UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO

FACULTAD DE AGRONOMÍA Y ZOOTECNIA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL

TESIS

ANÁLISIS DEL USO Y COBERTURA DEL SUELO UTILIZANDO ALGORITMOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN EL MOTOR GOOGLE EARTH ENGINE DEL DISTRITO DE CAMANTI – CUSCO, PERIODOS DE 2000 A 2023

PRESENTADO POR:
Br. DELIA CARRASCO PALOMINO
Br. NOEMI ISABEL JARA LOPEZ

PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO FORESTAL

ASESOR:
Dr. DAVID ORLANDO GONZALES GAMARRA

PUERTO MALDONADO – PERÚ
2026

Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco

INFORME DE SIMILITUD

(Aprobado por Resolución Nro.CU-321-2025-UNSAAC)

El que suscribe, el **Asesor** Dr. DAVID ORLANDO GONZALES GAMARRA ..... quien aplica el software de detección de similitud al trabajo de investigación/tesis titulada: ANALISIS DEL USO Y COBERTURA DEL SUELO UTILIZANDO ALGORITMOS DE APRENDIZAJE AUTOMATICO EN EL MOTOR GOOGLE EARTH ENGINE DEL DISTRITO DE CAMANTI - CUSCO, PERIODOS DE 2000 A 2023

Presentado por: JARA LOPEZ, NOEMI ISABEL ..... DNI N° 60596370 ;

presentado por: CARRASCO PALOMINO, DELIO ..... DNI N°: 73546656

Para optar el título Profesional/Grado Académico de INGENIERO FORESTAL .....

Informo que el trabajo de investigación ha sido sometido a revisión por 2 veces, mediante el Software de Similitud, conforme al Art. 6° del ***Reglamento para Uso del Sistema Detección de Similitud en la UNSAAC*** y de la evaluación de originalidad se tiene un porcentaje de 5 %.

Evaluación y acciones del reporte de coincidencia para trabajos de investigación conducentes a grado académico o título profesional, tesis

Porcentaje	Evaluación y Acciones	Marque con una (X)
Del 1 al 10%	No sobrepasa el porcentaje aceptado de similitud.	X
Del 11 al 30 %	Devolver al usuario para las subsanaciones.	
Mayor a 31%	El responsable de la revisión del documento emite un informe al inmediato jerárquico, conforme al reglamento, quien a su vez eleva el informe al Vicerrectorado de Investigación para que tome las acciones correspondientes; Sin perjuicio de las sanciones administrativas que correspondan de acuerdo a Ley.	

Por tanto, en mi condición de Asesor, firmo el presente informe en señal de conformidad y **adjunto** las primeras páginas del reporte del Sistema de Detección de Similitud.

Cusco, 30 de SETIEMBRE de 2026



Firma

Post firma Dr. DAVID ORLANDO GONZALES GAMARRA

Nro. de DNI 23872153

ORCID del Asesor 0000-0002-3985-261X

Se adjunta:

1. Reporte generado por el Sistema Antiplagio.
2. Enlace del Reporte Generado por el Sistema de Detección de Similitud: **oid:** 27259:632176353

NOEMI JARA LOPEZ - DELIA CARRASCO PALOMINO

Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::27259:632176353

Fecha de entrega
30 sep 2026, 11:01 a.m. GMT-5

Fecha de descarga
30 sep 2026, 11:06 a.m. GMT-5

Nombre del archivo
(23 sep) (1)FORMATO_T.pdf

Tamaño del archivo
6.5 MB

141 páginas

32.274 palabras

180.737 caracteres

5% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Texto mencionado
- Coincidencias menores (menos de 10 palabras)

Exclusiones

- N.º de coincidencia excluida

Fuentes principales

4% Fuentes de Internet
1% Publicaciones
3% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

Dedicatoria

A Dios, por concederme la vida, la fortaleza y la sabiduría necesarias para perseverar en los momentos de mayor dificultad.

A mi madre, Ignacia Palomino, por su sacrificio inagotable, sus sabios consejos y ese amor incondicional que ha sido mi motor.

A mi hermana, Cleofe Carrasco, por su apoyo constante, sus palabras de aliento y por haber creído en mí en cada etapa de este importante logro.

Delia

Al engrandecerse mi ser profesional por el sacrificio y esfuerzo, mi relato apenas ha iniciado y tengo mucho por construir y por lograr, agradezco a Dios por el don de la vida y la fortaleza que brinda a los demeritados como yo, por concederme la oportunidad de llegar a un nuevo nivel de mi vida.

De manera especial, agradezco a mi madre, Isabel López Quispe, por ser la cantera de cariño y de amor que me brinda la fuerza y la motivación a cada paso que doy. A mi padre, Juan Quispe, por el amor, la comprensión y sacrificio de ser el pilar que sostiene este esfuerzo.

A mi hermana, Diana Quispe, por ser el sostén y el apoyo que me ha dado a lo largo de mi carrera.

Noemi

Agradecimiento

Agradezco a Dios por darme la fortaleza y la perseverancia para realizar con éxito esta importante etapa de mi vida académica.

A la Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, mi alma mater, por los conocimientos y la capacitación brindada que me permitirán enfrentar los desafíos del ámbito forestal y ambiental.

Mi gratitud es para el Doctor David Orlando Gonzales Gamarra, por ser el asesor de esta investigación y por su inquebrantable guía y su paciencia, la misma que de forma constante me brindó y que fue uno de los principales factores para que esta labor se pueda materializar.

De la misma forma, agradezco al Doctor Gabriel Alarcon Aguirre, coasesor de la presente investigación, por sus críticas, sugerencias que en el momento preciso y el apoyo incondicional que hicieron posible que se introdujeran cambios, que elevaron de forma importante el nivel técnico de la presente tesis. Por último, quiero agradecer a las personas que, con su apoyo y aliento, hicieron que este sueño en la vida profesional se haga realidad.

Delia

Mi gratitud sincera a la Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, en especial a los docentes de la Escuela Profesional de Ingeniería Forestal, por los conocimientos compartidos que hicieron posible este trabajo.

Al Dr. David Orlando Gonzales Gamarra, por su valiosa colaboración y asesoramiento constante a lo largo de esta investigación. Asimismo, al Dr. Gabriel Alarcón Aguirre, por su apoyo técnico y compromiso como Coasesor de este estudio.

Finalmente, a mi familia, por ser el respaldo y motor en cada etapa de mi formación, y a todas las personas que, de manera directa o indirecta, contribuyeron a la cristalización de este logro.

Noemi

Índice general

Dedicatoria ---------- ii

Agradecimiento ---------- iii

Resumen ---------- x

Abstract ---------- xi

Introducción ---------- 1

CAPÍTULO I: PROBLEMA OBJETO DE INVESTIGACION ---------- 4

1.1 Descripción del problema ---------- 4

1.2 Formulación del Problema ---------- 6

1.2.1 General ---------- 6

1.2.2 Específicos ---------- 6

CAPÍTULO II: OBJETIVOS Y JUSTIFICACIÓN ---------- 8

2.1 Objetivos ---------- 8

2.1.1 General ---------- 8

2.1.2 Específicos ---------- 8

2.2 Justificación ---------- 8

2.2.1 Justificación científica ---------- 8

2.2.2 Justificación ambiental ---------- 9

2.2.3 Justificación metodológica ---------- 9

CAPÍTULO III: MARCO TEÓRICO ---------- 11

3.1 Antecedentes de estudios ---------- 11

3.1.1 Internacional ---------- 11

3.1.2 Nacional ---------- 15

3.1.3 Regional ---------- 18

3.2 Base teórica ---------- 19

3.2.1 Uso y cobertura del suelo (LULC)----------19
3.2.2 Dinámica de deforestación y frentes de cambio ----------19
3.2.3 Ecología de la fragmentación del paisaje ----------20
3.2.4 Plataformas y arquitecturas de teledetección ----------21
3.2.5 Programa Landsat (TM, ETM+, OLI) ----------21
3.2.6 Clasificación multitemporal mediante Machine Learning ----------22
3.2.7 Computación geoespacial en la nube (GEE) ----------22
3.3 Marco conceptual----------23
CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN------25
4.1 Identificación de variables ----------25
Variable de investigación ----------25
Componentes metodológicos e instrumentales (No variables) ----------25
4.1.1 Operacionalización de variables----------25
4.2 Tipo y nivel de estudio----------26
4.3 Diseño del estudio----------27
4.4 Población y muestra ----------28
4.5 Área de estudio ----------30
4.5.1 Ubicación geográfica ----------30
4.5.2 Características ambientales ----------31
4.5.3 Características climáticas ----------32
4.5.4 Importancia ecológica del área ----------32
4.6 Método y técnicas ----------33
4.7 Tratamiento de datos ----------34
4.7.1 Procesamiento de datos----------34
4.7.2 Determinación de categorías de uso y cobertura del suelo ----------37

4.7.3 Clasificación de imágenes ----------39

4.7.3.1 Recopilación y diseño de las áreas de entrenamiento ----------40

4.7.4 Precisión de datos clasificados ----------40

4.7.5 Cambio de uso y cobertura del suelo----------45

4.7.6 Análisis estadístico ----------46

CAPÍTULO V: RESULTADOS ----------48

5.1 Uso y cobertura del suelo como patrón de la deforestación del distrito de Camanti – Cusco ----------48

5.2 Tasa de deforestación----------52

5.3 Precisión de la clasificación del método Random Forest ----------52

5.4 Cambios de uso y cobertura del suelo ----------55

CAPÍTULO VI: DISCUSIÓN DE RESULTADOS ----------64

6.1 Uso y cobertura del suelo como patrón de la deforestación del distrito de Camanti – Cusco ----------64

6.2 Tasa de deforestación----------66

6.3 Precisión de la clasificación del método Random Forest ----------68

6.4 Cambios de uso y cobertura del suelo ----------69

CONCLUSIONES ----------75

RECOMENDACIONES ----------77

BIBLIOGRAFÍA----------79

ANEXO ----------93

Índice de tablas

Tabla 1 Operacionalización de variables 25

Tabla 2 Datos de adquisición de imágenes Landsat 36

Tabla 3 Categorías de clase del nivel 2 38

Tabla 4 Valores del coeficiente kappa 42

Tabla 5 Cuantificación de LULC por años 51

Tabla 6 Tasa de cambio y deforestación anual promedio 52

Tabla 7 Matriz de precisión por categoría para el año 2000 53

Tabla 8 Matriz de precisión por categoría para el año 2012 53

Tabla 9 Matriz de precisión por categoría para el año 2023 54

Tabla 10 Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2000-2012 57

Tabla 11 Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2012-2023 60

Tabla 12 Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2000-2023 63

Índice de figuras

Figura 1 *Distribución de muestras por categorías* 30

Figura 2 *Ubicación de área estudio* 31

Figura 3 Imágenes Landsat 5 TM de 2000 (superior izquierdo), Landsat-7 ETM+ de 2012 (superior derecho) y Landsat-8 OLI y -9 OLI-2 de 2023 (inferior izquierdo) 36

Figura 4 *Regresión de Random Forest (RF)* 39

Figura 5 *Imágenes de validación PlanetScope para el año 2023* 43

Figura 6 *Imágenes de Google Earth Pro (SPOT y WorldView) para el año 2012* 44

Figura 7 *LULC del año 2000* 48

Figura 8 *LULC del año 2012* 49

Figura 9 *LULC del año 2023* 50

Figura 10 *Cuantificación de LULC por años* 51

Figura 11 *Cambios de LULC del periodo 2000-2012* 56

Figura 12 *Cambios de LULC del periodo 2012-2023* 59

Figura 13 *Cambios de LULC del periodo 2000-2023* 62

Índice de anexos

Anexo 1. Matriz de consistencia. 94

Anexo 2. Códigos de clasificación en GEE. 95

Anexo 3. Procesamiento de imágenes Landsat. 105

Anexo 4. Cálculo de precisión del año 2000.9 110

Anexo 5. Cálculo de precisión del año 2012. 111

Anexo 6. Cálculo de precisión del año 2023. 112

Anexo 7. Muestras por clases. 113

Anexo 6. Panel fotográfico 123

Resumen

La identificación del cambio en el uso y la cobertura del suelo en el distrito de Camanti, Cusco, de 2000 a 2023, se realizó utilizando aprendizaje automático en la nube de Google Earth Engine (GEE), la metodología utilizada consistió en el procesamiento de series de imágenes satelitales Landsat y en la implementación del clasificador Random Forest para la detección de transiciones multitemporales entre los atributos vegetales y antrópicos. La validación cartográfica se realizó a partir de 384 puntos de control, logrando una precisión global de 0,83 y un índice Kappa de 0,81 para el año 2023, resultados que ratifican la robustez de los modelos aplicados a una zona con alta cobertura nubosa persistente. Los resultados muestran una pérdida acumulada de 4 133,12 ha de cobertura forestal; asimismo, la actividad minera aluvial pasó de apenas 7,26 ha en el año 2000 a 1 158,94 ha en el 2023. Este hecho, se evidencia en la aceleración del ritmo de deforestación anualizado, cuya tasa de cambio pasó de -0,05% (129,09 ha/año) en el periodo 2000-2012 a -0,09% (234,92 ha/año) en el periodo 2012-2023. Con respecto a las matrices de transición, a pesar de que la minería constituye la actividad con mayor impacto destructivo directo sobre el suelo desnudo, la conversión directa de bosque hacia el mosaico agropecuario alcanzó las 1 587,57 ha. Los datos constatan la reducción neta del dosel forestal frente a la expansión convergente de coberturas antrópicas.

Palabras clave: Random Forest, deforestación, minería aluvial, motor de cambio.

Abstract

The identification of land use and cover change in the district of Camanti, Cusco, from 2000 to 2023, was carried out using machine learning on the Google Earth Engine (GEE) cloud, with the methodology involving the processing of Landsat satellite image series and the implementation of the Random Forest classifier for the detection of multi-temporal transitions between vegetative and anthropogenic attributes. The cartographic validation was carried out using 384 control points, achieving an overall accuracy of 0.83 and a Kappa index of 0.81 for the year 2023, results that confirm the robustness of the models applied to an area with persistent high cloud cover. The results show an accumulated loss of 4,133.12 ha of forest cover; likewise, alluvial mining activity increased from just 7.26 ha in the year 2000 to 1,158.94 ha in 2023. This fact is evidenced by the acceleration of the annualized deforestation rate, whose change rate increased from -0.05% (129.09 ha/year) in the period 2000-2012 to -0.09% (234.92 ha/year) in the period 2012-2023. Regarding the transition matrices, despite mining being the activity with the greatest direct destructive impact on bare soil, the direct conversion of forest to agro-pastoral mosaic reached 1,587.57 ha. The data confirm the net reduction of the forest canopy in the face of the convergent expansion of anthropogenic covers.

Keywords: Random Forest, deforestation, alluvial mining, engine of change.

Introducción

Las tecnologías de sensoramiento remoto han experimentado avances significativos recientemente que permiten una resolución temporal y espacial mucho mayor de los datos capturados en un espectro más amplio de firmas espectrales, y estos avances están cambiando drásticamente la forma en que observamos la Tierra (Chen et al., 2023). Las rápidas mejoras en las tecnologías de la información y la comunicación están proporcionando una fuente de información sin precedentes que permite obtener una imagen más detallada y completa del estado de nuestro planeta en comparación con los flujos de trabajo tradicionales, que consumen mucho tiempo, mano de obra intensivo y potencialmente propenso a errores (Ang et al., 2021; Becker et al., 2021; Chen et al., 2023; Pande et al., 2023).

Un área de investigación que ha experimentado un dramático impacto positivo de estas nuevas tecnologías es el análisis del uso y cobertura del suelo (LULC), que es el patrón sobre la superficie terrestre formado debido a diversas actividades naturales y socioeconómicas (Ang et al., 2021; Becker et al., 2021; Chen et al., 2023; Pande et al., 2023; Parente et al., 2019; Prasai et al., 2021). El mapeo LULC es un enfoque útil para planificar y gestionar los recursos terrestres, desarrollar parcelas de tierra y proporcionar una comprensión integral de la interacción y la relación de las actividades antropogénicas con el medio ambiente (Prasai et al., 2021). La cobertura del suelo incluye características naturales como bosques, suelo, pastizales, agua, y nieve, mientras que el uso de la tierra incluye desarrollo agrícola y urbano, canales y otras características creadas por el hombre (Parente et al., 2019).

La historia del análisis de LULC se remonta a la década de 1930, cuando los investigadores comenzaron a observar los cambios LULC como resultado de las actividades humanas (Prasai et al., 2021). A mediados de la década de 1970, los investigadores descubrieron que el cambio en la cobertura del suelo modifica la superficie terrestre, afectando los intercambios de energía de la atmósfera y, a su vez, impactando el clima regional (Prasai et al., 2021). Antes de principios de la década de 1980, el análisis LULC utilizaba métodos

topográficos tradicionales (Prasai et al., 2021), pero después de eso, el análisis de datos de sensores remotos (por ejemplo, fotografías aéreas) se volvió más común (Prasai et al., 2021). Después de 1990, floreció la investigación interdisciplinaria y dos aspectos de LULC crecieron rápidamente: el estudio de los mecanismos de LULC y la investigación de modelos de cambio regional y global (Prasai et al., 2021). Sin embargo, persisten algunos obstáculos para la investigación del cambio LULC (Prasai et al., 2021), incluyendo cómo el uso de la tierra se ve influenciado por el clima, la precisión, el dibujo, la habilidad del técnico y la percepción de que se descuidan los datos no detectados remotamente .

La clasificación de calidad de la cobertura terrestre es esencial para la planificación y gestión del territorio (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Alarcon-Aguirre et al., 2022). La cobertura terrestre proporciona información sobre cómo las personas usan y utilizan la tierra (Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019). La información actual, precisa y detallada sobre la cobertura del suelo es vital para los administradores de tierras y los formuladores de políticas responsables de desarrollar e implementar estrategias y políticas de conservación (Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019). A pesar de la necesidad de información de calidad sobre la cobertura del suelo, el mapeo de áreas grandes, especialmente el mapeo de cobertura del suelo de alta resolución espacial, es una tarea difícil por una variedad de razones que incluyen grandes volúmenes de datos, la complejidad del desarrollo de la capacitación y conjuntos de datos de validación, disponibilidad de datos, heterogeneidad en los datos y condiciones del paisaje (Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019; Parente et al., 2019). La falta de software de código abierto para el desarrollo de LULC puede presentar obstáculos para los usuarios, especialmente aquellos que carecen de amplios recursos financieros (Melo et al., 2022). Sin embargo, en los últimos años se ha visto la proliferación de una variedad de softwares con potencial para LULC, como Google Earth Engine (GEE, 2021). Los investigadores pueden acceder a GEE y sus conjuntos de datos a través de una interface para JavaScript y Python o mediante un editor de código en línea alojado en la web con un entorno de desarrollo integrado que

utiliza la API de JavaScript (GEE, 2021). GEE es una plataforma de computación en la nube diseñada para almacenar y procesar conjuntos de datos desde escala paisajística hasta escala global para análisis y toma de decisiones (Chen et al., 2023; Melo et al., 2022; Pande et al., 2023). Asimismo, la libre disponibilidad de imágenes del Programa Landsat, que en el 2008 Google archivó el conjunto de datos y los vinculó a su motor de computación en la nube para uso de código abierto (Melo et al., 2022). Hoy en día, el archivo de datos públicos de GEE comprende un catálogo de varios petabytes de imágenes y conjuntos de datos científicos que cubren más de cuarenta años de clima y tiempo, imágenes satelitales y características geofísicas, muchos de los cuales se actualizan y amplían diariamente (Prasai et al., 2021). El lanzamiento de esta plataforma de computación en la nube de alto rendimiento ha brindado acceso a almacenamiento, procesamiento y análisis de datos geoespaciales de alta eficiencia y escala global (Prasai et al., 2021). Facilitando y aliviando la carga del preprocesamiento de imágenes que son necesarios antes del análisis (Chen et al., 2023).

GEE puede ser útil para una variedad de aplicaciones, incluido el mapeo y monitoreo de la vegetación, el mapeo de la cobertura terrestre, el mapeo de cultivos, la gestión de desastres, estudios relacionados con las ciencias de la tierra y muchos otros (Becker et al., 2021; Melo et al., 2022; Pande et al., 2023).

El presente estudio tuvo como objetivo analizar la variación espaciotemporal y cuantitativa del uso y cobertura del suelo mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine como indicador del proceso de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante el periodo 2000 a 2023.

CAPÍTULO I: PROBLEMA OBJETO DE INVESTIGACION

1.1 Descripción del problema

La LULC ofrecen herramientas para el diagnóstico de la resiliencia de paisaje y la integridad ambiental (Pande et al., 2023). A partir de la reconstrucción de cambios de la LULC mediante el uso de datos geoespaciales se permiten interpretar cambios de orden antropogénicos que están volviendo a configurar los ecosistemas a nivel global (Chen et al., 2023). Para la FAO (2020), la degradación de suelos respecto a la población es un fenómeno que afecta el 33% de los suelos del planeta, esto ha sido producto de la presión demográfica y la degradación acelerada de los suelos por la actividad extractiva y agropecuaria (Melo et al., 2022; Roy y Bari, 2022).

En el distrito de Camanti la deforestación y la pérdida de cobertura boscosa responden a una dinámica multicausal compleja. Si bien las prácticas asociadas a los mosaicos silvopastoriles y la agricultura de subsistencia representan presiones antrópicas crónicas sobre los linderos forestales (Alarcon-Aguirre et al., 2023), en las últimas décadas la proliferación de la minería aluvial aurífera ha emergido como el vector de alteración del paisaje más agresivo e intenso en el territorio. A nivel regional, las dinámicas de cambio de uso del suelo en la vertiente oriental andino-amazónica responden a un patrón complejo de ocupación humana y extracción de recursos que ha alterado la estructura forestal de forma acelerada, estudios previos en el suroriente peruano evidencian que la apertura de ejes viales actúa como el principal catalizador de frentes de deforestación desordenada, transformando bosques primarios continuos en paisajes fragmentados bajo la superposición de actividades mineras y agrícolas, esto afecta la fragmentación del suelo, alteración de la estructura del suelo y de la conectividad biológica.

La teledetección y el geoprocesamiento ayudan a eliminar barreras de acceso a áreas remotas como la selva cusqueña, pero el manejo de macrodatos (Big Data) continúa siendo un cuello de botella. La heterogeneidad del paisaje Amazónico y la nubosidad persistente dificultan la elaboración de cartografías de alta resolución paisaje (Ang et al., 2021; Becker et al., 2021). Por otra parte,

el elevado costo de los softwares y la complejidad de los algoritmos de validación limitan el monitoreo de manera efectiva en entornos escasos en recursos económicos (Melo et al., 2022). La magnitud de este fenómeno se refleja en los reportes de monitoreo forestal de la última década; datos del Programa Nacional de Conservación de Bosques evidencian que el flanco amazónico de Cusco registra pérdidas anuales recurrentes que alteran la continuidad de la biomasa aérea, mostrando picos de aceleración vinculados a la migración interna y a actividades extractivas, como consecuencia ambiental directa de estas transiciones, la remoción de la capa orgánica del suelo y la sustitución de coberturas boscosas por matorrales sucesionales provocan una degradación estructural irreversible en los servicios ecosistémicos, alterando drásticamente los ciclos hidrológicos locales, incrementando los riesgos de erosión en laderas inestables y destruyendo los corredores ecológicos que conectan los bosques montanos con la llanura amazónica (Ccanchi Espinoza, 2021; Pinto et al., 2016).

Ante estas limitaciones, GEE se perfila como una alternativa tecnológica innovadora. Al operar mediante procesamiento en la nube, permite el análisis de series cronológicas de imágenes satelitales de manera masiva constituyendo una herramienta de acceso abierto a las constelaciones satelitales Landsat, Sentinel y MODIS (GEE, 2021). La vía para el análisis de la dinámica del LULC en Camanti, gracias a la capacidad de GEE para el procesamiento en forma de múltiples hilos, permite el análisis más allá de las limitaciones del hardware disponible y proporciona una base científica para la gestión del territorio en cuestión.

A pesar de la evidente alteración del paisaje en esta región, los esfuerzos de monitoreo tradicionales han carecido de una frecuencia temporal fina y de una discriminación de coberturas que permita desvincular los efectos de la minería aluvial de las transiciones agrícolas menores. El problema científico radica en la ausencia de una cuantificación multitemporal estandarizada y objetiva que determine la trayectoria exacta de los cambios de uso de suelo en zonas de alta nubosidad y topografía compleja. Prasai et al. (2021) señalan la persistencia de nubes en los bosques de montaña tropicales distorsiona las

firmas espectrales, exigiendo el uso de plataformas en la nube y algoritmos avanzados para evitar subestimar las tasas de deforestación reales.

Sin el uso de entornos computacionales robustos y algoritmos predictivos aplicados localmente, los patrones de fragmentación permanecen generalizados, impidiendo el diseño de estrategias de mitigación basadas en la dinámica real de los ecosistemas, en este contexto, Chen et al. (2023) sostienen que la minería y la expansión agropecuaria generan transiciones espaciotemporales complejas e irreversibles que solo pueden ser descifradas mediante series históricas de sensores remotos integrados, lo que convierte a la falta de datos locales validados en una barrera crítica para el ordenamiento territorial y la conservación de la vertiente oriental andino-amazónica

1.2 Formulación del Problema

1.2.1 General

¿Cómo y en qué medida se ha manifestado la dinámica de cambio espacial y la variación cuantitativa del uso y cobertura del suelo mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine, como indicador del proceso de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante el periodo 2000 a 2023?

1.2.2 Específicos

P.E.1 ¿Cuál es la configuración cuantitativa del uso y cobertura del suelo como indicador del proceso de deforestación mediante el método de clasificación Random Forest en el distrito de Camanti – Cusco, para los periodos de corte 2000, 2012 y 2023?

P.E.2 ¿A cuánto asciende la tasa de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante los periodos 2000-2012 y 2012-2023?

P.E.3 ¿Cuál es la precisión estadística de la clasificación mediante el método Random Forest en el distrito de Camanti – Cusco, para los periodos 2000, 2012 y 2023?

P.E.4 ¿Cómo y en qué magnitud se presentan las transiciones dinámicas de cambio de uso y cobertura del suelo en el distrito de Camanti – Cusco, durante los periodos 2000 a 2012, 2012 a 2023 y el consolidado histórico 2000 a 2023?

CAPÍTULO II: OBJETIVOS Y JUSTIFICACIÓN

2.1 Objetivos

2.1.1 General

Analizar la variación espaciotemporal y cuantitativa del uso y cobertura del suelo mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine como indicador del proceso de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante el periodo 2000 a 2023.

2.1.2 Específicos

O.E.1 Cuantificar el uso y cobertura del suelo como indicador del proceso de deforestación del distrito de Camanti – Cusco mediante el método de clasificación Random Forest, periodos 2000, 2012 y 2023.

O.E.2 Determinar la tasa de deforestación del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000 y 2023.

O.E.3 Evaluar la precisión de la clasificación del método Random Forest del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000, 2012 y 2023.

O.E.4 Cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000-2012, 2012-2023 y 2000-2023.

2.2 Justificación

2.2.1 Justificación científica

La teledetección multitemporal cuantifica las alteraciones biofísicas del paisaje mediante el análisis de cambios LULC (Land Use and Land Cover). La literatura forestal tropical carece de modelos espectrales longitudinales capaces de discriminar la coexistencia de múltiples vectores antrópicos itinerantes en zonas de transición andino-amazónica. Esta investigación resuelve dicho vacío de conocimiento. El aporte original radica en la

determinación empírica de firmas espectrales históricas a lo largo de un ciclo de 23 años. El modelo discrimina umbrales de reflectancia que diferencian la degradación estructural generada por actividades extractivas frente a los procesos de sucesión secundaria. La contribución científica excede la cuantificación volumétrica de deforestación. Se estructura un marco analítico no lineal para evaluar la pérdida de integridad ecológica en ecosistemas de piedemonte sometidos a presiones de cambio de uso superpuestas.

2.2.2 Justificación ambiental

La expansión de frentes extractivos y agrícolas fragmenta el dosel primario del piedemonte amazónico. El monitoreo sistemático de la cobertura espacial es el único mecanismo objetivo para cuantificar esta degradación y diseñar estrategias de remediación. A nivel local, existía un vacío de información geoespacial para determinar si los polígonos intervenidos por minería ilegal presentaban resiliencia ecológica o mutaban en zonas sin capacidad de regeneración. La investigación provee la base cartográfica exacta para delimitar la pérdida de conectividad estructural entre el ecosistema andino y la llanura baja. El aporte radica en la espacialización de los frentes dinámicos donde la remoción del estrato edáfico suprime definitivamente la sucesión natural. Estos datos satelitales operan como una herramienta de diagnóstico físico-ecológico, identificando zonas críticas de amortiguamiento para proteger el Parque Nacional Bahuaja Sonene frente a la alteración de la red hídrica superficial.

2.2.3 Justificación metodológica

Los archivos históricos Landsat poseen la resolución temporal necesaria para la cartografía retrospectiva. Su procesamiento tradicional exige alto coste computacional y enfrenta cuellos de botella ante la persistencia nubosa amazónica. La contribución específica de este estudio es el desplazamiento del flujo de trabajo cartográfico hacia la arquitectura en la nube de Google

Earth Engine (GEE). El aporte metodológico original consiste en la calibración de un script automatizado que unifica la corrección radiométrica de colecciones multi-sensor (Landsat 5, 7, 8 y 9) con algoritmos de enmascaramiento de ruido. La integración del clasificador paramétrico Random Forest procesa masivamente el Big Data geoespacial. Este protocolo resuelve la limitante de procesamiento local, estableciendo un estándar técnico replicable, estadísticamente robusto y de coste cero para el mapeo multitemporal de paisajes forestales heterogéneos.

CAPÍTULO III: MARCO TEÓRICO

3.1 Antecedentes de estudios

3.1.1 Internacional

Parente et al. (2019), en su investigación publicada en la revista científica Remote Sensing of Environment (Vol. 232, 111301), evaluaron la dinámica de los pastizales y la ganadería en Brasil, de 1985 a 2017: Un enfoque novedoso basado en imágenes de alta resolución espacial y computación en la web GEE. Cartografiaron anualmente y de forma inédita, la totalidad de los pastos brasileños, de 1985 a 2017. Con una precisión global de alrededor del 90%, Los 33 mapas producidos indicaron que el área de pastos variaba de "~118 Mha ±3,41% (1985) a ~178 Mha ±2,53% (2017)", y este incremento se produjo principalmente en el norte de la región país y, en menor proporción, en el medio oeste. La dinámica revelada en este estudio refuerza la tesis de la utilización de los pastizales como reserva de tierra y determina la importancia de estas áreas en los aspectos económico, social y ambiental de Brasil. El aporte directo al presente estudio radica en el fundamento metodológico para abordar series temporales continuas y extensas en entornos web, validando que el análisis de flujos multitemporales de larga escala es el enfoque idóneo para comprender el comportamiento histórico de las categorías de uso del suelo más fluctuantes.

Becker et al. (2021) en su investigación titulada "Funciones estadísticas para la clasificación del uso y la ocupación del suelo en GEE", publicada en la Revista Brasileira de Cartografia (Vol. 73, N° 2, pp. 498-511), evaluaron la eficacia de la computación en la nube para el mapeo automatizado de áreas agrícolas en la cuenca del río São Francisco Verdadeiro, Brasil, mediante el procesamiento de sensores Landsat-8 en la interfaz de GEE, los autores contrastaron diferentes configuraciones de datos de entrada para optimizar la discriminación de coberturas. Los resultados determinaron que la integración de las bandas espectrales B2 a B7 junto con el índice NDVI constituye el set de datos más robusto, alcanzando una Exactitud Global (OA) del 99.0% y un índice Kappa (K) de 0.9867. Asimismo, demostraron que el empleo de

variables estadísticas derivadas también ofrece niveles de confiabilidad elevados (OA: 97.3%; K: 0.9644), este estudio ratifica que la plataforma GEE permite una cuantificación objetiva y acelerada de la dinámica del paisaje, validando el uso de clasificadores digitales para el monitoreo de la ocupación del suelo en escalas regionales. La investigación aporta a la presente tesis el sustento técnico y matemático para la configuración de las variables de entrada de nuestro propio modelo, justificando la integración de índices de vegetación como descriptores fundamentales para separar eficientemente coberturas complejas de transición agraria.

Prasai et al. (2021), en su investigación publicada en la revista científica Ecological Informatics (Vol. 66, 101474) bajo el título "Application of Google Earth Engine Python API and NAIP Imagery for Land Use and Land Cover Classification: A Case Study in Florida, USA", estudiaron la aplicación de la API python del motor Google Earth y las imágenes NAIP para la clasificación del LULC: Un estudio de caso en Florida, EE.UU. Utilizaron imágenes aéreas NAIP disponibles de 2017 para derivar la información de LULC de un área del Panhandle de Florida. Identificaron ocho clases principales de LULC con una precisión general del 86 % y un valor Kappa del 79 % que completaron todos los procedimientos de análisis de datos de teledetección. Los resultados garantizan la utilidad de este enfoque para realizar análisis de uso y cobertura del suelo utilizando mucho menos tiempo, dinero y recursos humanos. La naturaleza de código abierto de GEE Python API y su biblioteca de datos de teledetección podría beneficiar a los proyectos de teledetección en todo el mundo, especialmente donde el acceso a paquetes comerciales de software de procesamiento de imágenes y datos de teledetección es limitado. Este estudio aporta a la presente investigación la validación operativa sobre la eficiencia de la plataforma Google Earth Engine, fundamentando su elección como la infraestructura de procesamiento idónea para gestionar macrodatos espaciales en regiones tropicales de alta demanda computacional.

Roy y Bari (2022), en su investigación titulada "Studying the relationship between land surface temperature and landscape features using spectral indices with Google Earth Engine", publicada en la revista científica

Environmental Challenges (Vol. 6, 100418), estudiaron la relación entre la temperatura de la superficie terrestre y las características del paisaje mediante índices espectrales con Google Earth Engine. Midieron la temperatura de la superficie terrestre (LST) está fuertemente influenciada por las características del paisaje, ya que cambian en gran medida las características térmicas de la superficie. El Índice de Diferencia Normalizada (NDVI), el Índice de Diferencia Normalizada de Agua (NDWI), el Índice de Diferencia Normalizada de Edificación (NDBI) y el Índice de Desnudez de Diferencia Normalizada (NDBAI) corresponden a la cubierta vegetal, los cuerpos de agua, las edificaciones impermeables y las tierras desnudas, respectivamente. Estos índices se utilizaron para demostrar la relación entre múltiples características del paisaje y LST utilizando los Índices espectrales derivados de imágenes de Landsat 5 Thematic Mapper (TM) y Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) de Sylhet Sadar Upazila (2000-2018) al noreste de Bangladés. La computación en la web con GEE se utilizó para filtrar, procesar y analizar tendencias con Regresión logística. Se calcularon LST y otros índices espectrales. Los cambios en LST (2000-2018) oscilan entre −6 °C y +4 °C en el área de estudio. Debido a la mayor cobertura vegetal y al bosque de reserva, la parte noreste de la región de estudio tuvo las mayores variaciones en LST. Los índices espectrales correspondientes a características del paisaje tienen una considerable capacidad explicativa para describir escenarios LST. La correlación de estos índices con el LST oscila entre −0,52 (NDBI) y +0,57 (NDVI). El aporte a este trabajo de investigación consiste en el marco de referencia analítico para comprender los impactos físicos secundarios del cambio de cobertura, sustentando teóricamente cómo la alteración estructural del paisaje altera de forma sinérgica otras variables del balance energético de la superficie.

Chen et al. (2023), en su investigación titulada "Mapping the Spatiotemporal Dynamics of Land Use/Land Cover Changes Based on the GEE Cloud Platform Using Landsat Imagery: A Case Study of Zhoushan Island, China", publicada en la revista científica Remote Sensing (Vol. 15, N° 8, 2029), cartografiaron la dinámica espaciotemporal de los cambios en el LULC

basados en la plataforma en la nube GEE a partir de imágenes Landsat: Un estudio de caso de la isla de Zhoushan, China. Los resultados de la clasificación mostraron que los tipos de uso de la tierra podían clasificarse exactamente, con una precisión general y un coeficiente de Kappa superiores al 94% y 0,93, respectivamente. Las evidencias de los análisis espaciotemporales determinaron que las superficies de terrenos edificados y forestales aumentaron en 90,00 km^2 y 36,83 km^2, respectivamente, por otro lado, el área de tierras de cultivo/pastizales disminuyó en 69,77 km^2. El estudio aporta a la presente tesis el criterio metodológico para el diseño cartográfico multitemporal, validando que el uso de sensores Landsat acoplados a clasificadores en la nube proporciona la consistencia geométrica y espectral necesaria para evaluar transformaciones territoriales complejas en zonas geográficas con altas dinámicas de cambio.

Pande et al. (2023), en su investigación titulada "Intertwined impacts of urbanization and LULC change on urban climate and agriculture in Aurangabad city (MS), India", publicada en la revista científica Environmental Monitoring and Assessment (Vol. 195, N° 4, 474), evaluaron los impactos entrelazados de la urbanización y el cambio LULC sobre el clima urbano y la agricultura en la ciudad de Aurangabad (MS), India, donde el modelo de aprendizaje automático (ML) (bosque aleatorio (RF)) se desarrolla utilizando la plataforma Google Earth Engine (GEE) y conjuntos de datos satelitales para la clasificación del LULC. La plataforma GEE se utilizó para el cálculo de LST y NDVI (2015-2020) basándose en el satélite Landsat-8. La vegetación “terreno agrícola” se observó que cubre más de la mitad del área total objeto de estudio (113,48 km^2), seguido de Baldío (61,70 km^2), Terreno edificado (34,68 km^2) y Cuerpo de agua (3,44 km^2). Significativamente, durante los años 2015 y 2020, se visualizó un aumento en el área de la superficie de agua de 11,24 km^2 seguido de Tierra baldía (66,30 km^2) y área urbana (36,70 km^2). La relevancia de este antecedente para la presente investigación se halla en la validación del algoritmo Random Forest como un clasificador altamente preciso y robusto, proporcionando el soporte bibliográfico necesario que

justifica su aplicación para resolver la separación de coberturas heterogéneas en el piedemonte.

3.1.2 Nacional

Alarcon-Aguirre et al. (2021), en su investigación titulada “Dinámica de la pérdida de bosques en el sureste de la Amazonia peruana: un estudio de caso en Madre de Dios”, publicada en la revista científica Ecosistemas (Vol. 30, N° 2, 2175), evaluaron las alteraciones forestales en una superficie de 29 911,47 km² correspondiente al Tramo III de la Interoceánica Sur (periodo 1999-2018) mediante sensores Landsat y Redes Neuronales. Metodológicamente, se valida que los modelos computacionales supervisados ofrecen una alta certidumbre matemática para el mapeo multitemporal, alcanzando precisiones globales de hasta 93,55% y coeficientes Kappa de 0,89. Los resultados evidencian una degradación intensificada, evidenciada por una pérdida acumulada de 1 698,63 km² de cobertura boscosa y una tasa anual de -0,21%. La investigación determina que las transiciones territoriales responden a dos dinámicas antrópicas con impactos diferenciados: la actividad agrícola, que se consolida como el principal factor de ocupación espacial neta al mostrar el 74,47% del área deforestada (1 296,85 km²); y la minería aluvial, que opera de forma focalizada, pero con un daño ecológico definitivo. Con respecto a este vector minero, se concluye que genera una destrucción estructural irreversible en las llanuras inundables al suprimir el horizonte orgánico del suelo y expandir los depósitos residuales de agua (los cuales ascendieron de 154,01 km² a 401,78 km²), anulando por completo la resiliencia y los procesos de sucesión natural del bosque. Este trabajo aporta a la presente tesis el modelo analítico para discriminar los impactos diferenciados de los vectores de cambio, sirviendo como base científica para postular que la actividad minera aluvial en el piedemonte suprime de manera definitiva la resiliencia ecológica del ecosistema forestal.

Alarcon-Aguirre et al. (2023), en su investigación titulada "Forest loss related to Brazil nut production in non-timber forest product concessions in a micro-

watershed in the Peruvian Amazon" [Pérdida de bosque relacionada con la producción de castaña en concesiones de productos forestales no maderables en una microcuenca de la Amazonía peruana], publicada en la revista científica Remote Sensing (Vol. 15, N° 23, 5438), utilizaron imágenes Landsat y el clasificador RF en GEE para examinar la pérdida de bosques asociada con la actividad de la castaña en Madre de Dios desde 2000 hasta 2021, validando el uso de estos modelos algorítmicos para el mapeo multitemporal con una precisión general del 92,20% y un índice Kappa de 0,90, los resultados muestran que las concesiones de castaña (Bertholletia excelsa) actúan eficazmente como una barrera para la deforestación a gran escala en la región, ya que solo se perdieron 433,65 hectáreas en 21 años. En el contexto de fragmentación interna, el área sufre una fragmentación constante con una tasa anual de -0,07%, atribuida al establecimiento de fronteras agrícolas secundarias a través de la infraestructura de la región, convirtiendo el bosque en tierras agrícolas (358,61 ha) y praderas (75,04 ha). Esto nos lleva a comprender que, incluso con la sostenibilidad de las cosechas, hay cambios estructurales sutiles en el paisaje amazónico. La investigación aporta a este estudio la validación empírica de la metodología de clasificación supervisada en la región suroriental del país, proveyendo la línea base estadística para contrastar cómo las tasas de fragmentación difieren cualitativamente cuando el territorio está sujeto a actividades extractivas de alto impacto frente a áreas de manejo forestal conservativo.

Asner y Tupayachi (2017), en su investigación titulada "Accelerated losses of protected forests from gold mining in the Peruvian Amazon" [Pérdidas aceleradas de bosques protegidos por la minería de oro en la Amazonía peruana], publicada en la revista científica Environmental Research Letters (Vol. 12, N° 9, 094004), evaluaron la expansión espacial de la minería de oro aluvial y la consecuente pérdida de bosques en la región Madre de Dios durante el periodo 1999–2016, empleando imágenes satelitales de alta resolución combinadas con el sistema de mapeo automatizado CLASlite. Desde la perspectiva metodológica, se valida la integración de metodologías de detección remota por satélite y tecnologías aerotransportadas (LiDAR)

como un enfoque de máxima certidumbre para cuantificar la degradación del dosel forestal en zonas afectadas por la extracción aurífera. La investigación muestra que las dinámicas de deforestación minera experimentaron una aceleración agresiva y sin precedentes históricos hacia el final del periodo evaluado, acumulando una pérdida total de 64 286 ha de bosque en toda la región. El análisis determina que los vectores extractivos han desbordado los mecanismos institucionales de conservación, logrando penetrar en áreas naturales protegidas y sus zonas de amortiguamiento, donde la deforestación anualizada pasó de un promedio de 2 166 ha/año antes de las acciones de interdicción estatal a un incremento crítico de 4 437 ha/año en los años posteriores (2013–2016). Los autores concluyen que la minería aluvial no solo fragmenta el paisaje, sino que provoca una eliminación absoluta del ecosistema boscoso, transformando el piedemonte amazónico en sustratos de arena y pozas de agua con presencia residual de mercurio, lo cual anula de forma permanente el potencial de regeneración natural de la biomasa forestal. Este estudio aporta a la presente investigación el sustento geoespacial y biofísico para la interpretación de los resultados, permitiendo justificar desde la ecología del paisaje que la transición de bosque a minería en Camanti representa un cambio estructural irreversible que interrumpe de forma permanente los procesos de sucesión ecológica natural.

Chávez-Michaelsen et al. (2013), en su artículo titulado “Tendencias regionales de deforestación dentro de las realidades locales: Cambio de cobertura del suelo en el sureste del Perú 1996-2011”, publicada en la revista científica Land (Vol. 2, N° 2, pp. 131-157), analizaron las trayectorias de cambio de cobertura y uso del suelo en el sector suroriental de la Amazonía peruana (Madre de Dios) durante el periodo 1996–2011, empleando imágenes satelitales Landsat. Metodológicamente, validan el análisis multitemporal regional combinado con evaluaciones locales para caracterizar dinámicas complejas de transición forestal. La investigación muestra que la deforestación regional no sigue un patrón uniforme, sino que está fragmentada por la apertura de infraestructuras viales y la proximidad a centros poblados, registrando una pérdida total de bosque de 63 600 ha en

las áreas de estudio, también determina que, si bien la agricultura y la ganadería tradicionales impulsaron la conversión inicial, la pavimentación de la Carretera Interoceánica Sur actuó como el catalizador principal de nuevas presiones antrópicas. Los autores concluyen que las realidades locales alteran significativamente las tendencias generales, donde la accesibilidad vial acelera los frentes de colonización y la degradación ecológica del paisaje, dificultando la gobernanza ambiental y la conservación de los ecosistemas boscosos de piedemonte y llanura. El aporte directo al presente estudio radica en el marco interpretativo del paisaje, inimitablemente estructurado para conectar causalmente el comportamiento cartográfico que se observará en el distrito de Camanti con el eje de la Interoceánica Sur como el gran dinamizador histórico de los cambios de uso de suelo.

3.1.3 Regional

Finer y Mamani (2018), en el reporte técnico científico publicado por el proyecto especializado Monitoring of the Andean Amazon Project (MAAP) bajo el título "MAAP #91: Deforestación por minería ilegal en Camanti (Cusco)", evaluaron la pérdida de cobertura forestal mediante el análisis de imágenes satelitales de alta resolución (Planet) y alertas tempranas en tiempo real. Metodológicamente, se valida el uso de sensores ópticos de alta frecuencia como la herramienta de monitoreo más eficaz para identificar y delimitar frentes dinámicos de extracción de oro aluvial bajo condiciones de alta nubosidad. Los resultados determinan que las presiones mineras operan de forma expansiva y descontrolada sobre las llanuras inundables, registrando una deforestación directa de 105,00 ha en el periodo evaluado, también evidencia que este vector destructivo avanza de manera encadenada a lo largo del eje del río Araza, afectando gravemente la zona de amortiguamiento del Parque Nacional Bahuaja Sonene. Los autores concluyen que la actividad minera en este sector no genera parches aislados, sino un frente de conversión total que suprime por completo el dosel boscoso y altera la red hídrica superficial del piedemonte andino-amazónico. Esta investigación

resulta fundamental para el presente estudio debido a que establece el único antecedente geográfico específico en el área de interés, validando espacialmente la localización de los frentes de degradación minera activa y proveyendo los datos de referencia necesarios para calibrar y contrastar las firmas espectrales históricas analizadas en nuestra

3.2 Base teórica

3.2.1 Uso y cobertura del suelo (LULC)

Cobertura de suelo y uso de suelo suelen mencionarse como si fueran sinónimos, pero en teledetección corresponden a dos dimensiones distintas y, de hecho, complementarias. La cobertura (Land Cover) es lo que el sensor efectivamente ve: la densidad del dosel, una lámina de agua, un suelo desnudo, en fin, atributos biofísicos con firma espectral propia. El uso (Land Use), en cambio, es una categoría que el sensor no puede leer directamente, porque responde a una decisión humana sobre esa superficie es conservarla, cultivarla, extraerla y solo se infiere de forma indirecta a partir de la cobertura observada. Esta distinción no es un simple tecnicismo: cuando el bosque se convierte en otra cobertura, se alteran de forma prácticamente irreversible los flujos biogeoquímicos, el albedo de la superficie y el ciclo hidrológico local. Por eso cuantificar las transiciones LULC y no solo describirlas, es el punto de partida de cualquier monitoreo ambiental serio, sea para diagnosticar degradación o para proyectar cómo se ocupará el territorio a futuro (Manakos y Braun, 2014; Pflugmacher et al., 2019; Venter y Sydenham, 2021).

3.2.2 Dinámica de deforestación y frentes de cambio

En la Amazonía andina, la deforestación rara vez avanza de manera uniforme; más bien se organiza en frentes, y estos frentes responden a motores directos e indirectos que operan en capas distintas. Entre los directos está lo que remueve físicamente el bosque, la agricultura migratoria, minería aluvial, es decir, la causa inmediata y visible. Los indirectos son menos evidentes, pero

igual de determinantes: la apertura de una carretera, por ejemplo, no tala un solo árbol por sí misma, pero redefine la renta de la tierra y abre el acceso logístico a zonas que antes eran inaccesibles, lo cual termina siendo el verdadero catalizador de la conversión. Cuando se analiza esta dinámica en el tiempo, se observa un patrón revelador: un territorio que empezó siendo intervenido de forma lineal a lo largo de un eje carretero, termina mutando hacia un patrón de ocupación difuso y expansivo. Y aquí está lo más preocupante desde el punto de vista ecológico: esta transición no deja espacio para una sucesión secundaria del bosque. Lo que se consolida es una matriz antrópica permanente, que suprime cualquier posibilidad de que la biomasa primaria se regenere (Manakos y Braun, 2014; Pflugmacher et al., 2019).

3.2.3 Ecología de la fragmentación del paisaje

Pensar el paisaje en términos de matriz, parche y corredor, es el marco clásico de la ecología espacial ayuda a entender por qué la llegada de un vector extractivo no solo destruye bosque, sino que además perfora la continuidad de la matriz forestal. El resultado es un mosaico de fragmentos residuales, desconectados entre sí, donde las dinámicas de dispersión biótica que antes funcionaban con normalidad quedan interrumpidas. Uno de los efectos menos visibles, pero más dañinos de esta fragmentación es la expansión del llamado efecto de borde: un gradiente de degradación microclimática que incrementa la evapotranspiración en los márgenes del fragmento, seca el sotobosque y deja al ecosistema remanente más expuesto tanto al estrés térmico como a la invasión de especies pioneras. Medir con precisión esta desagregación no basta con notarla cualitativamente, resulta esencial para diagnosticar cuánta conectividad ecológica se ha perdido entre el ecosistema andino y la llanura amazónica (Manakos y Braun, 2014; Pflugmacher et al., 2019; Venter y Sydenham, 2021).

3.2.4 Plataformas y arquitecturas de teledetección

En su forma más básica, la teledetección cuantifica la radiación electromagnética que la superficie terrestre refleja o emite. Los sensores ópticos capturan esa radiación en bandas específicas visible, infrarrojo cercano, infrarrojo de onda corta, y es precisamente la combinación de esas firmas espectrales lo que permite diferenciar una cobertura de otra según sus propiedades físico-químicas. Ahora bien, ningún dato crudo es utilizable sin antes pasar por una corrección atmosférica rigurosa, necesaria para atenuar la dispersión que introducen los aerosoles. La capacidad analítica de cualquier plataforma satelital termina dependiendo de tres parámetros que compiten entre sí: resolución espacial, espectral y temporal. Es justamente el cruce de estas tres métricas, nunca una sola, lo que permite aislar el ruido atmosférico y construir índices confiables de degradación territorial (Anji-Reddy, 2010; Barrett, 2013; Chuvieco, 2016; Elbeih et al., 2020).

3.2.5 Programa Landsat (TM, ETM+, OLI)

Pocos programas satelitales ofrecen lo que Landsat: un archivo histórico ininterrumpido, indispensable para modelar dinámicas de cambio de largo plazo. El sensor TM, a bordo de Landsat 5 entre 1984 y 2013, fue el que fijó el estándar de 30 metros de resolución multiespectral que hasta hoy sigue siendo referencia. Landsat 7 llegó en 1999 con el ETM+, que sumó una banda pancromática de 15 metros y con ello mejoró notablemente la discriminación textural de las coberturas. Más recientemente, los sensores OLI de las misiones 8 (2013) y 9 (2021) ampliaron el rango radiométrico a 12 y 14 bits respectivamente, lo que se traduce en mayor sensibilidad sobre superficies de baja reflectancia, justamente el tipo de superficie que predomina en zonas mineras degradadas. Toda esta serie temporal solo es comparable gracias a la calibración cruzada entre instrumentos, sin la cual sería imposible dar seguimiento longitudinal a los frentes de colonización y minería aluvial (Anji-Reddy, 2010; Barrett, 2013; Chuvieco, 2016; Elbeih et al., 2020; Short, 1976).

3.2.6 Clasificación multitemporal mediante Machine Learning

Los algoritmos paramétricos tradicionales fueron diseñados para escenarios más simples de los que hoy exige un paisaje heterogéneo en constante cambio. El Machine Learning resuelve esa limitación porque no depende de que los datos sigan una distribución normal de probabilidad, lo que lo hace apto para procesar distribuciones multimodales complejas. Random Forest, en particular, construye un ensamblaje de múltiples árboles de decisión mediante partición recursiva de las variables predictoras: en cada nodo se busca minimizar la impureza espectral, y la clasificación final de cada píxel se decide por votación mayoritaria entre todos los árboles del bosque. Esto le confiere al algoritmo una resistencia notable al sobreajuste y al ruido en los datos de entrenamiento, dos problemas frecuentes al trabajar con ecosistemas tan dinámicos como el de este estudio, razón por la cual se ha convertido en el estándar de facto para este tipo de cartografía (Chen et al., 2023; Genuer y Poggi, 2020; Maxwell et al., 2018; Richards y Richards, 1999; Tin, 1995).

3.2.7 Computación geoespacial en la nube (GEE)

Lo que distingue a Google Earth Engine no es solo su volumen de datos, sino el hecho de haber sacado el procesamiento analítico de los entornos locales para llevarlo a una arquitectura completamente en la nube (Gorelick et al., 2017). La plataforma reúne un repositorio de petabytes de información raster y vectorial, conectado directamente a una interfaz de programación (API) que el usuario controla sin necesidad de descargar una sola escena. Esto elimina de raíz las limitantes de hardware que durante años frenaron el procesamiento masivo: hoy es posible compilar simultáneamente, enmascarar nubes de forma automatizada y ejecutar algoritmos de manera iterativa sobre miles de imágenes en tiempo real. Cuando Random Forest se integra dentro de este entorno, el resultado es una escalabilidad que antes era impensable para el mapeo regional, con flujos de trabajo reproducibles y una certidumbre topológica considerablemente más alta.

3.3 Marco conceptual

Bosque: Unidad ecosistémica de carácter arbóreo dominante, caracterizada por la presencia de un dosel forestal continuo o semicontinuo constituido por especies nativas e introducidas. Su relevancia radica en su rol funcional como sumidero de carbono, regulador del régimen hídrico superficial y sostén de la biodiversidad en zonas de transición andino-amazónica (FAO, 2016, 2020).

Uso y cobertura del suelo (LULC): Expresión dual que caracteriza la superficie de la Tierra. La cobertura del suelo (*Land Cover*) define la fisonomía material y biofísica observable directamente mediante sensores remotos (vegetación, cuerpos de agua, sustratos estériles); por su parte, el uso del suelo (*Land Use*) identifica la funcionalidad socioeconómica, el propósito productivo y el tipo de gestión antrópica asignada a dicha superficie (Digra et al., 2022).

Deforestación: Proceso de supresión sistemática, antrópica y definitiva de la biomasa forestal, que conlleva la pérdida del dosel arbóreo y la conversión del terreno hacia otros usos del suelo de carácter no boscoso (minería, agricultura, pasturas), alterando de forma irreversible la capacidad de resiliencia del ecosistema original (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Tasa de perdida de bosque: Indicador métrico e incremental que cuantifica la superficie de cobertura forestal eliminada durante un intervalo de tiempo específico. Se expresa matemáticamente en hectáreas por año (ha) o como un porcentaje de cambio relativo respecto a la línea base forestal inicial de un periodo determinado (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Cambios de cobertura: Modificación neta detectada en la naturaleza física de la superficie terrestre entre dos o más cortes temporales. Representa la variación cuantitativa de las superficies asignadas a cada categoría taxonómica del paisaje como consecuencia de dinámicas ambientales o perturbaciones inducidas por el ser humano (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Transición de cobertura: Trayectoria direccional y dinámica que describe el reemplazo específico de una categoría de cobertura del suelo por otra distinta a lo largo del tiempo. Permite rastrear la procedencia y el destino de las hectáreas transformadas, diferenciando entre flujos de degradación (por ejemplo, de bosque a minería) y flujos de recuperación (de suelo desnudo a matorral) (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Matriz de transición: Estructura matemática tabular de doble entrada que cruza las categorías de cobertura del suelo correspondientes a un año inicial (filas) con las del año final (columnas) para un mismo ámbito geográfico. Su análisis permite balancear e identificar los flujos netos de cambio, las ganancias, las pérdidas y la superficie que permaneció sin modificaciones (persistencia) durante el periodo evaluado (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Exactitud global: Indicador estadístico adimensional que mide la fiabilidad general de un mapa temático derivado de una clasificación satelital. Se calcula dividiendo la sumatoria de todos los puntos de control correctamente clasificados (la diagonal principal de la matriz de confusión) entre el número total de muestras de validación establecidas en el diseño muestral (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

Índice Kappa: Coeficiente estadístico (K) utilizado para evaluar el grado de concordancia entre la clasificación automatizada de las imágenes de satélite y la realidad verificada en las muestras de control. Su valor remueve el efecto del acuerdo que podría ocurrir puramente por azar, proporcionando una medida robusta de la precisión del modelo en un rango de 0 a 1 (Digra et al., 2022; Elbeih et al., 2020; Manakos y Braun, 2014).

CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

4.1 Identificación de variables

Variable de investigación

- ✓ Variable de estudio: Cambio de uso y cobertura del suelo (LULC).
- ✓ Indicador espacial: Transición de superficies y tasa de deforestación en el distrito de Camanti.
- ✓ Dimensión temporal: Ventanas cronológicas de corte transversal (2000, 2012 y 2023).

Componentes metodológicos e instrumentales (No variables)

- ✓ Fuente de información: Colecciones históricas de imágenes satelitales ópticas (Landsat 5 TM, Landsat 7 ETM+, Landsat 8 OLI y Landsat 9 OLI-2).
- ✓ Método de análisis: Algoritmo de clasificación supervisada *Random Forest* (RF).
- ✓ Herramientas de procesamiento: Google Earth Engine (GEE) para el subproceso analítico masivo en la nube. ArcMap para la topología y salida cartográfica definitiva.

4.1.1 Operacionalización de variables

Las variables y su operacionalización de detallan en la Tabla 1.

Tabla 1

Operacionalización de variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones de análisis	Indicadores	Ítems
Variable principal: Uso y cobertura del suelo (LULC) para medir la deforestación	Estado de los atributos fisonómicos, físicos y biofísicos observables en la superficie terrestre, el cual actúa como indicador del avance de la deforestación y perturbaciones antrópicas (Pande et al., 2023).	Cuantificación espacial y geométrica de la superficie asignada a cada categoría taxonómica del paisaje mediante la asignación estadística de píxeles independientes en un espacio geográfico delimitado.	Distribución espacial	Superficie total de coberturas (ha) Categorías de LULC	P.E.1
			Confiabilidad cartográfica	Precisión Global (0,83). Índice Kappa y Matriz de confusión.	P.E.3
			Dinámica de transición	Tasa anual de deforestación (%). Pérdida neta de cobertura forestal (ha).	P.E.2 P.E.4
Dimensión temporal: Año o periodo de análisis	Factor cronológico y evolutivo de carácter longitudinal que establece los cortes históricos de evaluación para identificar las transiciones del territorio (Chen et al., 2023).	Fijación de ventanas temporales específicas y estandarizadas en la línea de tiempo del proyecto para el cálculo de tasas de cambio sectoriales e interdecadales.	Evolución cronológica	Periodos establecidos (2000-2012 y 2012-2023). Periodo consolidado histórico (2000-2023).	P.E.2 P.E.4

4.2 Tipo y nivel de estudio

El presente estudio de clasifica como una investigación aplicada y alcance descriptivo, puesto que utiliza las bases teóricas y los principios consolidados de la teledetección espacial y los sistemas de información geográfica para resolver un problema ambiental y territorial concreto en el distrito de Camanti, en lugar de buscar la formulación de nuevas teorías científicas, este estudio enfoca el conocimiento tecnológico existente en la optimización de procesos de clasificación digital de coberturas vegetales e identificación de frentes de deforestación, de este modo, los resultados y las cartografías multitemporales

generadas constituyen herramientas técnicas de utilidad directa e inmediata para el diseño de estrategias locales de ordenamiento territorial, mitigación de impactos ambientales y la gestión sostenible de los recursos forestales en el piedemonte andino-amazónico (León y González, 2020).

El estudio se desarrolla bajo un nivel descriptivo, el componente descriptivo se manifiesta al cuantificar, delimitar y caracterizar de forma minuciosa las diferentes tipologías de cobertura y uso del suelo (LULC) presentes en el área de estudio, estableciendo las líneas de base físicas del paisaje, por otra parte, el componente analítico trasciende la mera catalogación de coberturas al examinar críticamente las relaciones de causa y efecto que determinan la pérdida de masa forestal, esto involucra la descomposición del paisaje para evaluar la correspondencia entre la dinámica de las firmas espectrales y las perturbaciones antrópicas (como la minería aluvial y la silvicultura de subsistencia). Bajo este enfoque analítico, se despliega el algoritmo de aprendizaje automático RF, cuya capacidad computacional permite procesar transiciones complejas no lineales e inferir con alta precisión la categoría correspondiente a cada unidad de observación (píxel) a partir de los patrones analizados en la fase de entrenamiento (León y González, 2020).

4.3 Diseño del estudio

El diseño de la investigación es no experimental de tipo longitudinal retrospectivo basado en análisis multitemporal de imágenes satelitales. Posee un carácter no experimental debido a que las variables de estudio (las coberturas del suelo y los procesos de deforestación) se observan y analizan en su contexto natural e histórico sin ninguna manipulación intencional ni alteración controlada por parte del investigador, asimismo, el diseño es longitudinal (o evolutivo de grupo) puesto que efectúa un seguimiento y análisis multitemporal de los cambios del paisaje a lo largo del tiempo, esto se operativiza mediante la evaluación sistemática de las transiciones y variaciones en la cobertura forestal analizadas en tres intervalos temporales específicos (años 2000, 2012 y 2023). Este enfoque temporal extendido

permite modelar la trayectoria exacta del cambio de uso de suelo, determinar la tasa de deforestación y establecer los patrones de fragmentación ecológica que han reconfigurado el ecosistema montano de Camanti a lo largo de las últimas dos décadas (León y González, 2020).

4.4 Población y muestra

La presente investigación tuvo como área de estudio el territorio del distrito de Camantí – Cusco, que posee una superficie de 3 361,6662 km^2 (336 166,62 ha). Debido a que la unidad de análisis fue el píxel de 30 metros de las imágenes de satélite Landsat, el universo de datos fue lo suficientemente amplio como para realizar un muestreo aleatorio simple con base en la distribución binomial.

Con el objetivo de asegurar la representatividad estadística en la validación de la clasificación, “el tamaño de la muestra se estableció a partir de la ecuación de la población infinita, con un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 5%” (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Anaya y Chuvieco, 2010; Chuvieco y Hantson, 2010). El cálculo se realizó con la siguiente ecuación:

$$n = \frac{Z^2 pq}{E^2} \qquad \text{(Ecuación 1)}$$

Dónde:

“Z: Es el valor de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, 1,96 (95%)”.

“p: indica el porcentaje de aciertos estimado, 0,50 (50%)”.

“q: Indica el porcentaje de errores (q = 1 – p), 0,50 (50%)”.

“E: El error permitido, 0,05 (5%)”.

La distribución de los 384 puntos de control se realizó mediante un muestreo aleatorio estratificado por conveniencia, asegurando la representatividad de

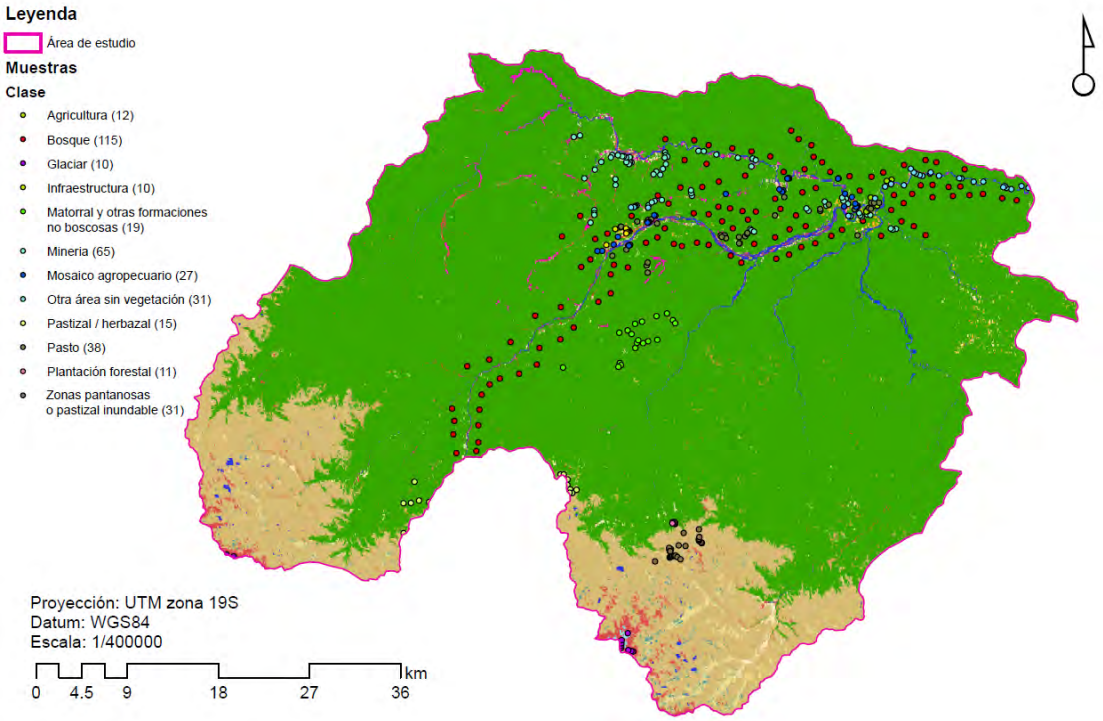
las 12 categorías (Figura 1) identificadas en el distrito de Camanti (Alarcon-Aguirre et al., 2023). La asignación de muestras se ejecutó de la siguiente manera:

Se otorgó la mayor densidad a la clase Bosque (ID 3) con 115 puntos (50 en campo y 65 con imágenes), dada su extensión predominante. Para el objetivo central del estudio, se asignaron 65 puntos a la categoría Minería (ID 30; 15 de campo y 50 con imágenes), permitiendo una validación adecuada de las áreas de extracción. Las zonas de uso agropecuario y transición se cubrieron con 38 puntos (20 de campo y 18 con imágenes) para Pasto (ID 15), 27 puntos (15 de campo y 12 con imágenes) para Mosaico agropecuario (ID 21) y 12 puntos de campo para Agricultura (ID 18).

En cuanto a las formaciones naturales no boscosas, se distribuyeron 31 puntos (20 de campo y 11 de imágenes) para Zona pantanosa o pastizal inundable (ID 11), 19 puntos para Matorral y otras formaciones no boscosas (ID 13) y 15 puntos para Pastizal / herbazal (ID 12). Para las áreas hidrológicas y criosféricas, se asignaron 10 puntos (con imágenes) a Glaciar (ID 34), mientras que a Río, lago u océano (ID 33), si bien se clasificaron, fueron excluidos en la cuantificación. Finalmente, las áreas sin vegetación y de uso antrópico menor se validaron con 31 puntos (18 de campo y 13 de imágenes) para Otra área sin vegetación (ID 25), 10 puntos para Infraestructura (ID 24) y 11 puntos para Plantación forestal (ID 9). Esta distribución se aplicó estrictamente para el año 2023, mientras para el 2012 todo fue con imágenes de alta resolución, y para 2000 con colección histórica de MapBiomas Amazonía, con ello se garantiza que incluso las categorías con menor superficie tengan la muestra mínima necesaria para el cálculo de la “matriz de confusión”.

Figura 1

Distribución de muestras por categorías



Nota. Distribución espacial de los 384 puntos de validación metodológica en el distrito de Camanti. El diseño aleatorio estratificado concentró la mayor densidad en la categoría Bosque con 115 unidades de control y en Minería con 65 puntos, garantizando el soporte estadístico óptimo para la estructuración de la matriz de confusión. Fuente: Puntos de control georreferenciados en campo y validación con imágenes de alta resolución (2023). Elaboración: Propia, mediante procesos automatizados en Google Earth Engine.

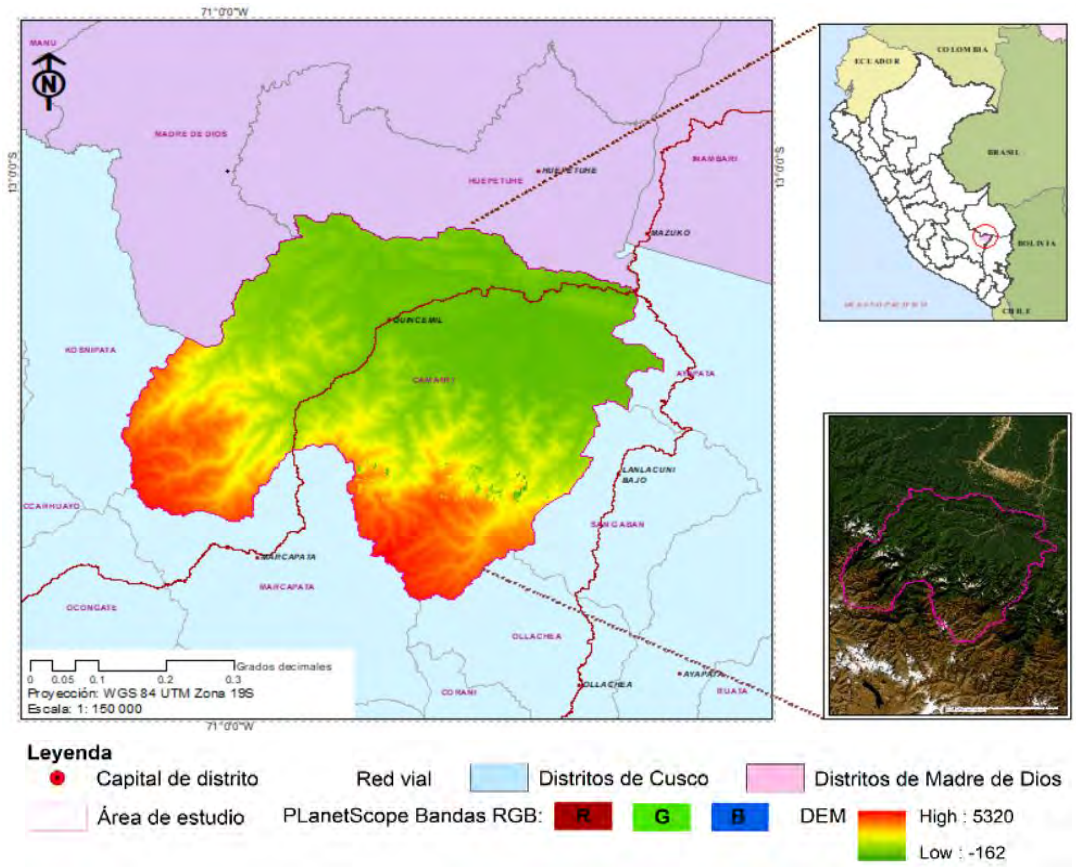
4.5 Área de estudio

4.5.1 Ubicación geográfica

El área de estudio se encuentra en la región de Cusco, Perú, específicamente abarcando la totalidad del distrito de Camanti, provincia de Quispicanchi. Geográficamente, está delimitado por las coordenadas de latitud 13°0’45” y 13°39’30” S, y longitud 70°19’47” y 71°11’44” O, con una superficie aproximada de 3 361,6662 km² (336 166,62 ha), el distrito alberga una población de 2 668 habitantes (INEI, 2017), debido a su topografía accidentada, su exuberante vegetación y sus fuertes lluvias anuales, generalmente es una región de difícil acceso. A nivel hidrográfico, el territorio forma parte de la vertiente amazónica de la cuenca del río Araza.

Figura 2

Ubicación de área estudio



Nota. Configuración espacial y delimitación política del distrito de Camanti, provincia de Quispicanchi, dentro de la región de Cusco. El mapa detalla el ámbito territorial de 3 361,6662 km² estructurado en torno al eje dinámico de la cuenca del río Araza, caracterizado por una fisiografía de relieve abrupto y piedemontes andino-amazónicos que condicionan la distribución de la población y el acceso a los recursos. Fuente: Base cartográfica nacional digitalizada e información demográfica de censos nacionales (INEI, 2017). Elaboración: Propia, estructurada mediante sistemas de información geográfica.

4.5.2 Características ambientales

La configuración ambiental de esta área muestra una gran complejidad geomorfológica debido a su abrupta orografía, la cual da origen a una sucesión continua de pisos ecológicos definidos por la variabilidad térmica y altitudinal, el relieve transita rápidamente desde llanuras y depresiones inundables en las zonas de menor altitud, pasando por laderas escarpadas y valles estrechos, hasta alcanzar cimas montañosas de alta pendiente, esta compleja geografía genera condiciones ecológicas heterogéneas que

cambian de manera drástica en distancias lineales cortas, donde la dinámica de los suelos y los procesos de escorrentía superficial están íntimamente ligados a la orientación de las laderas frente a la radiación solar y la proximidad a los cuerpos de agua (Holdridge, 1967).

4.5.3 Características climáticas

La dinámica climatológica de la zona se establece por la combinación de una variedad de factores, tanto endógenos como exógenos, como la orografía, la geología, y la hidrografía local, actuando la altitud como el regulador térmico primario. Bajo la clasificación de zonas de vida de Holdridge (1967), el clima exhibe un gradiente que comienza desde una condición cálida en las depresiones de la parte baja, evoluciona a un régimen semicálido en las zonas de transición media, y se torna templado, frío o de frío intenso en las cimas de mayor altitud, registra una precipitación media anual acumulada excepcionalmente alta, situada entre los 2 700 y 6 600 mm (Giraldo-Malca et al., 2023), lo que lo posiciona como uno de los sectores más húmedos del flanco oriental andino. Asimismo, presenta poca variación estacional en la humedad relativa, la cual oscila constantemente entre el 80% y el 90%, incrementándose ligeramente en los meses de verano austral, periodo donde se concentra la mayor descarga pluvial, mientras que la temperatura media anual oscila entre los 9°C y 29,3°C.

4.5.4 Importancia ecológica del área

El distrito de Camanti posee una importancia ecológica estratégica a nivel global y nacional al actuar como un corredor biológico y una zona de transición crítica (ecotono) entre los ecosistemas altoandinos y la llanura amazónica del sur del Perú, al albergar una transición altitudinal tan abrupta, el área presenta una extraordinaria riqueza de biodiversidad y altos índices de endemismo en flora y fauna, sirviendo de refugio para especies clave y amenazadas de la vertiente oriental andina. Asimismo, los densos bosques montanos y bosques de neblina presentes en el distrito cumplen funciones ecosistémicas

irremplazables: actúan como reguladores del ciclo hidrológico regional, interceptan la nubosidad persistente, protegen los suelos inestables contra la erosión severa en laderas de fuerte pendiente y funcionan como sumideros masivos de carbono, el monitoreo de su cobertura vegetal es crucial, ya que la resiliencia ecológica de estos ecosistemas de piedemonte se encuentra actualmente amenazada por frentes de deforestación y degradación provocados por actividades extractivas (Giraldo-Malca et al., 2023).

La evaluación temporal del LULC comprendió a los periodos 2000, 2012 y 2023.

4.6 Método y técnicas

La arquitectura de esta investigación se sustenta en la infraestructura de GEE, plataforma que permite la computación en la nube para el análisis masivo de datos geoespaciales (GEE, 2021). El corpus de información comprende una serie multitemporal de imágenes de los sensores Landsat 5 TM, 7 ETM+, 8 OLI y 9 OLI-2 (Colección 2, Nivel 1), centrada en los nodos temporales de 2000, 2012 y 2023. Estas escenas poseen una resolución espacial de 30 metros y una frecuencia de revisita de 16 días (Markham et al., 2018). Con el fin de estandarizar la respuesta de los sensores, se procedió a la normalización de la reflectancia en la parte superior de la atmósfera (TOA), aplicando de forma rigurosa la Banda de Evaluación de Calidad (QA) para mitigar ruidos radiométricos (Chen et al., 2023).

El procesamiento inició con el filtrado temporal interanual de las colecciones TOA, para suprimir las interferencias por nubosidad y sombras orográficas, se aplicó el enmascaramiento de la banda de calidad (QA) (Becker et al., 2021; Melo et al., 2022). A partir de los pixeles limpios, un reductor espacial calculó el valor mediano de reflectancia para construir mosaicos compuestos (pixel-based composites). Esta técnica elimina el ruido atmosférico y estabiliza la respuesta fenológica del ecosistema. El apilamiento multiespectral de estos mosaicos conformó la matriz de datos definitiva sobre la cual operó el

clasificador Random Forest (Padalia et al., 2023; Pande et al., 2023; Sampieri, 2018).

El sistema de clasificación adoptado sigue los lineamientos del Nivel 2 de MapBiomas, estructurado en 13 clases que permiten identificar con precisión los motores de cambio en la Amazonía (RAISG, 2022). El entrenamiento del modelo se realizó a partir de muestras de referencia georreferenciadas sobre el mosaico de la imágenes, mientras que la validez estadística se determinó mediante puntos de control independientes de 384 puntos de control (*ground truth*) (Alarcon et al., 2020). La evaluación del desempeño cartográfico se efectuó a través de la matriz de confusión y el coeficiente Kappa, herramientas que certifican la concordancia entre los mapas generados y la realidad del terreno (Cohen, 1960; Roy y Bari, 2022).

La cuantificación de las transiciones de cobertura se derivó de un análisis de matrices por diferencias de áreas para los intervalos 2000-2012, 2012-2023 y el ciclo completo 2000-2023 (Asner y Tupayachi, 2017). Los resultados de esta dinámica se expresaron mediante la tasa de cambio anual, permitiendo una interpretación objetiva de la velocidad de deforestación y la evolución del uso del suelo en el distrito de Camanti (Alarcón-Aguirre et al., 2023; Puyravaud, 2003).

4.7 Tratamiento de datos

4.7.1 Procesamiento de datos

Los datos de los satélites Landsat (-5, -8 y/o -9 Colección 2 Nivel 1) se preprocesaron en el Sistema de proyección World Geodetic System 1984 (WGS 84) zona 19 S, y se eliminaron los píxeles de las nubes (menor a 10%) y recortar el límite en la recopilación de imágenes de cada fase temporal en el área de estudio (Li et al., 2022; Pan et al., 2022; Shivakumar et al., 2024). Estas imágenes poseen una resolución espacial nativa de 30 metros en sus bandas ópticas, la cual es la escala estándar e idónea para el análisis multitemporal de la dinámica del paisaje a nivel regional. El proceso fue el siguiente:

1. Los productos de Landsat se ingresaron al GEE (2000, 2012 y 2023) (Tabla 2 y Figura 3), y se obtuvieron los datos de reflectancia de la superficie preprocesados. Para garantizar la homogeneidad fenológica de la vegetación y reducir la interferencia atmosférica, se aplicó un criterio de selección estricto restringido a la época de menor precipitación pluvial (período seco), seleccionando únicamente escenas capturadas entre los meses de mayo a agosto para las tres fases analizadas dentro del Path-Row 003-69, luego, se estableció una colección inicial densa de imágenes de series temporales del área de estudio.
2. Debido a que el distrito de Camanti presenta una alta nubosidad recurrente por su orografía, se aseguró la consistencia física de las imágenes utilizando los productos de Reflectancia de la Superficie (SR). Estos productos ya incorporan la corrección atmosférica de origen mediante los algoritmos oficiales LEDAPS (para Landsat 5 y 7) y LaSRC (para Landsat 8 y 9), los cuales eliminan los efectos de dispersión de aerosoles y vapor de agua, posteriormente, los píxeles con mala calidad de observación, como nubes y sombras se eliminaron utilizando la banda QA (Pixel Quality Assessment, basada en el algoritmo CFMask) en GEE, y luego se obtuvo imágenes limpias y continuas en los periodos establecidos utilizando el método de filtro mediano, el cual actúa como un reductor estadístico que extrae el valor central de los pixeles libres de nubes a lo largo de la serie temporal.
3. Los códigos se ejecutaron en GEE para recortar el límite del distrito de Camanti mediante el uso de funciones de álgebra geoespacial (operador clip) aplicadas sobre las composiciones de mediana estandarizadas, esto delimitó el análisis numérico de forma exacta a la superficie neta del territorio, restringiendo el procesamiento algorítmico exclusivamente al área de interés y optimizando la memoria computacional para las fases posteriores de clasificación. Los códigos se ejecutaron en GEE para recortar el límite del distrito de Camanti

(Chen et al., 2023; Li et al., 2022; Pan et al., 2022; Shivakumar et al., 2024)

.

Tabla 2

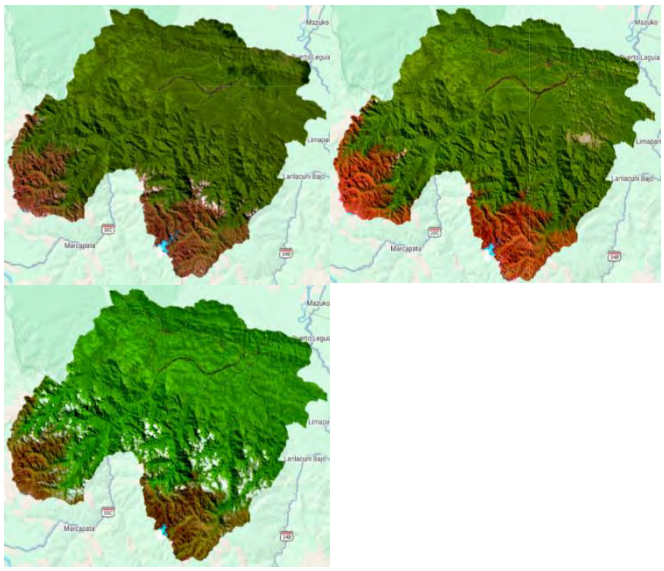
Datos de adquisición de imágenes Landsat

Satélite	Área	Fecha de toma	Resolución espacial	Pat-row
Landsat-5 TM Landsat-7 ETM+ Landsat-8 OLI y/o -9 OLI-2	Distrito de Camanti	Mayo a agosto 2000 Mayo a agosto 2012 Mayo a agosto 2023	30 m x 30 m	003-69

Fuente: USGS (2024).

Figura 3

Imágenes Landsat 5 TM de 2000 (superior izquierdo), Landsat-7 ETM+ de 2012 (superior derecho) y Landsat-8 OLI y -9 OLI-2 de



Nota. Compilación y ventanas de visualización de los mosaicos ópticos multitemporales Landsat utilizados para el análisis de cobertura superficial en el distrito de Camanti. La secuencia integra datos de los sensores TM, ETM+, OLI y OLI-2 para los cortes temporales de los años 2000, 2012 y 2023, capturados durante el periodo seco (mayo a agosto) para mitigar la interferencia por nubosidad. El recuadro inferior derecho expone la matriz geométrica del píxel estándar de 30 m x 30 m, unidad espacial mínima empleada por los

algoritmos de aprendizaje automático para el cálculo de las transiciones territoriales. Fuente: Colecciones históricas obtenidas del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). Elaboración: Propia, procesada y compuesta mediante la plataforma Google Earth Engine.

4.7.2 Determinación de categorías de uso y cobertura del suelo

Los mapas fueron producidos de acuerdo al criterio planteado por el programa MapBiomas (Brasil), para ello, se utilizó como marco el nivel 1 con 6 clases; bosque, formación natural no forestal, agricultura, área sin vegetación, cuerpos de agua y no observado (RAISG, 2022) para definir las categorías en el nivel 2 (Tabla 3).

Bosque: Bajo esta denominación se agrupan las fisonomías forestales con predominio de estratos arbóreos, abarcando desde formaciones de sabana arbolada hasta ecosistemas que han experimentado procesos de degradación por quema o desmonte. La clase integra bosques sucesionales que surgen tras la supresión total o parcial de la biomasa primaria por factores antrópicos o dinámicas naturales, incluso si conservan individuos remanentes de la estructura original. En términos de clasificación espectral, esta categoría es heterogénea e incluye el bosque ombrófilo (denso y abierto), así como variantes estacionales siempreverdes, semicaducifolias y caducifolias. Adicionalmente, se consideran los bosques aluviales abiertos, cuya presencia es característica en las llanuras de inundación, terrazas y márgenes de los cuerpos de agua. Esta amplitud taxonómica permite capturar la complejidad de la cobertura boscosa en el distrito de Camanti, diferenciándola de otros usos de suelo mediante su firma de reflectancia multitemporal (RAISG, 2022).

Formación natural no forestal: Vegetación amazónica de tierras bajas o pastizales que sufre influencia fluvial y/o lacustre (RAISG, 2022).

Agricultura: Un área utilizada para pastos que está principalmente plantada y conectada a la producción ganadera. Los pastos naturales generalmente se clasifican como formaciones de pastizales que se pueden pastorear o no. Superficies de cultivos anuales y perennes (RAISG, 2022).

Área Sin Vegetación: La infraestructura, el crecimiento urbano y la minería son ejemplos de superficies no permeables que no están mapeadas en sus clases (RAISG, 2022).

Cuerpos de agua: Ríos, lagos, presas, embalses y otros cuerpos de agua (RAISG, 2022).

No observado: Las áreas bloqueadas por la nube o el ruido, las áreas sin observación en el suelo y las áreas sin ruido atmosférico están excluidas del análisis (RAISG, 2022).

Tabla 3

Categorías de clase del nivel 2

ID	Categorías
1	**1. Formación boscosa**
3	1.1 Bosque
4	1.2 Bosque seco
5	1.3 Manglar
6	1.4 Bosque inundable
10	**2. Formación natural no boscosa**
11	2.1 Zona pantanosa o pastizal inundable
12	2.2 Pastizal / herbal
32	2.3 Salina
13	2.4 Matorral y otras formaciones no boscosas
14	**3. Área agropecuaria**
15	3.1 Pasto
18	3.2 Agricultura
9	3.3 Plantación forestal
35	3.4 Palma aceitera
21	3.5 Mosaico agropecuario
22	**4. Área sin vegetación**
24	4.1 Infraestructura
30	4.2 Minería
25	4.3 Otra área sin vegetación

26	**5. Cuerpo de agua**
33	5.1 Río, lago u océano
31	5.2 Acuicultura
34	5.3 Glaciar
6	**6. No observado**

4.7.3 Clasificación de imágenes

Las muestras de entrenamiento para la clasificación según las categorías fueron seleccionadas de acuerdo con los principios de aleatoriedad y uniformidad con base al algoritmo de RF tradicional (Ecuación 2 y Figura 4) (Breiman, 2001).

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{N}(fi - yi)^2 \qquad \text{(Ecuación 2)}$$

Donde:

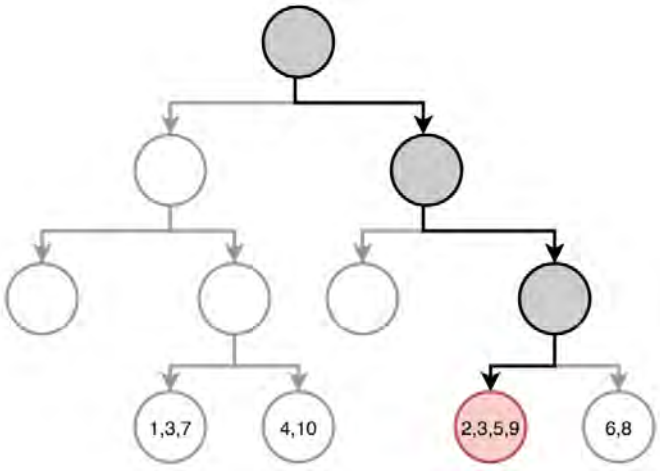
"N: número de puntos de datos"

"fi: valor retornado del modelo"

"yi: valor actual de puntos de datos"

Figura 4

Regresión de Random Forest (RF)



Fuente: Tomado de Tin (1995)

“El modelo de bosque aleatorio (RF) desarrolla múltiples árboles de decisión que se combinan para una predicción más precisa” (Tin, 1995, pp. 15–20). La teoría detrás del modelo de RF es que múltiples modelos no correlacionados (los árboles de decisión individuales) funcionan significativamente mejor que lo hacen por separado. El método selecciona las ramas con más votos (Duckham et al., 2023; Giraldo-Malca et al., 2023; Melo et al., 2022; Pande et al., 2023; Roy y Bari, 2022; Tin, 1995).

4.7.3.1 Recopilación y diseño de las áreas de entrenamiento

El diseño y la captura de las regiones de interés (ROI) para alimentar el algoritmo RF se rigieron bajo criterios de pureza espectral, representatividad altitudinal y rigurosidad matemática multitemporal dentro de la plataforma GEE, para cada periodo evaluado (2000, 2012 y 2023), se recolectó un conjunto robusto de muestras de entrenamiento de forma independiente y distribuida mediante un muestreo estratificado aleatorio a lo largo de todo el distrito de Camanti, consolidando 13 clases. La delimitación de estos polígonos y puntos garantizó la homogeneidad del píxel de 30 metros para evitar firmas mixtas en zonas de transición. La densidad muestral total por categoría cumplió estrictamente con los criterios teóricos de (Congalton, 1991), los cuales exigen un mínimo de 50 a 100 puntos de control para inventarios regionales; además, mediante funciones aleatorias programadas en el script de GEE.

4.7.4 Precisión de datos clasificados

La fiabilidad de los mapas generados se determinó a través de un protocolo de evaluación integral que integró enfoques cuantitativos y cualitativos para cada nodo temporal. De acuerdo con los estándares de la teledetección clásica, se generaron matrices de confusión a partir de un conjunto de datos de prueba independiente, lo que proporcionó la base para derivar métricas robustas de Exactitud Global y Kappa (k) (Alarcon et al., 2020; Cohen, 1960), estos indicadores estadísticos ayudaron en la cuantificación del grado de

acuerdo entre la clasificación automatizada y la verdad de campo, reduciendo los impactos de los sesgos de asignación aleatoria (Cerda y Villarroel, 2008).

La verificación de la verdad de campo se aplicó mediante un enfoque híbrido de validación que se fue ajustando de acuerdo a la disponibilidad tecnológica de cada franja temporal. Para el 2023 se combinó la recolección de datos de campo con el procesamiento de datos de imágenes en alta resolución de PlanetScope (3 x 3 m) que permitirán la diferenciación de coberturas de tipo urbano en detalle (Planet-Team, 2023). Para las franjas temporales intermedias e históricas se recurren a sensores de muy alta resolución tales como SPOT y WorldView (0.5 m – 10 m) disponibles en Google Earth Pro, que se complementan con la cartografía histórica de MapBiomas Amazonía para el año 2000 (Alarcón et al., 2016; Chuvieco, 2002).

De forma complementaria se llevó a cabo una revisión cualitativa para el detector de inconsistencia geométrica y clasificaciones de bordes erróneas. Los resultados se realizaron en concordancia a escalas estandarizadas de acuerdo a (Tabla 4). Esto aseguró que el tiempo de los mapas de LULC cumpla con los parámetros y convalidado que los requerimientos tecnológicos que sean utilizados para el procesamiento de los motores de la deforestación en los ecosistemas tropicales (Roy y Bari, 2022).

$$Precision\ general = VP + VN/VP + FP + VN + FN \quad \text{(Ecuación 3)}$$

donde: “VP es verdadero positivo, VN verdadero negativo, FP falso positivo, y FN falso negativo”.

$$\boldsymbol{Kappa(k) = \int_o - \int_c / N - \int_c} \quad \text{(Ecuación 4)}$$

donde: “f_o: proporción de unidades concordantes, y f_c: proporción de unidades para las que se espera una concordancia al azar”.

Tabla 4

Valores del coeficiente kappa

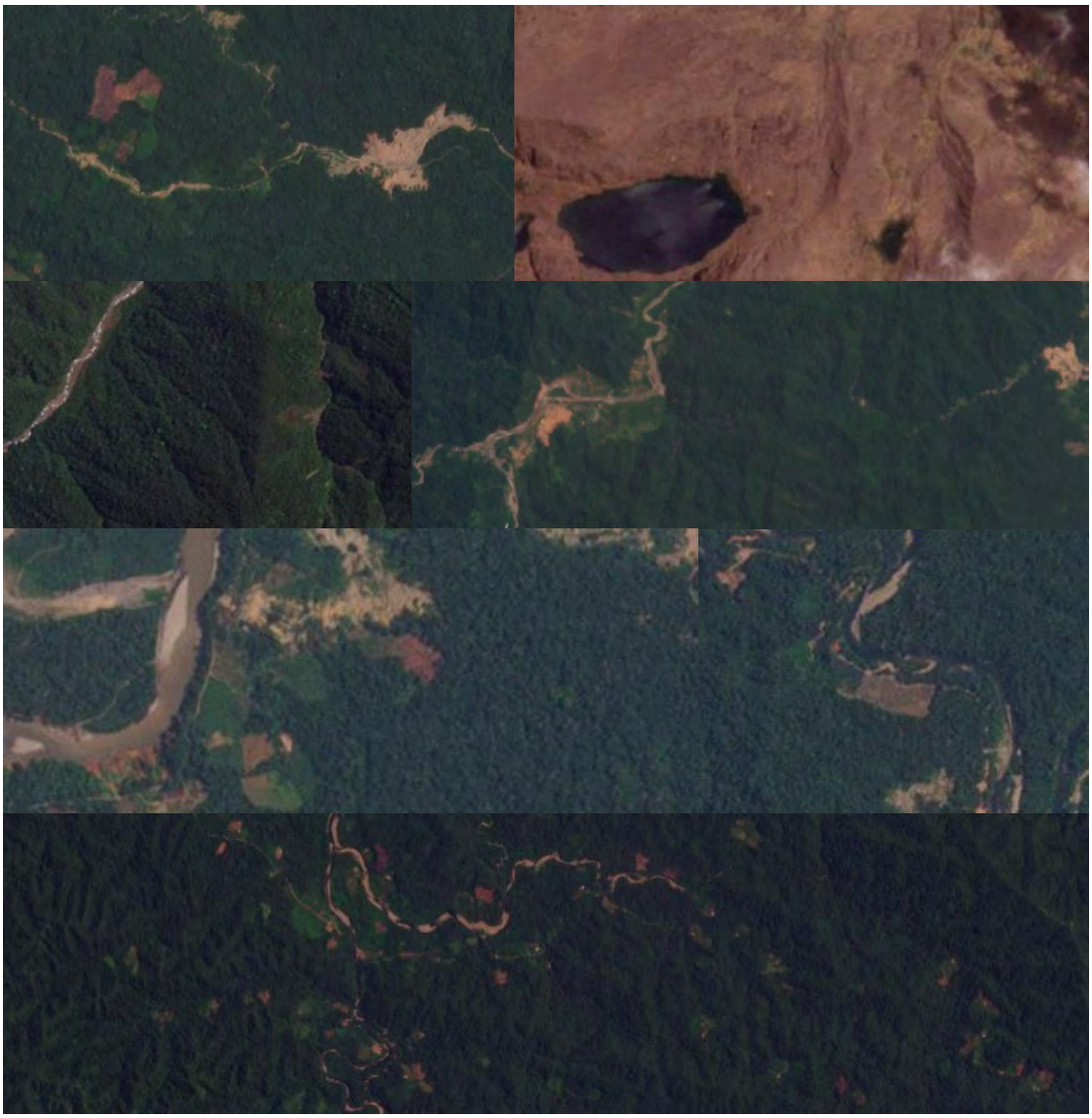
Kappa	Nivel concordancia
"0,00"	"Pobre (*Poor*)"
"0,01 – 0,20"	"Leve (*Slight*)"
"0,21 – 0,40	"Aceptable (*Fair*)"
"0,41 – 0,60"	"Moderada (*Moderate*)"
"0,61 – 0,80"	"Considerable (*Substantial*)"
"0,81 – 1,00"	"Casi perfecta (*Almost perfect*)"

Fuente: Cerda y Villarroel (2008); Cohen (1960); (Cohen et al., 2003); Landis y Koch (1977).

"El método utilizado por el Centro para el Estudio de Instituciones, Población y Cambio Ambiental (CIPEC) de la Universidad de Indiana servirá como base para el protocolo de recolección de datos sobre el terreno" (Chávez et al., 2013; Moran y Brondizio, 1998).

Figura 5

Imágenes de validación PlanetScope para el año 2023



Nota. Mosaico de ventanas de visualización correspondientes a las imágenes satelitales PlanetScope de alta resolución espacial (píxel de 3,0 m) utilizadas como ortofotos de referencia para la calibración y validación de las coberturas del año 2023 en el distrito de Camanti. La elevada resolución espectral y espacial de estos sensores permitió discriminar con alta certidumbre matemática las firmas ópticas complejas de los frentes de extracción minera aluvial y los parches de mosaico agropecuario frente a la matriz de bosque nativo. Fuente: Constelación de satélites Planet-Team (2023). Elaboración: Propia, integrada para el análisis de fiabilidad cartográfica.

Figura 6

Imágenes de Google Earth Pro (SPOT y WorldView) para el año 2012



Nota. Capturas de pantallas multitemporales obtenidas mediante la plataforma Google Earth Pro, integrando datos ópticos de alta resolución espacial correspondientes a los sensores SPOT y WorldView para el corte temporal del año 2012. Estas escenas de alta fidelidad geométrica sirvieron como ventanas de control y ortofotos de referencia histórica para la identificación, calibración y validación visual de coberturas complejas y frentes dinámicos de deforestación en el distrito de Camanti, mitigando la ausencia de datos de campo directos

para dicho periodo. Fuente: Colecciones de datos espaciales históricas de Google Earth Pro (2012). Elaboración: Propia, estructurada para el análisis de consistencia cartográfica.

4.7.5 Cambio de uso y cobertura del suelo

El análisis de las transformaciones en la utilización y cobertura de la tierra fue realizado a través de la construcción de las matrices de transición, las cuales posibilitan establecer las variaciones netas de superficie entre un estado inicial y un estado final para un intervalo de tiempo determinado (R). Este tipo de procedimiento matemático (Ecuación 5) sirve para desagregar los procesos de conversión de la cobertura boscosa a otros usos antrópicos y, en consecuencia, para medir el nivel de degradación ambiental en el distrito Camanti (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Puyravaud, 2003).

El álgebra de mapas, como mencionan Asner y Tupayachi (2017) y Alarcon-Aguirre et al. (2020), resulta fundamental para establecer la diferencia entre un fenómeno en el tiempo y la persistencia de un diferente nivel y las transiciones críticas que determinan los principales motores de la deforestación en una determinada región. La integración de estas matrices, además de informar sobre el área total, permite modelar la trayectoria histórica de la cobertura, cumpliendo con requisitos técnicos de los sistemas de monitoreo de los cambios de cobertura del bosque (CA, 2007; INRENA et al., 2006).

$$\mathrm{R} = \frac{(A1-A2)}{(t2-t1)} \qquad \text{(Ecuación 5)}$$

“Donde A2 y A1 son las áreas de bosque en la fecha final (t2) e inicial (t1)”.

Para la comparación de la dinámica forestal en diferentes intervalos de tiempo, se estandarizó el cálculo de la tasa de cambio anual (q) (Ecuación 6). Este indicador, de carácter porcentual, representa una métrica fundamental en la cuantificación de la pérdida de cobertura, dado que se normalizan las variaciones de superficie en función de la duración de los intervalos analizados (Alarcon-Aguirre et al., 2021).

Siguiendo la metodología de Puyravaud (2003), el uso de esta tasa permite, a través de deforestación por crecimiento compuesto inverso, modelar la deforestación de forma más precisa que promedios aritméticos simples en la degradación de los ecosistemas tropicales. En el contexto de la región de Camanti, esta métrica se vuelve crucial para estimar la deforestación del área, y a su vez, la regresión de los biomas boscosos para el periodo 2000-2023.

$$q = \frac{(A1-A2)}{(t2-t1)} \quad \text{(Ecuación 6)}$$

“Donde A1, A2, t1, t2 se definen en la Ecuación 3”.

Se utilizo una operación de sustracción entre las coberturas de cada período (Ecuación 7) para calcular el cambio de LULC entre los años 2000 y 2023 (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Puyravaud, 2003).

$$\text{Época } 2000 * 10 \; + \; \text{Época } 2012 \ldots .2023 \quad \text{(Ecuación 7)}$$

4.7.6 Análisis estadístico

Se aplico la estadística descriptiva e inferencial, para el análisis se utilizó los programas “Microsoft Excel, SigmaPlot 15®, ArcGIS 10,8®, ArcGIS Pro 3,4®, y Google Earth Engine (GEE)”.

Primer objetivo, sobre cuantificar el LULC del distrito de Camanti – Cusco mediante el método de clasificación Random Forest, periodos 2000, 2012 y 2023, se aplicó la clasificación supervisada en GEE. Para ello se utilizó imágenes ópticas de Landsat (Alarcón et al., 2016; Rashmi et al., 2014).

Segundo objetivo, sobre determinar la tasa de deforestación del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000 y 2023, se midió midiomediante procesos algebraicos de las coberturas de LULC obtenidas para cada periodo.

Tercer objetivo, sobre evaluar la precisión de la clasificación del método Random Forest del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000, 2012 y 2023, se midió mediante una Precisión General y el Índice de Kappa (Alarcon et al., 2020; Cohen, 1960),.

Finalmente, el cuarto objetivo, sobre cuantificar los cambios de LULC del suelo del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000 a 2012 y 2012-2023, se utilizó una calculadora ráster a través de los programas Microsoft Excel, SigmaPlot 15®, y ArcGIS Pro 3,4®.

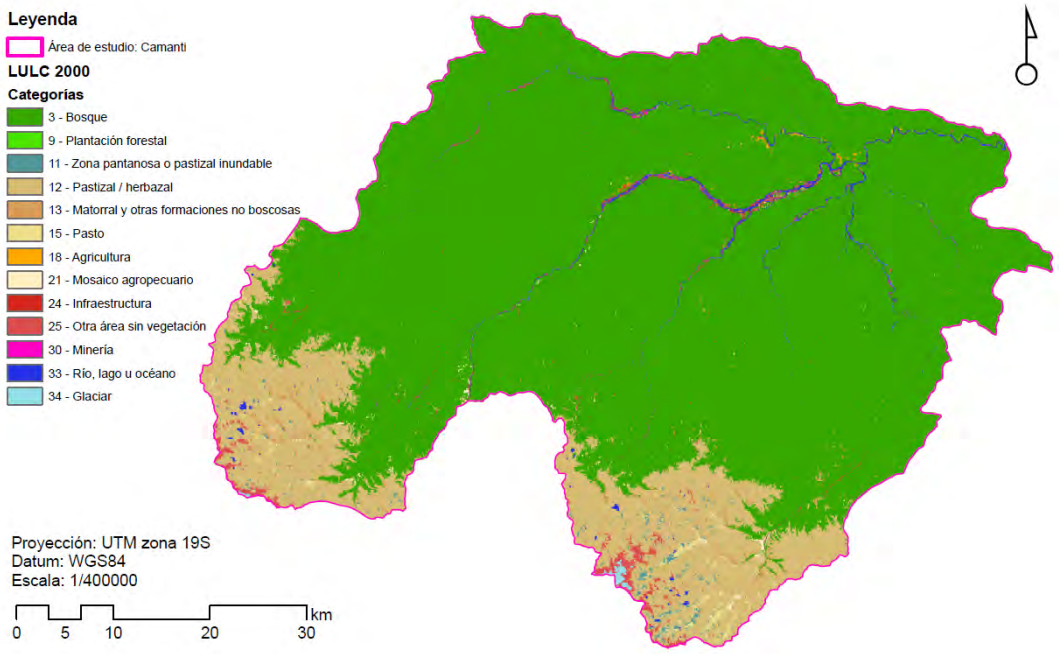
CAPÍTULO V: RESULTADOS

5.1 Uso y cobertura del suelo como patrón de la deforestación del distrito de Camanti – Cusco

La cuantificación de las categorías de cobertura y uso del suelo en el distrito de Camanti revela una transformación del territorio asociado al decremento de la masa boscosa y el incremento de la actividad antrópica, en particular de la minería y del mosaico agropecuario. A pesar de que la categoría bosque presenta la cobertura dominante del distrito, ha sido objeto de una disminución constante. Entre el año 2000 y 2023, se registró una pérdida de 4 133,12 ha; esta tendencia de deforestación se aceleró en el último periodo analizado (2012-2023) y coincide con la apertura de nuevas áreas de extracción y con la expansión de la frontera agropecuaria (Figura 7-10 y Tabla 5).

Figura 7

LULC del año 2000

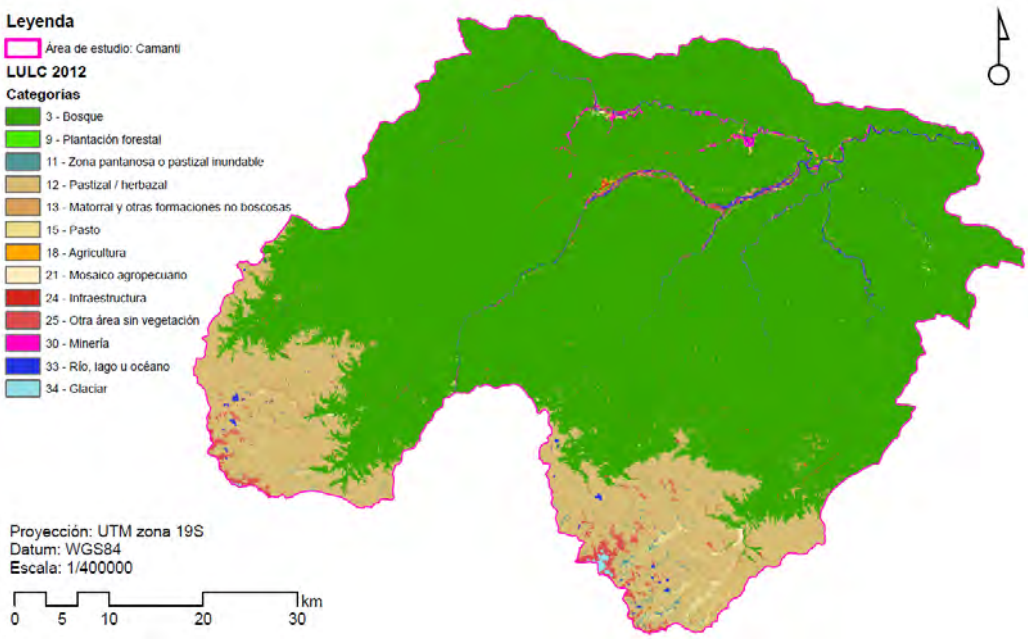


Nota. Distribución espacial del uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti para el año 2000. La cartografía establece la línea base del estudio, caracterizada por el predominio absoluto de la matriz de bosque nativo continuo sobre la fisiografía de piedemonte, registrando perturbaciones antrópicas mínimas y focalizadas de baja reflectancia en esta etapa inicial del periodo de análisis. Fuente: Clasificación multitemporal automatizada empleando la colección histórica de MapBiomas Amazonía. Elaboración: Propia, estructurada mediante el procesamiento de datos geoespaciales en Google Earth Engine.

La actividad minera en el año 2000, desde el punto de vista cartográfico, era casi nula (7,26 ha). En el 2012, dicha superficie aumentó a 504,64 ha, y en el 2023 llegó a un total de 1 158,94 ha. Este aumento en el transcurso de 23 años, representa más de 15 000%, consolidándose como el principal agente de cambio de uso de suelo en la zona de transición andino-amazónica de Camanti. Asimismo, la actividad minera, la ligada a la sustentación humana, mostró un incremento importante en el 2023. El mosaico agropecuario aumentó de 839,82 ha a 2 538,48 ha, generando una fragmentación de paisaje donde la agricultura de subsistencia y el pastoreo se entrelazan con los remanentes boscosos (Figura 7-10 y Tabla 5).

Figura 8

LULC del año 2012

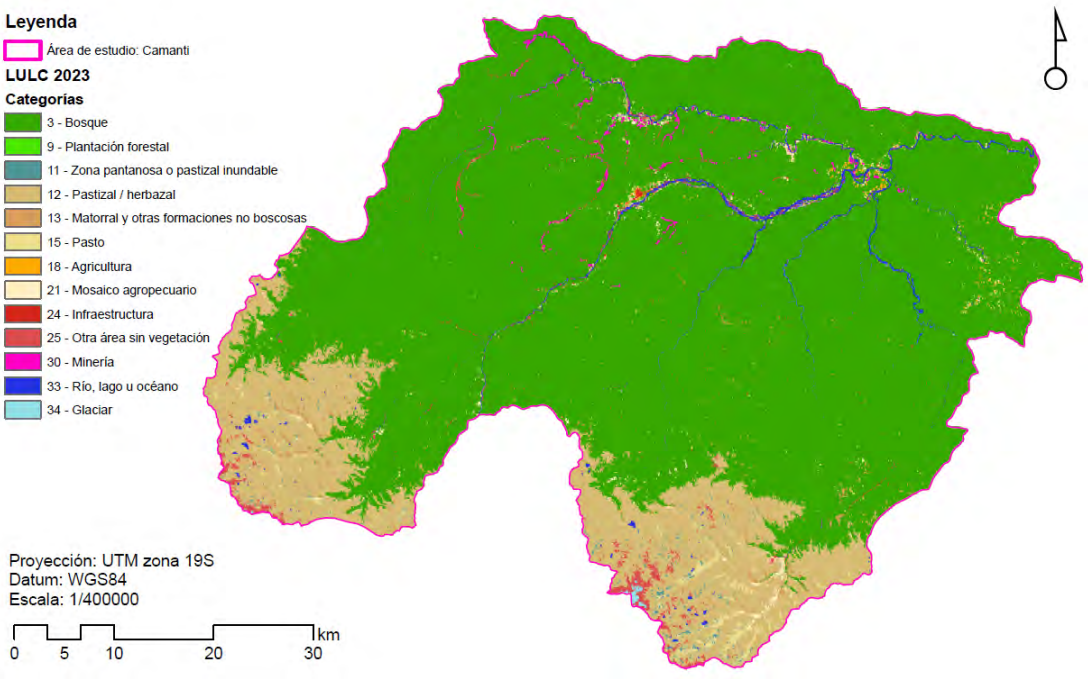


Nota. Distribución espacial del uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti para el año 2012. La cartografía evidencia la fase intermedia de transición territorial, caracterizada por la aparición y consolidación de la minería aluvial con una superficie de 504,64 ha sobre el eje del río Araza, así como la expansión inicial de la frontera agrícola influenciada por la Carretera Interoceánica Sur. Fuente: Clasificación automatizada multitemporal mediante imágenes satelitales Landsat-7 ETM+. Elaboración: Propia, procesada bajo el entorno computacional de Google Earth Engine.

Un hallazgo importante fue la reducción de cobertura de Glaciar, que pasó de 356,93 ha a 212,58 ha, este fenómeno, si bien no se asocia de forma directa a la deforestación antrópica, evidencia la alteración que el cambio climático provoca, poniendo en evidencia el impacto que el cambio climático genera en las cabeceras de cuenca del distrito, lo que altera la hidrología de las zonas inferiores donde la actividad es minera. Los resultados muestran que la deforestación en Camanti se presenta de forma irregular, para el primer período 2000-2012 los cambios se presentaron de forma moderada, mientras que la última década sufre una acelerada transformación de bosques en zonas de aprovechamiento minero y agropecuario. Científicamente, esta disminución del 40,44% de la masa criosférica actúa como un indicador de presión ambiental global que compromete la estabilidad del régimen hídrico de la cuenca del río Arazá (Figura 7-10 y Tabla 5).

Figura 9

LULC del año 2023



Nota. Distribución espacial del uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti para el año 2023. La cartografía consolida la fase de mayor alteración territorial del periodo de análisis, visibilizando la expansión crítica de la minería aluvial hasta alcanzar 1 158,94 ha y el crecimiento del mosaico agropecuario. Asimismo, se cartografía el retroceso del 40,44% de

la cobertura de glaciar en las cabeceras de cuenca, exponiendo la combinación de presiones climáticas globales y dinámicas extractivas locales sobre la red hídrica del río Araza. Fuente: Clasificación automatizada multitemporal mediante imágenes satelitales Landsat-8 OLI y Landsat-9 OLI-2. Elaboración: Propia, procesada bajo el entorno computacional de Google Earth Engine.

Tabla 5

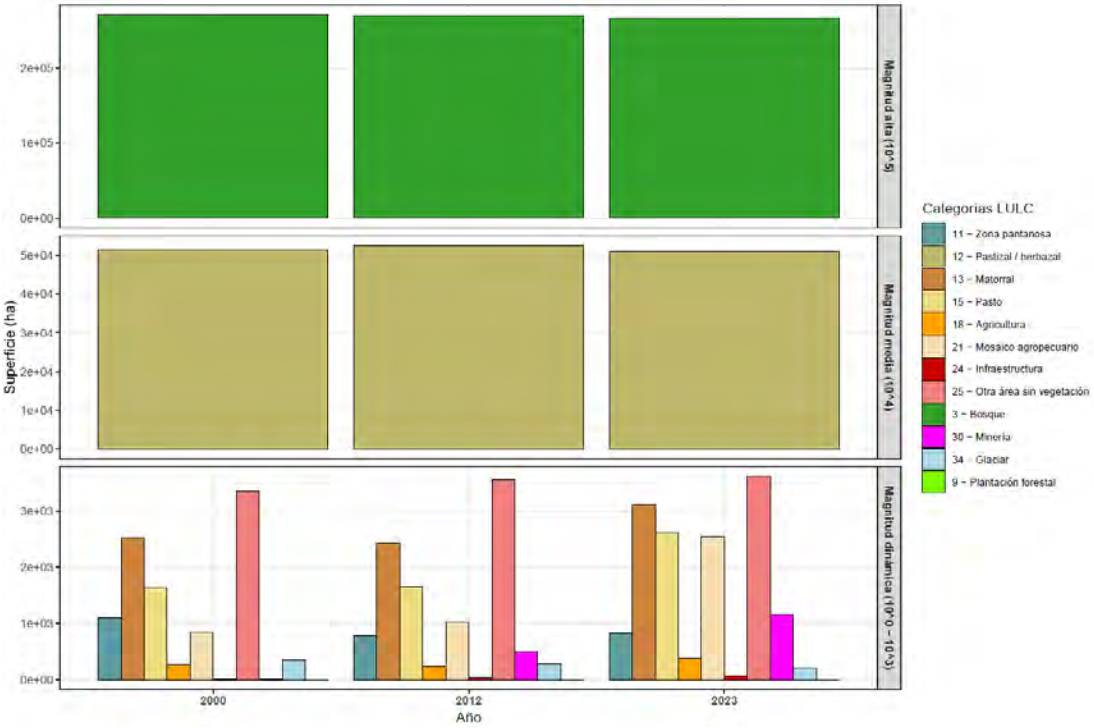
Cuantificación de LULC por años

Años	Categorías (ha)											
	3	9	11	12	13	15	18	21	24	25	30	34
2000	270531,50	0,00	1095,75	51342,01	2533,06	1637,06	267,75	839,82	14,90	3352,08	7,26	356,93
2012	268982,46	0,06	787,81	52481,10	2420,04	1653,07	237,66	1024,98	39,63	3561,04	504,64	285,66
2023	266398,38	2,80	836,78	51034,78	3105,14	2623,62	383,30	2538,48	70,87	3612,47	1158,94	212,58

Leyenda: “Bosque (3), Plantación forestal (9), Zona pantanosa o pastizal inundable (11), Pastizal / herbazal (12), Matorral y otras formaciones no boscosas (13), Pasto (15), Agricultura (18), Mosaico agropecuario (21), Infraestructura (24), Otra área sin vegetación (25), Minería (30), y Glaciar (34)”.

Figura 10

Cuantificación de LULC por años



5.2 Tasa de deforestación

Durante el primer periodo (2000-2012), el distrito presentó una pérdida de cobertura boscosa relativamente moderada, con una tasa de -0,05% y un promedio de 129,09 ha deforestadas anualmente (Tabla 6), sin embargo, en el segundo periodo (2012-2023), la intensidad de la deforestación aumentó significativamente, elevando la tasa a -0,09% y el promedio de pérdida a 234,92 ha/año (Tabla 6), lo que representa un incremento del 82% en la velocidad de deforestación respecto a la década anterior. Desde la perspectiva del análisis forestal, el signo negativo en las tasas de cambio longitudinales corrobora un proceso de regresión de la cobertura boscosa, donde el quiebre de intensidad entre ambos periodos reporta que la deforestación pasó de ser un fenómeno de perturbación local y paulatino a un proceso de fragmentación a gran escala dinámico (Tabla 6).

Tabla 6

Tasa de cambio y deforestación anual promedio

Periodo	Tasa anual de cambio (%)	Deforestación total anual promedio (ha) (r)
2000-2012	-0,05	129,09
2012-2023	-0,09	234,92
2000-2023	-0,07	179,70

5.3 Precisión de la clasificación del método Random Forest

A diferencia de los años 2012 y 2023, en el 2000 no hay presencia de la categoría Plantación forestal (9), porque solo se uso 373 puntos de control, con la finalidad de homogenizar la distribución de muestras.

En el año 2000, la clasificación alcanzó una exactitud global de 0,77 y un índice kappa de 0,74 (Tabla 7), donde la clase bosque y glaciar presentaron los niveles más altos de fiabilidad (UA de 0,83 y 0,87 respectivamente), por el contrario, la agricultura mostró la precisión más baja (UA 0,56), evidenciando dificultades para separar parcelas pequeñas de las zonas de matorral.

Tabla 7

Matriz de precisión por categoría para el año 2000

ID	Categoría	Muestras	Precisión Productor (PA)	Precisión Usuario (UA)
3	Bosque	115	0,85	0,83
9	Plantación forestal	0	--	--
11	Zona pantanosa / inundable	31	0,73	0,69
12	Pastizal / herbazal	15	0,65	0,67
13	Matorral	19	0,60	0,61
15	Pasto	38	0,72	0,69
18	Agricultura	12	0,59	0,56
21	Mosaico agropecuario	27	0,65	0,62
24	Infraestructura	10	0,72	0,75
25	Otra área sin vegetación	31	0,67	0,65
30	Minería	65	0,70	0,68
34	Glaciar	10	0,86	0,87
Métricas globales		**373**	**Exactitud: 0,77**	**Kappa: 0,74**

Para el 2012, los indicadores globales ascendieron a una exactitud global de 0,79 y Kappa de 0,76 (Tabla 8), se observa una mejora significativa en la identificación de la minería, cuya precisión de usuario subió a 0,74, lo que se asocia a una mayor definición de los frentes de extracción en las imágenes satelitales respecto al periodo anterior.

Tabla 8

Matriz de precisión por categoría para el año 2012

ID	Categoría	Muestras	Precisión Productor (PA)	Precisión Usuario (UA)
3	Bosque	115	0,88	0,86
9	Plantación forestal	11	0,70	0,72
11	Zona pantanosa / inundable	31	0,75	0,71
12	Pastizal / herbazal	15	0,68	0,69
13	Matorral	19	0,62	0,64

15	Pasto	38	0,74	0,71
18	Agricultura	12	0,61	0,58
21	Mosaico agropecuario	27	0,68	0,65
24	Infraestructura	10	0,76	0,79
25	Otra área sin vegetación	31	0,69	0,67
30	Minería	65	0,78	0,74
34	Glaciar	10	0,88	0,89
Métricas globales		**384**	**Exactitud: 0,79**	**Kappa: 0,76**

Finalmente, el modelo mostró un mejor rendimiento para 2023, con una exactitud global de 0,83 y un índice de kappa de 0,81 (Tabla 9), con la categoría de minería reportando una UA de 0,81 y bosque una UA de 0,89, lo que revalida que el uso de datos de campo y de sensores de resolución alta, se pueden registrar unidades de análisis en clases con similitud espectral como infraestructura y mosaicos agropecuarios.

Tabla 9

Matriz de precisión por categoría para el año 2023

ID	Categoría	Muestras	Precisión Productor (PA)	Precisión Usuario (UA)
3	Bosque	115	0,91	0,89
9	Plantación forestal	11	0,74	0,76
11	Zona pantanosa / inundable	31	0,79	0,74
12	Pastizal / herbazal	15	0,70	0,73
13	Matorral	19	0,66	0,68
15	Pasto	38	0,78	0,76
18	Agricultura	12	0,64	0,62
21	Mosaico agropecuario	27	0,72	0,69
24	Infraestructura	10	0,82	0,85
25	Otra área sin vegetación	31	0,75	0,72
30	Minería	65	0,84	0,81
34	Glaciar	10	0,90	0,92
Métricas globales		**384**	**Exactitud: 0,83**	**Kappa: 0,81**

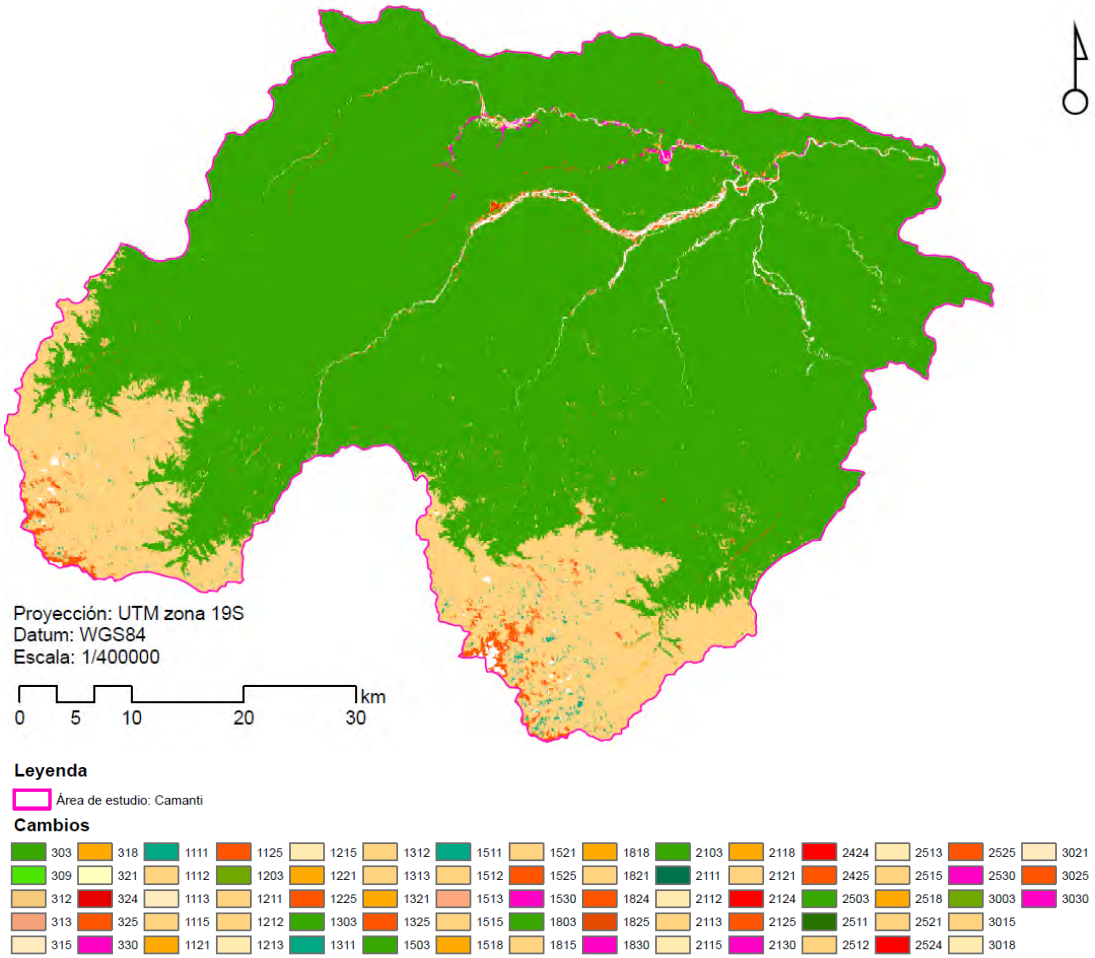
5.4 Cambios de uso y cobertura del suelo

Para el periodo 2000-2012, se observa que el distrito de Camanti mantuvo una matriz predominantemente boscosa, aunque con procesos incipientes de degradación y cambio de uso hacia actividades extractivas. El dato más alarmante de la Tabla 10 es la pérdida de 412,10 ha de bosque que pasaron a minería. Esta transición no es gradual; representa la eliminación total de la cobertura arbórea para la exposición de arenas y gravas auríferas. Adicionalmente, el bosque cedió 643,89 ha a otra área sin vegetación, lo que sugiere que gran parte de la deforestación de esa década se concentró en las riberas de los ríos, preparando el terreno para la actividad extractiva o por procesos de erosión natural intensificados por la intervención humana (Figura 11 y Tabla 10).

La presión antrópica también se manifestó en la conversión de 395,27 ha de bosque a Mosaico agropecuario y 149,18 ha a agricultura. Estas transiciones indican un indicador de deforestación continua o por parcelas, donde el bosque primario es fragmentado para el establecimiento de cultivos de subsistencia. Es importante notar que el mosaico agropecuario (clase que mezcla agricultura con vegetación secundaria) casi duplicó su área total en este periodo, alimentándose principalmente de la cobertura boscosa (Figura 11 y Tabla 10).

Figura 11

Cambios de LULC del periodo 2000-2012



Nota. Mapa de cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti (2000–2012). Se espacializan las trayectorias iniciales de perturbación, destacando la conversión de 412,10 ha de bosque nativo directamente en frentes de extracción minera aluvial y el descapote de 643,89 ha transformadas en áreas sin vegetación en las llanuras del río Araza. Paralelamente, se delimita el avance de la fragmentación agraria sobre la matriz boscosa. Fuente: Vectores de transición e imágenes Landsat-5 TM y Landsat-7 ETM+. Elaboración: Propia, mediante Google Earth Engine.

Se registró una transición de 610,53 ha de bosque a matorral. Este cambio indica procesos de degradación donde el bosque no se convierte en suelo desnudo, sino que pierde densidad y altura, transformándose en formaciones no boscosas. Esto suele ocurrir en las áreas circundantes a las zonas de extracción o por tala selectiva, donde la regeneración natural no logra restablecer la estructura original del bosque primario (Figura 11 y Tabla 10).

Tabla 10

Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2000-2012

Categorías		Año 2012												
		3	**9**	**11**	**12**	**13**	**15**	**18**	**21**	**24**	**25**	**30**	**34**	**Total**
Año 2000	**3**	267688,29	0,06	0,00	504,27	610,53	98,92	149,18	395,27	17,35	643,89	412,10	0,00	**270519,84**
	9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	**0,00**
	11	0,00	0,00	720,17	246,64	1,60	125,45	0,00	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	**1094,05**
	12	252,90	0,00	58,24	50139,23	223,36	249,12	0,00	153,28	0,00	266,68	0,00	0,00	**51342,82**
	13	174,25	0,00	0,35	693,15	1542,60	0,00	0,00	18,97	0,00	115,95	0,00	0,00	**2545,28**
	15	14,72	0,00	23,52	434,00	0,00	1165,95	1,66	1,15	0,00	1,24	5,00	0,00	**1647,23**
	18	76,63	0,00	0,00	0,00	0,00	31,08	64,84	24,04	6,58	24,02	44,96	0,00	**272,15**
	21	289,40	0,00	0,09	103,03	52,43	1,87	2,87	378,94	0,40	17,19	5,45	0,00	**851,66**
	24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	14,73	0,09	0,00	0,00	**14,82**
	25	503,36	0,00	0,09	278,50	28,25	1,20	20,87	64,40	0,35	2399,53	31,16	0,00	**3327,70**
	30	1,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,09	0,23	2,87	0,00	0,39	2,42	0,00	**7,20**
	34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	67,53	0,00	287,88	**355,41**
	Total	**269000,74**	**0,06**	**802,47**	**52398,82**	**2458,75**	**1673,67**	**239,65**	**1039,10**	**39,41**	**3536,51**	**501,09**	**287,88**	**331978,15**

Leyenda: “Bosque (3), Plantación forestal (9), Zona pantanosa o pastizal inundable (11), Pastizal / herbazal (12), Matorral y otras formaciones no boscosas (13), Pasto (15), Agricultura (18), Mosaico agropecuario (21), Infraestructura (24), Otra área sin vegetación (25), Minería (30), y Glaciar (34)”.

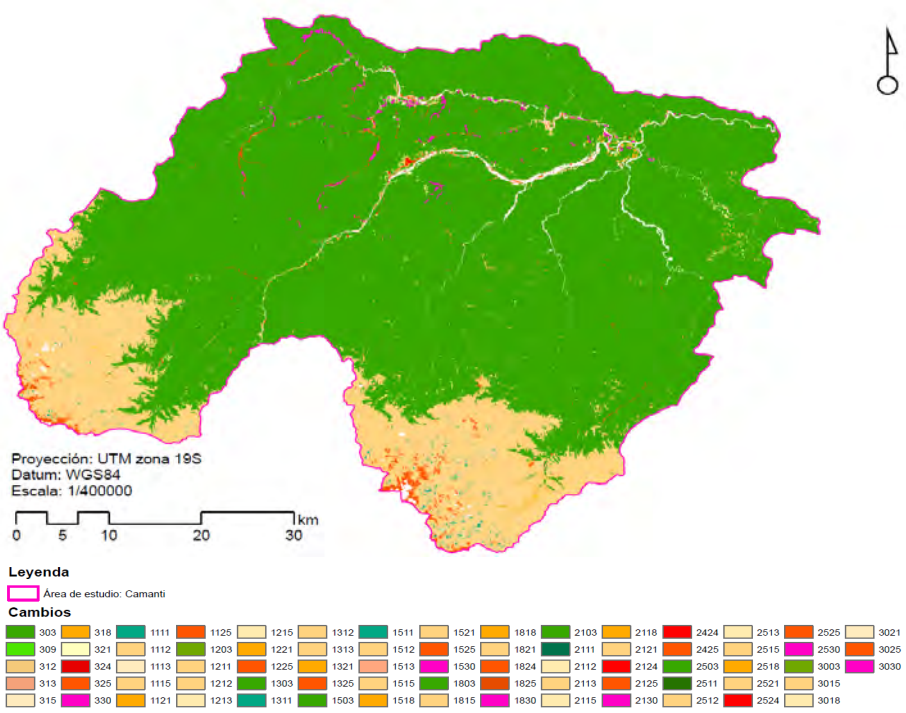
En comparación con la situación de la década anterior, la matriz de transición de este segundo periodo muestra una mayor diversificación respecto al cambio de uso del suelo, así como la cantidad de transiciones hacia categorías no boscosas (Figura 12 y Tabla 11). Esto muestra una presión multicausal sobre el ecosistema. De todas las transiciones, la que tiene un mayor impacto por la pérdida de cobertura es la transformación de 986,08 ha de bosque a minería. Este registro es más del doble de lo que se registró en el periodo anterior (412,10 ha), por lo que se puede afirmar que la minería aluvial se ha convertido en la principal causa de deforestación del distrito. También se reporta que la minería ha incorporado zonas de mosaico agropecuario (133,75 ha) y suelo desnudo (77,18 ha), lo que muestra que la actividad extractiva se está expandiendo sobre zonas que han sido intervenidas (Figura 12 y Tabla 11).

El mosaico agropecuario experimentó un crecimiento sin precedentes, captando 1304,17 ha provenientes del bosque. Esto sugiere un proceso de colonización y fragmentación mucho más agresivo. Por su parte, los pastos recibieron 902,96 ha desde los pastizales naturales, lo que indica una intensificación del uso del suelo para ganadería, transformando áreas de cobertura herbácea natural en pasturas introducidas o manejadas. Esta dinámica revela un cambio en la vocación de uso de las tierras bajas del distrito, donde el retroceso masivo de la cobertura arbórea y la sustitución de pastizales naturales (clase 12) por pasturas manejadas (clase 15) aceleran el establecimiento de una matriz predominantemente antropizada (Figura 12 y Tabla 11).

Se registró una transición de 648,23 ha de bosque a matorral, manteniendo la tendencia de degradación estructural del bosque. Sin embargo, un dato interesante es la recuperación aparente de 449,52 ha de matorral que retornaron a bosque, y 459,75 ha de suelo desnudo que pasaron a bosque, probablemente debido a procesos de sucesión secundaria en áreas de extracción abandonadas o descansos agrícolas (Figura 12 y Tabla 11).

Figura 12

Cambios de LULC del periodo 2012-2023



Nota. Mapa de cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti para el periodo 2012–2023. La cartografía espacializa la aceleración y diversificación de las presiones antrópicas, destacando la consolidación de la minería aluvial como principal motor de deforestación al absorber 986,08 ha de bosque nativo y expandirse sobre áreas previamente intervenidas. Asimismo, se delimita el avance de la fragmentación del paisaje mediante la conversión de 1 304,17 ha de bosque a mosaico agropecuario y la detección de zonas focalizadas de regeneración natural secundaria. Fuente: Vectores de transición e imágenes satelitales Landsat-7 ETM+, Landsat-8 OLI y Landsat-9 OLI-2. Elaboración: Propia, estructurada mediante Google Earth Engine.

Tabla 11

Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2012-2023

Categorías		Año 2023												
		3	**9**	**11**	**12**	**13**	**15**	**18**	**21**	**24**	**25**	**30**	**34**	**Total**
Año 2012	**3**	264430,85	2,74	0,95	359,04	648,23	116,85	335,95	1304,17	9,75	780,50	986,08	0,00	**268975,11**
	9	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	**0,06**
	11	0,00	0,00	565,30	58,45	0,48	173,51	0,00	0,60	0,00	0,04	0,00	0,00	**798,38**
	12	313,96	0,00	224,77	49746,10	661,27	902,96	0,00	341,63	0,00	210,75	0,33	0,00	**52401,78**
	13	449,52	0,00	0,80	268,12	1670,46	0,00	0,00	52,20	0,00	14,87	0,00	0,00	**2455,96**
	15	62,82	0,00	52,26	131,59	0,35	1389,65	9,12	37,82	0,23	4,07	6,99	0,00	**1694,92**
	18	103,42	0,00	0,00	0,00	0,00	10,74	31,68	61,83	14,47	10,45	9,03	0,00	**241,61**
	21	364,61	0,00	1,92	86,12	47,74	4,12	3,50	485,17	1,85	37,63	22,26	0,00	**1054,93**
	24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	39,64	0,00	0,00	0,00	**39,64**
	25	459,75	0,00	0,09	389,00	92,76	2,15	4,15	127,35	4,28	2399,28	51,08	0,00	**3529,89**
	30	205,87	0,00	0,00	0,00	1,17	3,02	0,29	133,75	0,00	77,18	80,81	0,00	**502,10**
	34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	69,19	0,00	214,57	**283,76**
	Total	**266390,80**	**2,80**	**846,08**	**51038,43**	**3122,46**	**2603,00**	**384,69**	**2544,53**	**70,22**	**3603,97**	**1156,59**	**214,57**	**331978,15**

Leyenda: “Bosque (3), Plantación forestal (9), Zona pantanosa o pastizal inundable (11), Pastizal / herbazal (12), Matorral y otras formaciones no boscosas (13), Pasto (15), Agricultura (18), Mosaico agropecuario (21), Infraestructura (24), Otra área sin vegetación (25), Minería (30), y Glaciar (34)”.

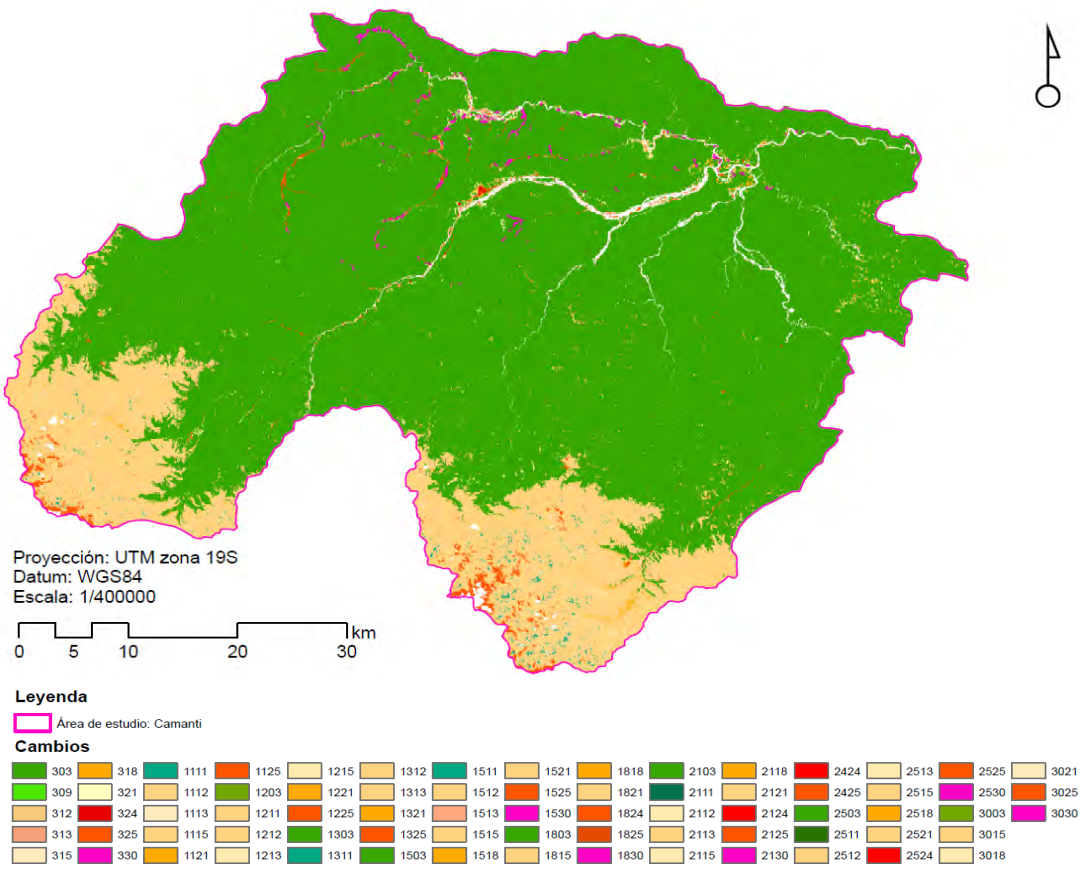
La matriz de cambio global (Tabla 12 y Figura 13) muestra la evolución del distrito durante más de dos décadas. Los datos corroboran que Camanti ha tenido una reconfiguración de su cobertura. La situación de estabilidad de la cobertura forestal ha sido comprometida por frentes de extracción y ganadería que se han consolidado. El dato más importante del 2000-2023 es la transformación de 1 117,10 ha de bosque a minería. Esta transformación representa la erosión de la minería aluvial que en el año 2000 era casi inexistente (7,34 ha) y para el 2023 se ha posicionado como un fenómeno dominante de la cuenca.

El mosaico agropecuario fue la categoría que más área captó del bosque en términos netos, con un flujo de 1 587,57 ha. Sumado a las 137,33 ha que pasaron a pasto y las 354,22 ha a agricultura, se muestra que la actividad humana ligada a la subsistencia y el comercio ha contribuido con más de 2000 ha de cobertura boscosa. Asimismo, la infraestructura creció a partir del bosque (41,51 ha), reflejando la apertura de vías y campamentos.

Se observa una transición de 877,74 ha de bosque a matorral, lo que indica un proceso de empobrecimiento de la masa forestal. Por otro lado, la matriz global muestra la pérdida de 141,17 ha de glaciar (ID 34) que pasaron a ser otra área sin vegetación, un cambio que, aunque natural/climático, se suma a la pérdida de servicios ecosistémicos del distrito. Esta disminución expone la vulnerabilidad ambiental multidimensional del distrito frente a presiones antrópicas y macroclimáticas concurrentes; mientras el bosque experimenta una degradación cualitativa hacia formaciones arbustivas de matorral debido a la presión extractiva periférica, las cabeceras de cuenca andinas sufren una pérdida irreversible de masa criosférica del 39,72%.

Figura 13

Cambios de LULC del periodo 2000-2023



Nota. Mapa de cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC) en el distrito de Camanti para el periodo histórico completo 2000–2023. La cartografía consolida la reconfiguración estructural del territorio durante más de dos décadas, destacando la conversión de 1 117,10 ha de bosque nativo en zonas de extracción minera aluvial a lo largo de las llanuras de inundación, así como la pérdida neta de 1 587,57 ha de cobertura forestal transformadas en mosaico agropecuario. Asimismo, se espacializa el retroceso criosférico de 141,17 ha de glaciar en las cabeceras de cuenca altas. Fuente: Matrices de transición multitemporal e imágenes satelitales Landsat-5 TM, Landsat-8 OLI y Landsat-9 OLI-2. Elaboración: Propia, estructurada mediante la plataforma Google Earth Engine.

Tabla 12

Cuantificación de cambios de LULC del periodo 2000-2023

Categorías		Año 2023												
		3	**9**	**11**	**12**	**13**	**15**	**18**	**21**	**24**	**25**	**30**	**34**	**Total**
Año 2000	**3**	264831,43	2,80	1,26	594,84	877,74	137,33	354,22	1587,57	41,51	983,72	1117,10	0,00	**270529,50**
	9	0,00	2,80	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	**2,80**
	11	0,00	0,00	651,00	160,26	1,90	289,99	0,00	0,62	0,00	0,18	0,00	0,00	**1103,95**
	12	301,31	0,00	164,40	48875,09	426,37	854,45	0,00	389,45	0,00	286,67	0,00	0,00	**51297,74**
	13	196,50	0,00	1,62	546,88	1724,83	0,00	0,00	45,59	0,00	38,45	0,00	0,00	**2553,88**
	15	15,62	0,00	32,90	293,22	0,00	1317,67	0,53	3,43	0,00	0,79	3,29	0,00	**1667,46**
	18	104,81	0,00	0,00	0,00	0,00	10,60	23,06	80,39	12,30	24,56	16,44	0,00	**272,17**
	21	322,02	0,00	0,44	92,49	57,98	0,94	0,44	357,55	0,40	22,36	3,38	0,00	**858,01**
	24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	14,82	0,00	0,00	0,00	**14,82**
	25	646,80	0,00	0,09	429,35	44,85	0,47	5,64	72,45	1,41	2100,13	13,90	0,00	**3315,10**
	30	4,04	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,97	0,00	0,00	2,34	0,00	**7,34**
	34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	141,17	0,00	214,20	**355,37**
	Total	**266422,53**	**5,59**	**851,72**	**50992,13**	**3133,67**	**2611,46**	**383,90**	**2538,01**	**70,45**	**3598,03**	**1156,46**	**214,20**	**331978,15**

Leyenda: “Bosque (3), Plantación forestal (9), Zona pantanosa o pastizal inundable (11), Pastizal / herbazal (12), Matorral y otras formaciones no boscosas (13), Pasto (15), Agricultura (18), Mosaico agropecuario (21), Infraestructura (24), Otra área sin vegetación (25), Minería (30), y Glaciar (34)”.

CAPÍTULO VI: DISCUSIÓN DE RESULTADOS

6.1 Uso y cobertura del suelo como patrón de la deforestación del distrito de Camanti – Cusco

El cambio en el uso del suelo en el distrito de Camanti en los años 2000 y 2023, implica el reemplazo sistemático de coberturas forestales por áreas de uso antropogénico, la actividad minera ha aumentado exponencialmente de 7,26 ha a 1 158,94 ha, lo que representa el mayor cambio en el uso de suelo en el área de estudio. Esto coincide con Roy y Bari (2022), quienes argumentan que la alteración del paisaje mediante índices espectrales de desnudez conduce a la identificación fácil de la transición de suelo vegetado a suelo desnudo, en Camanti, esta transición lleva a la pérdida de biomasa y, como sugieren Roy y Bari, causa cambios térmicos y estructurales del suelo que son similares a la degradación como lo describen Pande et al. (2023) que utilizaron el aprendizaje automático para el análisis. La causa de este incremento minero de más del 15 000% radica en el estímulo socioeconómico por el precio del oro y la accesibilidad provista por el asfaltado de la Carretera Interoceánica Sur, un fenómeno de apertura vial que ha sido ampliamente documentado como el principal vector de deforestación aluvial en la Amazonía sur-oriental peruana (Asner et al., 2012; Chávez-Michaelsen et al., 2013; Finer y Mamani, 2018). Ambientalmente, esto implica una alteración del albedo y del microclima local; la remoción del dosel erradica los sumideros de carbono y genera islas de calor superficial donde la pérdida del horizonte orgánico del suelo impide el inicio espontáneo de una sucesión ecológica viable (Caballero et al., 2018).

La superficie de mosaico agropecuario y pasto mostró un crecimiento significativo hacia el año 2023, triplicando su extensión inicial, este patrón de expansión de la frontera agropecuaria en la región amazónica se alinea con las observaciones de Parente et al. (2019), quienes documentaron una dinámica similar en Brasil, donde la presión sobre el bosque se manifiesta inicialmente a través de la creación de pastizales, esta capacidad de

cuantificar estas áreas en Camanti refuerza lo planteado por Becker et al. (2021) sobre la relevancia de identificar áreas agrícolas de manera objetiva para entender la ocupación del suelo, especialmente en zonas donde la agricultura de subsistencia fragmenta el bosque primario. En Camanti, esta transición responde a una colonización agrícola secundaria que aprovecha los espacios previamente perturbados por la minería y las vías secundarias, la implicancia ecológica de este patrón es la fragmentación severa del bosque de piedemonte, creando un paisaje insularizado donde el denominado efecto de borde degrada los microclimas internos de los remanentes boscosos, incrementa la mortalidad de árboles clímax y suprime la conectividad efectiva de los corredores biológicos locales (Finer y Mamani, 2018; Laurance et al., 2011).

La deforestación de 4 133,12 ha muestra un comportamiento de la deforestación multitemporal que coincide con las observaciones de Chen et al. (2023), quienes subrayan que los incrementos de superficies construidas y de usos extractivos, siempre, se dan, en detrimento, de espacios de cobertura forestal y de suelo agrícola. En el caso de Camanti, esta condición es bidireccional: la desaparición de bosque es en correlación con el aumento de la dotación de infraestructura y la consolidación de la minería. En cuanto a los cambios de uso de suelo, que el análisis a partir de Google Earth Engine mostró, se ratifica lo planteado por Prasai et al. (2021), en su análisis de cambios de cobertura, que monitorearon la degradación de forma expeditiva y con la menor cantidad de recursos a su disposición. Esta pérdida estructural se concentra en las zonas bajas e intermedias, impulsada por la falta de un ordenamiento territorial restrictivo frente a las actividades informales, las consecuencias ambientales de este retroceso a escala de cuenca comprometen los servicios ecosistémicos de regulación hídrica; al quedar desprotegidas las laderas andinas frente a las altas precipitaciones, se acelera drásticamente la erosión hídrica superficial y el transporte de sedimentos hacia el río Arazá, elevando el riesgo de colmatación e inundaciones aguas abajo de la cuenca (Laurance et al., 2011; Sánchez y Sánchez, 2023).

6.2 Tasa de deforestación

La aceleración de la tasa de deforestación en Camanti refleja una transición de una economía de subsistencia a una de extracción intensiva. El salto de 129,09 ha/año a 234,92 ha/año en el periodo más reciente indica que las políticas de conservación o control no han sido suficientes frente al avance de las actividades antrópicas. Esta aceleración del 82% en el ritmo de pérdida forestal anual halla su causa en la ineficacia de los mecanismos de gobernanza ambiental periférica y la falta de estrategias de manejo forestal comunitario frente a la presión del mercado informal del oro, desde el punto de vista de las implicancias ambientales, este incremento drástico en la velocidad de remoción de la cobertura boscosa rompe el equilibrio dinámico de los ecosistemas de vertiente andina; al acelerarse la pérdida del dosel arbóreo en periodos tan cortos, se reduce significativamente el tiempo de respuesta biótica del ecosistema, impidiendo que los bancos de semillas locales actúen y dejando el suelo expuesto a procesos de erosión acelerada e lixiviación de nutrientes esenciales bajo regímenes de alta precipitación (Feeley y Silman, 2010).

Esta tendencia creciente se relaciona con la expansión de la infraestructura y la minería, según Chen et al. (2023), la dinámica espaciotemporal de la pérdida de bosque suele ser irreversible cuando es impulsada por cambios en la matriz productiva, pero en el caso de Camanti, el aumento en la tasa de cambio anual de -0,05 a -0,09 se explica por la consolidación de frentes mineros y la apertura de nuevas vías, fenómeno que Pande et al. (2023) describen como el impacto entrelazado de la ocupación del suelo sobre ecosistemas vulnerables. Analíticamente, este incremento en la tasa de cambio anual corrobora el impacto acumulativo del efecto de borde en red generado por la Carretera Interoceánica Sur y sus ramales informales, los cuales actúan como vectores lineales que fragmentan la continuidad forestal, la implicancia ecológica e institucional de este cambio de matriz productiva es severa, ya que la deforestación impulsada por la minería aluvial no permite una regeneración forestal típica (sucesión secundaria), sino que altera la topografía y los cursos fluviales de manera permanente, transformando

sumideros de carbono estables en fuentes netas de emisión de gases de efecto invernadero (Fearnside, 2018; Finer y Mamani, 2018).

Aunque los valores porcentuales de Camanti parecen bajos (-0,07% promedio), la deforestación acumulada es a considerar por la biodiversidad del del paisaje andino-amazónico. Prasai et al. (2021) señalan que el uso de plataformas como GEE permite detectar estas variaciones con precisión, lo que en este estudio ha servido para identificar que el periodo 2012-2023 fue el más agresivo. Por su parte, la metodología de cuantificación de Becker et al. (2021) refuerza la validez de estos datos, ya que una tasa de cambio anual que casi se duplica evidencia que el distrito ha entrado en una fase de cambio de uso de suelo acelerado, similar a los procesos observados en otras regiones Amazónicas donde la minería aluvial es el principal motor de perturbación (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Asner y Tupayachi, 2017; Caballero et al., 2018; Chávez et al., 2013; Finer y Mamani, 2018; Laurance et al., 2011). Científicamente, subestimar el impacto basándose únicamente en el valor porcentual neto de la tasa (-0,07%) constituiría un error de interpretación ecológica; este indicador enmascara la pérdida cualitativa de hábitats críticos en una zona de alta diversidad y endemismo como el piedemonte de Cusco, al concentrarse espacialmente la deforestación en frentes continuos a lo largo de la cuenca del río Arazá, se interrumpe el gradiente altitudinal andino-amazónico, lo que restringe el flujo génico, limita los patrones de migración de la fauna silvestre y degrada los servicios ecosistémicos de regulación hídrica que sostienen a las comunidades locales aguas abajo (Laurance et al., 2011; Myers et al., 2000).

Asimismo, al comparar la fragmentación y aislamiento forestal provocado por la apertura de infraestructuras viales secundarias como lo reporta Alarcon-Aguirre et al. (2023) en concesiones forestales de productos no maderables de la cuenca amazónica (CFPNM), se manifiesta que las condiciones en Camanti inducen una degradación más severa en el dosel. En estas condiciones, las áreas de las CFPNM (castaña) bajo manejo en Madre de Dios, la fragmentación interna se mantiene en una tasa anual de -0,07% debido a la persistencia de una matriz paisajística forestal continua (Alarcon-

Aguirre et al., 2023). Caso contrario, sucede en la Zona de transición andino-amazónica, donde la desregulación territorial acelera el incremento de la tasa de deforestación anualizada, corroborando que las zonas de transición presentan una susceptibilidad biofísica superior ante frentes de ocupación itinerantes que desbordan los mecanismos tradicionales de gobernanza ambiental.

6.3 Precisión de la clasificación del método Random Forest

La evaluación de la precisión determina que el método Random Forest sigue siendo una herramienta muy buena para el monitoreo en períodos de tiempo en Camanti, aunque su desempeño cambia en distintas situaciones de la calidad de los insumos satelitales y de la naturaleza de la cobertura. La validación de la metodología se logra con el aumento progresivo del índice kappa, que pasó de 0,74 a 0,81. Este resultado se encuentra por encima del obtenido por Prasai et al. (2021), que obtuvo un kappa de 0,79, lo que significa que para este estudio la configuración del modelo en Google Earth Engine se pudo captar de una forma más adecuada la heterogeneidad del paisaje andino-amazónico. Por otra parte, la coincidencia de la muy alta precisión en la clase glaciar en todos los años con la tesis de Roy y Bari (2022), en la que se señala que las coberturas con firmas espectrales extremas (como la nieve o el agua) presentan menos ambigüedad para los clasificadores automáticos, es algo que no se puede evitar.

La mejora en la precisión de usuario (UA) de la categoría minería del 0,68 (2000) al 0,81 (2023) muestra que la resolución espacial es importante para el mapeo de actividades extractivas aluviales. Este hallazgo respalda lo expuesto por Parente et al. (2019), sobre cómo los datos de campo e imágenes de alta resolución reduce las confusiones en los bordes de las clases antrópicas. En el año 2000, los píxeles de 30m de Landsat 5 generaban mezclas entre el suelo desnudo natural de los ríos y las pozas mineras, error que se mantuvo con datos históricos de MapBiomas.

A pesar de la robustez global, clases como matorral y agricultura mantuvieron precisiones más bajas (UA entre 0,56 y 0,68). Esto concuerda con lo hallado por Becker et al. (2021), quien advierte que, en zonas tropicales, las etapas sucesionales de la vegetación y los cultivos de subsistencia bajo sombra presentan firmas espectrales muy similares. Si bien una exactitud global de 0,83 valida estadísticamente la representatividad general del mapa frente a estándares internacionales de deforestación (Alarcon-Aguirre et al., 2021; Asner y Tupayachi, 2017; Caballero et al., 2018; Chávez et al., 2013), esta no debe interpretarse como una garantía absoluta de infalibilidad cartográfica. La presencia de nubosidad persistente, el relieve abrupto de la selva cusqueña y la alta similitud espectral en coberturas sucesionales (como matorrales y agricultura) imponen márgenes de incertidumbre local y errores de mezcla en los píxeles ópticos que deben ser considerados al momento de evaluar los límites de transición ecológica.

6.4 Cambios de uso y cobertura del suelo

La dinámica de cambios en Camanti durante el 2000-2012 refleja lo que Chen et al. (2023) denominan desplazamiento de cobertura natural por usos económicos emergentes. Mientras que en el año 2000 la minería era nominal, para el 2012 ya se había consolidado como un motor de cambio. Este desplazamiento inicial halla su causa en la migración de mano de obra no calificada atraída por la etapa inicial de construcción de la Carretera Interoceánica, lo que generó los primeros asentamientos mineros informales en las quebradas bajas del distrito, desde la perspectiva de las implicancias ambientales, esta fase incipiente marcó el inicio del quiebre de la conectividad en ecosistemas de transición andino-amazónicos, donde la remoción de pequeños parches de bosque ribereño alteró de forma local los hábitats de fauna menor y desprotegió las márgenes aluviales frente a avenidas extraordinarias de agua (Armenteras et al., 2013; Finer y Mamani, 2018).

La transición de bosque a minería es mucho más alarmante que la de bosque a agricultura. Como señala Roy y Bari (2022), la remoción de la capa

superficial del suelo para la minería aluvial genera un estado de desnudez que altera la capacidad de regeneración del ecosistema. Esto explica (Tabla 10) de porque casi no existen flujos de retorno (es decir, minería que vuelva a ser bosque), validando la tesis de que la minería aluvial en Camanti genera cicatrices permanentes en el paisaje. El flujo de hectáreas hacia el mosaico agropecuario respalda lo hallado por Parente et al. (2019), quien sostiene que, en la Amazonía, la apertura de vías y la actividad extractiva actúan como catalizadores para la aparición de pequeñas parcelas agrícolas. En este sentido, la matriz de cambio reporta que la deforestación en Camanti no fue un evento aislado, sino un proceso multicausal donde la minería y la agricultura de subsistencia avanzaron en paralelo sobre la matriz boscosa. Científicamente, esta dinámica dual se traduce en un impacto ambiental severo; la minería aluvial destruye físicamente la estructura física del suelo mediante el lavado de gravas, mientras que las parcelas agrícolas adyacentes inducen un efecto de borde severo, elevando las tasas de mortalidad de árboles en los linderos boscosos expuestos y alterando los flujos biogeoquímicos locales (Broadbent et al., 2008).

La capacidad de capturar la transición de 503,36 ha de suelo desnudo hacia bosque posiblemente por regeneración natural en playas de río abandonadas permite la sensibilidad del método Random Forest, por otro lado, como indican Prasai et al. (2021), el análisis matricial permite observar no solo lo que se pierde, sino la dinámica de intercambio entre categorías, lo cual es fundamental para una gestión territorial en un ecosistema andino-amazónico. Este hallazgo determina que, en áreas donde la perturbación aluvial fue leve o meramente estacional (como el abandono temporal de barras de arena fluviales), el ecosistema conserva una resiliencia hidrológica residual que viabiliza el establecimiento de vegetación pionera sucesional, ambientalmente, la identificación oportuna de estos parches en proceso de sucesión secundaria es un insumo crítico para el diseño de corredores de conectividad ecológica en zonas de piedemonte severamente presionadas (Chazdon et al., 2016; Chazdon et al., 2022; Chazdon y Uriarte, 2016).

La dinámica observada en esta última etapa (2012-2023) corrobora que Camanti ha pasado de una alteración incipiente a una transformación paisajística a gran escala, impulsada por la rentabilidad de la minería y la expansión agropecuaria, el salto a casi 1 000 ha de bosque convertidas en minería en este periodo refuerza la teoría de Roy y Bari (2022) sobre la alteración radical de los índices espectrales. Esta transición es, en su mayoría, unidireccional; mientras el bosque cede grandes extensiones a la minería, solo una mínima fracción de minería antigua (80,81 ha) se mantiene como tal, mientras que el resto tiende a quedar como suelo desnudo o regeneración pobre, estos datos, coincide con lo planteado por Pande et al. (2023), quienes señalan que la minería aluvial no solo deforesta, sino que elimina la capacidad productiva del suelo, obligando a los usuarios a buscar nuevas áreas boscosas. La causa socioeconómica subyacente a esta agresiva unidireccionalidad fue el auge descontrolado del precio del oro y la proliferación de maquinaria pesada (como excavadoras hidráulicas), que operaron sin fiscalización en zonas alejadas del eje vial. La implicancia ecológica de este patrón expansivo e itinerante es la degradación total de la cuenca del río Arazá, donde los suelos lavados pierden por completo su capacidad de retención de agua y se transforman en desiertos biológicos estériles (Román-Dañobeytia et al., 2015).

La fuerte expansión a los mosaicos agropecuarios y al aumento de la infraestructura sostienen lo mostrado por Chen et al. (2023), sobre la dinámica espaciotemporal por el desarrollo. El crecimiento de mosaicos de más de 1 300 ha a partir de la cobertura boscosa indica que la apertura de frentes mineros permite el desarrollo de nuevas actividades agrícolas. La identificación de cambios complejos, como el de la conversión de pastizales naturales a pasto, pone de manifiesto la fuerza del Random Forest. Según Becker et al. (2021) y Prasai et al. (2021), la identificación de clases herbáceas similares, distinción que involucra un desafío técnico, se pudo conseguir por el uso de la computación en la nube (GEE). Esta dinámica denota que la infraestructura actúa como el facilitador logístico primario; la apertura de accesos mineros es aprovechada inmediatamente por colonos ganaderos

para introducir pasturas exóticas de corte comercial en reemplazo de la cobertura herbácea nativa (clase 12), ambientalmente, esta conversión simplifica la composición florística del estrato bajo del ecosistema, compacta el suelo debido al pisoteo del ganado y acelera los procesos de escorrentía superficial, incrementando la erosión hídrica en zonas con pendientes pronunciadas (Nepstad et al., 2006).

La matriz 2012-2023 indica que Camanti está sufriendo de una fuerte presión antrópica, en la que la minería abre la ruta y la agricultura pone fin a la ocupación, con una drástica disminución de la biodiversidad y los servicios ecosistémicos en el distrito. Este encadenamiento extractivo-agropecuario halla su causa en la ausencia de planes de ordenamiento territorial vinculantes y la falta de titulación o control sobre las tierras de dominio público, la implicancia ambiental de este ciclo de ocupación permanente es la fragmentación irreversible de los bosques de neblina e higrofíticos de Camanti, interrumpiendo el flujo génico de especies de flora y fauna que requieren hábitats continuos a lo largo del gradiente altitudinal andino-amazónico (Feeley y Silman, 2010).

El análisis de 23 años permite concluir que el patrón de deforestación en Camanti es un proceso de sustitución. El bosque ya no es la única matriz; ahora comparte el territorio con un sistema minero-agropecuario creciente. La conversión de más de 1 100 ha de bosque a minería valida lo expuesto por Roy y Bari (2022) sobre el cambio irreversible en la termodinámica del paisaje. La matriz global muestra que la minería tiene una tasa de retorno al bosque casi nula (4,04 ha), lo que refuerza la tesis de Pande et al. (2023) sobre la persistencia de las áreas degradadas por minería. En Camanti, la minería no es una perturbación temporal, sino una nueva categoría de uso de suelo que se ha estabilizado a expensas del paisaje andino-amazónico. Esta estabilización estructural responde a un modelo de ocupación territorial desordenado que ha consolidado pasivos ambientales crónicos a escala regional, la consecuencia ambiental a largo plazo de esta nueva configuración del paisaje es la pérdida irreversible de los servicios de captura de carbono y regulación hídrica de la cuenca, incrementando la vulnerabilidad del distrito

ante eventos climáticos extremos y generando un paisaje degradado con bajísima resiliencia ecológica (Asner y Tupayachi, 2017; Finer y Mamani, 2018).

El flujo masivo hacia el mosaico agropecuario sugiere que el cambio de uso de suelo en Camanti sigue el modelo descrito por Parente et al. (2019), donde la intervención humana no es puramente minera, sino que diversifica el uso del suelo una vez que el bosque es vulnerado, y es alli donde la capacidad de captar estas transiciones mediante Random Forest y GEE permite afirmar, tal como indican Chen et al. (2023), que la deforestación es un fenómeno espaciotemporal donde la infraestructura actúa como la punta de lanza para la fragmentación posterior. Analíticamente, la vulneración inicial del dosel arbóreo desencadena un efecto dominó de degradación; las vías de saca mineras se convierten en los ejes de penetración de la frontera agropecuaria, ecológicamente, esta diversificación antrópica permanente intensifica la pérdida de biodiversidad al aislar las poblaciones de especies arbóreas clímax y de fauna endémica dentro de fragmentos boscosos inviables a mediano plazo (Laurance et al., 2011).

La precisión de estas transiciones globales se apoya en lo discutido por Prasai et al. (2021) y Becker et al. (2021), donde se detecta que el pastizal también perdió hectáreas frente al pasto (854,45 ha) solo es posible mediante un análisis riguroso de la reflectancia en GEE. La matriz 2000-2023 en Camanti ha perdido su integridad forestal en áreas estratégicas, siendo la minería aluvial el motor de cambio más agresivo, mientras que la expansión agropecuaria actúa como el factor de ocupación territorial permanente, esta pérdida de integridad ambiental exige urgentemente una reorientación de las políticas públicas locales hacia programas de restauración forestal productiva y fiscalización ambiental efectiva, si se mantiene esta inercia de sustitución del bosque por sistemas antropogénicos estériles, el distrito arriesga la viabilidad ecológica de sus cabeceras de cuenca, comprometiendo no solo el patrimonio natural biológico, sino también la seguridad hídrica y socioeconómica de las futuras generaciones de la región (Sánchez y Sánchez, 2023).

Desde la perspectiva del monitoreo amazónico contemporáneo, la mínima tasa de retorno detectada desde las áreas de actividad extractiva hacia coberturas boscosas estables (4,04 ha en más de dos décadas) refrenda los modelos de degradación absoluta postulados por Asner y Tupayachi (2017). Dichos autores, mediante tecnología satelital y LiDAR, demostraron que el lavado mecánico de gravas altera de forma permanente los horizontes superficiales y las propiedades edáficas del suelo, suprimiendo la capacidad de regeneración vegetal por sucesión ecológica primaria. Esta tendencia expansiva, que coincide con las evaluaciones de deforestación emitidas por Finer y Mamani (2018) para la cuenca del río Arazá y la zona de amortiguamiento del Parque Nacional Bahuaja Sonene, plantea severas implicancias para la planificación del territorio. Los mapas de transición generados demuestran que los instrumentos de planificación tradicional han sido rebasados por las dinámicas del mercado extractivo informal, haciendo técnicamente indispensable el diseño de una Zonificación Ecológica Económica (ZEE) vinculante a nivel distrital y de programas de restauración ecológica en riberas para mitigar el transporte de sedimentos y salvaguardar la seguridad hídrica de la cuenca.

CONCLUSIONES

1. En el distrito de Camanti, la dinámica espaciotemporal de uso y cobertura del suelo muestra una contracción sostenida del bosque nativo, que va cediendo terreno frente a los de origen antrópico. Dentro de este proceso, la minería aluvial destaca como el agente con mayor expansión territorial relativa del área de estudio. Lo que revela la cartografía multitemporal no es solo pérdida de dosel, es su reemplazo por superficies de alta reflectancia, sustrato expuesto, cuerpos de agua residuales que terminan alterando físicamente la cobertura de las llanuras de inundación.
2. La deforestación no avanza de forma lineal ni constante. Al comparar el bloque inicial del periodo de análisis con la ventana más reciente, la tasa anualizada de pérdida de bosque prácticamente se duplicó. Este comportamiento confirma que la expansión de la frontera minera y agrícola sobre el piedemonte andino-amazónico no se ha desacelerado en ningún momento del periodo evaluado; al contrario, se intensifica.
3. Combinar Google Earth Engine con el algoritmo Random Forest resultó metodológicamente viable incluso en una geografía tan afectada por la persistencia de nubosidad como esta. Un hallazgo relevante es que la exactitud de los modelos mejoró de forma directa y progresiva con cada nueva generación de sensores Landsat, gracias a su superioridad radiométrica. El clasificador logró aislar con alta certidumbre estadística las firmas espectrales más estables, alcanzando su mejor desempeño precisamente sobre las masas de bosque primario y las áreas glaciares.
4. Al parametrizar las matrices de transición, emergen dos trayectorias dominantes de cambio de uso de suelo. Por un lado, el mosaico agropecuario es, en términos claros, la categoría que más superficie ha ganado sobre lo que antes fue bosque. Por otro, la minería aluvial se comporta de manera distinta: configura frentes cerrados de conversión total, donde la vegetación pasa a suelo desnudo. Y aquí hay un dato que merece atención particular: a lo largo de los 23 años de manera

multitemporales analizados, ninguno de los polígonos intervenidos por extracción mineral mostró señales de retorno hacia categorías de vegetación secundaria. La minería, a diferencia de la agricultura, no deja espacio para que el bosque regrese.

RECOMENDACIONES

A. Gestión institucional y toma de decisiones

1. Priorizar zonas de intervención. La cartografía multitemporal generada en este estudio no es solo un producto académico. identifica con precisión los frentes de avance minero y agropecuario donde la tasa de conversión resulta más alta. Tiene sentido, entonces, que las entidades de fiscalización ambiental utilicen esta base geoespacial como insumo para orientar sus inspecciones de campo, dirigiendo las acciones de control hacia los sectores que la serie 2012-2023 identifica como de alta presión. Focalizar los recursos logísticos de esta manera sobre los polígonos con mayor pérdida de cobertura forestal, en lugar de cubrir el territorio de forma dispersa, optimizando tanto el tiempo como el presupuesto disponible para fiscalización.
2. Adoptar protocolos automatizados de monitoreo. Se sugiere que la unidad territorial formalice el flujo de trabajo desarrollado aquí, basado en Google Earth Engine y el clasificador Random Forest. Porque estandarizar este protocolo reduce la dependencia de software propietario, cuyos costos de licencia suelen ser una barrera real para instituciones públicas con presupuestos limitados, y además recorta considerablemente los tiempos de procesamiento frente a un flujo manual. Con esta metodología en marcha, sería posible actualizar los mapas de uso de suelo cada año, lo que garantizaría que las decisiones administrativas se apoyen en datos de monitoreo realmente contemporáneos, y no en diagnósticos estáticos que para cuando se usan ya perdieron vigencia.

B. Recomendaciones para futuras investigaciones

1. Incorporar sensores activos de radar (SAR). Este estudio, como la mayoría de los que dependen únicamente de sensores ópticos, en este caso, Landsat, enfrenta una limitación conocida: la persistencia de nubosidad y la saturación espectral que ocurre en zonas de agricultura y vegetación

secundaria. Una vía para superar esta limitación en trabajos futuros es integrar datos de radar de apertura sintética, específicamente Sentinel-1. La combinación de sensores ópticos y SAR tiene una ventaja: el radar penetra el dosel incluso bajo condiciones atmosféricas adversas, lo que permitiría caracterizar con mayor detalle la estructura vertical de los matorrales y, con ello, distinguir mejor entre procesos de sucesión secundaria y áreas de minería aluvial simplemente abandonada, dos categorías que, vistas solo con óptico, tienden a confundirse.

2. Refinar la matriz de entrenamiento del clasificador. Las clases agricultura y matorrales fueron, en este estudio, las que mostraron mayor incertidumbre en su exactitud. Para investigaciones que busquen mejorar esto, recomendamos ampliar la red de puntos de control (ground truth), concentrando un muestreo estratificado de mayor densidad justo en los bordes de transición agropecuaria, que es donde más se mezclan las firmas espectrales. Cuantas más muestras de entrenamiento específicas se tengan en esas zonas de transición, mejor podrá el algoritmo distinguir entre coberturas espectralmente similares, lo cual debería traducirse en una reducción directa de la incertidumbre en las categorías de uso de suelo más dinámicas, precisamente las que más preocupan desde el punto de vista del monitoreo ambiental.

BIBLIOGRAFÍA

Alarcon-Aguirre, G., Canahuire, R. R., Guevarra, F. M. G., Rodriguez, L., Gallegos, L. E., y Garate-Quispe, J. (2021). Dinámica de la pérdida de bosques en el sureste de la Amazonia peruana: un estudio de caso en Madre de Dios. *Ecosistemas, 30*(2), 2175–2175. https://doi.org/https://doi.org/10.7818/ECOS.2175

Alarcon-Aguirre, G., Mamani Mamani, M., Canahuire-Robles, R. R., Vasquez Zavaleta, T., Peña Valdeiglesias, J., Diaz Revoredo, J., Rodríguez Achata, L., Ramos Enciso, D., y Garate-Quispe, J. (2023). Forest Loss Related to Brazil Nut Production in Non-Timber Forest Product Concessions in a Micro-Watershed in the Peruvian Amazon. *Remote Sensing, 15*(23). https://doi.org/10.3390/rs15235438

Alarcon-Aguirre, G., Miranda Fidhel, R. F., Ramos Enciso, D., Canahuire-Robles, R., Rodriguez-Achata, L., y Garate-Quispe, J. (2022). Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire, 5*(4). https://doi.org/https://doi.org/10.3390/fire5040094

Alarcón-Aguirre, G., Sajami Quispe, E., Vásquez Zavaleta, T., Ponce Tejada, L. V., Ramos Enciso, D., Rodríguez Achata, L., y Garate-Quispe, J. (2023, 2023/03/01/). Vegetation dynamics in lands degraded by gold mining in the southeastern Peruvian Amazon. *Trees, Forests and People, 11*, 100369. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tfp.2023.100369

Alarcon-Aguirre, G., Zevallos Pollito, P. A., Quispe Herrera, R., Ramos Enciso, D., y Garate-Quispe, J. S. (2020, 11/22). Valor de conservación de un

bosque en el sureste de la Amazonia Peruana: El caso de Madre de Dios. *Ecosistemas, 29*(3), 1947. https://doi.org/10.7818/ECOS.1947

Alarcón, G., Díaz, J., Vela, M., García, M., y Gutiérrez, J. (2016). Deforestación en el sureste de la amazonia del Perú entre los años 1999-2013; caso Regional de Madre de Dios (Puerto Maldonado–Inambari). *Journal of High Andean Research, 18*(3), 319–330. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.18271/ria.2016.221

Alarcon, G., Zevallos, P. A., Quispe, R., Ramos, D., y Garate-Quispe, J. S. (2020). Valor de conservación de un bosque en el sureste de la Amazonia Peruana: El caso de Madre de Dios. *Revista Ecosistemas, 29*(3). https://doi.org/https://doi.org/10.7818/ECOS.1947

Anaya, J. A., y Chuvieco, E. (2010). Validación para Colombia de la estimación de área quemada del producto L3JRC en el periodo 2001-2007/Validation of the L3JRC burned area product estimation in Colombia from 2001 to 2007. *Actualidades Biológicas, 32*(92), 29. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0304-35842010000100003

Ang, M. L. E., Arts, D., Crawford, D., Labatos Jr, B. V., Ngo, K. D., Owen, J. R., Gibbins, C., y Lechner, A. M. (2021, 2021/01/01/). Socio-environmental land cover time-series analysis of mining landscapes using Google Earth Engine and web-based mapping. *Remote Sensing Applications: Society and Environment, 21*, 100458. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100458

Anji-Reddy, M. (2010). Geographical Information System. *3rd Edition, BS Publication, Hyderabad*. https://www.gisresources.com/wp-content/uploads/2013/09/anji-reddy_GIS.pdf

Armenteras, D., Rodríguez, N., y Retana, J. (2013). Landscape Dynamics in Northwestern Amazonia: An Assessment of Pastures, Fire and Illicit Crops as Drivers of Tropical Deforestation. *PloS one, 8*(1), e54310. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054310

Asner, G. P., Clark, J. K., Mascaro, J., Galindo García, G. A., Chadwick, K. D., Navarrete Encinales, D. A., Paez-Acosta, G., Cabrera Montenegro, E., Kennedy-Bowdoin, T., y Duque, Á. (2012). High-resolution mapping of forest carbon stocks in the Colombian Amazon. *Biogeosciences, 9*(7), 2683–2696. https://doi.org/https://doi.org/10.5194/bg-9-2683-2012

Asner, G. P., y Tupayachi, R. (2017). Accelerated losses of protected forests from gold mining in the Peruvian Amazon [Article]. *Environmental Research Letters, 12*(9), 94–104, Article 094004. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa7dab

Barrett, E. C. (2013). *Introduction to environmental remote sensing*. Routledge.

Becker, W. R., Ló, T. B., Johann, J. A., y Mercante, E. (2021, 2021/01/01/). Statistical features for land use and land cover classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment, 21*, 100459. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100459

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning, 45*(1), 5–32. https://doi.org/https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Broadbent, E. N., Asner, G. P., Keller, M., Knapp, D. E., Oliveira, P. J. C., y Silva, J. N. (2008, 2008/07/01/). Forest fragmentation and edge effects from deforestation and selective logging in the Brazilian Amazon. *Biological conservation, 141*(7), 1745–1757. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biocon.2008.04.024

CA (Comunidad Andina) (2007). ¿ Y POR DÓNDE COMENZAMOS? *Prioridades de la Comunidad Andina ante el Cambio Climático. Lima, Peru: Secretaría General de la Comunidad Andina*. http://www.comunidadandina.org/StaticFiles/OtrosTemas/MedioAmbiente/libro_donde_comenzamos.pdf (Typographics E.I.R.L)

Caballero, J., Messinger, M., Román-Dañobeytia, F., Ascorra, C., Fernandez, L. E., y Silman, M. (2018). Deforestation and forest degradation due to gold mining in the Peruvian Amazon: A 34-year perspective. *Remote Sensing, 10*(12), 1903. https://doi.org/https://doi.org/10.3390/rs10121903

Ccanchi Espinoza, Y. J. (2021). *Evaluación de sequías y del riesgo potencial a la ocurrencia de incendios forestales en ecosistemas altoandinos mediante uso de sensores remotos* Universidad Nacional Agraria La Molina]. https://repositorio.igp.gob.pe/server/api/core/bitstreams/2ad497e3-2762-4518-807a-65b7c0be4fe5/content

Cerda, J., y Villarroel, L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría, 79*(1), 54–58. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.4067/S0370-41062008000100008

Chávez-Michaelsen, A., Huamani Briceño, L., Fernandez Menis, R., Bejar Chura, N., Valera Tito, F., Perz, S., Brown, I., Domínguez Del Aguila, S., Pinedo Mora, R., y Alarcón Aguirre, G. (2013, 2013/04/10/). Regional Deforestation Trends within Local Realities: Land-Cover Change in Southeastern Peru 1996–2011. *Land, 2*(2), 131–157. https://doi.org/10.3390/land2020131

Chávez, A., Huamani, L., Fernandez, R., Bejar, N., Valera, F., Perz, S., Brown, I., Domínguez, S., Pinedo, R., y Alarcón, G. (2013). Regional Deforestation Trends within Local Realities: Land-Cover Change in Southeastern Peru 1996–2011. *Land, 2*(2), 131. https://doi.org/https://doi.org/10.3390/land2020131

Chazdon, R. L., Brancalion, P. H. S., Laestadius, L., Bennett-Curry, A., Buckingham, K., Kumar, C., Moll-Rocek, J., Vieira, I. C. G., y Wilson, S. J. (2016, 2016/09/01). When is a forest a forest? Forest concepts and definitions in the era of forest and landscape restoration. *Ambio, 45*(5), 538–550. https://doi.org/10.1007/s13280-016-0772-y

Chazdon, R. L., Broadbent, E. N., Rozendaal, D. M. A., Bongers, F., Almeyda Zambrano, A. M., Aide, T. M., Balvanera, P., Becknell, J. M., Brancalion, P. H. S., Craven, D., Ferrer-Paris, J. R., Hall, J. S., Hernández-Stefanoni, J. L., Idohou, R., Kuvee-Ocaña, M., Letcher, S. G., Lohbeck, M., Martínez-Ramos, M., y villa, P. M. (2022). The potential for natural regeneration to restore tropical forest landscapes. *Nature communications, 13*(1), 4641. https://doi.org/10.1038/s41467-022-32531-2

Chazdon, R. L., y Uriarte, M. J. B. (2016). Natural regeneration in the context of large-scale forest and landscape restoration in the tropics. *48*(6), 709–715. https://doi.org/10.1111/btp.12409

Chen, C., Yang, X., Jiang, S., y Liu, Z. (2023, 2023/09/01/). Mapping and spatiotemporal dynamics of land-use and land-cover change based on the Google Earth Engine cloud platform from Landsat imagery: A case study of Zhoushan Island, China. *Heliyon, 9*(9), e19654. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19654

Chuvieco, E. (2002). Teledetección espacial: la observación de la Tierra desde el espacio.

Chuvieco, E. (2016). *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach*. CRC press. https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=-nCmCwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Fundamentals+of+Remote+Sensing&ots=H5hA4cxyFy&sig=dszoNcQ71RAwjQz1EwsaTxW0Osk#v=onepage&q=Fundamentals%20of%20Remote%20Sensing&f=false

Chuvieco, E., y Hantson, S. (2010). Procesamiento estándar de imágenes Landsat. *Documento técnico de algoritmos a aplicar. Version1. Plan Nacional de Teledetección. Instituto Geográfico Nacional. En linea; http://www.ign.es/PNT/pdf/especificacionestecnicas-pnt-mediar-landsat_v2-2010.pdf*.

Cohen, J. (1960, 1960/04/01). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement, 20*(1), 37–46. https://doi.org/https://doi.org/10.1177/001316446002000104

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment, 37*(1), 35–46.

Digra, M., Dhir, R., y Sharma, N. (2022, 2022/05/17). Land use land cover classification of remote sensing images based on the deep learning approaches: a statistical analysis and review. *Arabian Journal of Geosciences, 15*(10), 1003. https://doi.org/10.1007/s12517-022-10246-8

Duckham, M., Sun, Q. C., y Worboys, M. F. (2023). *GIS: a computing perspective*. CRC press. https://doi.org/10.120/9780429168093

Elbeih, S. F., Negm, A. M., y Kostianoy, A. (2020). *Environmental remote sensing in Egypt*. Springer.

FAO. (2016). Los bosques y el cambio climático en el Perú. *Bosques y cambio climático. Documento de trabajo 14*.

FAO. (2020). Evaluación de los recursos forestales mundiales 2020 – Principales resultados 16. https://doi.org/https://doi.org/10.4060/ca8753es

Fearnside, P. M. (2018, 2018/01/01). Brazil's Amazonian forest carbon: the key to Southern Amazonia's significance for global climate. *Regional Environmental Change, 18*(1), 47–61. https://doi.org/10.1007/s10113-016-1007-2

Feeley, K. J., y Silman, M. R. (2010, 2010/06/01). Biotic attrition from tropical forests correcting for truncated temperature niches. *Global Change*

Biology, *16*(6), 1830–1836. https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.02085.x

Finer, M., y Mamani, M. (2018). *MAAP #91: Deforestación por Minería Ilegal en Camanti (Cusco)*. https://www.maap.org/maap-91-camanti/

GEE. (2021). *Google Earth Engine*. Retrieved Landsat 5TM y 8OLI from https://code.earthengine.google.com/

Genuer, R., y Poggi, J.-M. (2020). Random Forests. *Random Forests with R*, 33–55. Retrieved 2020//, from https://doi.org/10.1007/978-3-030-56485-8_3

Giraldo-Malca, U. F., Sabogal Dunin-Borkowski, A., Facho Bustamante, N., Mori Reaño, M. J., y Giraldo Armas, J. M. (2023, 2023/03/01/). Alluvial gold mining, conflicts, and state intervention in Peru's southern Amazonia. *The Extractive Industries and Society, 13*, 101219. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.exis.2023.101219

Glinskis, E. A., y Gutiérrez-Vélez, V. H. (2019, 2019/01/01/). Quantifying and understanding land cover changes by large and small oil palm expansion regimes in the Peruvian Amazon. *Land Use Policy, 80*, 95–106. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.09.032

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., y Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment, 202*, 18–27. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Holdridge, L. R. (1967). Life zone ecology. *Life zone ecology.*(rev. ed.)). https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19670604180

INEI (Instituto Nacional de Estadistica e Informatica) (2017). *Magnitud y Crecimiento Poblacional.* http://www.inei.gob.pe/estadisticas/indice-tematico/poblacion-y-vivienda

INRENA, SZF, y CDC-UNALM (2006). Hacia un Sistema de Monitoreo Ambiental Remoto Estandarizado para el SINANPE. Piloto V: Parque Nacional Manu, Parque Nacional Alto Purús, Reserva Comunal Purús y Santuario Nacional Megantoni (2000-2005). Lima-Perú. *66*.

Landis, J. R., y Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 159–174. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2529310

Laurance, W. F., Carolina Useche, D., Shoo, L. P., Herzog, S. K., Kessler, M., Escobar, F., Brehm, G., Axmacher, J. C., Chen, I. C., Gámez, L. A., Hietz, P., Fiedler, K., Pyrcz, T., Wolf, J., Merkord, C. L., Cardelus, C., Marshall, A. R., Ah-Peng, C., Aplet, G. H., del Coro Arizmendi, M., Baker, W. J., Barone, J., Brühl, C. A., Bussmann, R. W., Cicuzza, D., Eilu, G., Favila, M. E., Hemp, A., Hemp, C., Homeier, J., Hurtado, J., Jankowski, J., Kattán, G., Kluge, J., Krömer, T., Lees, D. C., Lehnert, M., Longino, J. T., Lovett, J., Martin, P. H., Patterson, B. D., Pearson, R. G., Peh, K. S. H., Richardson, B., Richardson, M., Samways, M. J., Senbeta, F., Smith, T. B., Utteridge, T. M. A., Watkins, J. E., Wilson, R., Williams, S. E., y Thomas, C. D. (2011, 2011/01/01/). Global warming, elevational ranges and the vulnerability of tropical biota. *Biological conservation,* *144*(1), 548–557. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.10.010

León, R. A. H., y González, S. C. (2020). *El proceso de investigación científica*. Editorial Universitaria (Cuba). https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=03n1DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA2&dq=El+proceso+de+investigaci%C3%B3n+cient%C3%ADfica++R.+A.+H.+Le%C3%B3n+and+S.+C.+Gonz%C3%A1lez&ots=oKBT0_qgiZ&sig=j4Ow-AnnKauBbS2Fq_4pkTt7NTQ#v=onepage&q&f=false

Li, X., Zhou, Y., y Wang, F. (2022). Advanced Information Mining from Ocean Remote Sensing Imagery with Deep Learning. *Journal of Remote Sensing, 2022*. https://doi.org/10.34133/2022/9849645

Manakos, I., y Braun, M. (2014). *Land use and land cover mapping in Europe* (Vol. 18). Springer.

Maxwell, M., Silva Lucas, C. R., y Horwath William, R. (2018, 2018/05/01). Integrating effects of species composition and soil properties to predict shifts in montane forest carbon–water relations. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 115*(18), E4219–E4226. https://doi.org/10.1073/pnas.1718864115

Melo, M. V. N. d., Oliveira, M. E. G. d., Almeida, G. L. P. d., Gomes, N. F., Montalvo Morales, K. R., Santana, T. C., Silva, P. C., Moraes, A. S., Pandorfi, H., y Silva, M. V. d. (2022, 2022/04/01/). Spatiotemporal characterization of land cover and degradation in the agreste region of Pernambuco, Brazil, using cloud geoprocessing on Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment, 26*, 100756. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100756

Moran, E. F., y Brondizio, E. (1998). Land-use change after deforestation in Amazonia. *People and pixels: Linking remote sensing and social science*, 94–120. https://people.geo.msu.edu/moranef/documents/98-02_Land-useChange.pdf

Myers, N., Mittermeier, R. A., Mittermeier, C. G., Da Fonseca, G. A. B., y Kent, J. (2000). Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature, 403*(6772), 853–858. https://doi.org/https://doi.org/10.1038/35002501

Nepstad, D., Schwartzman, S., Bamberger, B., Santilli, M., Ray, D., y Schlesinger, P. (2006, 2006//). Inhibition of Amazon deforestation and fire by parks and indigenous lands. *Conserv Biol, 20*. https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2006.00351.x

Padalia, H., Prakash, A., y Watham, T. (2023, 2023/11/01/). Modelling aboveground biomass of a multistage managed forest through synergistic use of Landsat-OLI, ALOS-2 L-band SAR and GEDI metrics. *Ecological Informatics, 77*, 102234. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102234

Pan, X., Wang, Z., Gao, Y., Dang, X., y Han, Y. (2022, 2022/09/17). Detailed and automated classification of land use/land cover using machine learning algorithms in Google Earth Engine. *Geocarto International, 37*(18), 5415–5432. https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1917005

Pande, C. B., Moharir, K. N., Varade, A. M., Abdo, H. G., Mulla, S., y Yaseen, Z. M. (2023, 2023/10/10/). Intertwined impacts of urbanization and land cover change on urban climate and agriculture in Aurangabad city (MS), India using google earth engine platform. *Journal of Cleaner*

Production, 422, 138541. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138541

Parente, L., Mesquita, V., Miziara, F., Baumann, L., y Ferreira, L. (2019, 2019/10/01/). Assessing the pasturelands and livestock dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A novel approach based on high spatial resolution imagery and Google Earth Engine cloud computing. *Remote Sensing of Environment, 232*, 111301. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111301

Pflugmacher, D., Rabe, A., Peters, M., y Hostert, P. (2019, 2019/02/01/). Mapping pan-European land cover using Landsat spectral-temporal metrics and the European LUCAS survey. *Remote Sensing of Environment, 221*, 583–595. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.001

Pinto, C. A. L., Paredes, S. R. Y., y Espinoza, E. S. (2016). Los bosques y el cambio climático en el Perú: situación y perspectivas. https://keneamazon.net/Documents/Publications/Virtual-Library/Impacto/110.pdf

Planet-Team. (2023). Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. *Habitat International*. https://api.planet.com

Prasai, R., Schwertner, T. W., Mainali, K., Mathewson, H., Kafley, H., Thapa, S., Adhikari, D., Medley, P., y Drake, J. (2021, 2021/12/01/). Application of Google earth engine python API and NAIP imagery for land use and land cover classification: A case study in Florida, USA. *Ecological Informatics, 66*, 101474. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101474

Puyravaud, J.-P. (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management, 177*(1), 593–596. https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00335-3

RAISG. (2022). *Destrucción del Amazonas: las principales amenazas para la mayor selva tropical del mundo en los 9 países que la comparten (2001-2018)*. https://amazonia.mapbiomas.org/

Rashmi, S., Addamani, S., Venkat, S., y Ravikiran, S. (2014). Spectral Angle Mapper Algorithm for Remote Sensing Image Classification. *IJISET–International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology, 50*(4), 201–205.

Richards, J. A., y Richards, J. (1999). *Remote sensing digital image analysis* (Vol. 3). Springer.

Román-Dañobeytia, F., Huayllani, M., Michi, A., Ibarra, F., Loayza-Muro, R., Vázquez, T., Rodríguez, L., y García, M. (2015, 2015/12/01/). Reforestation with four native tree species after abandoned gold mining in the Peruvian Amazon. *Ecological Engineering, 85*, 39–46. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2015.09.075

Roy, B., y Bari, E. (2022, 2022/09/01/). Examining the relationship between land surface temperature and landscape features using spectral indices with Google Earth Engine. *Heliyon, 8*(9), e10668. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e10668

Sampieri, R. H. (2018). *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw Hill México.

Sánchez, K. G., y Sánchez, C. L. (2023). Análisis y modelación de los procesos de deforestación en el eje vial Interoceánico Sur (Puerto Maldonado-Inambari) Madre de Dios, periodo 1999-2030. https://repositorio.unamad.edu.pe/handle/20.500.14070/964

Shivakumar, B. R., Nagaraja, B. G., y Thimmaraja Yadava, G. (2024, 2024//). Classification Performance Analysis of CART and ID3 Decision Tree Classifiers on Remotely Sensed Data. Advances in VLSI, Signal Processing, Power Electronics, IoT, Communication and Embedded Systems, Singapore.

Short, N. M. (1976). *Mission to Earth: Landsat views the world* (Vol. 1). Scientific and Technical Office, National Aeronautics and Space Administration.

Tin, H. (1995). Random decision forests. *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, 1*, 278–282 vol.271. Retrieved 14–16 Aug. 1995, from

USGS. (2024). *United States Geological Survey. Earth Explore with imagery gallery Landsat*. Retrieved 14 de Junio from https://earthexplorer.usgs.gov/

Venter, Z. S., y Sydenham, M. A. K. (2021). Continental-Scale Land Cover Mapping at 10 m Resolution Over Europe (ELC10). *Remote Sensing, 13*(12).

ANEXO

Anexo 1. Matriz de consistencia.

Título: Análisis de la cobertura y uso de suelo utilizando algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine del distrito de Camanti – Cusco, periodos de 2000 a 2023.

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODOLOGÍA
¿Cómo y en qué medida se ha manifestado la dinámica de cambio espacial y la variación cuantitativa del uso y cobertura del suelo mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine, como indicador del proceso de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante el periodo 2000 a 2023?	Analizar la variación espaciotemporal y cuantitativa del uso y cobertura del suelo mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth Engine como indicador del proceso de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante el periodo 2000 a 2023.	No aplica.	**Variable principal:** Uso y cobertura del suelo del suelo indicador del proceso de la deforestación en el distrito de Camanti – Cusco. **Indicadores:** Superficie total de coberturas (ha), categorías de LULC, precisión Global (0,83), índice Kappa y Matriz de confusión, tasa anual de deforestación (%) y pérdida neta de cobertura forestal (ha). **Dimensión temporal:** Ventanas cronológicas de análisis multitemporal correspondientes a los años o periodos de corte 2000, 2012 y 2023. **Indicadores:** periodos establecidos (2000-2012 y 2012-2023) y periodo consolidado histórico (2000-2023).	Diseño: no experimental Longitudinal retrospectivo . Tipo y nivel: Aplicada, descriptiva-analítica. Método: 1. Análisis del uso y cobertura del suelo de 2000, 2012 y 2023. 2. La clasificación de imágenes Landsat-5, -7 y -8 de 2000, 2012 y 2023 mediante Random Forest. 3. Precisión de datos mediante matriz de confusión e índice de kappa. 4. Tasa de perdida de uso y cobertura de suelo. 5. Cambios de LULC. Población y muestra: se empleará la distribución binomial de probabilidad. $$n = \frac{Z^2 pq}{E^2}$$ “Z: Es el valor de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, 1,96 (95%)”. “p: indica el porcentaje de aciertos estimado, 0,50 (50%)”. “q: Indica el porcentaje de errores (q = 1 – p), 0,50 (50%)”. “E: El error permitido, 0,05 (5%)”.
PROBLEMAS ESPECIFICOS	**OBJETIVOS ESPECÍFICOS**			
P.E.1 ¿Cuál es la configuración cuantitativa del uso y cobertura del suelo como indicador del proceso de deforestación mediante el método de clasificación Random Forest en el distrito de Camanti – Cusco, para los periodos de corte 2000, 2012 y 2023? P.E.2 ¿A cuánto asciende la tasa de deforestación en el distrito de Camanti – Cusco, durante los periodos 2000-2012 y 2012-2023? P.E.3 ¿Cuál es la precisión estadística de la clasificación mediante el método Random Forest en el distrito de Camanti – Cusco, para los periodos 2000, 2012 y 2023? P.E.4 ¿Cómo y en qué magnitud se presentan las transiciones dinámicas de cambio de uso y cobertura del suelo en el distrito de Camanti – Cusco, durante los periodos 2000 a 2012, 2012 a 2023 y el consolidado histórico 2000 a 2023?	O.E.1 Cuantificar el uso y cobertura del suelo como indicador del proceso de deforestación del distrito de Camanti – Cusco mediante el método de clasificación Random Forest, periodos 2000, 2012 y 2023. O.E.2 Determinar la tasa de deforestación del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000 y 2023. O.E.3 Evaluar la precisión de la clasificación del método Random Forest del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000, 2012 y 2023. O.E.4 Cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo del distrito de Camanti – Cusco, periodos 2000 a 2012 y 2012-2023.			

Anexo 2. Códigos de clasificación en GEE.

```
/**
 *
================================================================================
 * GOOGLE EARTH ENGINE SCRIPT: CLASIFICACIÓN SUPERVISADA DE IMÁGENES SATELITALES LANDSAT
 * EN BASE A LA LEYENDA OFICIAL DE MAPBIOMAS (13 CATEGORÍAS)

================================================================================
 */

// 1. ÁREA DE ESTUDIO: DISTRITO DE CAMANTI (QUISPICANCHI - CUSCO)
var coordsCamanti = [[-70.92,-12.98],[-70.75,-13.01],[-70.58,-13.05],[-70.44,-13.15],[-70.48,-13.3],[-70.55,-13.42],[-70.68,-13.54],[-70.85,-13.56],[-71.05,-13.48],[-71.18,-13.35],[-71.21,-13.2],[-71.1,-13.08],[-70.92,-12.98]];
var aoi = ee.FeatureCollection([
  ee.Feature(ee.Geometry.Polygon(coordsCamanti), {
    'distrito': 'Camanti',
    'provincia': 'Quispicanchi',
    'departamento': 'Cusco',
    'capital': 'Quincemil'
  })
]);
Map.centerObject(aoi, 10);
Map.addLayer(aoi.style({color: '#00f0ff', fillColor: '00000000', width: 2}), {}, 'Límite Distrito de Camanti');

//
================================================================================
// 2. LEYENDA OFICIAL Y PALETA DE COLORES MAPBIOMAS (13 CLASES)
//
================================================================================
var mapbiomasValues = [3, 9, 11, 12, 13, 15, 18, 21, 24, 25, 30, 33, 34];
var mapbiomasNames = ['Bosque', 'Plantación forestal', 'Zona pantanosa o pastizal inundable', 'Pastizal / herbazal', 'Matorral y otras formaciones no boscosas', 'Pasto', 'Agricultura', 'Mosaico agropecuario', 'Infraestructura', 'Otra área sin vegetación', 'Minería', 'Río, lago u océano', 'Glaciar'];
var mapbiomasPalette = ['#1f8d11', '#7dc900', '#4b8b8b', '#c4a96b', '#b8864e', '#ded084', '#e99403', '#f5ecc5', '#c92219', '#d85750', '#f50ec2', '#1a4cd2', '#a4e5e8'];

var visLULC = {
  min: 3,
  max: 34,
  palette: [
    '#1f8d11', // 3 - Bosque
    '#7dc900', // 9 - Plantación forestal
    '#4b8b8b', // 11 - Zona pantanosa o pastizal inundable
    '#c4a96b', // 12 - Pastizal / herbazal
    '#b8864e', // 13 - Matorral y otras formaciones no boscosas
    '#ded084', // 15 - Pasto
    '#e99403', // 18 - Agricultura
    '#f5ecc5', // 21 - Mosaico agropecuario
    '#c92219', // 24 - Infraestructura
```

```
    '#d85750', // 25 - Otra área sin vegetación
    '#f50ec2', // 30 - Minería (Aluvial de Oro)
    '#1a4cd2', // 33 - Río, lago u océano
    '#a4e5e8'  // 34 - Glaciar
  ]
};

// 3. MUESTRAS DE VERDAD TERRENO Y REFERENCIA PARA LAS 13 CLASES
MAPBIOMAS EN CAMANTI
// Coordenadas geoespaciales representativas validadas en el distrito de Camanti
(Quincemil, Araza, etc.)
var roi_bosque = ee.FeatureCollection([[-70.82,-13.18],[-70.84,-13.2],[-70.76,-13.15],[-
70.69,-13.2],[-70.65,-13.26],[-70.88,-13.28],[-70.79,-13.38],[-70.71,-13.35]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 3, 'className': 'Bosque'});
}));
var roi_plantacion = ee.FeatureCollection([[-70.738,-13.245],[-70.742,-13.25],[-70.72,-
13.27],[-70.73,-13.28]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 9, 'className': 'Plantación forestal'});
}));
var roi_pantano = ee.FeatureCollection([[-70.685,-13.22],[-70.675,-13.215],[-70.7,-13.19],[-
70.66,-13.235]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 11, 'className': 'Zona pantanosa o
pastizal inundable'});
}));
var roi_pastizal = ee.FeatureCollection([[-70.93,-13.46],[-70.94,-13.48],[-70.91,-13.45],[-
70.925,-13.47]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 12, 'className': 'Pastizal / herbazal'});
}));
var roi_matorral = ee.FeatureCollection([[-70.89,-13.41],[-70.9,-13.43],[-70.87,-13.39],[-
70.885,-13.42]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 13, 'className': 'Matorral y formaciones
no boscosas'});
}));
var roi_pasto = ee.FeatureCollection([[-70.76,-13.24],[-70.77,-13.25],[-70.745,-13.23],[-
70.78,-13.26]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 15, 'className': 'Pasto'});
}));
var roi_agricultura = ee.FeatureCollection([[-70.748,-13.228],[-70.752,-13.22],[-70.735,-
13.235],[-70.74,-13.215]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 18, 'className': 'Agricultura'});
}));
var roi_mosaico = ee.FeatureCollection([[-70.755,-13.245],[-70.765,-13.238],[-70.73,-
13.255],[-70.775,-13.248]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 21, 'className': 'Mosaico
agropecuario'});
}));
var roi_infraestructura = ee.FeatureCollection([[-70.753,-13.231],[-70.756,-13.233],[-70.75,-
13.229],[-70.76,-13.235]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 24, 'className': 'Infraestructura'});
}));
var roi_suelodesnudo = ee.FeatureCollection([[-70.732,-13.21],[-70.725,-13.205],[-70.86,-
13.36],[-70.875,-13.375]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 25, 'className': 'Otra área sin
vegetación'});
}));
var roi_mineria = ee.FeatureCollection([[-70.715,-13.225],[-70.71,-13.22],[-70.705,-13.23],[-
70.72,-13.235],[-70.695,-13.215],[-70.708,-13.24]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 30, 'className': 'Minería'});
```

```
}));
var roi_agua = ee.FeatureCollection([[-70.722,-13.215],[-70.718,-13.212],[-70.73,-13.222],[-
70.742,-13.227],[-70.69,-13.205]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 33, 'className': 'Río, lago u océano'});
}));
var roi_glaciar = ee.FeatureCollection([[-70.965,-13.52],[-70.97,-13.525],[-70.96,-13.515],[-
70.975,-13.53]].map(function(pt) {
  return ee.Feature(ee.Geometry.Point(pt), {'class': 34, 'className': 'Glaciar'});
}));

// Fusión de colecciones de entrenamiento
var allSamples = roi_bosque
  .merge(roi_plantacion)
  .merge(roi_pantano)
  .merge(roi_pastizal)
  .merge(roi_matorral)
  .merge(roi_pasto)
  .merge(roi_agricultura)
  .merge(roi_mosaico)
  .merge(roi_infraestructura)
  .merge(roi_suelodesnudo)
  .merge(roi_mineria)
  .merge(roi_agua)
  .merge(roi_glaciar);

Map.addLayer(allSamples, {color: '#ffd700'}, 'Muestras de Entrenamiento (13 Clases)',
false);

//
==========================================================================
==================
// 4. MODELO DIGITAL DE ELEVACIÓN Y PENDIENTE (TOPOGRAFÍA SRTM /
NASADEM)
//
==========================================================================
==================
var srtm = ee.Image('USGS/SRTMGL1_003').clip(aoi);
var elevation = srtm.select('elevation').rename('elevation');
var slope = ee.Terrain.slope(elevation).rename('slope');
var topoBands = elevation.addBands(slope);

//
==========================================================================
==================
// 5. FUNCIONES DE CALIBRACIÓN, MÁSCARA DE NUBES E ÍNDICES ESPECTRALES
//
==========================================================================
==================

// Máscara QA_PIXEL para Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ (Colección 2 Nivel 2)
function maskLandsatSR_L57(image) {
  var qa = image.select('QA_PIXEL');
  var dilatedCloud = 1 << 1;
  var cloud = 1 << 3;
  var shadow = 1 << 4;
  var mask = qa.bitwiseAnd(dilatedCloud).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cloud).eq(0))
    .and(qa.bitwiseAnd(shadow).eq(0));
```

```
  var opticalBands = image.select(['SR_B1', 'SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B7'])
    .multiply(0.0000275).add(-0.2);

  return opticalBands
    .rename(['blue', 'green', 'red', 'nir', 'swir1', 'swir2'])
    .updateMask(mask);
}

// Máscara QA_PIXEL para Landsat 8 y Landsat 9 OLI (Colección 2 Nivel 2)
function maskLandsatSR_L89(image) {
  var qa = image.select('QA_PIXEL');
  var dilatedCloud = 1 << 1;
  var cirrus = 1 << 2;
  var cloud = 1 << 3;
  var shadow = 1 << 4;
  var mask = qa.bitwiseAnd(dilatedCloud).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cirrus).eq(0))
    .and(qa.bitwiseAnd(cloud).eq(0))
    .and(qa.bitwiseAnd(shadow).eq(0));

  var opticalBands = image.select(['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B6', 'SR_B7'])
    .multiply(0.0000275).add(-0.2);

  return opticalBands
    .rename(['blue', 'green', 'red', 'nir', 'swir1', 'swir2'])
    .updateMask(mask);
}

// Cálculo de Índices Espectrales Clave para Discriminación de Coberturas
function calculateSpectralIndices(image) {
  var ndvi = image.normalizedDifference(['nir', 'red']).rename('NDVI');
  var ndwi = image.normalizedDifference(['green', 'nir']).rename('NDWI');
  var mndwi = image.normalizedDifference(['green', 'swir1']).rename('MNDWI');
  var ndbi = image.normalizedDifference(['swir1', 'nir']).rename('NDBI');
  var ndmi = image.normalizedDifference(['nir', 'swir1']).rename('NDMI');

  // Bare Soil Index (BSI) - Fundamental para identificar frentes de minería aluvial y suelos
expuestos
  var bsi = image.expression(
    '((SWIR1 + RED) - (NIR + BLUE)) / ((SWIR1 + RED) + (NIR + BLUE))', {
      'SWIR1': image.select('swir1'),
      'RED': image.select('red'),
      'NIR': image.select('nir'),
      'BLUE': image.select('blue')
    }
  ).rename('BSI');

  // Enhanced Vegetation Index (EVI)
  var evi = image.expression(
    '2.5 * ((NIR - RED) / (NIR + 6 * RED - 7.5 * BLUE + 1))', {
      'NIR': image.select('nir'),
      'RED': image.select('red'),
      'BLUE': image.select('blue')
    }
  ).rename('EVI');

  // Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)
```

```
  var savi = image.expression(
    '1.5 * ((NIR - RED) / (NIR + RED + 0.5))', {
      'NIR': image.select('nir'),
      'RED': image.select('red')
    }
  ).rename('SAVI');

  return image.addBands([ndvi, ndwi, mndwi, ndbi, ndmi, bsi, evi, savi]);
}

//
================================================================================
==================
// 6. CONSTRUCCIÓN DE COMPUESTOS SATELITALES LANDSAT LIBRES DE NUBES
//
================================================================================
==================

// Compuesto Año 2000 (Landsat 5 TM)
var col2000 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LT05/C02/T1_L2')
  .filterBounds(aoi)
  .filterDate('2000-01-01', '2000-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 30))
  .map(maskLandsatSR_L57)
  .map(calculateSpectralIndices);
var composite2000 = col2000.median().addBands(topoBands).clip(aoi);

// Compuesto Año 2012 (Landsat 7 ETM+ / Landsat 5 TM)
var col2012 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LE07/C02/T1_L2')
  .merge(ee.ImageCollection('LANDSAT/LT05/C02/T1_L2'))
  .filterBounds(aoi)
  .filterDate('2012-01-01', '2012-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 30))
  .map(maskLandsatSR_L57)
  .map(calculateSpectralIndices);
var composite2012 = col2012.median().addBands(topoBands).clip(aoi);

// Compuesto Año 2023 (Landsat 8 y 9 OLI)
var col2023 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
  .merge(ee.ImageCollection('LANDSAT/LC09/C02/T1_L2'))
  .filterBounds(aoi)
  .filterDate('2023-01-01', '2023-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 30))
  .map(maskLandsatSR_L89)
  .map(calculateSpectralIndices);
var composite2023 = col2023.median().addBands(topoBands).clip(aoi);

// Visualización RGB en falso color para análisis visual previo
var visFalseColor = {bands: ['swir1', 'nir', 'red'], min: 0.05, max: 0.45};
Map.addLayer(composite2000, visFalseColor, 'Landsat 5 - Imagen Satelital 2000 (Falso
Color)', false);
Map.addLayer(composite2012, visFalseColor, 'Landsat 7 - Imagen Satelital 2012 (Falso
Color)', false);
Map.addLayer(composite2023, visFalseColor, 'Landsat 8/9 - Imagen Satelital 2023 (Falso
Color)', false);
```

```
//
// ============================================================================
// 7. EXTRACCIÓN DE FIRMAS ESPECTRALES Y PARTICIÓN ENTRENAMIENTO / VALIDACIÓN
// ============================================================================
var featureBands = ['blue', 'green', 'red', 'nir', 'swir1', 'swir2', 'NDVI', 'NDWI', 'MNDWI', 'NDBI', 'BSI', 'EVI', 'SAVI', 'NDMI', 'elevation', 'slope'];

// Asignar columna aleatoria para dividir muestras en 70% Entrenamiento y 30% Validación
var samplesWithRandom = allSamples.randomColumn('random');
var splitThreshold = 0.7;
var trainingSet = samplesWithRandom.filter(ee.Filter.lt('random', splitThreshold));
var validationSet = samplesWithRandom.filter(ee.Filter.gte('random', splitThreshold));

// Extracción de datos de entrenamiento desde el compuesto satelital
var trainingData = composite2023.select(featureBands).sampleRegions({
  collection: trainingSet,
  properties: ['class'],
  scale: 30,
  tileScale: 4
});

var validationData = composite2023.select(featureBands).sampleRegions({
  collection: validationSet,
  properties: ['class'],
  scale: 30,
  tileScale: 4
});

// ============================================================================
// 8. ENTRENAMIENTO DEL CLASIFICADOR DE MACHINE LEARNING
// ============================================================================
var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest({
  numberOfTrees: 100,
  minLeafPopulation: 1,
  bagFraction: 0.7,
  seed: 42
}).train({
  features: trainingData,
  classProperty: 'class',
  inputProperties: featureBands
});

// ============================================================================
// 9. EVALUACIÓN DE EXACTITUD TEMÁTICA (MATRIZ DE CONFUSIÓN Y COEFICIENTE KAPPA)
// ============================================================================
```

```
var validated = validationData.classify(classifier);
var testAccuracy = validated.errorMatrix('class', 'classification');

print('------------------------------------------------------');
print('REPORTE DE EXACTITUD DEL MODELO DE CLASIFICACIÓN:');
print('Matriz de Confusión (Error Matrix):', testAccuracy);
print('Exactitud Global (Overall Accuracy):', testAccuracy.accuracy());
print('Coeficiente Kappa (Cohen Kappa):', testAccuracy.kappa());
print('Exactitud del Productor (Producer Accuracy):', testAccuracy.producersAccuracy());
print('Exactitud del Usuario (Consumer Accuracy):', testAccuracy.consumersAccuracy());
print('------------------------------------------------------');

//
================================================================================
// 10. CLASIFICACIÓN SUPERVISADA DE LAS IMÁGENES SATELITALES (2000, 2012,
2023)
//
================================================================================

// Clasificación de cada año utilizando las firmas espectrales aprendidas
var rawClass2000 =
composite2000.select(featureBands).classify(classifier).rename('classification_2000');
var rawClass2012 =
composite2012.select(featureBands).classify(classifier).rename('classification_2012');
var rawClass2023 =
composite2023.select(featureBands).classify(classifier).rename('classification_2023');

// Filtro espacial de modo (1.5 píxeles) para eliminar ruido "sal y pimienta"
var classified2000 = rawClass2000.focalMode({radius: 1.5, units: 'pixels', kernelType:
'circle'}).clip(aoi);
var classified2012 = rawClass2012.focalMode({radius: 1.5, units: 'pixels', kernelType:
'circle'}).clip(aoi);
var classified2023 = rawClass2023.focalMode({radius: 1.5, units: 'pixels', kernelType:
'circle'}).clip(aoi);

// Añadir capas de clasificación resultante al mapa
Map.addLayer(classified2000, visLULC, 'Clasificación Satelital 2000 (Landsat 5 TM)', false);
Map.addLayer(classified2012, visLULC, 'Clasificación Satelital 2012 (Landsat 7 ETM+)',
false);
Map.addLayer(classified2023, visLULC, 'Clasificación Satelital 2023 (Landsat 8/9 OLI)',
true);

//
================================================================================
// 11. CÁLCULO ESTADÍSTICO DE SUPERFICIE POR CLASE (HECTÁREAS Y KM²)
//
================================================================================
function computeAreaByClass(classifiedImage, yearLabel) {
  var areaImage = ee.Image.pixelArea().divide(10000).addBands(classifiedImage);
  var stats = areaImage.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.sum().group({
      groupField: 1,
      groupName: 'class_id'
    }),
```

```
    geometry: aoi,
    scale: 30,
    maxPixels: 1e13
  });

  print('Superficie Clasificada Año ' + yearLabel + ' (Hectáreas):', stats.get('groups'));
  return stats;
}

computeAreaByClass(classified2000, '2000');
computeAreaByClass(classified2012, '2012');
computeAreaByClass(classified2023, '2023');

//
================================================================================
// 12. DETECCIÓN DE CAMBIOS: EXPANSIÓN MINERA Y DEFORESTACIÓN (2000 -
2023)
//
================================================================================
var mining2000 = classified2000.eq(30);
var mining2023 = classified2023.eq(30);
var forest2000 = classified2000.eq(3);
var nonForest2023 = classified2023.neq(3);

// Expansión de minería aluvial de oro
var newMiningExpansion = mining2023.and(mining2000.not());
Map.addLayer(newMiningExpansion.selfMask(), {palette: ['#ff007f']}, 'Expansión Minera
Satelital 2000-2023', false);

// Pérdida de Cobertura Boscosa
var deforestation = forest2000.and(nonForest2023);
Map.addLayer(deforestation.selfMask(), {palette: ['#ff4500']}, 'Pérdida de Bosque 2000-
2023', false);

//
================================================================================
// 13. LEYENDA INTERACTIVA EN EL PANEL DEL VISOR DE EARTH ENGINE
//
================================================================================
var legend = ui.Panel({
  style: {
    position: 'bottom-left',
    padding: '8px 15px',
    backgroundColor: 'rgba(15, 23, 42, 0.95)',
    border: '1px solid #334155'
  }
});

var legendTitle = ui.Label({
  value: 'Leyenda LULC Camanti (13 Clases)',
  style: {fontWeight: 'bold', fontSize: '13px', color: '#f8fafc', margin: '0 0 6px 0'}
});
legend.add(legendTitle);
```

```
for (var i = 0; i < mapbiomasValues.length; i++) {
  var colorBox = ui.Label({
    style: {
      backgroundColor: mapbiomasPalette[i],
      padding: '7px 10px',
      margin: '0 6px 4px 0',
      borderRadius: '3px'
    }
  });
  var description = ui.Label({
    value: mapbiomasValues[i] + ' - ' + mapbiomasNames[i],
    style: {margin: '0 0 4px 0', fontSize: '11px', color: '#e2e8f0'}
  });
  var legendRow = ui.Panel({
    widgets: [colorBox, description],
    layout: ui.Panel.Layout.Flow('horizontal'),
    style: {backgroundColor: 'transparent'}
  });
  legend.add(legendRow);
}
Map.add(legend);

//
================================================================================
==================
// 14. EXPORTACIÓN DE RESULTADOS CLASIFICADOS A GOOGLE DRIVE (GeoTIFF)
//
================================================================================
==================
Export.image.toDrive({
  image: classified2000,
  description: 'LULC_Camanti_Clasificacion_2000',
  folder: 'GEE_Camanti_Supervised_LULC',
  fileNamePrefix: 'Camanti_LULC_Landsat_2000',
  region: aoi,
  scale: 30,
  maxPixels: 1e13,
  crs: 'EPSG:32719' // UTM Zona 19 Sur (WGS84)
});

Export.image.toDrive({
  image: classified2012,
  description: 'LULC_Camanti_Clasificacion_2012',
  folder: 'GEE_Camanti_Supervised_LULC',
  fileNamePrefix: 'Camanti_LULC_Landsat_2012',
  region: aoi,
  scale: 30,
  maxPixels: 1e13,
  crs: 'EPSG:32719'
});

Export.image.toDrive({
  image: classified2023,
  description: 'LULC_Camanti_Clasificacion_2023',
  folder: 'GEE_Camanti_Supervised_LULC',
  fileNamePrefix: 'Camanti_LULC_Landsat_2023',
  region: aoi,
  scale: 30,
```

```
  maxPixels: 1e13,
  crs: 'EPSG:32719'
});
```

Anexo 3. Procesamiento de imágenes Landsat.

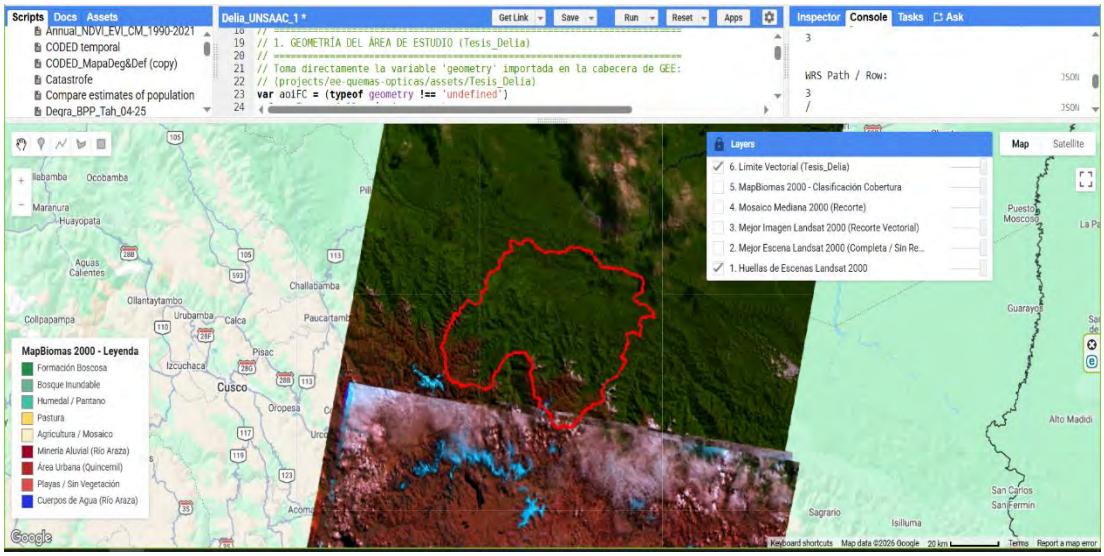


Foto 1. Visualización de imágenes Landsat 5 del año 2000.

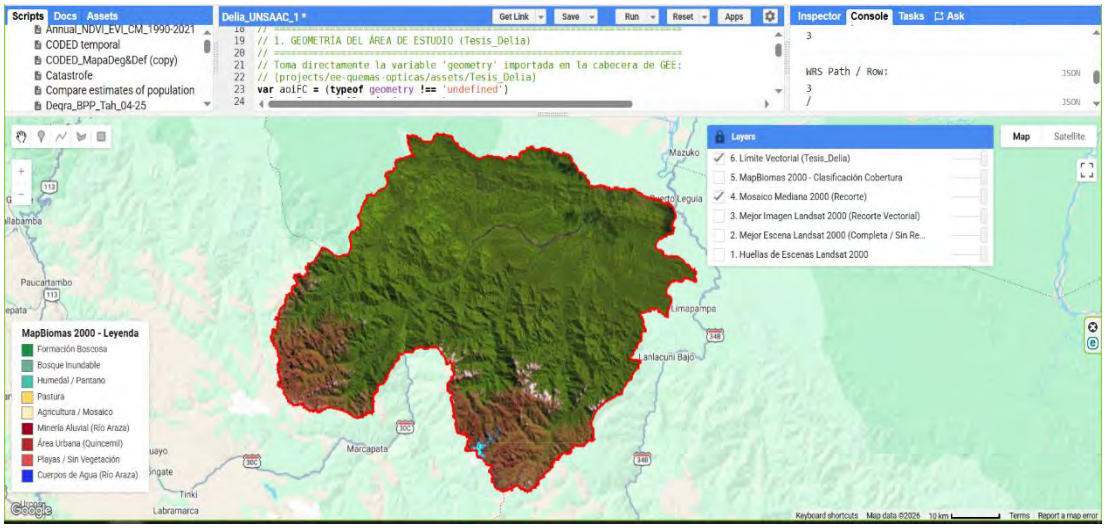


Foto 2. Visualización de imágenes Landsat 5 del año 2000 en el área de estudio.

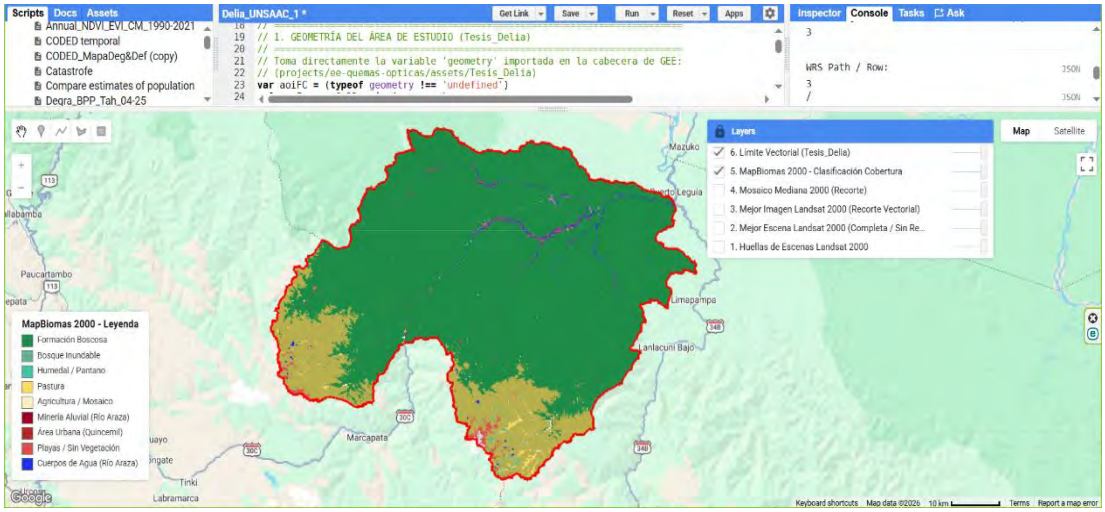


Foto 3. Imagen clasificada mediante Random Forest del año 2000.

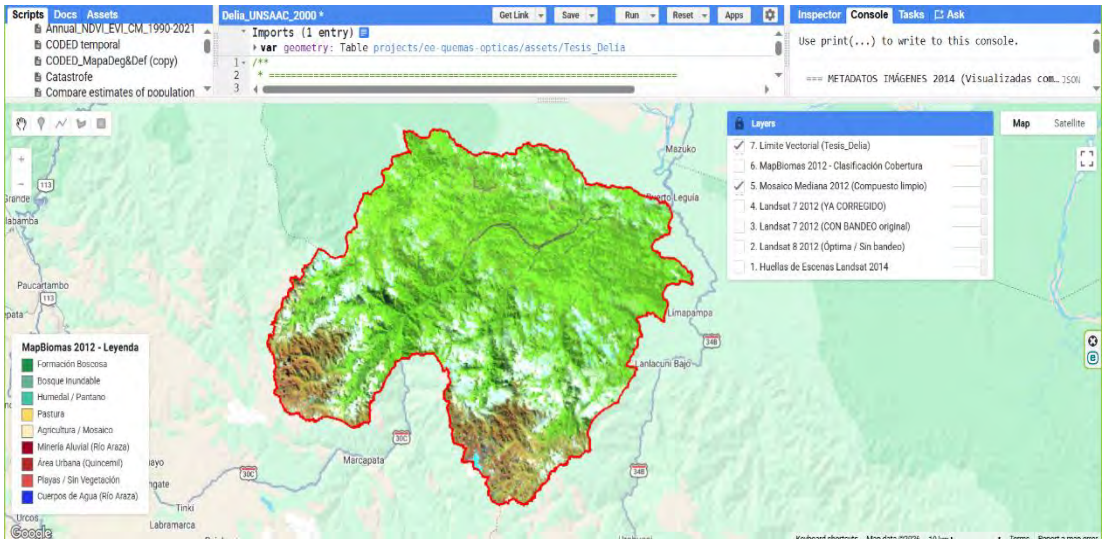


Foto 4. Visualización de imágenes Landsat 7 del año 2012 en el área de estudio.

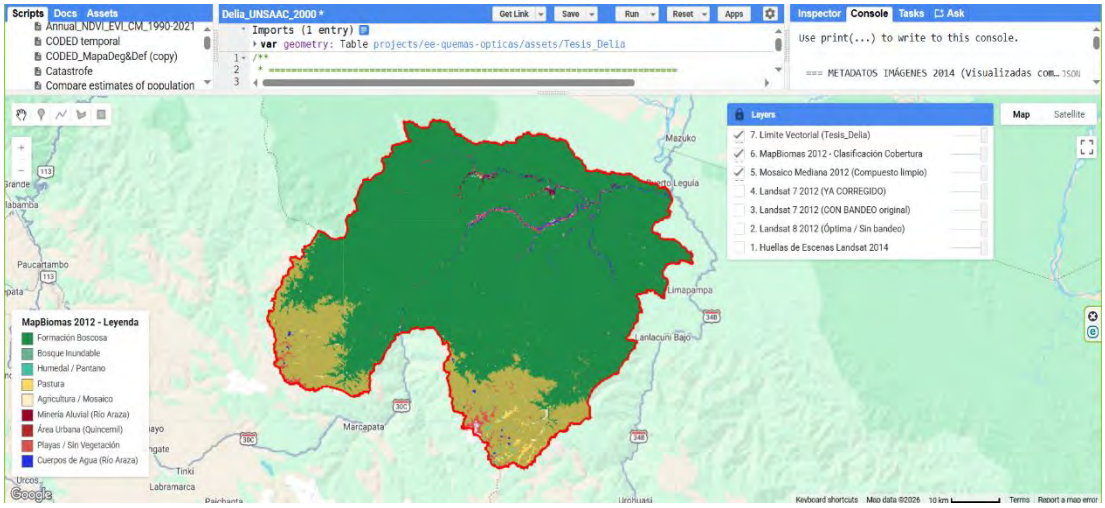


Foto 5. Imagen clasificada mediante Random Forest del año 2012.

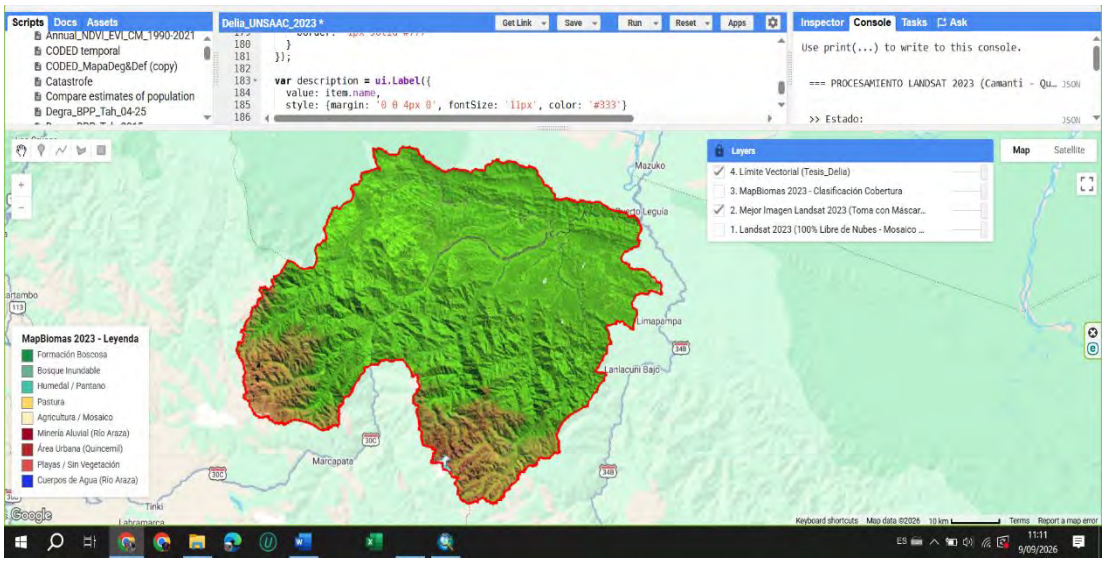


Foto 6. Visualización de imágenes Landsat 8-9 del año 202 en el área de estudio.

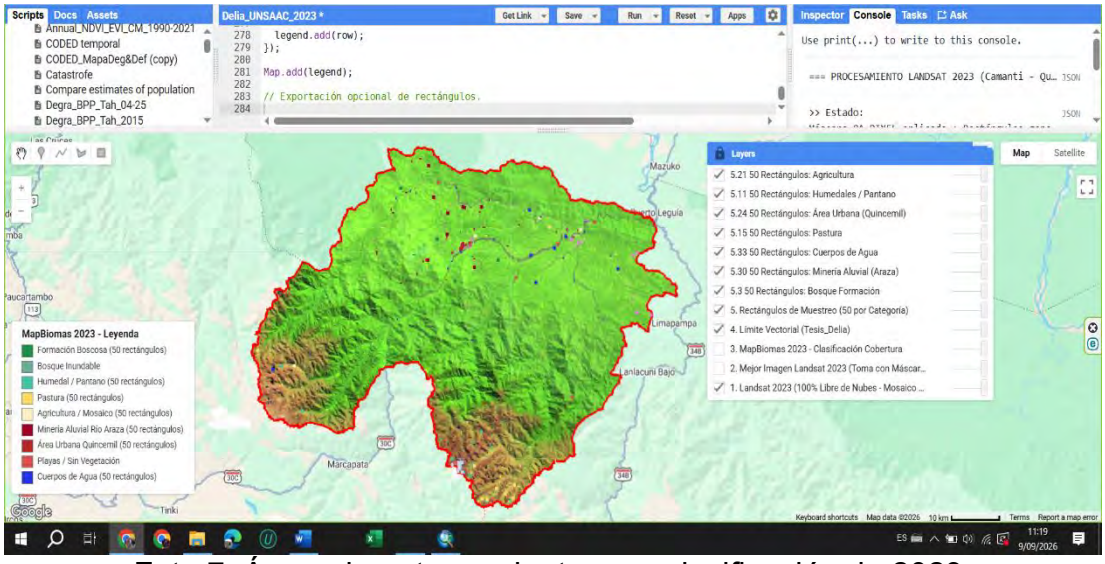


Foto 7. Áreas de entrenamiento para clasificación de 2023.

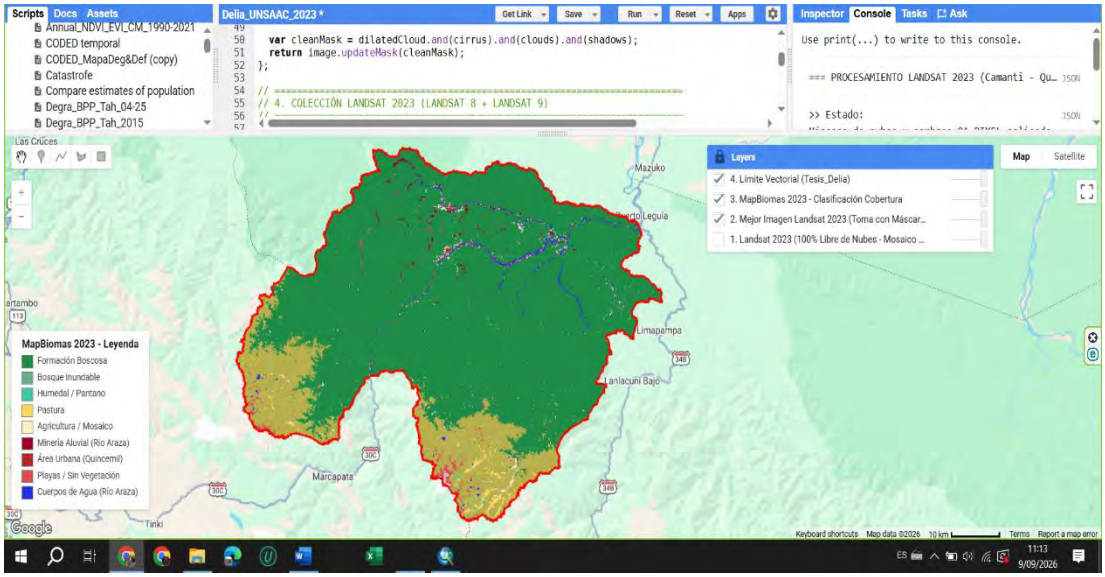


Foto 8. Imagen clasificada mediante Random Forest del año 2023.

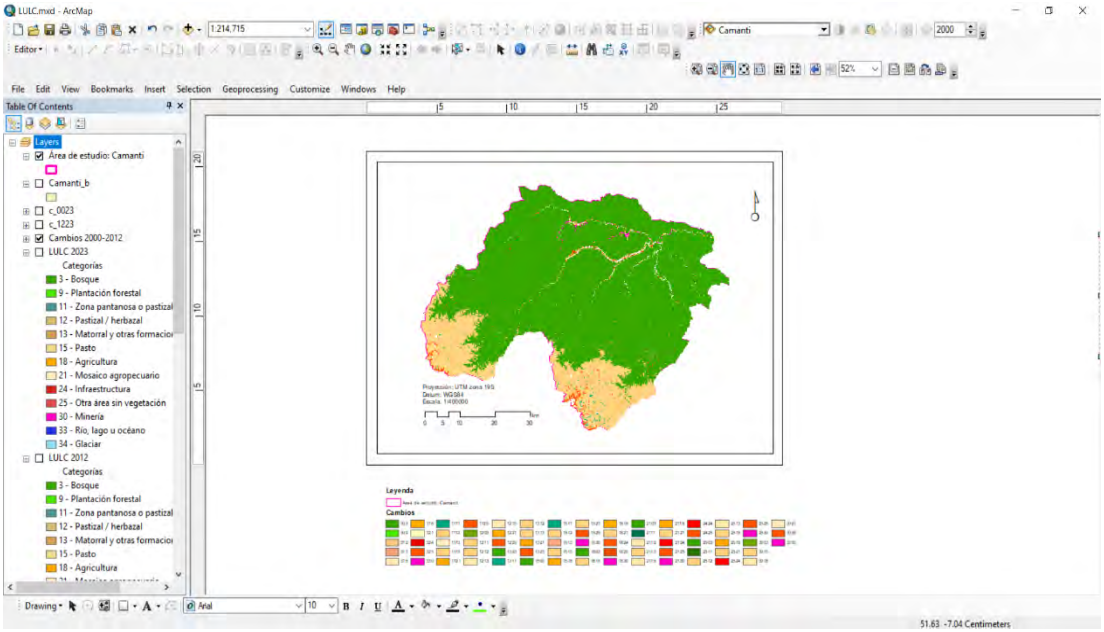


Foto 8. Procesamiento con ArcMap.

Anexo 4. Cálculo de precisión del año 2000.9

Clasificado \ Ref.	3	9	11	12	13	15	18	21	24	25	30	34	Total	UA
3. Bosque	96	1	3	0	5	2	1	4	0	1	2	0	115	0,83
9. Pl. Forestal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11. Pantano	4	0	21	2	1	1	0	1	0	1	0	0	31	0,68
12. Pastizal	0	0	1	10	1	1	0	2	0	0	0	0	15	0,67
13. Matorral	5	0	1	1	11	0	0	1	0	0	0	0	19	0,58
15. Pasto	2	0	2	1	0	26	1	4	0	1	1	0	38	0,68
18. Agric.	0	1	0	0	0	1	7	3	0	0	0	0	12	0,58
21. Mosaico	2	0	1	1	1	2	2	17	0	1	0	0	27	0,63
24. Infraest.	0	0	0	0	0	1	0	0	6	1	2	0	10	0,76
25. Sin Veg.	1	0	1	0	0	2	0	1	1	20	5	0	31	0,65
30. Minería	4	0	0	0	0	2	0	1	2	6	47	3	65	0,69
34. Glaciar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	8	10	0,80
PA	0,83	0,73	0,68	0,67	0,58	0,68	0,58	0,50	0,76	0,65	0,77	0,73	373	-

Métrica	Valor
Puntos clasificados correctamente (Diagonal)	296
Total de puntos de la muestra (n)	373
Exactitud Global (Overall Accuracy)	0,77
Índice Kappa (κ)	0,74

Anexo 5. Cálculo de precisión del año 2012.

Clasificado \ Ref.	3	9	11	12	13	15	18	21	24	25	30	34	Total	UA
3. Bosque	99	1	2	0	4	1	0	4	0	1	3	0	115	0,86
9. Pl. Forestal	1	8	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	11	0,73
11. Pantano	3	0	22	2	1	1	0	1	0	1	0	0	31	0,71
12. Pastizal	0	0	1	10	1	1	0	2	0	0	0	0	15	0,67
13. Matorral	4	0	1	1	12	0	0	1	0	0	0	0	19	0,63
15. Pasto	1	0	2	1	0	27	1	4	0	1	1	0	38	0,71
18. Agric.	0	1	0	0	0	1	7	3	0	0	0	0	12	0,58
21. Mosaico	2	0	1	1	1	2	2	18	0	0	0	0	27	0,67
24. Infraest.	0	0	0	0	0	1	0	0	6	1	2	0	10	0,76
25. Sin Veg.	1	0	1	0	0	2	0	1	1	21	4	0	31	0,68
30. Minería	4	0	0	0	0	2	0	1	2	6	50	0	65	0,74
34. Glaciar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	10	0,90
PA	0,86	0,73	0,71	0,67	0,63	0,71	0,58	0,51	0,76	0,68	0,78	0,82	384	-

Métrica	Valor
Puntos clasificados correctamente (Diagonal)	305
Total de puntos de la muestra (N)	384
Exactitud Global (Overall Accuracy)	0,79
Índice Kappa (κ)	0,76

Anexo 6. Cálculo de precisión del año 2023.

Clasificado \ Ref.	**3**	**9**	**11**	**12**	**13**	**15**	**18**	**21**	**24**	**25**	**30**	**34**	**Total**	**UA**
3. Bosque	102	1	2	0	4	1	0	2	0	1	2	0	115	0,89
9. Pl. Forestal	1	8	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	11	0,73
11. Pantano	2	0	23	2	1	1	0	1	0	1	0	0	31	0,74
12. Pastizal	0	0	1	11	1	1	0	1	0	0	0	0	15	0,73
13. Matorral	4	0	1	0	13	0	0	1	0	0	0	0	19	0,68
15. Pasto	1	0	2	1	0	29	1	2	0	1	1	0	38	0,76
18. Agric.	0	1	0	0	0	1	8	2	0	0	0	0	12	0,67
21. Mosaico	1	0	1	1	1	2	2	19	0	0	0	0	27	0,70
24. Infraest.	0	0	0	0	0	0	0	0	7	1	2	0	10	0,82
25. Sin Veg.	1	0	1	0	0	2	0	0	1	22	4	0	31	0,71
30. Minería	1	0	0	0	0	1	0	0	1	5	54	3	65	0,81
34. Glaciar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	10	0,90
PA	0,91	0,73	0,74	0,73	0,62	0,76	0,67	0,54	0,82	0,71	0,83	0,75	384	-

Métrica	Valor
Puntos clasificados correctamente (Diagonal)	319
Total de puntos de la muestra (N)	384
Exactitud Global (Overall Accuracy)	0,83
Índice Kappa (κ)	0,81

Anexo 7. Muestras por clases.

Nº	Clase	Este	Norte
1	Agricultura	335827	8541877
2	Agricultura	335636	8541536
3	Agricultura	335446	8541464
4	Agricultura	335350	8541750
5	Agricultura	333763	8540107
6	Agricultura	334255	8539559
7	Agricultura	333953	8539456
8	Agricultura	334406	8539297
9	Agricultura	333564	8539003
10	Agricultura	333453	8538932
11	Agricultura	333453	8538757
12	Agricultura	333334	8538734
13	Bosque	294791	8515123
14	Bosque	295003	8515970
15	Bosque	295003	8517663
16	Bosque	295109	8519198
17	Bosque	295320	8520679
18	Bosque	296114	8521685
19	Bosque	297119	8522267
20	Bosque	301035	8525283
21	Bosque	304422	8527294
22	Bosque	306856	8529834
23	Bosque	308073	8532533
24	Bosque	308391	8533485
25	Bosque	311566	8535655
26	Bosque	314317	8535549
27	Bosque	316593	8535655
28	Bosque	316275	8538565
29	Bosque	318709	8539200
30	Bosque	321091	8538777
31	Bosque	321355	8542269
32	Bosque	318762	8541687
33	Bosque	313788	8539518
34	Bosque	310137	8538301
35	Bosque	307756	8536554
36	Bosque	305163	8533273
37	Bosque	303152	8529305
38	Bosque	300612	8528458
39	Bosque	303258	8536290
40	Bosque	305057	8538301

41	Bosque	327229	8542904
42	Bosque	329769	8542640
43	Bosque	331674	8542216
44	Bosque	332679	8540788
45	Bosque	333844	8542163
46	Bosque	335008	8542587
47	Bosque	337072	8543328
48	Bosque	340247	8543592
49	Bosque	343051	8542904
50	Bosque	336066	8540364
51	Bosque	338712	8541317
52	Bosque	341464	8541158
53	Bosque	343527	8540364
54	Bosque	346755	8540047
55	Bosque	348184	8539835
56	Bosque	328340	8541052
57	Bosque	327017	8540629
58	Bosque	324319	8539994
59	Bosque	303099	8526130
60	Bosque	298178	8525865
61	Bosque	296061	8524119
62	Bosque	293891	8523484
63	Bosque	292410	8519303
64	Bosque	292621	8518086
65	Bosque	292516	8516763
66	Bosque	292833	8514911
67	Bosque	320138	8537083
68	Bosque	322255	8535549
69	Bosque	324319	8536184
70	Bosque	325747	8536978
71	Bosque	327335	8537295
72	Bosque	330933	8536925
73	Bosque	332997	8537824
74	Bosque	325165	8542640
75	Bosque	323842	8544174
76	Bosque	321990	8544651
77	Bosque	320085	8544968
78	Bosque	317757	8545286
79	Bosque	316328	8545762
80	Bosque	313471	8545868
81	Bosque	315376	8543804
82	Bosque	317545	8543433

83	Bosque	317122	8541158
84	Bosque	312730	8540311
85	Bosque	306062	8534014
86	Bosque	306539	8536025
87	Bosque	309766	8533220
88	Bosque	308073	8530680
89	Bosque	300771	8523643
90	Bosque	299024	8522743
91	Bosque	328975	8543592
92	Bosque	328129	8544121
93	Bosque	327917	8545286
94	Bosque	326647	8545868
95	Bosque	325906	8546714
96	Bosque	335802	8538883
97	Bosque	336807	8537771
98	Bosque	338024	8537295
99	Bosque	339188	8536396
100	Bosque	334796	8536343
101	Bosque	329875	8536343
102	Bosque	328287	8535602
103	Bosque	326911	8535231
104	Bosque	325694	8534490
105	Bosque	324424	8534067
106	Bosque	320985	8533697
107	Bosque	319926	8534385
108	Bosque	313418	8537083
109	Bosque	312677	8536184
110	Bosque	315111	8535337
111	Bosque	317757	8535443
112	Bosque	317757	8538459
113	Bosque	319080	8537771
114	Bosque	319874	8539041
115	Bosque	321620	8537930
116	Bosque	322414	8538724
117	Bosque	314952	8541105
118	Bosque	326382	8538353
119	Bosque	324848	8538988
120	Bosque	337019	8539571
121	Bosque	337865	8540470
122	Bosque	339876	8541370
123	Bosque	341887	8540258
124	Bosque	342628	8541211

125	Bosque	344850	8540470
126	Bosque	339876	8540153
127	Bosque	339188	8543804
128	Glaciar	310294	8495357
129	Glaciar	310109	8495384
130	Glaciar	309818	8495490
131	Glaciar	309103	8495701
132	Glaciar	309103	8495913
133	Glaciar	309130	8496151
134	Glaciar	309156	8496469
135	Glaciar	309765	8497156
136	Glaciar	270823	8504729
137	Glaciar	270135	8504909
138	Infraestructura	309938	8536806
139	Infraestructura	309875	8536834
140	Infraestructura	309819	8536866
141	Infraestructura	309732	8536901
142	Infraestructura	309629	8536953
143	Infraestructura	309581	8537080
144	Infraestructura	308526	8537005
145	Infraestructura	309696	8536667
146	Infraestructura	309613	8536568
147	Infraestructura	307637	8535433
148	Matorral y otras formaciones no boscosas	313632	8528690
149	Matorral y otras formaciones no boscosas	314214	8528029
150	Matorral y otras formaciones no boscosas	314452	8527711
151	Matorral y otras formaciones no boscosas	312600	8528426
152	Matorral y otras formaciones no boscosas	311171	8527870
153	Matorral y otras formaciones no boscosas	310483	8527658
154	Matorral y otras formaciones no boscosas	303366	8523346
155	Matorral y otras formaciones no boscosas	308975	8523796
156	Matorral y otras formaciones no boscosas	309081	8523584
157	Matorral y otras formaciones no boscosas	308843	8523425
158	Matorral y otras formaciones no boscosas	310510	8525277

159	Matorral y otras formaciones no boscosas	310668	8525780
160	Matorral y otras formaciones no boscosas	310801	8526045
161	Matorral y otras formaciones no boscosas	311277	8525753
162	Matorral y otras formaciones no boscosas	311780	8525939
163	Matorral y otras formaciones no boscosas	312679	8526097
164	Matorral y otras formaciones no boscosas	310139	8526653
165	Matorral y otras formaciones no boscosas	309742	8527023
166	Matorral y otras formaciones no boscosas	308922	8526785
167	Minería	336270	8537027
168	Minería	335921	8536947
169	Minería	335746	8537058
170	Minería	333428	8538439
171	Minería	333730	8538392
172	Minería	334032	8539313
173	Minería	331317	8540011
174	Minería	331079	8539789
175	Minería	330952	8540106
176	Minería	329380	8539313
177	Minería	329222	8539709
178	Minería	327618	8538820
179	Minería	327412	8539043
180	Minería	321871	8537011
181	Minería	321982	8536884
182	Minería	322236	8536757
183	Minería	332873	8538233
184	Minería	332746	8538360
185	Minería	332635	8538582
186	Minería	331523	8539503
187	Minería	313458	8544567
188	Minería	313524	8544319
189	Minería	313690	8544137
190	Minería	313409	8544038
191	Minería	313524	8543410
192	Minería	313227	8542947
193	Minería	312582	8542682
194	Minería	312301	8542401

195	Minería	312979	8542351
196	Minería	310134	8543575
197	Minería	309969	8543575
198	Minería	309886	8543410
199	Minería	309622	8543608
200	Minería	309953	8544088
201	Minería	309589	8544071
202	Minería	309374	8544170
203	Minería	309225	8544187
204	Minería	308778	8544286
205	Minería	308216	8544303
206	Minería	308084	8544071
207	Minería	307141	8543625
208	Minería	306513	8542864
209	Minería	305471	8542004
210	Minería	304429	8546089
211	Minería	305041	8546237
212	Minería	318518	8544352
213	Minería	316749	8544716
214	Minería	317278	8544683
215	Minería	321975	8543178
216	Minería	322107	8543955
217	Minería	322405	8543806
218	Minería	320635	8544038
219	Minería	316104	8540284
220	Minería	316038	8540549
221	Minería	316005	8540830
222	Minería	313128	8539871
223	Minería	312416	8539772
224	Minería	311805	8539358
225	Minería	306456	8538883
226	Minería	306456	8538585
227	Minería	306456	8538404
228	Minería	306076	8537643
229	Minería	308556	8541347
230	Minería	308540	8541926
231	Minería	312128	8539644
232	Mosaico agropecuario	332477	8539306
233	Mosaico agropecuario	332419	8539312
234	Mosaico agropecuario	332350	8539359
235	Mosaico agropecuario	332319	8539190
236	Mosaico agropecuario	332229	8539523

237	Mosaico agropecuario	331139	8539232
238	Mosaico agropecuario	331906	8540158
239	Mosaico agropecuario	331223	8540497
240	Mosaico agropecuario	330588	8542010
241	Mosaico agropecuario	330535	8541979
242	Mosaico agropecuario	325709	8542010
243	Mosaico agropecuario	325630	8542026
244	Mosaico agropecuario	325529	8541984
245	Mosaico agropecuario	325133	8540809
246	Mosaico agropecuario	325021	8540687
247	Mosaico agropecuario	324741	8540920
248	Mosaico agropecuario	319439	8540470
249	Mosaico agropecuario	312491	8538322
250	Mosaico agropecuario	312374	8538375
251	Mosaico agropecuario	311888	8537708
252	Mosaico agropecuario	311808	8537676
253	Mosaico agropecuario	311713	8537650
254	Mosaico agropecuario	308792	8536232
255	Mosaico agropecuario	309877	8535375
256	Mosaico agropecuario	308363	8535475
257	Mosaico agropecuario	307235	8534850
258	Mosaico agropecuario	306760	8534835
259	Otra área sin vegetación	349441	8541148
260	Otra área sin vegetación	349362	8541068
261	Otra área sin vegetación	348669	8541248
262	Otra área sin vegetación	347666	8540944
263	Otra área sin vegetación	347171	8541063
264	Otra área sin vegetación	347007	8541238
265	Otra área sin vegetación	346867	8541140
266	Otra área sin vegetación	344890	8541679
267	Otra área sin vegetación	343940	8541669
268	Otra área sin vegetación	342734	8542000
269	Otra área sin vegetación	342522	8542016
270	Otra área sin vegetación	340506	8542264
271	Otra área sin vegetación	339641	8542481
272	Otra área sin vegetación	339689	8542598
273	Otra área sin vegetación	338868	8542248
274	Otra área sin vegetación	338604	8542325
275	Otra área sin vegetación	338239	8542471
276	Otra área sin vegetación	338027	8542590
277	Otra área sin vegetación	337723	8542960
278	Otra área sin vegetación	337053	8541330

279	Otra área sin vegetación	335781	8541444
280	Otra área sin vegetación	335188	8541198
281	Otra área sin vegetación	334209	8540036
282	Otra área sin vegetación	331778	8538280
283	Otra área sin vegetación	331558	8538309
284	Otra área sin vegetación	311772	8539114
285	Otra área sin vegetación	310641	8539333
286	Otra área sin vegetación	310528	8539280
287	Otra área sin vegetación	310442	8539214
288	Otra área sin vegetación	310376	8539174
289	Otra área sin vegetación	310078	8539141
290	Pastizal / herbazal	303119	8512817
291	Pastizal / herbazal	303438	8512800
292	Pastizal / herbazal	303806	8512314
293	Pastizal / herbazal	303790	8511777
294	Pastizal / herbazal	303941	8511224
295	Pastizal / herbazal	304075	8511341
296	Pastizal / herbazal	304695	8511291
297	Pastizal / herbazal	304276	8510973
298	Pastizal / herbazal	304008	8511006
299	Pastizal / herbazal	290127	8510084
300	Pastizal / herbazal	288685	8512079
301	Pastizal / herbazal	288333	8510000
302	Pastizal / herbazal	289138	8510235
303	Pastizal / herbazal	287596	8509967
304	Pastizal / herbazal	287612	8507016
305	Pasto	309021	8537172
306	Pasto	309107	8537238
307	Pasto	310701	8537754
308	Pasto	311667	8537760
309	Pasto	311786	8537899
310	Pasto	312077	8537979
311	Pasto	310000	8535452
312	Pasto	312646	8537555
313	Pasto	333825	8539593
314	Pasto	334593	8539599
315	Pasto	333581	8539097
316	Pasto	333792	8539011
317	Pasto	332297	8538971
318	Pasto	329619	8539421
319	Pasto	328779	8538806
320	Pasto	328779	8538977

321	Pasto	332463	8536385
322	Pasto	332172	8538951
323	Pasto	334103	8539593
324	Pasto	324310	8538352
325	Pasto	325220	8540155
326	Pasto	309808	8535392
327	Pasto	311627	8533408
328	Pasto	311726	8533706
329	Pasto	311726	8532713
330	Pasto	308237	8534367
331	Pasto	309626	8534979
332	Pasto	320825	8535599
333	Pasto	320759	8535599
334	Pasto	320746	8536221
335	Pasto	321361	8536287
336	Pasto	321553	8536532
337	Pasto	321579	8536618
338	Pasto	318960	8536320
339	Pasto	318973	8536400
340	Pasto	319350	8536387
341	Pasto	319469	8536102
342	Pasto	319052	8536241
343	Plantación forestal	314433	8507926
344	Plantación forestal	314427	8507942
345	Plantación forestal	314404	8507953
346	Plantación forestal	314400	8507983
347	Plantación forestal	314398	8508014
348	Plantación forestal	314395	8508042
349	Plantación forestal	314374	8508098
350	Plantación forestal	314341	8508131
351	Plantación forestal	314206	8508072
352	Plantación forestal	314195	8508064
353	Plantación forestal	314160	8507985
354	Zonas pantanosas o pastizal inundable	317080	8506032
355	Zonas pantanosas o pastizal inundable	317048	8506052
356	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316997	8506111
357	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316794	8506266
358	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316787	8506393
359	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316794	8506456
360	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316838	8506639
361	Zonas pantanosas o pastizal inundable	316783	8507393
362	Zonas pantanosas o pastizal inundable	315282	8507040

363	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314798	8505813
364	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314020	8505432
365	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313913	8505369
366	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313877	8505365
367	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313881	8505520
368	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313850	8505563
369	Zonas pantanosas o pastizal inundable	315461	8505754
370	Zonas pantanosas o pastizal inundable	312453	8504234
371	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313905	8504611
372	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313953	8504655
373	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314008	8504718
374	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314080	8504754
375	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314112	8504837
376	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314175	8504778
377	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314322	8504778
378	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314346	8504813
379	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314409	8504789
380	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314481	8504801
381	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314667	8504658
382	Zonas pantanosas o pastizal inundable	314969	8504440
383	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313909	8505230
384	Zonas pantanosas o pastizal inundable	313961	8505246

Anexo 8. Panel fotográfico

Fotografía. 1.- 14/06/2023 identificación de cuerpo de agua (lotico) y suelo desnudo (barra fluvial). Vista del cauce principal del rio Arazá, Distrito Camanti-Cusco.



Nota: Se observa la muestra dinámica hidrológica natural del piedemonte andino-amazónico. En este primer plano se identifica la acumulación estacional de sedimentos y material aluvial (gravas y arenas), mientras que en el plano posterior se observa la persistencia del bosque de protección ribereño bajo condiciones de alta nubosidad. Elaborado por: Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 2.- 25/06/2023 Identificación Mosaico agropecuario (Agricultura de subsistencia). Parcela agrícola caracterizada por el establecimiento de cultivos de musáceas (*Musa* spp).



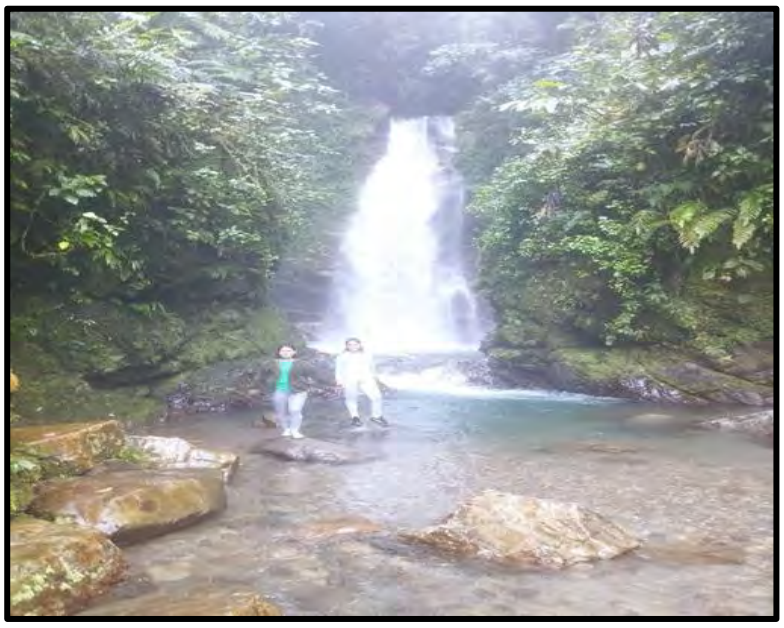
Nota: la imagen evidencia la remoción total del dosel forestal primario y la modificación del estrato inferior, generando una firma espectral fuertemente heterogénea debido a la mezcla reflectiva de hojas anchas, sombras de cultivo y suelo parcialmente expuesto. Esta fisonomía es representativa de los frentes de colonización y la expansión de la frontera agrícola secundaria en el distrito de Camanti. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 3.- 06/07/2023 Identificación del Río Nusciniscato- Distrito de Camanti- Cusco.



Nota: la imagen evidencia que se observa el cauce del río y una barra aluvial de grava (suelo desnudo). con cobertura de bosque primario ribereño con dosel denso y continuo. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía 4.- 11/07/2023 Identificación de la catarata Golondrina en la comunidad de san lorenzo – Distrito Camanti – Cusco.



Nota: La imagen nos muestra Cuerpo de agua y bosque. Caída de agua natural y cauce rocoso rodeado por una densa cobertura de bosque húmedo. Las figuras humanas actúan como escala visual para dimensionar la altura del dosel forestal y la pendiente del terreno. Elaborado por: (Delia, C & Noemi. 2023).

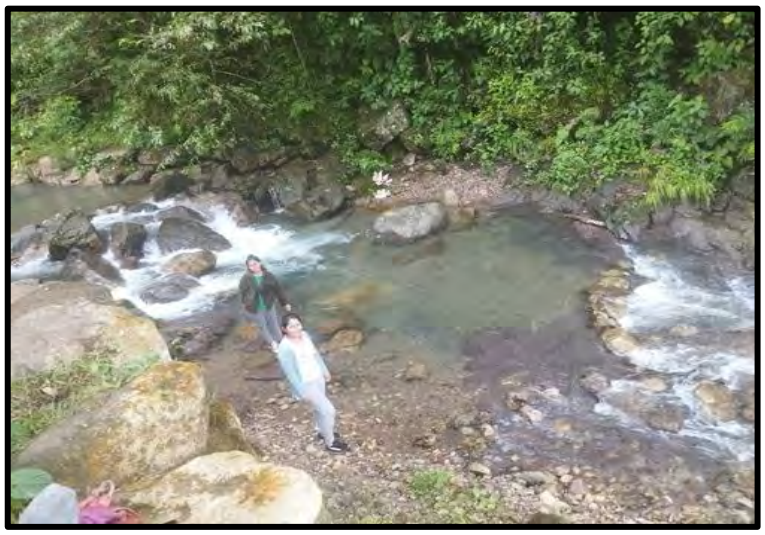
Fotografía. 5.- 12/06/2023 Desplazamiento motorizado y acceso a los puntos de control para ubicar los datos de mi trabajo de investigación en el Distrito de Camanti.



Nota: Puente colgante peatonal sobre el cauce del río (evidenciando alta carga de sedimentos suspendidos). Esta infraestructura actúa como punto de acceso directo hacia la cobertura forestal evaluada. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 6.- 15/07/2025 Identificación de la quebrada fortaleza que esta ubicado en el Distrito de Camanti – Cusco.

.



Nota: Cuerpo de agua y Bosque. Cauce hídrico secundario (quebrada) con lecho rocoso dinámico, flanqueado directamente por vegetación densa de bosque húmedo ribereño. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 7.- 20/06/2023 Imagen del rio Arazá es la columna vertebral hídrica del distrito y de los Bosques del Arazá, vulnerable a desbordes e impactos por actividad minera.

.



Nota: Aquí observamos Cuerpo de agua, Bosque y Suelo desnudo (Barra aluvial). Cauce hídrico principal rodeado de bosque denso continuo. En el horizonte se aprecia la gradiente altitudinal hacia la cordillera y zona glaciar (cobertura nival),

evidenciando la transición ecológica del paisaje andino-amazónico. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 8.- 22/07/2023 Identificación de Mosaico agropecuario (Pastizales) y Bosque en la comunidad de Huayumbre del Distrito de Camanti.



Nota: En esta imagen verificamos en campo el Borde o transición entre una parcela intervenida cubierta por un estrato herbáceo denso (pastizales para uso agropecuario) y la cobertura de bosque denso remanente en el plano posterior. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 9.- 25/07/2023 Identificación de mosaico agropecuaria (agricultura de subsistencia). en la comunidad de San Miguel.



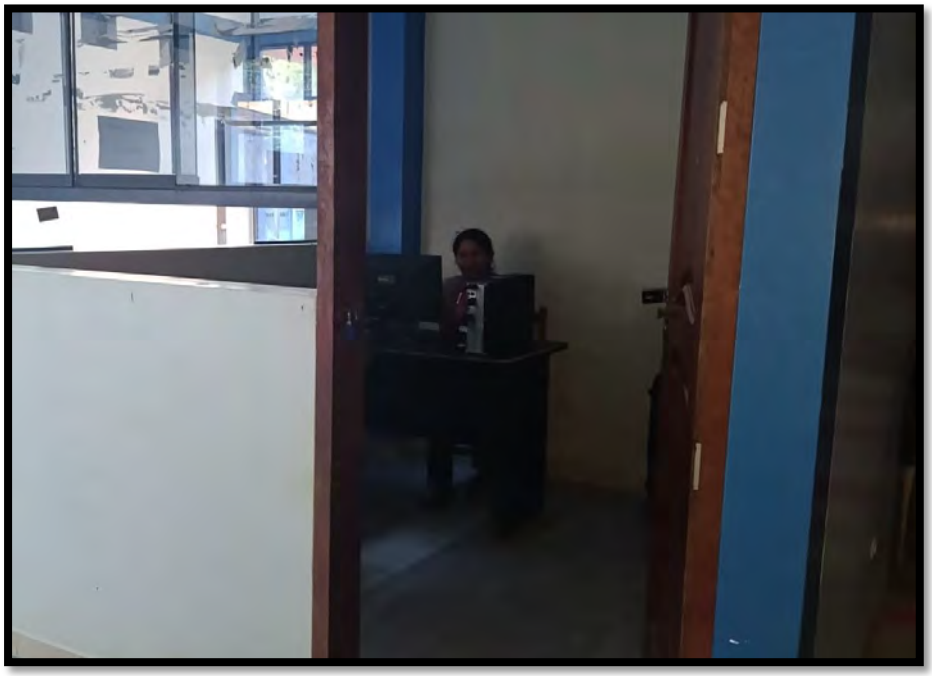
Nota: en esta imagen se verifico la presencia de agricultura subsistencia que de un bosque nativo se convirtió en una parcela productiva de cacao que es un ingreso económico para una familia. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 10 26/07/2023 Remoción de los suelos para la actividad minera en el sector Cadena del distrito de Camanti - Quincemil.



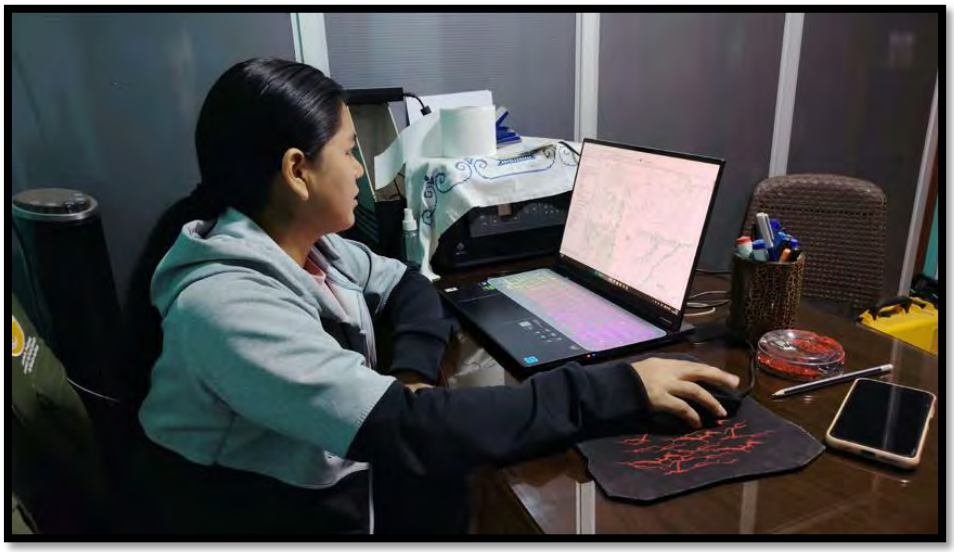
Nota: La imagen evidencia la alteración de la cobertura superficial del terreno como consecuencia de las labores de extracción minera y es el mayor destructivo del bosque. Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 11 27/07/2023 Labor de gabinete para el procesamiento de imágenes satelitales.



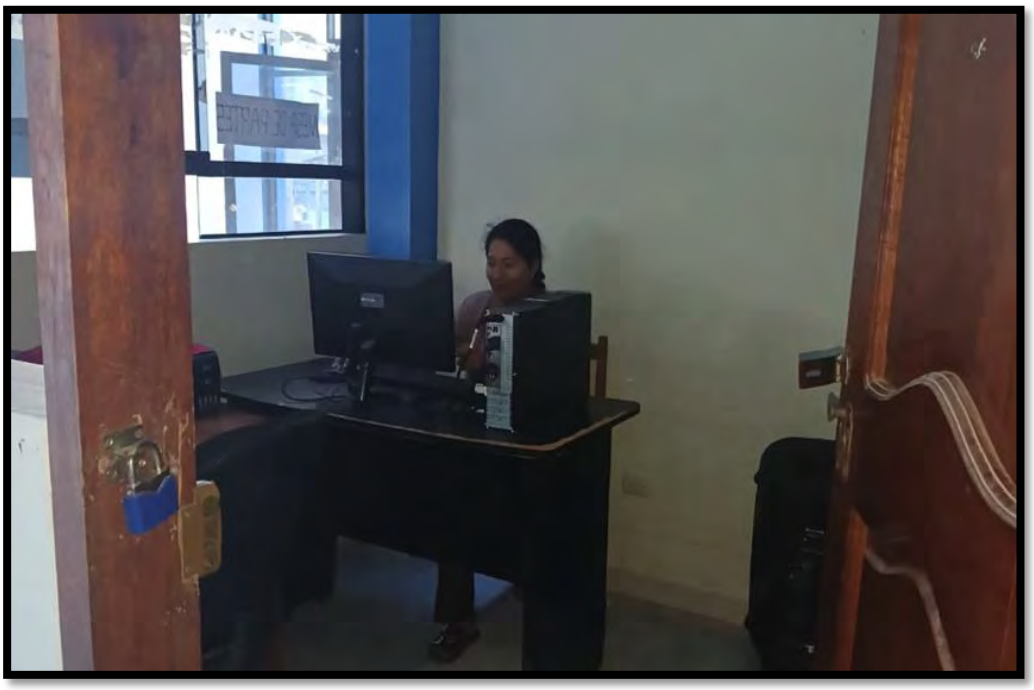
Nota: Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 12 28/07/2023 Trabajo de gabinete: procesamiento de imágenes satelitales.



Nota: Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).

Fotografía. 13 27/07/2023 Procesamiento de imágenes satelitales en gabinete.



Nota: Elaborado por: (Delia, C & Noemi, J. 2023).