

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA EN RECURSOS
NATURALES RENOVABLES



VARIACIÓN DE LA COBERTURA VEGETAL DURANTE LOS AÑOS
2018 Y 2023 MEDIANTE IMÁGENES PLANETSCOPE EN CINCO
PROVINCIAS DEL DEPARTAMENTO HUÁNUCO, PERÚ.

Tesis

Para optar el título de:

INGENIERO EN RECURSOS NATURALES RENOVABLES

PRESENTADO POR:

AREVALO GUEVARA, JHAMILT ROBINSON

Tingo María – Perú

2025

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Jhamilt Robinson Arevalo Guevara', is written on a light-colored background.



ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS N° 120-2025-FRNR-UNAS

Los que suscriben, Miembros del Jurado de Tesis, reunidos con fecha 18 de setiembre de 2025, a horas 5:00 p.m. en la Escuela Profesional de Ingeniería en Recursos Naturales Renovables de la Facultad de Recursos Naturales Renovables de la Universidad Nacional Agraria de la Selva para calificar la tesis titulada:

**“VARIACIÓN DE LA COBERTURA VEGETAL DURANTE LOS AÑOS 2018 Y 2023
MEDIANTE IMÁGENES PLANETSCOPE EN CINCO PROVINCIAS DEL
DEPARTAMENTO HUÁNUCO, PERÚ”**

Presentado por el Bachiller: AREVALO GUEVARA, JHAMILT ROBINSON después de haber escuchado la sustentación y las respuestas a las interrogantes formuladas por el Jurado, se declara **APROBADO** con el calificativo de “MUY BUENA”.

En consecuencia, el sustentante queda apto para optar el Título Profesional de **INGENIERO EN RECURSOS NATURALES RENOVABLES** que será aprobado por el Consejo de Facultad, Tramitándolo al Consejo Universitario para el otorgamiento del Título Correspondiente.

Tingo María, 27 de octubre de 2025

Ph. D. LUIS ALBERTO VALDIVIA ESPINOZA
PRESIDENTE

Ing. MSc. EDILBERTO DIAZ QUINTANA
MIEMBRO



Ing. MSc. JUAN PABLO RENGIFO TRIGOZO
MIEMBRO

Dr. RONALD HUGO PUERTA TUESTA
ASESOR



UNAS

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

INSTITUTO DE INVESTIGACIÓN

UNIDAD DE SOPORTE CIENTÍFICO REPOSITORIO INSTITUCIONAL

"Decenio de la Igualdad de Oportunidades para Mujeres y Hombres"
"Año de la recuperación y consolidación de la economía peruana"

CERTIFICADO DE SIMILITUD T.I. N° 405 - 2025 - CS-RIDUNAS

El Jefe de la Unidad de Soporte Científico de la Universidad Nacional Agraria de la Selva, quien suscribe,

CERTIFICA QUE:

El Trabajo de Investigación; aprobó el proceso de revisión a través del software TURNITIN, evidenciándose en el informe de originalidad un índice de similitud no mayor del 25% y contenido generado por Inteligencia Artificial menor o igual al 20%. Según establece el Art. 29° y 30° del Acuerdo Nro.017-2025-CIUNAS-VRI-UNAS.

Programa de Estudio:

Ingeniería en Recursos Naturales Renovables

Tipo de documento:

Tesis	X	Trabajo de Suficiencia Profesional	
-------	---	------------------------------------	--

TÍTULO	AUTOR	PORCENTAJE	
		SIMILITUD	CONTENIDO GENERADO POR INTELIGENCIA ARTIFICIAL
VARIACIÓN DE LA COBERTURA VEGETAL DURANTE LOS AÑOS 2018 Y 2023 MEDIANTE IMÁGENES PLANETSCOPE EN CINCO PROVINCIAS DEL DEPARTAMENTO HUÁNUCO, PERÚ	AREVALO GUEVARA, JHAMILT ROBINSON	12% Doce	Menor a 20 %

Tingo María, 04 de diciembre de 2025.

 UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
UNIDAD DE SOPORTE CIENTÍFICO

ING. EINSTEIN A. ORTIZ MORALES
JEFE

C.C. Archivo

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA EN RECURSOS NATURALES
RENOVABLES



TESIS

Título	: Variación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 mediante imágenes PlanetScope en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú.
Área de investigación	: Valoración de la biodiversidad, recursos naturales y biotecnología
Línea de investigación	: Manejo del paisaje, gobernanza y adaptación al cambio climático
Eje temático	: Monitoreo de la deforestación y adaptación al cambio climático
Autor	: Bach. Arevalo Guevara, Jhamilt Robinson
Asesor (es)	: Dr. Ronald Hugo Puerta Tuesta
Lugar de ejecución	: 5 provincias de la región Huánuco
Duración del trabajo	: 6 meses
Financiamiento	: S/ 2 577,79
FEDU	: No
Propio	: Si
Otros	: No

Septiembre, 2025

Tingo María – Perú

DEDICATORIA

A Dios por la salud, fortaleza y sabiduría para poder lograr tan anhelado objetivo como parte de mi formación profesional.

A mi querido hermano, Jhosimar Anthony Arevalo Guevara, a quién siempre trató de ser un buen ejemplo para seguir para que luche por alcanzar las metas trazadas.

A mi amada madrecita Nora Marita Guevara Ramírez y a mí querido papá Edwuard Arevalo Guevara, quienes fueron el sustento esencial, mi soporte en el transcurso de esta etapa de desarrollo profesional.

A mis amigos, quienes fueron fundamental en esta hermosa etapa universitaria, Gracias a las personas que siempre confiaron en mí y me brindaron su apoyo incondicional, ser foráneo no fue fácil, pero con esfuerzo y dedicación todo se puede lograr.

AGRADECIMIENTOS

Expreso mi más sincero agradecimiento a mi alma mater, la Universidad Nacional Agraria de la Selva, por brindarme la oportunidad de formarme y desarrollarme profesionalmente en una institución comprometida con la excelencia, mejora constante y el desarrollo sostenible de nuestra región.

Agradezco profundamente al Dr. Ronald Hugo Puerta Tuesta, por haber sido una fuente constante de inspiración en mi formación académica. Su pasión, entrega y conocimientos en el campo de la teledetección y los sistemas de información geográfica (SIG) despertaron en mí un gran interés por estas disciplinas.

A los miembros del jurado de tesis, expreso mi sincero agradecimiento por el valioso tiempo que dedicaron a la revisión de mi trabajo, por la buena disposición que mostraron en cada momento, por sus observaciones constructivas y, sobre todo, por el constante acompañamiento durante este proceso académico

A mis queridos docentes de la Escuela Profesional de Recursos Naturales Renovables, quienes con dedicación, exigencia y compromiso sembraron en mí los valores del esfuerzo, la responsabilidad y la curiosidad científica. Sus enseñanzas no solo me formaron como profesional, sino también como persona con visión crítica y ética.

A mi círculo cercano de estudios, por su amistad sincera y su apoyo incondicional a lo largo de todos estos años. Gracias por estar presentes en todo momento, más aún en los días difíciles, por compartir logros y desafíos, y por caminar junto a mí en esta etapa.

Finalmente, quiero agradecer a todas las personas que han sido parte fundamental en este proceso de formación profesional, a quienes me tendieron la mano con aprecio, colaboración y afecto, gracias por hacer posible la culminación de este proyecto.

ÍNDICE

I.	INTRODUCCIÓN.....	1
II.	REVISIÓN DE LITERATURA	3
2.1.	Marco teórico	3
2.1.1.	Sistemas de Información Geográfica.....	3
2.1.2.	Teledetección.....	4
2.1.3.	Análisis multitemporal	4
2.1.4.	Percepción remota	5
2.1.5.	Imágenes satelitales	5
2.1.6.	Clasificación de imágenes satelitales	5
2.1.7.	Algoritmos para la clasificación de imágenes satelitales	6
2.1.8.	Resolución de un sistema de sensor espacial.....	8
2.1.9.	Satélite PlanetScope	9
2.1.10.	Exactitud temática	10
2.1.11.	Índice de Kappa.....	10
2.1.12.	Bosque.....	12
2.1.13.	Cobertura vegetal	12
2.1.14.	Uso de la tierra	12
2.1.15.	Deforestación.....	13
2.1.16.	No bosque.....	13
2.2.	Estado del arte.....	13
III.	MATERIALES Y MÉTODOS.....	16
3.1.	Lugar de ejecución	16
3.1.1.	Ubicación geográfica.....	16
3.1.2.	Ubicación política.....	16
3.1.3.	Altitud.....	17
3.1.4.	Condición climática.....	17
3.2.	Material y métodos	17
3.2.1.	Materiales y equipos	17

	6
3.2.2. Metodología.....	18
3.3. Componentes en estudio	24
3.3.1. Enfoque de estudio	24
3.3.2. Tipo de investigación	24
3.3.3. Nivel de investigación	24
3.3.4. Diseño de investigación.....	25
3.3.5. Variable de estudio.....	25
3.3.6. Indicadores	25
3.3.7. Población y muestra	25
3.3.8. Muestreo.....	26
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	27
4.1. Cuantificación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023.....	27
4.2. Cálculo de los cambios de cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en las cinco provincias.....	35
4.3. Validación en campo de la clasificación de cobertura vegetal actual en las cinco provincias de estudio.....	42
VI. PROPUESTAS A FUTURO	46
VII. REFERENCIAS	47
ANEXO.....	53

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla	Página
1. Especificaciones de productos PlanetScope	9
2. Bandas espectrales del satélite PlanetScope.....	10
3. Valoración del Índice de Kappa.	11
4. Coordenadas UTM del centroide de las provincias del área de estudio	16
5. Ubicación política de las cinco provincias	16
6. . Matriz de confusión para el proceso de validación (MINAM, 2014).	22
7. Variable de estudio con sus dimensiones e indicadores.....	25
8. Prorratio del área de estudio	43
9. Exactitud global para el año 2018	43
10. Exactitud global para el año 2023	44
11. Comparación del índice de Kappa para los años 2018 y 2023.....	44
12. Ficha de observación para la validación en campo.....	54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura	Página
1. Ubicación del área de estudio.	16
2. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Pachitea.	28
3. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huacaybamba.	30
4. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huánuco.	32
5. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huamalíes.	33
6. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Dos de Mayo.	34
7. Cambios de Coberturas vegetales del año 2018 y 2023.	36
8. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en Pachitea.	37
9. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en Huacaybamba.	38
10. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Huánuco.	39
11. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Huamalíes.	40
12. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Dos de Mayo.	41
13. Verificación de los puntos de entrenamiento.	65
14. Validación de los puntos de categoría.	65
15. Clasificación de cobertura mediante GEE.	66
16. Obtención de Imágenes Raster “Planet Scope”.	66
17. Validación en campo.	67
18. Verificación de los puntos en campo.	67
19. Verificación de los puntos en Huamalíes.	68
20. Verificación de los puntos en Huánuco.	68
21. Verificación de los puntos en Huamalíes.	69
22. Verificación de los puntos en Huamalíes.	69
23. Verificación de los puntos en la provincia Pachitea.	70
24. Verificación de los puntos en la provincia Huacaybamba.	70
25. Verificación de los puntos en la provincia Dos de Mayo.	71
26. Verificación de los puntos en Huamalíes.	71
27. Verificación de los puntos en la provincia Huamalíes.	72
28. Verificación de los puntos en Huamalíes.	72
29. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.	73
30. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.	73
31. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.	74

32. Visualización de las coordenadas en Trimble Geo 7x.74

RESUMEN

El presente estudio tuvo como objetivo analizar la variación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en cinco provincias del departamento de Huánuco: Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba. Para ello, se emplearon imágenes satelitales PlanetScope y el algoritmo Random Forest dentro de la plataforma Google Earth Engine. La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, descriptivo y comparativo. Se cuantificaron las coberturas de bosque, no bosque e hidrografía para ambos periodos, evidenciándose una reducción significativa de la superficie boscosa, así como un incremento en la categoría hidrografía, asociado tanto a factores naturales como a aspectos técnicos de clasificación, como la confusión entre agua y sombras. La validación de la clasificación arrojó una Exactitud Global del 86,11 % para el año 2018 y del 91,32 % para 2023, con un aumento en el índice de Kappa de 0,792 a 0,870, reflejando mejoras en la precisión. El análisis multitemporal permitió identificar procesos de transformación del paisaje, vinculados a la expansión de áreas no boscosas y la reducción de la cobertura forestal, lo que plantea desafíos para la gestión ambiental y el ordenamiento territorial. Finalmente, se destaca la importancia de la integración de métodos de validación en campo y el uso de herramientas geoespaciales para la toma de decisiones en el manejo sostenible del territorio.

Palabras clave: Cambio de uso de la tierra, Cobertura vegetal, Huánuco, PlanetScope, Random Forest.

ABSTRACT

The present study aimed to analyze the variation in vegetation cover during the years 2018 and 2023 across five provinces of the Huánuco department: Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes, and Huacaybamba. For this purpose, PlanetScope satellite images and the Random Forest classification algorithm within the Google Earth Engine platform were used. The research followed a quantitative, non experimental, descriptive, and comparative design.

Vegetation cover categories forest, non forest, and hydrography were quantified for both periods. The results showed a significant reduction in forest areas and an increase in hydrography, which was influenced both by natural factors and by technical classification aspects, such as the misclassification of water and shadows. The classification validation achieved an Overall Accuracy of 86.11% for 2018 and 91.32% for 2023, with an increase in the Kappa index from 0.792 to 0.870, demonstrating an improvement in classification precision.

The multitemporal analysis allowed the identification of landscape transformation processes, linked to the expansion of non-forest areas and the reduction of forest cover, posing challenges for environmental management and land use planning. Finally, the importance of integrating field validation methods and geospatial tools for informed decision making in sustainable territorial management is highlighted.

Keywords: Vegetation cover, Land use change, Huánuco, PlanetScope, Random Forest.

I. INTRODUCCIÓN

El seguimiento de las variaciones en la cobertura vegetal resulta esencial para el cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), especialmente aquellos vinculados al cambio climático, la eliminación de la pobreza, la seguridad alimentaria, el acceso al agua y la protección de la biodiversidad.

A escala global, la transformación de la cobertura vegetal representa una problemática persistente y alarmante, estrechamente relacionada con el crecimiento demográfico. Este incremento poblacional impulsa cambios en el uso del suelo, como la conversión de áreas boscosas en zonas urbanas, así como una mayor demanda de alimentos que conduce a la expansión de las fronteras agrícolas. Además, procesos ecológicos naturales como la sucesión y regresión también contribuyen a la deforestación. Según estimaciones de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura y el Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (FAO y PNUMA, 2020), en las últimas cuatro décadas se han perdido aproximadamente 420 millones de hectáreas de bosque en todo el mundo.

En el Perú, los cambios de cobertura vegetal están directamente relacionados con procesos como la deforestación ilegal, la expansión agrícola, la minería informal y la tala indiscriminada. Estas actividades han generado una presión constante sobre los ecosistemas naturales, particularmente en la Amazonía. Según el Ministerio del Ambiente (MINAM, 2021), estos factores constituyen las principales causas de pérdida de bosque en el país, afectando significativamente la biodiversidad, los servicios ecosistémicos y el equilibrio climático regional, entre los años 2010 al 2019 el promedio de la pérdida en un año de la cobertura vegetal fue de 151 731 ha y para el 2020 logró su máximo apogeo con un promedio de 203 272 ha de bosques devastados en un solo año.

A nivel local, en el departamento Huánuco se viene experimentando los cambios de cobertura vegetal en las provincias que cuentan con bosques amazónicos, afectando de esta manera los diversos Bosques de Producción Permanente (BPP) y Áreas de Conservación Regional (ACR) existentes en este ámbito geográfico, como es el Bosque Montano de Carpish que fue creado con Decreto Supremo N.º 014-2019-MINAM. El estudio abarcará un total de cinco provincias, dentro de ello, encontramos la provincia de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba que vienen experimentando cambios en su cobertura vegetal generalmente por actividad antrópica y de manera natural.

En esa perspectiva se formuló la siguiente pregunta: ¿Cuál es la variación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 mediante la

determinación de imágenes PlanetScope en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú?

El departamento de Huánuco posee ecosistemas de gran interés que albergan una diversidad de flora y fauna. Dentro de los cuales se encuentran a los bosques de producción permanente y el bosque montano de Carpish que es un área de conservación regional; dado que una de las principales funciones de estos ecosistemas es proteger la regulación hídrica de la cuenca del Huallaga y diversos ríos con los cuales colinda. Asimismo, es de gran importancia preservar estos ecosistemas debido a que son oferentes de múltiples bienes y servicios ecosistémicos. Este trabajo será de gran interés, ya que se podrá realizar un análisis de la situación en la que se encuentran estos ecosistemas y de esta manera tomar decisiones y crear políticas para su preservación y conservación.

La investigación generada será de mucha importancia, dado que se podrá monitorear de manera constante la variación que ocurra en los BPP y en las ACR presente en las provincias del departamento de Huánuco. Además, permitirá una amplia gama de audiencias, que incluyen gobiernos, organizaciones ambientales, comunidades locales, investigadores, científicos, expertos en políticas, empresas y ciudadanos preocupados por la conservación del medio ambiente.

Objetivo general:

Analizar la variación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 mediante imágenes PlanetScope en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú.

Objetivos específicos:

- Cuantificar la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba del departamento Huánuco, Perú.
- Calcular los cambios de cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba del departamento Huánuco, Perú.
- Validar en campo la clasificación de cobertura vegetal actual en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba del departamento Huánuco, Perú.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Marco teórico

2.1.1. Sistemas de Información Geográfica

Según Espíndola y Romero (2015), el Sistema de Información Geográfica (SIG) es una herramienta utilizada para describir y caracterizar la superficie terrestre y otras formas geográficas, con el objetivo de visualizar y analizar información espacial. Además, destacan su utilidad como instrumento analítico para los gobiernos, facilitando la toma de decisiones orientadas al desarrollo territorial. Los autores señalan que el SIG se distingue como una de las tecnologías más potentes, ya que permite la integración de conocimientos provenientes de diversas fuentes, generando un entorno colaborativo y transversal.

Por su parte, Sarría (2006) sostiene que el SIG se basa en la combinación de información digital con herramientas informáticas, con el fin de realizar análisis orientados a objetivos específicos dentro de una organización. Este autor resalta que un SIG se caracteriza por contener información georreferenciada, es decir, datos que incluyen una posición espacial definida a través de sistemas de coordenadas estandarizados, comúnmente mediante proyecciones cartográficas como la UTM.

Asimismo, Alonso Sarría detalla que un SIG está compuesto por varios elementos esenciales:

- **Base de datos espaciales**, que representan la realidad mediante modelos de datos específicos.
- **Base de datos temáticas**, que, al vincularse con la información cartográfica, permiten asignar valores temáticos a puntos, líneas o áreas del territorio.
- **Programas informáticos**, que gestionan y procesan las bases de datos de forma eficaz.
- **Equipos de hardware**, incluyendo ordenadores y periféricos de entrada y salida, que constituyen el soporte físico del sistema.
- **Comunidad de usuarios**, quienes demandan información espacial para diversos fines.
- **Administradores del sistema**, responsables de atender los requerimientos de los usuarios y mantener la operatividad del SIG.

El Sistema de Información Geográfica (SIG) ha sido conceptualizado por diversos autores, en su mayoría desde una perspectiva informática. Bracken y Webster (1990), por ejemplo, lo describen como un tipo especializado de base de datos que permite gestionar datos geográficos, es decir, aquellos que están referenciados espacialmente y que pueden

representarse gráficamente en forma de imágenes. Por su parte, Aronoff (1989) lo define como un sistema informático capaz de ejecutar tareas relacionadas con el manejo de datos georreferenciados, tales como la entrada, almacenamiento, recuperación, manipulación, análisis y visualización. Más allá del enfoque tecnológico, un SIG también puede entenderse como un sistema de gestión de bases de datos espaciales que facilita el manejo de grandes volúmenes de información geográfica, permitiendo conservar sus propiedades originales al superponer diversas capas temáticas.

2.1.2. Teledetección

De acuerdo con Chuvieco y Salas (1996), la teledetección es una técnica que posibilita la adquisición de imágenes de la superficie terrestre mediante el uso de sensores instalados en satélites. Esta tecnología permite captar información a distancia sin necesidad de contacto directo con el objeto observado, lo que la convierte en una herramienta clave para el monitoreo y análisis del territorio. Esta técnica opera gracias a la interacción de la energía, la cual puede provenir del sol (en el caso de sensores pasivos) o de una fuente artificial (sensores activos). Según Padilla et al. (2015), en este proceso intervienen tres elementos clave: el sensor, el objeto a observar y el flujo energético. Una de las principales ventajas de los sistemas de teledetección, en especial los sensores satelitales, es su capacidad de ofrecer cobertura regular y uniforme en las mismas bandas espectrales y bajo condiciones similares. Esta consistencia resulta fundamental para los estudios de cambio a nivel regional y global (Singh, 1989; Chuvieco, 2019; Arai et al., 2011; Baisch et al., 2012). Gracias a esta estabilidad en los datos obtenidos, la teledetección se ha consolidado como una herramienta indispensable para el análisis de los cambios en el entorno terrestre a nivel mundial.

2.1.3. Análisis multitemporal

Es una técnica que implica el estudio y comparación de datos recopilados en diferentes momentos temporales para analizar cambios a lo largo del tiempo. Las investigaciones de Fuenzalida et al. (2015) destacan que, para realizar un análisis de cambios en el tiempo, es indispensable contar con información temporal del objeto de estudio. En este contexto, Colditz (2007) menciona el análisis temporal como una secuencia sistemática de observaciones realizadas durante un periodo determinado. Para llevar a cabo este tipo de análisis, es esencial que el sensor tenga la capacidad de monitorear repetidamente una misma área en diferentes momentos del tiempo, lo cual exige una alta resolución temporal que permita detectar con precisión los cambios ocurridos en la cobertura vegetal. La elaboración de una serie temporal confiable se considera uno de los procesos más relevantes al trabajar con datos

de sensores remotos. Sin embargo, este proceso puede verse afectado por errores provenientes de factores atmosféricos como nubes, aerosoles y gases, los cuales deben ser cuidadosamente identificados y corregidos antes o durante la construcción de la serie temporal. Esto es especialmente importante al utilizar índices de vegetación como el NDVI, EVI o FPAR, donde es necesario eliminar o interpolar adecuadamente dichos elementos para asegurar la validez de los resultados obtenidos.

2.1.4. Percepción remota

Los autores Pérez y Muñoz (2006) revelan que la percepción remota es un procedimiento o técnica para adquirir información espacial de una materia en estudio, este puede ser un espacio territorial, océano gráfico o datos climáticos, esto se realiza a través de las imágenes provenientes de sensores satelitales. Además, a esta técnica se adiciona las actividades de los diversos tratamientos de datos y la fotointerpretación (Chuvieco, 2008).

2.1.5. Imágenes satelitales

Mieza et al., (2012) señalan que las imágenes satelitales son productos que contienen valores correspondientes a la relación entre la amplitud del campo electromagnético reflejado por los objetos en la superficie terrestre y la amplitud del campo electromagnético incidente. Esta relación permite interpretar las características físicas y biofísicas del terreno a partir de la información registrada por los sensores remotos, conocido como reflectancia de la cobertura terrestre y la información que contienen estas imágenes son provenientes de los sensores remotos. Asimismo, Dellepiane (2017) indica que la clasificación de estas imágenes puede darse por la resolución espacial, estas imágenes brindan información espacial que se utilizan para monitorear las características de la tierra.

2.1.6. Clasificación de imágenes satelitales

La clasificación de imágenes satelitales se ha consolidado como una herramienta esencial en los procesos de planificación y gestión del territorio. Tradicionalmente, los métodos más empleados han sido la clasificación supervisada y la no supervisada, ambos centrados en el análisis espectral de los píxeles que conforman las imágenes. No obstante, en los últimos años, ha cobrado relevancia el enfoque de clasificación basada en objetos, el cual ha evolucionado significativamente gracias al desarrollo de algoritmos avanzados y software especializado. Este enfoque consiste en la segmentación de las imágenes en objetos, es decir, agrupaciones de píxeles contiguos que presentan características homogéneas tanto en sus propiedades espectrales como espaciales. A diferencia de la clasificación tradicional por

píxeles, este método permite incorporar información contextual, como forma, textura o relaciones espaciales, lo que mejora notablemente la precisión de los resultados. Es importante destacar que la eficacia de la clasificación basada en objetos depende directamente de la resolución espacial de las imágenes utilizadas, ya que una mayor resolución permite una mejor diferenciación entre los elementos del paisaje (Perea et al., 2009). En este sentido, la clasificación orientada a objetos representa un avance significativo en el análisis de imágenes satelitales, abriendo nuevas posibilidades para una interpretación más detallada, precisa y contextualizada de las coberturas del territorio.

2.1.7. Algoritmos para la clasificación de imágenes satelitales

El autor Jensen (2015) sugiere que, para llevar a cabo la cartografía de las distintas coberturas del suelo mediante datos de teledetección, se dispone de una amplia gama de algoritmos, los cuales pueden clasificarse en diferentes categorías según su enfoque y aplicación:

- Algoritmos para clasificación no supervisada

Estos algoritmos son utilizados para explorar patrones en los datos sin etiquetas previas, existen varios algoritmos, podemos mencionar a Isodata, K-means, Hierarchical Clustering, Gaussian Mixture Model, entre otros.

- Algoritmos para clasificación supervisada

En este algoritmo es donde se tiene datos etiquetados y el objetivo es entrenar un modelo para predecir esas etiquetas en nuevos datos, se pueden dividir en dos grandes grupos paramétricos, cada una con su representante Máxima Probabilidad y el grupo de no paramétrico como Paralelepípedo, distancia mínima y vecino más cercano.

Por su parte, Jiménez (2019) señala que la clasificación supervisada, también conocida como clasificación semiautomática, constituye una estrategia de procesamiento de imágenes que permite identificar distintos tipos de recursos mediante el análisis de sus firmas espectrales.

- Algoritmos híbridos que implican inteligencia artificial

Según Seijas (2003), en el desarrollo de una solución se integran tanto métodos de clasificación supervisada como no supervisada, combinando las fortalezas de ambas técnicas para lograr resultados más precisos y eficientes.

Según Vera y Bustamante (2007), las técnicas denominadas híbridas son aquellas que pueden aplicarse tanto con conocimiento previo como sin él, lo que les otorga flexibilidad en su uso para distintos contextos y objetivos dentro del análisis de imágenes. En

este grupo de técnicas también se trabajan con datos etiquetados, propios del aprendizaje supervisado. Entre los métodos más relevantes se encuentran los árboles de decisión, las máquinas de vectores de soporte (SVM) y las redes neuronales artificiales, los cuales se utilizan ampliamente en tareas de clasificación y predicción debido a su capacidad para aprender patrones complejos a partir de datos previamente clasificados.

a. Árboles de decisión

- Según Gervilla (2009), los árboles de decisión constituyen una herramienta que permite representar gráficamente un conjunto de reglas orientadas a la toma de decisiones respecto a la asignación de un valor de salida. Están conformados por tres elementos principales:
- Nodos: representan los datos de entrada o variables que se utilizan para dividir el conjunto de datos.
- Ramas: indican los diferentes grupos o divisiones que se generan a partir de los valores de las variables de entrada.
- Hojas o nodos hoja: contienen los valores finales de la variable de salida, es decir, el resultado de las decisiones tomadas a lo largo del árbol.

Dubiau y Ale (2013) explican que este tipo de clasificador construye un árbol de decisión con múltiples rutas, donde en cada nodo se selecciona el atributo que ofrece la mayor ganancia de información respecto a la clase a predecir. Por su parte, Vázquez (2009) señala que la clasificación de los datos se realiza mediante una o más reglas asociadas, las cuales cumplen determinadas condiciones y permiten asignar una categoría basándose en predicciones fundamentadas en dichas reglas.

b. Random forest

Según Breiman (2001), el algoritmo conocido como Random Forest se basa en la combinación de múltiples árboles de decisión, donde cada árbol es construido a partir de un subconjunto aleatorio de datos y variables. Esta técnica se caracteriza porque cada árbol depende de un vector aleatorio que es muestreado de forma independiente y con una distribución idéntica para todos los árboles del conjunto, lo que permite mejorar la precisión del modelo y reducir el riesgo de sobreajuste. Este error depende de la significancia de los árboles individuales en el bosque y la correlación entre ellos.

En este sentido, el algoritmo emplea un procedimiento denominado *bagging* (abreviatura de *bootstrap aggregating*), el cual consiste en remuestrear aleatoriamente, con reemplazo, el conjunto de datos original para generar múltiples subconjuntos de entrenamiento.

Según Rodríguez y Chica (2012), esta técnica permite reducir la varianza del modelo y mejorar su capacidad de generalización al combinar los resultados de varios árboles entrenados con diferentes muestras del mismo conjunto de datos.

2.1.8. Resolución de un sistema de sensor espacial

Díaz et al. (2015) señalan que la resolución de las imágenes satelitales depende directamente de las características y capacidades del sensor, ya que este determina su habilidad para captar y distinguir la información contenida en las imágenes. Además, señalan que la resolución en los sensores remotos depende de diversos aspectos que influyen en la calidad de la información obtenida, lo que determina su utilidad para distintos tipos de análisis y aplicaciones.

En este contexto, las imágenes satelitales pueden clasificarse según cuatro tipos de resolución: espacial, espectral, temporal y radiométrica, cada una de las cuales cumple un papel fundamental en la interpretación y el análisis de los datos obtenidos.

- **Resolución espacial.** La resolución espacial se refiere al tamaño más pequeño de un objeto en la superficie terrestre que puede ser distinguido en una imagen satelital. Esta resolución está determinada por el tamaño del píxel, lo que implica que, a menor tamaño del píxel, mayor será el nivel de detalle que puede captarse en la imagen, el cual está condicionado por las dimensiones del píxel expresadas en metros sobre la superficie terrestre. Esta característica depende de diversos factores técnicos propios de los sensores utilizados. En los sensores pasivos depende de la altura orbital, velocidad de exploración y números de detectores, mientras que en los sensores activos dependen del radio de apertura, la altura de la plataforma y la longitud de onda (Chuvieco, 1996).
- **Resolución espectral.** Hace referencia a la aptitud de un sistema para diferenciar entre diversas longitudes de onda dentro del espectro electromagnético. Según Díaz et al. (2015), este tipo de resolución se relaciona con la cantidad y el ancho de las bandas espectrales que utiliza un sensor para captar la energía reflejada por la superficie terrestre. Una mayor resolución espectral, caracterizada por un mayor número de bandas más estrechas, permite una mejor distinción entre las distintas coberturas del terreno.
- **Resolución radiométrica.** De igual forma, los autores mencionados previamente señalan que la resolución radiométrica, también conocida como resolución dinámica, hace referencia a la capacidad del sensor para registrar diferencias sutiles en la energía reflejada o emitida por los objetos. Esta resolución se expresa mediante el número de niveles de gris que el sensor es capaz de captar; por lo tanto, una mayor cantidad de niveles implica una mejor resolución

radiométrica, permitiendo una mayor precisión en la detección de variaciones en la intensidad de la señal.

- **Resolución temporal.** La resolución temporal hace alusión a la periodicidad con la que un satélite revisita un mismo punto de la superficie terrestre, es decir, el tiempo transcurrido entre dos capturas consecutivas de una misma zona. Esta resolución está condicionada por varios aspectos relacionados con la órbita del satélite, tales como su altitud, velocidad e inclinación, los cuales determinan la capacidad del sensor para detectar y monitorear cambios en el territorio a lo largo del tiempo, como la altura, la velocidad y la inclinación, así como por el diseño del sensor, especialmente en lo referente al ángulo de observación y la apertura del sistema (Díaz et al., 2015).

2.1.9. Satélite PlanetScope

La constelación de satélites PlanetScope, propiedad de la empresa Planet Labs, está compuesta por múltiples satélites conocidos como Dove, que han sido lanzados en grupos a lo largo del tiempo. Esta constelación permite obtener imágenes diarias de casi toda la superficie terrestre, gracias a su amplia cobertura y alta frecuencia de revisita, lo que la convierte en una herramienta valiosa para el monitoreo ambiental, agrícola y territorial a nivel global. La constelación posee alrededor de 120 satélites. Lo más asombroso es que gracias a este satélite se puede visualizar la tierra completa todos los días, esto equivale a una capacidad de visualización en promedio de 150 millones de kilómetros cuadrados por día (Planet, 2016).

A continuación, se presentan las características más relevantes de la constelación PlanetScope, operada por la empresa Planet Labs: Altitud de la órbita: aproximadamente 400 km, con una inclinación orbital de $51,6^\circ$, lo que permite una cobertura casi global, especialmente en regiones ecuatoriales y subtropicales.

Ground Sampling Distance (GSD) en nadir: cerca de 3,0 metros, lo que significa que cada píxel de la imagen representa un área de 3 metros por 3 metros en el terreno, proporcionando una resolución espacial útil para estudios detallados de uso de suelo, agricultura y medio ambiente.

Tabla 1. Especificaciones de productos PlanetScope

Atributos	PlanetScope
Tamaño del producto	“25km (8000 líneas por 25km) (8000 columnas 16bits)
Profundidad de bits	16bits
Bandas	Multiespectral de 4 bandas (orden de banda: azul, verde, rojo, infrarrojo cercano)

Distancia de muestra de tierra	3,7m (referencia de altitud de 475km)
Mejoras radiométricas	Corrección de resplandor aplicada
Tamaño de píxel	3.0m

Fuente: (Planet, 2016)

Tabla 2. Bandas espectrales del satélite PlanetScope

Banda	Región espectral	Ancho de banda (mm)	Resolución
1	Azul	445-515	
2	Verde	500-590	3.7m
3	Rojo	590-670	
4	NIR	780-860	

Fuente: (Planet, 2016)

2.1.10. Exactitud temática

El Ministerio del Ambiente (MINAM, 2014) define la exactitud como el grado de concordancia entre el valor observado o estimado y el valor real de una característica determinada. Esta medida es fundamental en los estudios de clasificación temática, ya que permite evaluar la fiabilidad de los resultados obtenidos a partir de datos geoespaciales o imágenes satelitales. La exactitud temática hace referencia al grado de correspondencia entre los atributos que se asignan a los elementos de una base de datos geográfica y las características reales que dichos elementos representan en el mundo físico, permitiendo así evaluar la fidelidad de la información clasificada respecto a la realidad observada, lo que implica evaluar si los objetos y sus relaciones han sido clasificados correctamente de acuerdo con los criterios establecidos en el producto cartográfico.

2.1.11. Índice de Kappa

También conocido como coeficiente de concordancia de Cohen, se utiliza para medir la concordancia entre dos evaluadores en la clasificación de un conjunto de datos.

Sánchez (2010) señala que el índice de Kappa constituye una alternativa para evaluar la exactitud de un mapa, ya que su cálculo considera todos los valores contenidos en la matriz de confusión y no solo los correspondientes a las coincidencias exactas, permitiendo así una medición más integral del grado de concordancia entre los datos clasificados y la realidad.

A continuación, según Sánchez (2010), se muestra cómo se calcula el índice Kappa:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{N - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}} \quad (1)$$

Donde:

r : número de filas en la matriz.

n : número total de observaciones (áreas de verificación).

x_{ii} : número de observaciones en la fila i y columna i .

x_{i+} y x_{+i} : total de marginal de fila i y columna i , respectivamente

Por otro lado, el Protocolo de Evaluación de la Exactitud Temática del mapa de Deforestación del MINAM (2014) señala que el índice de Kappa constituye un indicador utilizado para evaluar la precisión de una clasificación generada a través de software, ya que permite medir el grado de concordancia entre los datos clasificados y los datos de referencia, considerando tanto los aciertos como los errores de manera global, comparándola con una clasificación obtenida de manera visual, con el fin de determinar el grado de concordancia entre ambas, ya sea en campo o con imágenes de alta resolución.

A continuación, se plantea la siguiente ecuación:

$$K = \frac{(P_o - P_e)}{(1 - P_e)} \quad (2)$$

Siendo:

P_o : Número de aciertos/Número total de clases

P_o : $(A_1 + B_2 + C_3) / M$

P_e : Cálculo generado desde la matriz de confusión

P_e : $(EP_1 \times EU_1) + (EP_2 \times EU_2) + (EP_3 \times EU_3)$

Al momento de interpretar el valor de k es útil disponer de una escala como la siguiente tabla:

Tabla 3. Valoración del Índice de Kappa.

Valor K	Fuerza de concordancia
< 0,20	Pobre
0,21 - 0,40	Débil
0,41 - 0,60	Moderada
0,61 - 0,80	Buena
0,81 - 1,00	Muy buena

Fuente: (Fernández, 2018)

2.1.12. Bosque

Forest Resource Assessment (FRA, 2015), define al bosque como tierras que se extienden por más de 0.5 ha de árboles de una altura superior a 5 metros y una cubierta de copas superior al 10 % o de árboles capaces de alcanzar esta altura in situ. No incluye la tierra sometida a un uso predominante agrícola o urbano.

Del otro lado, entidades como el MINAM (2014), citan al bosque como un ecosistema natural complejo de seres vivos, microorganismos, vegetales y animales que se influyen y relacionan al mismo tiempo y se subordinan al ambiente dominante de los árboles que se extiende por más de 0,5 has dotadas de árboles de una altura superior a 2 metros o de árboles capaces de alcanzar esta altura in situ, y una cubierta superior al 10%.

2.1.13. Cobertura vegetal

Se refiere a la presencia y distribución de plantas en una determinada área. Este término puede abarcar diferentes tipos de vegetación, como bosques, praderas o cultivos. La cobertura vegetal es crucial para la salud del ecosistema, ya que desempeña roles importantes en la regulación del clima, la conservación del suelo y la biodiversidad que alberga.

El investigador Taboada (2011) define la cobertura vegetal como la proporción de la superficie que está ocupada por plantas o tipos específicos de vegetación en un espacio geográfico determinado. Esta se clasifica según la predominancia de ciertas formas biológicas, como árboles, arbustos o hierbas, sin importar su clasificación taxonómica, lo que permite distinguir entre tipos de vegetación como bosques, matorrales y praderas.

Del mismo modo, el Instituto Cartográfico y Geológico de Catalunya (2019) refiere que la pérdida de la cubierta vegetal deja el suelo expuesto y vulnerable ante procesos de erosión. Esta pérdida puede originarse por actividades como la tala indiscriminada, el sobrepastoreo y fenómenos naturales como los incendios forestales, lo que deteriora la estructura del suelo, reduce su fertilidad y acelera su degradación, las sequías, entre otros, afectan significativamente la cobertura vegetal. Dado que las plantas son las principales proveedoras de materia orgánica al suelo, la pérdida de esta cobertura conlleva una reducción en el aporte de materia orgánica, lo que a su vez provoca el empobrecimiento y deterioro de la calidad del suelo.

2.1.14. Uso de la tierra

El uso de la tierra se refiere a la manera en que se emplea o se destina una determinada área de la tierra; puede clasificarse en diferentes categorías, como residencial, comercial, industrial, agrícola o áreas naturales.

Según la Mesozonificación Ecológica Económica de Huánuco, propuesto

por Escobedo (2010), Se han establecido cinco grandes categorías de uso del suelo: Tierras de protección, Tierras para cultivos en limpio, Tierras para cultivos permanentes, Tierras para pastos y Tierras para producción forestal. Cada una de estas zonas se distingue en función de las potencialidades que poseen, las cuales pueden estar relacionadas con actividades acuícolas, forestales, disponibilidad hídrica, generación hidroenergética, así como con el aprovechamiento recreacional y turístico del territorio.

2.1.15. Deforestación

De acuerdo con la FAO (2018), la deforestación se entiende como el cambio del uso del suelo de áreas boscosas hacia otros tipos de ocupación, sin importar si dicho cambio es provocado por la actividad humana o por causas naturales. Esta definición abarca la transformación de bosques en terrenos destinados a la agricultura, el pastoreo, la construcción de embalses, la actividad minera o el desarrollo urbano.

Por otro lado, los investigadores Defries et al. (2006); Corbera & Brown (2010), mencionan que la deforestación viene a ser la conversión directa y/o inducida de la cobertura de bosque a otro tipo de cobertura de la tierra en un tiempo determinado.

2.1.16. No bosque

La categoría “No bosque”, se refiere a todas aquellas coberturas terrestres que no cumplen con los criterios establecidos para ser consideradas bosque: ausencia significativa de cobertura arbórea en altura, densidad del dosel por debajo de un umbral determinado, o uso del suelo que impide la regeneración forestal natural o artificial. Esta categoría incluye terrenos despejados, áreas agrícolas, pastizales, matorrales bajos, zonas urbanas, tierras desnudas o con vegetación no arbórea, y otras superficies no arbóreas. Por ejemplo, Hansen et al. (2020) encuentran que en seis sitios de estudio se puede distinguir “forest” de “non forest” evaluando variables espectrales y de radar, donde las áreas que no cumplen los parámetros de reflectancia, densidad de vegetación o estructura arbórea son etiquetadas como no bosque.

2.2. Estado del arte

Gómez (2019) llevó a cabo una investigación centrada en el análisis multitemporal de la fragmentación y la conectividad ecológica en la microcuenca de la quebrada Lorenzo, ubicada en el municipio de Puerto Asís, en el departamento de Putumayo, Colombia, logró evidenciar un aumento en las áreas de praderización, lo cual ha generado una fragmentación progresiva de la matriz de bosque natural, principalmente como resultado de actividades

antrópicas desarrolladas en la región. Asimismo, los datos obtenidos de las métricas de fragmentación correspondientes al periodo 2013-2018 reflejaron cambios significativos en la forma y estructura del paisaje, afectando de manera distinta a cada una de las coberturas analizadas.

En una investigación realizada por Morera y Sandoval (2016), sobre la evaluación de la cobertura boscosa en Costa Rica donde realizaron un análisis a nivel de áreas de conservación en el año 2000, en el cual evidenciaron una reducida superficie de la cobertura boscosa de alta densidad por región de conservación en comparación con la de baja densidad; sin embargo, prevalece la presencia de fragmentos de bosque denso con un tamaño medio relativamente alto, los cuales son adecuados para su conservación ecológica.

Poveda et al. (2022) llevaron a cabo un estudio enfocado en evaluar distintos métodos de clasificación supervisada para analizar los cambios en la cobertura terrestre en los páramos de Merchán y Telecom, ubicados en la Cordillera Oriental de Colombia. Los resultados indicaron que el método Random Forest ofreció mayor precisión y fiabilidad en la clasificación de las características del terreno, lo cual fue evidenciado por los valores del Índice Kappa. Además, se estimó la distancia entre los límites de los páramos y ciertas estructuras geológicas o contactos entre formaciones, ya que estos límites coincidían con dichos rasgos geológicos.

Asimismo, Calderón (2023) llevó a cabo un estudio enfocado en el análisis de los cambios en la cobertura boscosa, proponiendo la descarbonización como estrategia principal para impulsar procesos de reforestación en el departamento de Atlántida, Honduras. En dicho estudio, se evidenció que los árboles con mayor área basal fueron los que capturaron mayor cantidad de carbono, y que los mapas generados permitieron identificar con precisión las condiciones de captación de carbono, así como las zonas de pérdida de bosque, proporcionando información clave para la planificación de estrategias de recuperación forestal.

En el artículo científico de Li y Wang (2020), se planteó como objetivo principal la clasificación de tipos de bosques a gran escala regional en el área de Shangri-La, ubicada en la provincia de Yunnan, China, utilizando un enfoque de clasificación jerárquica. El estudio fue de tipo cualitativo, con un nivel descriptivo y un diseño no experimental. La población del estudio fue el territorio de Shangri-La y, como técnica de recolección de datos, se aplicó la observación no experimental longitudinal basada en un método deductivo. Para la medición, se utilizaron dos fichas de observación como instrumentos. Los resultados mostraron que, al clasificar entre zonas forestales y no forestales mediante muestras de validación, se alcanzaron niveles de precisión superiores al 98 % en todos los escenarios. Esto evidencia que las imágenes

satelitales libres de nubes, compuestas entre los años 2016 y 2018, permiten identificar con alta exactitud los bosques al ser procesadas en Google Earth Engine (GEE) utilizando el algoritmo Random Forest. No obstante, la precisión en la clasificación de los distintos tipos de bosque fue menor en algunas categorías. Como conclusión, los autores destacan que, aunque es difícil obtener imágenes completamente libres de nubes incluso en GEE, la plataforma dispone de un algoritmo que permite eliminarlas y fusionar áreas cubiertas por nubes con otras zonas despejadas, logrando así una composición adecuada para el análisis temporal requerido.

En una tesis reportada por Quispe (2021), acerca de la simulación geoespacial y temporal de la deforestación en el distrito de Nueva Requena, Ucayali, Perú, del cual se encontró que para el periodo 2020 al 2023 se deforestaron se deforestaron 35 112,24 ha evidenciándose una tasa de deforestación de 3,08 % anual.

El autor Chahua (2019), realizó una tesis sobre el análisis de la deforestación en el periodo 2006 al 2018 en el distrito de Daniel Alomía Robles, Huánuco, Perú, logrando determinar que la superficie deforestada al 2018 es de 8 366,33 ha, lo que representó al 54,91% del total del distrito, mientras que la cobertura boscosa alcanzó 6 056,91 ha.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Lugar de ejecución

La investigación se llevó a cabo en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba.

3.1.1. Ubicación geográfica

Las provincias se localizan geográficamente en la zona 18 sur, proyectada en el datum WGS84 y tienen las siguientes coordenadas UTM:

Tabla 4. Coordenadas UTM del centroide de las provincias del área de estudio

Provincia	Coordenadas	
	Este	Norte
Pachitea	403 423,45	8 896 851,21
Huánuco	365 416,56	8 917 156,91
Dos de Mayo	322 073,31	8 931 805,90
Huamalíes	324 122,45	8 962 255,46
Huacaybamba	300 974,89	9 005 240,33

3.1.2. Ubicación política

Tabla 5. Ubicación política de las cinco provincias

Región	Provincia	Superficie (ha)
Huánuco	Pachitea	308 184,59
	Huánuco	363 670,82
	Dos de Mayo	148 891,42
	Huamalíes	316 037,58
	Huacaybamba	170 493,16



Figura 1. Ubicación del área de estudio

3.1.3. Altitud

El departamento de Huánuco abarca una extensión territorial de 36 850 km², lo que representa aproximadamente el 2,9% del total del territorio peruano. En la zona oriental se encuentran los distritos de Tournavista y Yuyapichis, situados a una altitud de 250 metros sobre el nivel del mar. En contraste, hacia el extremo occidental, en los límites con las regiones de Lima y Áncash, se localiza la Cordillera de Huayhuash, donde se eleva el Nevado Yerupajá, con una altitud de 6 615 m.s.n.m., considerado el segundo pico más alto del país. La región también alberga numerosos lagos y lagunas, y es atravesada por varios ríos importantes, entre ellos el Marañón, el Huallaga y el Pachitea, los cuales fluyen de sur a norte (Gobierno Regional de Huánuco [GOREHCO], 2016).

3.1.4. Condición climática

En la zona oriental de las provincias de Huacaybamba, Huamalíes y Huánuco predominan climas cálidos y templados, caracterizados por una alta pluviosidad y niveles constantes de humedad durante todo el año. En cambio, en las áreas occidentales y de mayor altitud, el clima varía entre lluvioso, templado y frío, con una marcada disminución de la humedad durante las estaciones de otoño e invierno. Estas condiciones se observan principalmente en las provincias de Dos de Mayo, Huamalíes y en las zonas altas de Pachitea, Huánuco y Huacaybamba (Castro et al., 2021).

Asimismo, los autores previamente mencionados señalan que en los valles de las provincias de Pachitea y Huánuco predominan climas semisecos, que varían de templados a cálidos, y se caracterizan por mantener niveles de humedad constantes a lo largo del año. Por otro lado, en áreas reducidas de las provincias de Huacaybamba y Huamalíes, específicamente en la margen derecha del río Marañón, se presentan climas semisecos y templados, con una notable escasez de humedad durante el invierno, e incluso en otoño e invierno.

3.2. Material y métodos

3.2.1. Materiales y equipos

Los materiales cartográficos que fueron empleados como parte de los insumos requeridos en el estudio correspondieron a los límites departamentales y provinciales en formato vectorial, los cuales fueron obtenidos a partir de la información proporcionada por el Instituto Geográfico Nacional del Perú. Del mismo modo, se utilizó la red vial nacional en formato vectorial, extraída del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC), así como la red hídrica de tipo vectorial, recolectada por la Autoridad Nacional del Agua (ANA). También se incluyeron las Áreas Naturales Protegidas (SERNANP), y los BPP en formato

vectorial, obtenidos del GOREHCO. Finalmente, como insumo de gran importancia, se emplearon imágenes PlanetScope en formato ráster, descargadas desde la fuente Planet.

Dentro de los materiales que fueron utilizados en la fase de gabinete para el análisis, búsqueda y descarga de imágenes satelitales, se empleó un disco duro de un terabyte, lapiceros y un cuaderno destinado a registrar todos los apuntes relevantes obtenidos durante la búsqueda de dichas imágenes. Por otro lado, en la fase de campo se hizo uso de un tablero. Asimismo, se utilizaron fichas de observación y validación.

En lo que respecta a los softwares, se utilizó Microsoft Word para la redacción de la información recolectada en las diferentes provincias objeto de estudio, así como Microsoft Excel para la digitación de los datos obtenidos a través del programa ArcGis, el cual resultó de gran utilidad para gestionar el registro en la plataforma PlanetScope, mediante el uso de los scripts API para su adquisición. Además, se requirió el uso de ArcGIS 10.5 para la elaboración y presentación de los diferentes mapas generados. Otro de los softwares de mayor relevancia en la investigación fue el Saga GIS 7.4.0, en el cual se llevaron a cabo diversos procesos orientados a la clasificación supervisada utilizando algoritmos de inteligencia artificial, como el Random Forest.

Respecto a los equipos utilizados en la fase de gabinete, se contó con una laptop ASUS Core i5, mientras que, para la fase de campo, se empleó un GPS submétrico con fines de validación, así como una cámara fotográfica para registrar evidencias de las salidas realizadas.

3.2.2. Metodología

3.2.2.1. Cuantificación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú

- Recopilación de información. Como primera actividad dentro de la etapa de gabinete, se llevó a cabo la recopilación de toda la información cartográfica correspondiente a la zona con presencia de bosque amazónico en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba. Para ello, se elaboró una base de datos geoespacial que integró información clave como redes viales, cuerpos de agua (ríos), centros poblados, áreas de conservación privada, bosques de producción permanente, concesiones forestales y límites político-administrativos, entre otros elementos relevantes para el análisis y planificación.

- Descarga de imágenes satelitales. Una vez recopilada toda la información, se procedió a crear una carpeta en el disco duro y a descargar las imágenes satelitales PlanetScope correspondientes a los años 2018 y 2023 desde la página web

Planet.com, previa realización del registro en dicha plataforma. Esta permitió la descarga específica del área de interés, utilizando para ello la delimitación del área de estudio en formato shapefile. Además, se consideraron diversos criterios para la selección de las imágenes, priorizando aquellas con un bajo porcentaje de nubosidad, debido a la alta incidencia de precipitaciones pluviales en la zona de estudio. Asimismo, se procuró que las imágenes correspondieran a los mismos meses y años, conforme a lo indicado previamente.

- **Procesamiento de imágenes satelitales.** Dado que las imágenes obtenidas presentaban un sistema de proyección distinto al empleado a nivel local, además de diversas distorsiones generadas durante el proceso de adquisición, fue necesario realizar la proyección cartográfica correspondiente para la zona de estudio. Esta tarea se llevó a cabo utilizando el software ArcGIS 10.5, con el fin de garantizar la correcta alineación espacial y precisión en el análisis. En el caso específico del área de intervención en las provincias seleccionadas, se empleó el sistema de referencia WGS 1984 UTM Zona 18 Sur.

Con la realización de este proceso, se consiguió que cada píxel reflejara una ubicación real sobre el terreno, lo que permitió obtener datos más confiables y precisos. Posteriormente, se llevaron a cabo diversos procesamientos digitales, como la mejora de la imagen, en la que se aplicaron técnicas de filtrado y realce con el objetivo de optimizar la calidad visual. Esto permitió que la apariencia de las imágenes fuera más clara y facilitara una interpretación visual y una clasificación más adecuada.

- **Clasificación de la imagen.** En esta etapa, se empleó el software Google Earth Engine, donde se procesó el algoritmo de inteligencia artificial Random Forest. Posteriormente, se procedió a la determinación de las áreas de entrenamiento para la clasificación. Esta fase consistió en la selección de muestras representativas del área de estudio, definidas en forma de zonas de píxeles específicos, las cuales fueron asignadas a partir de los datos registrados por el usuario, basándose en el conocimiento previo sobre la imagen y las características de la zona de análisis (MINAM, 2014).

Para ello, se crearon las áreas de entrenamiento con un rango de entre 100 a 200 puntos de entrenamiento por cada clase, buscando así una distribución equilibrada y representativa de las distintas coberturas presentes. Los criterios de clasificación establecidos fueron los siguientes: bosque, no bosque, hidrografía. Además, se recomendó que la ubicación de los puntos de entrenamiento fuera lo más dispersa posible dentro de cada clase, cubriendo diferentes zonas geográficas y condiciones ambientales dentro del área de estudio, con el fin de mejorar la precisión y robustez del modelo de clasificación. También se consideró importante realizar una revisión visual previa de las imágenes para asegurar la correcta asignación de clases

antes del entrenamiento del algoritmo.

- **Cuantificación de la cobertura vegetal del año 2018 y 2023.** Una vez obtenidos los resultados de la clasificación de las imágenes correspondientes a los diferentes años, con sus respectivos tipos de clase, se procedió a realizar la conversión de los archivos en formato ráster a formato shapefile, con el propósito de efectuar los cálculos de áreas en hectáreas para cada clase identificada. De este modo, una vez generado el archivo Shapefile, se creó un nuevo campo en la tabla de atributos, el cual fue de tipo doble y se denominó "área". En dicho campo, se realizó el cálculo de la superficie en hectáreas correspondiente a las distintas clases de cobertura presentes en la zona de estudio.

3.2.2.2. Cálculo de los cambios de cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú

Para calcular los cambios de cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en las cinco provincias del departamento de Huánuco, se emplearon imágenes satelitales PlanetScope sometidas a procesos de corrección radiométrica y atmosférica, seguidas de una clasificación supervisada en las clases bosque, hidrografía y no bosque, a partir de muestras de entrenamiento definidas como regiones de interés. La precisión de las clasificaciones se validó mediante matrices de confusión e índice Kappa, asegurando confiabilidad en la interpretación. Posteriormente, el área de cada clase se calculó multiplicando el número de píxeles clasificados por el área de cada píxel, expresándose en hectáreas. La variación absoluta se determinó restando el área del 2023 menos el área del 2018, mientras que la variación porcentual se calculó con la siguiente fórmula:

$$\text{Variación porcentual} = \frac{(\text{Área}_{2023} - \text{Área}_{2018})}{\text{Área}_{2018}} \times 100 \quad (3)$$

Dicha fórmula, permitió cuantificar aumentos o pérdidas de cobertura en cada provincia. Finalmente, los resultados fueron contrastados con información del relieve, el uso del suelo y las dinámicas locales para contextualizar los procesos de deforestación, regeneración o cambios asociados, reconociendo a la vez las limitaciones de los datos satelitales como la resolución espacial y la confusión espectral (Alvarado y Mainato, 2021).

3.2.2.3. Validación en campo de la clasificación de la cobertura vegetal actual en cinco provincias del departamento Huánuco, Perú

Para validar la clasificación de la cobertura vegetal actual en las cinco provincias del departamento Huánuco, se procedió con el cálculo del tamaño de muestra. Este paso fue fundamental para garantizar la representatividad estadística de los puntos de

verificación en campo o mediante interpretación visual, permitiendo así evaluar la exactitud de la clasificación realizada. El tamaño de muestra se determinó considerando el nivel de confianza deseado, el margen de error aceptable y la variabilidad esperada en las clases de cobertura dentro del área de estudio. Es así que, se usó la fórmula para población infinita, debido a que existen infinitos puntos en todas las provincias del departamento Huánuco.

Para determinar el tamaño de la muestra y ver la eficiencia del algoritmo se utilizó la fórmula de tamaño de muestra del protocolo establecido por el (MINAM, 2014):

Donde:

n: Tamaño de muestra

Z^2 : Es una constante que depende del nivel de confianza que le asignemos

P: indica el porcentaje de aciertos estimado por el área de la clase

Q: indica del porcentaje de errores ($q = 1 - p$)

e: el nivel permitido del error.

$$\text{Tamaño de muestra} = \frac{Z^2 \times P \times Q}{E^2} \quad (4)$$

$$\text{Tamaño de muestra} = \frac{(1,96)^2 \times 0,50 \times 0,50}{10^2}$$

$$\text{Tamaño de muestra} = 96,04$$

Debido a que no se han realizado trabajos similares en la zona, se usó un porcentaje de acierto de 50%, un porcentaje de no acierto de 50% y un 10% de nivel permitido de error:

Por lo tanto, se tuvo 96 puntos de verificación por cada categoría (bosque, hidrografía y no bosque) dichos puntos representaron los polígonos de verificación en campo y tomando la sugerencia respecto al tamaño de la muestra precisada por el autor (Congalton,1991), recomienda por lo menos verificar 50 sitios por categoría y de 75 a 100 sitios, si el área en estudio es superior a los 400 000 ha. Es así que para el caso de esta investigación, el área bajo estudio supera el área mencionada por el autor, motivo por el cual se llegó a obtener un total de 288 puntos de verificación, debido a que se cuenta con 3 categorías o clases de clasificación. Dichos puntos fueron distribuidos mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, considerando criterios como la accesibilidad, entre otros factores relevantes. Posteriormente, dichos puntos fueron sometidos a validación en campo, utilizando fichas de validación que contenían las categorías o clases asignadas y las

coordenadas UTM de cada punto a verificar. La validación en campo se llevó a cabo utilizando un receptor GPS MAP 76CSx.

Posteriormente, en esta última fase, se llevó a cabo el análisis de los datos mediante evaluaciones y la aplicación de métricas destinadas a evaluar la exactitud de la información generada. Estos procedimientos permitieron cuantificar el nivel de concordancia entre la clasificación obtenida y la realidad observada en campo, proporcionando así una medida objetiva de la calidad y fiabilidad del producto cartográfico final.

- Exactitud temática de los mapas

Según lo establecido por el MINAM (2014), la evaluación de la exactitud temática, mediante la cual se validaron los resultados de los mapas generados, se basó en tres aspectos fundamentales: la selección del área de referencia, el diseño del muestreo y el análisis de los datos. A partir de estos criterios, la entidad mencionada indicó que se debía elaborar una matriz de confusión, siguiendo el diseño representado en la Tabla 6.

En la matriz de confusión utilizada para la evaluación de exactitud, las filas representaron habitualmente las clases de referencia, mientras que las columnas correspondieron a las clases asignadas por el mapa clasificado. La diagonal principal de esta matriz indicó el número de casos en los que hubo coincidencia entre la clasificación del mapa y los datos de verificación en campo, evidenciando aciertos. Por otro lado, los valores ubicados fuera de la diagonal señalaron los errores de clasificación, es decir, los desaciertos en la asignación de clases, permitiendo identificar las confusiones entre categorías y cuantificar la precisión temática del análisis.

Tabla 6 . Matriz de confusión para el proceso de validación (MINAM, 2014).

Resultado de clasificación	Bosque	Hidrografía	No Bosque	Total	Exactitud de Usuario	Error Omisión
	Bosque	A1	A2	A3	(A1+A2+A3) = X	EU1
Hidrografía	B1	B2	B3	(B1+B2+B3) = Y	EU2	EC2
No bosque	C1	C2	C3	(C1+C2+C3) = Z	EU3	EC3
Total	(A1+B1+C1) =R	(A2+B2+C2) =S	(A3+B3+C3) =T	M		

Exactitud Productor	EP1	EP2	EP3
Error Omisión	EO1	EO2	EO3

De la matriz se desprende los siguientes datos:

Las clases correctamente estimadas reflejan el nivel de confiabilidad del mapa generado, y corresponden a la suma de los puntos que han sido clasificados de manera correcta en la matriz de confusión. Esta suma incluye los valores ubicados en la diagonal principal, como por ejemplo A1, A2 y A3, los cuales representan coincidencias exactas entre la clasificación realizada y los datos de referencia.

El total de clases se refiere al número total de puntos de muestreo evaluados dentro de la matriz de confusión, y este valor se representa en la matriz como M. Este total incluye la suma de todos los elementos de la matriz, tanto los clasificados correctamente como los incorrectamente asignados, y constituye la base para el cálculo de las métricas de exactitud.

El total de los resultados obtenidos tanto en la clasificación como en los datos de referencia corresponde a la suma de los valores registrados para cada una de las clases (R, S, T, A, Y, Z). A partir de la matriz de confusión generada, es posible calcular diversas métricas que permiten evaluar la precisión del modelo de clasificación, entre las cuales destacan:

Error de comisión: Esta medida se conoce como error del usuario y representa la probabilidad de que el usuario del mapa obtenga información incorrecta al utilizarlo. Se calcula como el complemento de la precisión del usuario, y refleja los errores de comisión, es decir, aquellos casos en los que una clase fue asignada erróneamente a un píxel que en realidad pertenece a otra categoría según los datos de referencia:

$$\text{Error de comisión} = 1 - \text{Exactitud del usuario} \quad (5)$$

$$\text{Por ejemplo: } EC1 = 1 - EU1$$

Error de omisión: Indica en que régimen el productor del mapa representó incorrectamente los rasgos del terreno. Se calcula de la siguiente manera:

$$\text{Error de omisión: } 1 - \text{Exactitud del productor} \quad (6)$$

$$\text{Por ejemplo: } EO1: 1 - EP1$$

- **Métricas para evaluar la precisión del mapa.** Este proceso se basó en la medición de la diferencia entre la exactitud alcanzada en la clasificación, con el propósito de realizar una comparación entre el mapa de cobertura vegetal generado y los datos obtenidos

durante la verificación en campo.

Se utilizó el índice de Kappa para evaluar la exactitud temática del mapa obtenido durante la clasificación, empleando para ello el software IBM SPSS versión 25. Además, se midió la capacidad para lograr una clasificación correcta en comparación con la clasificación visual realizada en campo. A continuación, se presenta la fórmula correspondiente para el cálculo del índice de Kappa.:

$$K = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \quad (7)$$

Donde:

Po: Número de aciertos/ Número total de clases

Po: (A1 + B2 + C3 + D4 + E5) / M

Pe: Calculo generado desde la matriz de confusión.

Pe: (EP1 x EU1) + (EP2 x EU2) + (EP3 x EU3) + (EP4 x EU4) + (EP5 x EU5)

3.3. Componentes en estudio

3.3.1. Enfoque de estudio

El enfoque adoptado en el estudio fue cuantitativo, conforme a lo expuesto por Hernández et al. (2014), dado que se orientó a la recolección, medición y análisis de datos numéricos relacionados con la cobertura vegetal, específicamente en las provincias con presencia de bosques amazónicos dentro de la región Huánuco.

3.3.2. Tipo de investigación

De acuerdo con el control de los puntos de muestreo que se realizaron, la investigación aplicada de tipo prospectivo, según lo indicado por Supo y Zacarías (2020), considerando los datos obtenidos provinieron de mediciones realizadas bajo control de los posibles sesgos (errores), lo que permitió que dichos datos fueran más exactos, clasificándolos como datos primarios.

3.3.3. Nivel de investigación

El nivel de investigación fue descriptivo, debido a que se describió el conjunto de procesos que se llevaron a cabo mediante la aplicación del algoritmo de inteligencia artificial Random Forest en la clasificación de la cobertura vegetal en cinco provincias de la región Huánuco. Además, se cuantificó la dinámica de la cobertura en hectáreas y porcentajes. Asimismo, se empleó la estadística como herramienta para el análisis de los datos, siendo este análisis estadístico de tipo univariado, mediante la utilización de medidas como la media y la desviación estándar, según lo señalado por Supo y Zacarías (2020).

3.3.4. Diseño de investigación

El diseño de la investigación fue no experimental de tipo longitudinal conforme a lo señalado por Hernández et al. (2014), dado que no se efectuó ninguna manipulación intencionada de las variables por parte del tesista. Asimismo, las evaluaciones se realizaron en dos periodos de tiempo para cada unidad de estudio o píxel, permitiendo observar y analizar las variables tal como se manifestaron en su entorno natural, sin alterar sus condiciones ni intervenir en los fenómenos estudiados.

3.3.5. Variable de estudio

- Cobertura vegetal.

3.3.6. Indicadores

Los indicadores fueron las categorías clasificadas, las cuales se detalla a continuación: Bosque, No bosque, Hidrografía, expresado en hectáreas. Asimismo, el indicador de la variación de la cobertura (ha/año), además, el índice de Kappa.

Tabla 7. Variable de estudio con sus dimensiones e indicadores.

Variable de estudio	Dimensiones	Indicadores	Unidad de medida
Cobertura vegetal	Espacial	Bosque	ha
		Hidrografía	ha
		No bosque	ha
	Temporal	Variación de cobertura	ha/año
	Exactitud	Índice de Kappa	

3.3.7. Población y muestra

La población estuvo conformada por las superficies correspondientes a los bosques amazónicos ubicados en las provincias de Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba, pertenecientes al departamento de Huánuco, Perú. Estas áreas representan el universo geográfico de análisis en el que se evaluaron los cambios en la cobertura vegetal durante el periodo establecido.

Respecto a la muestra, para llevar a cabo la validación en campo de la clasificación de imágenes satelitales PlanetScope, se tomó en cuenta 96 puntos de verificación para la categoría Bosque, 96 puntos de verificación para la categoría Hidrografía y 96 puntos de verificación para la categoría No bosque, dichos puntos de verificación representaron polígonos con sus respectivas coberturas.

3.3.8. Muestreo

El método de muestreo empleado en la etapa de validación en campo fue el no probabilístico por conveniencia, el cual se basó en la selección de puntos de muestreo considerando criterios prácticos, como la cercanía a la red vial y la accesibilidad del terreno. Esta estrategia permitió ubicar los puntos en áreas donde fuera factible realizar el levantamiento de información, priorizando la viabilidad operativa del trabajo de campo. Asimismo, la técnica para la recolección de datos fue la observación y en base al medio de observación utilizado se clasifica como observación sistemática, ya que la obtención de los datos procesados en gabinete se realizará con la ayuda de medios de observación, como los instrumentos de medición “GPS” (Supo y Zacarías, 2020).

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Cuantificación de la cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023

La superficie de cobertura de bosque presentó una reducción considerable, pasando de 145 586,5 hectáreas en el año 2018 a 132 608,9 hectáreas en 2023, lo que representa una pérdida de 12 977,6 hectáreas en un periodo de cinco años. Este descenso corresponde aproximadamente al 8,9 % del área boscosa registrada inicialmente (**Figura 2**), lo que pone de manifiesto un proceso continuo de deforestación y transformación del paisaje en la provincia. Este patrón de disminución de la cobertura boscosa en Pachitea guarda similitud con lo reportado por Gómez (2019), en su estudio en el municipio de Puerto Asís, Colombia, donde se observó un proceso de fragmentación y pérdida de bosque natural debido al incremento de actividades antrópicas, principalmente la praderización y el avance de la frontera agropecuaria.

En el caso de Pachitea, la información geográfica y socioeconómica disponible indica que la provincia presenta condiciones fisiográficas caracterizadas por la presencia de bosques tropicales húmedos, suelos de alta fertilidad y una topografía variada que incluye desde zonas de selva alta hasta ceja de selva (Ministerio del Ambiente, 2024). Estas condiciones han favorecido la expansión de actividades como la agricultura migratoria, el cultivo de café, cacao y otros productos de exportación, además de la ganadería extensiva, factores que históricamente han contribuido a la deforestación en la región (GeoBosques, 2024).

En contraste, la categoría de hidrografía mostró un incremento significativo, pasando de 2 712,8 hectáreas en 2018 a 10 927,3 hectáreas en 2023 (**Figura 2**), este incremento podría estar vinculado tanto a fenómenos hidrometeorológicos recientes como al incremento de áreas inundables o a una mayor precisión en la clasificación por parte de las imágenes satelitales PlanetScope empleadas en el presente estudio. La presencia de eventos extremos como lluvias intensas y desbordes de ríos en la región también podría explicar este aumento, lo cual coincide con la dinámica hídrica compleja que caracteriza a la provincia de Pachitea (GeoBosques, 2024).

Respecto a la categoría no bosque, la variación fue menos marcada, disminuyendo de 159 747,7 hectáreas en 2018 a 159 140,8 hectáreas en 2023, lo que representa una reducción de 606,9 hectáreas (**Figura 2**). Esta leve disminución podría estar relacionada con procesos de revegetación espontánea en algunas áreas o con variaciones en la clasificación de los usos del suelo entre ambos periodos.

Asimismo, en la figura 2, se observa que la clase no monitoreado mostró un incremento significativo, de 137,6 hectáreas en 2018 a 5 507,5 hectáreas en 2023. Este aumento

puede estar asociado a limitaciones en la adquisición de imágenes libres de nubes o con problemas de visibilidad satelital en determinadas zonas debido a la densa cobertura nubosa característica de esta región, fenómeno también señalado por Li y Wang (2020), quienes destacaron la dificultad de obtener imágenes satelitales sin nubes incluso en plataformas como Google Earth Engine.

La disminución de la cobertura boscosa en la provincia de Pachitea también guarda relación con los resultados obtenidos por Chahua (2019), quien identificó una pérdida importante de áreas boscosas en el distrito de Daniel Alomía Robles, también ubicado en el departamento de Huánuco, donde más del 50 % del territorio sufrió procesos de deforestación entre 2006 y 2018. Asimismo, es relevante considerar la precisión y fiabilidad del proceso de clasificación. Tal como mencionan Poveda et al. (2022), el uso del algoritmo Random Forest mejora significativamente la exactitud de los mapas de cobertura, aspecto que ha sido considerado en la presente investigación al utilizar imágenes de alta resolución como PlanetScope en la clasificación, lo que garantiza un alto nivel de confianza en la clasificación obtenida.

Finalmente, desde una perspectiva de conservación ecológica, los hallazgos de esta investigación alertan sobre la necesidad de implementar estrategias de gestión territorial más sostenibles en la provincia de Pachitea. Tal como señalan Morera y Sandoval (2016), la conservación de fragmentos de bosque de alta densidad es fundamental para mantener la conectividad ecológica y la biodiversidad, lo cual resulta especialmente relevante en un contexto de pérdida progresiva de la cobertura vegetal.

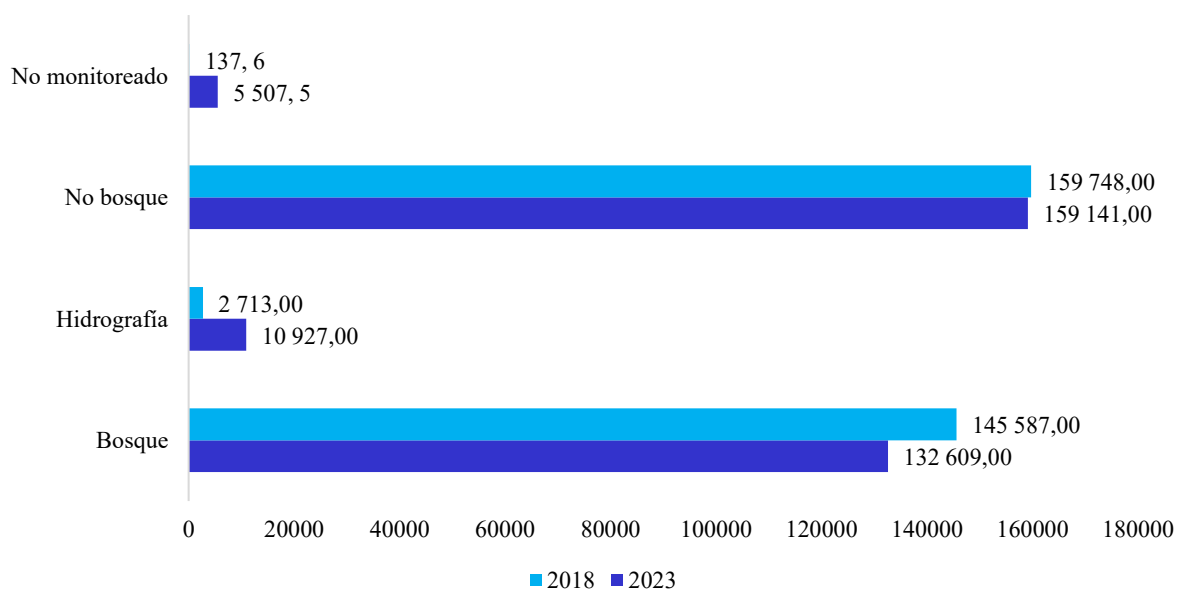


Figura 2. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Pachitea.

El análisis multitemporal de la cobertura vegetal en la provincia de Huacaybamba, Huánuco, Perú, revela importantes transformaciones en el paisaje entre los años 2018 y 2023. De acuerdo con los datos obtenidos, la categoría de cobertura bosque mostró una disminución significativa, pasando de 69 364,84 hectáreas en 2018 a 62 428,2 hectáreas en 2023, lo que representa una pérdida de 6 936,64 hectáreas, equivalente aproximadamente al 10 % del área boscosa existente al inicio del período evaluado (**Figura 3**). Este descenso de la cobertura forestal es consistente con las tendencias observadas en otros estudios de la región amazónica y andino-amazónica. Por ejemplo, Chahua (2019), evidenció una reducción superior al 50 % de la cobertura boscosa en el distrito de Daniel Alomía Robles, también en Huánuco, debido principalmente a la expansión de la frontera agrícola, la ganadería y la extracción de madera. Asimismo, Quispe (2021), en Ucayali y Gómez (2019), en Colombia, reportaron patrones similares de pérdida forestal como consecuencia directa de las actividades humanas.

Las condiciones fisiográficas de Huacaybamba favorecen la presencia de bosques de ceja de selva y zonas montañosas con vegetación secundaria. Según datos del Ministerio del Ambiente (2024), la provincia presenta una topografía accidentada con pendientes pronunciadas, lo que hace que muchos de sus suelos sean susceptibles a procesos erosivos, especialmente cuando son sometidos a tala o cambio de uso. Además, las principales actividades económicas de la población incluyen la agricultura de subsistencia, el cultivo de papa, maíz, plátano y café, así como la ganadería extensiva, prácticas que históricamente han contribuido a la presión sobre los recursos forestales de la zona (GeoBosques, 2024).

En cuanto a la categoría de hidrografía, los resultados muestran un incremento, pasando de 10 358,51 hectáreas en 2018 a 11 999,88 hectáreas en 2023. Este aumento de aproximadamente 1 641,37 hectáreas podría estar relacionado con la expansión de cuerpos de agua superficiales, zonas inundables o cambios estacionales que quedaron registrados durante la toma de imágenes satelitales (**Figura 3**). También es posible que el aumento refleje una mayor exactitud en la clasificación gracias al uso de imágenes PlanetScope de alta resolución procesadas con algoritmos como el Random Forest, técnica recomendada por Poveda et al. (2022), para mejorar la clasificación de coberturas en zonas de alta complejidad topográfica.

Por otro lado, la categoría no bosque aumentó ligeramente de 90 391,2 hectáreas en 2018 a 92 801,45 hectáreas en 2023, lo que supone un incremento de 2 410,25 hectáreas (**Figura 3**), este cambio sugiere un proceso de conversión de áreas boscosas hacia usos no forestales, probablemente debido a la expansión agrícola y de pastizales. Esta situación coincide con lo reportado por Calderón (2023), quien analizó procesos similares en Honduras, donde la

transformación de áreas forestales en terrenos agrícolas impactó directamente en la captura de carbono y en la estabilidad ecológica.

Finalmente, en la figura 3 se puede apreciar también que la categoría no monitoreada pasó de 378,6 hectáreas en 2018 a 3 263,63 hectáreas en 2023, lo que indica un incremento de 2 885,03 hectáreas. Este aumento significativo podría ser atribuible a limitaciones técnicas en la captura y procesamiento de imágenes satelitales, así como a la alta nubosidad presente en la provincia de Huacaybamba, especialmente durante ciertas épocas del año. Esto resulta consistente con las observaciones realizadas por Li y Wang (2020), quienes señalaron la dificultad de obtener imágenes libres de nubes incluso utilizando plataformas avanzadas como Google Earth Engine. La comparación de estos resultados con los antecedentes revela que la provincia de Huacaybamba sigue un patrón de pérdida de cobertura boscosa similar al observado en otras zonas del departamento de Huánuco y la región amazónica en general. Factores como la expansión agrícola, la ganadería y las limitaciones en el monitoreo satelital son comunes y representan desafíos para la conservación de los recursos naturales. Tal como lo indican Morera y Sandoval (2016), la fragmentación de los bosques y la pérdida de áreas de alta densidad son procesos que requieren atención urgente, especialmente en zonas que aún conservan remanentes significativos de vegetación.

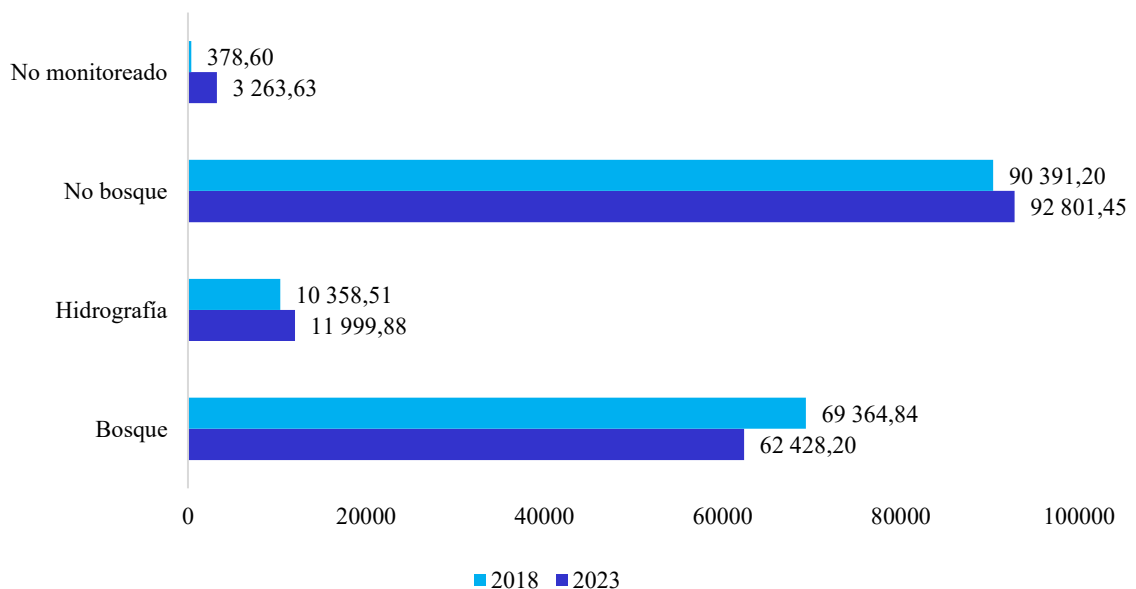


Figura 3. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huacaybamba.

Por otro lado, se evidencia un patrón mixto de cambios en la ocupación del suelo en la provincia de Huánuco, con una tendencia general hacia la reducción de áreas boscosas y el aumento de categorías hídricas y de zonas no monitoreadas. Según los resultados obtenidos,

la superficie de bosque pasó de 124 198,02 hectáreas en 2018 a 120 790,39 hectáreas en 2023, representando una pérdida de 3 407,63 hectáreas (**Figura 4**). Este proceso de disminución de la cobertura boscosa resulta consistente con lo reportado por Chahua (2019), quien documentó una reducción significativa de áreas forestales en distritos vecinos de la región Huánuco, como Daniel Alomía Robles. De manera similar, Quispe (2021), en la región de Ucayali y Gómez (2019), en Colombia describieron procesos de deforestación intensiva como consecuencia de la expansión agrícola, la ganadería extensiva y el establecimiento de nuevos asentamientos humanos. En el caso de la provincia de Huánuco, las condiciones fisiográficas predominantes incluyen zonas de ceja de selva, valles interandinos y sectores de sierra alta, lo que proporciona una diversidad de microclimas y ecosistemas (Ministerio del Ambiente, 2024). Las principales actividades económicas de la provincia de Huánuco incluyen la agricultura, con cultivos como papa, maíz, café y plátano, además de la ganadería y el comercio local. La presión por el uso del suelo agrícola en laderas y zonas de pendiente media ha favorecido la pérdida gradual de bosques secundarios y primarios, incrementando la vulnerabilidad a procesos erosivos, deslizamientos y pérdida de biodiversidad (GeoBosques, 2024).

Un aspecto llamativo en los resultados es el notable aumento en la categoría de hidrografía, que pasó de 2 737,01 hectáreas en 2018 a 17 792,2 hectáreas en 2023, lo que representa un incremento de más de 15 000 hectáreas (**Figura 4**). Este aumento puede estar relacionado tanto con una mejora en la clasificación satelital al utilizar imágenes PlanetScope de alta resolución y el algoritmo Random Forest, como con la expansión real de cuerpos de agua superficiales, áreas húmedas o zonas estacionalmente inundadas, posiblemente consecuencia de cambios climáticos locales o eventos hidrometeorológicos extremos, como lluvias intensas y desbordes de ríos, fenómeno reportado por el Ministerio del Ambiente (2024).

En la categoría no Bosque, se registró una disminución importante de 236 609,52 hectáreas en 2018 a 218 112,13 hectáreas en 2023, es decir, una reducción de 18 497,39 hectáreas (**Figura 4**). Esta disminución podría estar vinculada a procesos de regeneración natural o reforestación pasiva en ciertas áreas previamente degradadas, aunque también podría reflejar mejoras en la precisión de la clasificación temática de las imágenes satelitales. Cabe recordar que Calderón (2023), en su estudio en Honduras, señaló que algunos procesos de recuperación de cobertura vegetal pueden presentarse en paisajes altamente intervenidos gracias a programas de reforestación o por abandono de tierras agrícolas marginales. Por otro lado, la figura 4, nos muestra la categoría no monitoreada experimentó un aumento notable, pasando de 126,27 hectáreas en 2018 a 6 976,1 hectáreas en 2023. Este incremento podría estar asociado a las frecuentes limitaciones en la adquisición de imágenes satelitales libres de nubes

en la región, situación descrita por Li y Wang (2020), quienes identificaron que incluso utilizando plataformas de análisis geoespacial avanzadas como Google Earth Engine, las zonas con alta nubosidad siguen presentando desafíos importantes para el monitoreo continuo. Al comparar estos resultados con los antecedentes científicos, se puede afirmar que la provincia de Huánuco experimenta un proceso de cambio en el uso del suelo con tendencias compartidas a nivel regional y subcontinental. La reducción de la cobertura boscosa, el incremento de áreas hídricas y el aumento de zonas no clasificadas son aspectos que también fueron observados en los páramos colombianos analizados por Poveda et al. (2022), y en áreas de conservación en Costa Rica según Morera y Sandoval (2016).

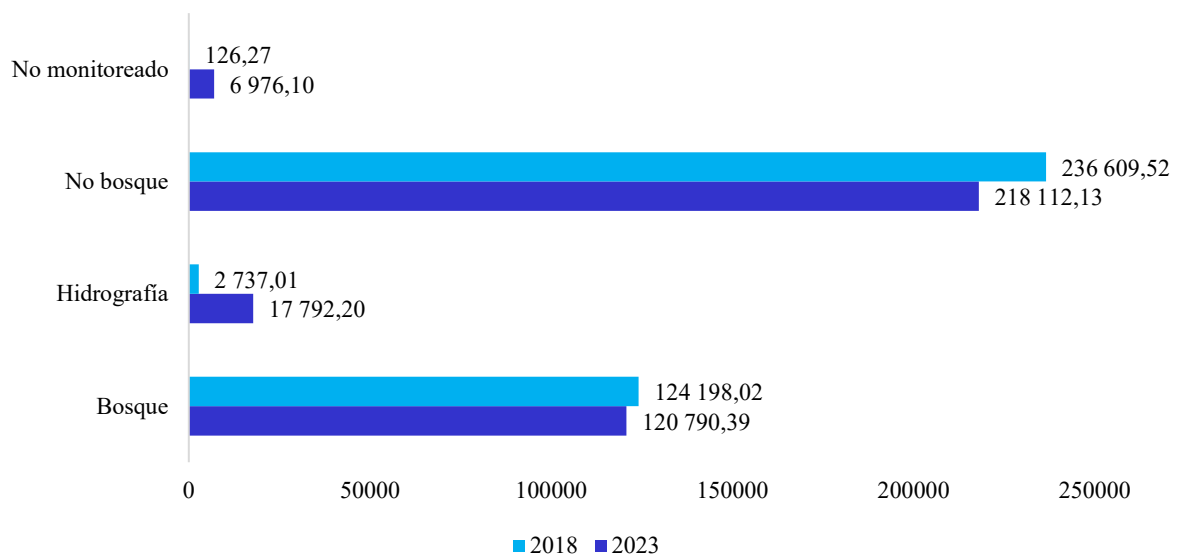


Figura 4. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huánuco.

Respecto al análisis espaciotemporal de la cobertura vegetal en Huamalíes, Huánuco, entre 2018 y 2023, arroja evidencias de cambios significativos en la dinámica del uso de la tierra. En primer lugar, la cobertura boscosa disminuyó de 123 111,19 ha en 2018 a 115 080,96 ha en 2023, una pérdida de 8 030,23 ha (**Figura 5**). Este descenso sugiere una presión antrópica constante, vinculada a la conversión de bosque a otras categorías de uso, tal como se observa en las provincias vecinas y en otros estudios del contexto regional (Chahua, 2019; Gómez, 2019).

Las condiciones fisiográficas de Huamalíes se caracterizan por una altitud que va desde aproximadamente 300 m.s.n.m. en zonas de pampas hasta más de 3 000 m.s.n.m. en cabeceras de cuenca, con suelos mayormente andisoles y pendientes variables (BCRP, 2023). Estas condiciones favorecen una agricultura de ladera intensiva, frecuentemente asociada con la tala y quema de vegetación para cultivos como café, maíz y papa, prácticas comúnmente

observadas en regiones similares de la selva alta y ceja de selva (GeoBosques, 2024; BCRP, 2023).

El aumento sustancial de la categoría hidrografía supera un 160 % (**Figura 5**), gran parte de este incremento se relaciona con la inclusión de píxeles que contienen sombras proyectadas, confundidos con agua durante el procesamiento de imágenes satelitales. Esta limitación metodológica es frecuente en zonas montañosas y fue indicada por el propio investigador. Sin embargo, también podría reflejar cambios verdaderos en cuerpos de agua, dado el régimen lluvioso estacional de la región y altas precipitaciones durante el periodo de monitoreo. Algo similar fue observado en Huacaybamba y Huánuco, donde se detectaron aumentos en hidrográfica debidos tanto a factores naturales como a errores de clasificación. Poveda et al. (2022), destacaron que algoritmos como Random Forest mejoran la clasificación, pero factores como sombras siguen generando incertidumbre, especialmente en áreas con topografía compleja.

En la categoría no bosque, se aprecia que disminuyó de 184 482,68 ha a 177 552,23 ha, lo que significa una reducción de 6 930,45 ha (**Figura 5**). Este patrón puede relacionarse con procesos naturales de regeneración o con regresiones en las áreas previamente clasificadas como no forestales, por ejemplo, sitios agrícolas abandonados en barbecho o reforestación espontánea situación descrita también por Calderón (2023), en Honduras.

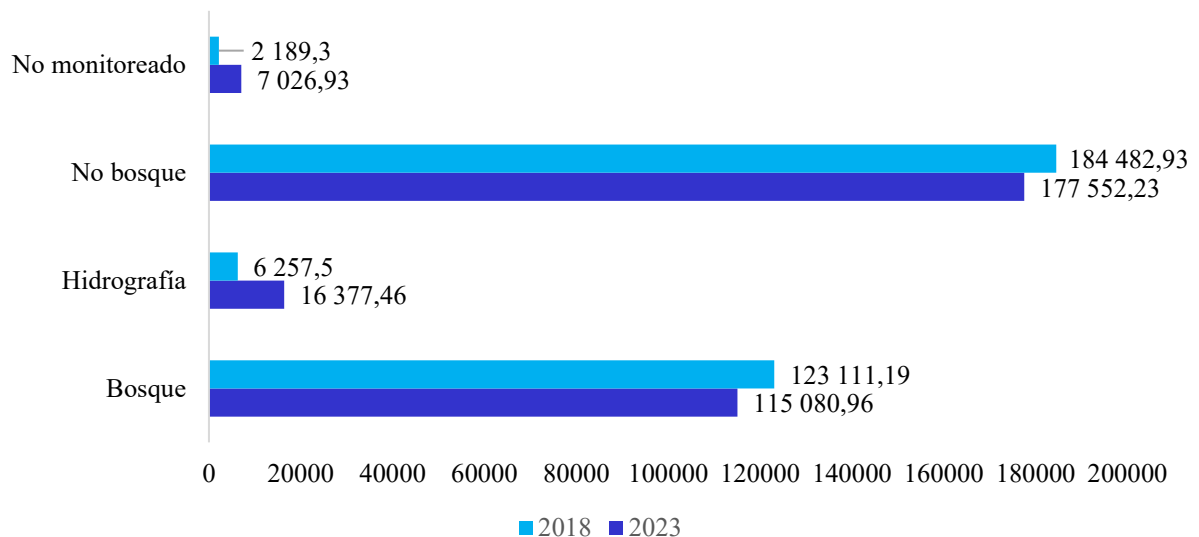


Figura 5. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Huamalés.

En la figura 6 se puede observar la disminución de más de 2 000,00 ha de bosque en Dos de Mayo entre 2018 y 2023 refleja una tasa similar a las observadas en otras provincias de la región Huánuco, así como en la Amazonía peruana. Esta tendencia coincide con lo

observado en estudios como los de Chahua (2019) y Quispe (2021), donde la expansión de la frontera agropecuaria y la deforestación selectiva tenían un rol significativo.

Desde el punto de vista fisiográfico, Dos de Mayo se encuentra en la vertiente occidental de los Andes, con altitudes de entre 2 960 y 4 100 msnm, y posee relieves abruptos configurados por mesetas, valles fluviales y cerros como la cordillera de Carpish, visibles en la literatura nacional y regional. Estas condiciones predisponen a la agricultura en terrazas, además de actividades secundarias como ganadería extensiva, que ejercen presión sobre los bosques primarios y secundarios.

Las actividades agrícolas importantes, papa, maíz, habas, trigo, cebada, olluco y frutales junto con el comercio a mercados regionales (Lima, Huánuco, Ancash), han impulsado la conversión forestal en zonas con terreno accesible. El salto en superficie hidrológica podría deberse a múltiples factores. Por un lado, la predominancia del río Vizcarra en la provincia con cañones angostos y afluentes como la quebrada Marcarragra favorece la presencia de cuerpos de agua que, ante eventos de fuerte precipitación e inundaciones, pueden expandirse temporalmente. De hecho, hay documentos que reportan daños por inundaciones severas en distritos como Ripán, reafirmando la sensibilidad hidroclimáticas de la región (SENAMHI, 2025). Adicionalmente, aunque las imágenes satelitales usadas PlanetScope y clasificación Random Forest incrementan la precisión (según Poveda et al., 2022), podrían interpretarse sombras profundas o zonas húmedas como hidrografía real. Esto ha sido observado en zonas montañosas como Huamalíes y Huacaybamba, lo cual sugiere que parte de este incremento puede deberse a errores de clasificación.

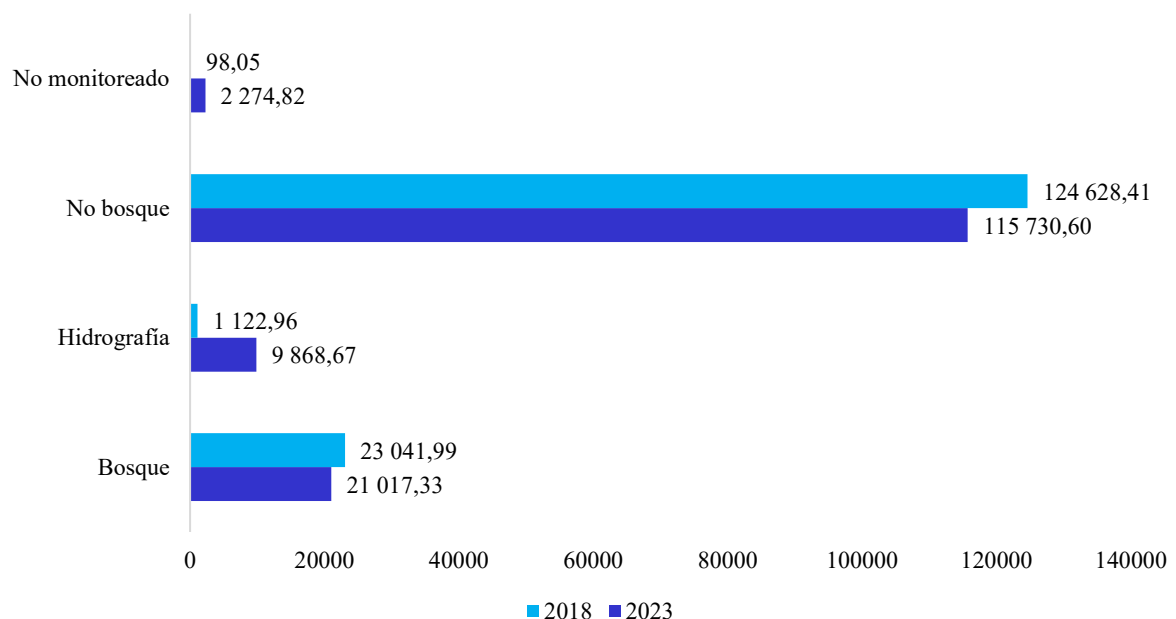


Figura 6. Cuantificación de la cobertura vegetal para la provincia de Dos de Mayo.

4.2. Cálculo de los cambios de cobertura vegetal durante los años 2018 y 2023 en las cinco provincias

Se puede observar en la figura 7 el reporte de los cambios de cobertura durante los años 2018 y 2023 de las cinco provincias en general del departamento de Huánuco. La reducción de más de 3 400,00 hectáreas de bosque entre 2018 y 2023 representa una pérdida neta aproximada del 2,7 % del total de área boscosa existente en las cinco provincias. Este fenómeno concuerda con las tendencias reportadas por Chahua (2019), y Quispe (2021), quienes documentaron procesos acelerados de deforestación en zonas de Huánuco y Ucayali, respectivamente. Factores como la expansión agrícola, la apertura de caminos rurales, la ganadería extensiva y las prácticas de tala indiscriminada aparecen como los principales motores de esta disminución, como evidenciaron Gómez (2019), en Colombia y Calderón (2023), en Honduras. La presión sobre los ecosistemas forestales es evidente, especialmente en zonas de fácil acceso o con valor agrícola potencial.

Asimismo, se observó un crecimiento exponencial de la superficie clasificada como hidrografía, con más de 15 000,00 hectáreas adicionales en comparación al 2018 (**Figura 7**), tiene explicaciones tanto metodológicas como ambientales. Por un lado, es conocido que el proceso de clasificación mediante imágenes PlanetScope y el algoritmo Random Forest tiende a confundir en algunos casos las sombras de montañas, valles profundos y zonas de bosque denso con cuerpos de agua, especialmente en áreas con topografía accidentada como Huamalíes y Huacaybamba. Este fenómeno fue reportado como una limitación técnica por Li y Wang (2020), y por Poveda et al. (2022), en contextos similares.

La disminución de la categoría no bosque, que incluye áreas agrícolas, zonas urbanas, pastizales y otras coberturas no forestales, podría obedecer a varios factores. Es probable que algunas áreas antes consideradas como no bosque hayan sido reclasificadas en el 2023 como hidrografía debido a errores de clasificación por presencia de sombra o agua estacional. Otra posibilidad es que ciertos sectores hayan experimentado procesos de regeneración natural, lo que habría hecho que áreas previamente degradadas pasen a clasificarse como bosque. Este fenómeno fue observado en parte por Morera y Sandoval (2016), en Costa Rica, donde fragmentos de bosque de alta densidad persistieron a pesar de la presión humana.

Sin embargo, también es posible que la categoría de no monitoreado (no incluida en el total presentado pero que sí fue considerable en las provincias individualmente), haya absorbido parte de la superficie antes clasificada como no bosque, debido a las dificultades para obtener imágenes limpias de nubes, especialmente en zonas de alta altitud y clima nuboso persistente, como mencionaron Li y Wang (2020).

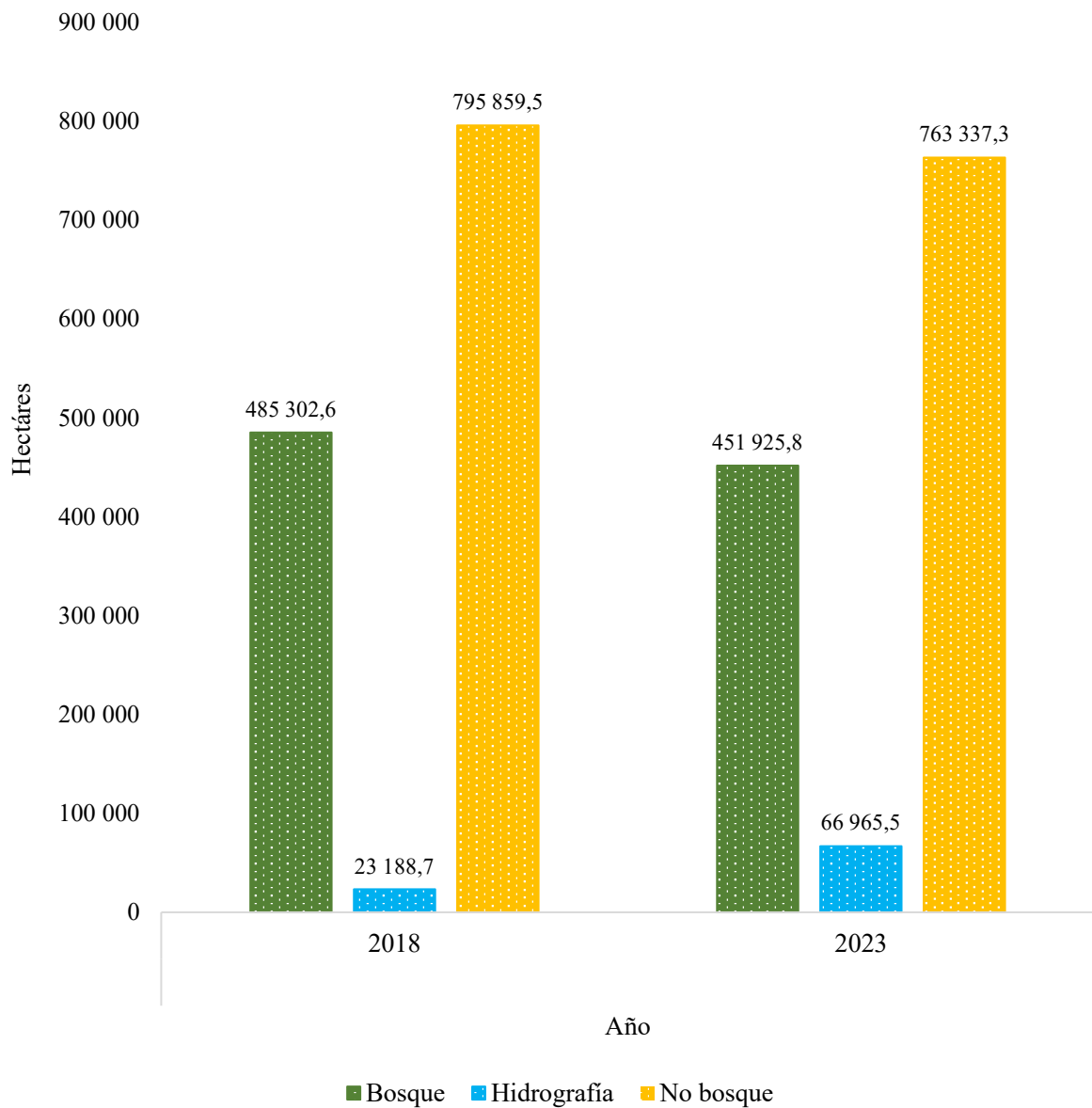


Figura 7. Cambios de coberturas vegetales del año 2018 y 2023.

De otro lado, el análisis del cambio de coberturas en la provincia de Pachitea entre 2018 y 2023 evidencia una reducción del bosque equivalente a -8,90 %, lo que representa una pérdida significativa de 12 977,58 hectáreas, posiblemente asociada a procesos de deforestación vinculados a la expansión agrícola, extracción de madera o presión antrópica sobre los recursos naturales. En contraste, la clase de hidrografía presenta un incremento de 302,9 %, con una ganancia de 8 214,58 hectáreas, lo cual resulta inusual y sugiere la presencia de errores de clasificación derivados de la resolución espacial de los satélites y la confusión espectral entre cuerpos de agua y áreas con alta humedad o sombras, lo que puede sobreestimar la superficie hídrica real. Finalmente, la categoría no bosque muestra una variación mínima de -0,38 %, reflejando relativa estabilidad en el uso de suelo no forestal (**Figura 8**).

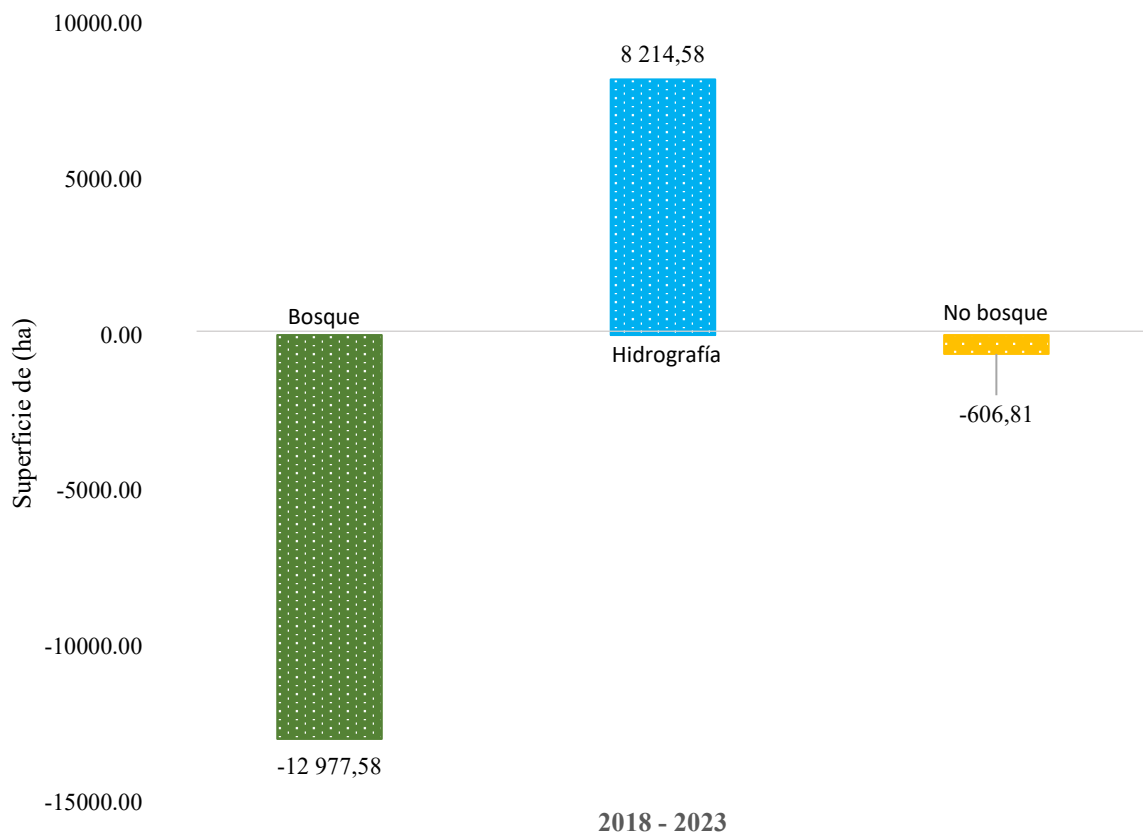


Figura 8. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en Pachitea.

Respecto a la figura 9, se pudo observar que en la provincia de Huacaybamba, el análisis de cambio de cobertura entre 2018 y 2023 muestra una disminución del bosque del -10,00 %, equivalente a 6 936,64 hectáreas, lo que refleja un proceso de pérdida de cobertura forestal posiblemente asociado a actividades humanas como la expansión agrícola, el pastoreo y la extracción de recursos maderables. Esta investigación concuerda con los resultados obtenidos por Quispe (2021), en su estudio en Ucayali, registró una tasa de deforestación anual del 3,08 %, tendencia que parece estar replicándose en diferentes partes de la Amazonía peruana, incluyendo la provincia de Pachitea. Por otro lado, la hidrografía presenta un incremento del 15,84 % (1 641,37 hectáreas), el cual, si bien podría responder a variaciones temporales en la dinámica hídrica, también puede deberse a errores de clasificación relacionados con la confusión espectral de sombras o áreas de alta humedad que tienden a ser asignadas como cuerpos de agua en la teledetección. Finalmente, la categoría no bosque experimenta un ligero aumento de 2.67 % (2 410,25 hectáreas), lo que sugiere un proceso de conversión de áreas boscosas hacia usos no forestales, reforzando la evidencia de presión antrópica sobre los ecosistemas.

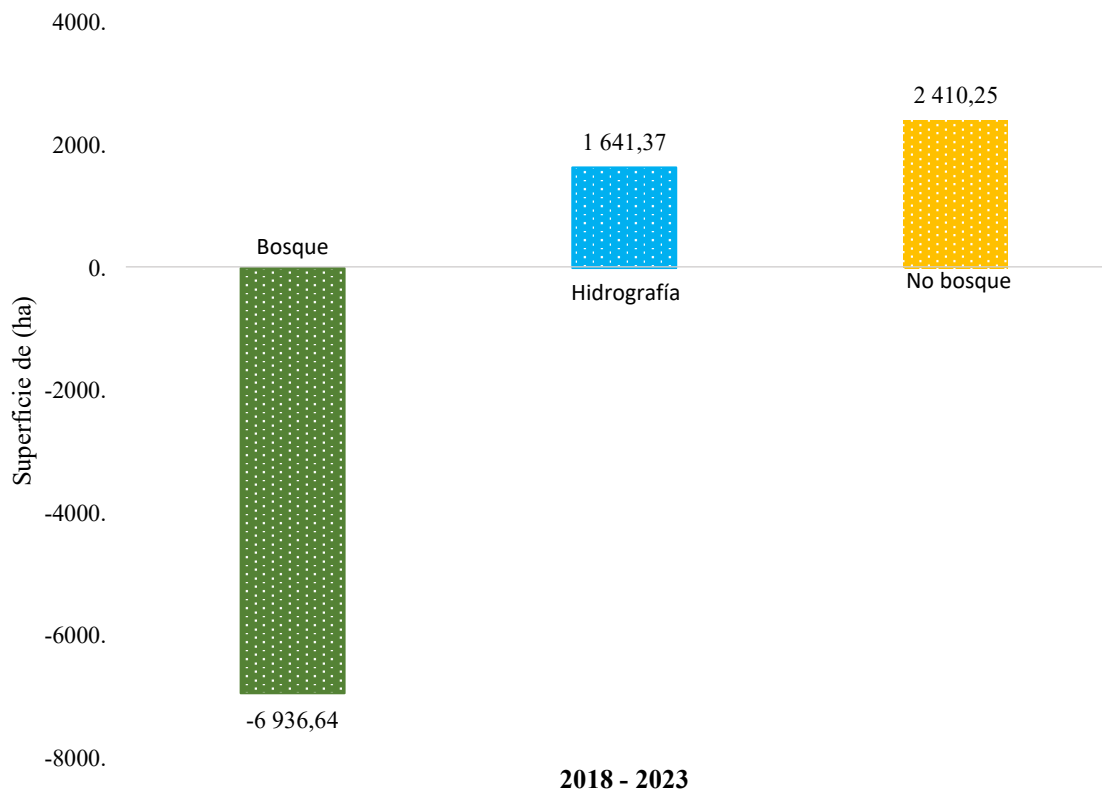


Figura 9. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en Huacaybamba.

En la figura 10 para la provincia de Huánuco se observa que entre 2018 y 2023 la superficie de bosque experimentó una reducción de -2.74 % (3,407.63 ha), lo que indica una tendencia de pérdida forestal moderada que puede estar vinculada a actividades extractivas, minería ilegal y de expansión agrícola. Al confrontar estos resultados con los antecedentes, se observa que Huacaybamba comparte varias tendencias con otros casos andino-amazónicos. La pérdida de cobertura boscosa supera el promedio regional, lo cual coincide con los patrones de deforestación identificados por Quispe (2021), tasa de 3,08 % anual en Nueva Requena, Ucayali y por Chahua (2019), pérdida del 54,91 % en su estudio. La expansión de zonas hídricas, a su vez, refleja tanto cambios climáticos como mejoras en la detección remota, fenómeno también observado en Huánuco y Huacaybamba.

La clase de no bosque también presenta una disminución de -7.82 % (18,497.39 ha), lo cual sugiere una posible reclasificación de áreas previamente identificadas como no forestales hacia otras coberturas, o bien un error de interpretación en la clasificación.

En contraste, la hidrografía registra un incremento anómalo de 550.33 % (15,055.19 ha), lo que resulta poco probable como fenómeno real y apunta a limitaciones técnicas del proceso de teledetección, especialmente por la confusión espectral entre cuerpos de agua,

sombras y suelos saturados, además de la influencia de la resolución espacial de los píxeles que puede sobreestimar la superficie hídrica (Congedo, 2021).

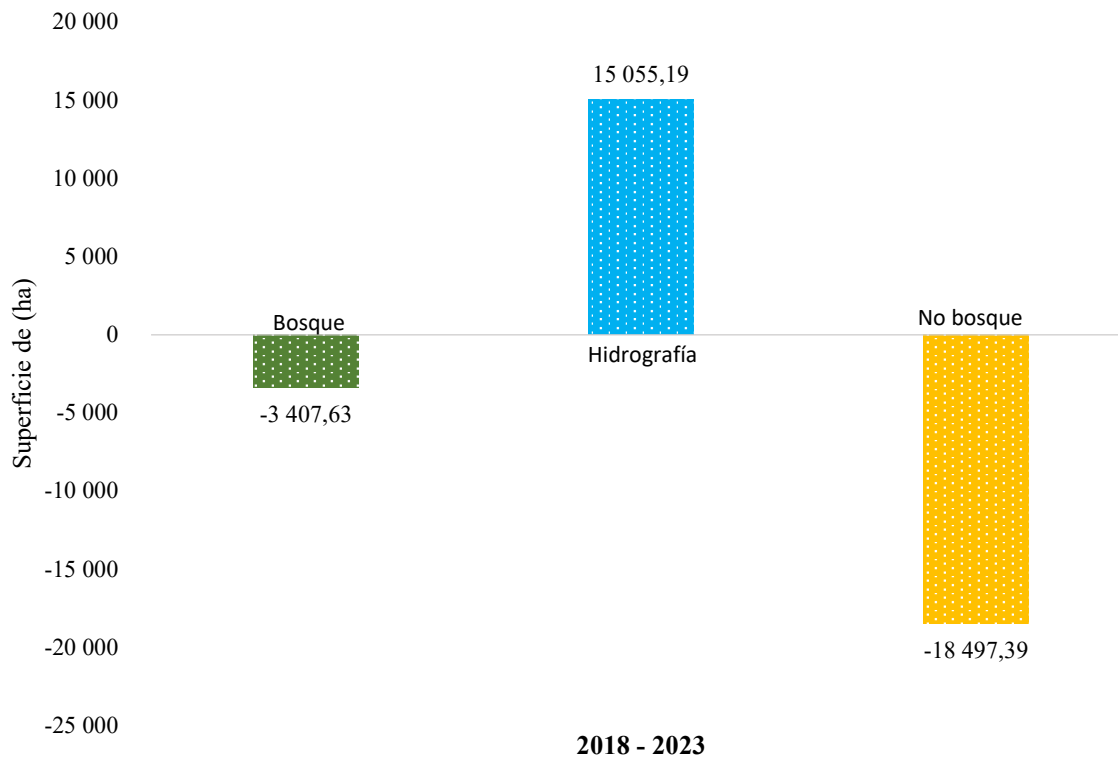


Figura 10. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Huánuco.

Asimismo, se puede observar en la figura 11 que en la provincia de Huamalíes el cambio de cobertura entre 2018 y 2023 presentó una reducción de 8030.23 hectáreas de bosque (-6.52 %), lo que refleja un proceso de deforestación vinculado principalmente a la ampliación de áreas agrícolas y ganaderas, que se desarrollan en las laderas y valles interandinos, donde el cultivo de papa, maíz, frutales y el pastoreo de ganado son actividades predominantes.

Mientras tanto la categoría no bosque también experimentó una disminución de 6930.45 hectáreas (-3.76 %), lo que puede asociarse a procesos de reconversión del uso del suelo, abandono de áreas cultivadas o regeneración natural en ciertas zonas montañosas de difícil acceso. Por otro lado, la clase hidrografía presenta un incremento considerable del 161.74 %, cuya magnitud difícilmente responde a una transformación territorial real, sino más bien a errores de clasificación derivados de factores como la topografía quebrada, las sombras proyectadas en cañones y pendientes, o la confusión de áreas con alta humedad del suelo con cuerpos de agua permanentes. Este panorama evidencia que, aunque los datos satelitales permiten reconocer tendencias territoriales, es fundamental contrastarlos con información local y estudios de campo para lograr interpretaciones más precisas y reducir las limitaciones propias

de la clasificación automática (Chuvieco, 2016).

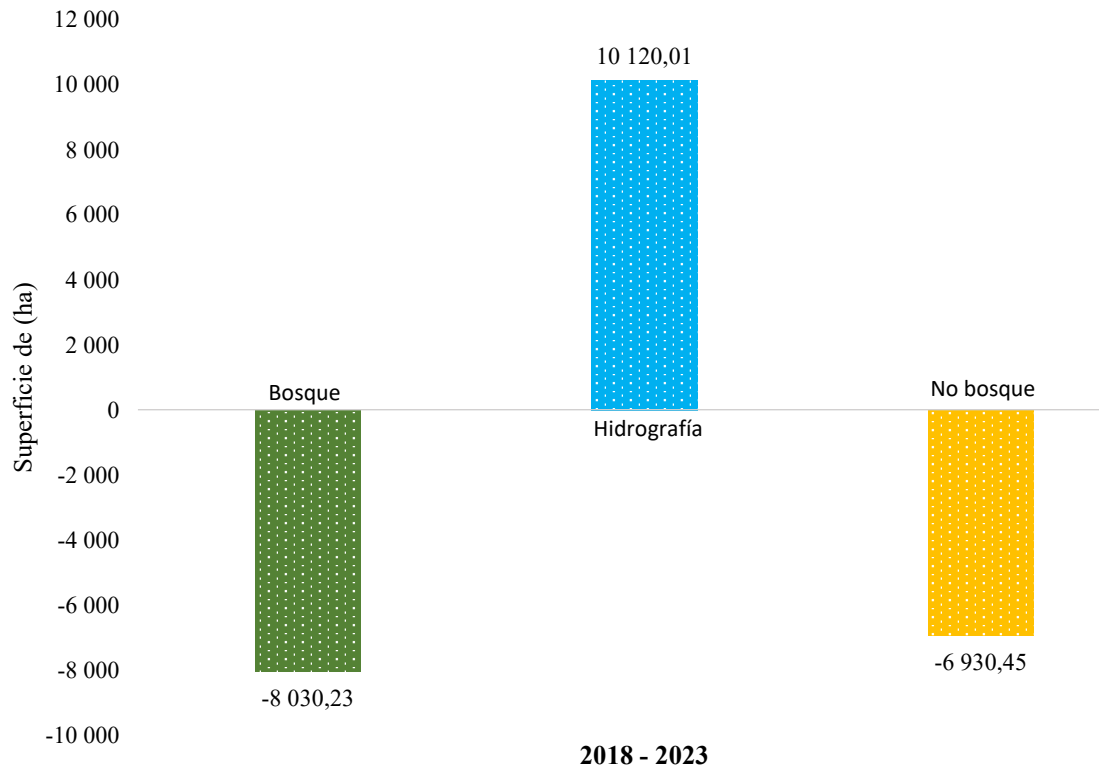


Figura 11. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Huamalíes.

Por último, en la figura 12, se hizo un análisis de los cambios de cobertura en la provincia de Dos de Mayo entre 2018 y 2023 evidencia una disminución de bosque -8.79 % (2 024,66 ha), y no bosque -7,4 % (8 897,81 ha), lo que puede asociarse a la expansión de actividades agrícolas y ganaderas características de la zona, donde el relieve accidentado y los valles interandinos han sido tradicionalmente aprovechados para el cultivo de papa, maíz y otros productos andinos, así como para el pastoreo de ovinos y vacunos. Este proceso refleja una presión constante sobre los ecosistemas, favorecida por la deforestación en áreas de ladera y meseta, que impacta la estabilidad de los suelos. Por otro lado, la clase hidrografía registra un incremento excepcional del 779,11 % (8,745.71 ha), lo cual resulta poco verosímil como fenómeno real y se explica, en gran medida, por la compleja topografía y la marcada estacionalidad climática que generan suelos saturados, acumulación temporal de agua en depresiones y la presencia de sombras en las imágenes satelitales que pueden confundirse con cuerpos hídricos. En conjunto, estos resultados muestran tanto los cambios reales en el uso del territorio como las limitaciones inherentes a los procesos de clasificación remota, resaltando la necesidad de contrastar los datos con información de campo para obtener interpretaciones más precisas y confiables.

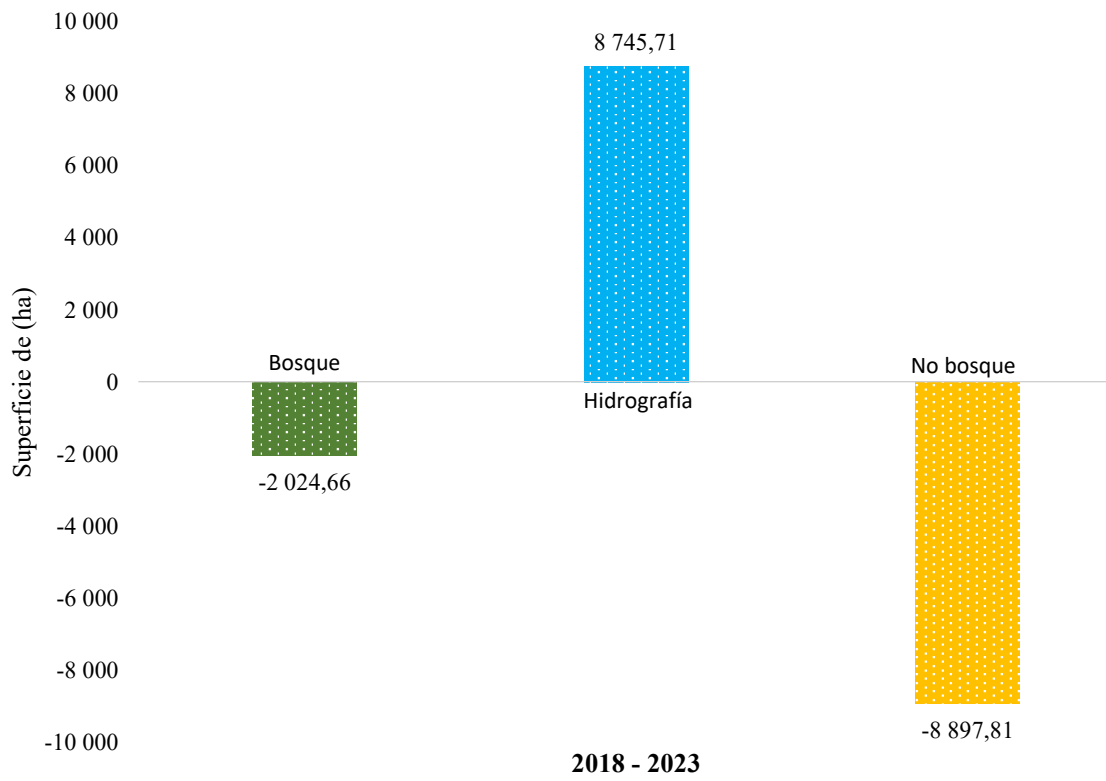


Figura 12. Variación de las coberturas del año 2018 y 2023 en la provincia Dos de Mayo.

4.3. Validación en campo de la clasificación de cobertura vegetal actual en las cinco provincias de estudio

De acuerdo con la representación de la tabla 8, la distribución del área por provincia revela que el departamento de Huánuco posee una superficie de 363 670,82 hectáreas, la cual representa el 27,8 % del total, siendo la provincia con mayor extensión territorial dentro del área de análisis. Le siguen Huamalíes (24,2 %), Pachitea (23,6 %), Huacaybamba (13,0 %) y finalmente Dos de Mayo (11,4 %), siendo esta última la de menor extensión.

Con base en este prorrateo, se estableció un total de 288 puntos de validación, distribuidos proporcionalmente en función del porcentaje de superficie de cada provincia, asegurando así una representatividad equitativa y acorde al peso territorial de cada zona. Este criterio de asignación de puntos permite reducir posibles sesgos espaciales en el proceso de validación de la clasificación de coberturas.

En términos de asignación temática, se distribuyeron 96 puntos para cada categoría de cobertura (bosque, no bosque e hidrografía), asegurando un equilibrio cuantitativo entre las clases evaluadas. Por ejemplo, en la provincia de Huánuco se establecieron 27 puntos para bosque, 27 para no bosque y 26 para hidrografía, sumando un total de 80 puntos de validación, coherentes con su proporción territorial. Asimismo, para la provincia que ocupó el segundo lugar en extensión se le asignó 23 puntos de verificación en campo para la categoría bosque, 23 puntos de verificación para la categoría hidrografía y 24 puntos de verificación en la categoría de no bosque.

Esta estrategia de distribución muestral fue aplicada de manera uniforme en todas las provincias, respetando tanto el porcentaje de área como la necesidad de contar con una cantidad mínima de muestras por categoría para garantizar la validez estadística del análisis. Provincias de menor extensión, como Dos de Mayo y Huacaybamba, recibieron 33 y 37 puntos de validación en campo respectivamente, la cual mantiene una adecuada cobertura en relación con su tamaño geográfico.

La metodología de prorrateo adoptada permitió, además, cubrir de manera equilibrada las diferentes condiciones fisiográficas, ecológicas y de uso del suelo presentes en el área de estudio, otros autores también lo denominan intensidad de muestreo, aumentando así la confiabilidad de los índices de precisión obtenidos posteriormente en las validaciones de exactitud global y de Kappa. La validación de la clasificación de la cobertura vegetal para el año 2018, realizada a partir de imágenes PlanetScope, arroja una Exactitud Global de 86,11 %, un resultado que evidencia una alta confiabilidad en el proceso de clasificación de uso y cobertura del suelo en las cinco provincias del departamento de Huánuco.

Tabla 8. Prorrato del área de estudio

Provincias	Área (ha)	(%)	Muestra (Puntos)	Puntos para validar	Bosque	No bosque	Hidrografía	Total
Huánuco	363 670,82	27,8		80	27	27	26	80
Huamalíes	316 037,58	24,2		70	23	23	24	70
Pachitea	308 184,59	23,6	288	68	23	23	22	68
Huacaybamba	170 493,16	13,0		37	13	12	12	37
Dos de mayo	148 891,42	11,4		33	10	11	12	33
Total	1 307 277,5	100,00		288	96	96	96	288

En relación con la Tabla 9, respecto a la Exactitud Global para el año 2018, se observa un valor de 86,11 % de Exactitud Global, la cual indica que, del total de muestras de validación (n=288), aproximadamente 8 de cada 10 píxeles fueron correctamente clasificados según su categoría real verificada en campo o con imágenes de alta resolución. Este resultado sitúa la clasificación dentro de rangos aceptables y robustos en estudios de teledetección y análisis multitemporal de cobertura terrestre, siguiendo criterios establecidos por la literatura científica (Congalton, 1991; Foody, 2002). En estudios recientes, como el de Poveda et al. (2022), sobre páramos en Colombia, se resalta que valores superiores al 85 % en Exactitud Global se consideran de alta calidad, especialmente cuando se emplean algoritmos como Random Forest, como fue el caso de este estudio.

Tabla 9. Exactitud global para el año 2018

Validación Imagen Planet Scope 2018					
Clase	Bosque	Hidrografía	No Bosque	Total	Exactitud del Usuario
Bosque	81	0	15	96	84,4
Hidrografía	8	82	6	96	85,4
No Bosque	11	0	85	96	88,5
Total	100	82	106	288	
Exactitud del productor	81,00	100,00	80,19	288	86,11

Del mismo modo, en la Tabla 10, respecto a la Exactitud Global para el año 2023, se pudo observar un valor de 91,32 % de Exactitud Global, lo cual indica que, de un total de 288 muestras de validación, aproximadamente 9 de cada 10 píxeles fueron correctamente

clasificados según su categoría real. Este resultado se considera dentro del rango de clasificación de alta precisión, superando el umbral del 85 % que la literatura especializada considera como referencia mínima para análisis de cobertura y uso del suelo a partir de imágenes satelitales (Congalton, 1991; Foody, 2002). Los resultados obtenidos se alinean con las afirmaciones de Poveda et al. (2022), quienes identificaron que el algoritmo Random Forest puede superar el 90 % de exactitud cuando se cuenta con adecuadas muestras de entrenamiento, una selección óptima de variables espectrales y una correcta validación de campo.

Tabla 10. Exactitud global para el año 2023

Clase	Validación Imagen Planet Scope 2023				Exactitud del Usuario
	Bosque	Hidrografía	No Bosque	Total	
Bosque	81	0	15	96	84,4
Hidrografía	4	88	4	96	91,7
No Bosque	2	0	94	96	97,9
Total	87	88	113	288	
Exactitud del productor	93,10	100,00	83,19	288	91,32

El análisis de la matriz de confusión correspondiente a la clasificación de la cobertura vegetal del año 2023, utilizando imágenes satelitales PlanetScope y el algoritmo Random Forest, demuestra una mejora significativa respecto al año 2018, alcanzando una Exactitud Global de 91,32 %. Este valor representa un aumento aproximado de 5,21 puntos porcentuales en relación con la clasificación anterior, lo cual evidencia una mayor precisión y calidad en la interpretación espectral de las coberturas. De otro lado, podemos apreciar en la Tabla 11, respecto a la comparación de los índices de Kappa para ambos años demuestra que la metodología aplicada en el año 2023 superó en términos estadísticos a la del 2018, reduciendo el nivel de error aleatorio en la clasificación. Esta evolución técnica es relevante, especialmente al tratarse de un análisis multitemporal, ya que permite tener mayor confianza en que los cambios detectados en la cobertura vegetal son reales y no producto de errores de clasificación. Esta mejora coincide con los avances que otros estudios han reportado al implementar metodologías basadas en Machine Learning y realizar un mayor número de validaciones en campo (Calderón, 2023; Li & Wang, 2020).

Tabla 11. Comparación del índice de Kappa para los años 2018 y 2023

Algoritmo	Año	Índice de kappa	Fuerza de concordancia
Random Forest	2018	0,792	Considerable
	2023	0,870	Casi perfecta

V. CONCLUSIONES

1. Se evidenció que las cinco provincias analizadas (Pachitea, Huánuco, Dos de Mayo, Huamalíes y Huacaybamba), presentaron una reducción global de la superficie de bosque entre 2018 y 2023. En términos absolutos, la pérdida de bosque fue de aproximadamente 3 407,63 hectáreas, lo que representa un 2,74 % de disminución respecto al área boscosa inicial de 2018. Este resultado coincide con las tendencias de deforestación observadas en estudios previos en la región. Paralelamente, se observó un aumento significativo de la categoría hidrografía, pasando de 2 737,01 ha en 2018 a 17 792,20 ha en 2023, lo que representa un incremento de 550,31 %. La categoría No Bosque también mostró una reducción de 18 497,39 hectáreas, lo que podría estar asociado tanto a cambios reales de uso del suelo como a ajustes metodológicos en la clasificación.
2. Los cambios multitemporales identificaron una dinámica de transformación paisajística influenciada por factores antropogénicos y naturales. La pérdida de superficie boscosa se atribuye principalmente a procesos de deforestación, conversión a tierras agrícolas y expansión urbana. Asimismo, el notable incremento de la hidrografía sugiere una mayor exposición de la región a inundaciones o aumento de áreas con presencia de agua superficial. Estos cambios evidencian una fragmentación creciente de la cobertura vegetal, lo que podría repercutir en la pérdida de conectividad ecológica, afectación a la biodiversidad y reducción de los servicios ecosistémicos.
3. La evaluación estadística mediante matriz de confusión y cálculo del Índice de Kappa permitió confirmar que la clasificación del año 2023 alcanzó una mayor precisión en comparación con el año 2018. La Exactitud Global pasó de 86,11 % (2018), a 91,32 % (2023), y el Índice de Kappa mejoró de 0,792 a 0,870, lo que refleja un avance sustancial en la calidad del proceso de clasificación.

VI. PROPUESTAS A FUTURO

1. Mejora en el proceso de clasificación y reducción de errores por sombras, dado que uno de los desafíos identificados fue la confusión entre hidrografía y sombras, se sugiere el uso de modelos de corrección topográfica y algoritmos de detección de sombras. La implementación de técnicas de aprendizaje profundo (Deep Learning), podría contribuir a mejorar la diferenciación espectral de las coberturas.
2. Establecer un sistema de monitoreo continuo de la cobertura vegetal, con actualizaciones anuales o semestrales. Esto facilitará la generación de alertas tempranas frente a procesos acelerados de deforestación o cambios críticos en el uso del suelo.
3. Replicar esta metodología en otros departamentos del Perú con características fisiográficas y socioeconómicas similares, a fin de generar una base de datos nacional sobre la dinámica de cobertura vegetal y su relación con el desarrollo territorial.

VII. REFERENCIAS

- Alonso Sarría, F. (2006). Sistema de Información Geográfica. Obtenido de <https://www.um.es/geograf/sigmur/sigpdf/temario.pdf>
- Alvarado Brito, N. C., y Mainato Mayancela, F. X. (2021). *Herramientas SIG para el estudio de la cobertura vegetal y cambio de uso de suelo en el cantón Chunchi, provincia del Chimborazo* [Tesis de Título, Universidad Politécnica Salesiana]. Repositorio institucional. <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/20104/1/UPS-CT009032.pdf>
- Bracken, I., Webster, C. (1990). Information technology in Geography and planning. Including principles of Geographic Information Systems. Routledge, Londres.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32
- Colomina, I., Molina, P. (2014). Unmanned Aerial Systems for Photogrammetry and Remote Sensing: A Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 92, 79-97. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271614000501?via%3Dihub>
- Corbera, E., Estrada, M., Brown, K. (2010). Reducing greenhouse gas emissions from deforestation and forest degradation in developing countries: revisiting the assumptions. *Climatic change*, 100(3-4), 355-388.
- Chuvieco, E. (2008). *Teledetección ambiental la observación de la tierra desde el espacio*. <https://n9.cl/qayc6>
- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de teledetección espacial*. Rialp, Madrid.
- Chuvieco, E., Salas, J. (1996). Mapping the spatial distribution of forest fire danger using GIS. *International Journal of Geographical Information Systems*, 10(3), 33-345. <https://doi.org/10.1080/02693799608902082>
- Colditz, R. 2007. *Time Series Generation and Classification of MODIS Data for Land Cover Mapping*. [Tesis doctoral, Universidad de Würzburg]. Biblioteca Universitaria.
- Congalton, R. G. (1988b). A comparison of sampling scheme use in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(5), 593-600.
- Congedo, L. (2021). *Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS*. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172. <https://doi.org/10.21105/joss.03172>

- DeFries, R., Achard, F., Brown, S., Herold, M., Murdiyarso, D., Schlamadinger, B., & de Souza, C. (2006). Reducing greenhouse gas emissions from deforestation in developing countries: considerations for monitoring and measuring. *Report of the global terrestrial observing system (GTOS) number, 46, 23.*
- Dellepiane, J. (2018). *Uso de imágenes satelitales para el reconocimiento de parapetos en el centro-oeste de Patagonia meridional.*
- Díaz, F., Quintero, S., Triana, J., & Morón, D. (2014). *Aproximaciones a los sistemas de percepción remota en satélites pequeños.*
- Dubiau, L., & Ale, J. (2013). Análisis de Sentimientos sobre un Corpus en Español: Experimentación con un Caso de Estudio. In *XIV Argentine Symposium on Artificial Intelligence (ASAI)-JAIIO 42 (2013).*
- Escobedo, R. (2010). *Suelos y Capacidad de uso mayor de las tierras.* IIAP, DEVIDA y la Municipalidad Provincial de Leoncio Prado.
- Espíndola Ramírez, D. F., & Romero Charry, G. J. (2015). Diseño e implementación de un sistema de información geográfica en línea como soporte para el esquema de ordenamiento territorial del Municipio de Anolaima en sus componentes urbano y rural. Anolaima, Tequendama, Colombia. Obtenido de <http://hdl.handle.net/11349/2552>
- Fernández, R. (2018). *Evaluación de la superficie deforestada por efecto de los incendios forestales durante el periodo 2011 – 2016 en el distrito Las Piedras – Tambopata - Madre de Dios.* [Tesis de Título, Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios]. Repositorio institucional. <https://repositorio.unamad.edu.pe/handle/UNAMAD/515>
- Food and Agriculture Organization. (2015). *Global Forest Resources Assessment 2015: How are the world's forests changing?* FAO. <https://www.fao.org/3/i4793e/i4793e.pdf>
- Food and Agriculture Organization. (2018). *The State of the World's Forests 2018.* FAO.
- Fuenzalida, M., Buzai, G., Moreno, A., & García, A. (2015). *Geografía, geotecnología y análisis espacial: tendencias, métodos y aplicaciones.* <https://es.scribd.com/document/292843472/Fuenzalida-Et-Al-2015-GeografaGeotecno> loga-y-Analisis-Espacial
- Galindo, G., Espejo, O., Rubiano, J., Vergara, L., & Cabrera, E. (2014). *Protocolo de procesamiento digital de imágenes para la cuantificación de la deforestación en*

Colombia. V.2

https://redd.unfccc.int/media/anexo_a_protocolo_procesamiento_digital.pdf

Gervilla, E., Jiménez, R., Montaña, J., Sesé, A., Cajal, B., & Palmer, A. (2009). The methodology of Data Mining. An application to alcohol consumption in teenagers. *Adicciones*, 21(1), 65-80. <http://doi.org.10.20882/adicciones.253>.

Gobierno Regional de Huánuco. (2016). *Zonificación Ecológica Económica Base para el Ordenamiento Territorial de la Región Huánuco: Provincia de Marañón, Leoncio Prado, Huánuco, Pachitea y Puerto Inca*. https://sinia.minam.gob.pe/sites/default/files/sinia/archivos/public/docs/estudio_de_la_propuesta_de_zee_4.pdf

Hansen, J. N., Mitchard, E. T. A., King, S. (2020). *Assessing Forest/Non-Forest Separability Using Sentinel-1 C-Band Synthetic Aperture Radar*. *Remote Sensing*, 12(11), 1899. <https://doi.org/10.3390/rs12111899>

Instituto Cartográfico y Geológico de Catalunya. (10 de abril 2019). *Concepto de suelo*. <https://www.icgc.cat/es/Administracion-y-empresa/Servicios/Suelos/Concepto-suelo>

Jensen, J. (2015). *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. Pearson.

Jiménez, E. (2019). *Dinámica y modelamiento futuro de cambios y fragmentación en la cobertura y uso del suelo en La Hoya de Loja en el periodo 2001-2016*. [Tesis de Título, Universidad Nacional de Loja]. Repositorio institucional. https://dspace.unl.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/21833/1/Tesis_Jim%C3%A9nez_B_Evelyn.pdf

Forest Resource Assessment. (2015). *Términos y definiciones*. Documento de Trabajo de la Evaluación de los Recursos Forestales No. 180. <https://www.fao.org/3/ap862s/ap862s00.pdf>

Ochoa, G., Delgado, G. (1982). "La Fotogrametría Digital Mediante Dron Como Alternativa En El Registro Topográfico y 3D de Sitios Arqueológicos," <https://www.researchgate.net/publication/292103048>

Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2020). *El estado de los bosques del mundo 2020. Los bosques, la biodiversidad y las personas*. <https://doi.org/10.4060/ca8642es>

- Li, J., Wang, L. (2-6 de noviembre de 2020). *Forest Type Classification with Multitemporal Sentinel-2 Data*. [Conferencia]. *2020 International Conferences on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData) and IEEE Congress on Cybermatics (Cybermatics)*.
<https://doi.org/10.1109/iThingsGreenCom-CPSCom-SmartData-Cybermatics50389.2020.00091>
- Mieza, S., Kovac, F., Martínez, D. (2012). Imágenes satelitales y aéreas en aplicaciones sitio-específicas. *Avances de la agricultura por ambientes en la región semiárida pampeana*, 10-14.
- Ministerio del Ambiente - Perú., Dirección General de Ordenamiento Territorial. (2014). *Protocolo: evaluación de la exactitud temática del mapa de deforestación*.
<https://www.minam.gob.pe/ordenamientoterritorial/wp-content/uploads/sites/18/2013/10/Protocolo-Validacion-Mapa-Deforestacion.pdf>
- Ministerio del Ambiente. (2024). GeoBosques – Plataforma Nacional de Monitoreo de Cambios en la Cobertura de Bosques. Recuperado de:
<https://geobosques.minam.gob.pe/geobosque/view/index.php>
- Padilla, M., Stehman, S. V., Ramo, R., Corti, D., Hantson, S., Oliva, P., Alonso-Canas, L., Bradley, A. V., Tansey, K., Mota, B., Pereira, J. M. y Chuvieco, E. (2015). *Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified Random Sampling and estimation*. *Remote Sensing of Environment*, 160, 114-121.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.005>
- Planet. (2016). *Planet imagery product specification: PlanetScope & RapidEye*.
- Perea, A., Meroño, J., Aguilera, M. (2009). Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo. *Interciencia*, 34(9), 612-616.
- Pérez, C., Muñoz, A. (2006). *Teledetección: Nociones y aplicaciones*.
<https://mundocartogeo.files.wordpress.com/2015/03/teledeteccion-nocionesaplicaciones-2006publico.pdf>
- Rodríguez, V., Rivas, M. (2012). Clasificación de imágenes de satélite mediante software libre: nuevas tendencias en algoritmos de Inteligencia Artificial. In *Tecnologías de la información geográfica en el contexto del cambio global: XV Congreso Nacional de*

Tecnologías de Información Geográfica. Madrid CCHS-CSIC 19 al 21 de septiembre de 2012 (pp. 627-634). Instituto de Economía, Geografía y Demografía.

Sánchez, A. (2010). Análisis multitemporal de la cobertura de la tierra en la Cuenca del Valle de Jesús de Otoro, entre los años 2000-2006, aplicando técnicas de teledetección. *Revista Postgrados UNAH*, 2(4), 43-49.

SENAMHI. (2025, marzo 8). Intensas lluvias en Huánuco generan riesgo de activación de quebradas, advierte SENAMHI. *Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú*. Recuperado de: <https://ahora.com.pe/intensas-lluvias-en-huanuco-generan-riesgo-de-activacion-de-quebradas-advierte-senamhi/>

Singh, A. (1989). Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 10(6), 989-1003. <https://doi.org/10.1080/01431168908903939>

Castro, A., Dávila, C., Laura, W., Cubas Saucedo, F., Ávalos, G., López, C., Villena, D., Valdez, M., Urbiola, J., Trebejo, I., Menis, L., & Marín, D. (2021). Climas del Perú: mapa de clasificación climática nacional. In *Climas del Perú: mapa de clasificación climática nacional* (pp. 70-70).

Seijas, M. (2003). Reconocimiento de dígitos manuscritos mediante redes neuronales: una técnica híbrida. *Jornada Argentina de informática e investigación operativa*, 1-21.

Poveda., Bermúdez, M., Gil, P. (2022). Evaluación de métodos de clasificación supervisada para la estimación de cambios espaciotemporales de cobertura en los páramos de Merchán y Telecom, Cordillera Oriental de Colombia. *Boletín de Geología*, 44(2), 51-72.

Supo, J., Zacarías, H. (2020). *Seminarios de investigación científica: Metodología de la investigación para las ciencias de la salud, las Ciencias Sociales y las Ingenierías*. Bioestadístico EEDU EIRL.

Taboada, L. (2011). Cobertura Vegetal. Prácticas Agro-Culturales de Conservación de suelos. *Boletín N° 04*. <https://es.scribd.com/document/74195533/COBERTURA-VEGETAL>

Vázquez, S. (2009). *Resolución de la ambigüedad semántica mediante métodos basados en conocimiento y su aportación a tareas de PLN*. Universidad de Alicante.

Vera, M., Bustamante, J. (2007). Modelo dinámico para la generación de pronóstico usando redes neurales artificiales [RNA]. *Visión Gerencial*, 130-142.

ANEXO

ANEXO A: Datos

Tabla 12. Ficha de observación para la validación en campo.

Nº	PROVINCIA	CLASE	VALIDACIÓN	ESTE	NORTE
P1	Huánuco	Bosque	Bosque	394392	8949498
P2	Huánuco	Bosque	Bosque	394422	8949580
P3	Huánuco	Bosque	Bosque	394414	8949896
P4	Huánuco	Bosque	Bosque	395251	8946834
P5	Huánuco	Bosque	Bosque	395173	8946212
P6	Huánuco	Bosque	Bosque	396400	8945222
P7	Huánuco	Bosque	Bosque	394474	8950015
P8	Huánuco	Bosque	Bosque	395428	8946537
P9	Huánuco	Bosque	Bosque	395217	8946159
P10	Huánuco	No bosque	No bosque	394415	8949738
P11	Huánuco	No bosque	No bosque	396117	8944921
P12	Huánuco	No bosque	No bosque	395690	8945070
P13	Huánuco	No bosque	Bosque	395271	8946372
P14	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	394619	8950171
P15	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	394628	8950184
P16	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	394969	8946606
P17	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	394994	8946637
P18	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395081	8946734
P19	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395104	8946764
P20	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395201	8946897
P21	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395209	8946953
P22	Huánuco	Hidrografía	No bosque	395191	8946371
P23	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395198	8947034
P24	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395208	8947085
P25	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395554	8947347
P26	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395565	8947371

P27	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	395984	8947655
P28	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	396344	8947814
P29	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	396428	8947953
P30	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	396498	8948034
P31	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	396604	8948072
P32	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	394105	8950142
P33	Huánuco	Bosque	Bosque	383985	8931227
P34	Huánuco	Bosque	Bosque	385471	8933590
P35	Huánuco	Bosque	Bosque	381849	8930613
P36	Huánuco	Bosque	Bosque	381680	8931230
P37	Huánuco	Bosque	Bosque	382105	8930718
P38	Huánuco	No bosque	No bosque	384659	8937693
P39	Huánuco	No bosque	No bosque	384815	8935424
P40	Huánuco	No bosque	No bosque	387475	8937640
P41	Huánuco	No bosque	No bosque	386099	8936456
P42	Huánuco	No bosque	No bosque	386450	8937090
P43	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	381495	8932942
P44	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	380863	8932775
P45	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	382225	8933519
P46	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	382386	8933773
P47	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	382116	8933313
P48	Huánuco	Bosque	Bosque	384317	8932007
P49	Huánuco	Bosque	Bosque	384310	8932717
P50	Huánuco	Bosque	Bosque	383116	8934068
P51	Huánuco	Bosque	No bosque	382741	8934682
P52	Huánuco	Bosque	No bosque	387330	8940226
P53	Huánuco	Bosque	No bosque	387411	8940346
P54	Huánuco	No bosque	No bosque	389550	8939004
P55	Huánuco	No bosque	No bosque	388146	8944672

P56	Huánuco	No bosque	No bosque	388857	8939303
P57	Huánuco	No bosque	No bosque	387873	8945321
P58	Huánuco	No bosque	No bosque	387798	8945455
P59	Huánuco	No bosque	No bosque	382757	8934643
P60	Huánuco	No bosque	No bosque	386952	8938792
P61	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	388500	8943991
P62	Huánuco	Hidrografía	Hidrografía	385188	8936867
P63	Huánuco	Bosque	Bosque	379173	8924975
P64	Huánuco	Bosque	Bosque	379412	8925344
P65	Huánuco	Bosque	Bosque	379493	8925470
P66	Huánuco	Bosque	No bosque	379538	8924695
P67	Huánuco	Bosque	No bosque	379484	8924290
P68	Huánuco	Bosque	No bosque	379500	8924214
P69	Huánuco	Bosque	No bosque	379502	8925272
P70	Huánuco	No bosque	No bosque	379524	8924951
P71	Huánuco	No bosque	No bosque	378808	8924586
P72	Huánuco	No bosque	No bosque	379437	8925244
P73	Huánuco	No bosque	No bosque	379129	8924251
P74	Huánuco	No bosque	No bosque	379249	8924234
P75	Huánuco	No bosque	No bosque	379109	8924138
P76	Huánuco	No bosque	No bosque	379593	8923933
P77	Huánuco	No bosque	No bosque	379369	8925224
P78	Huánuco	No bosque	No bosque	379692	8924632
P79	Huánuco	No bosque	No bosque	380937	8928012
P80	Huánuco	No bosque	No bosque	381078	8927915
P81	Huamalíes	Bosque	Bosque	380835	8975259
P82	Huamalíes	Bosque	Bosque	380616	8975333
P83	Huamalíes	Bosque	No bosque	380521	8975463
P84	Huamalíes	Bosque	Bosque	375006	8979542

P85	Huamalíes	Bosque	Bosque	380254	8978471
P86	Huamalíes	Bosque	Bosque	379603	8974311
P87	Huamalíes	Bosque	Bosque	374600	8980741
P88	Huamalíes	Bosque	Bosque	378531	8980084
P89	Huamalíes	Bosque	No bosque	374432	8980647
P90	Huamalíes	Bosque	Bosque	376375	8980792
P91	Huamalíes	Bosque	Bosque	375889	8980693
P92	Huamalíes	No bosque	No bosque	380003	8975545
P93	Huamalíes	No bosque	No bosque	380161	8974389
P94	Huamalíes	No bosque	No bosque	380974	8975294
P95	Huamalíes	No bosque	No bosque	380424	8978018
P96	Huamalíes	No bosque	No bosque	380133	8978997
P97	Huamalíes	No bosque	No bosque	381369	8977384
P98	Huamalíes	No bosque	No bosque	381162	8977476
P99	Huamalíes	No bosque	No bosque	374638	8981631
P100	Huamalíes	No bosque	No bosque	377102	8980697
P101	Huamalíes	No bosque	No bosque	374958	8981218
P102	Huamalíes	No bosque	No bosque	375748	8981574
P103	Huamalíes	No bosque	No bosque	371976	8981819
P104	Huamalíes	Hidrografia	Hidrografia	381964	8975489
P105	Huamalíes	Hidrografia	Hidrografia	378306	8980952
P106	Huamalíes	Hidrografia	Hidrografia	371897	8982536
P107	Huamalíes	Hidrografia	Hidrografia	371355	8982614
P108	Huamalíes	Bosque	Bosque	350739	8974658
P109	Huamalíes	Bosque	Bosque	349976	8974239
P110	Huamalíes	Bosque	Bosque	353450	8976835
P111	Huamalíes	Bosque	Bosque	366060	8978057
P112	Huamalíes	Bosque	Bosque	368061	8981033
P113	Huamalíes	Bosque	No bosque	366823	8980166

P114	Huamalíes	Bosque	Bosque	367036	8980550
P115	Huamalíes	No bosque	No bosque	353266	8976856
P116	Huamalíes	No bosque	No bosque	361898	8980717
P117	Huamalíes	No bosque	No bosque	366385	8980502
P118	Huamalíes	No bosque	No bosque	366765	8981130
P119	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	363269	8981618
P120	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	360112	8981210
P121	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	366011	8982082
P122	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	360382	8981264
P123	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	366806	8982179
P124	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	365127	8981650
P125	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	361836	8981559
P126	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	362187	8981108
P127	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	362576	8981430
P128	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	363738	8981640
P129	Huamalíes	Bosque	Bosque	356398	8978740
P130	Huamalíes	No bosque	No bosque	304424	8954216
P131	Huamalíes	No bosque	No bosque	304253	8954436
P132	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	338346	8967974
P133	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	338188	8967288
P134	Huamalíes	Bosque	Bosque	343294	8973131
P135	Huamalíes	Bosque	Bosque	342626	8973485
P136	Huamalíes	Bosque	Bosque	338043	8966826
P137	Huamalíes	Bosque	Bosque	306350	8953975
P138	Huamalíes	No bosque	No bosque	341400	8972108
P139	Huamalíes	No bosque	No bosque	342842	8974152
P140	Huamalíes	No bosque	No bosque	345607	8973679
P141	Huamalíes	No bosque	No bosque	343472	8973041
P142	Huamalíes	No bosque	No bosque	343614	8971635

P143	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	318994	8967949
P144	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	309549	8956576
P145	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	310143	8955847
P146	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	311264	8955342
P147	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	336067	8975208
P148	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	339730	8971205
P149	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	339618	8970498
P150	Huamalíes	Hidrografía	Hidrografía	338968	8969269
P151	Pachitea	Bosque	No bosque	399515	8947496
P152	Pachitea	Bosque	Bosque	402459	8942372
P153	Pachitea	Bosque	Bosque	401074	8945558
P154	Pachitea	Bosque	Bosque	398787	8948217
P155	Pachitea	Bosque	Bosque	400916	8945852
P156	Pachitea	Bosque	Bosque	400821	8946204
P157	Pachitea	Bosque	Bosque	399517	8946130
P158	Pachitea	Bosque	Bosque	400706	8946743
P159	Pachitea	Bosque	Bosque	398527	8949108
P160	Pachitea	Bosque	Bosque	406149	8935729
P161	Pachitea	Bosque	Bosque	405788	8935865
P162	Pachitea	Bosque	Bosque	404685	8942688
P163	Pachitea	Bosque	Bosque	404228	8942901
P164	Pachitea	No bosque	No bosque	398566	8947301
P165	Pachitea	No bosque	No bosque	401888	8941926
P166	Pachitea	No bosque	No bosque	399535	8947241
P167	Pachitea	No bosque	No bosque	399457	8948890
P168	Pachitea	No bosque	No bosque	401578	8942065
P169	Pachitea	No bosque	No bosque	403398	8941430
P170	Pachitea	No bosque	No bosque	403313	8941832
P171	Pachitea	No bosque	No bosque	399110	8948319

P172	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	398334	8945857
P173	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401864	8942255
P174	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	398645	8945033
P175	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401755	8942549
P176	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	397995	8947634
P177	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401198	8940959
P178	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	403185	8939818
P179	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	403085	8939748
P180	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	403368	8940015
P181	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	402005	8939699
P182	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401903	8939656
P183	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401743	8940004
P184	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	401272	8940767
P185	Pachitea	Bosque	No bosque	398483	8949228
P186	Pachitea	Bosque	No bosque	401528	8951610
P187	Pachitea	Bosque	Bosque	397566	8948739
P188	Pachitea	Bosque	Bosque	399385	8952640
P189	Pachitea	Bosque	Bosque	402616	8952559
P190	Pachitea	Bosque	Bosque	401691	8951913
P191	Pachitea	Bosque	No bosque	397353	8949225
P192	Pachitea	Bosque	No bosque	398286	8949370
P193	Pachitea	Bosque	Bosque	397830	8949002
P194	Pachitea	Bosque	Bosque	398363	8949806
P195	Pachitea	No bosque	No bosque	399315	8950545
P196	Pachitea	No bosque	No bosque	398481	8949671
P197	Pachitea	No bosque	No bosque	404317	8951394
P198	Pachitea	No bosque	No bosque	401327	8952001
P199	Pachitea	No bosque	No bosque	400627	8952896
P200	Pachitea	No bosque	No bosque	398214	8949293

P201	Pachitea	No bosque	No bosque	398063	8949590
P202	Pachitea	No bosque	No bosque	397276	8948933
P203	Pachitea	No bosque	No bosque	400290	8951108
P204	Pachitea	No bosque	No bosque	403798	8952997
P205	Pachitea	No bosque	No bosque	404033	8953462
P206	Pachitea	No bosque	No bosque	404774	8953065
P207	Pachitea	No bosque	No bosque	403904	8952057
P208	Pachitea	No bosque	No bosque	404502	8950769
P209	Pachitea	No bosque	No bosque	404727	8949896
P210	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	397677	8948934
P211	Pachitea	Hidrografia	Bosque	404711	8951087
P212	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	404172	8953555
P213	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	404189	8953977
P214	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	404321	8951646
P215	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	396805	8949544
P216	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	397682	8948943
P217	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	397275	8948660
P218	Pachitea	Hidrografia	Hidrografia	396877	8949389
P219	Huacaybamba	Bosque	Bosque	359966	8981279
P220	Huacaybamba	Bosque	Bosque	359740	8982881
P221	Huacaybamba	Bosque	Bosque	359738	8982943
P222	Huacaybamba	No bosque	No bosque	359928	8981659
P223	Huacaybamba	No bosque	No bosque	359938	8981558
P224	Huacaybamba	No bosque	No bosque	359939	8981423
P225	Huacaybamba	No bosque	No bosque	359843	8982016
P226	Huacaybamba	No bosque	No bosque	359867	8982490
P227	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	358550	8983903
P228	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	360100	8981310
P229	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359953	8982355

P230	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359985	8981417
P231	Huacaybamba	Hidrografia	No bosque	359855	8981596
P232	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	360030	8981560
P233	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359937	8981816
P234	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359907	8981870
P235	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359902	8981951
P236	Huacaybamba	Hidrografia	Hidrografia	359931	8982017
P237	Huacaybamba	Bosque	Bosque	352042	8982470
P238	Huacaybamba	Bosque	Bosque	352250	8982544
P239	Huacaybamba	Bosque	Bosque	351506	8982390
P240	Huacaybamba	Bosque	Bosque	351113	8982184
P241	Huacaybamba	Bosque	Bosque	350866	8982446
P242	Huacaybamba	Bosque	Bosque	350465	8982501
P243	Huacaybamba	Bosque	Bosque	351259	8982672
P244	Huacaybamba	Bosque	Bosque	349804	8982663
P245	Huacaybamba	Bosque	Bosque	351426	8982155
P246	Huacaybamba	Bosque	Bosque	350462	8982160
P247	Huacaybamba	No bosque	No bosque	350949	8982532
P248	Huacaybamba	No bosque	No bosque	351281	8982263
P249	Huacaybamba	No bosque	No bosque	351689	8982511
P250	Huacaybamba	No bosque	No bosque	350181	8982703
P251	Huacaybamba	No bosque	No bosque	350621	8982501
P252	Huacaybamba	No bosque	Bosque	350809	8982508
P253	Huacaybamba	No bosque	No bosque	351113	8982626
P254	Huacaybamba	Hidrografia	No bosque	351106	8982724
P255	Huacaybamba	Hidrografia	No bosque	349747	8983124
P256	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	346570	8964182
P257	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	349238	8954424
P258	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	350337	8948999

P259	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	349909	8948386
P260	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	350715	8947292
P261	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	350633	8947196
P262	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	350518	8947009
P263	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	350751	8947103
P264	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	349832	8944303
P265	Dos de Mayo	Bosque	Bosque	349396	8942252
P266	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	349854	8952028
P267	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	349614	8952263
P268	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	349473	8952439
P269	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	349201	8952668
P270	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	350139	8951375
P271	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	350302	8951162
P272	Dos de Mayo	Hidrografia	Bosque	350342	8946411
P273	Dos de Mayo	Hidrografia	Bosque	350522	8946355
P274	Dos de Mayo	Hidrografia	Bosque	350609	8946323
P275	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	311824	8928181
P276	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	311439	8929443
P277	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	310485	8932072
P278	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	310017	8931504
P279	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	311487	8931529
P280	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	310891	8937996
P281	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	310866	8937724
P282	Dos de Mayo	No bosque	No bosque	310080	8939117
P283	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	311665	8929916
P284	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	311215	8932816
P285	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	311119	8932426
P286	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	310589	8938246
P287	Dos de Mayo	Hidrografia	Hidrografia	310483	8938532

P288 Dos de Mayo Hidrografia Hidrografia 310775 8937868

ANEXO B: Panel fotográfico

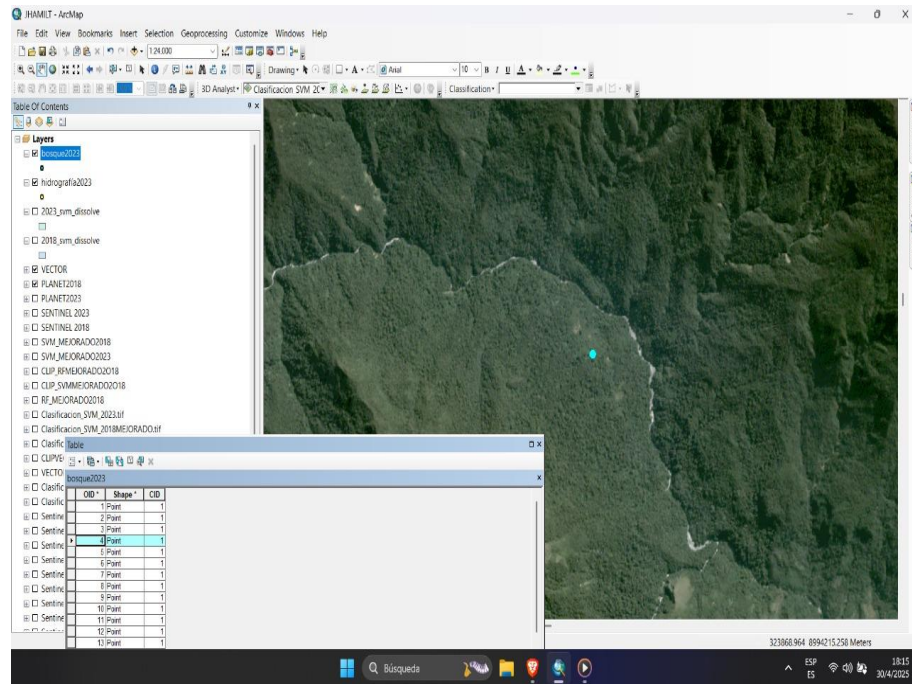


Figura 13. Verificación de los puntos de entrenamiento.

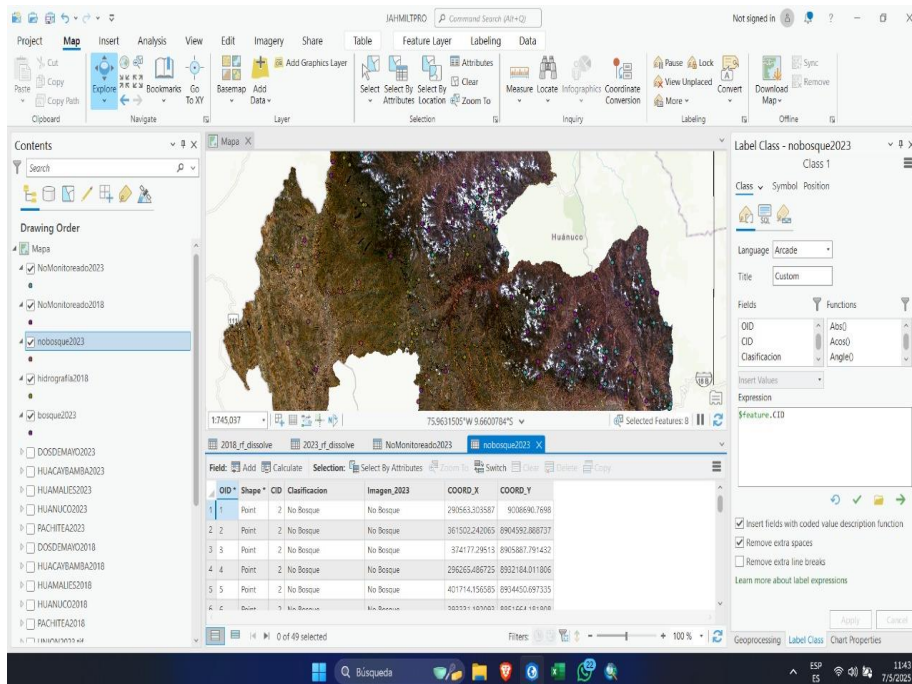


Figura 14. Validación de los puntos de categoría.

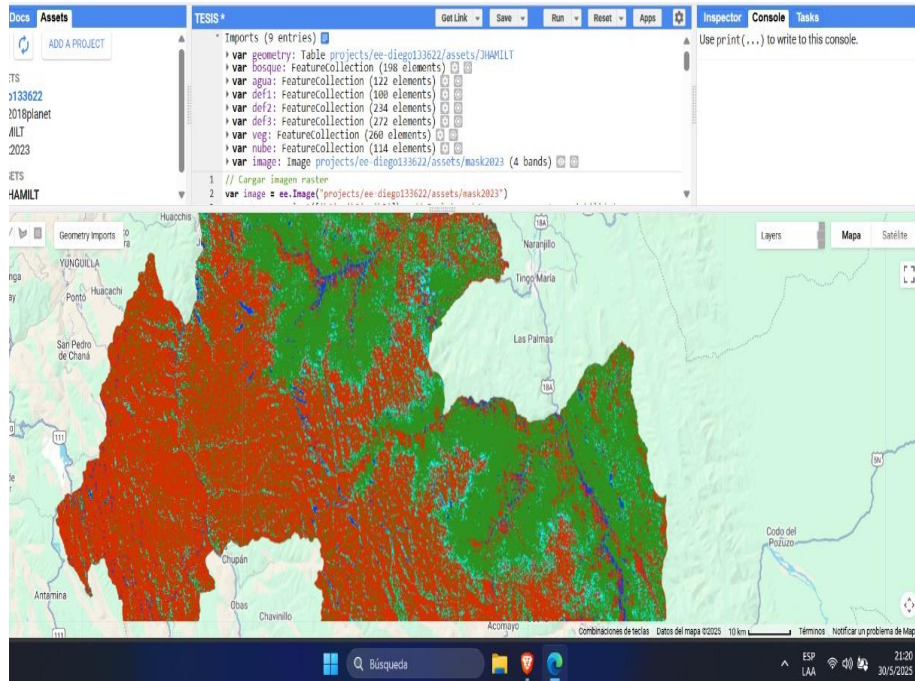


Figura 15. Clasificación de cobertura mediante GEE.

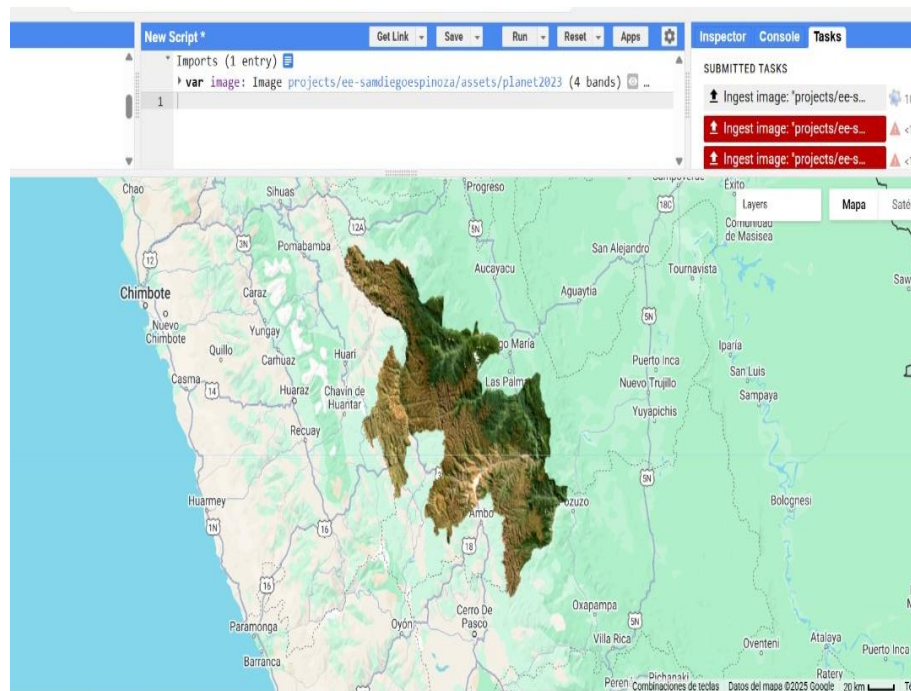


Figura 16. Obtención de Imágenes Raster “Planet Scope”.



Figura 17. Validación en campo.

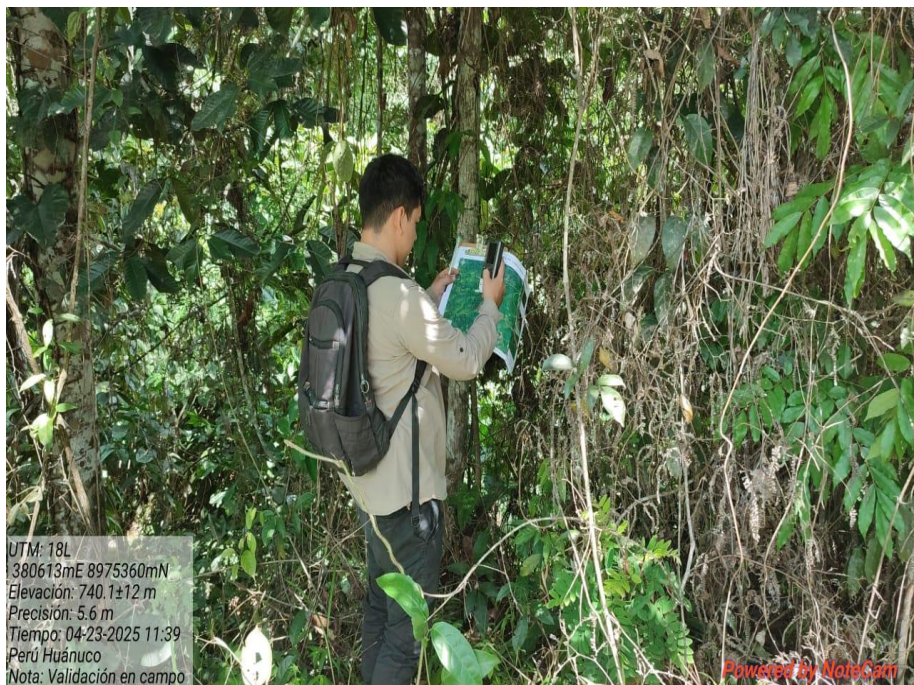


Figura 18. Verificación de los puntos en campo.



Figura 19. Verificación de los puntos en Huamalies.

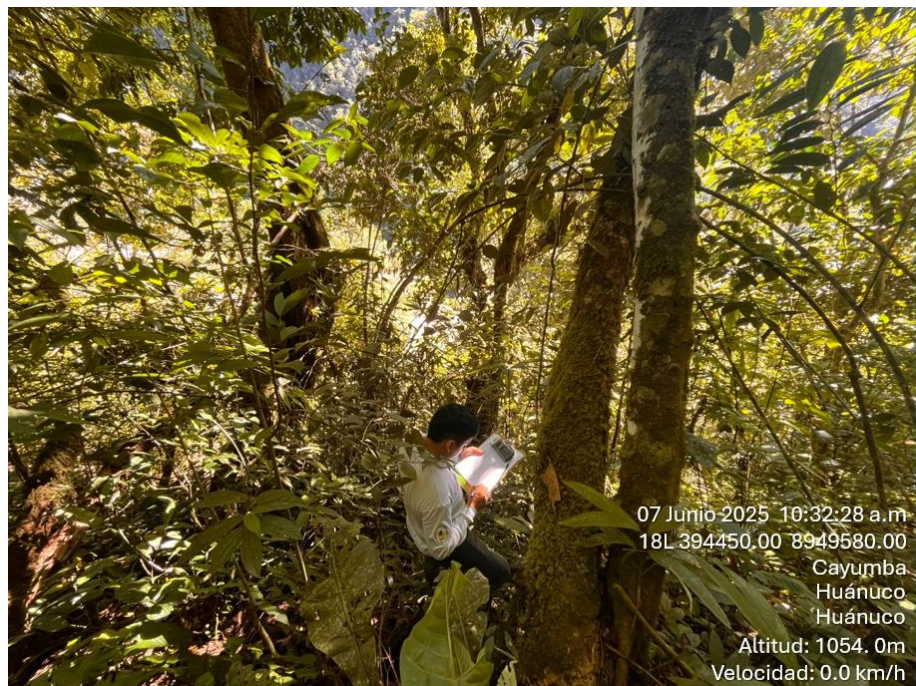


Figura 20. Verificación de los puntos en Huánuco.



Figura 21. Verificación de los puntos en Huamalies.



Figura 22. Verificación de los puntos en Huamalies.



Figura 23. Verificación de los puntos en la provincia Pachitea.



Figura 24. Verificación de los puntos en la provincia Huacaybamba.



Figura 25. Verificación de los puntos en la provincia Dos de Mayo.



Figura 26. Verificación de los puntos en Huamalies.



Figura 27. Verificación de los puntos en la provincia Huamalies.



Figura 28. Verificación de los puntos en Huamalies.

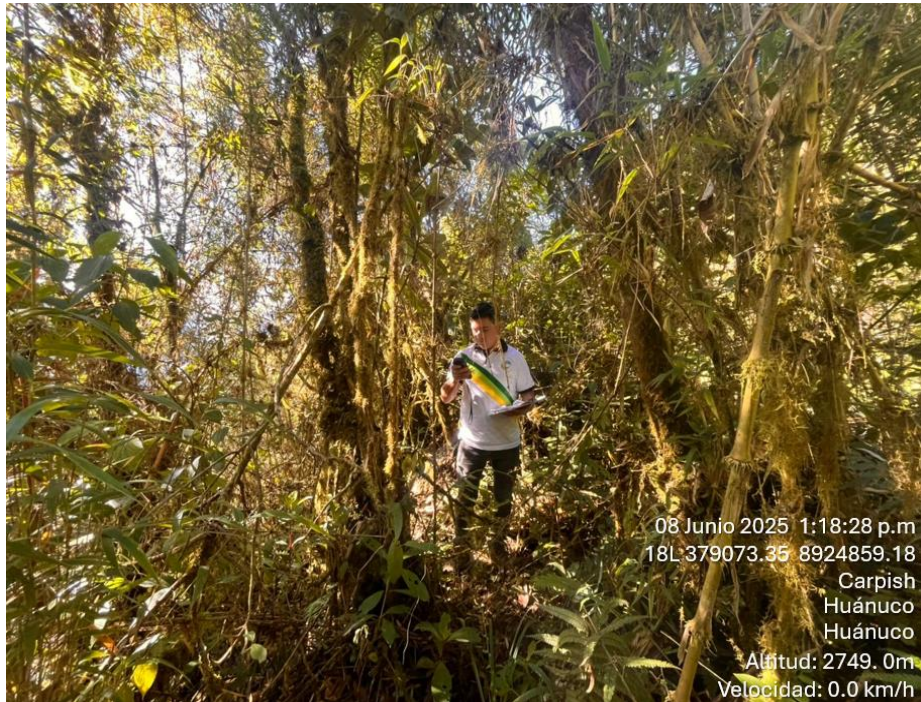


Figura 29. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.



Figura 30. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.

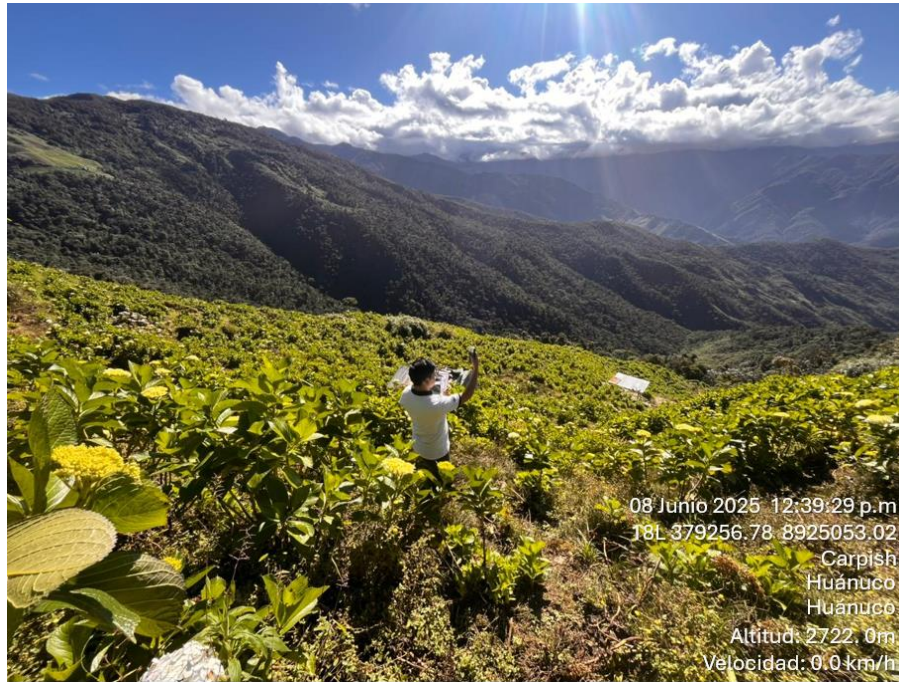


Figura 31. Verificación de los puntos en la provincia Huánuco.



Figura 32. Visualización de las coordenadas en Trimble Geo 7x.