM** es el número de píxeles clasificados como ese mineral específico.
- **PT** es el total de píxeles analizados en la muestra, sin contar el fondo (clase “background”).

Los modelos ANN y SVM proporcionaron resultados muy similares en términos de porcentaje (en superficie) de cada mineral (Tabla 10), con pequeñas diferencias que pueden deberse a las características propias de cada modelo de clasificación, siendo el modelo ANN el que mejor se ajusta a los resultados obtenidos a partir de la caracterización petrográfica (Tabla 5).

Tabla 10. Resultados de clasificación mineralógica obtenidos con el modelo ANN y SVM. Porcentaje (en superficie) para cada mineral.

Mineral	Distribución de Minerales ANN (%)	Distribución de Minerales SVM (%)
Molibdenita	9	9
Pirita	12	7
Otros minerales	79	84

En términos visuales, el modelo SVM mostró un ajuste adecuado a las zonas donde se encuentra pirita, especialmente en la briqueta, lo que sugiere una mayor sensibilidad del modelo para capturar la distribución espacial de esta fase mineral. En cuanto a la molibdenita, ambos modelos lograron estimar correctamente su distribución, con el modelo SVM reflejando fielmente su presencia en las zonas donde se encuentra en la briqueta. Por su parte, el modelo ANN también identificó correctamente la molibdenita, pero con una leve sobreestimación en la zona superior de la muestra, lo que puede estar asociado a una ligera expansión de la clasificación hacia áreas no mineralizadas. A pesar de estas diferencias, ambos modelos fueron capaces de identificar y cuantificar correctamente las fases minerales presentes en la muestra, demostrando la robustez de las técnicas empleadas para este análisis.

La imagen resultante, creada por cada modelo (Figura 26 y Figura 27), muestra la distribución espacial de los minerales en la muestra, con cada clase representada por un color distinto. La clasificación de los píxeles según cada modelo permitió generar un mapa que visualiza la distribución relativa de molibdenita, pirita, y otros minerales en la muestra.

4.3. DESCRIPCIÓN MINERALOQUÍMICA POR LIBS

El análisis LIBS se aplicó exclusivamente sobre la briqueta de estudio (Figura 29), permitiendo identificar la distribución espacial de elementos químicos de interés, asociados a las fases minerales presentes. A partir de los datos espectrales adquiridos en los distintos mapeos, se reconocieron señales significativas de Mo, Fe, S, Cu, Ti y O, cuya asociación espacial permitió inferir la presencia de molibdenita (MoS_2), pirita (FeS_2), como fases principales. Además, se detectaron señales en niveles traza compatibles con rutilo (TiO_2). Estos resultados complementan la información mineralógica obtenida por otras técnicas, entregando una visión detallada de la distribución elemental en la muestra sin requerir preparación previa.



Figura 29. **Muestra analizada mediante LIBS.** Imagen de la muestra de estudio, luego del análisis completo mediante LIBS

Adicionalmente, una ventaja comparativa de una caracterización mineraloquímica, en comparación con la caracterización mineralógica, es poder evaluar la presencia de elementos químicos mayoritarios, que forman parte de la estructura cristalina, así como elementos trazas, que pueden

aportar valor a la mena. Para el caso de los elementos trazas, no se puede reconocer su ocurrencia ni determinar su concentración por otras técnicas operacionales. En el caso de estudio, se utilizará como prueba de concepto la exploración in situ de la presencia de Re en la molibdenita, ya que el Re es un elemento que puede estar presente en la molibdenita (en sustitución del Mo) y es considerado de valor económico.

La Figura 30 muestra una representación esquemática del cubo hiperespectral construido a partir del análisis a superficie total de la briqueta. En la imagen se observa la proyección frontal de la muestra (plano X–Y), junto con un esquema del eje espectral (λ) y el espectro obtenido en un punto específico marcado con un punto amarillo. Este punto corresponde a una zona del área 4 (ROI 4), seleccionada manualmente sobre una región donde se había identificado molibdenita en base a la petrografía.

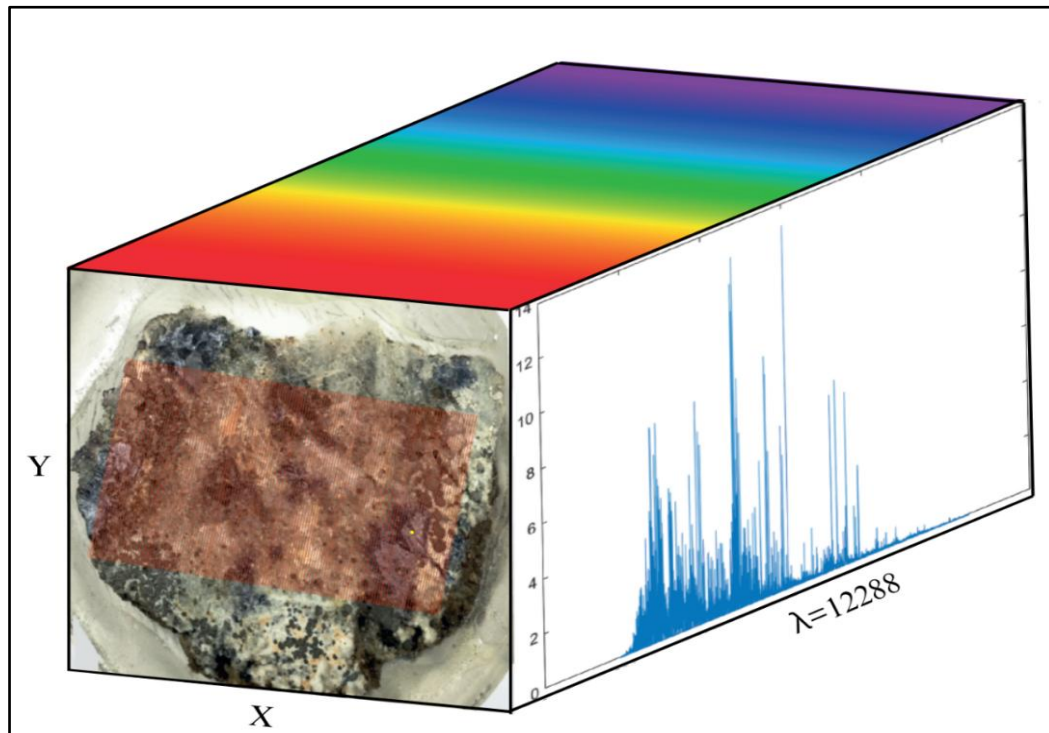


Figura 30. Representación 3D del cubo espectral LIBS de la briqueta. Se muestra la proyección óptica de la muestra en la cara frontal, con un punto amarillo que indica un punto del ROI 4. La cara lateral presenta el espectro LIBS correspondiente, y la cara superior representa el eje espectral completo (12.288 longitudes de onda) en el rango de aproximadamente 185 a 1050 nm.

4.3.1. Análisis espectroscópico preliminar

Para identificar y realizar la asignación de señales se utilizó el espectro sumado a partir de los datos obtenidos desde el mapeo del Área 4 (Figura 31). Esta gráfica permitió identificar las señales más representativas de elementos como Mo, Fe, S, Re, Cu, Ti y O, los cuales fueron comparadas con las bases espectrales (NIST), y utilizadas como base para la construcción de imágenes de distribución elemental utilizando las longitudes de onda características, más significativas y con menor interferencia.

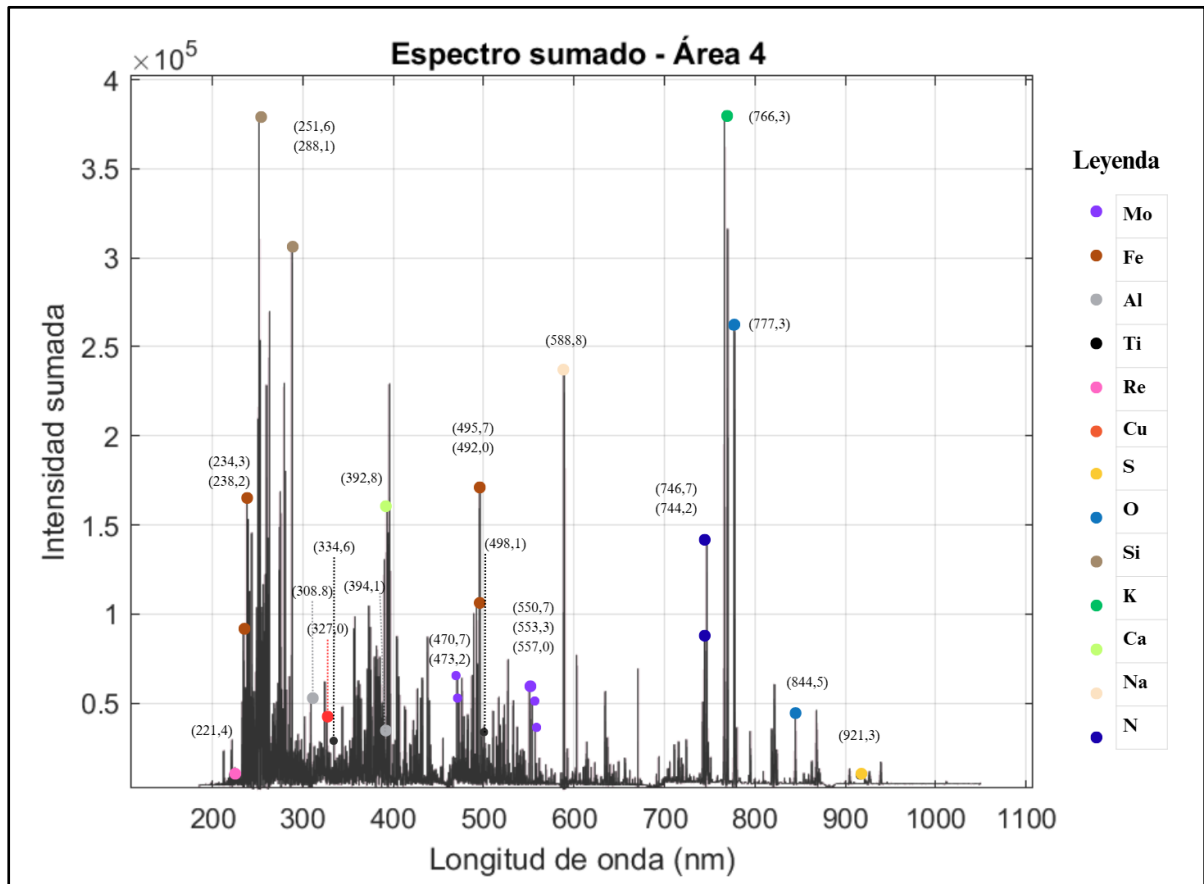


Figura 31. Espectro sumado correspondiente al Área 4. Se destacan las principales longitudes de onda identificadas para cada elemento, utilizadas posteriormente para generar las imágenes de distribución elemental. Los colores indican la asignación por elemento según la leyenda.

La Figura 32 complementa esta información mostrando ampliaciones de regiones específicas del espectro sumado, lo cual facilitó una mejor visualización de las señales características, en especial para elementos presentes con señales poco intensas o solapadas, como es el caso del Re (221,4 nm), Cu (327,0 nm) y S (921,3–923,8 nm).

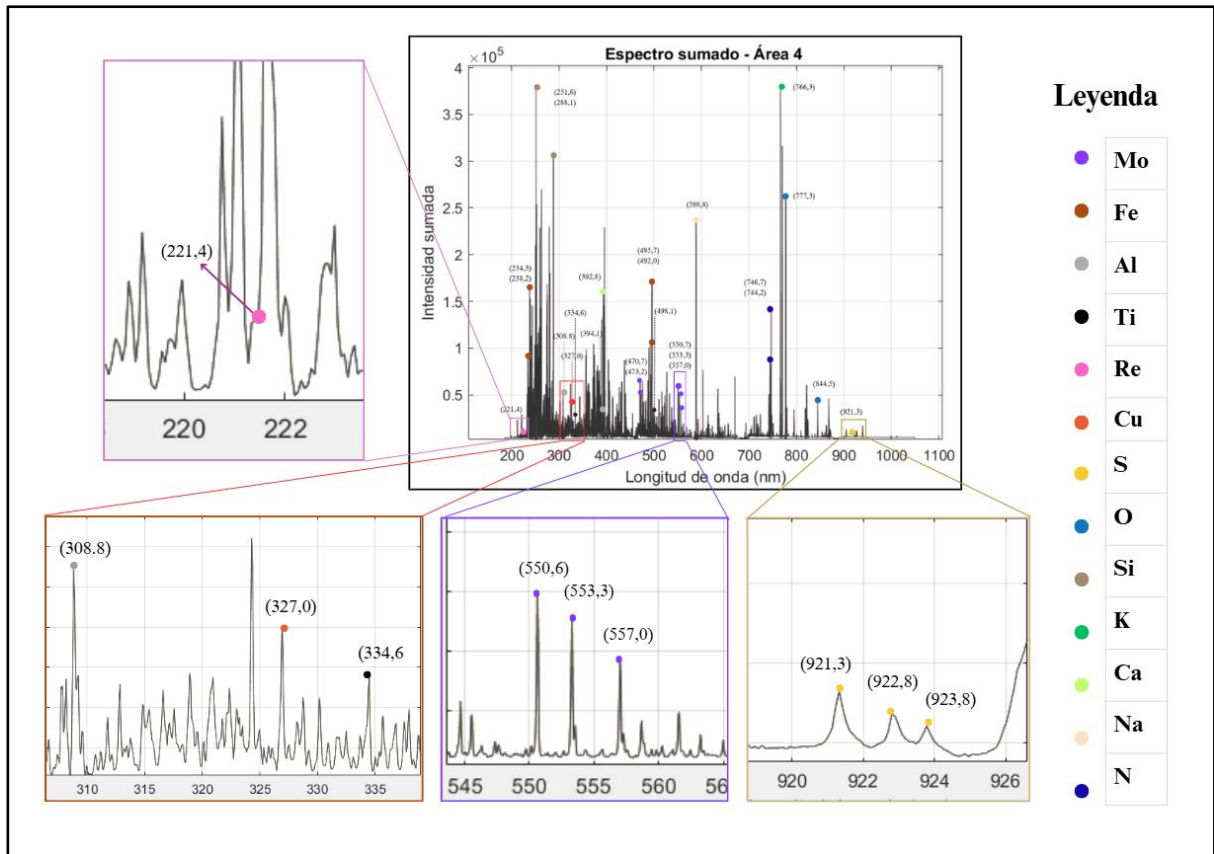


Figura 32. Ampliación de regiones específicas del espectro sumado del Área 4.

A partir del análisis del espectro sumado correspondiente al Área 4 (Figura 31), se identificaron las longitudes de onda más representativas para los elementos considerados de interés. En el rango ultravioleta (UV), se observaron señales atribuibles a Re (221,4), Fe (234,3; 238,2 nm), Al (308,9; 394,1 nm), Cu (327,0 nm) y Ti (334,5 nm). En el rango visible (VIS), se registraron emisiones intensas correspondientes a Mo (470,7; 473,2; 550,7; 553,3 y 557,0 nm), Fe (492,0; 495,7 nm), Ti (498,1) y O (777,3 nm). En el infrarrojo cercano (NIR), se identificaron señales destacadas de S (921,3; 922,8 y 923,8 nm), relevantes para la detección de sulfuros metálicos.

También se observaron señales menores de Si, Al, y Ca; sin embargo, estos elementos no fueron priorizados en la interpretación mineralógica debido a su escasa asociación con las fases minerales definidas como objetivo para la prueba de concepto e hipótesis a evaluar en este trabajo. Adicionalmente, se identificaron señales elevadas correspondiente a Na, K y Ca, esto se debe a su bajo potencial de ionización, lo que facilita su excitación incluso cuando se encuentran en bajas concentraciones, generando señales intensas. En contraste, el azufre (S), pese a encontrarse en

cantidades significativas en la muestra (% en el mineral), mostró señales espectrales relativamente débiles. Este comportamiento se atribuye a su alto potencial de ionización, lo que dificulta su excitación en el plasma generado por ablación láser, especialmente bajo condiciones energéticas moderadas.

4.3.2. Obtención de imágenes de distribución elemental

A partir de las longitudes de onda previamente identificadas, se generaron imágenes de distribución elemental para las tres áreas mapeadas. Las longitudes seleccionadas para cada elemento fueron: Mo (550,7 nm), Fe (492,0 nm), S (921,3 nm), Re (221,4), Cu (327,0 nm), O (777,3 nm), Ti (334,6; 498,1 nm), Si (251,6 nm), Al (308,9; 394,1 nm). Las imágenes obtenidas permiten visualizar patrones de asociación espacial entre elementos: La coincidencia de altas intensidades en las imágenes de Mo y S indica la presencia de molibdenita. Las zonas donde coexisten Fe y S se interpretan como representativa de la ocurrencia de pirita. Rutilo fue inferido en zonas con alta intensidad de Ti y O, sin asociación significativa a S. La presencia conjunta de Fe y O sugiere posibles zonas con óxidos de Fe. La combinación de Si con O y Al permite inferir la presencia de aluminosilicatos, sin determinar su especie específica dado que esta fuera del alcance del trabajo. La distribución de Cu fue poco significativa y se interpreta como presencia de fases minerales con Cu en trazas. En cuanto al Re las imágenes de distribución elemental revelan una mayor intensidad localizadas en sectores que coinciden espacialmente con zonas enriquecidas en Mo y S, esta coexistencia sugiere una posible asociación con la molibdenita, mineral conocido por incorporar Re en su estructura cristalina, si bien su presencia se detecta en bajos niveles, su distribución acotada refuerza la hipótesis de una asociación puntual con esta fase portadora. Estas imágenes, combinadas con la información espectral, permiten reforzar la interpretación de las fases minerales presentes en cada sección analizada.

Las imágenes de distribución elemental generadas se presentan en las Figuras 33, 34, 35 y 36. En ellas se muestran los mapas de distribución elemental para cada uno de los elementos seleccionados (Mo, Fe, S, Re, Cu, O, Ti, Si y Al), correspondientes a las áreas mapeadas de la briqueta de estudio. Cada figura representa una sección distinta de la muestra, permitiendo observar los patrones de asociación espacial y distribución de los elementos clave en diferentes zonas. Estas imágenes

fueron utilizadas como base para inferencias mineralógicas específicas, en conjunto con la información espectral obtenida.

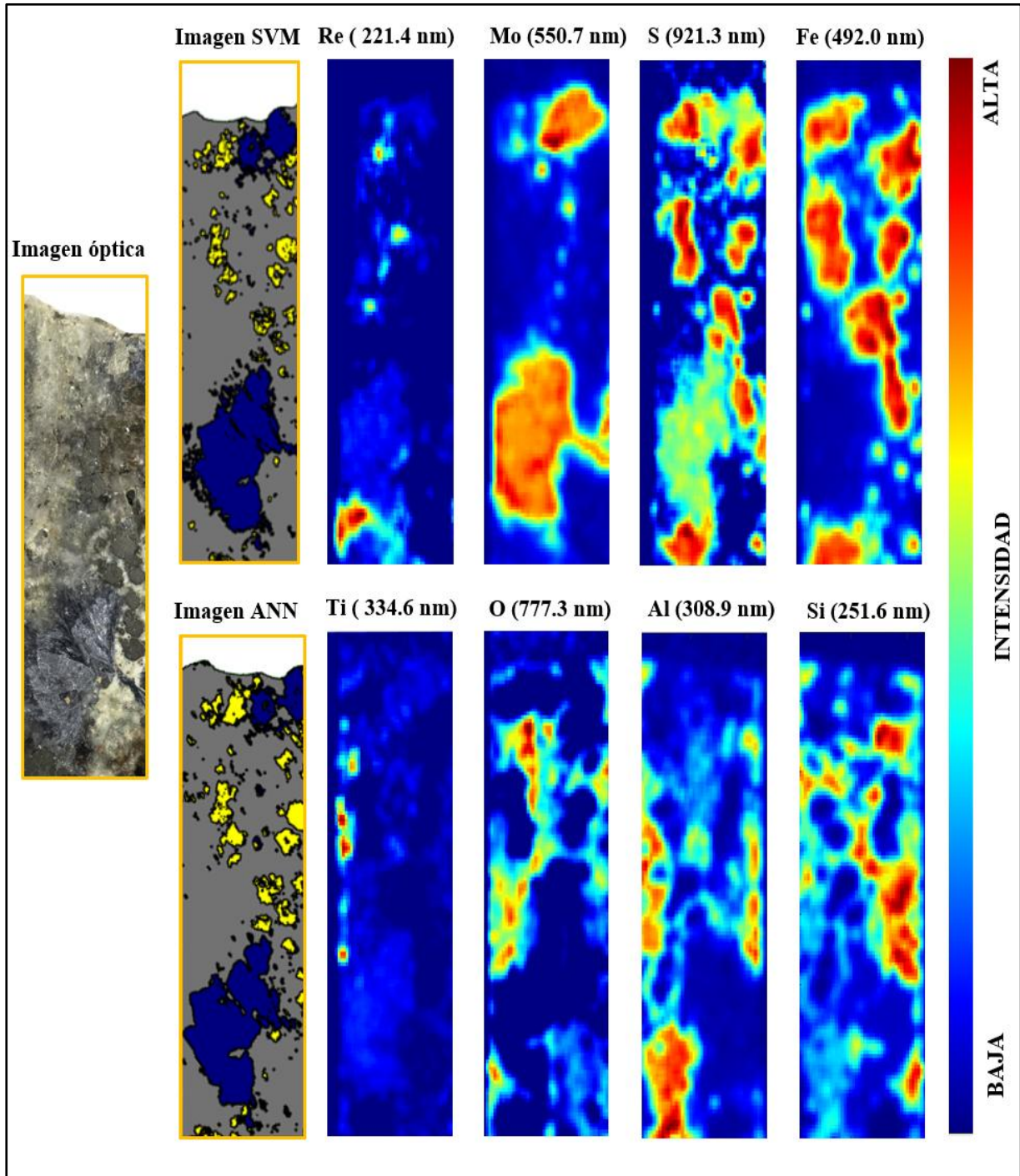


Figura 33. Comparación entre imagen óptica, imágenes mineralógicas por HSI, e imágenes mineraloquímicas por LIBS, en el Área 1. Imagen óptica del Área 1, clasificaciones mineralógicas mediante HSI con modelos SVM y ANN (leyenda: azul para molibdenita, amarillo para pirita y gris para ganga no metálica), y mapas LIBS de distribución elemental correspondientes a la misma área.

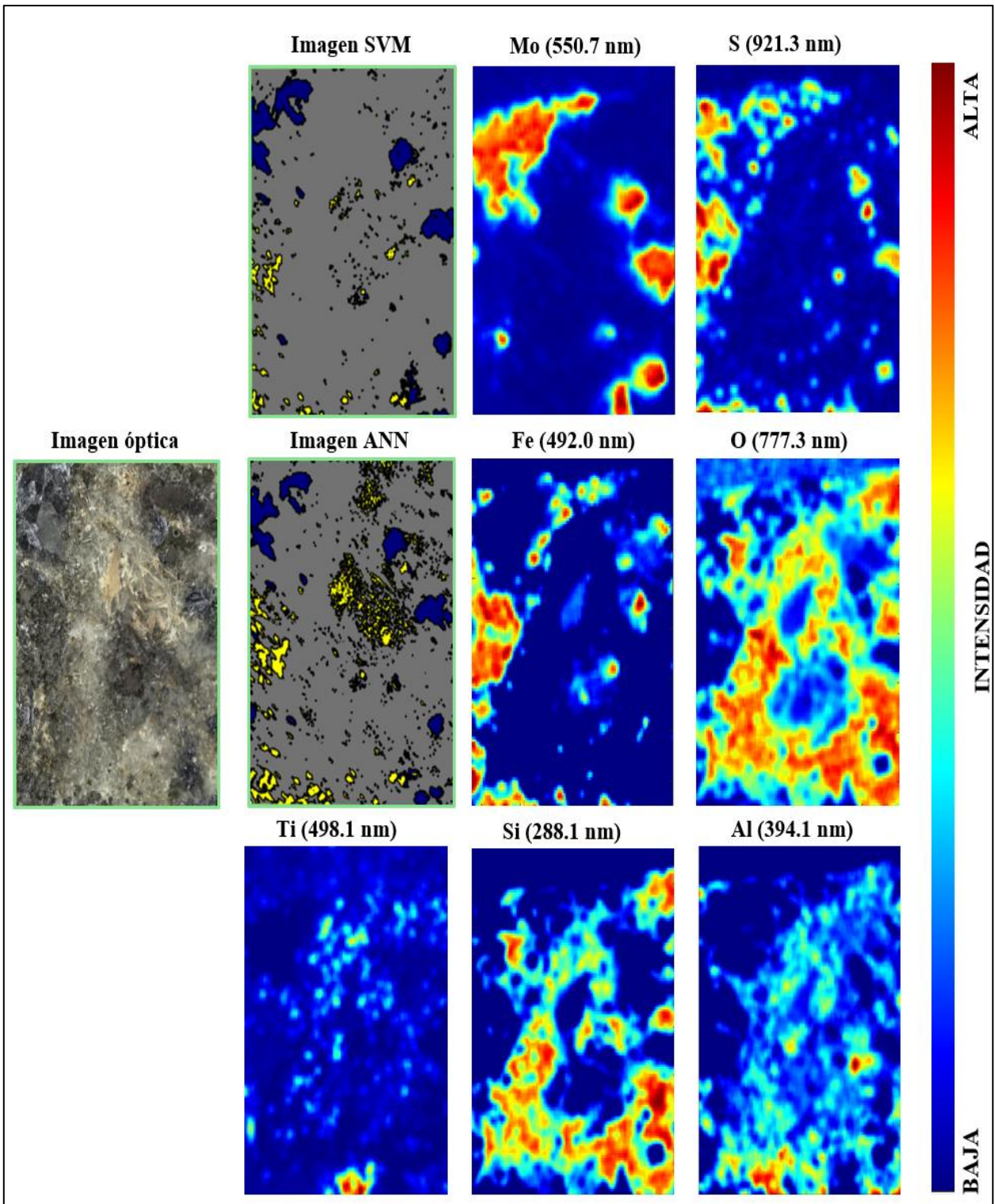


Figura 34. Comparación entre imagen óptica, imágenes mineralógicas por HSI, e imágenes mineraloquímicas por LIBS, en el Área 2. Imagen óptica del Área 2, clasificaciones mineralógicas mediante HSI con modelos SVM y ANN (leyenda: azul para molibdenita, amarillo para pirita y gris para ganga no metálica), y mapas LIBS de distribución elemental correspondientes a la misma área.

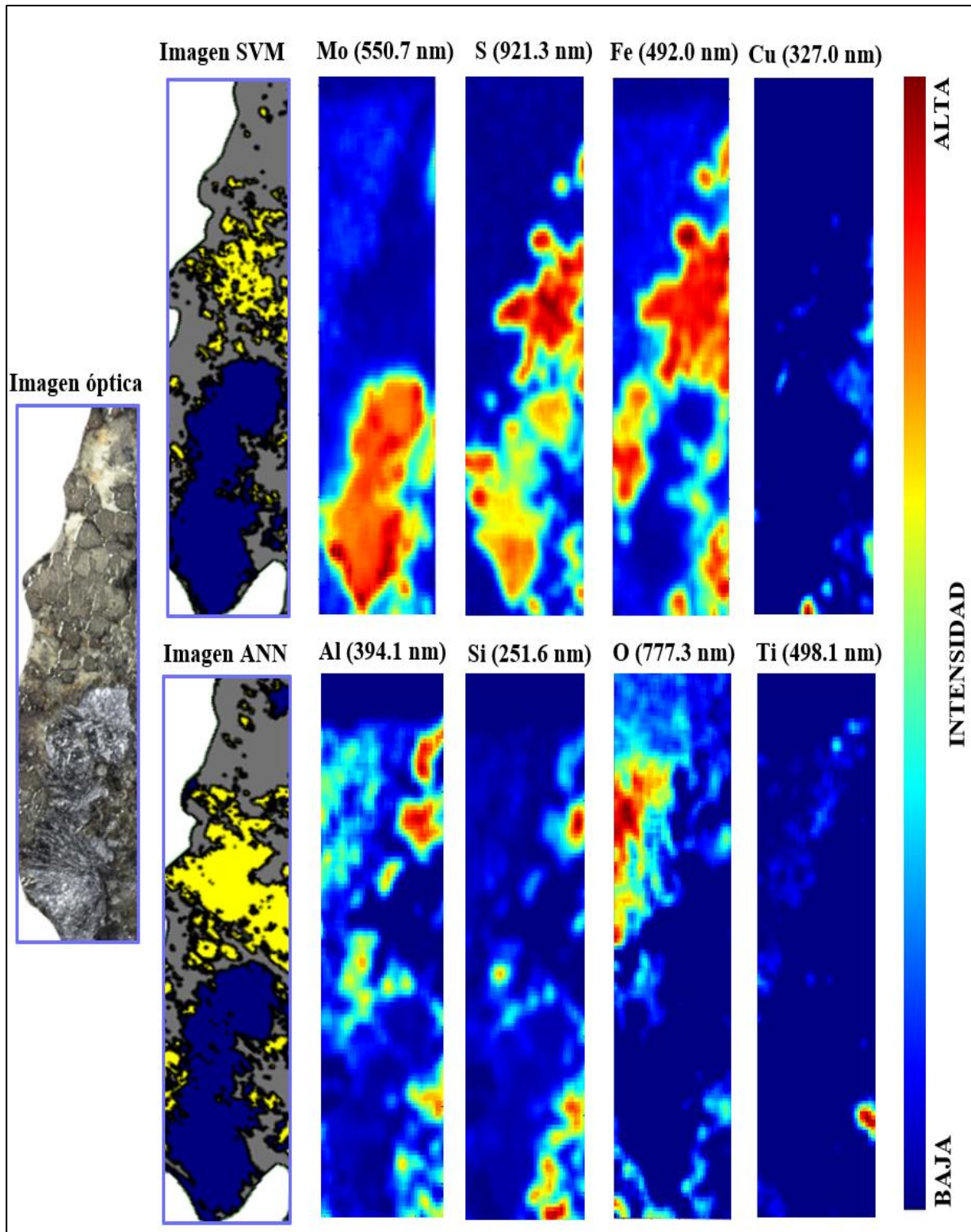


Figura 35. Comparación entre imagen óptica, imágenes mineralógicas por HSI, e imágenes mineraloquímicas por LIBS, en el Área 3. Imagen óptica del Área 3, clasificaciones mineralógicas mediante HSI con modelos SVM y ANN (leyenda: azul para molibdenita, amarillo para piritita y gris para ganga no metálica), y mapas LIBS de distribución elemental correspondientes a la misma área.

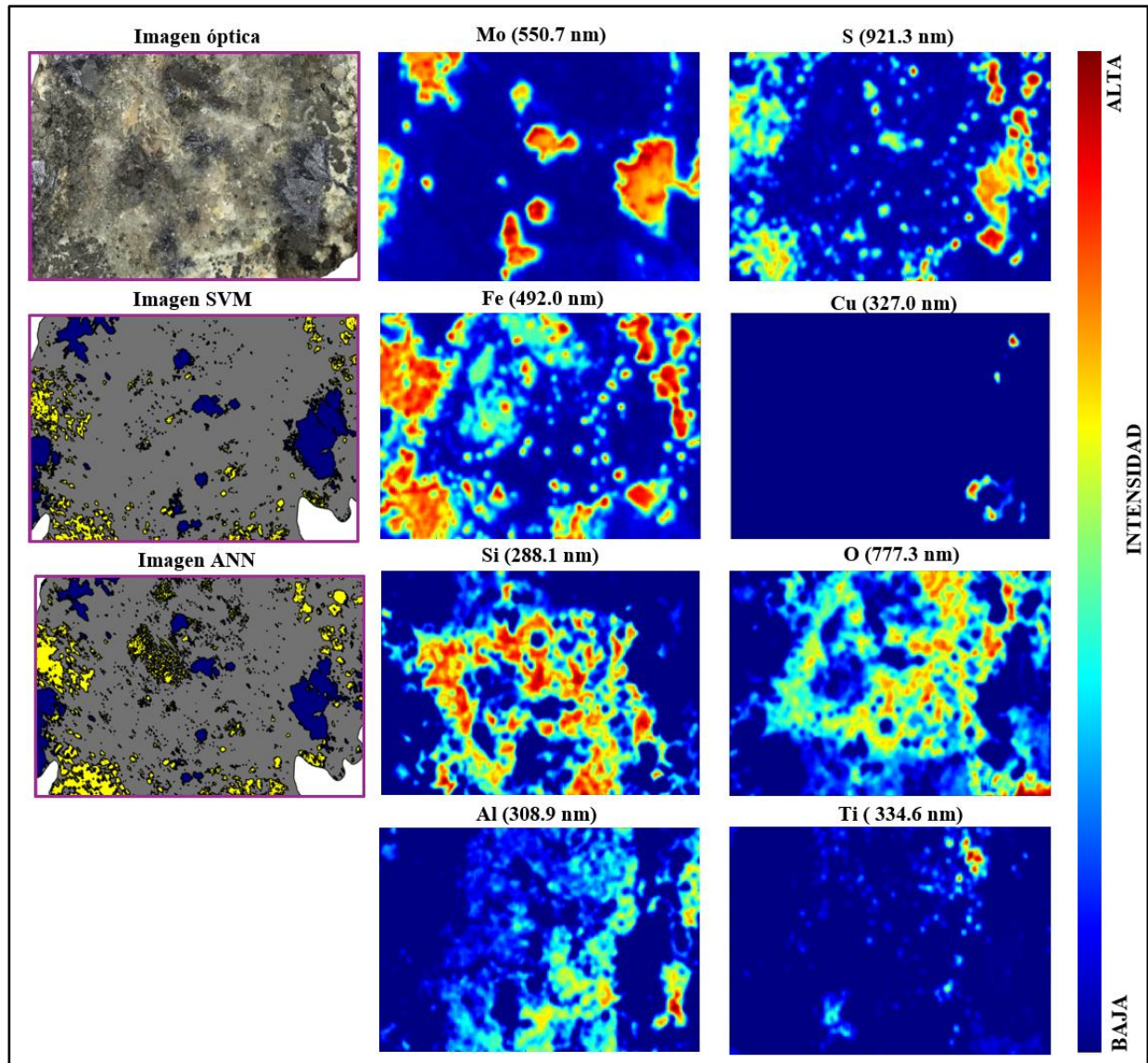


Figura 36. Comparación entre imagen óptica, imágenes mineralógicas por HSI, e imágenes mineraloquímicas por LIBS, en el Área 4. Imagen óptica del Área 4, clasificaciones mineralógicas mediante HSI con modelos SVM y ANN (leyenda: azul para molibdenita, amarillo para pirita y gris para ganga no metálica), y mapas LIBS de distribución elemental correspondientes a la misma área.

4.3.3. Imagen Mineralógica Mediante LIBS-ANN.

Con el objetivo de complementar la interpretación mineralógica obtenida mediante imágenes de distribución elemental, se aplicó un modelo de redes neuronales artificiales (ANN) previamente desarrollado y validado por Arévalo (2023), utilizando espectros LIBS adquiridos bajo las mismas condiciones instrumentales empleadas en esta investigación. Este modelo fue entrenado para clasificar firmas espectrales en distintas clases mineralógicas relevantes, incluyendo molibdenita, pirita, óxidos de hierro, aluminosilicatos y cuarzo. Su aplicación a la muestra de estudio permitió

generar una imagen de clasificación mineralógica (Figura 37), donde se identificaron áreas dominadas por molibdenita (morado), pirita (amarillo), óxidos de hierro (burdeo), minerales del grupo Al-Si (verde) y cuarzo (rosado pálido), cuyos porcentajes relativos se presentan en la Tabla 11. Los resultados obtenidos reflejan una predicción supervisada confiable, fundamentada en la similitud espectral entre las muestras del conjunto de entrenamiento y la muestra analizada. Esta herramienta complementa la información espectral y espacial del análisis LIBS, permitiendo una interpretación mineralógica más integrada y automatizada.

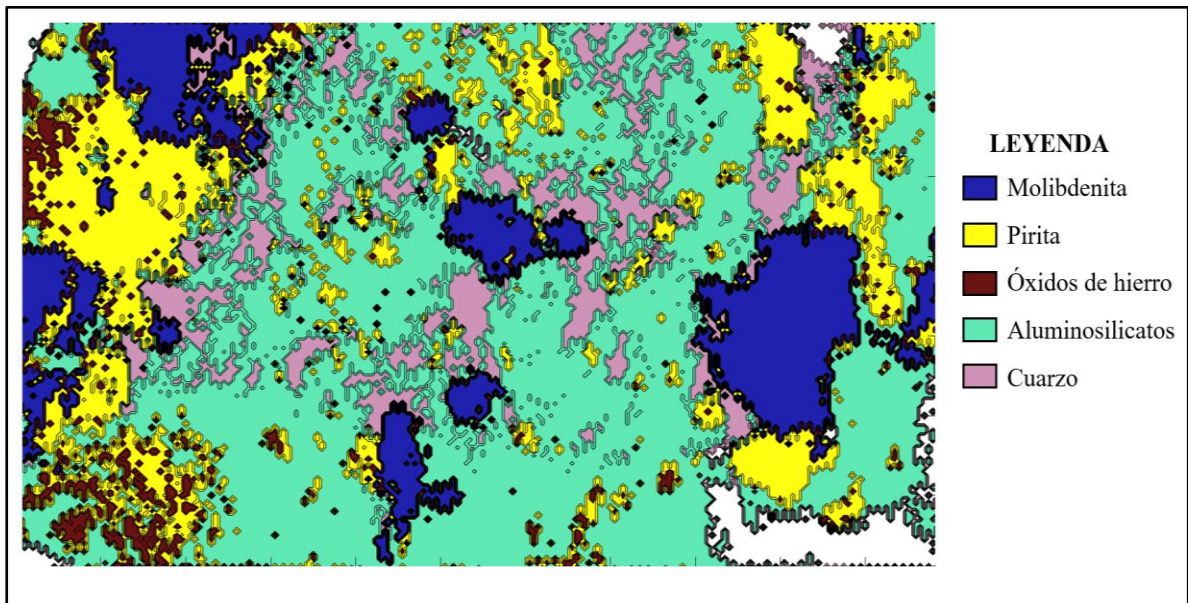


Figura 37. Clasificación mineralógica mediante LIBS-ANN. Resultado obtenido mediante el modelo de red neuronal artificial (ANN) aplicado a los datos espectrales obtenidos por LIBS en el presente estudio.

Tabla 11. Distribución porcentual por clase mineralógica según modelo ANN-LIBS. Estimación realizada para las principales clases mineralógicas identificadas en la muestra.

CLASE	PORCENTAJE (%)
Molibdenita	13
Pirita	12
Óxidos de hierro	5
Aluminosilicatos	53
Cuarzo	16
Total	100

5. DISCUSIÓN

5.1. COMPARACIÓN ENTRE DESCRIPCIÓN MACROSCÓPICA Y ANÁLISIS MEDIANTE IMÁGENES HIPERESPECTRALES (HSI)

La comparación entre la observación macroscópica de la contramuestra y su caracterización mediante imágenes hiperespectrales (HSI) permitió evaluar la aplicabilidad de esta técnica como herramienta rápida, objetiva y no destructiva para la identificación mineralógica en contextos operacionales, sin necesidad de previa preparación superficial. Durante la inspección visual directa de la contramuestra (muestra en estado natural y sin pulir) se logró identificar la presencia de molibdenita y pirita a partir de características como el color, brillo metálico y texturas en superficie. Este método, si bien es ampliamente utilizado en faenas mineras por su rapidez (entre 1 y 3 minutos por muestra), depende fuertemente de la experiencia del operador, las condiciones de iluminación, el estado físico del material y la exposición de los minerales. Por tanto, si bien es útil como primera aproximación, presenta limitaciones significativas en términos de objetividad, reproducibilidad y capacidad de cuantificación.

La misma contramuestra fue analizada mediante HSI - VIS (400–1000 nm), generando un cubo espectral que fue posteriormente procesado mediante análisis de componentes principales (PCA). A pesar de las irregularidades superficiales y ausencia de pulido, se identificaron componentes espectrales asociadas a molibdenita y pirita, correspondientes a las CP3 y CP4, respectivamente. Estas mostraron una distribución espacial coherente con las zonas reconocidas visualmente como enriquecidas en sulfuros. Aunque se observaron ciertas zonas de sobreestimación o dispersión espectral (posiblemente asociadas a rugosidades o contaminación) la discriminación mineralógica se mantuvo adecuada. Si bien el procesamiento de los datos depende de la experiencia del usuario, son procedimientos que se puede automatizar y sistematizar para cada tipo de material mineral; lo relevante de la comparación realizada en este estudio es que la adquisición de los datos, i.e., señales espectrales, para la superficie total de la muestra es del orden de 10 a 14 segundos. Esto refuerza la robustez del método hiperespectral en condiciones de baja preparación y respalda su utilidad operativa como técnica de caracterización rápida en contextos exploratorios y de control mineral.

Esta relación entre el análisis espectral y la inspección macroscópica se aprecia claramente en la Figura 38, donde las imágenes elaboradas desde los “scores” obtenidos del PCA sobre la contramuestra se comparan con la imagen óptica (de la superficie sin pulir). Las zonas con mayor intensidad espectral en las componentes CP3 y CP4 coinciden con regiones de apariencia metálica como la molibdenita y pirita, o tonalidades características observadas a simple vista, lo que valida el potencial del HSI para identificar fases relevantes en muestras reales de mina sin requerir secciones pulidas.

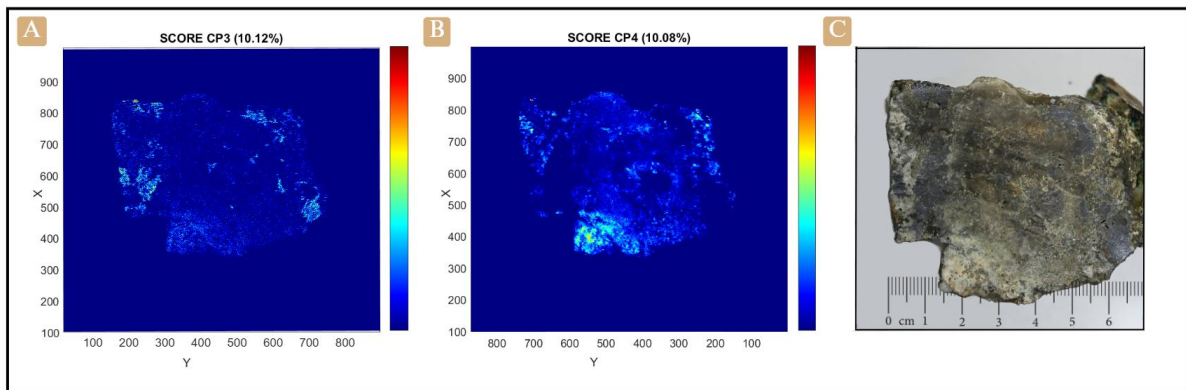


Figura 38. Comparación entre CP3 y CP4 (HSI) e imagen óptica en la contramuestra. Se comparan las componentes principales CP3 y CP4 obtenidas mediante PCA sobre datos HSI con la imagen óptica de la contramuestra sin pulir, observándose coincidencias en zonas asociadas a molibdenita y pirita.

En paralelo, se aplicó el mismo análisis espectral (HSI + PCA) sobre la briqueta pulida de la muestra. En esta, la superficie homogénea permitió obtener firmas espectrales más definidas y una mayor separación entre componentes, reduciendo el solapamiento espectral y mejorando la precisión del PCA (Figura 20 y Figura 21). No obstante, la similitud general de las firmas obtenidas en ambas superficies demuestra que HSI puede aplicarse eficazmente tanto en laboratorio como en condiciones reales de planta.

Una vez entrenados los modelos supervisados de clasificación espectral (ANN y SVM), con espectros de referencia provenientes de briquetas previamente caracterizadas (Moly-1, Moly-2 y Moly-3), estos fueron aplicados a la briqueta de estudio, generando imágenes de clasificación de molibdenita, pirita y otros minerales (Figura 26 y Figura 27). Los resultados mostraron una distribución coherente con la inspección visual y el análisis PCA. El modelo ANN estimó 9 % de molibdenita y 12% de pirita, mientras que SVM arrojó 9% y 7 %, respectivamente (Tabla 10). En

comparación, la estimación macroscópica asignó un 10 % y 11 %, respectivamente. Si bien los valores son similares, la ventaja de los modelos supervisados radica en su objetividad, consistencia y capacidad de análisis automático píxel a píxel.

La Figura 39 sintetiza las proporciones estimadas para la mineralogía modal a partir de la descripción macroscópica, HSI-ANN y HSI-SVM. Se observa una concordancia general entre los resultados obtenidos por los métodos de caracterización mineral, con diferencias atribuibles a la sensibilidad espectral de cada modelo y al sesgo inherente de la descripción macroscópica. La caracterización por HSI-ANN resultó en una leve sobreestimación para la pirita, mientras que HSI-SVM clasificó una mayor proporción como “otros minerales”, ya que identificó de mejor manera la pirita. Aun así, ambos modelos ofrecieron resultados comparables a la inspección visual, sobre todo considerando la molibdenita, siendo el mineral objetivo de este trabajo. Además, la principal ventaja comparativa de los métodos supervisados es la sistematización y reproducibilidad.

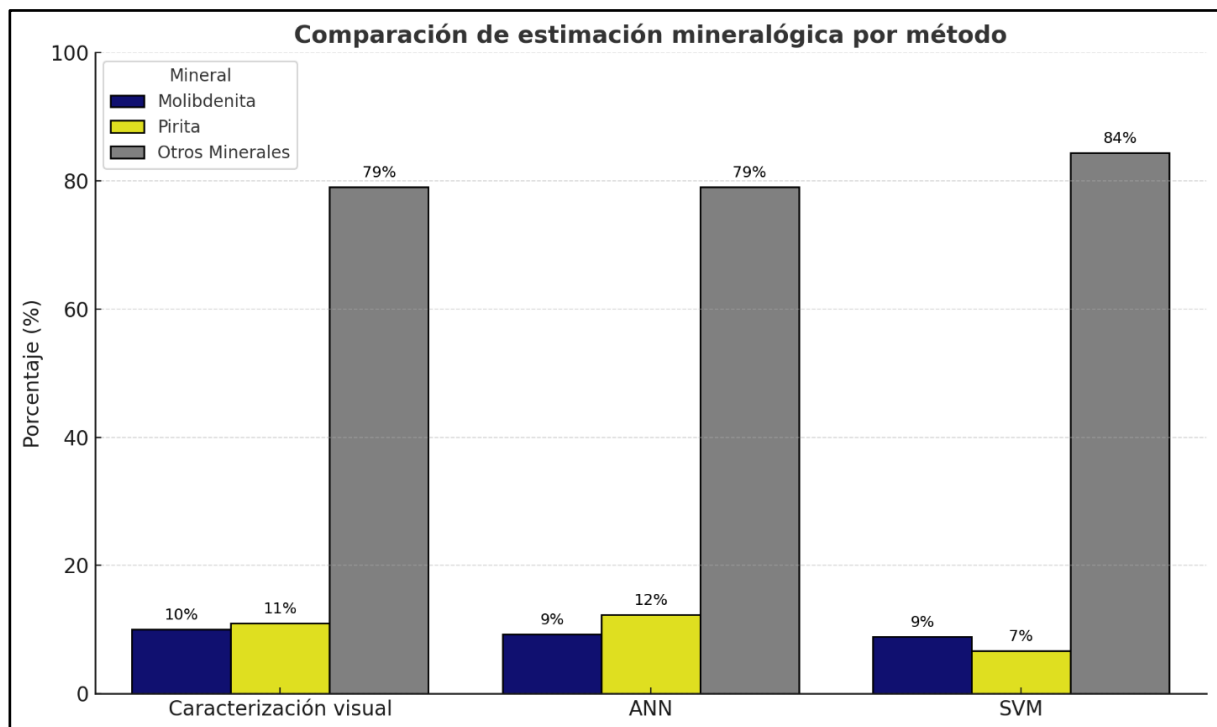


Figura 39. Comparación de estimaciones superficiales por observación visual, ANN y SVM. Se comparan los porcentajes en superficie estimados de molibdenita, pirita y otros minerales mediante observación visual, modelo ANN y modelo SVM. Se observa una concordancia general entre los métodos, destacando la mayor precisión, objetividad y reproducibilidad de los enfoques automáticos basados en clasificación espectral.

En conjunto, los resultados de este apartado demuestran que HSI permite realizar una caracterización mineralógica confiable, incluso sobre muestras no pulidas, en tiempos compatibles con la operación minera. Su integración con modelos de clasificación espectral permite automatizar el proceso de identificación y estimación de la mineralogía modal, lo que representa una mejora significativa respecto a los métodos tradicionales de inspección visual, especialmente en contextos donde se requiere rapidez, precisión y trazabilidad.

5.2. COMPARACIÓN ENTRE DESCRIPCIÓN MICROSCÓPICA VS LIBS

La comparación entre los resultados obtenidos mediante microscopía óptica en luz reflejada y los del análisis LIBS permitió evaluar el grado de concordancia entre ambas metodologías en la identificación y localización de los minerales presentes en la muestra. Dado que ambas técnicas se aplicaron sobre la misma briqueta pulida, fue posible contrastar directamente la información mineraloquímica obtenida mediante LIBS con la caracterización petrográfica.

En la caracterización petrográfica se reconocieron las fases de mena molibdenita, calcosina, covelina y calcopirita, además de pirita como principal mineral de ganga metálica, junto con minerales accesorios como rutilo y hematita. Esta caracterización se sustentó en propiedades ópticas como birreflectancia, anisotropía, color, hábito y reflejos internos. La observación bajo luz reflejada permitió, además, detectar procesos de alteración, como el reemplazo parcial de calcopirita por covelina, y distinguir entre minerales presentes en trazas no visibles en la observación macroscópica.

En contraste, el análisis LIBS entregó una caracterización basada en la distribución espacial de elementos químicos de interés, presentes en las fases mineralógicas reconocidas, sin requerir preparación compleja de la muestra. Las imágenes generadas mostraron la distribución de Mo, Fe, S, O y trazas de Re, Ti y Cu. Las señales intensas de Mo permitieron delimitar zonas con molibdenita, mientras que la distribución conjunta de Fe y S fue útil para identificar sectores asociables con pirita. Aunque en el espectro promedio la intensidad del azufre fue baja, sus mapas de distribución presentaron buen contraste espacial, facilitando su interpretación mineralógica. Esto es consistente con su alto potencial de ionización ($\sim 10,36$ eV), que puede afectar su respuesta espectral, pero no su detección espacial. También se observaron sectores con intensidades altas de

Ti, posiblemente asociadas a rutilo, y señales puntuales de Cu, coherentes con la presencia en trazas de calcosina y covelina observadas mediante microscopía. La coincidencia espacial entre Fe y O permitió sugerir la presencia de óxidos de hierro, entre ellos hematita, cuya identificación fue respaldada por observaciones petrográficas. Las imágenes LIBS mostraron patrones de distribución elemental que coincidieron con las zonas identificadas petrográficamente. Las áreas con alta intensidad de Mo coincidieron espacialmente con sectores reconocidos ópticamente como molibdenita, y lo mismo ocurrió con las zonas de Fe y S respecto a la pirita. Esta correlación entre observaciones texturales y composicionales fortaleció la interpretación mineralógica conjunta.

Una diferencia clave entre ambas metodologías radica en su sensibilidad y resolución: mientras la microscopía óptica permite observar detalles texturales y proceso de alteración mineral, LIBS ofrece una visualización directa de la composición elemental, incluso en fases difíciles de identificar ópticamente. Sin embargo, LIBS no distingue entre minerales con composición elemental similar, y su interpretación requiere apoyo mineralógico. Por otro lado, la microscopía tampoco permite identificar elementos traza no expresados ópticamente, como el renio o el tungsteno. Entre los elementos traza detectados, destaca el renio (Re), un metal estratégico cuya detección directa es poco común en análisis convencionales y que posee alta relevancia económica en depósitos tipo pórfido. En este caso, su señal fue identificada a 221,4 nm, con mayor intensidad en sectores coincidentes con zonas ricas en molibdeno, lo que sugiere su incorporación en la estructura cristalina de la molibdenita. Dado que este tipo de trazas no altera las propiedades ópticas del mineral, su presencia no puede ser evidenciada mediante microscopía, lo que refuerza el valor de LIBS como herramienta complementaria para el control mineral.

Estas observaciones reafirman la necesidad de una aproximación integrada. Mientras la microscopía óptica entrega contexto textural de detalle, LIBS permite acceder a información composicional multielemental, incluyendo metales traza de interés económico. Su aplicación conjunta mejora la precisión de la caracterización mineralógica y permite abordar fases minerales o concentraciones elementales que no pueden resolverse mediante técnicas convencionales.

5.3. POTENCIALIDAD DE LA APLICACIÓN EN TÁNDEM DE HSI - LIBS EN EL CONTROL MINERAL.

La combinación de técnicas espectroscópicas para la caracterización mineral de frontera, como las imágenes hiperespectrales (HSI) y espectroscopía de plasma inducido por láser (LIBS), representa una herramienta complementaria con alto potencial para el control mineral en faenas mineras, especialmente en contextos donde se requiere una caracterización rápida, espacialmente precisa, reproducible, sistemática y con la menor destrucción posible del material de alimentación. Ambas técnicas han demostrado ser capaces de identificar fases minerales claves, como la molibdenita y la pirita, y entregar información que trasciende las limitaciones de los métodos convencionales aplicados en terreno.

HSI permite realizar una preclasificación mineralógica basada en las propiedades ópticas de reflectancia, incluso en muestras sin preparación superficial, lo que la posiciona como una alternativa viable para una inspección rápida en planta. Su capacidad para discriminar fases espectralmente contrastadas, como sulfuros metálicos o zonas alteradas, permite delimitar regiones de interés dentro de una muestra o frente de producción (por ejemplo; “*Min-Zones*” vs Unidades Geológicas de Alteración). A su vez, LIBS aporta una caracterización de la química mineral, permitiendo determinar la presencia de elementos estratégicos (y su mineral portador) como Mo, Cu o Ti, así como detectar metales traza que no son identificables mediante una caracterización mineralógica. El potencial de automatización de las técnicas espectroscópicas implementadas convierte esta herramienta en idónea para aplicaciones semi-autónomas en entornos industriales.

En conjunto, el uso secuencial o integrado de HSI y LIBS permite abordar simultáneamente la identificación mineralógica y mineraloquímica, generando mapas integrados que combinan textura, distribución de minerales y elementos químicos que conforman los minerales. Esta sinergia resulta especialmente valiosa en contextos como el control de ley, la selección de zonas de envío a planta, o la discriminación operativa entre mena y ganga. Asimismo, su carácter semi-destrutivo, de bajo requerimiento de preparación y de rápida adquisición las vuelve aplicables en ambientes dinámicos donde el tiempo de respuesta es crítico.

No obstante, su implementación en operaciones requiere aún superar ciertos desafíos, tales como la robustez frente a condiciones variables de iluminación, humedad o rugosidad superficial (en el caso de HSI), y el manejo de grandes volúmenes de datos espectrales con estrategias computacionales eficientes (en el caso de LIBS). Pese a ello, los resultados obtenidos en esta habilitación profesional evidencian que la aplicación combinada de ambas técnicas es factible, y que su integración puede aportar una caracterización mineral más completa, reproducible y trazable, superando las limitaciones de los métodos visuales tradicionales utilizados en el control mineral.

La Figura 40 presenta un esquema del flujo operativo propuesto para el control mineral mediante la aplicación conjunta de HSI y LIBS. HSI permite una preselección no destructiva y rápida basada en firmas espectrales reflejadas, delimitando zonas de interés mineralógico que luego son analizadas con LIBS, técnica que proporciona una validación composicional multielemental, incluyendo la detección de metales traza y elementos estratégicos. La integración de ambos resultados genera mapas combinados con información mineral y mineraloquímica, útiles para apoyar decisiones operacionales como clasificación, control de calidad o destino del material.

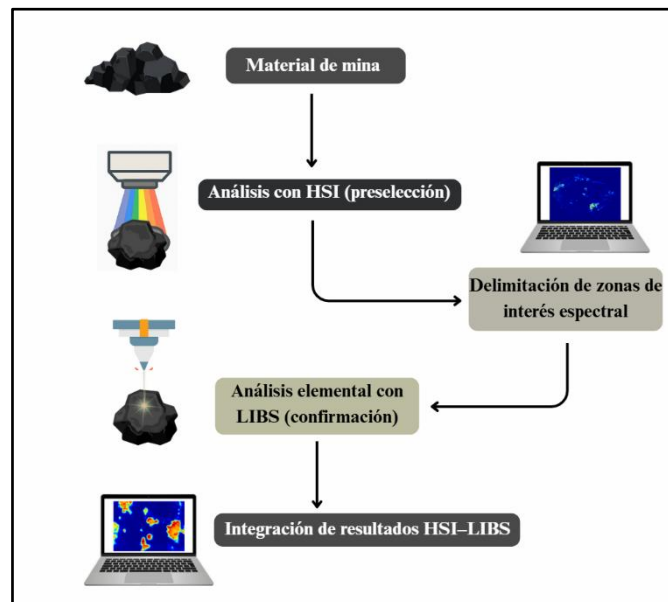


Figura 40. Esquema de aplicación HSI-LIBS en control mineral. Representación conceptual de la aplicación en tándem de HSI-LIBS para el control mineral en faenas mineras.

6. CONCLUSIONES

La combinación de técnicas espectroscópicas avanzadas, como la Imagen Hiperespectral (HSI) y la Espectroscopía de Plasma Inducido por Láser (LIBS), junto con métodos tradicionales de caracterización mineralógica, constituye un enfoque eficaz y complementario para el análisis de muestras mineralizadas con molibdenita (MoS_2). Esta metodología ha permitido superar las limitaciones de las técnicas convencionales, ofreciendo una caracterización más detallada, precisa y de alta resolución tanto a nivel mineralógico como mineraloquímico.

El empleo de la microscopía óptica, en su función de método convencional, ha permitido identificar correctamente la mineralogía de las muestras, con la molibdenita como mineral principal y la piritita como mineral de ganga mayoritario. Sin embargo, la integración de HSI ha proporcionado una ventaja significativa, permitiendo la distinción entre la molibdenita y los minerales de ganga a partir de sus propiedades de reflectancia molecular, incluso en muestras no pulidas. Este resultado pone de manifiesto la utilidad de HSI como herramienta rápida y no destructiva, capaz de discriminar con precisión las fases minerales presentes en las muestras sin necesidad de preparación previa, lo que resulta crucial para el análisis operativo en faenas mineras.

Por su parte, LIBS ha añadido un valor fundamental a la investigación, permitiendo una determinación indirecta de la composición mineralógica de la molibdenita y los minerales de ganga, con la capacidad adicional de detectar elementos traza clave como el renio (Re). Esta técnica ha destacado por su capacidad para analizar una muestra sin preparación compleja, ofreciendo una ventaja sobre las técnicas tradicionales, que no permiten una detección in situ de metales traza con interés económico. LIBS ha permitido obtener mapas elementales detallados que refuerzan la identificación de las fases minerales y sus asociaciones espaciales, brindando una comprensión más completa de las características químicas del material.

La comparación entre los resultados obtenidos mediante las técnicas avanzadas (HSI y LIBS) y los métodos tradicionales (como la microscopía óptica) ha revelado una excelente concordancia en la identificación de las fases minerales, pero también ha subrayado las ventajas operacionales de las técnicas avanzadas. La rapidez y capacidad de obtener información detallada sobre la distribución

espacial de los minerales y los elementos químicos de interés hacen que las técnicas espectroscópicas sean una herramienta indispensable en el control mineral y la optimización de procesos mineros.

En conjunto, la combinación de HSI y LIBS no solo ha permitido cumplir los objetivos de caracterización mineral, sino que ha demostrado ser una alternativa avanzada y viable para la toma de decisiones en el análisis mineralógico en tiempo real. Estas técnicas, por su capacidad de integración y por ofrecer una visión más profunda de la composición mineral, se posicionan como herramientas esenciales para el control de calidad, la planificación minera y la evaluación de metales traza, como el Re, cuya detección es crucial en el contexto de la minería moderna. La metodología empleada en esta investigación, por tanto, abre nuevas posibilidades para la mejora en la eficiencia de la caracterización mineral en la industria minera, con un enfoque hacia la automatización y la toma de decisiones basada en datos de alta resolución.

7. REFERENCIAS

- ÁGUILA, M.R. 2023.** Caracterización mineral y química de concentrados de flotación de molibdenita: operacional en la industria vs de frontera por LIBS. Memoria para optar al Título de Geólogo. Universidad de Concepción: 105 pp. Concepción. <https://repositorio.udec.cl/handle/11594/12057> (acceso mayo 2025)
- ÁLVAREZ, J.; VELÁSQUEZ, G.; ARÉVALO, I.; YÁÑEZ, J.; SANDOVAL-MUÑOZ, C. & SEPÚLVEDA, B. 2024.** Quantification of modal mineralogy in molybdenite-bearing drill-core samples by laser-induced breakdown spectroscopy. *Heliyon*, Vol. **10** (5): e41318. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e41318>
- ARÉVALO, I.P. 2023.** Evaluación de la aplicabilidad de la espectroscopía de plasma inducida por láser (LIBS), para la determinación de molibdenita (MoS₂) en testigos de perforación. Memoria para optar al Título de Geólogo. Universidad de Concepción: 80 pp. Concepción. <https://repositorio.udec.cl/items/4d2eb267-3d07-4180-bc1e-e650e701e129> (acceso julio 2025)
- BALASUBRAMANIAN, A. 2017.** Size reduction by crushing methods. University of Mysore. Mysore. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28195.45606> (acceso mayo 2025)
- BEHREND, C.J.; TARNOWSKI, C.P. & MORRIS, M.D. 2002.** Identification of outliers in hyperspectral Raman image data by nearest neighbor comparison. *Applied Spectroscopy*, Vol. **56** (11): 1458-1461. <https://doi.org/10.1366/00037020260377760>
- BRAINARD, J. 2024.** The availability of primary rhenium as a by-product of copper and molybdenum mining. *Miner Econ*, Vol. **37**: 445-461. <https://doi.org/10.1007/s13563-023-00392-0>
- BULATOVIC, S.M. 2007.** Handbook of flotation reagents: Chemistry, theory and practice. 1. Elsevier. Amsterdam.
- CIOBANU, C.L.; COOK, N.J. & DANYUSHEVSKY, L.V. 2013.** Trace element heterogeneity in molybdenite fingerprints stages of mineralization. *Chemical Geology*, Vol. **347**: 175-189. <https://doi.org/10.1016/j.chemgeo.2013.03.011>
- COMISIÓN CHILENA DEL COBRE. 2025a.** Boletín mensual de estadísticas del mercado del cobre N.º 02/2025 - Tabla 9: Producción mundial de molibdeno de mina. Santiago. <https://boletin.cochilco.cl/productos/boletin.asp?anio=2025&mes=02&tabla=tabla9> (acceso marzo 2025)
- COMISIÓN CHILENA DEL COBRE. 2025b.** Boletín mensual de estadísticas del mercado del cobre N.º 07/2025 - Tabla 32: Producción mundial de molibdeno de mina. Santiago. <https://boletin.cochilco.cl/productos/boletin.asp?anio=2025&mes=07&tabla=tabla32> (acceso marzo 2025)

- COZZOLINO, D.; WILLIAMS, P.J. & HOFFMAN, L.C. 2023.** An overview of pre-processing methods available for hyperspectral imaging applications. *Microchemical Journal*, Vol. **193**: 109129. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2023.109129>
- DÍAZ, D.; HAHN, D.W. & MOLINA, A. 2009.** Identificación de polímeros mediante espectroscopía de emisión de plasmas producidos por láser (LIBS). *Dyna*, Vol. **76** (160): 217-228. <https://www.researchgate.net/publication/43070531> (acceso abril 2025)
- FANG, Q.; WANG, D. & YU, H. 2018.** Visible and near-infrared reflectance spectroscopy for investigating soil mineralogy: A review. *Journal of Spectroscopy*, Vol. **2018**: 1-13. <https://doi.org/10.1155/2018/3168974>
- HARMON, R.S. 2024.** Laser-induced breakdown spectroscopy in mineral exploration and ore processing. *Minerals*, Vol. **14** (7): 731. <https://doi.org/10.3390/min14070731>
- HARMON, R.S.; SENESI, G.S.; GOTTFRIED, J.L.; DE LUCIA, F.C. & REMUS, J.J. 2021.** Laser-induced breakdown spectroscopy – A geochemical tool for the 21st century. *Applied Geochemistry*, Vol. **131**: 104929. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2021.104929>
- HECKER, C.; VAN DER MEIJDE, M. & VAN DER MEER, F.D. 2010.** Thermal infrared spectroscopy on feldspars—Successes, limitations and their implications for remote sensing. *Earth-Science Reviews*, Vol. **103** (1-2): 60-70. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.07.005>
- JIA, J.; ZHENG, X.; WANG, Y.; CHEN, Y.; KARJALAINEN, M.; DONG, S.; LU, R.; WANG, J. & HYYPPÄ, J. 2024.** The effect of artificial intelligence evolving on hyperspectral imagery with different signal-to-noise ratio, spectral and spatial resolutions. *Remote Sensing of Environment*, Vol. **311**: 114291. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114291>
- KUSWIDIYANTO, L.W.; NOH, H.-H. & HAN, X. 2022.** Plant disease diagnosis using aerial hyperspectral image-based deep learning: A review. *Remote Sensing*, Vol. **14** (23): 6031. <https://doi.org/10.3390/rs14236031>
- LYPACZEWSKI, P.; RIVARD, B.; LESAGE, G.; BYRNE, K.; D'ANGELO, M. & LEE, R.G. 2020.** Characterization of mineralogy in the Highland Valley porphyry Cu district using hyperspectral imaging, and potential applications. *Minerals*, Vol. **10** (5): 473. <https://doi.org/10.3390/min10050473>
- LU, G. & FEI, B. 2014.** Medical hyperspectral imaging: A review. *Journal of Biomedical Optics*, Vol. **19** (1): 010901. <https://doi.org/10.1117/1.JBO.19.1.010901>
- MELGAREJO, J.C.; PROENZA, J.A.; GALÍ, S. & LLOVET, X. 2010.** Técnicas de caracterización mineral y su aplicación en exploración y explotación minera. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, Vol. **62** (1): 1-23. Ciudad de México. <https://www.redalyc.org/pdf/943/94315961002.pdf> (acceso mayo 2025)

- PÉREZ-BARNUEVO, L.; BREA, C. & CASTROVIEJO, R. 2010.** Innovación en las técnicas de microscopía óptica aplicadas a la industria minera. Universidad Politécnica de Madrid: 26 pp. Madrid. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23087.30887> (acceso julio 2025)
- QURESHI, R.; UZAIR, M.; KHURSHID, K. & YAN, H. 2019.** Hyperspectral document image processing: Applications, challenges and future prospects. *Pattern Recognition*, Vol. **90**: 12-22. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.01.026>
- RACZKO, E. & ZAGAJEWSKI, B. 2017.** Comparison of support vector machine and random forest algorithms for tree species classification on airborne hyperspectral data. *European Journal of Remote Sensing*, Vol. **50** (1): 144-154. <https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1299557>
- SALOMIDI, A.; BENNDORF, J. & BARAKOS, G. 2024.** Establishing a mineral spectral library for hyperspectral imaging of ore in underground mines: A case study of Reiche Zeche, Germany. *Sustainability*, Vol. **16** (23): 10527. <https://doi.org/10.3390/su162310527>
- SAVITZKY, A. & GOLAY, M.J.E. 1964.** Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, Vol. **36** (8): 1627-1639. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>
- SELCI, S. 2019.** The future of hyperspectral imaging. *Journal of Imaging*, Vol. **5** (11): 84. <https://doi.org/10.3390/jimaging5110084>
- SORIANO, A. 2022.** Implementación de un sistema mecánico-eléctrico para el registro de imágenes hiperespectrales. Universidad Nacional de Ingeniería: 11 pp. Lima. <https://www.researchgate.net/publication/362344294> (acceso mayo 2025)
- WANG, X.; LI, A.; WAZIR, N.; HUANG, S.; GUO, S.; LIANG, L. & LIU, R. 2018.** Accuracy enhancement of laser induced breakdown spectroscopy by safely low-power discharge. *Optics Express*, Vol. **26** (11): 13973-13984. <https://doi.org/10.1364/OE.26.013973>
- WILLS, B.A. & NAPIER-MUNN, T.J. 2006.** *Wills' mineral processing technology: An introduction to the practical aspects of ore treatment and mineral recovery*. 7^a ed. Elsevier: 444 pp. Oxford. <https://www.sciencedirect.com/book/9780750644501/wills-mineral-processing-technology> (acceso julio 2025)
- XU, X.; TENG, G.; WANG, Q.; ZHAO, Z.; WEI, K.; BAO, M.; ZHENG, Y. & LUO, T. 2023.** Spectral preprocessing combined with feature selection improve model robustness for plastics samples classification by LIBS. *Frontiers in Environmental Science*, Vol. **11**: 1175392. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1175392>
- ZHANG, Z.X.; SANCHIDRIÁN, J.A.; OUCHTERLONY, F. & LUKKANEN, S. 2023.** Reduction of fragment size from mining to mineral processing: A review. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, Vol. **56**: 747-778. <https://doi.org/10.1007/s00603-022-03068-3>

ZHAO, S.; ZHAO, Y.; HOU, Z. & WANG, Z. 2023. Rapid and high-resolution visualization elements analysis of material surface based on laser-induced breakdown spectroscopy and hyperspectral imaging. *Applied Surface Science*, Vol. **629**: 157415. <https://doi.org/10.1016/j.apsusc.2023.157415>

ANEXOS

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexos		Página
1.	ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO VIS PARA LA MUESTRA DE ESTUDIO	74
2.	ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO NIR PARA LA MUESTRA DE ESTUDIO	75
3.	ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO VIS PARA LA CONTRAMUESTRA	77

ANEXO 1. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO VIS PARA LA MUESTRA DE ESTUDIO.

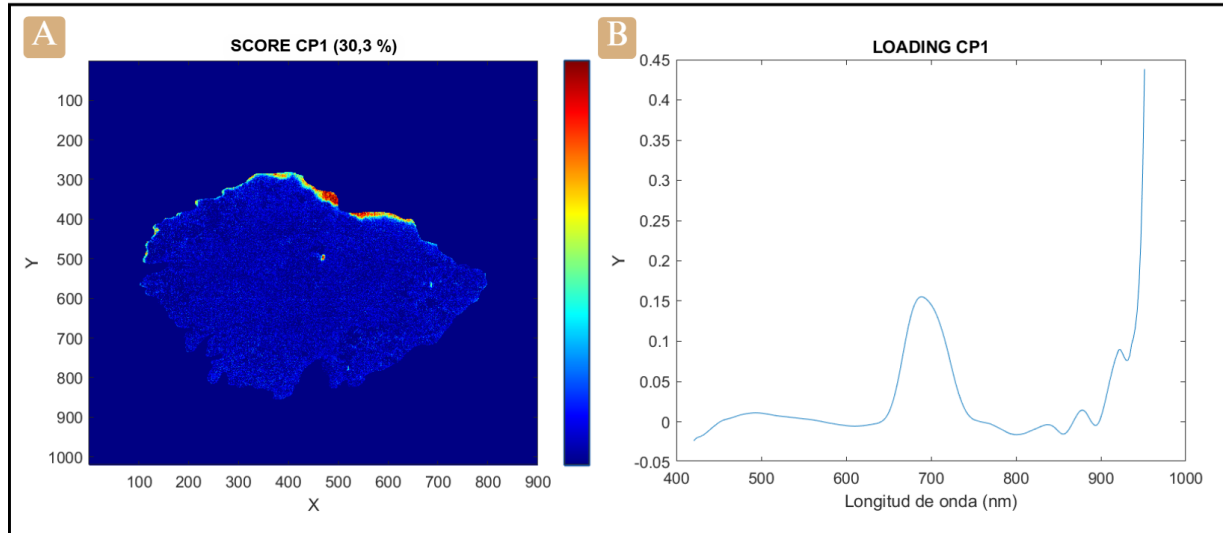


Figura 1. CP1 (VIS) asociada a la resina superficial en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 1 (CP1). (B) Gráfico de “loading”. Esta componente explica el 30,3 % de la varianza y está asociada a la resina.

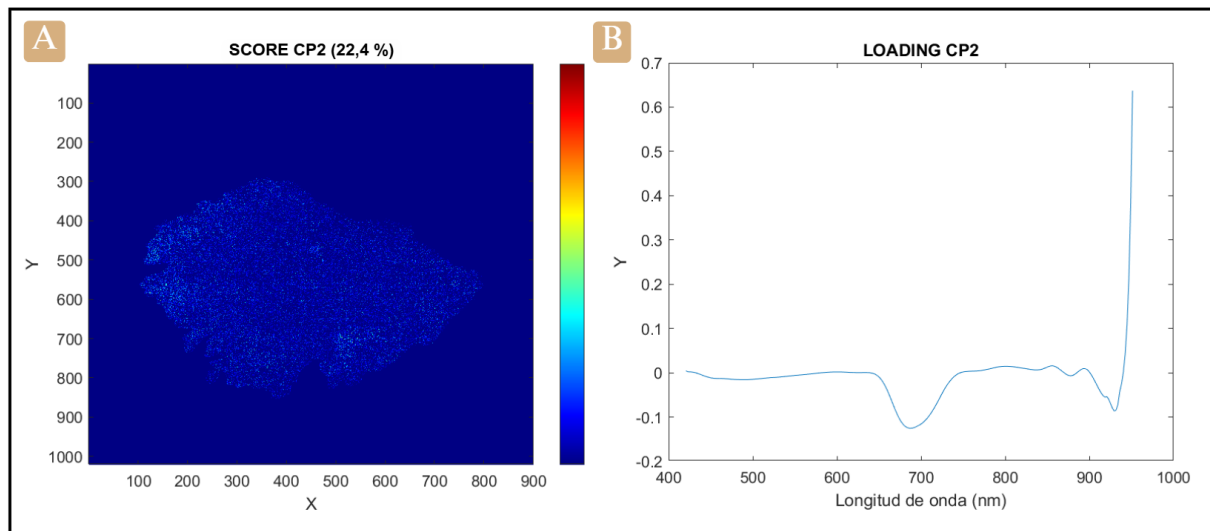


Figura 2. CP2 (VIS) sin asociación mineralógica definida en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 2 (CP2). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 22,4 % de la varianza, sin asociación clara a minerales específicos.

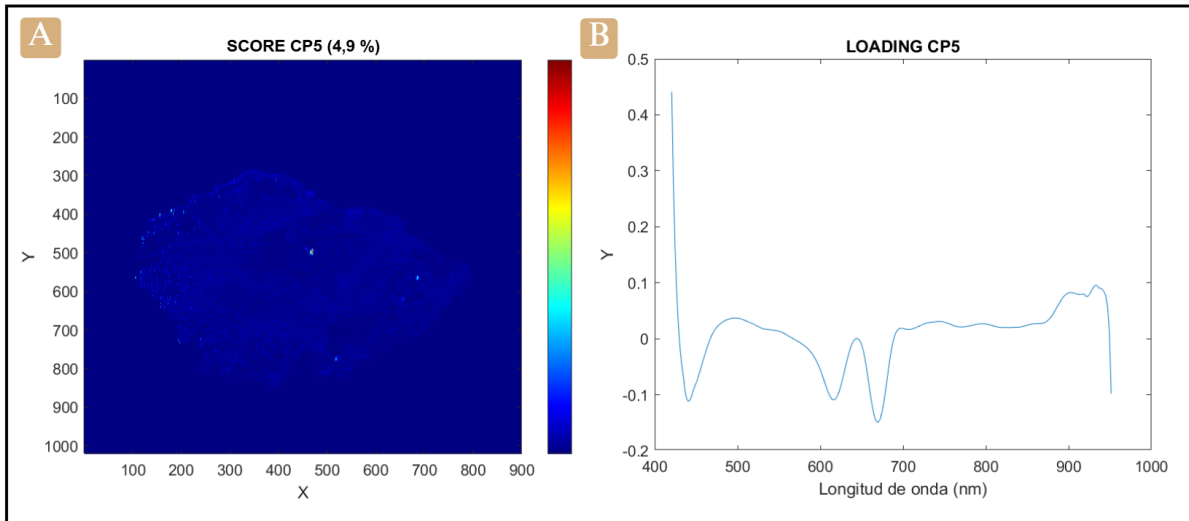


Figura 3. CP5 (VIS) sin asociación mineralógica concluyente en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 5 (CP5). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 4,9 % de la varianza y presenta baja intensidad general, con algunas zonas localizadas, aunque sin una asociación mineralógica concluyente según la firma espectral observada.

ANEXO 2. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO NIR PARA LA MUESTRA DE ESTUDIO.

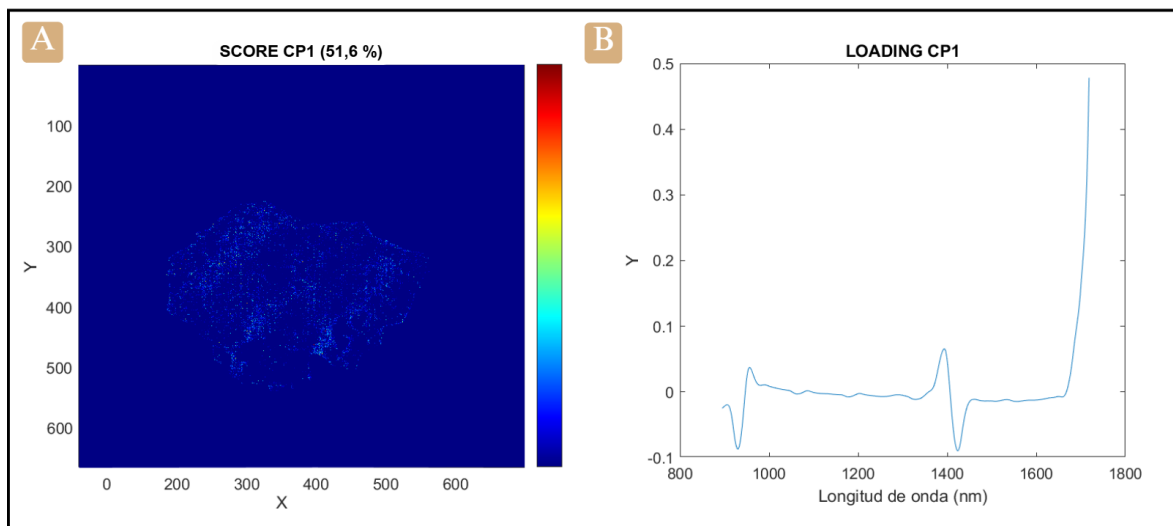


Figura 1. CP1 (NIR) asociada a la distribución superficial en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 1 (CP1). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 51,6 % de la varianza y muestra una señal dominante en los bordes de la muestra, posiblemente relacionada con efectos superficiales o residuales.

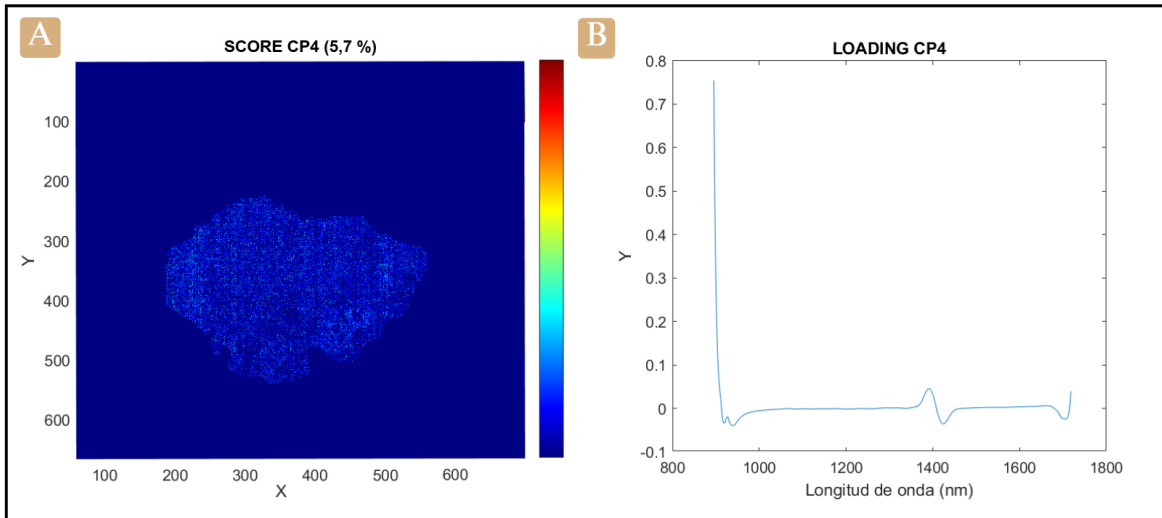


Figura 3. CP4 (NIR) sin asociación mineralógica en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los "scores" de la componente principal 4 (CP4). (B) Gráfico de "loading" correspondiente. Esta componente explica el 5,7 % de la varianza y presenta señales de baja intensidad, sin asociación clara con fases minerales específicas.

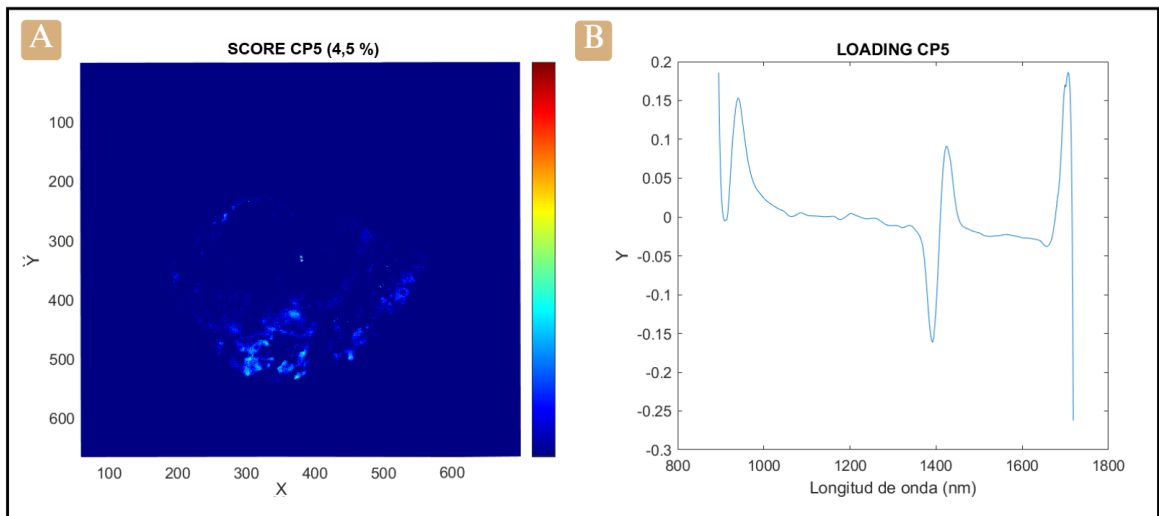


Figura 4. CP5 (NIR) sin asociación mineralógica en la briqueta. (A) Imagen obtenida a partir de los "scores" de la componente principal 5 (CP5). (B) Gráfico de "loading" correspondiente. Esta componente explica el 4,5 % de la varianza y muestra una distribución poco contrastada, sin correlación evidente con minerales determinados

ANEXO 3. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN EL RANGO VIS PARA LA CONTRAMUESTRA.

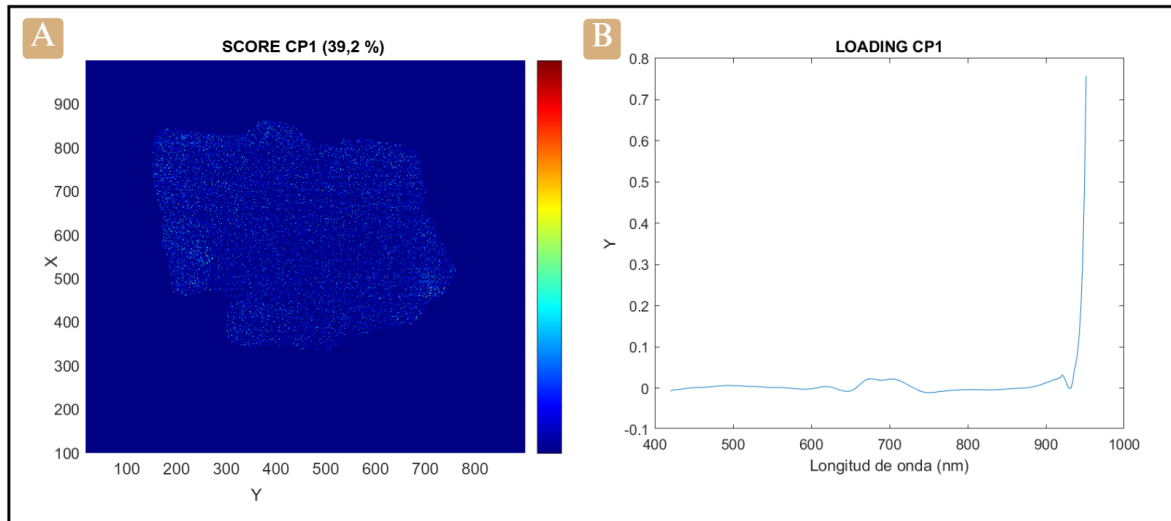


Figura 1. CP1 (VIS) asociada al fondo espectral en la contramuestra. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 1 (CP1). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 39,2 % de la varianza y presenta una distribución espacial homogénea, sin asociación mineralógica clara, lo que sugiere que representa el fondo espectral dominante en la muestra.

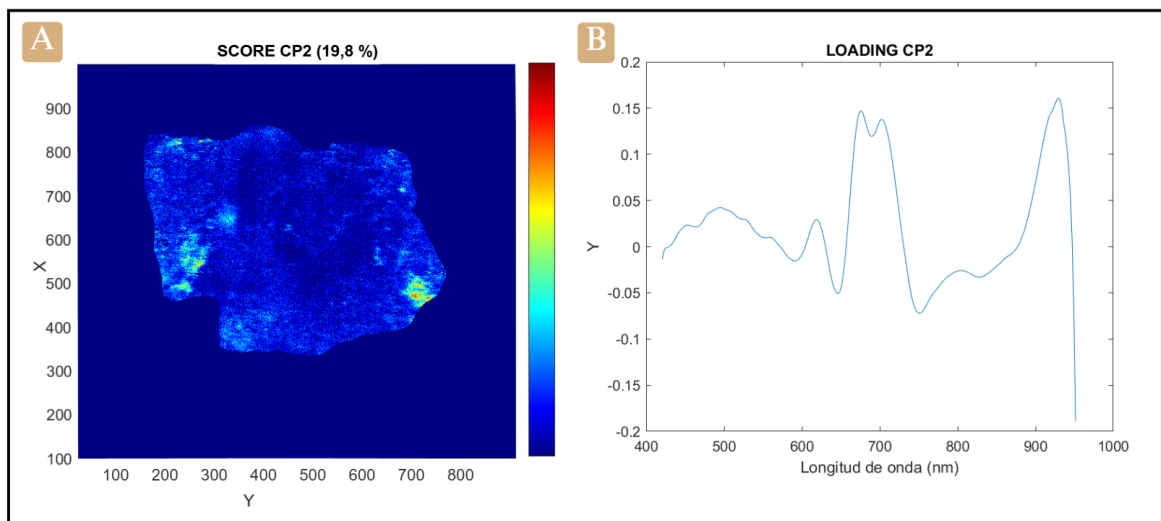


Figura 2. CP2 (VIS) asociada a zonas con posible molibdenita en la contramuestra. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 2 (CP2). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 19,8 % de la varianza y presenta una distribución espacial coincidente con zonas donde se identifica molibdenita. Sin embargo, la intensidad observada sugiere una posible amplificación óptica debida al estado superficial no pulido o a efectos de mezcla espectral con otras fases.

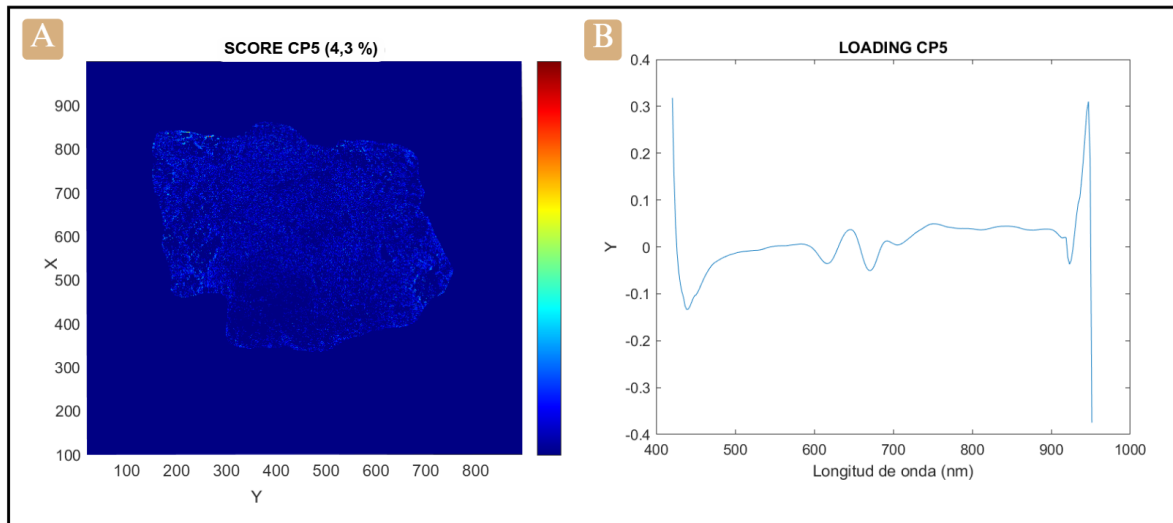


Figura 3. CP5 (VIS) sin asociación mineralógica definida en la contramuestra. (A) Imagen obtenida a partir de los “scores” de la componente principal 5 (CP5). (B) Gráfico de “loading” correspondiente. Esta componente explica el 4,3 % de la varianza y presenta una distribución difusa, sin asociación clara con alguna fase mineral específica.