

Aplicación de sensores remotos e inteligencia artificial en la gestión y conservación de bosques frente al cambio climático en México

Application of remote sensors and artificial intelligence in the management and conservation of forests in the face of climate change in Mexico

Recepción del artículo: 09/11/2023 • Aceptación para publicación: 15/12/2023 • Publicación: 05/01/2024

● <https://doi.org/10.32870/e-cucba.vi21.332>

Eliceo Ruiz Guzmán*

Asesor de Investigación externo. Ingeniero Agrónomo Egresado de la Universidad de Guadalajara. Jalisco, México.

Agustín Gallegos Rodríguez

Universidad de Guadalajara. Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias. Departamento de Producción Forestal. Zapopan, Jalisco, México.

José Germán Flores Garnica

Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias. Campo Experimental Centro Altos de Jalisco. Tepatitlán de Morelos, Jalisco, México

Salvador Mena Munguía

Universidad de Guadalajara. Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias. Departamento de Producción Agrícola. Zapopan, Jalisco, México.

*Autor para correspondencia: eliceo.ruiz@outlook.com

Resumen

El presente trabajo de revisión se enfoca en los sensores remotos y la Inteligencia Artificial (IA) como herramientas clave para el monitoreo de bosques y la comprensión del cambio climático. Estos sensores proporcionan información detallada sobre la estructura y estado de los bosques, incluyendo la detección de deforestación, enfermedades y plagas, así como la estimación del carbono almacenado. La combinación de sensores remotos con IA ha revolucionado la gestión forestal, permitiendo la clasificación del suelo, la detección de cambios y el pronóstico de los efectos del cambio climático. También han sido útiles para la conservación de la biodiversidad, identificando áreas de alta diversidad, monitoreando ecosistemas y apoyando la planificación de estrategias de conservación. Las tecnologías avanzadas como drones, avionetas, imágenes satelitales y LiDAR han mostrado su eficacia en la monitorización ambiental. Los drones son versátiles y de bajo costo, las avionetas cubren grandes áreas, los satélites proporcionan datos globales y el LiDAR es útil para caracterizar la estructura forestal. Sin embargo, en México en general, hay una falta de aplicación y aprovechamiento de estas tecnologías, debido a la falta de datos actualizados y la escasa integración de la IA. Se requiere invertir en infraestructura tecnológica y promover la colaboración entre instituciones para superar esta brecha y aprovechar plenamente el potencial de estas herramientas en la toma de decisiones ambientales.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, monitoreo de bosques, gestión forestal, pronóstico, conservación de la biodiversidad.

Abstract

The present review focuses on remote sensors and artificial intelligence (AI) are key tools for monitoring forests and understanding climate change. These sensors provide detailed information about the structure and status of forests, including the detection of deforestation, diseases, and pests, as well as the estimation of stored carbon. The combination of remote sensors with AI has revolutionized forest management, enabling soil classification, change detection, and forecasting the effects of climate change. They have also been valuable for biodiversity conservation, identifying areas of high diversity, monitoring ecosystems, and supporting the planning of conservation strategies. Advanced technologies such as drones, planes, satellite imagery, and LiDAR have also proven effective in environmental monitoring. Drones are versatile and cost-effective, planes cover large areas, satellites provide global data, and LiDAR is useful for characterizing forest structure. However, in Mexico overall, there is a lack of application and utilization of these technologies due to the absence of updated data and limited integration of AI. Investment in technological infrastructure and the promotion of collaboration between institutions are needed to overcome this gap and fully harness the potential of these tools in environmental decision-making.

Keywords: Artificial Intelligence, forest monitoring, forest management, forecasting, biodiversity conservation.

Introducción

La utilización de sensores remotos ha sido una herramienta fundamental para el monitoreo y gestión de los bosques y para entender los comportamientos de los efectos del cambio climático en estos ecosistemas (Gislason, Benediktsson y Sveinsson, 2019). Como proveedores de una amplia gama de servicios ecosistémicos, como la regulación del clima, la conservación de la biodiversidad y la protección del suelo y del agua, los bosques son cruciales para el bienestar humano.

Los sensores remotos permiten obtener información detallada y precisa sobre la estructura y estado de los bosques, incluyendo la densidad y altura de la cobertura vegetal, la composición de especies y la presencia de enfermedades o plagas, entre otros aspectos importantes (Asner *et al.*, 2013a).

Uno de los aspectos más importantes del monitoreo forestal mediante sensores remotos es su capacidad para detectar cambios en la cobertura forestal y, en particular, la deforestación (Hansen *et al.*, 2013). Pueden identificar y cuantificar la tasa de pérdida de bosques a nivel global y regional, lo que es fundamental para comprender los efectos del cambio climático y para establecer medidas de conservación y manejo forestal (Krause *et al.*, 2018).

Además, permiten estimar la cantidad de carbono almacenado en los bosques y su capacidad para absorber y retener carbono de la atmósfera, lo que es fundamental para la mitigación del cambio climático (Asner *et al.*, 2013). Asimismo, pueden identificar cambios en la estructura y composición de los bosques, lo que puede ser indicativo de la presencia de enfermedades o plagas forestales (Korhonen *et al.*, 2017).

La utilización de sensores remotos también ha permitido la identificación de áreas forestales en riesgo de incendios, lo que es fundamental para la prevención y el manejo de los incendios forestales (Van Wagendonk *et al.*, 2013). Del mismo modo, la combinación de sensores remotos con modelos de simulación de incendios forestales ha permitido la evaluación de los efectos de los incendios en la dinámica del paisaje y la planificación de medidas de restauración forestal (Molina *et al.*, 2015).

Otro aspecto importante de la utilización de sensores remotos es su capacidad para monitorear la regeneración forestal en áreas que han sido sometidas a procesos de degradación o deforestación (Flores *et al.*, 2022). La información obtenida por los sensores remotos puede ser utilizada para evaluar la eficacia de medidas de restauración forestal y para la planificación de estrategias de conservación y manejo forestal.

Sensores remotos e Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial (IA) es una tecnología que ha revolucionado la forma en que se analizan y se interpretan los datos de los sensores remotos en la gestión de bosques y cambio climático. Gislason *et al.* (2019) señalan que la IA puede procesar grandes cantidades de datos y extraer patrones que de otra manera serían difíciles de detectar. Además, la IA puede utilizarse para la clasificación de la cubierta del suelo, la detección de cambios en la cobertura forestal, la identificación de patrones de crecimiento de las especies forestales y la predicción de los efectos del cambio climático en los bosques.

La utilización de sensores remotos y la IA han tenido un impacto significativo en la gestión forestal. Por ejemplo, según Liu *et al.* (2018), la combinación de los sensores remotos y la IA ha permitido la identificación de patrones de crecimiento de las especies forestales y la predicción de los efectos del cambio climático en los bosques y la distribución de especies. Esto ha permitido a los gestores forestales implementar estrategias de gestión y conservación efectivas para mitigar los efectos del cambio climático en los bosques.

La utilización de la tecnología de sensores remotos e IA en la gestión de bosques y cambio climático también ha tenido implicaciones importantes en términos de la reducción de emisiones de gases de efecto invernadero. Según Asner *et al.* (2013), la utilización de sensores remotos e IA ha permitido la evaluación de la biomasa del bosque, lo que ha llevado a una mejor comprensión de la capacidad de los bosques para almacenar carbono y reducir las emisiones de gases de efecto invernadero.

La combinación de sensores remotos e IA también ha permitido la monitorización y detección de la deforestación y la degradación forestal en tiempo real. Según Hansen *et al.* (2013), la utilización de sensores remotos ha permitido la monitorización de la deforestación en todo el mundo, lo que ha permitido a los gestores forestales y a los responsables políticos implementar estrategias para reducir la tasa de deforestación y la degradación forestal.

La utilización de sensores remotos para la conservación de la biodiversidad

La conservación de la biodiversidad y la gestión efectiva de los ecosistemas son temas cruciales en la actualidad. Los sensores remotos han surgido como una herramienta esencial para el monitoreo y la comprensión de los cambios en los bosques y otros ecosistemas. La utilización de sensores remotos ha permitido identificar áreas de alta diversidad biológica y priorizar acciones de conservación (Cavender-Bares *et al.*, 2020). Estos sensores han sido fundamentales para monitorear el estado de los ecosistemas y evaluar el impacto de las actividades humanas en la biodiversidad (Gamon y Townsend, 2019).

Los sensores remotos han demostrado ser efectivos en la identificación temprana de áreas susceptibles a cambios y degradación (Cavender-Bares *et al.*, 2020). Esto ha permitido una planificación anticipada de estrategias de conservación antes de que los problemas se agraven (Gamon y Townsend, 2019).

La combinación de datos de sensores remotos con modelos de distribución de especies ha proporcionado información precisa sobre la distribución espacial y los cambios en los hábitats adecuados para las especies (Cavender-Bares *et al.*, 2020). Esto ha sido esencial para adaptar estrategias de conservación y manejo en un entorno cambiante (Gamon y Townsend, 2019).

Análisis de los modelos espectrales para el estudio de características de la superficie terrestre mediante sensores remotos

Los modelos espectrales son herramientas utilizadas en el análisis de datos de sensores remotos para

cuantificar y comprender diferentes características de la superficie terrestre. Algunos de los modelos espectrales más ampliamente utilizados incluyen el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NWDI) y el Índice de Vegetación Enriquecido (EVI). Donde NIR representa la reflectancia en la región del infrarrojo cercano (Near Infrared) y R representa la reflectancia en la región del rojo (Red). El NDVI varía en un rango de -1 a 1, donde los valores más altos indican una mayor densidad y salud de la vegetación (Rouse *et al.*, 1974).

Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

El NDVI se utiliza comúnmente para estimar la densidad y la salud de la vegetación. Se calcula utilizando la siguiente ecuación:

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$$

Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NWDI)

Por otro lado, el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NWDI) es otro modelo espectral ampliamente utilizado en el análisis de datos de sensores remotos para detectar la presencia y distribución del agua en una determinada área. El NWDI ha demostrado ser efectivo en la detección de cuerpos de agua, como ríos, lagos, embalses y humedales, así como en la identificación de áreas inundadas durante eventos de lluvia intensa o desbordamientos de ríos. Con este modelo es posible monitorear y analizar la distribución espacial del agua, lo que resulta especialmente útil en estudios hidrológicos, gestión de recursos hídricos y detección de cambios en el entorno acuático (McFeeters, 1996).

El NWDI se basa en las propiedades espectrales del agua y utiliza una combinación de bandas en el espectro verde (Green) y el infrarrojo cercano (Near Infrared) para cuantificar la cantidad de agua presente en una imagen.

La ecuación para calcular el NWDI es la siguiente:

$$NWDI = (G - NIR) / (G + NIR)$$

Donde G representa la reflectancia en la región verde y NIR representa la reflectancia en la región del infrarrojo cercano. Al calcular el NWDI, se utiliza la diferencia entre la reflectancia en el verde y el infrarrojo cercano, normalizada por su suma. Los valores resultantes del NWDI varían en un rango de -1 a 1, donde los valores más altos indican una mayor presencia de agua en la superficie.

Índice de Vegetación Enriquecido (EVI)

El EVI (Índice de Vegetación Enriquecido) es un índice de vegetación que se utiliza para mejorar la sensibilidad del NDVI en áreas con una alta densidad de vegetación. A diferencia del NDVI, el EVI tiene en cuenta factores adicionales, como la influencia atmosférica y la presencia de aerosoles, lo que lo hace más adecuado para áreas con vegetación densa y condiciones ambientales variables.

La ecuación para calcular el EVI es la siguiente:

$$EVI = 2.5 * ((NIR - R) / (NIR + 6 * R - 7.5 * B + 1))$$

En esta ecuación, NIR representa la reflectancia en la región del infrarrojo cercano (Near Infrared), R representa la reflectancia en la región del rojo (Red) y B representa la reflectancia en la región azul (Blue). El factor multiplicativo de 2.5 se utiliza para amplificar el rango dinámico del índice y proporcionar una mejor discriminación entre diferentes densidades de vegetación.

El EVI varía en un rango de -1 a 1, donde los valores más altos indican una mayor densidad de vegetación. Al tener en cuenta factores atmosféricos y de iluminación, el EVI es especialmente útil en áreas con nubes, neblina o contaminación atmosférica, donde el NDVI puede ser menos preciso (Huete *et al.*, 2002).

Estos modelos espectrales desempeñan un papel fundamental en el monitoreo ambiental y en la toma de decisiones informadas para la gestión de recursos naturales. Al proporcionar información detallada sobre la superficie terrestre, ayudan a comprender mejor los cambios en los ecosistemas y contribuyen a la planificación y protección ambiental.

Si bien los modelos espectrales mencionados anteriormente, como el NDVI, NWDI y EVI, son

ampliamente utilizados en aplicaciones ambientales, es importante destacar que existen numerosos modelos adicionales desarrollados y utilizados en diversos contextos. Estos modelos se diseñan específicamente para abordar aspectos particulares de la superficie terrestre, como la detección de incendios forestales, la estimación de la calidad del agua o el monitoreo de la degradación del suelo.

Cada uno de estos modelos se adapta a los requisitos y objetivos específicos de cada aplicación ambiental. Por ejemplo, un modelo destinado a la detección de incendios forestales puede utilizar la información espectral para identificar áreas con altas temperaturas y emisiones de gases, mientras que un modelo para la estimación de la calidad del agua puede analizar las propiedades ópticas de la luz en diferentes bandas espectrales para determinar la presencia de contaminantes.

Tecnologías para la Monitorización Ambiental

El avance tecnológico ha permitido el desarrollo de herramientas innovadoras para la monitorización ambiental. En este contexto, los drones, avionetas, imágenes satelitales y LiDAR han demostrado ser tecnologías prometedoras para obtener datos precisos y detallados de los ecosistemas y recursos naturales. Este texto presenta una visión general de cada tecnología y su aplicación en el monitoreo ambiental.

Los drones son aeronaves no tripuladas que pueden ser equipadas con cámaras y sensores especializados. Estos dispositivos permiten obtener imágenes aéreas de alta resolución y datos geoespaciales, lo que los convierte en una herramienta eficiente para el monitoreo de ecosistemas, detección de cambios en la cobertura terrestre y seguimiento de la biodiversidad (Palacios-Vargas *et al.*, 2020). Además, los drones son versátiles, de bajo costo y pueden acceder a áreas de difícil acceso, lo que los hace ideales para estudios de pequeña escala.

Las avionetas equipadas con sensores remotos y sistemas de mapeo proporcionan una cobertura más amplia y rápida en comparación con los drones. Estas aeronaves permiten la captura de imágenes aéreas y datos geoespaciales a gran

escala, lo que es fundamental para el monitoreo de áreas extensas y la detección de cambios en el paisaje (Morsdorf *et al.*, 2018). Sin embargo, su implementación requiere una planificación cuidadosa y mayores recursos financieros.

Los satélites de observación terrestre capturan imágenes de alta resolución de la superficie terrestre en una escala global. Estas imágenes satelitales proporcionan datos actualizados y consistentes sobre la cobertura terrestre, cambios en el uso del suelo y dinámicas ambientales a lo largo del tiempo (Wulder *et al.*, 2018). Además, la disponibilidad de imágenes satelitales de acceso público, como las proporcionadas por la NASA y el programa Landsat, ha facilitado su utilización en estudios científicos y aplicaciones de gestión ambiental.

El LiDAR (Detección y Rango de Luz) es una tecnología que utiliza pulsos de luz láser para medir la distancia y generar mapas tridimensionales del terreno y la vegetación. Esta tecnología es especialmente útil en la caracterización de la estructura forestal, la estimación de biomasa y la detección de cambios en el dosel arbóreo (Asner *et al.*, 2015). El LiDAR proporciona datos detallados y precisos, pero su costo y la necesidad de equipos especializados pueden ser limitantes en su implementación a gran escala.

Las tecnologías avanzadas, como los drones, avionetas, imágenes satelitales y LiDAR, ofrecen oportunidades emocionantes para mejorar la monitorización ambiental. Cada una de estas tecnologías tiene ventajas y desafíos específicos, y su elección dependerá de los objetivos de estudio, el área geográfica y los recursos disponibles. La integración de estas tecnologías en programas de monitoreo ambiental permitirá una mejor comprensión de los ecosistemas y la toma de decisiones informadas para la conservación y gestión sostenible de los recursos naturales.

Carencia de la aplicación de sensores remotos e inteligencia artificial en México: una brecha en la gestión ambiental

Diversos estudios han señalado la falta de aplicación de sensores remotos en la moni-

ción de los ecosistemas mexicanos. Por ejemplo, López-Caloca *et al.* (2020) destacan la carencia de datos actualizados y precisos sobre la cobertura forestal en México, lo cual limita la capacidad de evaluación y planificación de la conservación de los bosques.

La falta de integración de la inteligencia artificial en la gestión ambiental de México se ha convertido en una barrera significativa para el análisis y la interpretación de los datos obtenidos por los sensores remotos. Chávez *et al.* (2019) enfatizan la necesidad de implementar algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación y seguimiento de cambios en los ecosistemas.

La carencia de aplicaciones de sensores remotos e inteligencia artificial en México puede atribuirse en parte a la falta de inversión en infraestructura tecnológica adecuada. Esta falta de recursos técnicos y económicos dificulta la adquisición y el procesamiento de datos, así como la implementación de sistemas de inteligencia artificial en la gestión ambiental (Romo-López *et al.*, 2020).

La carencia de aplicación de sensores remotos e inteligencia artificial en México en general representa una brecha significativa en la gestión ambiental. La falta de datos actualizados y la insuficiente integración de algoritmos de inteligencia artificial limitan la capacidad de monitoreo y conservación de los ecosistemas. Es crucial realizar inversiones adecuadas en infraestructura y promover la colaboración entre instituciones científicas, gubernamentales y sector privado para superar esta brecha y aprovechar plenamente el potencial de estas tecnologías en la toma de decisiones ambientales.

Conclusiones

La capacidad de los sensores remotos para detectar deforestación, evaluar la biomasa forestal y prevenir incendios, con la capacidad de la Inteligencia Artificial (IA) para procesar grandes cantidades de datos y extraer patrones, ha mejorado significativamente la

toma de decisiones en la gestión forestal. Asimismo, la utilización de modelos espectrales ha proporcionado herramientas valiosas para el análisis de datos de sensores remotos y la cuantificación de características específicas de la superficie terrestre.

La carencia de aplicación de sensores remotos e inteligencia artificial en México, lo que representa una brecha significativa en la gestión ambiental del país. La falta de inversión en infraestructura tecnológica adecuada y la necesidad de implementar algoritmos de aprendizaje automático son señaladas como obstáculos para la adquisición y procesamiento de datos, así como para la implementación de sistemas de inteligencia artificial en la gestión ambiental mexicana. Superar esta brecha requerirá inversiones adecuadas y colaboración entre instituciones científicas, gubernamentales y el sector privado.

Literatura citada

- Asner, G. P., Knapp, D. E., Martin, R. E., Tupayachi, R., Anderson, C. B., Carranza, L., ... y Wright, S. J. (2013a). Targeted carbon conservation at national scales with high-resolution monitoring. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(47), E5012-E5020. DOI: 10.1073/pnas.1315021110.
- Asner, G. P., Mascaro, J., Muller-Landau, H. C., Vieilledent, G., Vaudry, R., Rasamoelina, M. y Hall, J. S. (2013b). A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 173(2), 463-485.
- Asner, G. P., Mascaro, J., Muller-Landau, H. C., Vieilledent, G., Vaudry, R., Rasamoelina, M. y Knapp, D. E. (2015). A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 178(2), 501-511.
- Barnes, M. L., Cattau, M. E. y Husak, G. J. (2016). Using LiDAR remote sensing to predict forest development and woody plant invasion in a temperate deciduous forest. *Remote Sensing*, 8(11), 934.
- Bastin, J. F., Rutishauser, E., Kellner, J. R., Saatchi, S. S., Pélissier, R., Hérault, B., ... & Bogaert, J. (2019). Pan-tropical prediction of forest structure and carbon stocks from Sentinel-1 and -2. *Remote Sensing of Environment*, 221, 24-45.
- Cavender-Bares, J., Gamon, J. A., y Townsend, P. A. (2020). *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer Open. DOI: 10.1007/978-3-030-33157-3
- Chávez, R. E., Villa, J. R., Ramírez-Mancilla, J., & Trejo-Saldaña, R. (2019). Aplicación de la inteligencia artificial para el monitoreo y seguimiento de áreas naturales protegidas en México. En *Memorias del XVIII Congreso Nacional de Ingeniería de Organización* (CIO 2019) (pp. 559-568). DOI: 10.4995/CIO2019.2019.10783.
- FAO. (2022). Global Forest Resources Assessment 2020. Main Report. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Recuperado de <http://www.fao.org/3/CA8755EN/CA8755EN.pdf>.
- Flores-Rodríguez, A. G., Flores-Garnica, J. G., González-Eguiarte, D. R., Gallegos-Rodríguez, A., Zarazúa-Villaseñor, P. y Mena-Munguía, S. (2022). Estimación de regeneración mediante variables ambientales e índices espectrales en ecosistemas con incendios forestales. *e-CUCBA*, (18), 28-39.
- Gamon, J. A. y Townsend, P. A. (2019). Remote sensing of plant biodiversity. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111339. DOI:10.1016/j.rse.2019.111339.
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A. y Sveinsson, J. R. (2019). Artificial intelligence in earth observation-based forest monitoring. *Remote Sensing*, 11(8), 969. DOI: 10.3390/rs11080969.
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A. y Sveinsson, J. R. (2019). *Introduction to remote sensing*. CRC Press. London, UK.
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., ... y Kommareddy, A. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160), 850-853.
- Huete, A. R., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X. y Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2
- IPCC. (2018). Global warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty. En V. Masson-Delmotte, P. Zhai, H. O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P. R. Shukla, ... y T. Waterfield (Eds.). IPCC. <https://www.ipcc.ch/sr15/>.
- Krause, J. M., Belloso, E. S. y Bouza, P. J. (2018). Edafología y Paleosuelos. XVI Reunión Argentina de Sedimentología. Universidad Nacional de Río Negro

- Korhonen, L., Hantula, J., & Härkönen, M. (2017). Remote sensing in forest health assessment—A review. *Current Forestry Reports*, 3(1), 1-14.
- Liu, X., Zhang, L., Wu, Y., Huang, Y., Chen, G., Chen, X., ... & Chen, J. (2018). A comparison of classification algorithms for mapping tropical rainforest in the Amazon basin using multi-temporal L-band SAR imagery. *Remote Sensing*, 10(10), 1607. DOI: 10.3390/rs10101607.
- López-Caloca, A. A., González-González, J. J., Zárate-Domínguez, E. D., Carrera-Hernández, J. J. y Palacios-Vargas, J. G. (2020). Análisis de la deforestación y cambio de uso de suelo en México: Limitantes en la adquisición de datos espaciales. *Política y Cultura*, (53), 13-41. DOI:10.24201/pyc.v0i53.2320.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. DOI: 10.1080/01431169608948714
- Molina, J. R., Vega-García, C., Chuvieco, E., y Aguado, I. (2015). Mapping postfire vegetation recovery with high-resolution imagery: A case study in Central Spain using GeoEye-1 and WorldView-2. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1), 096073.
- Morsdorf, F., Kükenbrink, D., Schneider, F. D., Schaepman, M. E. y Gastellu-Etchegorry, J. P. (2018). Combined airborne laser scanning and imaging spectroscopy for forest canopy characterization. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139, 38-55.
- Muraoka, H., Nagai, S., Koizumi, H., Saitoh, T. M., Tamura, M., Suzuki, R., ... y Kajimoto, T. (2019). Remote sensing of vegetation function and traits: An overview. *Remote Sensing*, 11(19), 2275.
- Palacios-Vargas, J. G., Ángeles-Pérez, G. y López-Caloca, A. A. (2020). Uso de drones en el monitoreo de la biodiversidad y la conservación de ecosistemas en México. En *Memorias del XVIII Congreso Nacional de Ingeniería de Organización (CIO 2019)* (pp. 1091-1098).
- Romo-López, M. R., Muñoz-García, M. A., Ortega-Gutiérrez, F., Romero-Romero, J. L., y Tzompantzi-González, S. L. (2020). Aplicación de sensores remotos en el monitoreo de humedales costeros en México: estado actual y perspectivas futuras. *Terra Latinoamericana*, 38(1), 37-54.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. y Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. En *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, NASA SP-351*, (1), 309-317.
- Van Wagendonk, J. W., Root, R. R. y Key, C. C. (2013). Comparison of airborne and satellite high-resolution image data for emergency response to a forest fire. *Remote Sensing*, 5(5), 2303-2322.
- Vihemäki, H., Repola, J., Korhonen, L. y Lähde, E. (2017). Mapping degraded peatlands for restoration planning using airborne laser scanning and hyperspectral data. *Remote Sensing*, 9(11), 1132.
- Wulder, M. A., Masek, J. G., Cohen, W. B., Loveland, T. R., Woodcock, C. E. y Fosnight, E. A. (2018). Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 204, 2-10.
- Wulder, M. A., White, J. C., Loveland, T. R., Woodcock, C. E., Belward, A. S., Cohen, W. B., ... y Olofsson, P. (2019). The global Landsat archive: Status, consolidation, and direction. *Remote Sensing of Environment*, 225, 161-176. DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.029.
- Zhu, Z. y Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 144, 152-171.