

Una revisión del uso de imágenes Sentinel-2 para el monitoreo de la cobertura boscosa a nivel global

A review of the use of Sentinel-2 imagery for global forest cover monitoring

Ronald Hugo Puerta Tuesta¹  José Alberto Iannacone Oliver²  Manuel Emilio Reátegui Inga³ 

¹Universidad Nacional Agraria de la Selva, Facultad de Recursos Naturales Renovables, Tingo María, Perú

²Universidad Nacional Federico Villarreal, Facultad de Ciencias Naturales y Matemática, Lima, Perú

³Universidad Nacional Intercultural de la Selva Central Juan Santos Atahualpa, Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental, Chanchamayo, Perú

Resumen

El presente trabajo tuvo como objetivo realizar una revisión sistemática del uso de imágenes Sentinel-2 para el monitoreo de la cobertura boscosa a nivel global, para lo cual se empleó el protocolo propuesto por Prisma 2009. La búsqueda de los artículos científicos publicados entre el 2015 y 2021 se realizó en las bases de datos: Scopus y Science Direct, analizándose un total de 65 artículos en los que se detalla los diferentes tipos de clasificadores utilizados para procesar las imágenes S-2, la exactitud temática lograda en la cartografía, así como el aumento, mantenimiento o retroceso de los bosques y sus principales causas a nivel mundial. Como resultados se encontró que Random Forest (RF) es el clasificador más utilizado para el procesamiento digital de las imágenes S-2, el cual logra en la mayoría de los casos una exactitud temática superior al 85%. En los trabajos multitemporales, se ha encontrado que la cobertura boscosa en Sudamérica y África se ha visto disminuida por actividades como la agricultura y ganadería. Mientras que, en algunos países asiáticos la cobertura boscosa se ha incrementado como consecuencia de la implementación de programas de reforestación y manejo forestal comunitario. Por lo que los resultados sugieren que las imágenes Sentinel-2 presentan un enorme potencial para llevar a cabo el seguimiento continuo y sistemático de la pérdida o ganancia de los bosques en todo el planeta.

Abstract

The objective of this work was to carry out a systematic review of the use of Sentinel-2 images for monitoring forest cover at a global level, for which the protocol proposed by Prisma 2009 was used. The search for scientific articles published between 2015 and 2021 was carried out in the databases: Scopus and Science Direct, analyzing a total of 65 articles that detail the different types of classifiers used to process the S-2 images, the thematic accuracy achieved in the cartography, as well as the increase, maintenance or decline of forests and its main causes worldwide. As results, it was found that Random Forest (RF) is the most used classifier for the digital processing of S-2 images, which in most cases achieves a thematic accuracy greater than 85%. In multi-temporal work, it has been found that forest cover in South America and Africa has been decreased by activities such as agriculture and livestock. While, in some Asian countries, forest cover has increased as a result of the implementation of reforestation and community forest management programs. Therefore, the results suggest that Sentinel-2 images have enormous potential to carry out continuous and systematic monitoring of forest loss or gain across the planet.

Keywords:

Forest, forest cover, Forest ecosystem, Sentinel-2.

Palabras clave:

Bosque, cobertura boscosa, Ecosistema forestal, Sentinel-2.

Cómo citar:

Puerta, R.H., Iannacone, J.A., Reátegui, M.E. Una revisión del uso de imágenes Sentinel-2 para el monitoreo de la cobertura boscosa a nivel global. Ingeniería y Competitividad, 2023, 25(3); e-30612708. doi:

<https://doi.org/10.25100/iyv.25i3.12708>

Recibido: 22-12-22

Aceptado: 05-09-23

Correspondencia:

ronald.puerta@unas.edu.pe
joseiannacone@gmail.com
mreategui@uniscjsa.edu.pe

Este trabajo está licenciado bajo una licencia internacional Creative Commons Reconocimiento-No Comercial-CompartirIgual4.0.

Conflicto de intereses:

Ninguno declarado



¿Por qué se realizó?

El presente trabajo se realizó con la finalidad de dar a conocer en forma resumida los aspectos más importantes en los que destaca las imágenes Sentinel-2 en el monitoreo de la cobertura boscosa a nivel global, esto debido que a pesar que los productos S-2 poseen una resolución espacial de 10 m x 10 m y son de acceso gratuito; aún son pocas utilizadas en la elaboración de cartografía forestal sobre todo en países latinoamericanos.

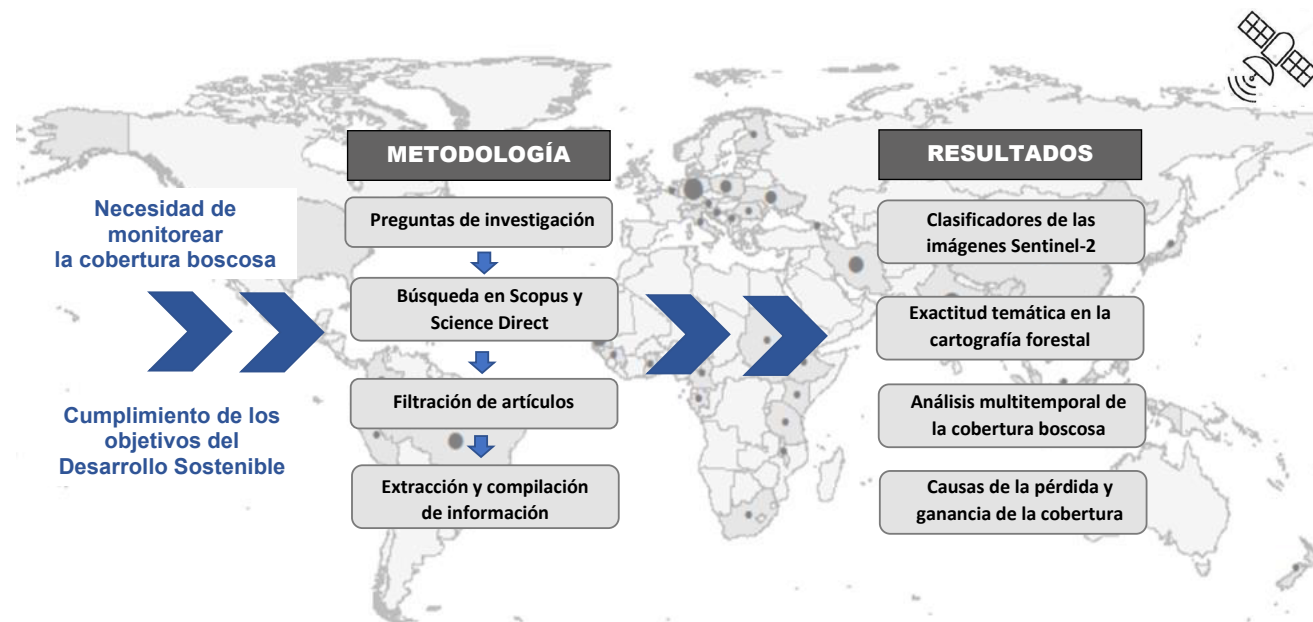
¿Cuáles fueron los resultados más relevantes?

De acuerdo a la literatura científica consultada, se ha encontrado que los autores utilizan diferentes algoritmos para procesar digitalmente las imágenes S-2; siendo Random Forest el más utilizado. Asimismo, los usuarios de las imágenes S-2 las combinan con otros productos satelitales y utilizan diferentes técnicas y clasificadores logrando obtener una cartografía con exactitud temática alta. Finalmente, los estudios multitemporales han permitido conocer el avance o retroceso de la cobertura boscosa a nivel mundial; siendo Sudamérica y África Central las zonas donde la cobertura boscosa se ha visto mermada considerablemente, mientras que en algunos países del Asia, la superficie boscosa se ha incrementado.

¿Qué aportan estos resultados?

Los resultados aportan valiosos datos para la comunidad académica y científica para continuar generando cartografía forestal de alta exactitud temática cuantificando la pérdida o ganancia de la cobertura boscosa en todo el mundo, esta información continua y sistemática sirve de base para la mejor toma de decisiones cuando se trata de ajustar e implementar los programas y proyectos de conservación de bosques.

Graphical Abstract



Introducción

A nivel mundial y en especial en los países en vía de desarrollo urge la necesidad de fortalecer las capacidades para monitorear la cobertura boscosa con la finalidad de medir el cumplimiento de la Agenda 2030 (1), considerando que los bienes y servicios ecosistémicos que brindan los bosques aportan mejoras en salud, seguridad alimentaria y energética a las poblaciones que los poseen y los manejan responsablemente, lo que se traduce en contribuciones importantes al logro de muchos de los Objetivos del Desarrollo Sostenible propuestos por la Convención de las Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación (2).

A pesar de los múltiples beneficios que nos proporcionan estos ecosistemas terrestres la deforestación y degradación forestal siguen avanzando a una velocidad alarmante, es así que se ha calculado que en las últimas cuatro décadas se han perdido en todo el mundo 420 millones de hectáreas, siendo la causa principal la expansión agrícola que trae consigo la fragmentación y la erosión de la biodiversidad asociada al ecosistema forestal (3).

Es este contexto, surgen iniciativas globales que ofertan soluciones tecnológicas para cartografiar la cobertura del bosque, utilizando métodos sofisticados y de acceso libre para obtener resultados más exactos y al alcance de todos. El programa *Copernicus* dedicado a la observación de la tierra cuenta con una constelación de satélites Sentinel y otras misiones en tierra que ofrecen servicios que abordan desafíos como alimentos, agua, energía, clima y seguridad civil (4).

Es así que en el 2015 se pone en órbita el primer satélite Sentinel-2 (S-2) y en el 2017 se completa la misión con el lanzamiento y funcionamiento del segundo satélite. Cada uno de estos satélites gemelos está equipado con un instrumento óptico multiespectral (MSI, *Multispectral Instrument*) que permite capturar datos de 13 bandas espectrales: cuatro bandas con una resolución espacial de 10 m, seis bandas de 20 m y tres bandas de 60 m (70). Muchos estudios han demostrado que la cobertura y el tipo de bosque pueden mapearse con éxito a una resolución espacial de 10 m con los datos Sentinel-2 (5). Adicional a estas características los productos S-2 presentan ciertas ventajas respecto a otras imágenes ópticas de acceso libre, debido a que a partir del 2018 el portal de *Copernicus* distribuye imágenes corregidas atmosféricamente (6) lo que representa un ahorro de tiempo y esfuerzo a los usuarios S-2.

No obstante, con todas las características descritas anteriormente, muchas instituciones educativas y de investigación e incluso países, aún no han optado por realizar el seguimiento de sus áreas boscosas utilizando datos procedentes de las imágenes Sentinel-2, sabiendo que son de acceso libre, directo y abierto. Por lo que el presente trabajo tiene por finalidad revisar y analizar literatura científica referente al aporte de las imágenes Sentinel-2 en el monitoreo del avance o retroceso de la cobertura boscosa en el mundo, así como la exploración de los procedimientos más comunes empleados por los usuarios finales.

Metodología

Se recopiló, filtró y sintetizó artículos científicos que contienen información sobre el uso de imágenes Sentinel-2 en el estudio de cobertura boscosa, publicados entre enero del 2015 y febrero del 2021, para lo cual se utilizó el protocolo de revisión sistemática propuesto por Prisma 2009 (7). La búsqueda se llevó a cabo en dos bases de datos: *Scopus* y *Science Direct*. Para cada motor de búsqueda se exploraron solo artículos de revistas arbitrados con las palabras clave "Sentinel-2" "forest" "cover". Para ser

seleccionados los artículos debían detallar ciertos aspectos como el tipo de clasificador o algoritmo empleado para procesar las imágenes S-2, y la exactitud temática lograda en la cartografía forestal. En el caso de estudios multitemporales, tenía que detallar el aumento, mantenimiento o retroceso de los bosques, así como las causas que expliquen dicha variación en la cobertura. Se han excluido de esta revisión los estudios de uso de la tierra, cambio de uso de la tierra, áreas quemadas, incendios forestales, identificación de especies o cualquier otro tema cuyo eje central no sean los bosques en su estado natural. Se eligió un total de 65 artículos, de los cuales el 65% han sido publicados en revistas referentes a Teledetección, siendo *Remote Sensing* con el mayor número de registros; el 29% corresponde a revistas vinculadas al campo forestal, ciencias biológicas o agronómicas y el 6% pertenece a revistas de otra índole. Respecto al área de estudio, los trabajos se ejecutaron en bosques de los cinco continentes, siendo Asia el que presenta mayor número de registros: China (nueve); India (seis) y Vietnam (cinco). Figura 1.

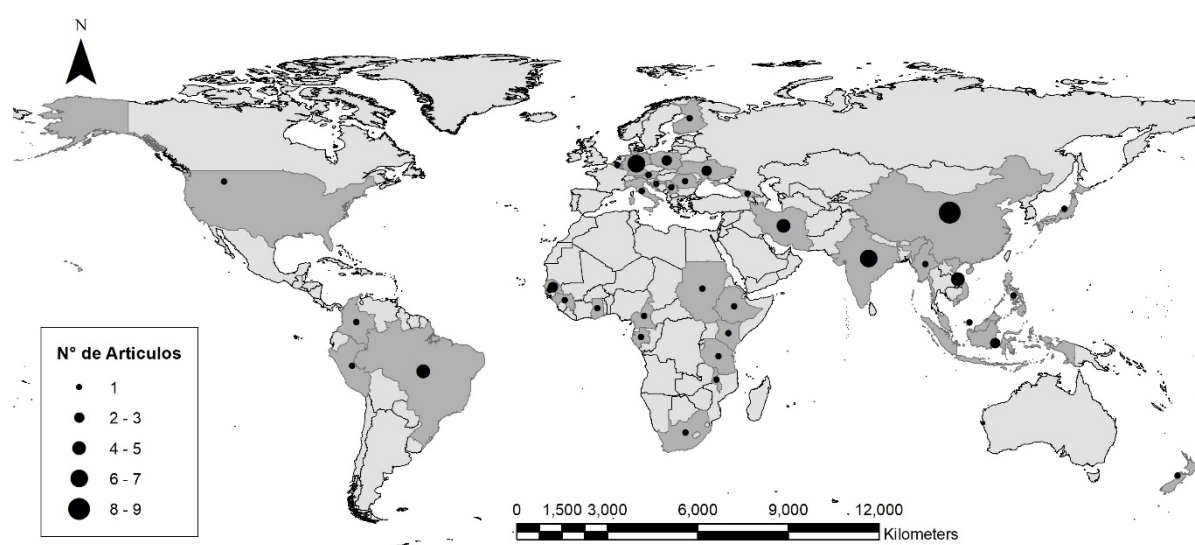


Figura 1. Distribución de los artículos publicados sobre el uso de imágenes S-2 para el monitoreo de bosques en el mundo.

Resultados y discusión

Clasificadores de imágenes S-2

Desde la aparición de la teledetección los especialistas han desarrollado clasificadores como algoritmos e índices que les permitan extraer de las imágenes satelitales la mayor cantidad de información del terreno (19). Por un lado, una gran colección de algoritmos, desde los tradicionales hasta los más avanzados, que reagrupa los píxeles de las imágenes para ubicar, delimitar y cuantificar la cobertura terrestre. Dentro de los clasificadores tradicionales empleados por los usuarios de S-2, se ha encontrado que a pesar de basarse en estadística convencional, los de máxima probabilidad (*maximum likelihood*) (17,20-22) y los de distancia mínima (*minimum distance*) (23,24) siguen siendo de gran ayuda para discriminar bosques de otro tipo de coberturas.

Con el avance de la geoinformática han aparecido clasificadores más robustos, como los que se han implementado con base a la inteligencia artificial, y los productos S-2 están siendo procesados con algoritmos con enfoque en el aprendizaje de máquinas como *Random Forest* que actualmente es el algoritmo más utilizado, (8,25,26)

máquinas de vector de soporte (*support vector machine*) , ([11,14,27](#)) *boosting* ([12,27](#)) y *normal bayes*. ([29](#)) Además, los autores recurren a las redes neuronales artificiales (*neural network*) basadas en procesos complejos como el aprendizaje profundo, para conseguir mapas de cobertura boscosa con exactitud temática muy alta. ([9,30](#))

Por otra parte, muchos autores hacen uso de los índices espectrales como clasificadores o como paso previo a la clasificación de imágenes para discriminar vegetación ([13,31](#)), siendo el índice de vegetación de diferencia normalizada (*normalized difference vegetation index*) el más empleado con imágenes S-2. Los usuarios utilizan este índice para comparar y comprobar datos obtenidos en Inventarios Forestales Nacionales ([71](#)) como capa de entrada para utilizar algoritmos de aprendizaje automático, ([23,32-35](#)) con algoritmos de aprendizaje profundo, ([30,36](#)) así como con otros índices espectrales. ([18,37](#))

Finalmente, los usuarios exploran métodos efectivos que completen y actualicen información explícita y detallada de los bosques, ([16,14,38-42](#)) los combina con métodos conocidos ([43,44](#)) o generan clasificadores para un determinado tipo de bosque. ([45](#))

Exactitud temática en la cartografía forestal

Uno de los aspectos más importante que se tiene en cuenta cuando se elaboran mapas forestales es la exactitud temática; considerada como la fiabilidad de la clasificación de la imagen empleada frente a coberturas de referencias, la cual se consigue de elaborar una matriz de doble entrada donde se contrasta los aciertos o conflictos de las categorías encontradas en la clasificación versus la realidad. ([18](#)) En la tabla 1 se muestran algunos trabajos procedentes de investigaciones de cobertura boscosa donde la toma de las imágenes corresponde a una fecha específica, indicando el clasificador utilizado junto a la exactitud temática alcanzada.

Tabla 1. Estudios transversales sobre cobertura boscosa utilizando imágenes S-2

País	Clasificador	Exactitud (%)	Referencia
África	SVM	91-93	(14)
Alemania y Sudáfrica	RF	91.9	(46)
Brasil	NN	95.0	(9)
China	RF	85.3 – 91.1	(47)
	RF	87.4 – 94.22	(48)
	RF	97.2	(49)
Colombia	ML	80	(50)
Estados Unidos	SVM	74.3	(11)
Etiopía y Tanzania	NDVI	70	(51)
Europa	NDVI y K- Medias	34.8 – 92.1	(52)
India	RF	83.10	(53)
Indonesia	RF	89.4 – 91.2	(54)

Irán	RF	83.9	(55)
	RF	65.5	(56)
Nueva Zelanda	SVM	80.5	(57)
Polonia	MD	90.54	(58)
	ML y MD	98.47	(59)
Serbia	NDVI y RF	82.9	(60)
Ucrania	RF	85	(61)
Vietnam	NDVI	85.6	(62)
	RF	85.7	(63)

RF: Random Forest, SVM: Máquinas de Vector de Soporte, NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada, MD: Distancia mínima, NN: Redes neuronales artificiales y ML: Máxima probabilidad.

Para conseguir valores más cercanos a la realidad los cartógrafos del bosque han optado por fusionar datos S-2 con imágenes de otros sensores, como es el caso de Sentinel-1 (S-1), que es otra misión del programa *Copernicus*. Por ser un sensor óptico una de las limitantes del S-2 es la disponibilidad de imágenes sin nubes, [\(5\)](#) mientras que los datos procedentes de SAR (Radar de Apertura Sintética) de la banda C de Sentinel-1 por ser un sensor activo son insensibles a las nubes y pueden ser útiles para monitorear los bosques que se distribuyen en regiones que a menudo están nubladas, encontrándose que la combinación de datos S-2 y S-1 son un enfoque óptimo para conseguir mapas de mayor exactitud. [\(25,46,53,64\)](#) Del mismo modo, los datos del sensor activo PALSAR-2/ScanSAR combinados con S-2 mostraron mejores resultados de clasificación en clases forestales en comparación con los productos de datos de otros sensores. [\(62\)](#)

Al respecto es conveniente mencionar que las imágenes S-2 no siempre son utilizadas como insumo principal para elaborar mapas forestales, por su resolución espacial media algunas veces son requeridas en la validación para calcular la exactitud temática de la cartografía producida con base a imágenes de otros sensores. [\(65,66\)](#) Finalmente, desde su aparición las imágenes S-2 han sido comparadas con productos de otros sensores obteniendo mayor exactitud temática cuando las han comparado con su mayor competidor *Landsat 8* [\(18\)](#).

[Análisis multitemporal de la cobertura boscosa](#)

A diferencia de los estudios revisados en el acápite anterior las investigaciones que analizan el dosel forestal en periodos de tiempo prolongados denominadas multitemporales nos permiten graficar la dinámica de la cobertura y cómo esta puede aumentar, disminuir o mantenerse en el tiempo. En la tabla 2 se muestran algunas investigaciones de tipo longitudinal sobre el seguimiento de la cobertura forestal; si bien el primer satélite S-2 fue puesto en órbita el 2015, sus imágenes son utilizadas en estudios de décadas atrás complementando la información espacial proporcionada por los satélites *Landsat*. [\(17,21,67,68\)](#) En los casos donde se hizo el seguimiento a hechos que afectan los bosques como la deforestación, ha sido posible determinar los años en que ocurren los picos más altos y bajos [\(8\)](#) lo que no deja duda de que el monitoreo y cartografiado de las tierras forestales acompañado de un análisis temporal proporcionan información útil para desarrollar políticas necesarias para proteger estos ecosistemas [\(69\)](#).

Tabla 2. Estudios multitemporales sobre cobertura boscosa utilizando imágenes S-2.

País	Clasificador	Exactitud	Cobertura	Referencia
Brasil	RF	97	Se mantuvo	(8)
Camerún	No especifica	No especifica	Se mantuvo	(15)
Ghana	ML	72	Se redujo	(68)
India	SVM	93 - 94	Se incrementó	(27)
India	NDVI y otros índices	No especifica	Se redujo	(37)
India	ML	85.67	Se incrementó	(20)
India	ML	89.44	Se redujo	(21)
Malasia e Indonesia	NDVI y Análisis de Vector de Cambio	89	Se redujo	(42)
Perú	ML	88	Se redujo	(10)
Tanzania y Kenia	RF	0.57	Se redujo	(26)
Togo	ML	97	Se redujo	(22)
Vietnam	NDVI y Algoritmo de similitud de superposición	83	Se redujo	(16)
Vietnam	NDVI	79.5 – 85.6	Se incrementó	(67)
Vietnam	ML	91	Se incrementó	(17)

RF: Random Forest, SVM: Máquinas de Vector de Soporte, NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada y ML: Máxima probabilidad.

Causas de la pérdida y ganancia de la cobertura boscosa

Para poder comprender el proceso de la disminución y aumento de la cobertura forestal es necesario conocer las causas directas e indirectas que están estrechamente vinculadas a las políticas aplicadas por los gobiernos hacia los bosques. Como se trató en el acápite anterior, la situación actual de estos ecosistemas difiere entre países, encontrándose más vulnerables principalmente en aquellos que se encuentran en vía de desarrollo. Tanto en Sudamérica como en África Central la cobertura boscosa se está perdiendo a una velocidad alarmante, siendo la causa principal la tala de árboles para ganar tierras destinadas a la agricultura y la ganadería. En Perú por ejemplo, las plantaciones de palma aceitera están reemplazando los bosques amazónicos, este cultivo está siendo establecido por pequeños propietarios y por las grandes industrias, como consecuencia de vacíos en las políticas gubernamentales que incentivan indirectamente la expansión de la palma aceitera dentro de bosques primarios, [\(10\)](#) similar escenario ocurre en Camerún y Togo, donde la pérdida de bosques está directamente relacionada con la expansión de palma aceitera, el aumento de la población, los incendios forestales y la extracción de madera. [\(15,22\)](#) Además, existen otras causas de origen natural que atentan contra la integridad de los bosques, como es el caso de los manglares ubicados en las islas indias, que son eventualmente afectadas por los tsunamis ocurridos en el océano Índico y el aumento del nivel del mar [\(37\)](#).

Cabe resaltar que no todo ha sido retroceso; también hubo un incremento de los bosques como lo ocurrido en algunos países asiáticos. El área boscosa de Vietnam se incrementó hasta en un 8% posterior a la guerra debido a la implementación de proyectos de plantaciones, las buenas prácticas y la gestión a nivel local. (17,62,67) Del mismo modo en la India ocurrió un aumento significativo de la extensión de manglares debido que se llevaron a cabo acciones de plantación, concientización de la población, restauración de áreas degradadas y ejecución de planes de manejo forestal en la zona costera (27).

Conclusiones

Los estudios han demostrado que las imágenes S-2 presentan un gran potencial para el monitoreo sistemático y continuo de las tierras forestales en todo el mundo, los autores utilizan diferentes clasificadores para procesar las imágenes S-2 siendo los más empleados los desarrollados con estadística convencional y últimamente con inteligencia artificial, logrando conseguir cartografía forestal con exactitud temática superior al 80% en la mayoría de los casos. Además, los trabajos longitudinales han permitido determinar el avance o retroceso de la cobertura boscosa, siendo los bosques de Sudamérica y África central los que se encuentran en situación vulnerable, a consecuencia de la deforestación realizada para ganar tierras y destinarlas a la agricultura, mientras que en algunos países de Asia la cobertura boscosa se ha incrementado gracias a los programas de reforestación y manejo forestal comunitario.

La política de libre acceso de S-2 ofrece oportunidades para las organizaciones gubernamentales y la comunidad científica y académica para el estudio cuali-cuantitativo de los bosques amazónicos, andinos y secos del Perú elaborando cartografía forestal de alta exactitud temática que permita identificar los motores de deforestación y proporcione información relevante para ajustar políticas públicas en aras de la conservación y el aprovechamiento racional de estos ecosistemas.

Referencias bibliográficas

- (1). Sims, N. C., England, J. R., Newnham, G. J., Alexander, S., Green, C., Minelli, S., et al. (2019). Developing good practice guidance for estimating land degradation in the context of the United Nations Sustainable Development Goals. *Environmental Science & Policy*, 92, 349–355. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2018.10.014>
- (2). Mullan, K. (2014). The value of forest ecosystem services to developing economies. Center for Global
- (3). FAO & PNUMA (2020). El estado de los bosques del mundo 2020. Los bosques, la biodiversidad y las personas. Roma: FAO.
- (4). Aschbacher, J. (2017). ESA's earth observation strategy and Copernicus. In: Onoda, M. & Young, O. (eds), *Satellite earth observations and their impact on society and policy* (pp. 81-86). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-3713-9_5
- (5). Hościło, A., & Lewandowska, A. (2019). Mapping forest type and tree species on a regional scale using multi-temporal Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 11(8), 929. <https://doi.org/10.3390/rs11080929>
- (6). ESA (European Space Agency) 2021. Sentinel-2. Disponible en: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>

- (7). Harris, J. D., Quatman, C. E., Manring, M. M., Siston, R. A., & Flanigan, D. C. (2013). How to write a systematic review. *The American journal of sports medicine*, 42(11), 2761-2768. [10.1177/0363546513497567](https://doi.org/10.1177/0363546513497567)
- (8). Brovelli, M., Sun, Y., & Yordanov, V. (2020). Monitoring forest change in the amazon using multi-temporal remote sensing data and machine learning classification on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), 580. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100580>
- (9). Nazarova, T., Martin, P., & Giuliani, G. (2020). Monitoring vegetation change in the presence of high cloud cover with Sentinel-2 in a lowland tropical forest region in Brazil. *Remote Sensing*, 12(11), 1829. <https://doi.org/10.3390/rs12111829>
- (10). Glinskis, E., & Gutiérrez-Vélez, V. (2019). Quantifying and understanding land cover changes by large and small oil palm expansion regimes in the Peruvian Amazon. *Land Use Policy*, 80, 95-106. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.09.032>
- (11). Clark, M. (2020). Comparison of multi-seasonal Landsat 8, Sentinel-2 and hyperspectral images for mapping forest alliances in Northern California. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, 26-40. <https://doi.org/10.1016/j.isprs.2019.11.007>
- (12). Nink, S., Hill, J., Stoffels, J., Buddenbaum, H., Frantz, D., & Langshausen, J. (2019). Using landsat and Sentinel-2 data for the generation of continuously updated forest type information layers in a cross-border region. *Remote Sensing*, 11(20), 2337. <https://doi.org/10.3390/rs11202337>
- (13). Bolyn, C., Michez, A., Gaucher, P., Lejeune, P., & Bonnet S. (2018). Forest mapping and species composition using supervised per pixel classification of Sentinel-2 imagery. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*, 22(3), 16. [10.25518/1780-4507.16524](https://doi.org/10.25518/1780-4507.16524)
- (14). Zhang, W., Brandt, M., Wang, Q., Prishchepov, A. V., Tucker, C. J., Li, Y., et al. (2019). From woody cover to woody canopies: How Sentinel-1 and Sentinel-2 data advance the mapping of woody plants in savannas. *Remote Sensing of Environment*, 234, 111465. [doi:10.1016/j.rse.2019.111465](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111465)
- (15). Meli Fokeng, R., Gadinga Forje, W., Meli Meli, V., & Nyuyki Bodzemo, B. (2019). Multi-temporal forest cover change detection in the Metchie-Ngoum Protection Forest Reserve, West Region of Cameroon. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. [doi:10.1016/j.ejrs.2018.12.002](https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.12.002)
- (16). Le, H. T., Tran, T. V., Gyeltshen, S., Nguyen, C. P. T., Tran, D. X., Luu, T. H., et al. (2020). Characterizing Spatiotemporal Patterns of Mangrove Forests in Can Gio Biosphere Reserve Using Sentinel-2 Imagery. *Applied Sciences*, 10(12), 4058. [doi:10.3390/app10124058](https://doi.org/10.3390/app10124058)
- (17). Nguyen, L., Nguyen, C., Le, H., Tran, B. (2019). Mangrove mapping and above-ground biomass change detection using satellite images in coastal areas of Thai Binh province, Vietnam. *Forest and Society*, 3(2), 248-261. <https://doi.org/10.24259/fs.v3i2.7326>
- (18). Li, L., Li, N., Lu, D., & Chen, Y. (2019). Mapping Moso bamboo forest and its on-year and off-year distribution in a subtropical region using time-series Sentinel-2 and Landsat 8 data. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111265. [doi:10.1016/j.rse.2019.111265](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111265)

- (19). Chuvieco, E. 2010. Teledetección Ambiental (3^{ra} Ed). Barcelona, España: Ariel Ed.
- (20). Mishra, P., Rai, A., & Rai, S. (2020). Land use and land cover change detection using geospatial techniques in the Sikkim Himalaya, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 23(2), 133-143. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2019.02.001>
- (21). Salghuna, N., Prasad, P., & Kumari, J. (2018). Assessing the impact of land use and land cover changes on the remnant patches of Kondapalli reserve forest of the Eastern Ghats, Andhra Pradesh, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21(3), 419-429. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.01.005>
- (22). Atsri, H. K., Konko, Y., Cuni-Sanchez, A., Abotsi, K. E., & Kokou, K. (2018). Changes in the West African forest-savanna mosaic, insights from central Togo. *PLOS ONE*, 13(10), e0203999. doi:10.1371/journal.pone.0203999
- (23). Tu, Y., Lang, W., Yu, L., Li, Y., Jiang, J., Qin, Y., et al. (2020). Improved Mapping Results of 10 m Resolution Land Cover Classification in Guangdong, China Using Multisource Remote Sensing Data With Google Earth Engine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5384–5397. doi:10.1109/jstars.2020.3022210
- (24). Eskandari, S., Reza Jaafari, M., Oliva, P., Ghorbanzadeh, O., & Blaschke, T. (2020). Mapping Land Cover and Tree Canopy Cover in Zagros Forests of Iran: Application of Sentinel-2, Google Earth, and Field Data. *Remote Sensing*, 12(12), 1912. doi:10.3390/rs12121912
- (25). Hu, L., Xu, N., Liang, J., Li, Z., Chen, L., & Zhao, F. (2020). Advancing the Mapping of Mangrove Forests at National-Scale Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Time-Series Data with Google Earth Engine: A Case Study in China. *Remote Sensing*, 12(19), 3120. doi:10.3390/rs12193120
- (26). Koskikala, J., Kukkonen, M., & Käyhkö, N. (2020). Mapping natural forest remnants with multi-source and multi-temporal remote sensing data for more informed management of global biodiversity hotspots. *Remote Sensing*, 12(9), 1429. <https://doi.org/10.3390/rs12091429>
- (27). Parida, B., & Kumar, P. (2020). Mapping and dynamic analysis of mangrove forest during 2009–2019 using landsat–5 and sentinel–2 satellite data along Odisha Coast. *Tropical Ecology*, 61(4), 538-549. <https://doi.org/10.1007/s42965-020-00112-7>
- (28). Pilaš, I., Gašparović, M., Novkinić, A., Klobucar, D. (2020). Mapping of the canopy openings in mixed beech–fir forest at Sentinel-2 subpixel level using UAV and machine learning approach. *Remote Sensing*, 12(23), 3925. <https://doi.org/10.3390/rs12233925>
- (29). Furuya, D. E. G., Aguiar, J. A. F., Estrabis, N. V., Pinheiro, M. M. F., Furuya, M. T. G., Pereira, D. R., et al. (2020). A Machine Learning Approach for Mapping Forest Vegetation in Riparian Zones in an Atlantic Biome Environment Using Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing*, 12(24), 4086. doi:10.3390/rs12244086
- (30). Miranda, E., Mutiara, A., & Ernastuti, W. (2019). Forest classification method based on convolutional neural networks and Sentinel-2 satellite imagery. *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, 19(4), 272-282. <https://doi.org/10.5391/IJFIS.2019.19.4.272>
- (31). Sothe, C., Almeida, C., Liesenberg, V., & Schimalski, M. (2017). Evaluating Sentinel-2 and Landsat-8 Data to Map Sucessional Forest Stages in a Subtropical Forest in Southern Brazil. *Remote Sensing*, 9(8), 838. doi:10.3390/rs9080838

- (32). Cheng, K., & Wang, J. (2019a). Forest-Type Classification Using Time-Weighted Dynamic Time Warping Analysis in Mountain Areas: A Case Study in Southern China. *Forests*, 10(11), 1040. <https://doi.org/10.3390/f10111040>
- (33). Waśniewski, A., Hościło, A., Zagajewski, B., Moukétou-Tarazewicz, D. (2020). Assessment of sentinel-2 satellite images and random forest classifier for rainforest mapping in Gabon. *Forests*, 11(9), 941. <https://doi.org/10.3390/f11090941>
- (34). Erinjery, J., Singh, M., & Kent, R. (2018). Mapping and assessment of vegetation types in the tropical rainforests of the Western Ghats using multispectral Sentinel-2 and SAR Sentinel-1 satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 216, 345-354. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.07.006>
- (35). Mondal, P., Liu, X., Fatoyinbo, T. E., & Lagomasino, D. (2019). Evaluating Combinations of Sentinel-2 Data and Machine-Learning Algorithms for Mangrove Mapping in West Africa. *Remote Sensing*, 11(24), 2928. doi:10.3390/rs11242928
- (36). Isaienkov, K., Yushchuk, M., Khramtsov, V., & Seliverstov, O. (2021). Deep Learning for Regular Change Detection in Ukrainian Forest Ecosystem With Sentinel-2. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 364–376. doi:10.1109/jstars.2020.3034186
- (37). Veettil, B. K., Van, D. D., Quang, N. X., & Hoai, P. N. (2020). Spatiotemporal dynamics of mangrove forests in the Andaman and Nicobar Islands (India). *Regional Studies in Marine Science*, 101455. doi:10.1016/j.rsma.2020.101455
- (38). Mikeladze, G., Gavashelishvili, A., Akobia, I., Metreveli, V. (2020). Estimation of forest cover change using Sentinel-2 multi-spectral imagery in Georgia (the Caucasus). *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 13(4), 329. <https://doi.org/10.3832/ifer3386-013>
- (39). Puhm, M., Deutscher, J., Hirschmugl, M., Wimmer, A., Schmitt, U., & Schardt, M. (2020). A Near Real-Time Method for Forest Change Detection Based on a Structural Time Series Model and the Kalman Filter. *Remote Sensing*, 12(19), 3135. doi:10.3390/rs12193135
- (40). Pitkänen, T. P., Sirro, L., Häme, L., Häme, T., Törmä, M., & Kangas, A. (2020). Errors related to the automatized satellite-based change detection of boreal forests in Finland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86, 102011. doi:10.1016/j.jag.2019.102011
- (41). Cheng, K., & Wang, J. (2019b). Forest type classification based on integrated spectral-spatial-temporal features and random forest algorithm-A case study in the qinling mountains. *Forests*, 10(7), 559. <https://doi.org/10.3390/f10070559>
- (42). Perbet, P., Fortin, M., Ville, A., & Béland, M. (2019). Near real-time deforestation detection in Malaysia and Indonesia using change vector analysis with three sensors. *International Journal of Remote Sensing*, 1–20. doi:10.1080/01431161.2019.1579390
- (43). Anchang, J. Y., Prihodko, L., Ji, W., Kumar, S. S., Ross, C. W., Yu, Q., et al. (2020). Toward Operational Mapping of Woody Canopy Cover in Tropical Savannas Using Google Earth Engine. *Frontiers in Environmental Science*, 8. doi:10.3389/fenvs.2020.00004
- (44). Wang, D., Wan, B., Qiu, P., Su, Y., Guo, Q., Wang, R., et al. (2018). Evaluating the Performance of Sentinel-2, Landsat 8 and Pléiades-1 in Mapping Mangrove Extent and Species. *Remote Sensing*, 10(9), 1468. doi:10.3390/rs10091468

- (45). Baloloy, A. B., Blanco, A. C., Sta. Ana, R. R. C., & Nadaoka, K. (2020). Development and application of a new mangrove vegetation index (MVI) for rapid and accurate mangrove mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166, 95–117. doi:10.1016/j.isprsjprs.2020.06.001
- (46). Heckel, K., Urban, M., Schratz, P., Mahecha, M. D., & Schmillius, C. (2020). Predicting Forest Cover in Distinct Ecosystems: The Potential of Multi-Source Sentinel-1 and -2 Data Fusion. *Remote Sensing*, 12(2), 302. doi:10.3390/rs12020302
- (47). Yu, X., Lu, D., Jiang, X., Li, G., Chen, Y., Li, D., & Chen, E. (2020). Examining the Roles of Spectral, Spatial, and Topographic Features in Improving Land-Cover and Forest Classifications in a Subtropical Region. *Remote Sensing*, 12(18), 2907. doi:10.3390/rs12182907
- (48). Duan, Q., Tan, M., Guo, Y., Wang, X., & Xin, L. (2019). Understanding the Spatial Distribution of Urban Forests in China Using Sentinel-2 Images with Google Earth Engine. *Forests*, 10(9), 729. doi:10.3390/f10090729
- (49). Liu, Y., Gong, W., Hu, X., & Gong, J. (2018). Forest Type Identification with Random Forest Using Sentinel-1A, Sentinel-2A, Multi-Temporal Landsat-8 and DEM Data. *Remote Sensing*, 10(6), 946. doi:10.3390/rs10060946
- (50). Perea-Ardila, M., Oviedo-Barrero, F., & Leal-Villamil, J. (2019). Cartografía de bosques de manglar mediante imágenes de sensores remotos: estudio de caso Buenaventura, Colombia. *Revista de Teledetección*, 53, 73-86. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.11684>
- (51). Van Passel, J., De Keersmaecker, W., & Somers, B. (2020). Monitoring woody cover dynamics in tropical dry forest ecosystems using sentinel-2 satellite imagery. *Remote Sensing*, 12(8), 1276. <https://doi.org/10.3390/rs12081276>
- (52). Ottosen, T.-B., Petch, G., Hanson, M., & Skjøth, C. A. (2020). Tree cover mapping based on Sentinel-2 images demonstrate high thematic accuracy in Europe. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84, 101947. doi:10.1016/j.jag.2019.101947
- (53). Veerabhadraswamy, N., Devagiri, G., & Khaple, A. (2021). Fusion of complementary information of SAR and optical data for forest cover mapping using random forest algorithm. *Current Science*, 120(1), 193-199. https://www.researchgate.net/publication/348518698_Fusion_of_complementary_information_of_SAR_and_optical_data_for_forest_cover_mapping_using_random_forest_algorithm
- (54). Crowson, M., Warren-Thomas, E., Hill, J. K., Hariyadi, B., Agus, F., Saad, A., et al. (2018). A comparison of satellite remote sensing data fusion methods to map peat swamp forest loss in Sumatra, Indonesia. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 5(3), 247–258. doi:10.1002/rse2.102
- (55). Daryaei, A., Sohrabi, H., Atzberger, C., & Immitzer, M. (2020). Fine-scale detection of vegetation in semi-arid mountainous areas with focus on riparian landscapes using Sentinel-2 and UAV data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, 105686. doi:10.1016/j.compag.2020.105686
- (56). Bihanta Toosi, N., Soffianian, A. R., Fakheran, S., Pourmanafi, S., Ginzler, C., & T. Waser, L. (2020). Land Cover Classification in Mangrove Ecosystems Based on VHR Satellite Data and Machine Learning—An Upscaling Approach. *Remote Sensing*, 12(17), 2684. doi:10.3390/rs12172684

- (57). Dymond, J. R., Zörner, J., Shepherd, J. D., Wiser, S. K., Pairman, D., & Sabetizade, M. (2019). Mapping Physiognomic Types of Indigenous Forest using Space-Borne SAR, Optical Imagery and Air-borne LiDAR. *Remote Sensing*, 11(16), 1911. doi:10.3390/rs11161911
- (58). Szostak, M., Pietrzykowski, M., & Likus-Cieślak, J. (2020). Reclaimed area land cover mapping using Sentinel-2 imagery and LiDAR point clouds. *Remote Sensing*, 12(2), 261. <https://doi.org/10.3390/rs12020261>
- (59). Szostak, M., Hawryło, P., & Piela, D. (2018). Using of Sentinel-2 images for automation of the forest succession detection. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 142-149. <https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1412272>
- (60). Kovačević, J., Cvijetinović, Ž., Lakušić, D., Kuzmanović, N., Šinžar-Sekulić, J., Mitrović, M., et al. (2020). Spatio-Temporal Classification Framework for Mapping Woody Vegetation from Multi-Temporal Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing*, 12(17), 2845. doi:10.3390/rs12172845
- (61). Spracklen, B., & Spracklen, D. (2019). Identifying European old-growth forests using remote sensing: a study in the Ukrainian Carpathians. *Forests*, 10(2), 127. <https://doi.org/10.3390/f10020127>
https://www.researchgate.net/publication/348518698_Fusion_of_complementary_information_of_SAR_and_optical_data_for_forest_cover_mapping_using_random_forest_algorithm
- (62). Hoang, T. T., Truong, V. T., Hayashi, M., Tadono, T., & Nasahara, K. N. (2020). New JAXA High-Resolution Land Use/Land Cover Map for Vietnam Aiming for Natural Forest and Plantation Forest Monitoring. *Remote Sensing*, 12(17), 2707. doi:10.3390/rs12172707
- (63). Nguyen H., Dung, T., & Kappas, M. (2020b). Land cover and forest type classification by values of vegetation indices and forest structure of tropical lowland forests in central Vietnam. *International Journal of Forestry Research*, 2020, 8896310. <https://doi.org/10.1155/2020/8896310>
- (64). Biswas, S., Huang, Q., Anand, A., Mon, M. S., Arnold, F.-E., & Leimgruber, P. (2020). A Multi Sensor Approach to Forest Type Mapping for Advancing Monitoring of Sustainable Development Goals (SDG) in Myanmar. *Remote Sensing*, 12(19), 3220. doi:10.3390/rs12193220
- (65). Omarzadeh, D., Afraz, M., Akbari, M., Eftekhari, M. (2021). Evaluation of changes in the Forest Environment in Guilan Province using a combination of Remote Sensing Data. *The Malaysian Forester*, 84(1), 65-83. https://www.researchgate.net/publication/347835634_EVALUATION_OF_CHANGES_IN_THE_FOREST_ENVIRONMENT_IN_GUILLEN_PROVINCE_USING_A_COMBINATION_OF_REMOTE_SENSING_DATA
- (66). Mihai, B., Săvulescu, I., Rujoiu-Mare, M., & Nistor, C. (2017). Recent forest cover changes (2002–2015) in the Southern Carpathians: A case study of the Iezer Mountains, Romania. *Science of The Total Environment*, 599-600, 2166–2174. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.04.226
- (67). Nguyen, H., Tran, L., Le, A., Nghia, N., Duong, L., Nguyen, H., Bohm, S., Premnath, C. (2020a). Monitoring changes in coastal mangrove extents using multi-temporal satellite data in selected communes, Hai Phong city, Vietnam. *Forest and Society*, 4, 256-270. <https://doi.org/10.24259/fs.v4i1.8486>

(68). Appiah Mensah, A., Sarfo, D., & Partey, S. (2019). Assessment of vegetation dynamics using remote sensing and GIS: A case of Bosomtwe Range Forest Reserve, Ghana. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 22, 145-154. 10.1016/j.ejrs.2018.04.004

(69). Spadoni, G. L., Cavalli, A., Congedo, L., & Munafò, M. (2020). Analysis of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) multi-temporal series for the production of forest cartography. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 100419. doi:10.1016/j.rsase.2020.100419

(70). Pérez, M, Serna, M., Delgado H., Caballero, M., Villa, G. (2020). El programa Copernicus para la monitorización del territorio y los objetivos del desarrollo sostenible. Instituto Geográfico Nacional. España. <https://www.ign.es/web/libros-digitales/programa-copernicus-monitorizacion-territorio>

(71). Ganz, S., Adler, P., & Kändler, G. (2020). Forest Cover Mapping Based on a Combination of Aerial Images and Sentinel-2 Satellite Data Compared to National Forest Inventory Data. *Forests*, 11(12), 1322. <https://doi.org/10.3390/f11121322>