

Rodríguez, I.; Ferrer-Julià, M.; García-Meléndez, E.; Cruz, J.; Bakker, W.; Espín de Gea, A. Teledetección hiperespectral de proximidad aplicada al análisis composicional de rocas carbonatadas ornamentales

Teledetección hiperespectral de proximidad aplicada al análisis composicional de rocas carbonatadas ornamentales

Rodríguez, Indira ¹ Ferrer-Julià, Montserrat ¹ García-Meléndez, Eduardo ¹ Cruz, Juncal A. ¹ Bakker, Wim H. ² Espín de Gea, Antonio ³

¹ Universidad de León, España

² University Twente, The Netherlands

³ Centro Tecnológico del Mármol, Piedra y Materiales

ORCID: Rodríguez [0000-0002-2518-952X](https://orcid.org/0000-0002-2518-952X) Ferrer-Julià [0000-0001-8021-1040](https://orcid.org/0000-0001-8021-1040) García-Meléndez [0000-0001-8217-8205](https://orcid.org/0000-0001-8217-8205)
Cruz [0000-0003-2768-9242](https://orcid.org/0000-0003-2768-9242) Bakker [0000-0003-0382-7225](https://orcid.org/0000-0003-0382-7225)

Correspondencia: iroda@unileon.es mferj@unileon.es egarm@unileon.es jcrum@unileon.es w.h.bakker@utwente.nl
antonio.espin@ctmarmol.es

RESUMEN

El uso de las imágenes hiperespectrales de proximidad facilita la zonificación de muestras de roca ornamental, caracterizando áreas con diferente composición mineralógica que puedan afectar la calidad del material. En este trabajo se ha realizado una clasificación de imágenes hiperespectrales con el algoritmo Spectral Angle Mapping (SAM) a partir de la selección de endmembers localizados previamente en la superficie de la muestra mediante composiciones en color generadas con cocientes de bandas. El resultado ha mostrado cómo, aunque la roca presenta una composición homogénea, es posible diferenciar áreas con distinto contenido en hierro, calcio y magnesio no observables a simple vista. Ello confirma que esta herramienta es idónea para obtener una caracterización rápida y objetiva de materias primas ahorrando costes y facilitando una explotación de manera más sostenible.

Palabras clave: Teledetección de proximidad, SWIR, cartografía mineral

Fecha de recepción: 18 febrero 2026 · Fecha de aceptación: 20 febrero 2026


Teledetección hiperespectral de proximidad aplicada al análisis composicional de rocas carbonatadas ornamentales

Rodríguez, Indira ⁽¹⁾, Ferrer-Julià, Montserrat ⁽¹⁾, García-Meléndez, Eduardo ⁽¹⁾, Cruz, Juncal A. ⁽¹⁾, Bakker, Wim H. ⁽²⁾, Espín de Gea, Antonio ⁽³⁾

⁽¹⁾ Universidad de León, España.

 0000-0002-2518-952X, iroda@unileon.es ;  0000-0001-8021-1040, mferj@unileon.es
 0000-0001-8217-8205, egarm@unileon.es ;  0000-0003-2768-9242, jcrum@unileon.es

⁽²⁾ University Twente, The Netherlands.

 0000-0003-0382-7225, w.h.bakker@utwente.nl

⁽³⁾ Centro Tecnológico del Mármol, Piedra y Materiales.

antonio.espin@ctmarmol.es

Resumen: El uso de las imágenes hiperespectrales de proximidad facilita la zonificación de muestras de roca ornamental, caracterizando áreas con diferente composición mineralógica que puedan afectar la calidad del material. En este trabajo se ha realizado una clasificación de imágenes hiperespectrales con el algoritmo *Spectral Angle Mapping* (SAM) a partir de la selección de *endmembers* localizados previamente en la superficie de la muestra mediante composiciones en color generadas con cocientes de bandas. El resultado ha mostrado cómo, aunque la roca presenta una composición homogénea, es posible diferenciar áreas con distinto contenido en hierro, calcio y magnesio no observables a simple vista. Ello confirma que esta herramienta es idónea para obtener una caracterización rápida y objetiva de materias primas ahorrando costes y facilitando una explotación de manera más sostenible.

Palabras clave: Teledetección de proximidad, SWIR, cartografía mineral

Hyperspectral proximal sensing applied to the compositional analysis of ornamental carbonate rocks

Abstract: *The use of proximal sensing hyperspectral images facilitates the zoning of ornamental rock samples, identifying areas with different mineralogical compositions that may affect the quality of the material. In this work, hyperspectral images were classified using the Spectral Angle Mapping (SAM) algorithm, based on the selection of endmembers previously identified on the surface of the sample using colour compositions generated from band ratios. The result has shown that, although the rock has a homogeneous composition, it is possible to distinguish areas with different iron, calcium and magnesium contents that are not visible to the naked eye. This confirms this tool is ideal for obtaining rapid and objective characterisation of raw materials, saving costs and facilitating more sustainable exploitation.*

Keywords: *Proximal sensing, SWIR, mineral mapping*

1. INTRODUCCIÓN

La explotación de materias primas de origen mineral tiene un gran interés económico e industrial, pero suele presentar un importante rechazo por parte de la población debido a que es difícil realizar una explotación ambientalmente sostenible (Ren *et al.*, 2026). En el caso de la roca ornamental, una parte importante del problema reside en la cantidad de residuos que se generan al rechazarse material que no cumple los criterios mínimos de calidad (por presencia de arcillas, óxidos de hierro o yeso). El análisis de imágenes hiperespectrales tomadas con sensores terrestres en laboratorio facilita la distinción de los componentes minerales de la roca gracias a su distinta respuesta

espectral en el infrarrojo de onda corta (*short-wave infrared* – SWIR), lo que es imposible de detectar visualmente (Shankar, 2015). Esta herramienta presenta también la ventaja de poder trabajar en tiempo real, tanto en el campo como en naves industriales, lo que la hace idónea para su uso en el proceso de producción, al obtener de una forma muy rápida los resultados.

El objetivo de este trabajo es demostrar cómo la teledetección de proximidad facilita la generación de mapas de distribución mineralógica superficial en muestras de rocas ornamentales mediante operaciones de clasificación de imágenes, pudiendo contribuir a una extracción más eficiente y sostenible de los recursos.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

Se ha estudiado una muestra de mano de una roca ornamental procedente de mármoles paleozoicos del Complejo Nevado-Filábride de la provincia de Almería (España). Estos mármoles pertenecen a la formación Huertecica, formada por una asociación de yesos, brechas y rocas carbonatadas (García Monzón *et al.*, 1975).

La muestra estudiada es un mármol dolomítico de color amarillo-anaranjado en cuya superficie se distinguen diferentes tonalidades (señaladas como 1 y 4 en la Figura 1) y dos tipos de patrones de fracturación. Por una parte, se distinguen fracturas nítidas de color marrón (señalado como 2 en la Figura 1) y, por otra parte, fracturas representadas por líneas más desdibujadas y de color negro (3 en la Figura 1). Principalmente, alrededor de estas últimas aparecen áreas más oscuras similares a dendritas difuminadas (4 en la Figura 1).

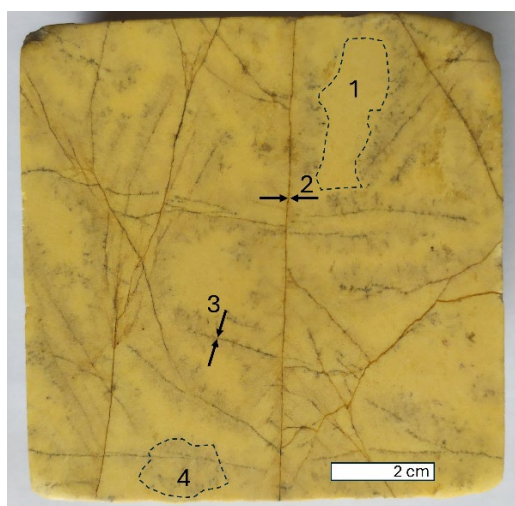


Figura 1. Fotografía de la muestra de roca ornamental estudiada en este trabajo.

Se tomó una imagen hiperespectral en laboratorio con cámara *Spectral Imaging LTD* (SPECIM) y resolución espacial de 0,256 mm. En su análisis solo se ha trabajado con un total de 288 bandas espectrales correspondientes al SWIR, con resolución espectral de 12 nm. En esta región del espectro se encuentran la mayor parte de los rasgos de absorción distintivos de los minerales de interés en este estudio (carbonatos, arcillas y sulfatos).

Durante el preprocesado de la imagen, se convirtieron los valores digitales a reflectancia y se analizaron con el programa *HypPy* (Bakker *et al.*, 2024) para eliminar aquellas bandas que presentaban errores y mayor ruido, quedando finalmente una imagen compuesta por 278 bandas. Para el posterior procesado de imágenes se utilizó el programa ENVI 5.2.

Dado que los carbonatos predominan en toda la superficie de la roca objeto de estudio, los cocientes de bandas clásicos orientados a este tipo de mineralogía no permitían diferenciar unas zonas de la imagen de las otras. Por ello se hizo un preanálisis de las curvas espectrales de los píxeles que presentaban distintos

colores y tonalidades en una composición en color RGB (1381 nm, 1657 nm, 1988 nm). En dichas curvas espectrales la posición de los rasgos de absorción coincidía, pero las pendientes de las curvas variaban en según qué rangos, lo que facilitó definir los siguientes tres cocientes de bandas:

$$\text{cociente1} = \frac{B1}{B2}$$

donde B1 se corresponde con longitud de onda de 1012 nm y B2 con 1109 nm

$$\text{cociente2} = \frac{B3}{B4}$$

donde B3 se corresponde con longitud de onda de 1915 nm y B4 con 1903 nm

$$\text{cociente3} = \frac{B5}{B6}$$

donde B5 se corresponde con longitud de onda de 1392 nm y B6 1409 nm

Con estos tres cocientes se realizó una composición en color que permitió diferenciar visualmente distintas zonas relacionadas con composiciones mineralógicas diferentes, lo que facilitó la selección de 5 *endmembers* necesarios para generar una clasificación de la imagen. De cada zona diferente se calculó un promedio de 5 curvas espectrales y se guardó en la librería espectral como Clase x (x corresponde a valores entre 1 y 5).

Paralelamente, las curvas espectrales de los *endmembers* se compararon con las respuestas espectrales de distintos minerales disponibles en la espectroteca del USGS (Kokaly *et al.* 2017), analizando cuantitativamente el valor de la longitud de onda correspondiente a los rasgos de absorción presentes, así como la forma general de las curvas espectrales.

Posteriormente se aplicó el algoritmo de clasificación *Spectral Angle Mapping* (SAM), que es una clasificación supervisada basada en la similitud espectral entre la reflectancia espectral de los píxeles de la imagen y los espectros de referencia de materiales conocidos de bibliotecas espectrales (Kruse *et al.*, 1993), o bien de los *endmembers* seleccionados a partir de la imagen. El algoritmo determina la similitud espectral entre ellos calculando el ángulo entre los espectros, tratándolos como vectores en un espacio con una dimensionalidad igual al número de bandas. Los ángulos más pequeños representan coincidencias más cercanas al espectro de referencia. Los píxeles más alejados del umbral máximo de ángulo especificado en radianes no se clasifican.

Se realizó una primera clasificación SAM seleccionando un ángulo de 0,1 radianes para todas las clases. Con este ángulo, suficientemente elevado, se consigue que todos los píxeles sean clasificados. La clasificación genera un histograma que permite comprobar cuántos píxeles podían entrar en más de una clase. Esos píxeles son aquellos para los que las curvas de las diferentes clases se solapan.

Una vez analizado el histograma se hizo una segunda clasificación SAM en la que se asignaron ángulos de

similitud distintos para cada clase y más restrictivos que el ángulo utilizado en la primera clasificación.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La imagen resultante de la composición en color de cocientes de banda (RGB-cociente1-cociente2-cociente3) resalta áreas que se comportan espectralmente diferente (Fig. 2), lo que ha permitido definir cinco clases: Clase 1, Clase 2, Clase 3, Clase 4 y Clase 5, y cada clase tiene un *endmember* asociado.

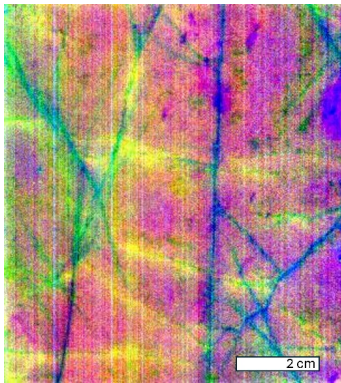


Figura 2. Composición en color de cocientes de bandas. (RGB-cociente1-cociente2-cociente3).

Las clases seleccionadas en la imagen de cocientes de bandas coinciden con las zonas diferenciadas visualmente en la muestra. Además, se añadió una nueva clase que solo se reconoce en la imagen de cocientes.

- Clase 1: Zonas de color rosa intenso distribuidas por toda la muestra.
- Clase 2: Colores azules distribuidos linealmente en franjas estrechas.
- Clase 3: Colores verdes y amarillos distribuidos linealmente en franjas.
- Clase 4: Colores naranjas adyacentes a las zonas rosas que aparecen cerca de las clases 2 y 3.
- Clase 5: Color morado en un área restringida a la parte superior derecha de la imagen.

Las firmas espectrales de los cinco *endmembers* presentan los rasgos de absorción de la dolomita a 2318 nm, 2275 nm, 2139 nm, 1976 nm, 1859 nm y 1741 nm

(Fig. 3). Las diferencias observadas entre sus curvas espectrales son: mayor reflectancia general de la Clase 1 a longitudes de onda menores de 1800 nm; una pendiente más pronunciada- hasta 1200 nm- en la Clase 2; la uniformidad de la pendiente hasta 1600 nm de la Clase 4. un rasgo más profundo a 1400 nm en la Clase 5.

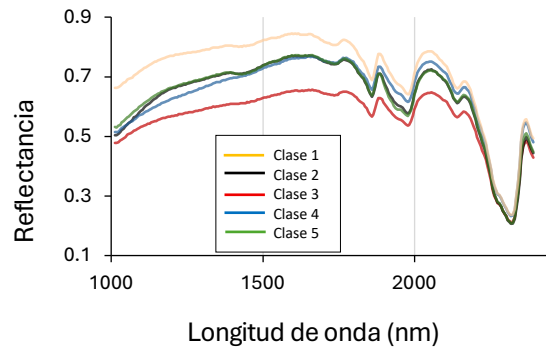


Figura 3. *Endmembers* de las cinco clases establecidas para la clasificación SAM de la imagen hiperespectral.

La comparación de estas curvas espectrales con las de la espectroteca del USGS, ha permitido diferenciar mineralógicamente estos *endmembers*. La Clase 5 corresponde a un carbonato puro con alto contenido en agua. Se han distinguido tres composiciones para las clases 2, 3 y 4: la Clase 2 presenta una pendiente más pronunciada en longitudes de onda inferiores a 1200 nm lo que podría estar relacionado con un mayor contenido de hierro que en la Clase 3 y un contenido similar al de la Clase 4. Por último, el rasgo de absorción que aparece a 2380 nm en todos los *endmembers* (excepto en la Clase 2) puede deberse a la existencia de arcillas magnésicas.

Tras el estudio de los histogramas generados en la primera clasificación SAM, en la segunda clasificación se otorgaron diferentes valores de ángulo para cada clase (Fig. 4): Clase 1: 0,011; Clase 2: 0,014; Clase 3: 0,015; Clase 4: 0,011; y Clase 5: 0,018 radianes. Ajustando los ángulos se consiguió una mayor separabilidad entre las clases.

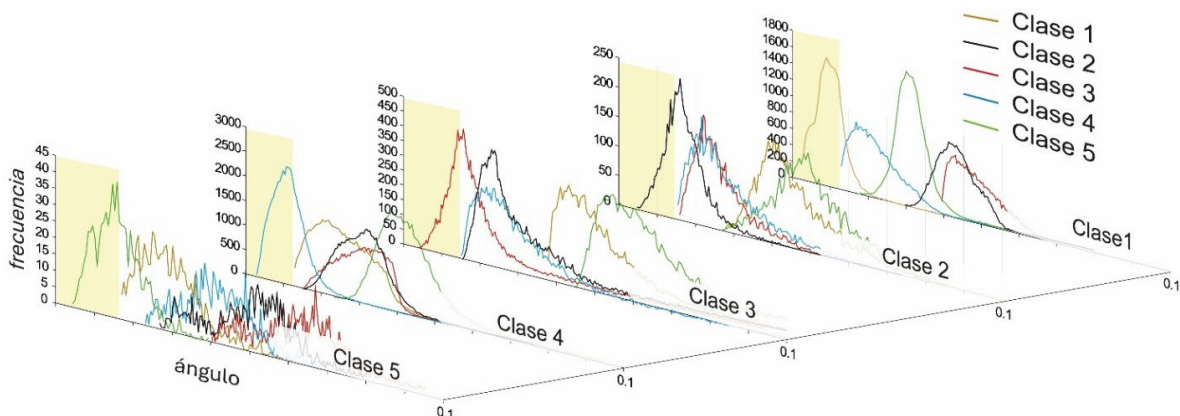


Figura 4. Histogramas de píxeles que se ajustan a un *endmember* en función del ángulo. La franja amarilla muestra el ángulo utilizado en la clasificación SAM que permite discriminar entre clases. También se muestra la similitud con el resto de *endmembers*.

La clasificación SAM realizada con los ángulos ajustados corresponde al mapa de distribución mineralógica de la Fig. 5. La mayor parte de la superficie de la muestra está formada por la composición correspondiente a la Clase 4. La Clase 1 aparece en toda la imagen, pero más frecuente en la mitad derecha. La Clase 5 aparece únicamente en la parte superior derecha. Las clases 2 y 3 se dan claramente en zonas lineales estrechas por toda la imagen.

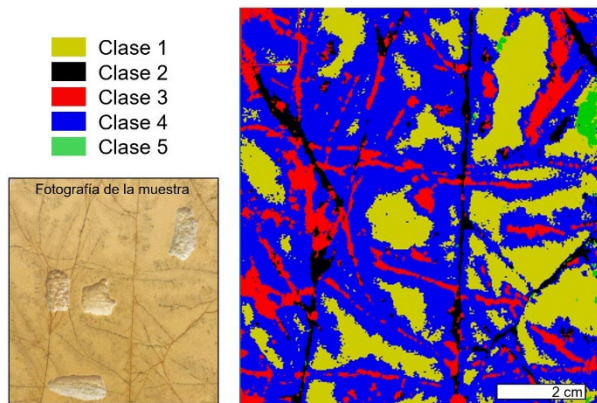


Figura 5. Mapa de distribución de clases generado a partir de la clasificación SAM. La correspondencia mineralógica se encuentra comentada en el texto.

4. CONCLUSIONES

La selección de *endmembers* no siempre puede realizarse a través de espectrotecas estándares, siendo en muchos casos necesario el análisis detallado de las curvas espectrales de los píxeles de la imagen: diferencias composicionales en la roca ornamental pueden mostrarse como variaciones muy sutiles en la respuesta espectral. Aun así, los resultados obtenidos demuestran cómo una vez definidos los *endmembers* en una muestra de roca ornamental, la reclasificación de la imagen puede realizarse en tiempo real, facilitando la clasificación de la roca a comercializar y minimizando la generación de residuos al disminuir el posible rechazo.

5. AGRADECIMIENTOS

Trabajo financiado por los proyectos HYPOPROCKS (PDC2021-121352-100), financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por la Unión Europea "NextGenerationEU"/PRTR, y por el proyecto PID2023-150229OB-100 (HYPERLANDFORM), financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y FEDER.

6. REFERENCIAS

Bakker, W., van Ruitenbeek, F., van der Werff, H., Hecker, C., Dijkstra, A., and van der Meer, F. (2024). Hyperspectral Python: *HypPy. Algorithms* 17(8), 337. <https://doi.org/10.3390/a17080337>

Crowley, J.K., Brickey, D.W., and Rowan, L.C. (1989). Airborne imaging spectrometer data of the Ruby Mountains, Montana: Mineral discrimination using relative absorption band-depth images. *Remote Sensing of Environment* 29(2), 121-134. [https://doi.org/10.1016/0142-1169\(89\)90032-w](https://doi.org/10.1016/0142-1169(89)90032-w)

García Monzón, G., Kampschuur, W., and Vissers, R.L.M. (1975). Mapa geológico de la hoja nº 1013 (Macael). Mapa Geológico de España E. 1:50.000. Segunda Serie (MAGNA), IGME.

Kirsch, M., Mavroudi, M., Thiele, S., Lorenz, S., Tusa, L., Booyesen, R., Herrmann, E., Fathi, A., Möckel, R., Dittrich, T., and Gloaguen, R. (2023). Underground hyperspectral outcrop scanning for automated mine-face mapping: The lithium deposit of Zinnwald/Cinovec. The Photogrammetric Record (38). <https://doi.org/10.1111/phor.12457>

Kokaly, R.F., Clark, R.N., Swayze, G.A., Livo, K.E., Hoefen, T.M., Pearson, N.C., Wise, R.A., Benzel, W.M., Lowers, H.A., Driscoll, R.L., and Klein, A.J. (2017). USGS Spectral Library Version 7: U.S. Geological Survey *Data Series* 1035, 61 p. <https://doi.org/10.3133/ds1035>

Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.B., Heidebrecht, K.B., Shapiro, A.T., Barloon, P.J., and Goetz, A.F.H. (1993). *Remote Sensing of Environment* 44, 145-163. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90032-4](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90032-4)

Ren, H., Zhao, Y., and He, T. (2026). Remote Sensing in Mining-Related Eco-Environmental Monitoring and Assessment. *Remote Sensing*, 18(1), 103. <https://doi.org/10.3390/rs18010103>

Shankar, V. (2015). Field characterization by near infrared (NIR) mineral identifiers: A new prospecting approach. *Procedia Earth and Planetary Science*, 11, 198-203.