

Metodología para la identificación de variables representativas en la captura de datos in situ de espectroscopía

Methodology for the identification of representative variables in in situ spectroscopy data capture

Martha Patricia Valbuena Gaona¹

Recibido: 19/10/2023 - Aprobado: 07/01/2024 - Publicado: 08/04/2024

RESUMEN

Las firmas espectrales son representaciones gráficas que relacionan el espectro electromagnético con la respuesta o amplitud de onda, resultado de la interacción de los objetos y la luz. Cada cobertura del suelo, debido a la diferente composición de materiales, genera una respuesta espectral particular. Por lo tanto, la clasificación automatizada de coberturas, ya sea orientada a objetos o a píxeles, tiene como fundamento la respuesta espectral de los diferentes segmentos o píxeles, respectivamente.

Las librerías espectrales son bases de datos donde se almacenan estas respuestas espectrales, de modo que los investigadores u organizaciones que intervienen en la recolección, procesamiento y análisis de estas muestras, puedan trabajar de manera colaborativa, evitando la redundancia en las investigaciones y optimizando tiempo en el desarrollo de las mismas. Sin embargo, actualmente no existe un modelo de metadatos definido para garantizar la interoperabilidad entre investigadores u organizaciones que generan firmas espectrales. Por lo tanto, como primer paso, es necesario identificar aquellas variables que resultan ser representativas en la captura de firmas espectrales. Para hacer la respectiva definición de parámetros, se capturan diferentes firmas de coberturas en el campo y se compara la espectralidad a partir del algoritmo Spectral Angle Mapper – SAM.

Palabras claves: Firmas espectrales, Spectral Angle Mapper, metadato, interoperabilidad, teledetección.

ABSTRACT

Spectral signatures are graphical representations that relate the electromagnetic spectrum to the wave response or amplitude, resulting from the interaction of objects and light. Each soil cover, due to the different composition of materials, generates a particular spectral response. Therefore, the automated classification of coverages, whether object-oriented or pixel-oriented, is based on the spectral response of the different segments or pixels, respectively.

Spectral libraries are databases where these spectral responses are stored so that researchers or organizations involved in the collection, processing and analysis of these samples can work collaboratively, avoiding redundancy in the investigations and optimizing time in the development of the same. However, there is currently no defined metadata model to ensure interoperability between researchers or organisations that generate spectral signatures, so as a first step, it is necessary to identify those variables that turn out to be representative in the capture of spectral signatures. To make the respective parameter definition, different field coverage signatures are captured and spectrality is compared from the Spectral Angle Mapper - SAM algorithm.

Keywords: Spectral signatures, Spectral Angle Mapper, metadata, interoperability, remote sensing.

¹ Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Facultad de Ingeniería. Bogotá, Colombia.

E-mail: mvalbuenag@udistrital.edu.co - ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4366-0952>

I. INTRODUCCIÓN

La espectroscopia es la ciencia encargada de la producción, medición e interpretación de la respuesta espectral obtenida de la interacción entre la radiación electromagnética y la materia (Penner, 2017). La espectroscopia de campo estudia la relación entre las características espectrales de las coberturas del suelo con sus respectivos atributos biofísicos en el entorno de campo (Milton, 1987). La adquisición de datos espectrales in situ se ve afectada por variables ambientales; esta es la principal razón por la que los metadatos que describen las condiciones y el proceso de toma deben ser incluidos, de modo que se garantice la precisión y exactitud de las medidas capturadas por los diferentes investigadores. Para garantizar la calidad del dato espectral, en la captura de los datos deben incluirse los procesos de calibración y el uso de un panel de referencia para la normalización de los datos (Hueni et al., 2017). Para la captura de datos espectrales en campo, la literatura recomienda tener en cuenta factores como la accesibilidad del área de estudio, el transporte y la calibración y configuración de la instrumentación de campo, haber definido un protocolo de muestreo, la selección de los objetivos y la definición y selección de las mejores condiciones en términos atmosféricos y de iluminación solar. Las firmas espectrales son la huella digital de las coberturas, ya que logran caracterizar materiales y sus propiedades a partir de la respuesta que tienen los objetos ante la interacción con la luz, para que posteriormente, se puedan generar modelos clasificatorios capaces de generar patrones para la detección, identificación y extracción de diferentes coberturas y materiales de la Tierra con sus respectivas propiedades fisicoquímicas (Scafutto & Souza Filho, 2016).

La espectrometría de imágenes resulta de la combinación entre la espectroscopia y la percepción remota, también denominada imágenes espectrales (multi o hiperespectrales). Estas imágenes almacenan en cada banda de un píxel el valor de la respuesta espectral para una longitud de onda (Qian, 2021). Las imágenes espectrales proporcionan información relacionada con las características y propiedades de los materiales que forman parte de la superficie. A partir del reconocimiento de los patrones de firmas espectrales en diferentes coberturas, se facilita el proceso de identificación de materiales, incluso si son muy pequeños (Gao et al., 2015). Las imágenes espectrales, sean multi o hiperespectrales, se representan como cubos de datos donde lo correspondiente a la información espacial se ubica en el plano X & Y, mientras que la información espectral se representa en el plano Z. De acuerdo con el tipo de sensor, el eje Z puede estar compuesto por o 200 bandas (Arumugam, 2014).

Los valores espectrales capturados por imágenes satelitales se ven afectados por los siguientes factores (Chuvieco & Huete, 2009):

1. El ángulo de iluminación solar, el cual varía de acuerdo a la fecha del año, la hora del día, la latitud y las variables orbitales.
2. La topografía del área de interés.

3. Las propiedades atmosféricas, especialmente la cobertura de nubes.

Las bibliotecas, librerías o bases de datos espectrales contienen información espectral de diferentes materiales o coberturas; estas medidas pueden ser capturadas en laboratorio o en campo, haciendo uso de diferentes instrumentos como espectrorradiómetros o sensores incrustados en aeronaves o satélites. El propósito de estas bases de datos es almacenar la información espectral con el fin de apoyar actividades relacionadas con el análisis, la detección proximal, el monitoreo y la cartografía digital de coberturas (Dangal & Sanderman, 2020). Para que las bases de datos espectrales puedan cumplir a cabalidad su objetivo, se requiere que los investigadores que recopilan, procesan y utilizan datos espectrales cumplan con un estándar para la publicación de los datos con su respectivo metadato (Chen et al., 2016). Las bibliotecas espectrales almacenan objetos muestreados que contienen atributos espectrales y atributos no espectrales arbitrarios, conocidos como metadatos. Las firmas representan la respuesta espectral del objeto muestreado y se grafican a partir de una curva continua, la cual indica la amplitud de la respuesta para cada longitud de onda. La caracterización y estandarización de las firmas se desarrolla a través de los metadatos, los cuales son archivos que indican cómo era el entorno de muestreo en el momento de la captura de los datos y caracterizan el objetivo (Arumugam, 2014).

La Organización Internacional de Normalización (ISO) y el Consorcio Geoespacial Abierto (OGC) son organizaciones encargadas de la definición de estándares que incluyen la definición de los metadatos requeridos, sus relaciones y dependencias, el tipo de datos, sus restricciones y, cuando sea necesario, los valores permitidos más conocidos como el dominio de los datos (Jiménez et al., 2014). El uso de metadatos normalizados y estandarizados garantiza la interoperabilidad y compatibilidad con otras infraestructuras de datos (Specka et al., 2019). Sin embargo, en el ámbito espectral no hay un estándar específico para la documentación de estos datos y, por lo tanto, la interoperabilidad es un reto. Compartir firmas espectrales entre geocientíficos es bastante complejo, debido a las diferencias en las técnicas de recolección de datos, el procesamiento de los mismos y las condiciones del entorno de muestreo (Stelle et al., 2018).

A través de este proyecto se plantea el desarrollo de una metodología para la identificación de parámetros representativos en la captura de datos in situ de espectroscopia, los cuales deben ser incluidos en el metadato para la socialización de la información a partir de firmas espectrales en las librerías.

II. MÉTODO

El instrumento de campo utilizado en este proceso es el HandHeld 2, el cual emplea un espectrómetro que opera en un rango de 325 a 1075 nm, produciendo espectros de alta relación señal-ruido en menos de un segundo. El HandHeld 2 proporciona espectros de reflectancia, radiancia e irradiancia con alta precisión (ASD Inc, 2010). La adquisición de firmas espectrales en campo se

llevó a cabo siguiendo las recomendaciones definidas por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi – IGAC, que se enuncian a continuación (Valbuena & Castro, 2013):

- Utilizar el panel Spectralon como blanco de referencia, ya que ofrece una precisión entre el 93,9 y el 99,4% de reflectividad según la longitud de onda.
- Capturar constantemente el panel de referencia debido a factores como los cambios del ángulo de elevación solar, la absorción atmosférica, el vapor de agua y la cobertura de nubes cirrus, que pueden variar en cada medición y afectar la captura del dato.
- Reducir al máximo los efectos de la luz retrodispersada evitando interferencias de reflectividad de otros objetos. La fuente más común de retrodispersión es la persona que captura la medición, por lo que se recomienda vestir prendas de colores oscuros.
- Si las firmas capturadas en campo se utilizan como referencia en el análisis de imágenes hiperespectrales o multiespectrales, se recomienda que la fecha de toma en campo coincida o sea muy cercana a la fecha de toma de la imagen satelital. En caso de no ser posible, se recomienda que el muestreo se realice bajo las mismas condiciones atmosféricas y que la hora del muestreo sea similar a la del día de la captura de la imagen satelital.
- Capturar las mediciones en la misma orientación hacia el sol (de este a oeste) para disminuir la variabilidad de las radiaciones leídas por efectos de sombra, teniendo en cuenta que estas varían a lo largo del día según el ángulo azimutal del sol.
- Mantener una altura mínima de un metro sobre la superficie para evitar que el campo de visión sea demasiado pequeño.

Se identificaron seis coberturas en la zona de interés: construcciones, cuerpos eriales, cuerpos de agua, bosque, vegetación herbácea y cultivos. Para cada cobertura, se capturó una firma espectral en tres momentos diferentes del día: mañana, mediodía y tarde. En cada momento del día se documentaron variables necesarias para la generación del metadato, como la distancia entre la muestra y el espectrorradiómetro, el ángulo de toma, la humedad, la temperatura, la nubosidad, la hora del día y las coordenadas. En cuanto a los ángulos de captura, se realizaron tres tomas con ángulos diferentes en cada momento del día para medir la variabilidad entre los ángulos de toma y las firmas espectrales.

Para la adquisición de firmas espectrales en imágenes satelitales, se utilizó la imagen multiespectral de referencia adquirida por la constelación Planet Scope con su sensor SuperDove. Esta constelación tiene una resolución espacial de 3 metros y una resolución temporal diaria debido a la cantidad de satélites operativos con los que cuenta (Frazier & Hemingway, 2021).

Una vez adquiridas las firmas espectrales, se sometieron a un postprocesamiento en ASD ToolKit, que

consiste en la conversión de reflectancia relativa a absoluta teniendo en cuenta factores como la ubicación, el blanco de referencia, el ángulo de toma del dato y la fecha y hora de la toma. Para reducir el ruido de las firmas espectrales, se implementó el método de suavizado Savitzky–Golay. Este método permite el suavizado de las firmas espectrales, disminuyendo el ruido y los componentes de la señal, ya que conduce a un sesgo y una reducción en la resolución. Este método se utiliza ampliamente en muchos campos del procesamiento de datos, desde los espectros de la química analítica hasta la medicina (Ochieng et al., 2023). El filtro Savitzky–Golay realiza la denoización en el dominio del tiempo sin asignar la señal al dominio de frecuencia antes del procesamiento, y conserva la distribución del extremo y el ancho relativos mientras filtra el ruido (Yang et al., 2021). El valor de suavizado g_i es el dado por la siguiente Ecuación 1:

$$g_i = \sum_{j=0}^M b_j \left(\frac{x - x_i}{\Delta x} \right)^j \quad (1)$$

donde x_i es un componente, con un espaciado uniforme Δx entre los componentes, el número de puntos izquierdos y puntos derechos se denotan por n_l y n_r respectivamente, $p_i(x)$ denota un polinomio de grado M del punto x_i , que debe ajustarse a estos puntos n_l+n_r+1 en el sentido de mínimos cuadrados, El contenido de la imagen es el siguiente:

El coeficiente de determinación b_j es el presentado en la Ecuación 2 y 3:

$$p_i(x) = \sum_{j=0}^M b_j \left(\frac{x - x_i}{\Delta x} \right)^j \quad (2)$$

$$\min \sum_{j=l-nl}^{i+ny} [p_i(x_j) - y_j]^2 \quad (3)$$

La implementación de este método de suavizado se llevó a cabo con la librería de *Python Scipy* en la sección *signal*, la función *savgol filter*. Para este proceso se toman todas las firmas espectrales y se les aplica el filtro con una longitud de ventana equivalente a 41 y orden polinomial de 2.

La validación de los ajustes de parametrización se desarrolla a partir de la clasificación basada en el algoritmo Spectral Angle Mapper - SAM, verificando si son representativos en el proceso de captura de la firma espectral. SAM es una técnica de aprendizaje automático de clasificador espectral supervisado que se utiliza para determinar la similitud espectral entre los espectros de imagen dados y los espectros de referencia en un n (aquí n denota el número de banda espectral) espacio dimensional utilizando el cálculo del ángulo entre los

espectros (Talukdar et al., 2020). El algoritmo mide la similitud entre dos espectros, donde uno corresponde al píxel a etiquetar y el otro es un espectro de referencia para la clase. Los espectros se tratan como vectores, y su dimensión se define por el número de bandas de imágenes (Christovam et al., 2019). El aumento de las dimensiones del vector aumenta la precisión del clasificador SAM; da una mejor salida cuando se utiliza con un gran número de bandas como en los datos de teledetección hiperespectral (Verna et al., 2020).

SAM utiliza sólo información angular para identificar los espectros de píxeles, que asume que un espectro de reflectancia observado en un formato vectorial es un espacio multidimensional con el número de dimensiones igual al número de bandas. La diferencia entre los espectros de imagen y de referencia se muestra como el nivel de ángulo donde un ángulo pequeño indica alta similitud y un ángulo alto indica baja similitud (Talukdar et al., 2020). La ecuación 4 indica el cálculo del ángulo es:

$$\theta = \left(\frac{\sum_{i=1}^n t_i r_i}{(\sum_{i=1}^n t_i^2)^{1/2} (\sum_{i=1}^n r_i^2)^{1/2}} \right) \quad (4)$$

Donde t es el espectro de imagen, r es el espectro de referencia y n es el número de bandas (Rajan Girija & Mayappan, 2019).

Para la implementación de SAM en este proyecto, se utilizó la librería Spectral de Python, específicamente la herramienta msam, la cual genera puntuaciones SAM modificadas según Oshigami, et al. (2013). Los miembros finales se restan de la media antes del cálculo del ángulo espectral. Los resultados se normalizan de tal manera que el valor máximo de 1 corresponde a una coincidencia perfecta, es decir, un ángulo espectral equivalente a cero.

Se calcula el msam entre las firmas espectrales obtenidas por el espectroradiómetro, previamente postprocesadas, y las firmas espectrales obtenidas de las imágenes de Planet.

Finalmente, para analizar el impacto de cada una de las variables en la similitud espectral, se implementan los árboles de decisión, que es un método de aprendizaje automático cuyo principio principal es utilizar una serie de reglas para identificar las regiones con las variables de salida más homogéneas a las variables de entrada, en las que se ajusta una constante a cada región. Las principales ventajas de este método son: la representación de la información de una manera intuitiva y fácil para la visualización, y su capacidad para manejar valores faltantes y valores atípicos (Ly et al., 2019).

La entropía se refiere a la medida en que diversos factores condicionantes influyen en su desarrollo. Las ecuaciones utilizadas para calcular el coeficiente de información I_j que representa los valores de peso para los diversos factores condicionantes, son las dispuestas en

la Ecuación 5, la Ecuación 6, la Ecuación 7, la Ecuación 8, la Ecuación 9 y la Ecuación 10 (He et al., 2019).

$$P_{ij} = \frac{\text{Probabilidad de ocurrencia}}{\text{Probabilidad total}} \quad (5)$$

$$P_{ij} = \frac{P_{ij}}{\sum_{j=1}^{S_j} P_{ij}} \quad (6)$$

$$H_{jmax} = S_j, S_j \text{ es el número de clases} \quad (7)$$

$$H_j = - \sum_{i=1}^{S_j} (P_{ij})(P_{ij}), j = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$$I_j = \frac{H_{jmax} - H_j}{H_{jmax}} \quad (9)$$

$$W_j = I_j \times P_{ij} \quad (10)$$

donde W_j y W_j son los valores de entropía, W_j es el coeficiente de información, y W_j es el resultado peso de los factores en su conjunto.

A partir del software Weka con la herramienta *RandomTree* se identifican los parámetros más representativos en la toma de firmas espectrales en campo. El primer paso consiste en la asignación de clases a cada una de las observaciones realizadas en campo, teniendo en cuenta el valor de *msam* calculado con cada una de las imágenes.

III. RESULTADOS

La eliminación de ruido desarrollada en esta metodología genera los resultados expuestos en la Figura 1.

La Figura 2 indica cómo se efectúa el suavizado en áreas donde se presenta gran cantidad de ruido.

Para el análisis de los msam, se calculan los diferentes índices para cada una de las coberturas, teniendo en cuenta la hora de toma y el ángulo de captura del espectroradiómetro. En la Figura 3 se muestra los resultados obtenidos.

Figura 1
Firma espectral con suavizado

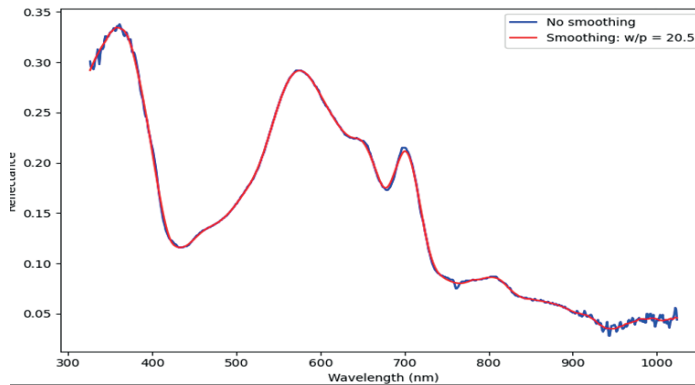


Figura 2
Suavizado de firma espectral en zonas con alto ruido

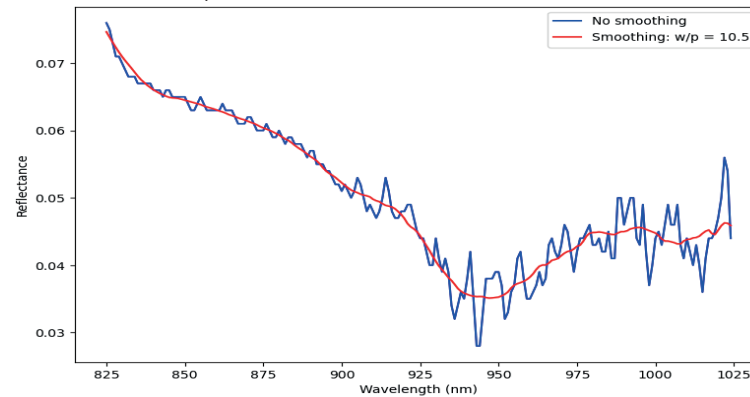
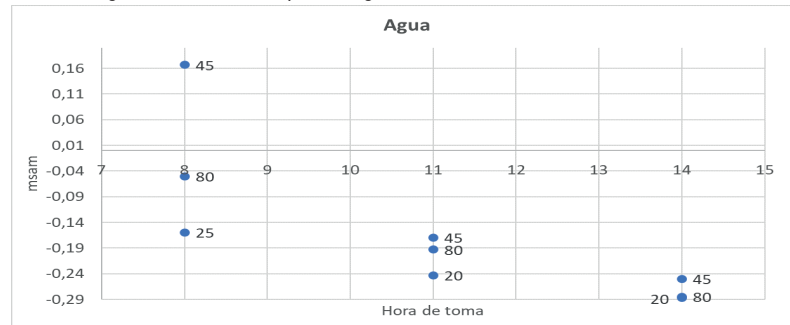


Figura 3
msam de agua con Planet-Cuerpos de agua



La cobertura correspondiente a cuerpo de agua presenta una baja correlación espectral entre la información adquirida en las imágenes satelitales y el espectroradiómetro. En campo, el cuerpo de agua de referencia es léntico, lo que significa que tiende a acumular una gran cantidad de sedimentos y material vegetal. En las imágenes satelitales en color natural, la cobertura parece tener una apariencia similar a la vegetación herbácea; sin embargo, al aplicar el NDVI se indica que la zona carece de vegetación, lo que verifica que la ubicación del punto corresponde con la cobertura evaluada.(ver Figura 4)

La cobertura correspondiente a construcciones se capturó en campo en dos ocasiones, teniendo en cuenta que existen

dos tipos de cubiertas: barro y cemento. Al realizar el análisis con las firmas obtenidas en las imágenes, debido a la resolución espacial, ambos materiales están mezclados en los mismos píxeles. Durante la evaluación de la correlación espectral entre las imágenes y los datos de campo, se observa que la construcción de barro parece abarcar más área dentro de la imagen, lo que resulta en un msam superior al obtenido al compararla con la construcción de cemento para ambas imágenes.(ver Figura 5,6,7,8,9)

Posteriormente, se organizan los resultados con el fin de identificar las variables in situ más representativas a partir del algoritmo Random Forest. Se obtienen los resultados plasmados en la Figura 10.

Figura 4
msam de bosque con Planet - Bosque

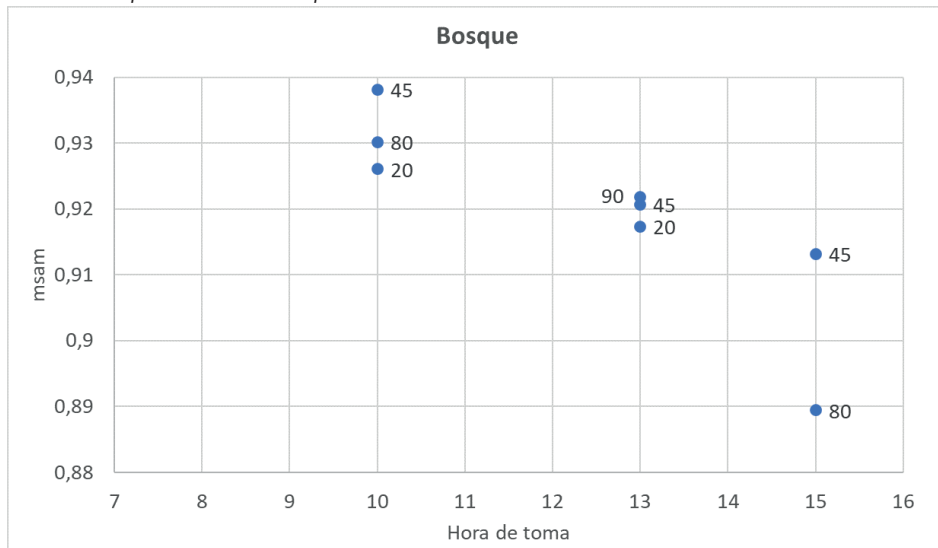


Figura 5
msam de construcciones en barro con Planet - Construccione

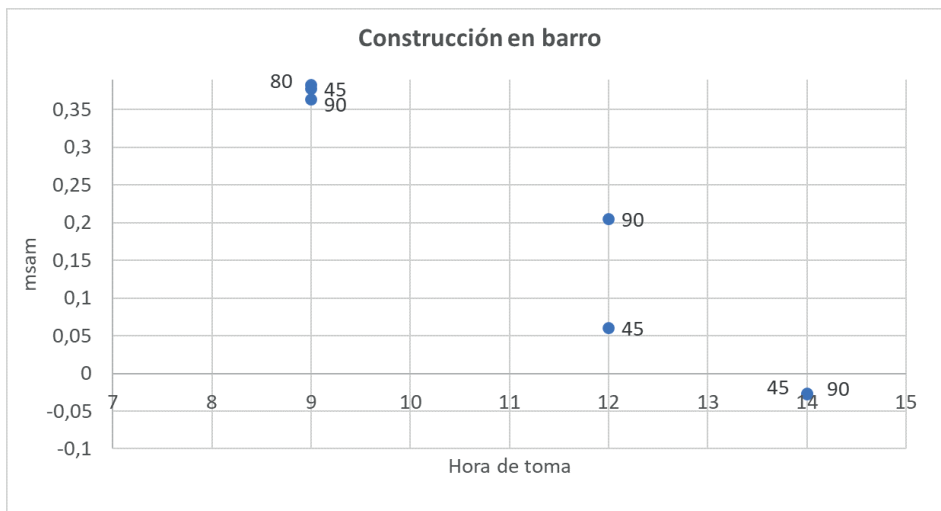


Figura 6
msam de construcciones en cemento con Planet

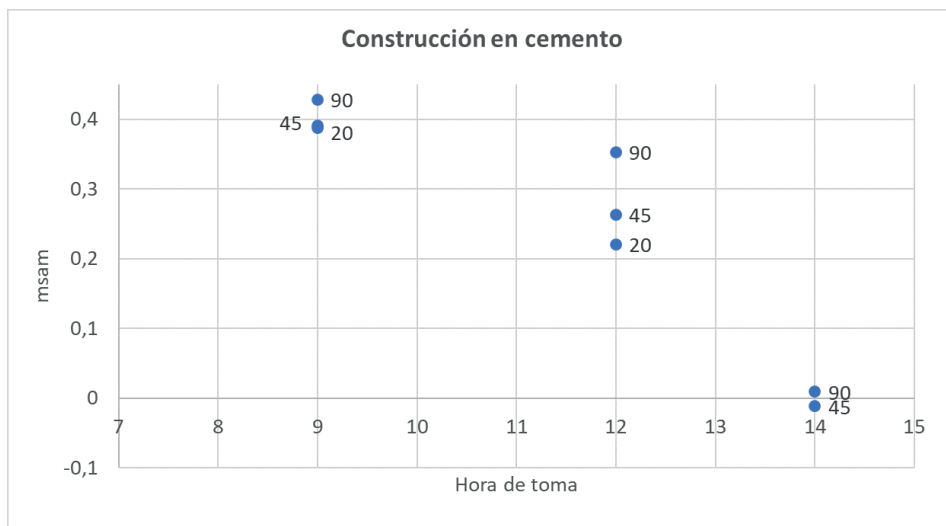


Figura 7

msam de cultivos con Planet- Cultivos

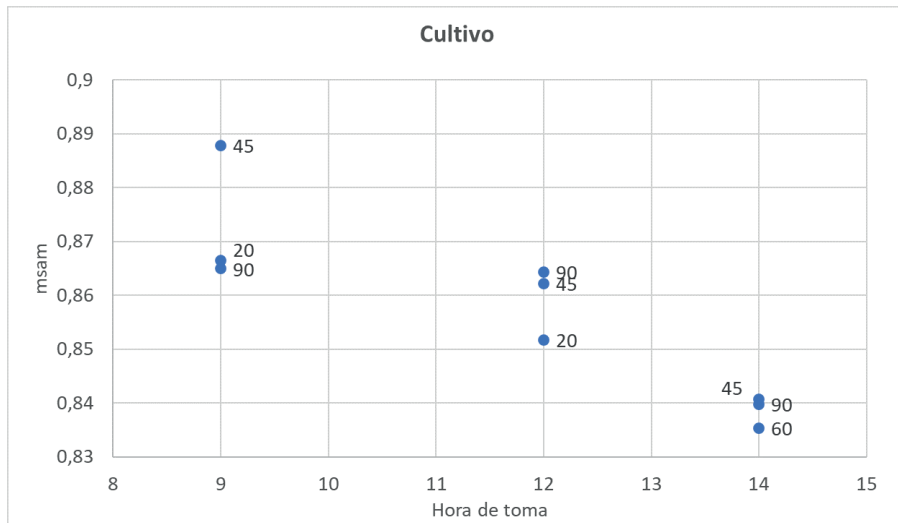


Figura 8

msam de vegetación herbácea con Planet - Vegetación herbácea

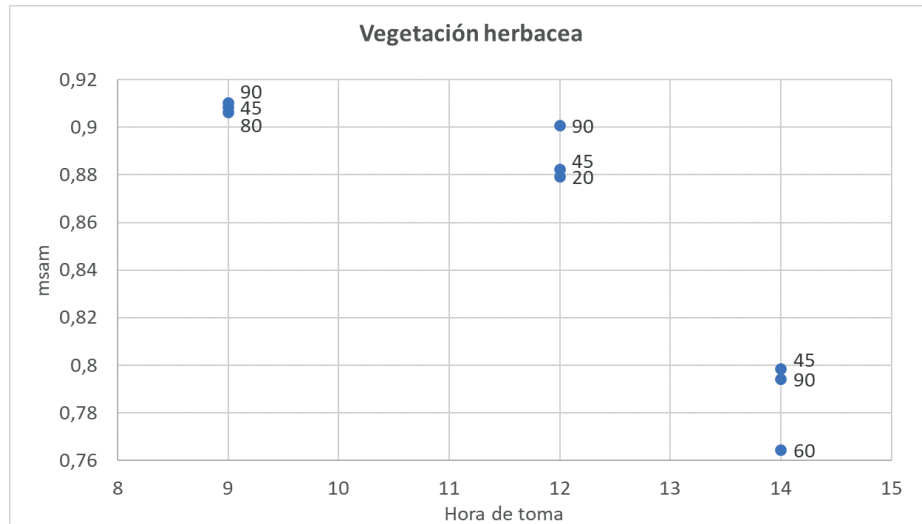


Figura 9

msam de vegetación herbácea con Planet- Tierras eriales

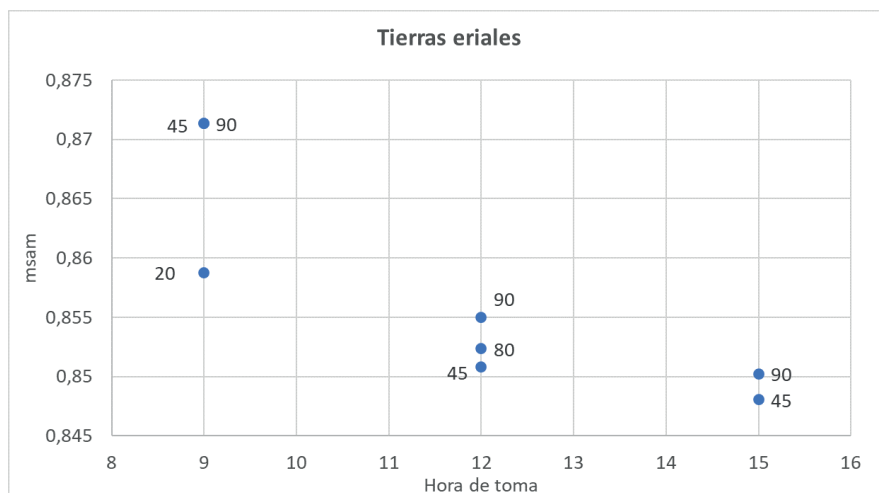
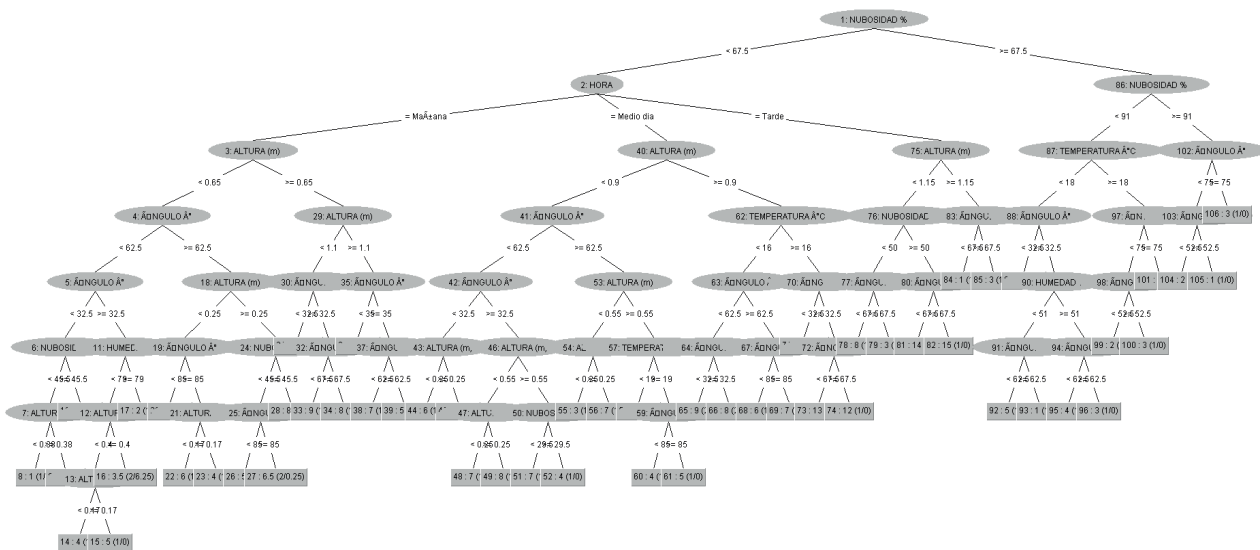


Figura 10
Random tree para msam con Planet



IV. DISCUSIÓN

Los valores de msam para los cuerpos de agua son inferiores a cero, lo que indica una baja similitud entre las firmas de campo y las extraídas de las imágenes. Una de las posibles causas de este fenómeno es que la cobertura en campo fue evaluada en la orilla del cuerpo de agua, mientras que las imágenes, debido a sus resoluciones espaciales, pueden estar evaluando estos resultados en el centro del cuerpo de agua, generando un sesgo en la información espectral.

En el caso de los bosques, la cobertura resulta ser bastante homogénea y extensa. Al abarcar una gran área en campo, las imágenes, a pesar de su resolución espacial, logran capturar una firma muy similar a la adquirida en campo con el espectralradiómetro.

El análisis del msam para las construcciones se desarrolla desde un punto de vista social. Las construcciones en barro indican una mayor correlación espectral entre los datos capturados en campo y las imágenes satelitales. Este fenómeno se puede atribuir a que una de las principales actividades económicas desarrolladas en el municipio de Ráquira, Boyacá, es la artesanía con este material, por lo que las construcciones tienden a contener dicha sustancia en su composición. Sin embargo, el msam máximo es de 0,48, lo cual indica que las construcciones pueden contener más sustancias y debido a la resolución espacial, se requiere un "spectral unmixing" para distinguir un único material.

La alta similitud espectral en la cobertura de cultivos se debe a que las áreas agrícolas de Boyacá suelen ser extensas y homogéneas, por lo que la respuesta en imágenes con resoluciones espaciales como las de Planet, genera un píxel homogéneo y con una respuesta espectral similar a la capturada en campo.

La homogeneidad de la cobertura correspondiente a la vegetación herbácea es media y esto se refleja en el

índice, ya que los pastizales suelen contener otros tipos de vegetación, por lo que la respuesta espectral en resoluciones espaciales de 3 metros puede variar con respecto a la firma capturada en campo.

Los resultados del msam para tierras eriales indican que la zona minera capturada en campo es homogénea. Al ser una cobertura superior a 3 metros, logra buenos resultados para Planet.

V. CONCLUSIONES

El análisis del Random Forest para la identificación del nivel de representación de las variables en la captura de firmas espectrales indica que los nodos raíz para la clasificación están relacionados con el parámetro de nubosidad, lo que sugiere que esta variable es la más representativa para la toma de firmas espectrales en campo. Este resultado se alinea con la realidad, teniendo en cuenta que el espectralradiómetro es un sensor pasivo, y por lo tanto, sus mediciones dependen de una fuente de iluminación externa, en este caso, la luz solar. La nubosidad afecta la llegada de los rayos solares a la Tierra, lo que a su vez influye en la respuesta espectral de los objetos. Otras propiedades, como el ángulo de captura, la hora del día y la distancia entre el instrumento y el objetivo, también afectan la respuesta espectral de las coberturas y, por lo tanto, son nodos de decisión en ambos árboles.

Por otro lado, variables atmosféricas como la humedad y la temperatura parecen mantenerse constantes a lo largo del muestreo, por lo que no resultan influyentes en la respuesta espectral de los materiales analizados. Estos parámetros, tales como temperatura y humedad, que no muestran ser de mayor impacto en la respuesta espectral de las coberturas, se pueden dejar como campos opcionales en el metadato.

VI. AGRADECIMIENTOS

Procalculo Prosis SAS contribuyó con las imágenes satelitales multiespectrales e hiperespectrales de Planet y Pixxel, respectivamente, a través de su programa de Investigación y Desarrollo.

Las imágenes multiespectrales son proporcionadas por Planet. Las imágenes hiperespectrales son proporcionadas bajo licencia por Pixxel Global LLC. Todos los derechos están expresamente reservados por Pixxel.

VII. REFERENCIAS

- Arumugam, A. (2014, August). *Developing Web-Enabled Spectral Library Architecture using free and Open Source Software (FOSS)* [Master's Thesis]. Andhra University, India. https://www.iirs.gov.in/iirs/sites/default/files/StudentThesis/Abishek_mtech_2012-14.pdf
- ASD Inc. (2010). *FieldSpec HandHeld 2TM Spectroradiometer User Manual*. ASD Document 600860. <https://www.asdi.com>
- Chen, Y., Wang, Q., Wang, Y., Duan, S.-B., Xu, M., & Li, Z.-L. (2016). A Spectral Signature Shape-Based Algorithm for Landsat Image Classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5(9), pp.154. <https://doi.org/10.3390/ijgi5090154>
- Christovam, L. E., Pessoa, G. G., Shimabukuro, M. H., & Galo, M. L. B. T. (2019). Land use and land cover classification using hyperspectral imagery: Evaluating the performance of spectral angle mapper, support vector machine and random forest. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-2/W13*, pp. 1841-1847. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-1841-2019>
- Chuvieco, E., & Huete, A. (2009). *Fundamentals of Satellite Remote Sensing*. CRC Press.
- Dangal, S. R. S., & Sanderman, J. (2020). Is Standardization Necessary for Sharing of a Large Mid-Infrared Soil Spectral Library?. *Sensors*, 20(23), pp. 6729. <https://doi.org/10.3390/s20236729>
- Frazier, A. E., & Hemingway, B. L. (2021). A Technical Review of Planet Smallsat Data: Practical Considerations for Processing and Using PlanetScope Imagery. *Remote Sensing*, 13(19), 3930. <https://doi.org/10.3390/rs13193930>
- Gao, L., Yang, B., Du, Q., & Zhang, B. (2015). Adjusted Spectral Matched Filter for Target Detection in Hyperspectral Imagery. *Remote Sensing*, 7(6), pp. 6611-6634. <https://doi.org/10.3390/rs70606611>
- He, Q., Xu, Z., Li, S., Li, R., Zhang, S., Wang, N., Pham, B. T., & Chen, W. (2019). Novel Entropy and Rotation Forest-Based Credal Decision Tree Classifier for Landslide Susceptibility Modeling. *Entropy*, 21(2), p. 106. <https://doi.org/10.3390/e21020106>
- Hueni, A., Damm, A., Kneubuehler, M., Schlapfer, D., & Schaepman, M. E. (2017). Field and Airborne Spectroscopy Cross Validation—Some Considerations. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(3), pp. 1117-1135. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2593984>
- Jiménez, M., González, M., Amaro, A., & Fernández-Renau, A. (2014). Field Spectroscopy Metadata System Based on ISO and OGC Standards. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 3(3), pp. 1003-1022. <https://doi.org/10.3390/ijgi3031003>
- Ly, H.-B., Monteiro, E., Le, T.-T., Le, V. M., Dal, M., Regnier, G., & Pham, B. T. (2019). Prediction and Sensitivity Analysis of Bubble Dissolution Time in 3D Selective Laser Sintering Using Ensemble Decision Trees. *Materials*, 12(9), pp. 1544. <https://doi.org/10.3390/ma12091544>
- Milton, E. J. (1987). Review Article Principles of field spectroscopy. *International Journal of Remote Sensing*, 8(12), pp. 1807-1827. <https://doi.org/10.1080/01431168708954818>
- Ochieng, P. J., Maróti, Z., Dombi, J., Krész, M., Békési, J., & Kalmár, T. (2023). Adaptive Savitzky–Golay Filters for Analysis of Copy Number Variation Peaks from Whole-Exome Sequencing Data. *Information*, 14(2), pp. 128. <https://doi.org/10.3390/info14020128>
- Penner, M. H. (2017). Basic Principles of Spectroscopy. En S. S. Nielsen (Ed.), *Food Analysis* (pp. 79-88). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-45776-5_6
- Qian, S.-E. (2021). Hyperspectral Satellites, Evolution, and Development History. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, pp. 7032-7056. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3090256>
- Rajan Girija, R., & Mayappan, S. (2019). Mapping of mineral resources and lithological units: A review of remote sensing techniques. *International Journal of Image and Data Fusion*, 10(2), 79-106. <https://doi.org/10.1080/19479832.2019.1589585>
- Scafutto, R. D. M., & Souza Filho, C. R. de. (2016). Quantitative characterization of crude oils and fuels in mineral substrates using reflectance spectroscopy: Implications for remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, pp. 221-242. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.017>
- Specka, X., Gärtner, P., Hoffmann, C., Svoboda, N., Stecker, M., Einspanier, U., Senkler, K., Zoader, M. A. M., & Heinrich, U. (2019). The BonaRes metadata schema for geospatial soil-agricultural research data – Merging INSPIRE and DataCite metadata schemes. *Computers & Geosciences*, 132, pp. 33-41. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.07.005>
- Stelle, C. A., Ariza-Lopez, F. J., & Urena-Camara, M. A. (2018). Spectral Library: A Proposal for Data Model. *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 7395-7398. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518247>
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Shahfahad, Pal, S., Liou, Y.-A., & Rahman, A. (2020). Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations—A Review. *Remote Sensing*, 12(7), pp. 1135. <https://doi.org/10.3390/rs12071135>
- Valbuena, C. A., & Castro, C. E. (2013). Protocolo para el proceso de captura de firmas espectrales aplicado a levantamiento de suelos. *IGAC*, 1, p.38.

Verna, P., Raghubanshi, A., Srivastava, P. K., & Raghubanshi, A. S. (2020). Appraisal of kappa-based metrics and disagreement indices of accuracy assessment for parametric and nonparametric techniques used in LULC classification and change detection. *Modeling Earth Systems and Environment*, 6, pp. 1045–1059. <https://doi.org/10.1007/s40808-020-00740-x>

Yang, H., Cheng, Y., & Li, G. (2021). A denoising method for ship radiated noise based on Spearman variational mode decomposition, spatial-dependence recurrence sample entropy, improved wavelet threshold denoising, and Savitzky-Golay filter. *Alexandria Engineering Journal*, 60(3), pp. 3379-3400. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.01.055>

Conflictos de intereses

El autor declara no tener conflictos intereses