

DetECCIÓN semi automatizada de metano en imágenes multiespectrales a partir de Machine Learning

Martha Patricia Valbuena Gaona^{1*}, Cindy Carolina Ferrucho Parra², María Angélica Prieto Arenas³, German Alberto Muñoz Bravo⁴

^{1,2,3,4} Investigación y Desarrollo, Procalculo, Bogotá, Colombia

* Email: mvalbuena@procalculo.com

Resumen

Colombia cuenta con una posición estratégica que le permite la explotación de re-cursos para la generación de electricidad. Para el año 2012 el país contaba con una capacidad instalada proveniente principalmente de hidroeléctricas y de gas natural. Este último se compone entre un 80% y 90% de metano. A nivel ambiental, resulta crucial monitorear la infraestructura que transporta el gas, detectando fugas y evitando que este potente gas de efecto invernadero siga afectando a la atmósfera.

Esta investigación propone una metodología para la detección de metano a partir de imágenes multiespectrales capturadas sobre el territorio colombiano por satélites Worldview-3 de MAXAR, los cuales operan en un rango espectral de 400 nm hasta 2365 nm, llegando hasta los 31 cm de resolución espacial con el proceso de Pansharpened. Se hicieron comparaciones automatizadas entre los valores de la imagen y la firma espectral del metano para la identificación del hidrocarburo en la zona.

La metodología presentada demostró ser útil para identificar acumulaciones de metano en imágenes multiespectrales, evitando mediciones in situ. Este método contribuye a una gestión más eficiente del metano en la transición energética y la protección del medio ambiente. El algoritmo desarrollado muestra un desempeño óptimo en zonas de campo abierto, pero en áreas urbanas puede haber interferencia con ciertos materiales. En este caso de estudio se realizó un análisis complementario que depura el resultado, pero para lograr un mejor rendimiento se recomienda su uso en áreas rurales.

Palabras clave

World View -3, Metano, Spectral Angle Mapper- SAM, Firma spectral

Abstract

Colombia has a strategic position that allows it to exploit resources for electricity generation. By 2012 the country had installed capacity mainly from hydroelectric and natural gas. The latter consists of between 80% and 90% methane. At the environmental level, it is crucial to monitor the infrastructure that transports the gas, detecting leaks and preventing this powerful gas from affecting the atmosphere. This research proposes a methodology for the detection of methane from multispectral images captured on Colombian territory by MAXAR's Worldview-3 satellites, which operate in a spectral range of 400 nm to 2365 nm, reaching up to 31 cm spatial resolution with the Pansharpened process. Automated comparisons were made between image values and the spectral signature of methane for hydrocarbon identification in the area. The methodology presented proved to be useful in identifying methane accumulations in multispectral images, avoiding in situ measurements. This method contributes to more efficient methane management in the energy transition and environmental protection. The algorithm developed shows optimal performance in open areas, but in urban areas, there may be interference with certain materials. In this case study, a complementary analysis was carried out that purifies the result, but to achieve a better yield it is recommended to use it in rural areas.

Keywords

World View -3, Methane, Spectral Angle Mapper- SAM, Spectral Signature

1. Introducción

El séptimo Objetivo de Desarrollo Sostenible busca garantizar el acceso por parte de toda la población mundial a una energía asequible, confiable, sostenible y moderna (Liao et al., 2021). El metano (CH₄) es el principal componente del gas natural. Se origina a partir de yacimientos de petróleo, gas y fuentes antropogénicas. Este mercado contribuye entre el 20% y 30% del presupuesto mundial (Scafutto et al., 2018). Su atractivo se debe a sus características renovables, sostenibles, ilimitadas de materia prima y de combustión limpia (Gülcan y Ciniviz, 2023). Este gas tiene un papel importante en la transición energética, ya que es considerado como un combustible puente entre la actual economía fósil (carbón) y las energías renovables deseadas (Chai et al., 2016). En los últimos años, la energía limpia basada en el hidrógeno ha atraído gran atención en todo el mundo. Sin embargo, este componente necesita ser producido a partir de otras fuentes de energía.

Actualmente, más del 90% del hidrógeno comercial mundial se produce a partir de combustibles fósiles, como metano o carbón (Lider et al., 2023). En Colombia, el metano derivado de las minas de carbón es empleado para la generación de energía eléctrica, calefacción y en diferentes procesos industriales (UPME, 2016).

A nivel ambiental, resulta crucial monitorear la infraestructura que transporta el metano para la identificación de fugas, debido al impacto negativo que puede generar en la atmósfera y en los ecosistemas. Este componente es un potente gas de efecto invernadero y sus concentraciones se han triplicado en la atmósfera desde la revolución industrial (Rocher-Ros et al., 2023).

La industria de la teledetección ha venido creciendo de forma exponencial en los últimos años, generando mayor cantidad de satélites que orbitan La Tierra y adquieren información de ella. El mapeo de coberturas terrestres documenta cuánto de una región mundial, regional o local está cubierta por recursos ecológicos y actividades humanas, como bosques, humedales, superficies impermeables, agricultura o gases presentes en la atmósfera (Empananza et al., 2020).

Los satélites ofrecen una capacidad única para el monitoreo global de las emisiones de metano, debido a la capacidad de captura de grandes áreas en poco tiempo y de forma periódica (Guanter et al., 2021). Por otro lado, el metano tiene absorciones vibratorias fundamentales en el espectro infrarrojo de onda corta (SWIR) (Scafutto et al., 2018). Con base en lo anterior, los satélites que miden la radiación solar reflejada en el SWIR pueden detectar variaciones sutiles de la señal debido a la absorción de metano, esto proporciona una gran capacidad para monitorear fuentes puntuales (Pei et al., 2023).

El objetivo de esta investigación es la detección de metano sobre imágenes multispectrales del satélite WorldView-3 y se llevó a cabo en cuatro etapas: 1) Adquisición de los datos: A partir de la literatura, se identificó la firma espectral del metano y se adquirió la imagen. 2) Procesamiento de los datos: Conversión de reflectancia a absorbancia de la imagen multispectral. 3) Detección de metano: Aplicando la técnica de Machine Learning de Spectral Angle Mapper. 4) Validación y limpieza de los resultados.

2. Materiales y métodos

Se siguió un método cuantitativo en donde a partir del procesamiento matemático y digital de una imagen multispectral, se obtuvieron valores que indican la presencia de metano en el área de interés. A continuación, se describen los conceptos y técnicas fundamentales para la ejecución de este proyecto.

2.1. Principios físicos de la teledetección

La teledetección es una técnica que permite obtener información a distancia de los objetos que se encuentran en la superficie de la tierra. Dicha información deriva de la detección de un flujo energético por parte de un sensor, para el presente proyecto, a bordo de un satélite. Ese flujo presenta una intensidad proveniente o dirigida hacia una superficie.

La energía radiada por un objeto es el resultado de la energía que incide sobre él, la cual puede ser absorbida, reflejada o transmitida. Con base en el principio de conservación de la energía se puede establecer la relación entre la energía que incide y su disposición para interactuar con un elemento del terreno como lo describe la ecuación (1) (Lillesand et al., 2015).

$$E_i = E_A + E_R + E_T \quad (1)$$

De la ecuación 1: E_i corresponde a la energía incidente en la superficie del elemento, E_A es el componente de energía incidente absorbida por el elemento (absortancia), E_R es el componente de energía incidente reflejada por el elemento (reflectancia) y E_T el componente de energía incidente transmitida por el elemento (transmitancia). Al dividir la ecuación (1) entre la cantidad de E_i se obtiene la relación descrita en la ecuación (2):

$$1 = \alpha(\lambda) + \rho(\lambda) + \tau(\lambda) \quad (2)$$

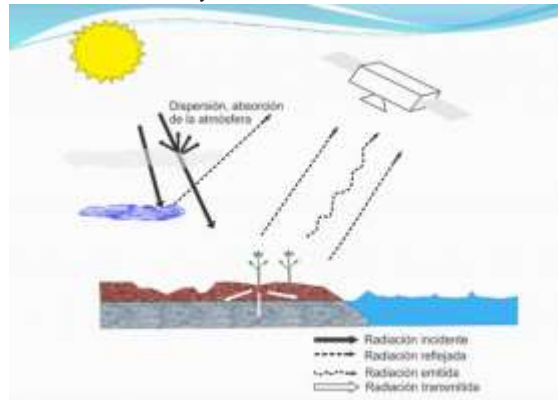
Así surgen los conceptos que se destacan en el desarrollo del presente artículo (Chuvieco, 2008):

- Absortividad $\alpha(\lambda)$: Relación entre el flujo incidente y el que absorbe una superficie.
- Reflectividad $\rho(\lambda)$: Relación entre el flujo incidente y el reflejado por la superficie.
- Transmisividad $\tau(\lambda)$: Relación entre el flujo incidente y el transmitido por la superficie.

La «Figura 1» muestra la relación de las anteriores medidas y la interacción que se da entre los objetos de la superficie terrestre y el sensor.

Figura 1.

Interacción entre los elementos de la cobertura terrestre y el sensor a bordo del satélite



Nota. Fuente (Holzman, 2019)

Según Lillesand et al. (2015), en la mayoría de aplicaciones de teledetección se supone que los objetos con los que se trabaja en el análisis son opacos a la radiación térmica, es decir, que $r(\lambda)$. Particularmente, el metano (CH_4) así como otros gases de efecto invernadero como el dióxido de carbono (CO_2) son transparentes a la luz visible, pero son opacos a la radiación que se da en algunos infrarrojos (Holzman, 2019), por lo que la ecuación (2) se puede simplificar como se muestra en la ecuación (3).

$$1 = \alpha(\lambda) + \rho(\lambda) \quad (3)$$

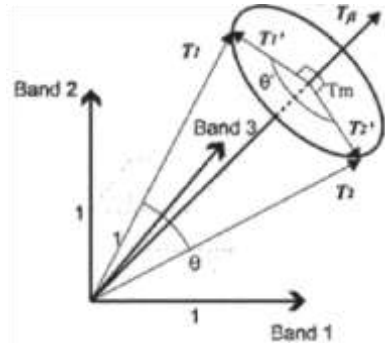
2.1.1 Algoritmos espectrales

Existen diferentes algoritmos espectrales para la reducción de dimensionalidad, clasificación supervisada y no supervisada. Muchos de estos, utilizan ángulos espectrales, que se refiere al espacio que se encuentra entre dos espectros en el espacio. Los ángulos espectrales se pueden utilizar para clasificar un conjunto de datos con respecto a un conjunto de espectros de referencia, seleccionando el espectro de referencia con el que el espectro desconocido presenta un menor ángulo (Boggs, 2020).

Spectral Angle Mapper (SAM) ha sido utilizado para extraer y mejorar las características espectrales en las imágenes, permitiendo la identificación de diferentes elementos en la cobertura terrestre. Este mide el grado de similitud entre un espectro objetivo y un espectro de referencia calculando el ángulo entre estos dos, tratándolos como vectores (Oshigami et al., 2013). Modified SAM (MSAM) utiliza un nuevo parámetro espectral T' el cual se deriva de la reflectancia espectral y la reflectancia promedio del espectro. MSAM calcula el ángulo θ' entre $T1'$ y $T2'$, mientras que SAM calcula el ángulo θ entre $T1$ y $T2$ (Kodama & Yamaguchi, 2010), la relación de estos vectores se observa en la «Figura 2».

Figura 2.

Relación de vectores espectrales en un espacio vectorial de tres bandas



Nota. Fuente(Kodama & Yamaguchi, 2010)

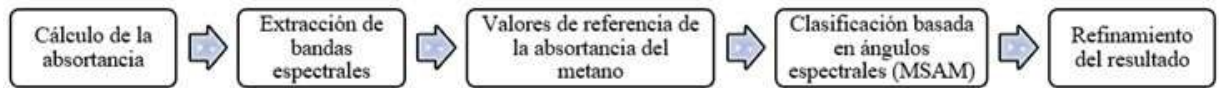
Estudios realizados demuestran que el método MSAM muestra mayor variación en los índices comparado con SAM, lo que significa que es más apto para discriminar entre diferentes elementos de interés (Kodama & Yamaguchi, 2010).

2.2. Método

A partir de los conceptos y principios fundamentales de la teledetección expuestos anteriormente, en la «Figura 3» se propone el flujo de trabajo para la identificación de metano.

Figura 3.

Propuesta metodológica para detección de metano con imágenes multiespectrales



El insumo principal es una imagen satelital WorldView-3 capturada el 27 de enero de 2023 sobre el municipio de Sabana de Torres, Santander. Allí hacen presencia algunas refinerías petroleras que se encuentran al sur del área de interés. Dicha imagen cuenta con 16 bandas espectrales, ver la «Tabla 1», que permitieron realizar diferentes combinaciones de color para identificar preliminarmente el metano.

Tabla 1.

Bandas espectrales imagen satelital World View-3

Banda	Nombre	Banda	Nombre
1	Costal	9	SWIR 1
2	Blue	10	SWIR 2
3	Green	11	SWIR 3
4	Yellow	12	SWIR 4
5	Red	13	SWIR 5
6	Red Edge	14	SWIR 6
7	Near Infrared (NIR 1)	15	SWIR 7
8	Near Infrared (NIR 2)	16	SWIR 8

Nota. Fuente (MAXAR, 2020)

La mejor combinación es 16 5 1 (RGB), caracterizando el metano en tonos rojos fuertes como se observa en la «Figura 4.b». La combinación de una banda del SWIR, la banda roja y el azul costero, permiten focalizarse en la emanación del gas que incluso en la «Figura 4.a» no se observa por ser una imagen en color natural.

Figura 4.

a. Imagen satelital composición RGB 5 3 2 (color natural) - b. Imagen satelital composición RGB 6 5 1



Una vez caracterizado el metano de manera preliminar, se calculó la absorptancia haciendo uso de la ecuación (3) y de la imagen con valores de reflectancia normalizada, obteniendo un nuevo ráster. Dada la mayor absorptancia del metano en las bandas espectrales correspondientes al infrarrojo de onda corta, se extrajeron dichas bandas conformando un nuevo ráster sólo de 8 bandas espectrales.

Luego de la revisión de la literatura, se obtuvieron valores de absorptancia de la firma espectral del metano de la librería espectral de USGS (United States Geological Survey) que se tuvieron de referencia y se almacenaron como tabla. Dicha tabla, junto con la imagen del resultado anterior, se ingresaron en un código programado en Python que utiliza el algoritmo Modified Spectral Angle Mapper (MSAM). Esto con el fin de comparar los valores de referencia con los de la imagen e identificar el metano en el rango espectral de los SWIR anteriormente extraídos.

Como se presentaron algunas inconsistencias, en donde el algoritmo identificó linderos de predios como metano, fue necesario un refinamiento del resultado. Para confirmar qué cobertura estaba causando ruido en la identificación, se probaron distintas combinaciones de bandas e índices espectrales que resaltan materiales específicos. En primer lugar, se aplicó el índice espectral que se presenta en la ecuación (4), el cual se enfoca en delimitar polímeros (MAXAR, 2020).

$$Polymer\ Index = (B10/B12) + (B13) \quad (4)$$

En segundo lugar, se aplicó el índice NDPI presentado por Guo & Li (2020), el cual se encuentra expresado en la ecuación (5). Dicho índice relaciona las bandas del SWIR en una diferencia normalizada para destacar plásticos en áreas urbanas.

$$NDPI = ((B10 - B12) + (B13 - B16)) / ((B10 + B12) + ((B13 + B16))) \quad (5)$$

La aplicación de estos índices facilitó la identificación del ruido que se generó en el área urbana. Por tal razón, se realizó una reclasificación al resultado de cada uno de los dos índices, enmascarando las zonas que el algoritmo confundió con metano. Para facilitar el análisis, se unificaron las dos reclasificaciones con el ruido en un solo ráster.

Dadas las anteriores inconsistencias, fue necesario acotar dicho ruido sólo a la zona urbana. Para tal fin, se utilizó el índice WV - BI, expresado en la ecuación (6), que permite identificar construcciones y carreteras (MAXAR, 2020).

$$WV - BI = (B6 - B1) / (B6 + B1) \quad (6)$$

Seguido de esto se realizó una intersección entre los dos anteriores resultados, obteniendo el ruido presente sólo en el área urbana. Finalmente, se llevó a cabo un álgebra de mapas para restarle el ruido de la zona urbana a la capa de metano, removiendo el ruido del casco urbano y obteniendo el resultado final.

3. Resultados

De la clasificación basada en ángulos espectrales se obtuvo una capa ráster que delimita las zonas con presencia de metano. En la revisión y análisis de este insumo, se evidenció que el algoritmo detectó nubes de gas principalmente en zonas aledañas a plantas de extracción petrolera, lo que podría asociarse a la liberación de este gas en el proceso de quema de residuos en las teas. En la figura 5 se observa una región dentro del área de estudio que corresponde a una refinería (5.a.), en morado se muestra de forma preliminar la presencia del gas (5.b.).

Figura 5.

(a). Imagen de la estación de extracción petrolera – (b). Superposición de la capa resultado que delimita la existencia del gas



Se validaron los resultados obtenidos con la combinación de bandas 16-5-1 que resalta la concentración de metano en color rojo intenso y se corroboró que el método empleado permite la detección de este componente, en la figura 6 se superpone la capa obtenida de la clasificación con la combinación indicada.

Figura 6.

a. Imagen de la estación de extracción petrolera con combinación de bandas 1651 –b. Superposición de la capa resultado que delimita la existencia del gas



En las zonas rurales no se evidenciaron elementos que pudieran provocar ruido al momento de realizar la detección, pero en el casco urbano el desempeño del algoritmo se vio afectado por las cubiertas de algunas construcciones como se ve en la figura 7.

Figura 7.

a. Imagen de una zona urbana en RGB – b. Superposición de la capa resultado



Al aplicar los índices de las ecuaciones 4 y 5, se observó una alta correlación espacial entre el ruido de la capa de detección de metano y un polímero o material que se caracteriza por presentar valores de 0 a 2 para el primer índice y de 0 a 0.017 para el segundo índice. En la figura 8, que corresponde al índice de polímero, se observa que los tonos violetas en su mayoría corresponden con la capa de metano detectado. En la figura 9, que consta del índice espectral para resaltar los plásticos, se observa que los tonos verdes oscuros corresponden con la capa resultante de metano.

Figura 8.
a. Índice espectral de polímero aplicado en zona urbana – b. Metano detectado en zona urbana

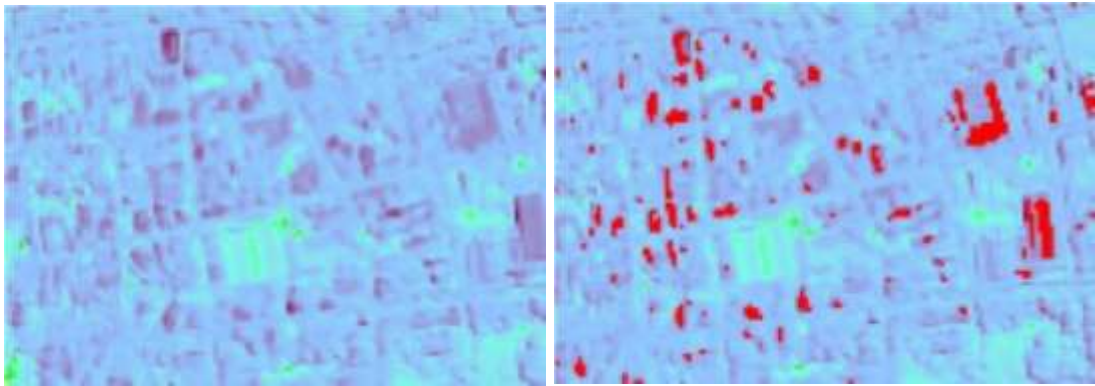
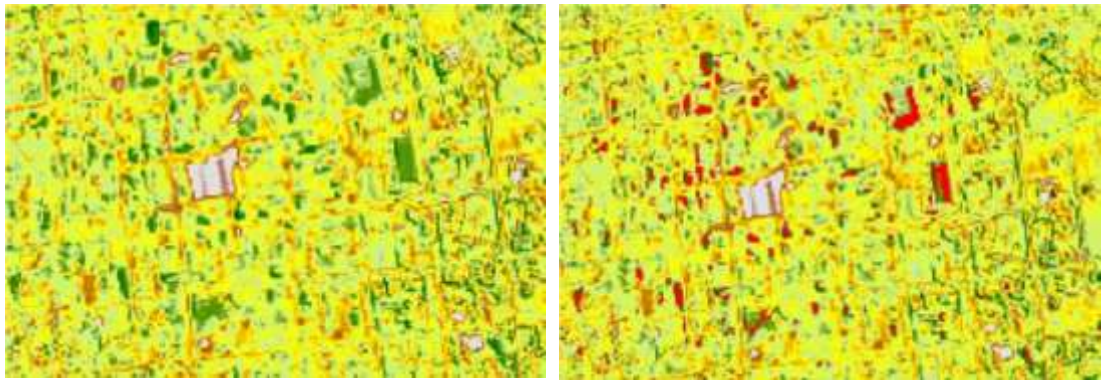


Figura 9.
a. Índice espectral de plásticos aplicado en zona urbana – b. Metano detectado en zona urbana



Se realizó un cálculo de la correlación que existe entre ambos resultados para verificar la hipótesis planteada, en la figura 10 y se evidenció una correlación positiva de 0,38 entre las bandas ráster de índice de polímeros/plásticos y metano, lo que indica que ambas coberturas se comportan de forma muy similar.

Tabla 2.
Resultado del análisis de correlación espacial entre el ráster de detección de metano y los rangos de interés de los índices de polímeros/plásticos.

Capa	1	2
1	1.000	0.380
2	0.380	1

Para ilustrar esta similitud, se muestran en las figuras 10 y 11 los perfiles espectrales para ambos elementos, evidenciando su comportamiento a través del espectro.

Figura 10.
Perfil espectral del metano y el polímero de interés sobre la imagen Superspectral con dos muestras de cada cobertura(Profile 7 (Naranja): Metano detectado, Profile 9 (Azul): Polímero/plástico que genera ruido)

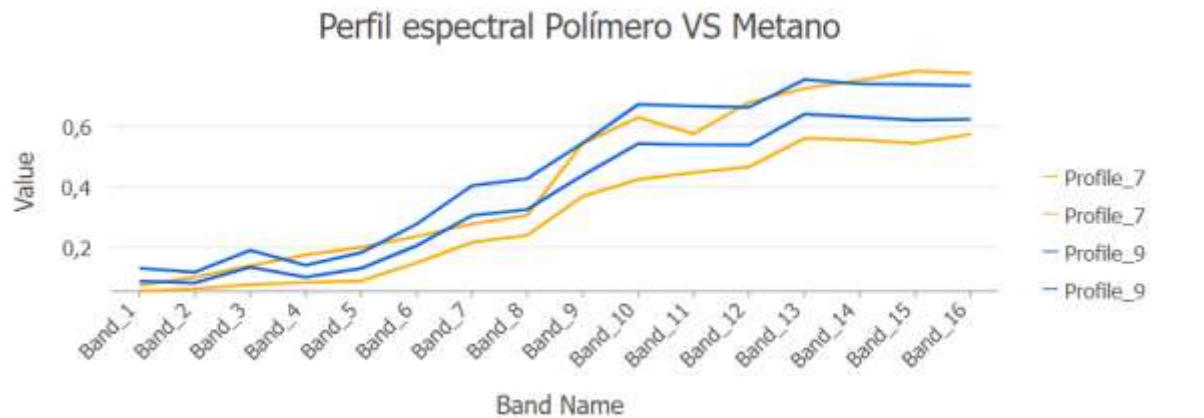
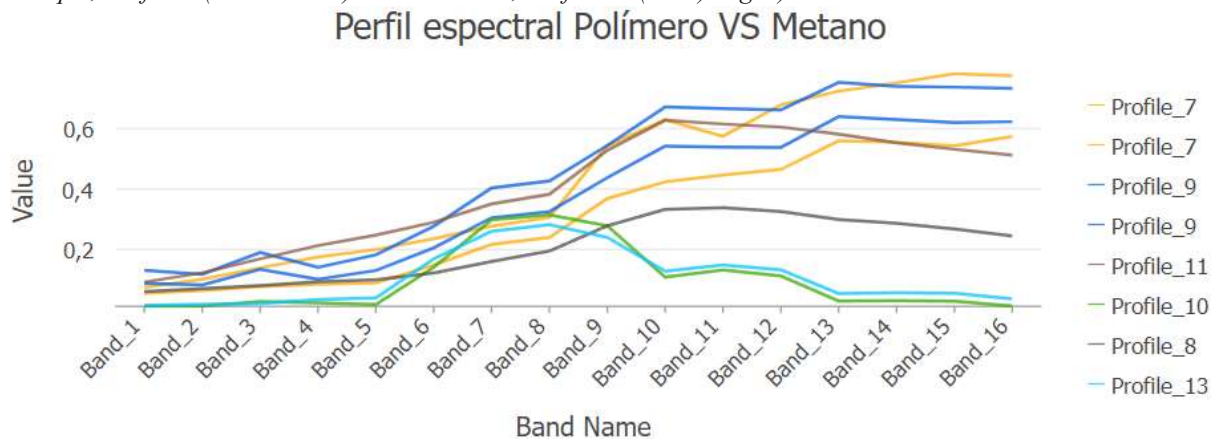


Figura 12.

Perfil espectral del metano y el polímero de la figura X junto con otras coberturas (Profile 11 (Marrón): Suelo desnudo, Profile 10 (Verde): Bosque, Profile 8 (Gris Oscuro): Construcción, Profile 13 (Cian): Agua)



El manejo del metano es un tema decisivo a nivel mundial, como combustible es un elemento imprescindible para la transición energética, pero si no se administra correctamente es un agente altamente contaminante. Identificando los focos de metano a partir de sensores remotos se pueden diseñar estrategias que permitan su aprovechamiento y/o evitar efectos adversos sobre el medio ambiente.

En este artículo se presenta un método que demostró ser útil para la detección de metano a partir de imágenes satelitales multiespectrales, es costo eficiente en cuanto a tiempo y recursos. El desempeño del algoritmo en zonas rurales es muy favorable, mientras que en las áreas urbanas está sujeto a la presencia de ciertos materiales. La razón es que en el desarrollo de esta técnica se evidenció la similitud en la respuesta espectral del metano y otro material con comportamiento característico en los índices de polímeros y plásticos, presente generalmente en las cubiertas de algunas construcciones.

En las figuras 11 y 12 se observa que las gráficas que describen los perfiles espectrales del metano y ciertos polímeros son casi idénticas mientras que difieren bastante de otras coberturas como agua, bosque, construcciones, etc. Para solucionar esta limitante se eliminó el ruido con un enmascaramiento basado en índices de construcción, polímeros y plásticos como se explicó en la sección de desarrollo.

Conclusiones

- Las imágenes multiespectrales son un insumo eficiente para identificar elementos y materiales según sea el caso de aplicación, para este estudio se lograron detectar acumulaciones de metano que normalmente deben estudiarse in situ. El algoritmo usado se basa en la distancia angular entre la firma espectral estandarizada de metano y la del elemento a clasificar, los resultados fueron validados con una combinación de bandas específica que resalta las concentraciones del gas y presentó muy buen desempeño.
- Se recomienda su uso en zonas rurales principalmente, dado que hay un material presente en los techos de las construcciones que se comporta de forma muy similar y puede producir ruido. Como continuación a esta investigación, se sugiere caracterizar con ayuda de un espectro radiómetro en campo el elemento que genera inconsistencias para complementar la detección de metano, el objetivo principal sería encontrar diferencias significativas que se logren establecer.

Agradecimientos

- Las imágenes World View – 3 fueron suministradas por Maxar Technologies bajo el partnership con Procalculo Prosis SAS.

Referencias

1. Boggs, T. (2020). Spectral Algorithms—Spectral Python 0.21 documentation. <https://www.spectralpython.net/algorithms.html>
2. Chai, X., Tonjes, D. J., & Mahajan, D. (2016). Methane emissions as energy reservoir: Context, scope, causes and mitigation strategies. *Progress in Energy and Combustion Science*, 56, 33-70. <https://doi.org/10.1016/j.pecs.2016.05.001>
3. Chuvieco, E. (2008). Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio (3.a ed.). Ariel, S. A.
4. Emparanza, P. R., Hongkarnjanakul, N., Rouquette, D., Schwob, C., & Mezeix, L. (2020). Land cover classification in Thailand's Eastern Economic Corridor (EEC) using convolutional neural network on satellite images. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20, 100394. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100394>
5. García, H., Corredor, A., Calderón, L., & Gómez, M. (2013). Análisis costo beneficio de energías renovables no convencionales en Colombia. Fedesarrollo. <https://repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/331>
6. Guanter, L., Irakulis-Loitxate, I., Gorroño, J., Sánchez-García, E., Cusworth, D. H., Varon, D. J., Cogliati, S., & Colombo, R. (2021). Mapping methane point emissions with the PRISMA spaceborne imaging spectrometer. *Remote Sensing of Environment*, 265, 112671. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112671>
7. Gülcan, H. E., & Ciniviz, M. (2023). The effect of pure methane energy fraction on combustion performance, energy analysis and environmental—Economic cost indicators in a single-cylinder common rail methane-diesel dual fuel engine. *Applied Thermal Engineering*, 230, 120712. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2023.120712>
8. Guo, X., & Li, P. (2020). Mapping plastic materials in an urban area: Development of the normalized difference plastic index using WorldView-3 superspectral data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 169, 214-226. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.09.009>
9. Holzman, M. (2019). Conceptos básicos. Sistemas cartográficos y Teledetección. <http://cursosihlla.bdh.org.ar/Sist.%20Cart.%20y%20Teledet./Teoricos/>
10. Kodama, S., & Yamaguchi, Y. (2010). Mapping of hydrothermally altered rocks using Modified Spectral Angle Mapper (MSAM) method and ASTER SWIR data. *International Journal of Geoinformatics*, 6, 41-53.
11. Kruse, F., & Perry, S. (2013). Mineral Mapping Using Simulated Worldview-3 Short-Wave-Infrared Imagery. *Remote Sensing*, 5(6), 2688-2703. <https://doi.org/10.3390/rs5062688>
12. Liao, C., Erbaugh, J. T., Kelly, A. C., & Agrawal, A. (2021). Clean energy transitions and human well-being outcomes in Lower and Middle Income Countries: A systematic review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 145, 111063. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111063>
13. Lider, A., Kudiiarov, V., Kurdyumov, N., Lyu, J., Koptsev, M., Travitzky, N., & Hotza, D. (2023). Materials and techniques for hydrogen separation from methane-containing gas mixtures. *International Journal of Hydrogen Energy*, S0360319923014908. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2023.03.345>
14. Lillesand, T., Kiefer, R., & Chipman, J. (2015). *Remote Sensing and Image Interpretation* (Seventh edition). Wiley.
15. MAXAR. (2020). Multispectral and Superspectral Image Visualization Reference Guide. <https://resources.maxar.com/opticalimagery/multispectral-reference-guide>
16. Oshigami, S., Yamaguchi, Y., Uezato, T., Momose, A., Arvelyna, Y., Kawakami, Y., Yajima, T., Miyatake, S., & Nguno, A. (2013). Mineralogical mapping of southern Namibia by application of continuum-removal MSAM method to the HyMap data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(15), 5282-5295. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.789147>
17. Pei, Z., Han, G., Mao, H., Chen, C., Shi, T., Yang, K., Ma, X., & Gong, W. (2023). Improving quantification of methane point source emissions from imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 295, 113652. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113652>
18. Rocher-Ros, G., Stanley, E. H., Loken, L. C., Casson, N. J., Raymond, P. A., Liu, S., Amatulli, G., & Sponseller, R. A. (2023). Global methane emissions from rivers and streams. *Nature*, 621(7979), 530-535. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06344-6>
19. Scafutto, R. D. M., De Souza Filho, C. R., Riley, D. N., & De Oliveira, W. J. (2018). Evaluation of thermal infrared hyperspectral imagery for the detection of onshore methane plumes: Significance for hydrocarbon exploration and monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64, 311-325. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.07.002>
20. Seeley, M., & Asner, G. P. (2021). *Imaging Spectroscopy for Conservation Applications*. *Remote Sensing*, 13(2), 292. <https://doi.org/10.3390/rs13020292>
21. UPME. (2016). Estrategias para el aprovechamiento del gas metano asociado a los mantos de carbón en explotaciones bajo tierra.
22. Yin, Z., & Linga, P. (2019). Methane hydrates: A future clean energy resource. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 27(9), 2026-2036. <https://doi.org/10.1016/j.cjche.2019.01.005>