



# Scientia Agropecuaria

Web page: <http://revistas.unitru.edu.pe/index.php/scientiaagrop>

Facultad de Ciencias  
Agropecuarias

Universidad Nacional de  
Trujillo



## RESEARCH ARTICLE

### Analysis of forest cover in Parque Nacional Tingo María (Peru) using the random forest algorithm

Análisis de la cobertura boscosa del Parque Nacional Tingo María (Perú) utilizando el algoritmo random forest

Ronald Puerta<sup>1</sup> \* ; José Iannacone<sup>2,3</sup> 

<sup>1</sup> Escuela Profesional de Ingeniería en Recursos Naturales Renovables. Universidad Nacional Agraria de la Selva, Tingo María, Perú.

<sup>2</sup> Laboratorio de Ecología y Biodiversidad Animal (LEBA). Grupo de Investigación de Sostenibilidad Ambiental (GISA). Escuela Universitaria de posgrado (EUPG). Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV), Lima, Perú.

<sup>3</sup> Facultad de Ingeniería Ambiental. Grupo de Investigación COEPERU, Universidad Científica del Sur, Lima, Perú.

\* Corresponding author: [ronald.puerta@unas.edu.pe](mailto:ronald.puerta@unas.edu.pe) (R. Puerta).

Received: 20 July 2022. Accepted: 17 July 2023. Published: 11 August 2023.

#### Abstract

The establishment of natural protected areas is one of the most effective strategies to conserve forests and their biodiversity; however, the uncontrolled advance of deforestation resulting from the change of use to expand the agricultural frontier has become a threat to these intangible areas. This research aimed to analyze the dynamics of forest cover in Parque Nacional Tingo María (PNTM) and its buffer zone (ZA) located in the high jungle of the Huánuco region of Peru. The main input was Sentinel-2 images that were classified using the Random Forest algorithm. As a result, coverage maps were obtained for the study area corresponding to the years 2017, 2019, 2021 and 2023, achieving considerable thematic accuracy. During the evaluation periods, the rates of change from forest to non-forest within the PNTM presented low values -0.26% (2017 - 2019); -1.24% (2019 - 2021) and -0.02% (2021 - 2023). While the forests in the ZA have undergone a dynamic transition, with rates of change of -2.97%; -4.39% and -1.15% derived from land use change. The landscape metrics suggest that the forests of the PNTM are moderately fragmented, and the forests of the ZA are strongly fragmented, which leads to the conclusion that the protected natural area has fulfilled its objective of maintaining vegetation cover.

**Keywords:** Alto Huallaga; fragmentation; protected area; rate of change; Sentinel-2.

#### Resumen

El establecimiento de áreas naturales protegidas es una de las estrategias más efectivas para conservar los bosques y su biodiversidad, sin embargo; el avance descontrolado de la deforestación producto del cambio de uso para ampliar la frontera agrícola se ha convertido en una amenaza para estas áreas intangibles. La investigación tuvo como objetivo analizar la dinámica de la cobertura boscosa del Parque Nacional Tingo María (PNTM) y su zona de amortiguamiento (ZA) ubicados en la selva alta de la región Huánuco - Perú. Para lo cual se utilizó como insumo principal imágenes Sentinel-2 que fueron clasificadas utilizando el algoritmo Random Forest. Como resultado, se obtuvo los mapas de cobertura de la zona de estudio que corresponde a los años 2017, 2019, 2021 y 2023 logrando una exactitud temática considerable. Durante los periodos de evaluación, las tasas de cambio de bosque a no bosque dentro del PNTM presentaron valores bajos -0,26% (2017 - 2019); -1,24% (2019 - 2021) y -0,02% (2021 - 2023). Mientras que los bosques de la ZA han sufrido una transición dinámica, con tasas de cambio de -2,97%; -4,39% y -1,15% derivado del cambio de uso de las tierras. Las métricas del paisaje sugieren que los bosques del PNTM se encuentran moderadamente fragmentados y los bosques de la ZA se encuentran fuertemente fragmentados, por lo que se concluye que el área natural protegida ha cumplido con el objetivo de mantener la cobertura vegetal.

**Palabras clave:** Alto Huallaga; área natural protegida; fragmentación; Sentinel-2; tasa de cambio.

DOI: <https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2023.025>

#### Cite this article:

Puerta, R., & Iannacone, J. (2023). Análisis de la cobertura boscosa del Parque Nacional Tingo María (Perú) utilizando el algoritmo random forest. *Scientia Agropecuaria*, 14(3), 291-300.

## 1. Introducción

La deforestación es uno de los problemas ambiental más recurrentes que aqueja actualmente a la humanidad. Se ha calculado a nivel mundial que en los primeros veinte años del presente milenio se ha

perdido cerca de 47 millones de hectáreas de bosque primario (FAO, 2022). En el Perú, la situación de los bosques es muy similar, en la última década la deforestación ha avanzado a una velocidad impresionante, y en el 2020 durante el tiempo de aislamiento social a causa de la pandemia, alcanzó un

pico histórico de 203272 ha de bosques destruidos en un solo año (MINAM, 2023).

Las Áreas Naturales Protegidas (ANP) constituyen la piedra angular para la conservación de la biodiversidad a nivel mundial (Mi et al., 2023) y han demostrado ser efectivas para controlar la deforestación procedente de actividades antrópicas en la Amazonía (Sousa et al., 2023) y a nivel mundial (Hänggli et al., 2023). Las ANP, abarcan 140 millones de ha en la cuenca amazónica (Da Ponte et al., 2023) y más de 23 millones de hectáreas dentro del territorio peruano (SERNANP, 2023). Sin embargo; a pesar de su importancia para mantener los servicios ecosistémicos, en el Perú las ANP se encuentran en constante amenaza debido al avance de la agricultura y ganadería, la minería ilegal y la construcción de carreteras, lo que impide el cumplimiento a cabalidad de su propósito de creación (Aguirre et al., 2021; Cotrina et al., 2021).

Debido a esta preocupación, muchas instituciones han venido realizando el monitoreo de la cobertura boscosa, la deforestación y el cambio del uso del suelo empleando tecnologías de observación de la Tierra de acceso abierto (Maso et al., 2023), siendo las imágenes del programa Landsat las más utilizadas para el mapeo global de la cobertura y el cambio de cobertura terrestre (Pérez-Cutilla et al., 2023; Pham-Duc et al., 2023). El Programa Copernicus impulsado por la Agencia Espacial Europea (ESA) y la Unión Europea (UE), a través del lanzamiento del Radar de Apertura Sintética (SAR) Sentinel-1 y los satélites multiespectrales Sentinel-2, ha supuesto una valiosa contribución al seguimiento de la Superficie de la Tierra (Mastrososa et al., 2023). Los satélites Sentinel-2, lanzados por primera vez a mediados de 2015, son excelentes candidatos para el mapeo de uso y cambio de uso de la tierra debido a su alta resolución espacial, espectral y temporal (Karra et al., 2021). A pesar de estas mejoras, existe escasa información cartográfica de la Amazonía derivada de estas imágenes satelitales (Phiri et al., 2020).

Además de la proliferación de satélites de observación de la Tierra, durante el último medio siglo la política de datos abiertos, el acceso a computación de alto rendimiento y sobre todo el rápido desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático han revolucionado el monitoreo global del uso y cambio de uso de la tierra. Estos últimos, son métodos complejos y robustos se presentan como una opción efectiva ante las técnicas tradicionales de mapeo del uso y cobertura de la tierra (Song, 2023). Actualmente estos clasificadores basados en métodos no paramétricos están siendo empleados

para procesar ingentes cantidades de datos espaciales relacionados con los bosques, siendo los más conocidos y utilizados: Random Forest (Jia et al., 2023; Pérez-Cutilla et al., 2023; Bratic & Brovelli, 2022); Máquinas de vector de soporte (Tariq et al., 2023; Cengiz et al., 2023; Eskandari & Sarab, 2022) y Redes neuronales artificiales (Moharram & Sundaram, 2023; Waldeland et al., 2022).

Finalmente, en todo el mundo se está estimando el nivel de degradación en el que se encuentran sus bosques a través de un análisis de fragmentación. Calculando para ello, métricas del paisaje; que son algoritmos que cuantifican los patrones espaciales que reflejan las características dominantes del paisaje (Peptenatu et al., 2023; Zhen et al., 2023). Estos índices derivados de las herramientas SIG y teledetección nos permiten analizar la relación entre la pérdida de hábitat, la fragmentación y la conectividad del paisaje a partir de los cambios de cobertura (Jaramillo et al., 2023).

Ante esta situación, surge la necesidad de realizar evaluaciones continuas y periódicas para cartografiar la conservación de la cobertura boscosa dentro de las áreas naturales protegidas y sus zonas de amortiguamiento. Por ende, los objetivos de la presente investigación son calcular la cobertura boscosa del PNTM y su ZA para los años 2017, 2019, 2021 y 2023 a partir de la clasificación de imágenes Sentinel-2 utilizando el algoritmo Random Forest, analizar el cambio de bosque a no bosque durante los periodos 2017-2019, 2019-2021 y 2021-2023 así como estimar el grado de fragmentación de los bosques de la zona de estudio mediante métricas del paisaje.

## 2. Metodología

### 2.1 Área de estudio

El Parque Nacional Tingo María está ubicado en el distrito Mariano Dámaso Beraún, provincia Leoncio Prado y región Huánuco, Perú entre los 640 y 1800 msnm. Esta área natural protegida está situada en la margen izquierda del río Huallaga, geográficamente pertenece a la región de la Selva Alta (Figura 1).

### 2.2 Cobertura boscosa del PNTM para los años 2017, 2019, 2021 y 2023

Se obtuvo gratuitamente productos Sentinel-2 desde la plataforma Copernicus Open Access Hub (ESA, 2023). Se descargó una imagen para cada año evaluado, seleccionando aquellas con la menor cantidad de cobertura nubosa, que se consiguieron durante la época seca de la zona de estudio (Tabla 1).

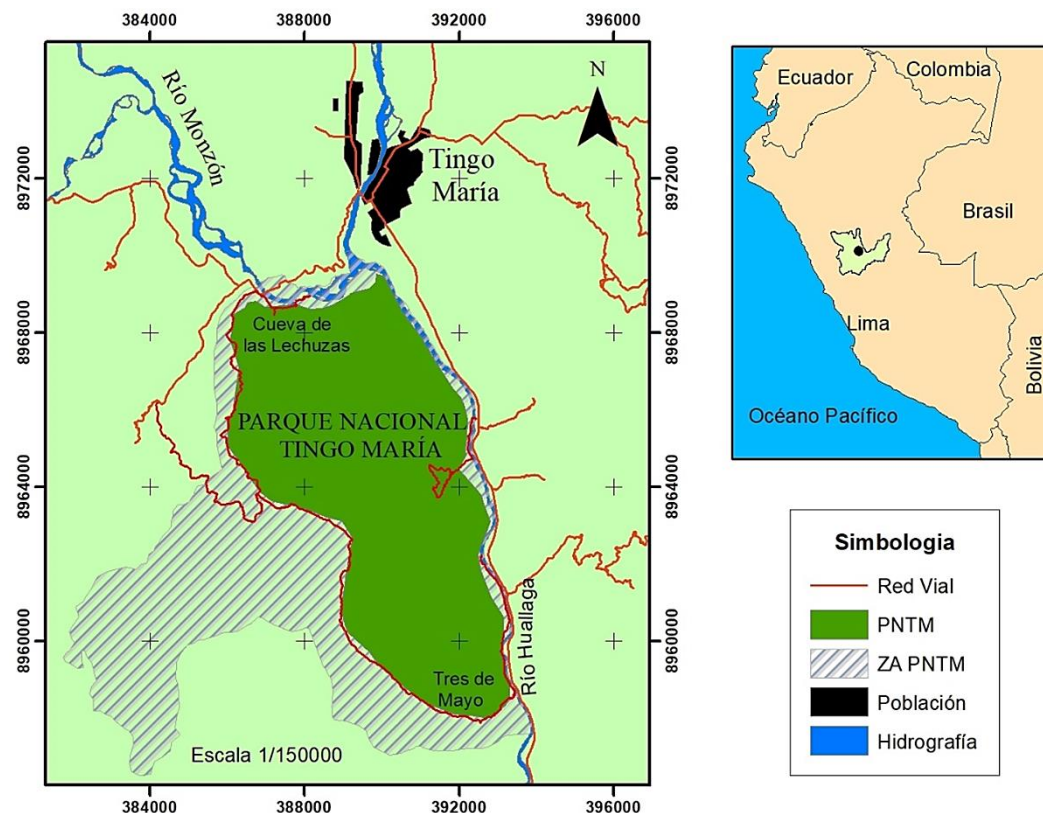


Figura 1. Ubicación del área de estudio en el Parque Nacional Tingo María, distrito Mariano Dámaso Beraún, provincia Leoncio Prado, región Huánuco, Perú.

Tabla 1

Características de tres imágenes Sentinel-2 empleadas en la clasificación de la Cobertura boscosa del Parque Nacional Tingo María

Sensor	Fecha de captura	Corrección atmosférica	Fuente
Sentinel-2	04 de agosto 2017	No	Copernicus (ESA)
Sentinel-2	08 de setiembre 2019	Sí	Copernicus (ESA)
Sentinel-2	12 de octubre 2021	Sí	Copernicus (ESA)
Sentinel-2	04 de junio 2023	Sí	Copernicus (ESA)

Se acondicionaron las bandas 12,8A,3; obteniendo un juego de tres bandas con una resolución espacial de 10 m. Para el año 2017 fue necesario realizar la corrección atmosférica, mediante el método Dark Object Subtraction (DOS1). Para la clasificación de las imágenes, se tomó en cuenta el esquema Corin Land Cover (Tabla 2), donde las áreas de entrenamiento se obtuvieron a partir de la combinación de 2,3,4; que nos permitió hacer visualizaciones en RGB (IGNE, 2020). Seguidamente, se realizó la clasificación supervisada en el software SAGA 7.4.0 (Conrad et al., 2015) utilizando el algoritmo Random Forest para agrupar las áreas espectralmente similares y asignarle a una determinada clase de cobertura (Figura 2).

Para medir la exactitud temática de los mapas de coberturas, se compararon las coberturas encontradas en la clasificación con una imagen de alta resolución espacial del mismo año de la evaluación:

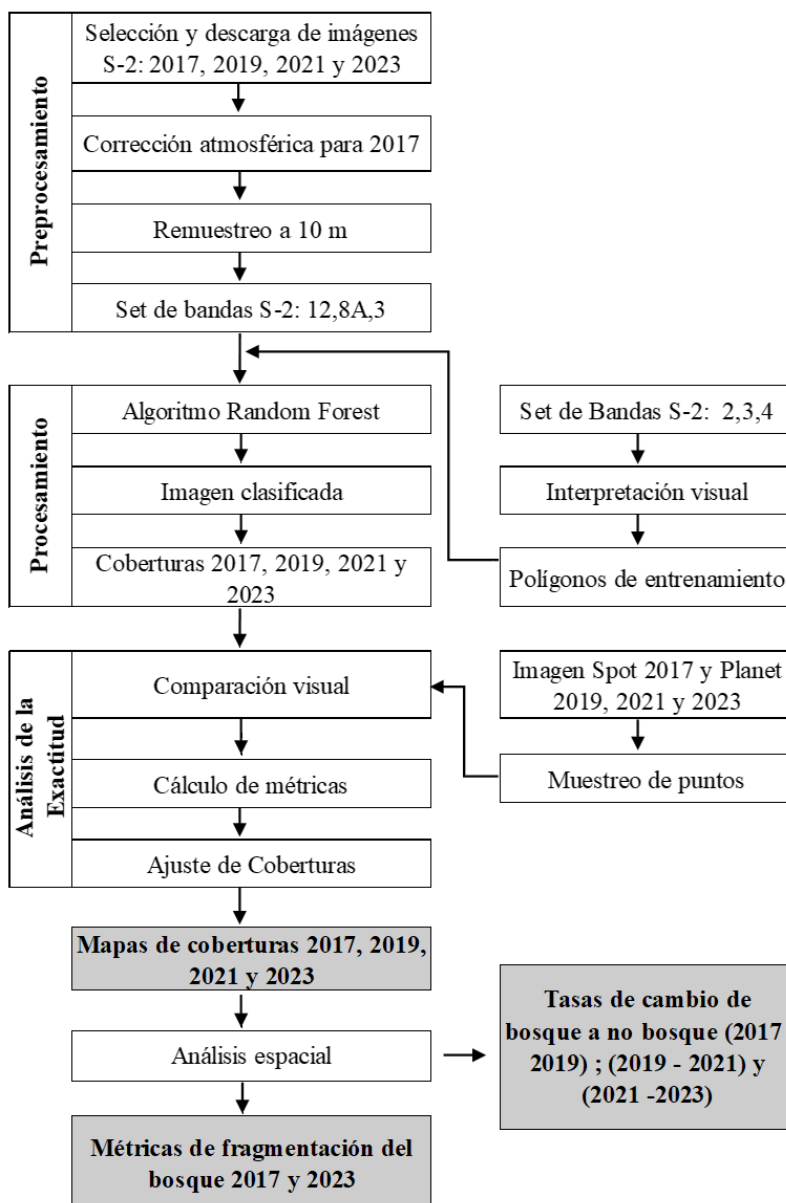
Spot 6 (2017) y Planet (2019, 2021 y 2023). Para lo cual se verificaron 98 puntos en la imagen; 49 puntos para bosques y 49 para las restantes, que fueron establecidos a través de un muestreo aleatorio sistemático no alineado estratificado (MINAM, 2014). Las coincidencias encontradas fueron transcritas a una matriz de confusión. Posteriormente, se determinó el nivel de concordancia calculando las métricas: Exactitud global y el Índice de Kappa.

Por último, se realizó el ajuste temático de las coberturas, según lo encontrado en las imágenes de alta resolución y se procedió a convertir la clasificación mejorada en formato vectorial, Los polígonos de las diversas coberturas fueron generalizados a una unidad mínima cartografiada (UMC) de 0,2 ha, obteniendo una cartografía forestal a escala 1/25000. Los mapas de coberturas fueron elaborado a escala 1/75000, utilizando Datum WGS 1984 en coordenadas UTM en la zona 18 s.

**Tabla 2**  
Coberturas identificadas en el Parque Nacional Tingo María

Nivel I	Nivel II	Nivel III	Leyenda en el mapa
1. Área artificializada	1.1 Áreas urbanas	1.1.2 Tejido urbano discontinuo	Población
2. Áreas agrícolas	2.4 Áreas agrícolas heterogéneas		Vegetación secundaria
	3.1 Bosque	3.1.3 Bosque denso alto 3.1.4 Bosque abierto alto 3.1.5 Bosque fragmentado	Bosque
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.4 Áreas sin o con poca vegetación	3.4.3 Tierras desnudas (incluyen áreas erosionadas naturales y también degradadas)	Vegetación secundaria Tierras desnudas
	5.1. Aguas continentales	5.1.1 Ríos (50 m)	Ríos

Adaptado de Corine Land Cover.



**Figura 2.** Flujograma de los procedimientos empleados para evaluar la cobertura en el Parque Nacional Tingo María.

### 2.3 Cambio de bosque a no bosque en los periodos 2017-2019; 2019-2021 y 2021-2023

A partir de las coberturas 2017, 2019, 2021 y 2023 se conoció la dinámica del bosque, en el que se utilizó matrices de transición de primer orden para determinar las pérdidas y ganancias del bosque y las demás coberturas del suelo en los periodos 2017 - 2019; 2019 - 2021 y 2021 - 2023. Además, se calculó las tasas de cambio entre cada periodo, utilizando la siguiente fórmula (FAO, 1996):

$$TC = \left\{ \left[ \frac{S2}{S1} \right]^{1/n} - 1 \right\} \times 100$$

Donde TC: tasa de cambio (en %); S1: superficie en la fecha inicial; S2: superficie en la fecha final; n: diferencia de años entre fecha inicial y final.

### 2.4 Cálculo del grado de fragmentación de bosques

Para conocer el grado de fragmentación de los bosques del PNTM y su ZA en el 2017 y 2023, se utilizaron métricas del paisaje:

*Índice de continuidad de Vogelmann* (FCI) =  $\ln (\Sigma A / \Sigma P)$

Donde  $\Sigma A$ : Área total de parches de bosque del paisaje, en metros cuadrados (m<sup>2</sup>); y,  $\Sigma P$ : Perímetro total de parches de bosque del paisaje en metros (m). Valores altos implicaron mayor continuidad del bosque y valores bajos reflejaron mayor fragmentación y discontinuidad de los parches de bosque.

*Distancia media al fragmento vecino más cercano* (MNN): Se calculó sumando la distancia que separa un fragmento de su vecino más cercano, dividiendo luego el resultado por el número de fragmentos. El indicador se aproxima a cero cuando todos los fragmentos en que está dividido un ecosistema, en un área de interés y en un tiempo dado, están cercanos unos de otros, y aumenta,  $MNN \geq 0$ , cuando dichos fragmentos están separados.

*Grado de fragmentación* (F): La fragmentación total del PNTM se estimó a través de la relación entre la cobertura boscosa y el área total.  $F = \text{Área de cobertura boscosa (ha)} / \text{Área total (ha)}$ .

La **Figura 2** muestra el flujograma con base la preprocesamiento, procesamiento y análisis de la exactitud para evaluar la cobertura en el PNTM y su ZA.

## 3. Resultados y discusión

### 3.1 Cobertura boscosa del PNTM y su ZA para los años 2017, 2019, 2021 y 2023

La **Figura 3** muestra los mapas de coberturas de los cuatro años de evaluación, donde se muestra cómo están distribuidos espacialmente los bosques, siendo esta cobertura la más representativa dentro el PNTM y su ZA. Además, se puede observar las coberturas de vegetación secundaria, tierras desnudas y población que reemplazan a los bosques, así como la hidrografía de la zona.

Durante los cuatro años de evaluación, la cobertura boscosa dentro del PNTM se ha mantenido muy similar, ocupando más del 90% de la superficie total del área natural protegida (**Tabla 3**). Lo mismo ocurre con la vegetación secundaria y las tierras desnudas que se ubican principalmente en la parte noroeste del parque, próxima a la comunidad río Oro. Este lugar cuenta con escasa vegetación boscosa originaria y según la zonificación del PNTM propuesta en el Plan Maestro 2022-2026 (**SERNANP, 2022**) corresponde a parte de la zona de uso especial, que es un espacio donde se desarrolla actividad agrícola por la población que se encuentra asentada con mucha anterioridad a la creación del PNTM.

Por el contrario, los bosques de la ZA han experimentado una disminución considerable en su extensión; en el 2017 cubrían 76,66% del área total de la ZA, y en el 2023 se redujo al 64,46% (**Tabla 4**). Esta dinámica es producto de la constante presión antrópica por parte de las poblaciones asentadas en los alrededores del PNTM quienes practican la agricultura itinerante convirtiendo los bosques en tierras agrícolas. A nivel de Latinoamérica las áreas naturales protegidas están siendo amenazadas constantemente por actividades antrópicas provenientes de la agricultura y la minería (**Bonacic, 2022**).

**Tabla 3**

Superficie (ha) y ocupación (%) de las coberturas encontradas en el Parque Nacional Tingo María

Cobertura	2017		2019		2021		2023	
	ha	%	ha	%	ha	%	ha	%
Bosque	4641,30	97,16	4617,74	96,67	4504,21	94,29	4502,38	94,25
V. secundaria	99,41	2,08	139,16	2,91	231,45	4,85	248,01	5,19
Tierras desnudas	31,61	0,66	15,41	0,32	31,76	0,66	17,03	0,36
Ríos	4,44	0,09	4,44	0,09	9,17	0,19	9,17	0,19
Población	0,25	0,01	0,25	0,01	0,41	0,01	0,41	0,01
Total	4777,00	100,00	4777,00	100,00	4777	100,00	4777,00	100,00

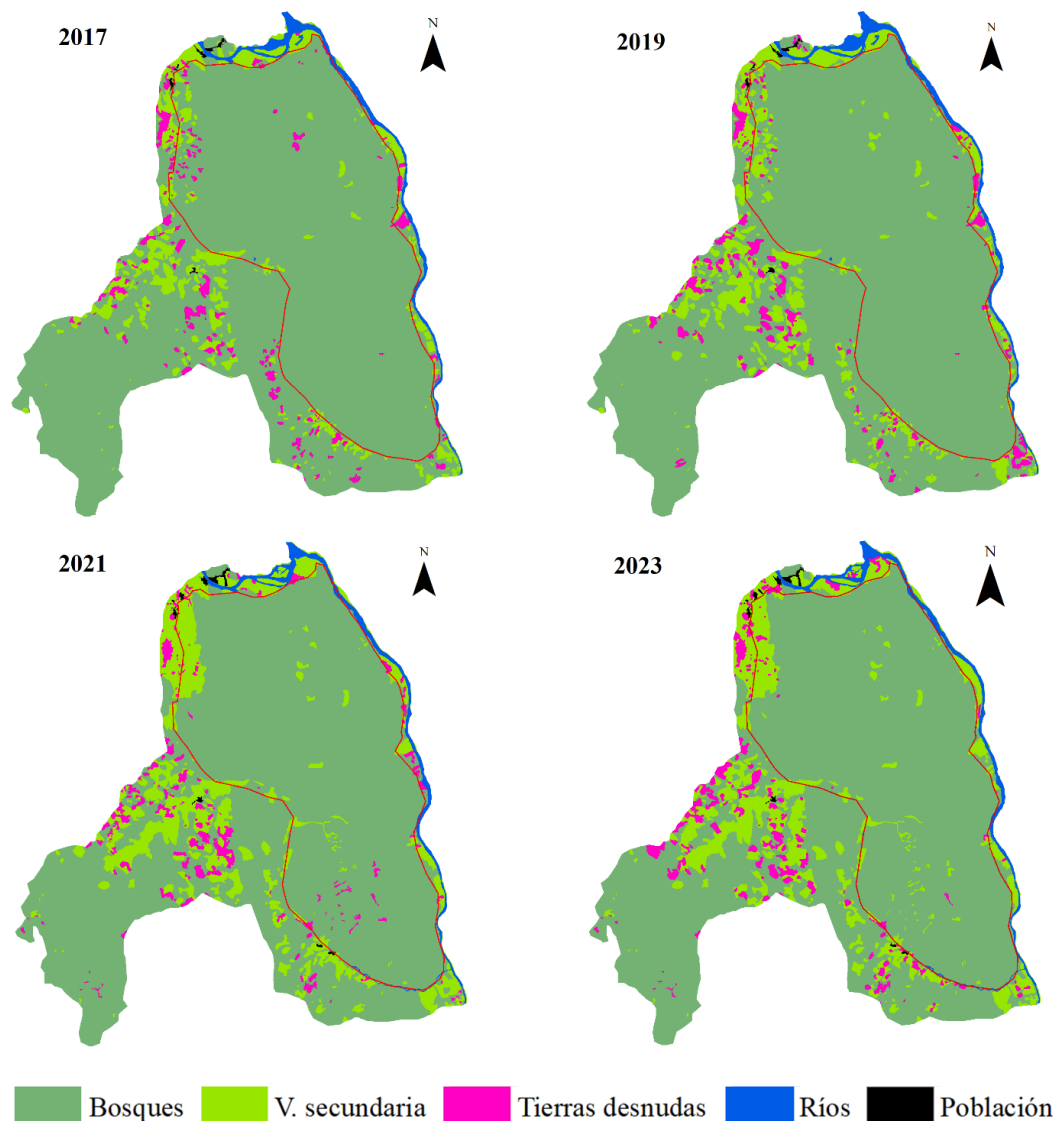


Figura 3. Mapas de coberturas del Parque Nacional Tingo María y su Zona de Amortiguamiento (escala 1/25000).

Tabla 4

Superficie (ha) y ocupación (%) de las coberturas encontradas en la Zona de Amortiguamiento

Cobertura	2017		2019		2021		2023	
	ha	%	ha	%	ha	%	ha	%
Bosque	3162,73	76,66	2977,73	72,17	2721,81	65,97	2659,33	64,46
V. secundaria	581,87	14,10	709,42	17,19	951,00	23,05	973,05	23,51
Tierras desnudas	197,18	4,78	247,61	6,00	257,78	6,25	298,27	7,23
Ríos	171,32	4,15	177,39	4,30	173,26	4,2	175,31	4,25
Población	12,62	0,31	13,57	0,33	21,87	0,53	22,76	0,55
Total	4 125,72	100,00	4 125,72	100,00	4125,72	100,00	4125,72	100,00

Del mismo modo, se puede observar que en el periodo 2019 – 2021 se ha registrado la mayor pérdida de bosques dentro de la ZA, esto debido que durante el aislamiento social ocasionado por la pandemia del Covid-19, la actividad en el campo no se ha detenido; contrariamente, ha sido aprovechada por la población para ampliar la frontera agrícola y pecuaria, siendo el 2020 el año donde el

Perú sufrió una importante pérdida de cobertura boscosa por la deforestación (Céspedes et al., 2022; Tafur et al., 2022).

En la Tabla 5 se muestra los números de aciertos entre la clasificación encontrada versus la imagen de resolución espacial alta, así como las métricas Índice de Kappa y Exactitud global calculadas para cada año de evaluación. Según el Índice de Kappa

calculado, se encontró un grado de concordancia considerable para los cuatro años evaluados (Landis & Koch, 1977) y de acuerdo con la exactitud global calculada, los cuatro valores han superado el 80%; lo que demuestra un desempeño satisfactorio en la clasificación de coberturas boscosas.

La literatura científica manifiesta que es muy común encontrar exactitud temática alta cuando se usa productos Sentinel-2 con el algoritmo Random Forest para identificar bosques. Los usuarios de los productos S-2 han encontrado valores altos de concordancia al medir la exactitud temática de la cartografía forestal (Zhang et al., 2023; Gutkin et al., 2023). Inclusive si es comparada con imágenes de otros sensores, los productos S-2 han obtenido mayor exactitud temática, como por ejemplo frente a su mayor competidor Landsat 8 (Bera et al., 2023). Del mismo modo, cuando se trata de comparar algoritmos que consigan la mayor fiabilidad posible, los clasificadores basados en aprendizaje automático tales como Random Forest y Máquinas de Vector de Soporte superan a los demás clasificadores cuando se trata de discriminar bosques y otro tipo de coberturas (Phiri et al., 2020).

### 3.2. Cambio de bosque a no bosque en los periodos 2017-2019; 2019-2021 y 2021-2023

El cambio de bosque a otro tipo de coberturas dentro del PNTM durante el 2017 - 2019 fue poco dinámico, con una tasa anual de cambio de -0,26%; es decir, en dos años se han perdido sólo 25,88 ha de bosques. Por el contrario, durante el 2019-2021 el análisis demostró que fue un periodo de transición muy dinámico. En este lapso la tasa de cambio dentro del PNTM se ha incrementado a -1,24%, lo que significa que se ha perdido 152,74 ha de bosques, que en su gran mayoría han pasado a convertirse en vegetación secundaria (125,87 ha) y en tierras desnudas (21,53) además de pasar a formar parte de las coberturas de río y población, pero en menor proporción (Figura 4). Esta transición abrupta de la cobertura boscosa se debe a los fenómenos naturales como deslizamientos de tierras producidas por las fuertes precipitaciones ocurridas durante el 2021 en la zona de estudio.

En el último periodo de evaluación el bosque dentro del PNTM ha permanecido casi intacto, con una tasa de cambio de -0,02%. En efecto, los valores de

las tasas de cambio en los tres periodos evaluados son bajos en comparación a los mencionado por Fritz et al., (2022) quienes encontraron dentro de las áreas naturales protegidas de América Latina la tasa de deforestación fue de 3,4%.

Dentro del parque no todo ha sido pérdida, también se ha registrado ganancias. Por ejemplo, en el periodo 2019-2021 a la cobertura boscosa se le añadió 39,25 ha procedentes de la vegetación secundaria (35,56 ha), tierras desnudas (3,33 ha) y río (0,32 ha), esta ganancia de bosque y vegetación secundaria es producto de la regeneración natural, aunque es muy poco para compensar con lo deforestado.

Para la ZA el cambio de bosque a no bosque fue bastante dinámico; con una tasa de cambio de -2,97% en el primer periodo, es decir; se han eliminado 188,78 ha de cobertura boscosa, de los cuales 123,75 ha pasaron a ser vegetación secundaria y 65,03 ha a tierras desnudas. Mientras que para el segundo periodo la tasa de cambio fue de -4,39%. De un total de 369,23 ha perdidas de bosques; 282,48 ha se han convertido en vegetación secundaria y 72,53 ha fueron talados para dar paso a cultivos y pastos, eliminando 216,49 ha más en comparación al periodo 2017 - 2019. Finalmente, en el periodo 2021-2023 la tasa de cambio descendió a -1,15% (Figura 5). A pesar de lo dinámico que fueron las transiciones, son valores bajos en comparación a los 5,4% de tasa de deforestación encontrado en zonas fuera de las áreas naturales protegidas en América Latina (Fritz et al., 2022). Durante el aislamiento social por la pandemia del Covid-19 los hogares que practican la agricultura itinerante en la Amazonía han ampliado la frontera agrícola, estableciendo cultivos mediante tala, rozo y quema, lo que se ha visto reflejado en el periodo 2019-2021 en la que se ha eliminado la mayor superficie forestal dentro de la ZA.

### 3.3 Grado de fragmentación de los bosques

Los valores encontrados referentes al grado de fragmentación señalan que los bosques del PNTM tanto para el 2017 y 2023 se encuentran menos fragmentados que los de su ZA. Es así, que el PNTM presenta valores más altos de Índice de Vogelmann (FCI), lo que refleja mayor continuidad entre sus fragmentos.

**Tabla 5**

Número de aciertos en la imagen de alta resolución espacial y métricas de confiabilidad

Año	Número de aciertos		Total de observaciones	Métrica	
	Bosques	No bosque		Exactitud global (%)	Índice de Kappa
2017	47	36	98	84,7	0,77
2019	48	40	98	89,8	0,84
2021	46	37	98	84,7	0,77
2023	47	40	98	88,8	0,76

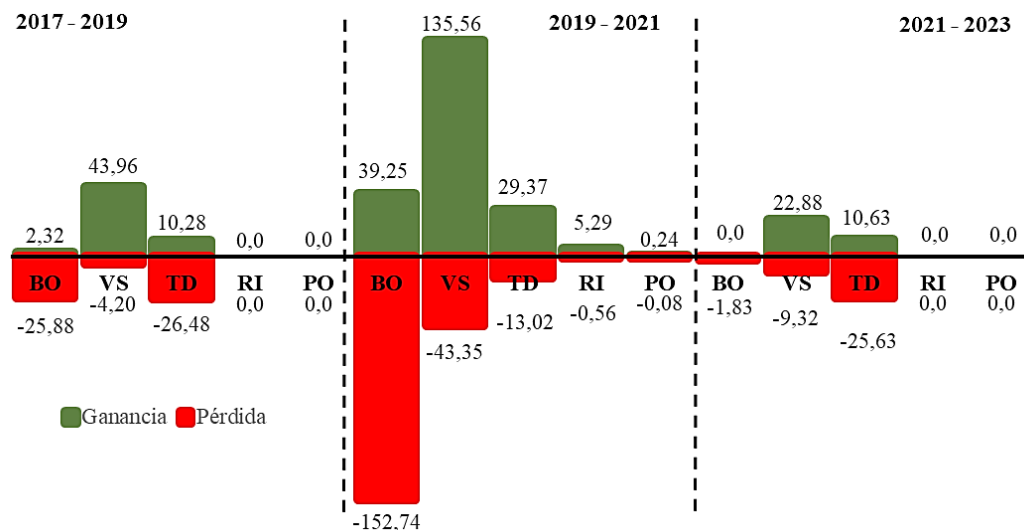


Figura 4. Ganancias y pérdidas (ha) de coberturas dentro del Parque Nacional Tingo María durante los periodos 2017-2019; 2019-2021 y 2021-2023. BO = Bosque; VS= Vegetación secundaria; TD = Tierras desnudas; RI = Ríos; PO = Población.

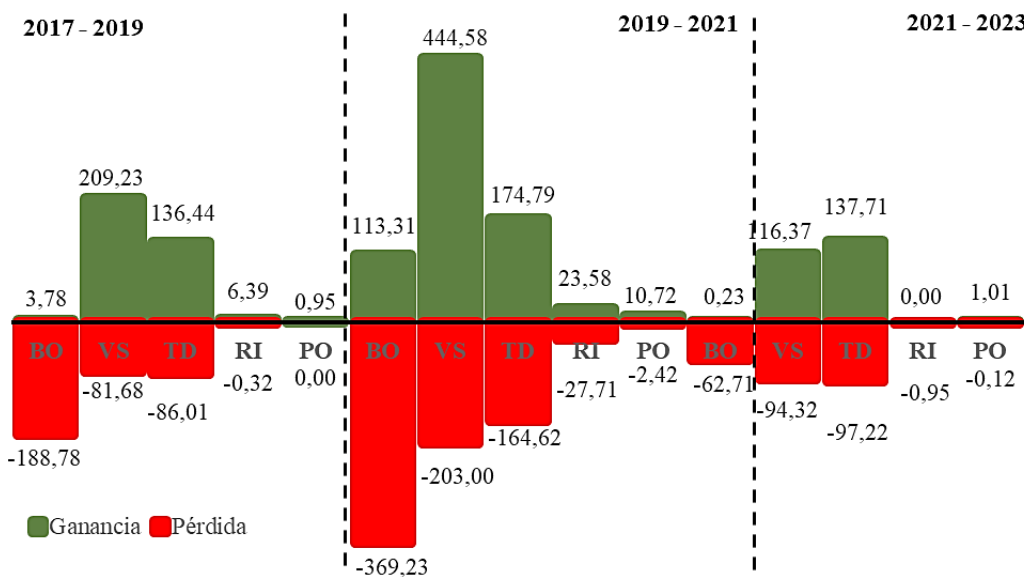


Figura 5. Ganancias y pérdidas (ha) de coberturas dentro de la Zona de Amortiguamiento del Parque Nacional Tingo María durante los periodos 2017-2019; 2019-2021 y 2021-2023. BO = Bosque; VS= Vegetación secundaria; TD = Tierras desnudas; RI = Ríos; PO = Población.

Tabla 6

Métricas de fragmentación del bosque dentro del Parque Nacional Tingo María y su Zona de Amortiguamiento para el 2017 y 2023

Métrica	2017		2023	
	PNTM	ZA	PNTM	ZA
FCI	5,99	4,49	5,77	4,30
MNN	13,33	51,45	29,17	61,8
F	0,972	0,766	0,942	0,644

Respecto a la distancia media al fragmento vecino más cercano (MNN), el PNTM presenta valores más bajos, señalando que los fragmentos de bosques dentro del área natural protegida se encuentran más cercanos uno de otros, considerando que éste

es uno de los mejores índices para medir fragmentación (Toosi et al., 2022). Finalmente, según la métrica que calcula el grado de fragmentación (F) nos sugiere que la cobertura boscosa del PNTM se encuentra en una categoría de fragmentación



moderada, mientras que los bosques de su ZA se encuentran altamente fragmentados (Tabla 6).

Las zonas de amortiguamiento en el Perú son mucho más vulnerables a la deforestación en comparación a las áreas naturales protegidas (Rojas et al., 2021), es así que el avance de la agricultura mediante patrones migratorios dentro la ZA, representa una potencial amenaza a la integridad del PNTM.

#### 4. Conclusiones

A partir de la clasificación de las imágenes Sentinel-2 utilizando el algoritmo Random Forest se ha conseguido elaborar mapas de coberturas del Parque Nacional Tingo María y su zona de amortiguamiento correspondiente a los años 2017, 2019, 2021 y 2023 consiguiendo en cada mapa una exactitud temática considerable. Los resultados encontrados en la cartografía forestal indican que la cobertura boscosa es la más representativa en ambas zonas de estudio. Durante el periodo de evaluación, la tasa de cambio dentro del PNTM se ha incrementado de -0,26% (2017 – 2019) a -1,24% (2019 – 2021) como consecuencia de fenómenos naturales ocurridos en el último periodo, sin embargo; en el periodo (2021 – 2023) la cobertura boscosa se ha mantenido relativamente estable. Mientras que los bosques de la ZA han sufrido una transición muy dinámica, con tasas de cambio de -2,97%; -4,39% y -1,15% derivado de la deforestación generada por comuneros para ampliar la frontera agrícola. Las métricas del paisaje utilizadas sugieren que los bosques del PNTM se encuentran moderadamente fragmentados y los bosques de la ZA se encuentran fuertemente fragmentados, por lo que se concluye que el área natural protegida ha cumplido con el objetivo de mantener la cobertura vegetal del bosque de selva alta. A futuro, es recomendable analizar las métricas del paisaje asociándolas a las variables de infraestructura de transporte, variables físico-naturales y variables socioeconómicas a fin de establecer los motores de deforestación en la zona de estudio.

#### Agradecimientos

Los autores agradecen al personal técnico profesional del Parque Nacional Tingo María (SERNANP) por su invaluable apoyo para la realización de la presente investigación.

#### ORCID

R. Puerta  <https://orcid.org/0000-0001-5777-7855>

J. Iannacone  <https://orcid.org/0000-0003-3699-4732>

#### Referencias bibliográficas

- Aguirre, J., Guerrero, E., & Campana, Y. (2021). How effective are protected natural areas when roads are present? An analysis of the Peruvian case. *Environmental Economics and Policy Studies*, 23(4), 831-859.
- Bera, D., Chatterjee, N. D., Bera, S., Ghosh, S., & Dinda, S. (2023). Comparative performance of Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI data in canopy cover prediction using Random Forest model: Comparing model performance and tuning parameters. *Advances in Space Research*, 71(11), 4691-4709.
- Bonacic, C., Arévalo, C., Ibarra, J. T., & Laker, J. (2022). The Importance of Protected Areas in Mitigating Climate Change and Conserving Ecosystems in Latin America and the Caribbean. In *The Food Security, Biodiversity, and Climate Nexus* (pp. 35-53). Cham: Springer International Publishing.
- Bratic, G., & Brovelli, M. A. (2022). Crowdsourcing for deforestation detection in the Amazon. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, 231-238.
- Cengiz, A. V. C. I., Budak, M., Yağmur, N., & Balçık, F. (2023). Comparison between random forest and support vector machine algorithms for LULC classification. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 8(1), 1-10.
- Céspedes, J., Sylvester, J. M., Pérez-Marulanda, L., Paz-García, P., Reymondin, L., Khodadadi, et al., (2022). Has global deforestation accelerated due to the COVID-19 pandemic?. *Journal of Forestry Research*, 1-13.
- Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V., & Böhner, J. (2015). System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4 [software]. *Geoscientific Model Development*, 8, 1991-2007.
- Cotrina, A., Bhandopadhyay, S., Rojas, N., Banerjee, P., Torres, C., & Oliva, M. (2021). Peruvian Amazon disappearing: Transformation of protected areas during the last two decades (2001–2019) and potential future deforestation modelling using cloud computing and MaxEnt approach. *Journal for Nature Conservation*, 64, 126081.
- Da Ponte, E., Alcasena, F., Bhagwat, T., Hu, Z., Eufemia, L., Turetta, A., et al (2023). Assessing wildfire activity and forest loss in protected areas of the Amazon basin. *Applied Geography*, 157, 102970.
- Eskandari, S., & Sarab, S. (2022). Mapping land cover and forest density in Zagros forests of Khuzestan province in Iran: A study based on Sentinel-2, Google Earth and field data. *Ecological Informatics*, 101727.
- ESA. (2023). Copernicus. S-1, S-2, S-3: European Space Agency.
- FAO. (1996). Forest resources assessment 1990. Survey of tropical forest cover and study of change processes.
- FAO. (2022). *El estado de los bosques del mundo 2022. Vías forestales hacia la recuperación verde y la creación de economías inclusivas, resilientes y sostenibles*.
- Fritz, S., Laso Bayas, J., See, L., Schepaschenko, D., Hofhansl, F., Jung, M., et al., (2022). A continental assessment of the drivers of tropical deforestation with a focus on protected areas. *Frontiers in Conservation Science*, 3, 13.
- Gutkin, N., Uwizeyimana, V., Somers, B., Muys, B., & Verbist, B. (2023). Supervised Classification of Tree Cover Classes in the Complex Mosaic Landscape of Eastern Rwanda. *Remote Sensing*, 15(10), 2606.
- Hänggli, A., Levy, S., Armenteras Pascual, D., Bovolo, I., Brandao, J., Rueda, X., & Garrett, R. D. (2023). A systematic comparison of deforestation drivers and policy effectiveness across the Amazon biome. *Environmental Research Letters*.
- IGNE. (2020). El programa Copernicus para la monitorización del territorio y los objetivos del desarrollo sostenible. Centro Nacional de Información Geográfica.
- Jaramillo, J., Rivas, C., Oteros, J., & Navarro-Cerrillo, R. (2023). Forest Fragmentation and Landscape Connectivity Changes in Ecuadorian Mangroves: Some Hope for the Future? *Applied Sciences*, 13(8), 5001.

- Jia, M., Wang, Z., Mao, D., Ren, C., Song, K., Zhao, C., et al (2023). Mapping global distribution of mangrove forests at 10-m resolution. *Science Bulletin*.
- Karra, K., Kontgis, C., Statman-Weil, Z., Mazzariello, J., Mathis, M., & Brumby, S. P. (2021). Global land use/land cover with Sentinel 2 and deep learning. In *2021 IEEE international geoscience and remote sensing symposium IGARSS* (pp. 4704-4707). IEEE.
- Landis, J., & Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33, 159- 174.
- Maso, J., Zabala, A., & Serral, I. (2023). Earth Observations for Sustainable Development Goals. *Remote Sensing*, 15(10), 2570.
- Mastrorosa, S., Crespi, M., Congedo, L., & Munafò, M. (2023). Land Consumption Classification Using Sentinel 1 Data: A Systematic Review. *Land*, 12(4), 932.
- Mi, C., Ma, L., Yang, M., Li, X., Meiri, S., et al. (2023). Global Protected Areas as refuges for amphibians and reptiles under climate change. *Nature Communications*, 14(1), 1389.
- MINAM. (2023). Bosques y pérdida de bosques. Geobosques.
- MINAM. (2014). Protocolo: Evaluación de la Exactitud Temática del Mapa de Deforestación. Dirección General de Ordenamiento Territorial. Primera Edición. Lima, Perú. pp. 13-32.
- Moharram, M., & Sundaram, D. (2023). Land Use and Land Cover Classification with Hyperspectral Data: A comprehensive review of methods, challenges and future directions. *Neurocomputing*.
- Peptenatu, D., Andronache, I., Ahammer, H., Radulovic, M., Costanza, J., Jelinek, H., et al., (2023). A new fractal index to classify forest fragmentation and disorder. *Landscape Ecology*, 1-21.
- Pérez-Cutillas, P., Pérez-Navarro, A., Conesa-García, C., Zema, D. A., & Amado-Álvarez, J. P. (2023). What is going on within google earth engine? A systematic review and meta-analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, 100907.
- Pham-Duc, B., Nguyen, H., Phan, H., & Tran-Anh, Q. (2023). Trends and applications of google earth engine in remote sensing and earth science research: a bibliometric analysis using scopus database. *Earth Science Informatics*, 1-17.
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V. R., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. *Remote Sensing*, 12(14), 2291.
- Rojas, E., Zutta, B. R., Velazco, Y. K., Montoya-Zumaeta, J. G., & Salvà-Catarineu, M. (2021). Deforestation risk in the Peruvian Amazon basin. *Environmental Conservation*, 48(4), 310-319.
- SERNANP. (2023). Lista Oficial de las Áreas Naturales Protegidas. Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas.
- SERNANP. (2022). Plan Maestro 2022-2026 del Parque Nacional Tingo María. Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas. 61 p.
- Song, X. P. (2023). The future of global land change monitoring. *International Journal of Digital Earth*, 16(1), 2279-2300.
- Sousa, M. V., Melo, S. N., Souza, J. C., Silva, C. F., Feitosa, Y., & Matias, L. F. (2023). Importance of Protected Areas by Brazilian States to Reduce Deforestation in the Amazon. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(5), 190.
- Tafur, V., Esenarro, D., Guillen, R., & Reyna, S. (2022). Deforestation in Peru and strategic plan for its reduce Amazonian forests. *3c Tecnología: glosas de innovación aplicadas a la pyme*, 11(1), 97-111.
- Tariq, A., Jiango, Y., Li, Q., Gao, J., Lu, L., Soufan, W., et al (2023). Modelling, mapping and monitoring of forest cover changes, using support vector machine, kernel logistic regression and naive bayes tree models with optical remote sensing data. *Heliyon*, 9(2).
- Toosi, N. B., Soffianian, A. R., Fakheran, S., & Waser, L. T. (2022). Mapping disturbance in mangrove ecosystems: Incorporating landscape metrics and PCA-based spatial analysis. *Ecological Indicators*, 136, 108718.
- Waldeland, A. U., Trier, Ø. D., & Salberg, A. B. (2022). Forest mapping and monitoring in Africa using Sentinel-2 data and deep learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 111, 102840.
- Zhang, C., Liu, Y., & Tie, N. (2023). Forest Land Resource Information Acquisition with Sentinel-2 Image Utilizing Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Random Forest, Decision Trees and Multi-Layer Perceptron. *Forests*, 14(2), 254.
- Zhen, S., Zhao, Q., Liu, S., Wu, Z., Lin, S., Li, J., & Hu, X. (2023). Detecting Spatiotemporal Dynamics and Driving Patterns in Forest Fragmentation with a Forest Fragmentation Comprehensive Index (FFCI): Taking an Area with Active Forest Cover Change as a Case Study. *Forests*, 14(6), 1135.