

UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE



TESIS

**“EVALUACIÓN TEMPORAL DE LA DEFORESTACIÓN Y LA
DEGRADACIÓN FORESTAL UTILIZANDO EL ENFOQUE
CLASLITE EN UN BOSQUE FRAGMENTADO DE LA AMAZONIA
DE MADRE DE DIOS”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE: INGENIERO
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**

AUTORES:

Bachiller:

PINEDO NOA, Anthony Alexander

ASESOR:

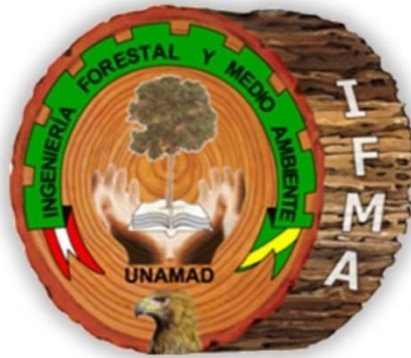
Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

Puerto Maldonado, marzo de 2025

UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS

FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**



TESIS

**“EVALUACIÓN TEMPORAL DE LA DEFORESTACIÓN Y LA
DEGRADACIÓN FORESTAL UTILIZANDO EL ENFOQUE
CLASLITE EN UN BOSQUE FRAGMENTADO DE LA AMAZONIA
DE MADRE DE DIOS”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE: INGENIERO
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**

AUTORES:

Bachiller:

PINEDO NOA, Anthony Alexander

ASESOR:

Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

Puerto Maldonado, marzo de 2025

Dedicatoria

Mi tesis se la dedico a mis padres Rosa Isabel Noa Caimachi y Valerio Pinedo Mora por su esfuerzo, sacrificios y apoyo incondicional durante mi formación profesional y por creer en mí, mis abuelos Roberto Noa Andia y Juan Noa Andia de quienes aprendí mucho sobre los bosques; mis queridos abuelos QEPD. Manuel Pinedo y Valentina Mora quienes sé que están orgullosos de su nieto por su formación profesional concluida, a mi tío Raúl Pinedo Mora quien siempre fue mi guía y ejemplo para seguir adelante y alcanzar mis metas como profesional.

También esta tesis está dedicado a los dos grandes motores de mi vida mis hijas Daenerys Khaleesi Pinedo Hermoza y Maisie Jelena Pinedo Hermoza por quienes día a día me esfuerzo como persona y profesional y mi esposa Gabriela Hermosa por su apoyo y comprensión.

A todas los docentes que me formaron durante mi etapa de formación profesional, mis compañeros y profesionales que me complementaron como persona y profesional los consejos sabios impartidos durante toda la vida.

RST-RI_Evaluación temporal de la deforestación y la degradación forestal utilizando el enfoque claslite en un bosque fragmentado de la amazonia de Madre de Dios

INFORME DE ORIGINALIDAD



FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.unamad.edu.pe	15%
Fuente de Internet		
2	cdn.www.gob.pe	1%
Fuente de Internet		
3	docplayer.es	1%
Fuente de Internet		
4	oa.upm.es	1%
Fuente de Internet		
5	repositorio.unfv.edu.pe	1%
Fuente de Internet		

Agradecimientos

Doy gracias al Creador por otorgarme la resiliencia necesaria para culminar esta etapa profesional, permitiéndome levantarme ante cada obstáculo con determinación. A mis padres, les debo una gratitud infinita por creer en mis sueños; su apoyo moral y material ha sido fundamental. Agradezco a mi madre por estar presente en cada jornada de esfuerzo, brindándome el aliento necesario para no rendirme. La educación y el ejemplo que me han dado son los pilares de mi formación humana y profesional. Asimismo, mi gratitud hacia mi asesor por su valiosa dirección académica. Este trabajo es el resultado del esfuerzo compartido y del soporte incondicional de quienes me rodearon.

Resumen

El mapeo y monitoreo del bosque que sufre deforestación y degradación forestal usando la teledetección ha sido una actividad fundamental para la gestión y conservación de los bosques. El mapeo de perturbaciones forestales está ganando impulso a través de la teledetección a pesar de que aún existen grandes desafíos. El presente estudio se realizó para evaluar la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023. Este estudio se basó en datos satelitales ópticos (Landsat 5 TM de 2005 y Landsat 8 OLI/TIRS de 2023) y la desmezcla espectral de estos conjuntos de datos que produjeron una cobertura fraccional (proporción de vegetación, vegetación no fotosintética y suelo desnudo). Bajo el entorno de las herramientas CLASlite, se produjo el mapeo de la deforestación y degradación forestal con una brecha de 18 años. Los resultados muestran una deforestación de 1 709,86 ha para 2005, y de 23 056,92 ha para 2023. Mientras que la degradación forestal de 5 842,60 ha para 2005 y 17 287,10 ha para 2023. La perturbación general del bosque fue de 1 821,71 ha al año⁻¹ (-1,40) entre 2005 y 2023, lo que resulta en una tasa de deforestación promedio de 1 041,41 ha al año⁻¹ (-0,80) y una degradación forestal de 780,61 ha al año⁻¹ (-0,60). Para los años 2005 y 2023, se estableció un modelo general con una exactitud del 83,60% y un 86,90%, respectivamente. La concordancia de kappa mostró 0,753 y 0,804, siendo catalogada como "Considerable" y "Casi perfecta". Los cambios del bosque reporto un incremento en la extensión de la deforestación y la degradación forestal con un total de 23 889,00 ha (57,41%) para la deforestación y 17 724,54 ha (42,59%) para la degradación forestal.

Palabras clave: Perturbación forestal, análisis de mezcla espectral, cobertura fraccional, cambio de cobertura.

Abstract

Remote sensing mapping and monitoring of deforestation and forest degradation is a fundamental activity for forest management and conservation. The mapping of forest disturbance through remote sensing is gaining momentum, although there are still major challenges. The present study was conducted to assess deforestation and forest degradation using the CLASlite approach in a fragmented forest in the Madre de Dios Amazon between 2005 and 2023. This study was based on optical satellite data (Landsat 5 TM from 2005 and Landsat 8 OLI/TIRS from 2023) and spectral unmixing of these datasets, which provided fractional coverage (proportion of vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil). In the CLASlite tools environment, deforestation and forest degradation maps were produced with an 18-year gap. The results show deforestation of 1 709.86 ha for 2005 and 23 056.92 ha for 2023. While forest degradation was 5 842.60 ha for 2005 and 17 287.10 ha for 2023. The total forest disturbance was 1 821.71 ha/yr⁻¹ (-1.40) between 2005 and 2023, resulting in an average deforestation rate of 1 041.41 ha/yr⁻¹ (-0.80) and forest degradation of 780.61 ha/yr⁻¹ (-0.60). For the years 2005 and 2023, a general model with an accuracy of 83.60% and 86.90%, respectively, was established. The kappa agreement was 0.753 and 0.804, classified as "considerable" and "almost perfect". The forest changes reported an increase in the extent of deforestation and forest degradation with a total of 23 889.00 ha (57.41%) for deforestation and 17 724.54 ha (42.59%) for forest degradation.

Key words: Forest disturbance, spectral mixture analysis, fractional cover, change in cover.

Índice de contenidos

	Pág.
Dedicatoria.....	i
Agradecimientos	ii
Resumen	iii
Abstract.....	iv
Introducción	11
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	15
1.1 Descripción del problema	15
1.2 Formulación del problema	16
1.2.1 Problema general	16
1.2.2 Problemas específicos	16
1.3 Objetivos de la investigación.....	17
1.3.1 Objetivo general	17
1.3.2 Objetivos específicos	17
1.4 Variables de la investigación.....	17
1.4.1 Identificación de variables.....	17
1.5 Operacionalización de variables	18
1.6 Hipótesis	19
1.7 Justificación e importancia	19
1.8 Consideraciones éticas.....	20
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	21
2.1 Antecedentes de la investigación	21
2.2 Base teórica.....	24
2.2.1 Bosque.....	24

2.2.2 Bosque fragmentado.....	24
2.2.3 No bosque.....	25
2.2.4 Perturbaciones forestales	25
2.2.5 Deforestación.....	25
2.2.6 Degradación forestal.....	26
2.2.7 Principios básicos de teledetección	26
2.2.8 CLASlite.....	27
2.2.9 Vegetación fotosintética (VF).....	27
2.2.10 Vegetación no fotosintética (VNF)	28
2.2.11 CLASlite y Landsat	32
2.3 Definición de términos	33
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	34
3.1 Tipo de estudio	34
3.2 Diseño del estudio	34
3.3 Delimitación espacial y temporal.....	34
3.4 Población y muestra	35
3.5 Método y técnicas.....	37
3.6 Tratamiento de datos	39
3.6.1 Procesamiento de datos	39
3.6.2 Precisión de datos	44
3.6.4 Análisis estadístico	46
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	48
4.1 Cobertura fraccional asistido por CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios.....	48
4.2 Deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios.....	50

4.3 Tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal	54
4.3.1 Evaluación de precisión de CLASlite	56
4.4 Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios	59
CONCLUSIONES	62
SUGERENCIAS.....	64
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	65
ANEXOS.....	78

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Operacionalización de variables	18
Tabla 2. Características de imágenes Landsat 5 TM y 8 OLI	39
Tabla 3. Coeficiente de kappa	45
Tabla 4. Cuantificación de la degradación forestal y deforestación	52
Tabla 5. Tasa de degradación forestal y deforestación	55
Tabla 6. Matriz de confusión e Índice de kappa de puntos aleatorizados frente a datos de CLASlite de Landsat TM 2005	57
Tabla 7. Matriz de confusión e Índice de kappa de datos de campo e imágenes de alta resolución frente a datos de CLASlite de Landsat OLI 2023.....	58
Tabla 8. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2005-2023.....	60

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Ubicación de área de estudio.	35
<i>Figura 2.</i> Muestras distribuidas por estratos en el área de estudio.....	37
<i>Figura 3.</i> Imagen Landsat 5 TM de 2005 (izquierda) y 8 OLI de 2023 (derecha) del área de estudio.	40
<i>Figura 4.</i> Enmascaramiento de las imágenes de los años 2005 (izquierda) y 2023 (derecha).	41
<i>Figura 5.</i> Validación de la cobertura boscosa, evaluación de la degradación de los bosques y monitoreo de la deforestación utilizando imágenes satelitales de alta resolución como las proporcionadas por PeruSAT-1, con una resolución espacial de 0,7 metros por 0,70 metros (a), así como de 2,8 metros por 2,8 metros (a). También se emplean imágenes de WorldView, con una resolución espacial de 0,38 metros por 0,38 metros (b), y de PlanetScope, con una resolución de 3 metros por 3 metros (c).	46
<i>Figura 6.</i> Cobertura fraccional: vegetación fotosintética (a), vegetación no fotosintética (b) y sustrato (suelo) desnudo (c) del año 2005.	49
<i>Figura 7.</i> Cobertura fraccional: vegetación fotosintética (a), vegetación no fotosintética (b) y sustrato (suelo) desnudo (c) del año 2023.	49
<i>Figura 8.</i> Deforestación y degradación forestal en el 2023.....	51
<i>Figura 9.</i> Deforestación y degradación forestal en el 2005.....	51
<i>Figura 10.</i> Degradación forestal y deforestación de los años 2005 y 2023..	52
<i>Figura 11.</i> Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal para 2005-2023.	59

Índice de anexos

	Pág.
Anexo 1. Matriz de consistencia.	79
Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en el área de estudio.	80
Anexo 3. Panel fotográfico.	89

Introducción

La Amazonía ha sido referida como "el paisaje contiguo más grande del mundo" (García-Quintana et al. 2020, p. 1). Con 7,4 millones de km², la Amazonía constituye el 4,9 por ciento de los continentes del mundo, asimismo, la biosfera terrestre es una parte esencial del ciclo global del carbono (Le Quéré et al. 2016) donde, el 50% del carbono almacenado en los bosques tropicales está en la Amazonía (Pan et al. 2011).

La deforestación implica la tala antropogénica de bosques a gran escala, mientras que la degradación forestal se produce principalmente a partir de conversiones a pequeña escala de la cubierta forestal persistente y sutil disminución, lo que en última instancia da lugar a un mosaico paisajístico compuesto por bosques no degradados, secundarios y fragmentados (Yesuf et al. 2019). Ambos procesos suelen ir acompañados de cambios marcados en la estructura forestal, la composición de especies y la biodiversidad (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Tarazona et al. 2018; Ram-Kumar et al. 2020).

Aunque las técnicas de teledetección han permitido la detección y el seguimiento fiables de la deforestación en los bosques tropicales, no ha ocurrido lo mismo con la degradación de los bosques (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Ram-Kumar et al. 2020). Ya sean perturbaciones naturales, antropogénicas, a escala del paisaje o dentro del bosque, cuantificar la degradación de los bosques tropicales ha sido históricamente un desafío (Barlow J Fau - Lennox et al. 2016; Yesuf et al. 2019). El principal obstáculo es que la estimación de la degradación requiere la identificación de cambios sutiles en la cubierta del dosel que se producen en escalas espaciales pequeñas, que por lo general no están fácilmente disponibles a partir de datos de detección remota (Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Sin embargo, cada vez es más claro que las estimaciones confiables de la degradación forestal en la Amazonia son vitales, ya que la proporción de bosques globales afectados por la degradación está aumentando más rápido que las áreas afectadas por la deforestación (Asner et al. 2009; Yesuf et al. 2019).

Inicialmente, los datos de Landsat con resolución de (30 por 30) m se han utilizado para el mapeo de la cobertura forestal y la aplicación del programa CLASlite para detectar la deforestación y la perturbación de los bosques en la región tropical (Ram-Kumar et al. 2020). La deforestación se define como la ausencia permanente de cobertura forestal (disminución de la vegetación fotosintética y aumento del sustrato del suelo). Mientras tanto, la perturbación se refiere a parches de áreas no boscosas en áreas boscosas, así como a la vegetación natural no boscosa, como pastizales y matorrales, y la reducción del área boscosa (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Ram-Kumar et al. 2020). Automated Monte Carlo Unmixing (AMCU) es una técnica prometedora para generar una cobertura fraccionada del dosel forestal y su estudio de series de tiempo utilizando CLASlite puede indicar las diversas clases y niveles de degradación. Esta técnica proporciona un método fiable de seguimiento de la degradación forestal (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Ram-Kumar et al. 2020).

El uso de proporciones de cambio en las áreas forestales, como las que informan las evaluaciones de recursos forestales mundiales (FAO 2016; FAO 2020), enmascara las diferencias a escala nacional (Keenan et al. 2015; Yesuf et al. 2019). 2015). Esto se debe a que los paisajes de la Amazonia suelen ser heterogéneos y dependen de la dinámica socioeconómica específica de la región, por lo que informar valores únicos de pérdida de bosques puede ser engañoso (Yesuf et al. 2019). Es probable que un enfoque desagregado que destaque las tasas regionales de deforestación y degradación forestal refleje las diferencias matizadas en los paisajes de los bosques Amazónicos (Yesuf et al. 2019; Alarcon-Aguirre et al. 2021). De manera similar, un enfoque desagregado permite un análisis de los factores impulsores del cambio en la cobertura del suelo (CCUS) específicos de la región y estimaciones de su intensificación (MINAM 2020; Alarcon-Aguirre et al. 2021; MINAM 2022). A pesar de la naturaleza heterogénea y específica de la región de la deforestación y la degradación en los bosques Amazónicos, muchos estudios aún brindan estimaciones promedio y pocos miden la degradación forestal (MINAM 2020; Alarcon-Aguirre et al. 2021; MINAM 2022).

Los estudios sobre el cambio de la cobertura terrestre a menudo están sesgados hacia la pérdida de bosques (Yesuf et al. 2019), a pesar de la evidencia de que los bosques en regeneración poseen una recuperación de biomasa más rápida, una mayor productividad y una mayor absorción de carbono en comparación con los bosques antiguos (Keenan et al. 2015; Dlamini 2017; Tarazona et al. 2018). Además, estudios recientes indican que la regeneración forestal puede desempeñar un papel importante en la mitigación de los efectos del cambio climático (World-Health-Organization 2018; Yesuf et al. 2019). Por lo tanto, hacer de las ganancias forestales una prioridad de investigación puede complementar los mandatos centrales de los mecanismos de Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación (REDD) (World-Health-Organization 2018).

En la Amazonia de Madre de Dios, las estimaciones fiables de las tasas de deforestación y degradación forestal se ven afectadas por la escasez de datos de referencia unificados sobre la cubierta forestal que reflejen los cambios (Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Esto ha dado lugar a diferentes estimaciones de la deforestación y, en algunos casos, a evaluaciones polémicas del cambio de la cubierta forestal (Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Varios estudios han intentado caracterizar los cambios que tienen lugar en los bosques de Madre de Dios (Alarcon-Aguirre et al. 2021); otros se han centrado en la discriminación de la pérdida de cobertura por tipo de actividad (Asner y Tupayachi 2017; Caballero et al. 2018; Alarcon-Aguirre et al. 2021), o comparar la precisión de diferentes enfoques en la estimación de pérdidas de cobertura forestal (Chávez et al. 2013; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2022). La mayoría de estos estudios utilizan la diferenciación de imágenes de píxeles completos para evaluar el cambio de la cubierta forestal, lo que no tiene en cuenta los procesos a pequeña escala causados por la degradación forestal (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Barlow J Fau - Lennox et al. 2016; Dlamini 2017; Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Aunque el Perú y la Amazonia en general ha presentado un Nivel de Referencia Forestal en marco a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático

(CMNUCC), solo incluye reducciones de emisiones por deforestación y no incluye degradación, lo que destaca aún más la importancia de evaluar la degradación forestal en la cuenca Amazónica y específicamente en la Amazonia de Madre de Dios (Yesuf et al. 2019).

El estudio, evaluó la deforestación y degradación forestal de la Amazonia de Madre de Dios mediante un análisis de subpíxeles sobre la base de la fracción de cobertura con una resolución de $\leq 0,1$ ha. Los factores que podrían acelerar el proceso de deforestación y degradación forestal aún no se han estudiado bien en el contexto de la Amazonia de Madre de Dios. Aunque se han realizado muchos estudios sobre el dosel forestal y su dinámica, forestación, restauración, deforestación y degradación forestal en diferentes partes del mundo, a nivel local aun es limitado.

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción del problema

Los estudios basados en teledetección han medido la deforestación y el cambio forestal, pero muy pocos han medido la degradación de los bosques, ya que es más complejo evaluar la degradación de los bosques a partir de imágenes de satélite, pero también es difícil obtener los índices de degradación y fragmentación de los bosques (Chicas et al. 2016). El monitoreo y evaluación de la degradación del bosque se ha convertido un aspecto fundamental en los últimos años, especialmente en el contexto de la Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación Forestal (REDD+) (Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020). La deforestación y la degradación de los bosques en los países en desarrollo son una de las principales causas del cambio climático, posiblemente el problema ambiental mundial más grave (World-Health-Organization 2018). Los bosques de la Amazonía tienen una tasa de degradación del 38 por ciento, las emisiones de carbono de esta degradación totalizan hasta 0,2 petagramos de carbono por año (Pg C/año), lo que equivale, si no es mayor, a las emisiones de la deforestación de la Amazonía (0,06 a 0,21 Pg C/año) (Lapola et al. 2023). En este contexto, los esfuerzos de mitigación contra el cambio climático global deben incluir consideraciones para reducir la deforestación tropical y la degradación forestal (Lapola et al. 2023).

Madre de Dios es una de las regiones Amazónicas del país con mayor cubierta forestal, más de la mitad del territorio regional se encuentra bajo algún tipo de protección de Áreas Naturales Protegidas (ANP) (Alarcon-Aguirre et al. 2021). Sin embargo, la cubierta boscosa en Madre de Dios se ve amenazada por varios factores de deforestación y degradación forestal, que van desde la agricultura de subsistencia hasta la demanda mundial de especies

maderables, y en las últimas décadas pero en zonas focalizadas la minería de oro (Caballero et al. 2018; Alarcon-Aguirre et al. 2021). En la Amazonia de Madre de Dios, la deforestación y la degradación forestal se han relacionado con la fragmentación del hábitat, pérdida de biodiversidad y degradación del suelo, si la deforestación y la degradación forestal continúan sin cesar en la Amazonia, el impacto puede ser irreversible, no solo a nivel ambiental sino también en el sustento de las comunidades que dependen de ella (Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Lapola et al. 2023). Por lo tanto, la identificación oportuna de la deforestación y, lo que es más importante, la degradación forestal en varias escalas espaciales y temporales utilizando los algoritmos de CLASlite para medir, analizar y mapear puede proporcionar información útil para la planificación y gestión sostenible de los bosques.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿Cuánto es la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1 ¿Como es la cobertura fraccional del proceso asistido en CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?

P.E.2 ¿Cuánto es la deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?

P.E.3 ¿Cuánto es la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?

P.E.4 ¿Cómo son los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Evaluar la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023.

1.3.2 Objetivos específicos

O.E.1 Estimar la cobertura fraccional del proceso asistido en CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.

O.E.2 Determinar la deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.

O.E.3 Determinar la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.

O.E.4 Cuantificar los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.

1.4 Variables de la investigación

1.4.1 Identificación de variables

Variable Dependiente: Deforestación y degradación forestal en los años 2005 y 2023.

Variable Independiente: Comportamiento de la unidad mínima de las imágenes Landsat en función a la deforestación y degradación forestal.

1.5 Operacionalización de variables

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

Tabla 1. *Operacionalización de variables*

Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Ítems
Variable independiente				
El uso del procesamiento asistido en CLASlite y su cobertura fraccional permite evaluar el potencial fotosintético en áreas boscosas fragmentadas de Madre de Dios (2005-2023).	Medición del vigor fotosintético en fragmentos forestales amazónicos mediante sensores remotos.	Atributos de la vegetación activa.	Fracciones de vegetación fotosintética (PV), no fotosintética (NPV) y sustrato expuesto (S).	P.E.1
La identificación de la pérdida y el deterioro de la cobertura boscosa en la Amazonia se logra a través de los algoritmos automatizados de CLASlite.	Ejecución de protocolos automatizados para el diagnóstico de la salud forestal y pérdida de cobertura.	Diferenciación de áreas degradadas y deforestadas mediante análisis de mezclas espectrales.	Magnitud de la deforestación y niveles de degradación detectados (2005 vs 2023). Tasa anual de reducción de cobertura.	P.E.2
				P.E.3
La dinámica espacio-temporal permite precisar las variaciones en la superficie forestal causadas por intervención humana o natural en el periodo de estudio.	Evaluación comparativa multitemporal de la cartografía de cobertura boscosa para determinar transiciones.	Evolución de la estructura del paisaje en bosques fragmentados.	Variación porcentual de la cobertura y transiciones de uso de suelo.	P.E.4
Variable dependiente				
Respuesta espectral de las áreas afectadas por deforestación y degradación en el ecosistema amazónico bajo la plataforma CLASlite.	Validación del perfil reflectante de las perturbaciones forestales mediante el modelo de cobertura fraccional.	Estado de conservación del bosque fragmentado.	Valores de reflectancia espectral y métricas de cuantificación de daño forestal.	P.E.1 P.E.2 P.E.3 P.E.4

1.6 Hipótesis

Hipótesis nula (H_0): El análisis espacio temporal de un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023 mediante un enfoque automatizado fraccional de cobertura de CLASlite no presenta una tendencia exponencial de la deforestación y degradación forestal.

Hipótesis alterna (H_1): El análisis espacio temporal de un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023 mediante un enfoque automatizado fraccional de cobertura de CLASlite presenta una tendencia exponencial de la deforestación y degradación forestal.

1.7 Justificación e importancia

La teledetección permite el monitoreo de la pérdida de degradación de ecosistemas de bosques, pues estos recolectan datos a través de tecnologías de sensores, con la capacidad de analizar regiones o fenómenos sin contacto directo con el objeto de estudio. En estudios de mapeo y monitoreo de biomasa de bosques, los datos satelitales son herramientas precisas debido a sus series temporales, además de contar con resolución espacial de alta calidad.

La teledetección, sin embargo, sugiere la existencia de datos en la superficie, los cuales, al ser utilizados, pueden complementar y, en algunos escenarios, incluso superar el potencial de los sistemas. A pesar de la gran cantidad de sensores (MODIS, Landsat, Sentinel, PlanetScope, SPOT) y de plataformas (IMPACT Toolbox, Google Earth Engine, RStudio), la selección de un sensor apropiado mejora la eficiencia del monitoreo y debe ser evaluada para reducir el error y aumentar la certeza en los resultados. Entre las opciones tecnológicas, CLASlite es uno de los sistemas más avanzados y automatizados para el monitoreo de la deforestación y degradación en áreas tropicales, aunque su uso en la Amazonía peruana es bastante limitado. Sin

embargo, como en el caso de la minería de oro en Perú, se ha mostrado capaz de detectar con gran exactitud la pérdida de cobertura en áreas protegidas.

Consecuentemente, la combinación de imágenes de Landsat (resolución de 30 m) junto con el software CLASlite, proporciona la capacidad de diagnosticar cambios antropogénicos en los trópicos, donde la deforestación equivale a la pérdida permanente del dosel (vegetación fotosintéticamente activa, con suelo desnudo predominante). En contraste, la degradación se refiere a la fragmentación interna del bosque, la vegetación no arbórea (arbustos) y la disminución de la densidad forestal.

Finalmente, el algoritmo AutoMCU (Mezcla Automática de Monte Carlo) estima la cobertura fraccionaria, y el análisis temporal de estos datos utilizando CLASlite permite asignar diferentes grados de degradación, lo que establece un camino metodológico consistente para el monitoreo ambiental.

1.8 Consideraciones éticas

Los principios de integridad científica serán respetados durante el estudio de la pérdida y degradación de la cobertura forestal en las zonas fragmentadas de la Amazonía (Madre de Dios). El estudio siguió todos los protocolos de Desmezclado Automático de Monte Carlo (AutoMCU) en la plataforma CLASlite para que los resultados sean reproducibles y verifiquen la exactitud de los datos.

Para preservar la calidad y la validez de los resultados, el Centro de Teledetección para el Estudio y Manejo de Recursos Naturales (CETEGERN), en la UNAMAD, brindo la asesoría y supervisión correspondiente a cada etapa de la investigación. Esta colaboración garantiza que el tratamiento de la información geoespacial se realice con los estándares de ética, transparencia, y en los niveles más adecuados de la práctica académica.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

Ram-Kumar et al. (2020) mapearon la deforestación y la degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite (un estudio de caso del bosque colaborativo Maya Devi del distrito de Kapilvastu, Nepal). Este estudio se basó en datos de satélite ópticos (Landsat 7 ETM de 2000 y Landsat 8 OLI/TIRS de 2016) y la desmezcla espectral de estos conjuntos de datos que produjeron una cobertura fraccionada (proporción de vegetación, vegetación no fotosintética y suelo desnudo). Bajo el entorno de herramientas CLASlite, mapeo de dosel dañado, Se produjo suelo expuesto y vegetación muerta. Con un intervalo de 15 años se procesaron dos imágenes Landsat de 2000 y 2016 para realizar una estimación. Los resultados muestran que el área de estudio tiene un 60% de bosque intacto, un 23% de bosque menos degradado, un 12% de bosque moderadamente degradado y un 5% de bosque altamente degradado. En total, sólo se han talado y degradado 8,01 hectáreas de bosque. Finalmente, el enfoque CLASlite basado en imágenes satelitales de resolución media y parcelas de muestra del suelo podría ser practicable para monitorear la degradación y deforestación de los bosques. 01 hectárea de bosque ha sido talada y degradada.

Maillard et al. (2019) implementaron un modelo de clasificación basado en árboles de decisión que integraba tres configuraciones críticas de umbral para discriminar la vegetación fotosintética (PV) frente al suelo expuesto (S). Estas combinaciones específicas fueron establecidas bajo los parámetros de $PV \geq 80$ / $S < 20$, $PV \geq 82$ / $S < 18$ y $PV \geq 84$ / $S < 16$. A través de esta metodología, los autores cuantificaron las tasas de deforestación y degradación para los lapsos comprendidos entre 2008-2011 y 2011-2014. Con el fin de validar el rigor de los resultados, se ejecutó una evaluación de la precisión para los mapas de

los años 2014 y 2017, sometiendo los datos a un análisis comparativo que involucró dos variantes de umbrales (50 y 93) en relación con las fracciones de PV/S. Este proceso se complementó con la evaluación de cuatro protocolos de enmascaramiento distintos: el sistema automatizado FMask, la modalidad de desenmascarado, la opción reducida y la configuración predeterminada del programa.

Hasan et al. (2019) llevaron a cabo un estudio sobre las perturbaciones acumulativas con el fin de evaluar la degradación forestal a través de la desmezcla espectral en la región noreste de la Amazonía. Los valores del Valor Presente Neto (VPN) durante un período de dieciséis años evidenciaron cinco trayectorias de degradación distintas, las cuales se caracterizan por perturbaciones acumulativas tanto en el espacio como en el tiempo. Estas trayectorias son: bosque no perturbado, bosque sometido a tala selectiva con un plan de manejo, bosque sobreexplotado sin un plan de manejo, bosque sobreexplotado destinado a la producción de carbón vegetal, y bosques que han sido quemados. Para el periodo mencionado, la varianza del Valor Presente Neto (VPN) por píxel es útil para la cartografía de la degradación forestal en el municipio de Paragominas, enfatizando el efecto de la deforestación, de la recolección de leña y de los incendios como factores de perturbación.

Yesuf et al. (2019) evaluaron la variación regional en las tasas de deforestación y degradación forestal en un punto caliente de biodiversidad tropical. Se observó una notable heterogeneidad regional en la deforestación y degradación forestal. Las tasas de deforestación experimentaron una reducción anual en los bosques húmedos siempreverdes de tierras bajas, en un -0,24%, en comparación con todas las demás áreas de vegetación. Las tasas de degradación forestal experimentaron incrementos anuales en el período correspondiente en el bosque húmedo siempreverde de tierras bajas (0,09%), el bosque litoral (0,06%), pero experimentaron una disminución en el bosque húmedo siempreverde de altitud media (-0,25%), el bosque seco caducifolio (-0,23%) y el bosque esclerófilo. En el mismo intervalo temporal, los bosques experimentaron una reducción del 0,61%.

Allnutt et al. (2013) llevaron a cabo un mapeo de la deforestación y la alteración forestal en el Parque Nacional Masoala, situado en la región septentrional de Madagascar. Se descubrió que la tasa anual de cambio forestal durante el periodo 2010-2011 dentro del parque fue significativamente superior a la de 2005-2008 (0,99%), y superó la tasa de deforestación publicada más recientemente para la totalidad de Madagascar. Pese a que la deforestación y la perturbación inmediata tras el golpe de estado de 2009 fueron menores que en los otros períodos examinados, el incremento a largo plazo en la transformación forestal durante el período de estudio corrobora los informes recientes acerca del incremento de las actividades ilegales en los parques nacionales, incluyendo la extracción de maderas de valor.

Chavez et al. (2013) compararon áreas deforestadas a través de varias metodologías en la Provincia de Tahuamanu, Madre de Dios, Perú. Se evidencio, que en comparación con CLASlite y ENVI, la clasificación con SPRING y ERDAS parece más apropiada para el área en estudio. Monitorear las estimaciones de deforestación es importante a nivel local y regional, particularmente si el área está experimentando cambios como resultado de la presencia de factores externos como la construcción de carreteras. A este seguimiento hay que sumarle datos de variabilidad climática, como precipitaciones y temperaturas muy variables. Para comprender mejor cómo clasificar los cambios en la cobertura del suelo, es crucial evaluar varios enfoques de clasificación.

Perez-Leiva et al. (2012) mapearon el cambio en los bosques tropicales en las regiones del Gran Maraón y Ucayali del Perú entre 1985 a 2012 utilizando CLASlite. Se proceso 900 imágenes multiespectrales de Landsat 4, 5 y 7. Estas imágenes fueron procesadas y analizadas utilizando CLASlite para obtener información de cobertura fraccionada y cobertura forestal para cada año dentro del periodo. Se evidencio que la deforestación representa solo ~50% de las pérdidas forestales totales, y que es de vital importancia considerar la perturbación forestal (degradación) al hacer estimaciones de cambios forestales asociados con pérdidas de hábitat y carbono en la región.

Asner et al. (2009) evaluaron el mapeo automatizado de la deforestación y degradación forestal tropical: CLASlite. Determinaron que el software puede incorporarse a iniciativas más amplias de cartografía forestal a escala nacional. De este modo, el método apoya directamente los esfuerzos de seguimiento forestal para el programa REDD de la CMNUCC. Sin embargo, la necesidad de controlar la deforestación y las alteraciones forestales va mucho más allá del carbono y REDD: los esfuerzos de conservación y gestión requieren una cartografía de alta resolución para apoyar las políticas destinadas a proteger y promover la sostenibilidad de los ecosistemas y los servicios que proporcionan, así como la biodiversidad mundial.

2.2 Base teórica

2.2.1 Bosque

Se categoriza a un terreno como bosque si presenta una cobertura arbórea superior al 10%, mide más de 0,5 ha y no se emplea primordialmente para la agricultura u otro tipo de uso de tierra designada no forestal. Los árboles deben tener la capacidad de alcanzar una altura de cinco metros en el lugar y satisfacer el requisito de cobertura de dosel, incluso en bosques jóvenes o zonas donde el crecimiento arbóreo está restringido climáticamente (Whitmore y Burnham 1975; FAO 2012).

2.2.2 Bosque fragmentado

El término fragmentación se utiliza a menudo para resumir los cambios estructurales a nivel de paisaje en el bosque ejercidos por una variedad de actividades humanas. La fragmentación forestal es un proceso que puede tener lugar durante años, décadas o siglos. A menudo, este proceso comienza con la tala selectiva dentro de una matriz de bosque natural y puede extenderse en el tiempo mediante el desarrollo de paisajes agrícolas progresivamente más intensivos (agropaisajes). En los países desarrollados, la urbanización, la suburbanización, la "exurbanización" y el establecimiento de una amplia infraestructura de transporte han contribuido a la fragmentación

forestal, a tasas crecientes durante los últimos 50 años. El proceso de fragmentación forestal y sus efectos en varios aspectos de la biodiversidad han sido estudiados intensivamente por los ecólogos. Muchos estudios han demostrado que los bosques fragmentados tienen menos biodiversidad que los bosques contiguos y que los procesos ecológicos y evolutivos que mantienen la biodiversidad se ven comprometidos en los fragmentos de bosque (Alarcon Aguirre et al. 2021).

2.2.3 No bosque

Las áreas urbanas, la agricultura a gran escala, las tierras en barbecho o estériles y otras áreas impactadas por el hombre son ejemplos de áreas no forestales. A excepción de las tierras de pastos y arbustos leñosos (perennes) y arbustos leñosos (secos), que se incluyen en áreas mixtas, las áreas designadas como no forestales corresponden a no bosque (Le Quéré et al. 2016).

2.2.4 Perturbaciones forestales

Cualquier evento relativamente discreto en el tiempo que altera la estructura del ecosistema, la comunidad o la población y cambia los recursos y la disponibilidad de sustratos del entorno físico. Las perturbaciones forestales incluyen áreas de bosque afectadas por: (i) insectos: perturbaciones causadas por plagas de insectos; (ii) enfermedades: perturbaciones causadas por enfermedades atribuibles a patógenos, como bacterias, hongos, fitoplasmas o virus; (iii) eventos climáticos severos: perturbaciones causadas por factores abióticos, como nieve, tormentas, sequías, etc.; y (iv) factores antrópicos; incendio: área forestal afectada por el fuego, tala entre otros (FAO 2020).

2.2.5 Deforestación

Conversión de un bosque a otro tipo de uso de la tierra o reducir constantemente el porcentaje de árboles en el dosel por debajo del 10 por ciento. No se considera que haya ocurrido deforestación cuando se talan o

eliminan árboles de áreas forestales si el uso de la tierra no cambia inmediatamente. También es la pérdida de áreas forestales para otros usos, como tierras de cultivo agrícola, urbanización u operaciones mineras, en todo el mundo. Muy acelerada por las actividades humanas desde 1960, la deforestación ha estado afectando negativamente a los ecosistemas naturales, la biodiversidad y el clima. Según estimaciones de la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, la deforestación se produce a un ritmo de aproximadamente 1,3 millones de km² al año (FAO 2020).

2.2.6 Degradación forestal

Es la reducción de la cubierta arbórea o las modificaciones en la estructura forestal las que provocan estos cambios. Cuando ciertas características del bosque se dañan o pierden parte de su calidad, esto se denomina degradación. La degradación forestal continua, provocada principalmente por cambios antropogénicos y ambientales, tiene el potencial de erradicar toda la cubierta forestal y la biodiversidad (Asner et al. 2009; FAO 2020).

2.2.7 Principios básicos de teledetección

Todos los objetos de la superficie de la Tierra reflejan energía variable en varias bandas espectrales cuando la radiación electromagnética es emitida desde un avión o un satélite, como todos sabemos. La pregunta que surge ahora es: si la luz tiene la misma frecuencia o longitud de onda, ¿por qué exhibe propiedades diferentes cuando se refleja en varios objetos? En general, la cantidad de energía reflejada por cualquier objeto en la superficie de la Tierra depende de las características del material, así como de las características de la energía incidente (como el ángulo de incidencia, la intensidad, la longitud de onda, etc.). Como resultado, la singularidad de la energía electromagnética reflejada juega un papel crucial en la detección y diferenciación de diversos objetos o superficies mediante teledetección. Una plataforma es un medio de transporte que lleva un sensor, que es cualquier dispositivo que detecta la radiación electromagnética reflejada por un objeto o

superficie. Las cámaras o los escáneres sirven como plataformas, mientras que los satélites o los aviones sirven como sensores. Al medir las características de la radiación electromagnética emitida desde la superficie de la tierra, la teledetección es un proceso que establece parámetros de la superficie. En esencia, el objeto terrestre o el área particular que se está probando está compuesto por una variedad de materiales. Para identificar y medir la energía electromagnética reflejada por el objeto de prueba, se emplea la detección remota. Cuando el sensor recibe la radiación reflejada, puede utilizarla para identificar características como el tipo de objeto, su clase, su composición, su distribución espacial, etc. (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

2.2.8 CLASlite

Para la detección altamente automatizada de deforestación, degradación y recrecimiento de bosques a partir de imágenes satelitales obtenidas remotamente, existe un paquete de software patentado llamado Carnegie Landsat Analysis System Lite o CLASlite. CLASlite integra la investigación de detección remota de última generación en una herramienta sencilla, fácil de usar, pero eficaz para organizaciones sin fines de lucro, gobiernos y cualquier industria que requiera tecnologías para el monitoreo forestal y la planificación ambiental. La fortaleza de CLASlite radica en su capacidad de transformar la densa cubierta de bosque tropical que aparece como "alfombras" aparentemente verdes en imágenes satelitales básicas en mapas increíblemente detallados que se pueden buscar rápidamente en busca de deforestación, tala y otros eventos (Asner et al. 2009).

2.2.9 Vegetación fotosintética (VF)

La vegetación, que mantiene la vida, posee características espectrales asociadas a los pigmentos empleados en el proceso de respiración fotosintética en las hojas y a la cantidad de agua del dosel. Los ajustes hechos a las categorías de países son los que representan la cobertura forestal (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020).

2.2.10 Vegetación no fotosintética (VNF)

Incluye plantas en estado de muerte o senescencia, hojarasca, pastos recolectados, residuos de deforestación, subproductos derivados de la gestión forestal intensiva y otros materiales superficiales brillantes con características singulares asociadas con los compuestos del carbono seco. Mediante la utilización de un espectrorradiómetro, se registraron las firmas espectrales de la vegetación no fotosintética (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020).

2.2.11 Soporte de CLASlite

A. Calibración a reflectancia

1. Calibración radiométrica: CLASlite utiliza factores de conversión (ganancias y compensaciones) puestos a disposición por proveedores de sensores satelitales (como NASA, SPOT, etc.) para la calibración radiométrica. Se produce una imagen en unidades de radiancia (es decir, el resultado de la calibración radiométrica).

2. Corrección atmosférica: CLASlite utiliza el modelo de transferencia radiativa 6S, que simula la atmósfera de la Tierra en cada imagen de satélite, para aplicar la corrección atmosférica. El modelo 6S simula el impacto de la atmósfera sobre la luz solar a medida que viaja a través de la atmósfera, interactúa con la superficie terrestre y regresa a través de la atmósfera al sensor del satélite utilizando información del sensor del espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) de la NASA. Luego, el modelo estimado de la atmósfera se "corrige" a partir de la imagen sin procesar, dejando una imagen de reflectancia de la superficie (unidades de porcentaje, representadas por números enteros del 0 al 10000, donde 10000 corresponde al 100%).

3. Mascara: Hay dos pasos de enmascaramiento en CLASlite: el primero es para la calibración de la imagen en el paso 1 y el segundo es para el mapa de cobertura fraccionada en el paso 2. El proceso de enmascaramiento del paso 1 elimina el agua, las sombras topográficas, las nubes y las sombras de las nubes. Según los valores RMSE [el producto de la séptima banda] en la

imagen de cobertura fraccionada, el segundo método elimina los errores de MCU. El usuario tiene la opción de elegir "Sin enmascaramiento", "Reducir enmascaramiento" y "Fmask". Sólo los sistemas Windows de 64 bits admitirán Fmask. Hay cuatro "parámetros de Fmask" que se describe en el siguiente sitio web <https://code.google.com/p/fmask/>.

4. Análisis de bandas de imágenes de reflectancia: Con ENVI Freelook o un programa similar, se puede revisar una imagen para ver el perfil de reflectancia de cada píxel después de convertirla en reflectancia de superficie aparente.

B. AUTOMCU para cobertura fraccionada

1. AUTOMCU - Base científica y proceso técnico: La metodología AutoMCU (Automated Monte Carlo Unmixing) constituye un procedimiento de análisis cuantitativo diseñado para determinar la fracción de cobertura, en un rango porcentual de 0 a 100, de los componentes bióticos y abióticos presentes en cada píxel de una imagen satelital. Este sistema permite diferenciar la vegetación fotosintética (PV) a partir de las propiedades espectrales derivadas de los pigmentos foliares, el volumen de biomasa y el estado hídrico del dosel. Por su parte, la vegetación no fotosintética (VNF) se identifica mediante la respuesta óptica de los compuestos de carbono seco, característicos de la madera expuesta y el follaje en fase de senescencia. Finalmente, el modelo integra el componente de suelo mineral, el cual engloba tanto el sustrato natural y afloramientos rocosos como las superficies de infraestructura antrópica, estableciendo así una caracterización integral de la superficie terrestre.

2. Bibliotecas espectrales AutoMCU: La conformación de las bibliotecas espectrales para el sistema AutoMCU, integradas en el software CLASlite, se fundamentó en la recolección de datos in situ mediante el uso de espectrorradiómetros de campo de alta precisión (modelos FR y FS3 de Analytical Spectral Devices, Inc.). Estas bases de datos incluyen firmas ópticas representativas de diversos ecosistemas de bosque tropical, clasificadas principalmente en sustrato desnudo y vegetación no fotosintética

(VNF). En el caso del sustrato, la biblioteca abarca una casuística extensa que contempla variaciones en la tipología del suelo mineral, diferentes niveles de humedad y concentraciones de materia orgánica superficial. Por otro lado, la biblioteca de VNF recopila espectros de componentes ricos en carbono seco, tales como hojarasca, pastos en estado de senescencia y residuos derivados de la deforestación o tala, considerando una amplia diversidad de especies vegetales y múltiples estadios de descomposición biológica

3. Desmezcla de Monte Carlo automatizada (AutoMCU): El algoritmo AutoMCU opera mediante un proceso iterativo de selección aleatoria de firmas espectrales provenientes de las bibliotecas de PV, VNF y sustrato desnudo. Utilizando como base la ecuación de mezcla lineal (Ec. 2), el sistema descompone la reflectancia total de cada píxel para determinar las fracciones de cobertura correspondientes a cada componente. Para optimizar la eficiencia computacional durante la ejecución, el software CLASlite precalcula las combinaciones potenciales de los miembros finales (endmembers), las cuales son procesadas a través de simulaciones de Monte Carlo. Este enfoque estocástico permite obtener una estimación robusta y estadísticamente representativa de la distribución de materiales en la superficie analizada.

4. Salida: La salida de datos del módulo AutoMCU en el software CLASlite consiste en una imagen compuesta por siete bandas, las cuales integran las proporciones de cobertura y sus respectivas métricas de confiabilidad. Las tres primeras bandas cuantifican la cobertura fraccionaria, en una escala de 0 a 100%, para el sustrato desnudo (S), la vegetación fotosintética (PV) y la vegetación no fotosintética (VNF). Las bandas cuatro, cinco y seis proporcionan las estimaciones de incertidumbre para cada una de estas fracciones, calculadas a partir de la desviación estándar derivada de las iteraciones del método Monte Carlo. Finalmente, la séptima banda registra el error total por píxel, determinado mediante la raíz del error cuadrático medio (RMSE) entre la firma de reflectancia modelada y la observada, lo que permite evaluar la precisión del ajuste en cada unidad de análisis.

C. Clasificación de la cubierta forestal

A partir del procesamiento de una sola imagen satelital, el sistema CLASlite permite cartografiar la extensión de la cobertura boscosa mediante un algoritmo de clasificación basado en un árbol de decisión. Este procedimiento traduce los resultados obtenidos en la etapa de AutoMCU en una estimación categórica del bosque, empleando umbrales de control para las fracciones de vegetación fotosintética (PV) y sustrato desnudo (S). Bajo los parámetros predeterminados, un píxel se clasifica como Bosque si cumple simultáneamente con $PV \geq 80$ AND $S < 20$; en caso contrario, se categoriza como No Bosque.

La inclusión del parámetro S en la lógica de decisión es fundamental para discriminar el bosque maduro de otras coberturas como pastizales, cultivos o vegetación secundaria en etapas iniciales de regeneración, los cuales, aunque presentan valores elevados de PV, suelen mostrar una proporción de suelo expuesto significativamente mayor a la de una masa forestal densa. Finalmente, la plataforma genera un mapa clasificado tripartito, donde los valores representan: 0 para áreas enmascaradas (sin datos o nubes), 1 para cobertura boscosa y 2 para zonas no boscosas.

D. Detectando cambios en el bosque

El diseño de CLASlite permite la automatización completa de la detección de dinámicas forestales mediante el análisis de series de tiempo de imágenes de una misma área geográfica, en ese sentido, el análisis multitemporal es el método más riguroso para el monitoreo de la deforestación (pérdida de cobertura), la regeneración secundaria (ganancia de biomasa) y la degradación (entendida como alteraciones estructurales persistentes). Este método permite distinguir las variaciones fenológicas estacionales de los cambios antropogénicos reales, lo que permite caracterizar los cambios de los paisajes y el estado de conservación de los ecosistemas forestales a lo largo del tiempo. (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020).

2.2.12 CLASlite y Landsat

A principios de la década de 1970 se lanzó Landsat, el primer satélite de observación de la Tierra, pero las capas superiores de las hojas del bosque eran difíciles de ver utilizando los métodos de análisis de imágenes disponibles en ese momento. Asner et al. (2009) comenzaron a utilizar las sofisticadas técnicas computacionales y algoritmos de reconocimiento de patrones de CLASlite para analizar imágenes satelitales de las selvas tropicales brasileñas en 1999. Sus métodos permiten la penetración del dosel a una escala de aproximadamente 100 pies cuadrados. Los complejos cálculos identifican variaciones mínimas en los patrones de vegetación, creando mapas de bosques increíblemente impresionantes y detallados. Además de otros sensores de la NASA que orbitan la Tierra, CLASlite es compatible con satélites Landsat nuevos y antiguos (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020).

2.2.12 CLASlite y Landsat

A principios de la década de 1970 se lanzó Landsat, el primer satélite de observación de la Tierra, pero las capas superiores de las hojas del bosque eran difíciles de ver utilizando los métodos de análisis de imágenes disponibles en ese momento. Asner et al. (2009) comenzaron a utilizar las sofisticadas técnicas computacionales y algoritmos de reconocimiento de patrones de CLASlite para analizar imágenes satelitales de las selvas tropicales brasileñas en 1999. Sus métodos permiten la penetración del dosel a una escala de aproximadamente 100 pies cuadrados. Los complejos cálculos identifican variaciones mínimas en los patrones de vegetación, creando mapas de bosques increíblemente impresionantes y detallados. Además de otros sensores de la NASA que orbitan la Tierra, CLASlite es compatible con satélites Landsat nuevos y antiguos (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020).

2.3 Definición de términos

Uso del suelo: Se refiere a la caracterización socioeconómica (dimensión funcional) de las zonas: las áreas empleadas para propósitos residenciales, industriales o comerciales, para la agricultura o la silvicultura, para propósitos recreativos o de conservación, entre otros propósitos (FAO 2012; FAO 2020).

Cobertura terrestre: La cobertura terrestre proporciona un medio para examinar los patrones y características del paisaje, que son importantes para comprender: 1. La extensión, disponibilidad y condición de las tierras., 2. Extensión, estructura y condición del sistema ecológico., 3. El potencial de dispersión y efectos de sustancias químicas y otros contaminantes en y sobre el medio ambiente (FAO 2012; FAO 2020).

Deforestación: Tala o raleo de bosques por parte del hombre (FAO 2012; FAO 2020).

Degradación forestal: Disminución de la capacidad del bosque para producir. alteraciones dentro de la clase de bosque que tienen un efecto adverso en el rodal o sitio y, en particular, reducen el potencial de producción. Por esta razón, las estimaciones de deforestación no incluyen la degradación (Asner et al. 2009).

Programa Landsat: El programa Landsat es el proyecto de mayor duración para adquirir imágenes satelitales de la Tierra. Este es un programa conjunto NASA/USGS(USGS 2017).

CLASlite: Es un software creado para identificar automáticamente la tala de árboles y/o la degradación de un bosque (Asner et al. 2009).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de estudio

La investigación se caracteriza por ser descriptiva y correlacional, dado que se llevó a cabo la evaluación de la deforestación y la degradación forestal mediante el método CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios durante el periodo comprendido entre 2005 y 2023 (Lozano et al. 2025).

3.2 Diseño del estudio

La investigación se rige por un diseño no experimental, transversal y longitudinal, dado que se evaluó la deforestación y la degradación forestal mediante el uso del enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios durante el periodo comprendido entre 2005 y 2023 (Lozano et al. 2025).

3.3 Delimitación espacial y temporal

Este estudio (Figura 1) se llevó a cabo en un bosque fragmentado de la provincia de Tambopata en la Amazonia de Madre de Dios con una superficie de 156 492,3743 ha. Se encuentra entre 12°41'53" S a 13°4'33" y 69°37'18" O a 70°28'0,5" O S. Su rango de elevación es de 200 a 250 m sobre el nivel medio del mar. La temperatura máxima registrada es de 26°C y la temperatura mínima es de 10°C. Climáticamente se describe como Tropical Cálido y Húmedo: Bosque Húmedo Tropical (Holdridge 1967). El área está rodeada de concesiones forestales, Áreas Naturales Protegidas, agricultura y asentamientos rurales. Hay muchas perturbaciones debido a la minería de

oro, la agricultura y la ganadería. Los ríos Madre de Dios y Tambopata son los dos ríos más notables.

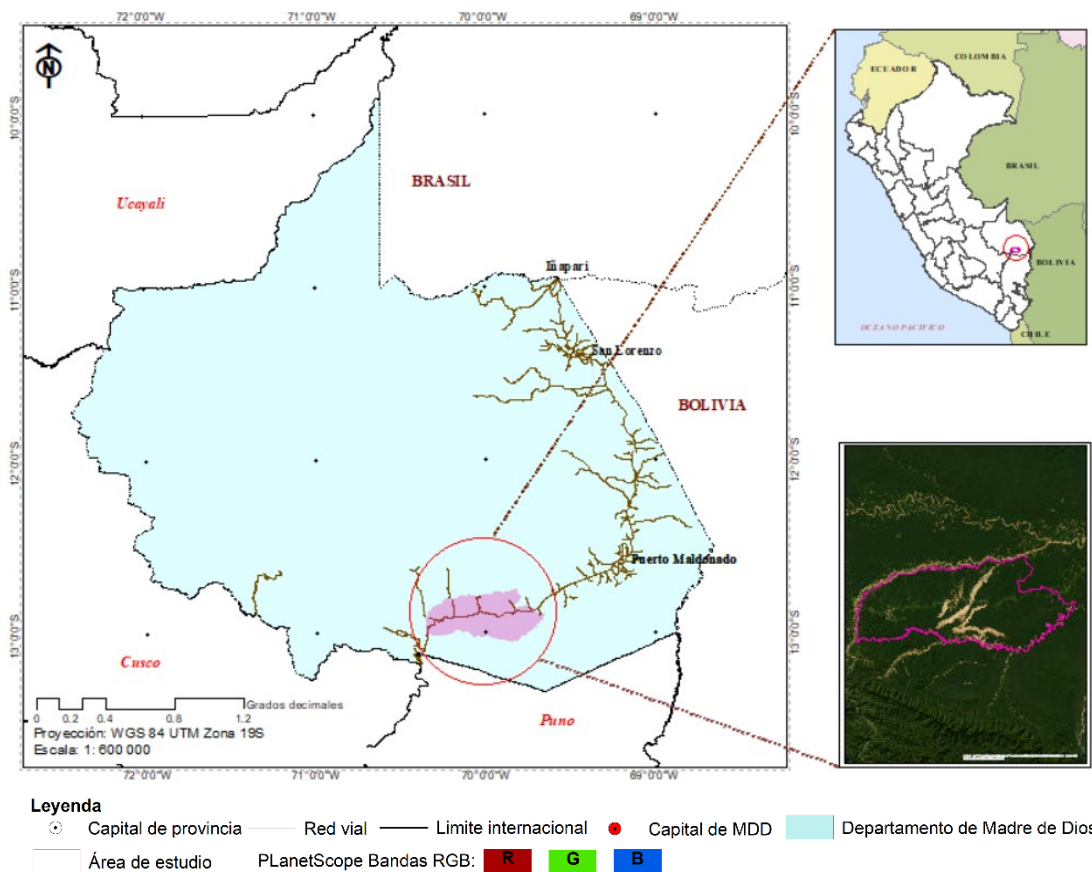


Figura 1. Ubicación de área de estudio.

El estudio se evaluó en dos tiempos; el primer periodo en el 2005 y una final en el 2023.

3.4 Población y muestra

El área de estudio comprende 1 564,9237 km² (156 492,37 ha). Utilizando el método CLASlite en un bosque de la Amazonía de Madre de Dios fragmentado, entre 2005 y 2023, empleamos la distribución binomial para calcular cuántas muestras del área deben ser verificadas in situ (Ochoa y Páez 2019). La ecuación 1 se utilizó para calcular el tamaño de la muestra:

$$n = \frac{Z^2 p(qN)}{(N-1)E^2 + Z^2 pq} \quad (\text{Ecuación 1})$$

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%).

N: Tamaño de la población.

E: El error permitido, 0,05 (5%).

$$= \frac{(1,96)^2 * 0,5(0,5 * 156\,492,37)}{(156\,492,37 - 1) * 0,05^2 + 1,96^2 * (0,5 * 0,5)}$$

$$n = 383,22 = 383 \text{ puntos de muestreo}$$

Se empleó un muestreo aleatorio estratificado con un enfoque probabilístico con el fin de asegurar que la muestra se distribuyera de manera equitativa en toda el área de estudio. Todas las unidades de muestreo presentes en el área contaron con una probabilidad conocida superior a cero de ser seleccionadas (inclusión).

La distribución comprende un total de 383 muestras recolectadas en el campo, de las cuales 128 corresponden a la categoría de "Deforestación", 128 a "Degradación forestal" y 127 a "Bosque".

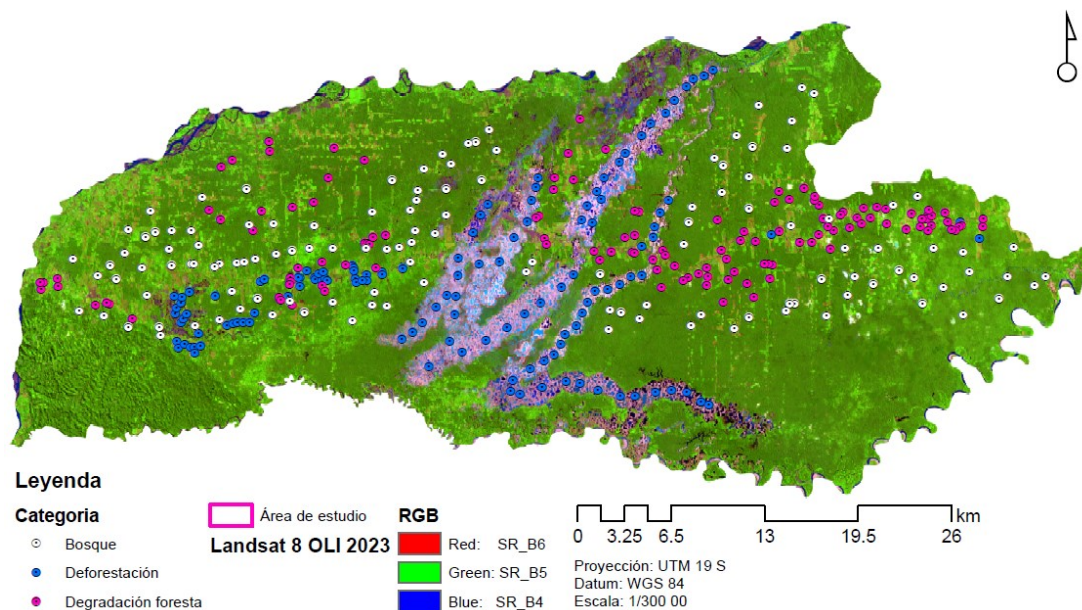


Figura 2. Muestras distribuidas por estratos en el área de estudio.

3.5 Método y técnicas

La cuantificación de la deforestación y degradación forestal en cada intervalo de tiempo se estimó utilizando CLASlite v3,3®, que permite mapear cambios en la cobertura forestal a gran escala y puede detectar degradación forestal que ocurre en menos de una hectárea (Asner et al. 2009). El análisis requerirá el uso de la cubierta forestal obtenida de las imágenes Landsat para analizar las características subespectrales de los píxeles en el área de estudio (Asner et al. 2009; Chicas et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020). Las imágenes fueron corregidas por errores radiométricos causados por la atenuación atmosférica usando parámetros de ganancia y polarización (compensaciones) reescalados provistos para cada banda (Asner et al. 2009; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020). Estos valores reescalados fueron sometidos a una segunda simulación (modelo de transferencia 6S) que resolverá los errores no tratados durante el proceso de reescalado inicial, antes de que los valores de radiancia se convirtieran en valores de reflectancia superficial (Asner et al. 2009; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). El modelo de simulación utilizó datos MODIS de la NASA en segundo plano para modular el efecto de la atmósfera sobre los rayos solares mientras interactúa

con la atmósfera y la superficie terrestre (Allnutt et al. 2013). Luego, la entrada de imágenes Landsat fueron corregidas eliminando el modelo estimado de la atmósfera, dejando una imagen de la reflectancia de la superficie resultante (0-100%) (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013). A partir de entonces, se examinó cada escena de la imagen para determinar el umbral adecuado para establecer la máscara para el agua, las nubes y las sombras (enfoque de enmascaramiento reducido); esto se realizó para evitar el enmascaramiento excesivo, especialmente en áreas de alto relieve (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020). Seguidamente, se determinó la composición de cada fracción de píxeles utilizando el proceso AutoMCU (Quintano et al. 2012), un algoritmo probabilístico que toma cada valor de reflectancia de píxel de entrada y lo descompone en tres fracciones de componentes: vegetación viva, vegetación muerta y sustrato desnudo.

Durante el proceso de descomposición de píxeles, cada componente de fracción se comparó con valores modelados históricos en las bibliotecas espectrales de CLASlite (Asner et al. 2009). Estas bibliotecas espectrales consisten en grandes colecciones de muestras representativas de componentes individuales correspondientes a espectros puros para cada uno de los componentes de la cobertura terrestre (Asner et al. 2009; Ram-Kumar et al. 2020). Las bibliotecas de miembros finales en CLASlite están disponibles solo para regiones tropicales que consisten en firmas detalladas de sustrato desnudo y vegetación muerta verificadas en el suelo mediante observación de campo (Asner et al. 2009; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020). Posteriormente, los valores de los píxeles se analizaron utilizando árboles de decisión, donde las divisiones se basarán en los análisis de las diferencias entre los componentes de los píxeles al inicio y al final de los intervalos. Las diferencias en la proporción de estos componentes de 2005 y 2023 se utilizaron para determinar los cambios de píxeles deforestados y degradados. Se espera, que las reducciones en la vegetación viva dentro de los píxeles serán $\geq 60\%$, que serán considerados píxeles deforestados, mientras que aquellas $\geq 40\%$ serán como de

degradación forestal (Asner et al. 2009; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020).

Se elaboró una matriz de confusión para determinar la exactitud general y el coeficiente kappa (k) como parte de la verificación de datos y de la información real obtenida en el terreno (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

3.6 Tratamiento de datos

3.6.1 Procesamiento de datos

El estudio comprendió las siguientes fases:

1. **Selección de imágenes de satélite:** Se utilizó Landsat Thematic Mapper (TM) y Operational Land Imager (OLI) con Path Row 003-069. Todos los conjuntos de datos se obtuvieron de los archivos del visor GloVis de los Estados Unidos, con una resolución espacial de 30 m (<http://glovis.usgs.gov/>) (Tabla 2 y Figura 3). Las imágenes satelitales recopiladas permitieron medir la deforestación y degradación forestal entre los periodos de 2005 y 2023. El primer periodo (2005) utilizó imágenes Landsat TM, mientras que el segundo periodo (2023) Landsat OLI. Para cada periodo, las imágenes se seleccionaron en función de la fecha de adquisición de la imagen (en nuestro caso temporada seca; mayo a septiembre) y la ausencia de nubosidad (<10%). Todas las imágenes Landsat serán de Colección 2 y de Nivel 2.

Tabla 2. *Características de imágenes Landsat 5 TM y 8 OLI*

Sensor	Pat Row	Fecha de Imagen	Identificador de escena
Landsat 5TM	003 69	18 de setiembre de 2005	LT50030692005261COA00
Landsat 8 OLI	003 69	12 de setiembre de 2023	LC90030692023255LGN00

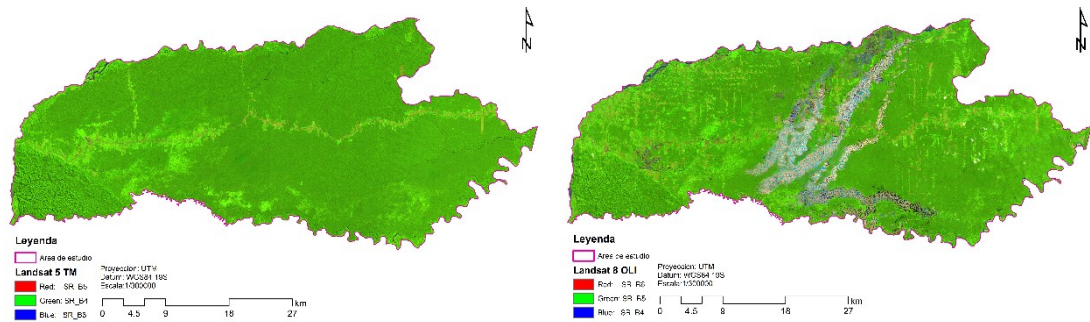


Figura 3. Imagen Landsat 5 TM de 2005 (izquierda) y 8 OLI de 2023 (derecha) del área de estudio.

2. Calibración y corrección atmosférica: CLASlite recibe imágenes de satélite sin procesar y aplica las ganancias y compensaciones de sensor previamente establecidas para obtener la radiancia exoatmosférica correspondiente a cada banda de imagen. Posteriormente, la información radiativa fue transferida a una versión completamente automatizada del modelo de transferencia radiativa atmosférica 6S, con el objetivo de derivar la reflectancia aparente de la superficie para cada banda espectral. El modelo 6S demandó un conjunto de entradas que comprenden una estimación del espesor óptico de los aerosoles (AOT) y del vapor de agua. En CLASlite, estos parámetros atmosféricos fueron almacenados en tablas geográficas derivadas de los productos atmosféricos MODIS de 1 grado de la NASA (http://gcmd.nasa.gov/records/GCMD_MOD08_M3.html). La automatización permitió la co-localización espacial y temporal de los datos MODIS AOT y de vapor de agua con las imágenes de satélite de alta resolución. Las imágenes fueron calibradas para la reflectancia empleando el valor de ganancia y compensación contenido en los metadatos correspondientes. La calibración radiométrica resultó en una representación gráfica en unidades de radiación, también denominada energía medida por el sensor basado en satélite (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

3. Enmascaramiento inicial de la imagen: CLASlite enmascara automáticamente las masas de agua, como ríos y lagos, eliminándolas de los pasos de análisis posteriores. El enmascaramiento del agua se consigue detectando las propiedades de reflectancia únicas del agua, que generalmente se caracteriza por una reflectancia del azul (~ 400 nm) al infrarrojo cercano (> 800 nm) del espectro. Algunas sombras de nubes también se enmascararon identificando los píxeles que aparecen en la imagen de reflectancia con reflectancia negativa. Estos píxeles suelen ser los que no reciben luz solar directa (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

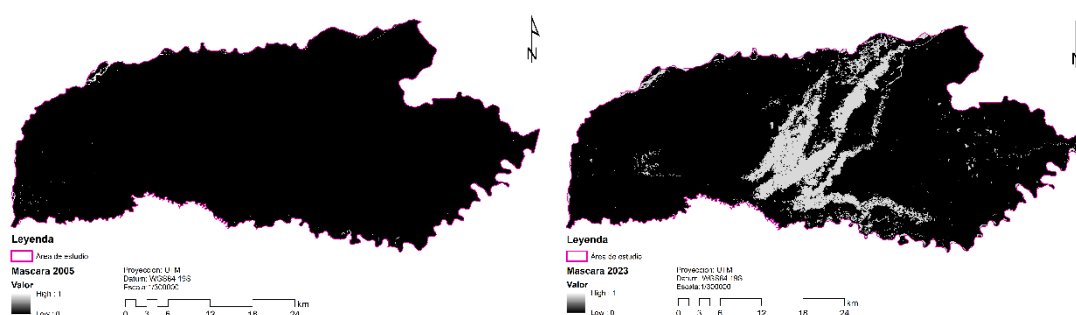


Figura 4. Enmascaramiento de las imágenes de los años 2005 (izquierda) y 2023 (derecha).

4. Análisis de subpíxeles: El procedimiento principal de CLASlite se basa en un submodelo llamado AutoMCU (Automated Monte Carlo Unmixing) (Ecuación 2), el cual ofrece un estudio cuantitativo de la cobertura fraccional o porcentual (0-100%) de la vegetación viva y muerta, así como del sustrato desnudo en cada subpíxel. Se conoce técnicamente como vegetación fotosintética (VF) a la vegetación viva, ya que conserva características espectrales vinculadas a los pigmentos fotosintéticos de las hojas y al contenido de agua en el dosel. Se conoce como Vegetación No Fotosintética (VNF) a la porción de vegetación muerta o senescente, que se manifiesta en el espectro como un material superficial brillante con propiedades espectrales vinculadas a los compuestos de carbono vegetal. Suele ser dominado

por el suelo mineral expuesto el sustrato desnudo, pero en segundo lugar se compone de diversas clases de rocas (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

$$\rho(\lambda)\text{pixel} = \Sigma [C_e * \rho(\lambda)e] + \varepsilon = [C_{pv} * \rho(\lambda)v_f + C_{vnf} * \rho(\lambda)v_{nf} + C_{\text{substrate}} * \rho(\lambda)\text{substrate}] + \varepsilon \quad (1) \quad (\text{Ecuación 2})$$

donde $\rho(\lambda)e$ es la reflectancia de cada miembro final de la cubierta terrestre (e) en la longitud de onda λ y ε es un término de error. Las partes finales de la cubierta terrestre son VF, VNF y sustrato en estado desnuda. Para cada segmento de cobertura del subpíxel (C_e), se necesita que las observaciones del satélite ($\rho(\lambda)\text{píxel}$) posean la información espectral necesaria para solucionar un conjunto de ecuaciones lineales, cada una de la forma de la ecuación 2 pero con distintas longitudes de onda (λ). Una limitación extra en la solución de la ecuación 2 es que las fracciones de cobertura en cada píxel se añadan a la unidad (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

5. Enmascaramiento de la imagen secundaria (Cobertura fraccional):

Después de que la AutoMCU determino la cobertura fraccional de VF, VNF y sustrato desnudo dentro de cada píxel de la imagen, se produjo un paso secundario de enmascaramiento y reescalado. El paso de enmascaramiento aplico un valor umbral seleccionado por el usuario a la imagen RMSE derivada del modelo AutoMCU. El umbral es una de las pocas entradas del usuario a CLASlite para permitir que las sombras de las nubes y otras características de la imagen que no se pueden modelar adecuadamente a partir de las bibliotecas espectrales de VF, VNF y sustrato desnudo. Estas características podrán incluir agua, humedales o píxeles nublados que no cumplían los criterios preliminares de enmascaramiento aplicados antes de la evaluación automática de AutoMCU. Este segundo paso de enmascaramiento mejoro la precisión de las estimaciones de cobertura fraccional de los

píxeles que se procesaron con el AutoMCU evitando que los píxeles contaminados se incluyan en las estadísticas utilizadas en un paso de reescalado que se describe a continuación. Los resultados del AutoMCU multiespectral determinaron la fracción media de VF de las zonas boscosas (> 80% VF) que coincida con la de las zonas con > 80% de bosque (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

6. Mapeo de la deforestación y perturbaciones (modo multi-imagen):

Se evaluó los cambios de 2005 y 2023 del área de estudio. El análisis multi imagen detecto la pérdida de bosques (deforestación), la ganancia (rebrote secundario) o degradación (zonas de perturbación forestal persistente). Para esta lógica de decisión, los subíndices 0 y 1 indican cambios de un año a otro (Ecuación 3 y 4) (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

$$\begin{aligned} \text{Deforestation} = & (VF0 > 60\%) \text{AND} ((-100\% < VF1 - VF0 \\ & < -40\%) \text{AND} (VNF1 - VNF0 > 4\%)) \text{OR} ((VNF0 \\ & < 30\% \text{AND} S0 < 15\%) \text{AND} (VF1 < 80\% \text{AND} VNF1 \\ & > 20\% \text{AND} S1 > 0\%) \text{AND} (VF1 - VF0 \\ & < -9\% \text{AND} VNF1 - VNF0 > 15\% \text{AND} S1 - S0 > -99.9\%)) \end{aligned}$$

(Ecuación 3)

$$\begin{aligned} \text{Perturbación forestal} = & (VF1 - VF0 > -40\%) \text{AND} (VF0 \\ & > 80\% \text{AND} VNF0 < 25\% \text{AND} S0 < 15\%) \text{AND} (VF1 \\ & < 85\% \text{AND} VNF1 > 15\% \text{AND} S1 < 7\%) \text{AND} ((VF1 - VF0 \\ & < -6\% \text{AND} 7\% < VNF1 - VNF0 \\ & < 14\% \text{AND} S1 - S0 - 1\%) \text{OR} (VF1 - VF0 - 7\% \text{AND} VNF1 \\ & - VNF0 > 13\% \text{AND} S1 - S0 < -1\%)) \end{aligned}$$

(Ecuación 4)

7. Análisis de la cubierta forestal (modo de imagen única): Basándose en pruebas exhaustivas y en la validación sobre el terreno, se

desarrolló el siguiente árbol de decisión para convertir los resultados del AutoMCU de una sola imagen en una estimación de la cubierta forestal para detectar la deforestación y las alteraciones forestales (Ecuación 5 y 6) (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

$$\text{Grandes claros de bosque} = VF < 56\% \quad (\text{Ecuación 5})$$

$$\begin{aligned} \text{Pequeños claros de bosque} = & 56\% < VF < 80\% \text{ AND } 14\% < VNF \\ & < 34\% \text{ AND } 0\% < \text{Suelo desudo} < 17\% \text{ OR } VF \\ & < 80\% \text{ AND no identificado ya como claro} \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 6})$$

Los datos geográficos fueron procesados utilizando el sistema de coordenadas World Geodetic System 1984 (WGS 84) en la zona 19 Sur.

3.6.2 Precisión de datos

Para la validación, analizamos dos medidas diferentes: precisión general y coeficiente kappa para evaluar los mapas finales (Ecuación 7 y 8). Se utilizó la interpretación visual de 2005 y 2023 para la evaluación de la precisión (Tabla 3), ya que consiste en la información más actualizada sobre el bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios. El número requerido de puntos de muestra se recopiló en función al número proporcionado por la ecuación 1 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

$$\text{Precision general} = VP + VN / VP + FP + VN + FN \quad (\text{Ecuación 7})$$

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

$$\text{Kappa}(k) = f_o - f_c / N - f_c \quad (\text{Ecuación 8})$$

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

Tabla 3. *Coeficiente de kappa*

Concordancia de Kappa	Interpretación de la Concordancia
“0,00”	“Pobre”
“0,01 – 0,20”	“Leve”
“0,21 – 0,40”	“Aceptable”
“0,41 – 0,60”	“Moderada”
“0,61 – 0,80”	“Considerable”
“0,81 – 1,00”	“Casi perfecta”

Fuente: Cohen (1960); Cohen et al. (2003).

Se desarrolló un método mixto para evaluar la precisión: para 2005, se estableció áreas de entrenamiento para cada categoría, mientras que para 2023, se validó mediante datos de campo y observación de imágenes de WorldView (0,38 m), PlanetScope (3 m), e imágenes de PeruSat-1 (pancromático de 0,70 m y multiespectral de 2,8 m) (Planet-Team 2023; Planet-Team 2025), así como un diseño de muestreo estratificado aleatorio (Zhang et al. 2020).

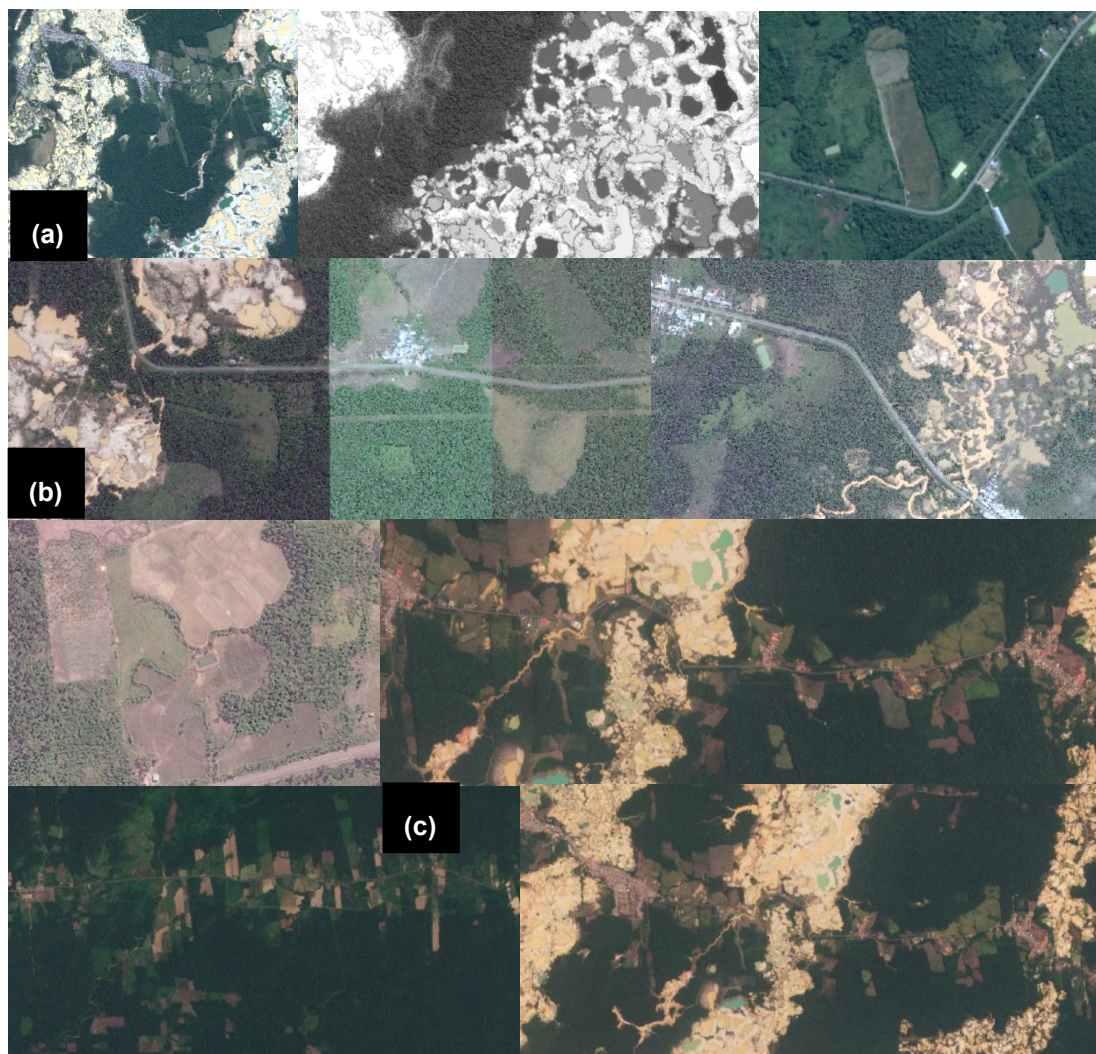


Figura 5. Validación de la cobertura boscosa, evaluación de la degradación de los bosques y monitoreo de la deforestación utilizando imágenes satelitales de alta resolución como las proporcionadas por PeruSAT-1, con una resolución espacial de 0,7 metros por 0,70 metros (a), así como de 2,8 metros por 2,8 metros (a). También se emplean imágenes de WorldView, con una resolución espacial de 0,38 metros por 0,38 metros (b), y de PlanetScope, con una resolución de 3 metros por 3 metros (c).

Fuente: (Planet-Team 2017; Planet-Team 2021; Planet-Team 2022; Planet-Team 2023; Planet-Team 2024).

3.6.4 Análisis estadístico

El análisis estadístico se realizó en consonancia con las metas establecidas en la investigación. Para el primer objetivo, específicamente la cuantificación de la cobertura fraccional del proceso asistido en CLASlite en un bosque fragmentado de la

Amazonia de Madre de Dios durante los años 2005 y 2023, se examinó la capacidad fotosintética de la vegetación utilizando CLASlite v3,3®. El segundo y tercer objetivo, relativos a la determinación de la deforestación, la degradación forestal y las tasas de pérdida en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023, se distinguió por tipo de perturbación utilizando CLASlite v3,3®. Las tasas se adquirirán mediante el procesamiento en ArcGIS 10,8® y ArcGIS Pro 3,3®.

El cuarto propósito, relativo a la cuantificación de las variaciones en la cobertura debido a la deforestación y la degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios durante los años 2005 y 2023, se llevó a cabo utilizando ArcGIS 10,8® y ArcGIS Pro 3,3®.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Cobertura fraccional asistido por CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios

Al analizar diferentes combinaciones de parámetros de algoritmo utilizadas en la herramienta de mapeo de cobertura forestal CLASlite, se determinó la influencia de cada parámetro en la precisión del mapeo durante ese lapso en las tres combinaciones en el árbol de decisión para VF, VNF y SD. Los descubrimientos indican una tendencia negativa en relación con la superficie de la cobertura de bosques desde 2005 hasta 2023.

La cobertura fraccional de los años 2005 y 2023, compuesta por el VF, el VNF y el SD se expresan en porcentaje (0-100%). En el año 2005, hay entre un 50 y un 74% de VF, entre un 0 y un 75 % de VNF y entre un 0 y un 50% de SD. De forma parecida, en la Figura 6c, la banda simboliza la cobertura fraccional de SD en un tono marrón, mientras que en la Figura 6a, la banda simboliza la cobertura fraccional de VF en un tono verde, y en la Figura 6b, la banda simboliza la cobertura fraccional de VNF en un tono amarillo. Los colores de cada una simbolizan la existencia de cada clase de cobertura en cada píxel. Por ejemplo, los píxeles verdes exhiben un porcentaje superior de VF, los píxeles marrones señalan la existencia de SD, mientras que los píxeles amarillos simbolizan una cobertura fraccional superior de VNF.

De igual forma, la Figura 7, muestra la cobertura fraccional del 2023 en la que se expresa VF, VNF y SD en valores porcentuales (0-100%). En el 2023, se tiene de 0 a 97% de VF, 0 a 75% de VF y de 0 a 80% de SD lo que demuestra que hay más área abierta y deforestada.

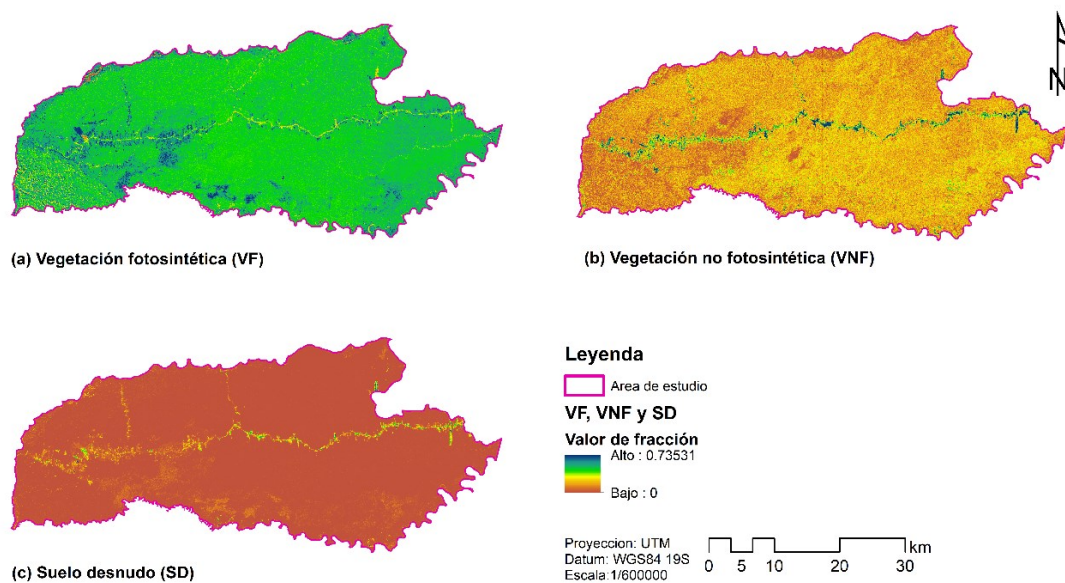


Figura 6. Cobertura fraccional: vegetación fotosintética (a), vegetación no fotosintética (b) y sustrato (suelo) desnudo (c) del año 2005.

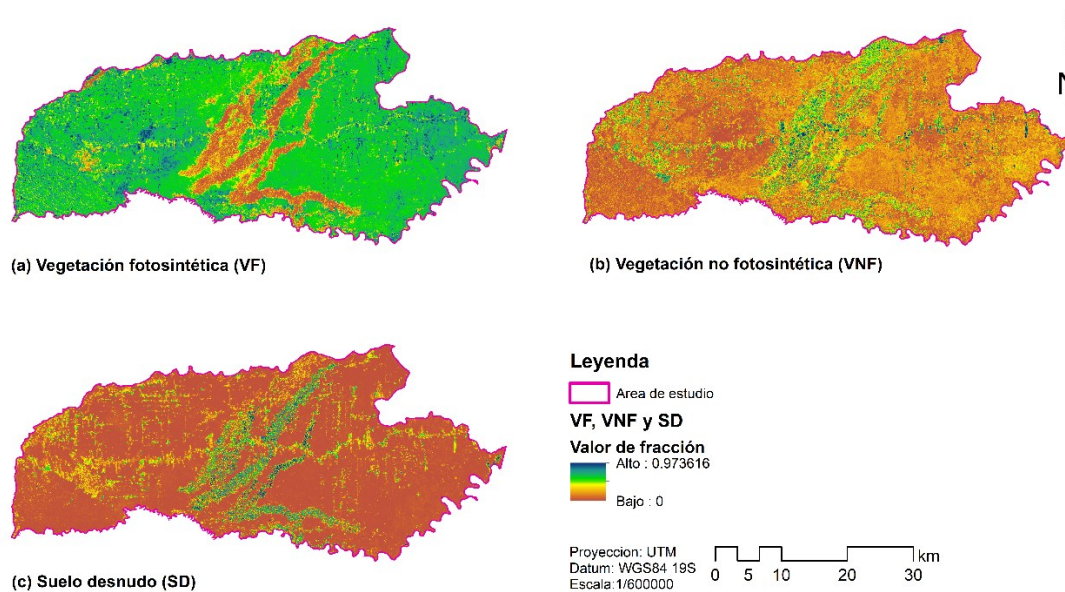


Figura 7. Cobertura fraccional: vegetación fotosintética (a), vegetación no fotosintética (b) y sustrato (suelo) desnudo (c) del año 2023.

El bosque intacto está dominado por altas fracciones de VF, bajo VNF, y muy bajo SD. La vía interoceánica y un gran número de zonas deforestadas son fácilmente visibles en el área de estudio. Tanto la vía como muchos de los

claros están dominados por altas fracciones de SD, mientras que otros claros están predominantemente cubiertos de VFN (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020).

Las zonas ribereñas muestran áreas de sustrato desnudo. Estas zonas son perturbadas por la minería de oro, que eliminan totalmente la vegetación, dejando un mosaico perturbado de suelo desnudo. Por el contrario, en las zonas más secas predominan las arenas y rocas desnudas, como muestran las altas fracciones de sustrato desnudo (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020).

El VF sigue un patrón de fracción de cobertura superior al resto. Los mayores VFN y sustrato desnudo se encuentran en las zonas agrícolas y ribereñas perturbadas estacionalmente por la minería de oro. En conjunto, estas imágenes proporcionan un medio cuantitativo y espacialmente explícito para evaluar la incertidumbre en las estimaciones de cobertura fraccional resultantes de CLASlite (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Chicas et al. 2016).

4.2 Deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios

Una interpretación visual directa de los mapas de cambios revela información sobre las distribuciones espaciales de la deforestación y degradación forestal (Figura 9 y 10). Estas áreas de pérdida se extienden por toda el área de estudio, concentradas en la parte central, sector denominado La Pampa y Guacamayo. El conjunto de datos derivado de CLASlite muestra una pérdida estimada de bosque de 3 2791,56 ha de 2005 hasta 2023.

Los resultados muestran una deforestación en 2005 de 1 709,86 ha a 23 056,92 ha para 2023. Mientras que la degradación forestal de 5 842,60 ha para 2005 y 17 287,10 ha para 2023 (Tabla 4). En 18 años de evaluación, la deforestación se incrementó en un poco más de treces veces del periodo inicial, en esa misma tendencia, la degradación forestal aumentó en casi tres

veces el periodo inicial. Un caso singular, es la que la degradación forestal en 2005 es casi tres veces y medio más que la deforestación.

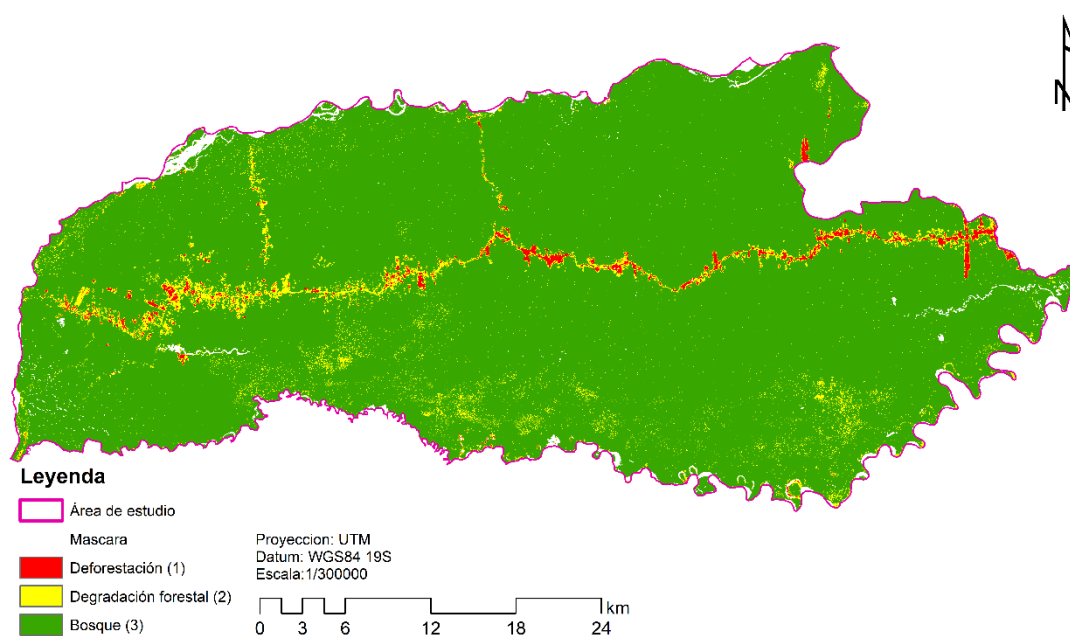


Figura 9. Deforestación y degradación forestal en el 2005.

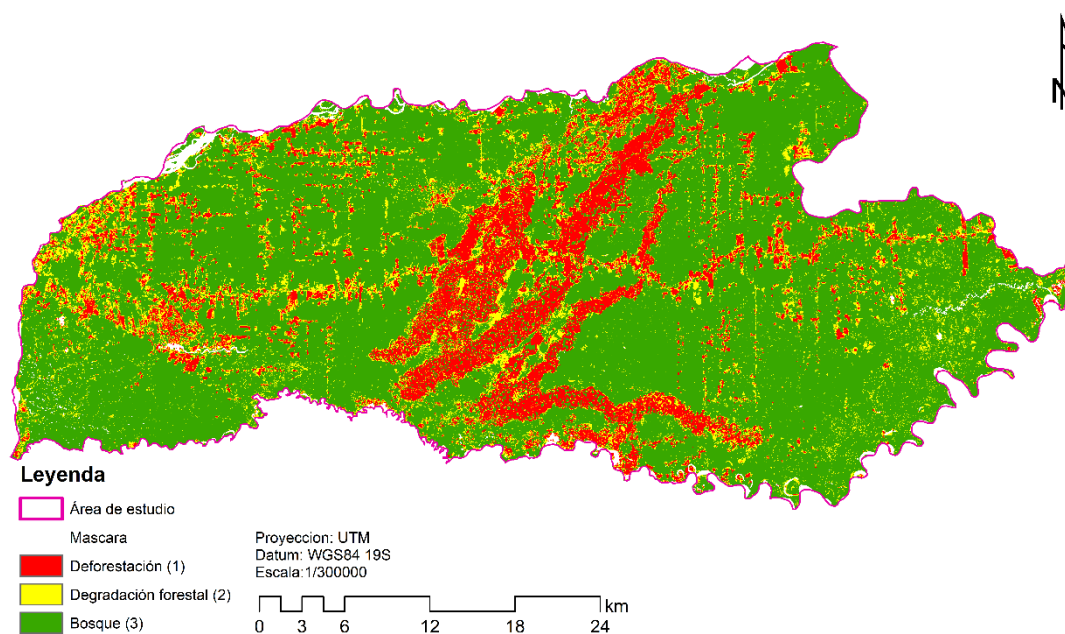


Figura 8. Deforestación y degradación forestal en el 2023.

De la Figura 7-9, el bosque fragmentado se compone de la superposición del mapa de cambio de reclasificación con CLASlite de la cobertura fraccional mediante procedimiento de análisis de mezcla espectral de 2005 y 2023. Para 2005, el resultado muestra que el 95,10% es bosque intacto, el 3,79% bosque degradado y el 1,11% áreas deforestadas. El año 2023, se cuantifica el 73,85% como bosque intacto, 11,21% como bosque degradado y el 14,95% como áreas deforestadas.

Tabla 4. Cuantificación de la degradación forestal y deforestación

Periodo	Categorías (ha)		
	1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)
2005	1709,86	5842,60	146723,53
2023	23056,92	17287,10	113931,97

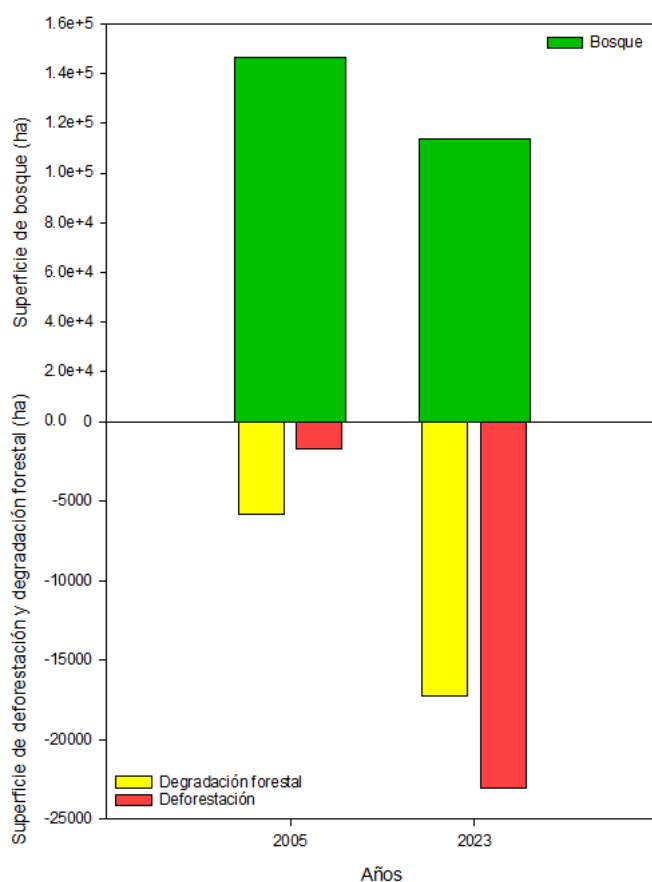


Figura 10. Degradación forestal y deforestación de los años 2005 y 2023.

Desde la óptica administrativa y espacial, la zona de estudio presenta la mayor complejidad en la superposición de reclamos espaciales, en donde se interrelacionan lotes agrícolas, territorios de comunidades nativas, distintas modalidades de títulos habilitantes, y unidades de conservación, incluyendo la Reserva Nacional Tambopata y su zona de amortiguamiento. La configuración del paisaje en la zona de estudio se caracteriza por la influencia de los flujos migratorios provenientes de las regiones del sur del país, donde los migrantes se dedican, en su mayoría, a actividades económicas de extracción de oro y a la agropecuaria intensiva (Alarcón et al. 2016; Caballero et al. 2018; Alarcon-Aguirre et al. 2021). En adición, comunidades locales e indígenas, controlan la migración de sus sistemas de producción de forma diversificada, en los que se intercalan la agricultura de subsistencia, la ganadería; y el comercio (Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

En términos de análisis temporal (2005-2023), la deforestación mostró una cuantificación superior (57%) en comparación con la degradación forestal (43%), no obstante, descubrimos que se han degradado zonas considerables (17 287,10 ha).

La magnitud de la degradación forestal y la deforestación son atribuidas a una combinación de todos los factores identificados, tales como la agricultura permanente y migratoria, la ganadería, la tala selectiva y la minería de oro (Baraloto et al. 2015; Perz et al. 2016; Mendoza et al. 2017; Alarcon et al. 2020; Alarcón et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023; Eckert et al. 2024).

Aunque las altas tasas de degradación forestal en el bosque fragmentado pueden ser una consecuencia de la ausencia de grandes extensiones de bosques y la presencia de pequeños parches de bosque que son fácilmente accesibles. La evidencia de mayores tasas de degradación respalda estudios recientes que muestran que a pesar de algunos éxitos en la lucha contra la deforestación en la Amazonia, la degradación forestal puede haber evadido medidas regulatorias previas y plantea una amenaza para los hábitats de bosque principalmente primario (Asner et al. 2009; Dlamini 2017; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

Los resultados de las diferencias en la tasa de deforestación y degradación forestal en el área de estudio resaltan la complejidad de los procesos de cambio en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios (Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Por ejemplo, la agricultura migratoria, la tala selectiva y minería de oro son los principales agentes del cambio de la cubierta forestal a lo largo del tiempo (Perz et al. 2013; Alarcón et al. 2016; Perz et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023). En consecuencia, aunque la tala selectiva es a menudo la causa más común de degradación en los bosques Amazónicos (Asner et al. 2009), la influencia de los impulsores locales puede diferir o desplazarse a través de fugas (es decir, desplazamiento espacial en la pérdida de bosque) (Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Chicas et al. 2016; Ram-Kumar et al. 2020). Existen varias explicaciones para estas diferencias: una podría ser la consecuencia de las presiones causadas por la inmigración, en este caso, la mayoría enfocado en la minería de oro (Asner y Tupayachi 2017). También, el cambio puede ser impulsada por la agricultura migratoria, quemadas estacionales o invasión de colonos en la búsqueda de nuevas tierras (Alarcon-Aguirre et al. 2021). Podría decirse que los impulsores dominantes de la deforestación y la degradación forestal se vienen desplazado o están empezando a desplazarse en dirección con mayor potencial de oro. Esto ha llevado a tendencias crecientes en la deforestación y la degradación forestal en los bosques (Perz et al. 2022; Alarcón-Aguirre et al. 2023).

4.3 Tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal

El conjunto de datos derivado de CLASlite muestra una perturbación general del bosque de 1 821,71 ha al año⁻¹ (-1,40) entre 2005 y 2023, lo que resulta en una tasa de deforestación promedio de 1 041,41 ha al año⁻¹ (-0,80) y una degradación forestal de 780,61 ha al año⁻¹ (-0,60) (Tabla 5).

La magnitud de la degradación forestal y la deforestación son atribuidas a una serie de factores identificados, tales como la agricultura permanente y

migratoria, la ganadería, la tala selectiva y la minería de oro (Baraloto et al. 2015; Mendoza et al. 2017; Alarcon et al. 2020; Alarcón et al. 2021; Perz et al. 2022; Alarcon-Aguirre et al. 2023; Eckert et al. 2024).

Tabla 5. *Tasa de degradación forestal y deforestación*

Periodos	Tasa anual de cambio (%)		Perturbación total anual promedio (ha) (r)	
	Degradación forestal	Deforestación	Degradación forestal	Deforestación
2005-2023	-0,60	-0,80	780,61	1 041,15

Estas cifras son significativas, por tratarse de uno de los sectores más afectados por la minería de oro en Madre de Dios (La Pampa-Guacamayo), la Amazonia Peruana y la Amazonia en general (Bennett et al., 2018; Murad y Pearse, 2018; Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019; López et al., 2020; RAISG, 2020). A pesar de ello, no debe subestimarse el impacto negativo que representa al bosque las actividades tradicionales como; la tala del bosque, agricultura, la ganadería y la construcción de infraestructura (Oliveira et al. 2008; Bennett et al. 2018; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020).

De igual manera, la mayor parte de la deforestación observada ocurrió dentro del área minera. Los primeros eventos de deforestación ocurrieron principalmente entre 2005 (Guacamayo), es decir, durante la construcción e implementación de la vía interoceánica; impulsando la actividad en magnitud a otros sectores en el 2006 (Asner et al. 2009; Asner et al. 2012; Asner et al. 2013; Asner y Tupayachi 2017; Caballero et al. 2018). Fuera del área minera, principalmente en la parte oeste y este, por lo general, se observan en áreas de predios agrícolas y títulos habilitantes (concesiones forestales), donde la degradación forestal es mayor (Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Por la parte sur, la amenaza de la deforestación es sobre la Reserva Nacional Tambopata (Asner et al. 2009; Alarcón et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

Autores como Alarcón et al. (2021); Alarcón et al. (2016) y Chávez et al. (2013) en la misma línea de investigación han examinado la regresión de la cobertura arbórea y las tendencias de deforestación a escala regional en el caso de Madre de Dios, ubicada en el sureste de la Amazonía peruana. Aunque hay variaciones en hallazgos específicos, la mayoría de las diferencias se pueden atribuir a la extensión de las áreas de estudio y a las diferencias en la escala regional de análisis, lo que explica las variaciones en la distribución espacial. Sin embargo, vale la pena mencionar que las tasas de pérdida anual reportadas son bastante convergentes, resultandos comparables entre los diferentes estudios consultados.

La tasa de degradación forestal y deforestación anual de cambio varían de otros estudios (Souza et al. 2005; Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Eckert et al. 2024), en los que la degradación forestal superó a la deforestación. Esta variación se debe a los efectos directos e indirectos que provoca la minería de oro en el área de estudio, magnificando a la deforestación. Esta situación, puede variar en sectores donde la minería de oro no es tan considerable o no está presente.

4.3.1 Evaluación de precisión de CLASlite

Por lo que respecta a la validación de resultados, el modelo general para el año 2005, tuvo una fijación de 83,60 % y una Kappa de 0,753 que lo sitúa en una concordancia de nivel "Considerable" (Tabla 3). En contraste, el análisis para el año 2023, reporta una mejora en el rendimiento con 86,90 % de fijación y Kappa de 0,804, coeficientes que lo posicionan en la categoría de concordancia "Casi perfecta" de acuerdo con Cohen (1960) y Cohen et al. (2003). Estas métricas demuestran un avance en la Kappa del modelo y una alta correspondencia en las clases que el modelo asignó por análisis digital y las clases de la muestra que se validó en el terreno.

Tabla 6. *Matriz de confusión e Índice de kappa de puntos aleatorizados frente a datos de CLASlite de Landsat TM 2005*

Categoría		Puntos aleatorios			
		1	2	3	$f_{\text{CLASlite Landsat}}$
ACF $\text{CLASlite Landsat (2005)}$	1	102 (34)	15	5	122
	2	4	99 (42)	23	126
	3	1	15	119 (52)	135
	f_{PA}	107	129	147	383
$f_o =$	320			$f_c =$	128
$k =$	0,753			$k_M =$	0,988
$\sigma_k =$	0,0285			$\sigma_{k_o} =$	0,0363
$z =$	20,748			Matriz de confusión =	0,836

Para el periodo 2005, el tamaño de la muestra seleccionada aleatoriamente ($n = 383$) resultó idóneo para la validación de las categorías de deforestación, degradación y cobertura boscosa (Tabla 6). El análisis de los datos se realizó bajo criterios de frecuencias de concordancia, siguiendo los protocolos de Cohen (1960) y Yaghobi et al. (2019). Con un coeficiente k de 0,753, se corrobora que la mayoría de los puntos verificados guardan una consistencia significativa con las clasificaciones generadas por CLASlite a partir de sensores Landsat, una vez corregido el factor de azar. Por otro lado, el valor de $k_m = 0,988$ sugiere que las discrepancias observadas se deben principalmente a variaciones marginales que no comprometen la validez de los resultados finales. En términos de inferencia, se determinó con un nivel de confianza del 95% que el parámetro poblacional se sitúa en un intervalo de 0,697, 0,808. Asimismo, el estadístico z de 20,748 indica un alto nivel de significancia ($P < 0,001$), lo que permite rechazar la hipótesis de independencia y confirmar la robustez de la relación entre los datos observados y la realidad del terreno (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Tabla 7. *Matriz de confusión e Índice de kappa de datos de campo e imágenes de alta resolución frente a datos de CLASlite de Landsat OLI 2023*

Categoría		Puntos de campo			
		1	2	3	$f_{\text{CLASlite Landsat}}$
ACF ^{CLASlite} Landsat (2023)	1	105 (36)	11	9	125
	2	4	108 (43)	15	127
	3	1	10	120 (49)	131
	f_{PC}	110	129	144	383
$f_o =$	333				$f_c =$ 128
$k =$	0,804				$k_M =$ 0,984
$\sigma_k =$	0,0258				$\sigma_{k_o} =$ 0,0362
$z =$	22,217				Matriz de confusión= 0,869

En lo que respecta al periodo 2023, la muestra aleatoria seleccionada ($n = 383$) permitió una evaluación rigurosa de las categorías de deforestación, degradación y áreas boscosas (Tabla 7). El análisis se fundamentó en criterios de frecuencias de concordancia de acuerdo con los protocolos de Cohen (1960) y Yaghobi et al. (2019). Con un coeficiente k de 0,804, se evidencia una concordancia sustancial entre las clasificaciones derivadas de las imágenes Landsat procesadas en CLASlite y los datos de verificación, superando ampliamente el factor de azar. Asimismo, el valor de $k_m = 0,984$ indica que las divergencias registradas responden principalmente a variaciones marginales que no comprometen la integridad de las estimaciones finales. Mediante la inferencia estadística, se estableció con un nivel de confianza del 95% que el parámetro poblacional se ubica en el intervalo de 0,753, 0,855. Finalmente, el valor de z (22,217) ratifica una significancia estadística elevada ($P < 0,001$), consolidando la validez del modelo al comparar los valores observados frente a los parámetros hipotéticos de la población (Koley y Chockalingam 2022).

4.4 Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios

Los cambios en la cobertura del suelo por deforestación y degradación (Figura 11) muestran una evolución gradual desde 2005 hasta 2023 (Tabla 8).

En relación con los cambios del bosque, en 2005 reporta 145 896,78 ha, registrando una reducción para 2023 de 112 662,45 ha.

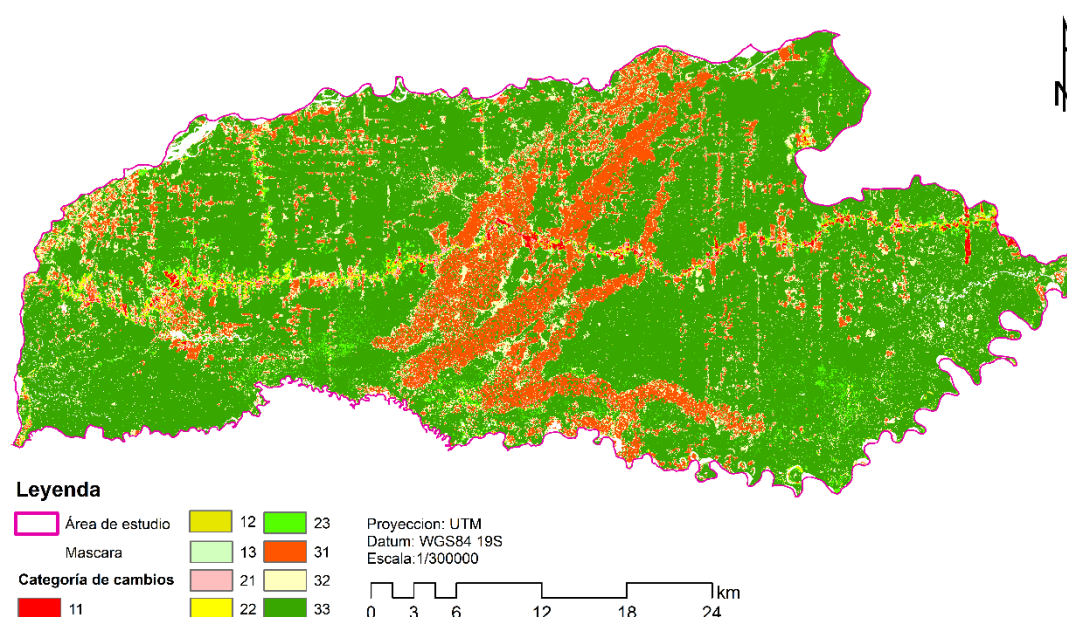


Figura 11. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal para 2005-2023.

El incremento en la extensión de la deforestación y la degradación forestal desde el comienzo de la evaluación en 2005 hasta el término de la evaluación en 2023, se refleja en un total de 23 889,00 ha (57,41%) para la deforestación y 17 724,54 ha (42,59%) para la degradación forestal (Tabla 8).

En términos generales, se evidencia una tendencia ascendente en el espacio temporal comprendido entre 2005 y 2023, con un incremento del 1 142% en relación con la deforestación y del 282% en la degradación forestal (Tabla 8).

Tabla 8. *Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2005-2023*

Categoría		Año 2023 (ha)			
		1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)	Total
Año 2005 (ha)	1 (Deforestación)	1 050,57	565,83	474,64	2 091,04
	2 (Degradación forestal)	1 389,80	1707,99	3190,38	6 288,17
	3 (Bosque)	21 448,64	15450,72	108997,43	145 896,78
	Total	23 889,00	17 724,54	112 662,45	154 275,99

Según la dinámica de cambio, la mayor concentración de deforestación se debe a la minería ilegal y menor medida por la agricultura, ganadería e infraestructura, estos datos se respaldan en números estudios (Alarcón et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Caballero et al. 2018; Alarcon-Aguirre et al. 2021). La deforestación por minería ilegal ocurre alrededor de cuerpos de agua y cerca de rutas terrestres, incrementada en los últimos años por la vía interoceánica (Southworth et al. 2011; Chávez et al. 2013; Perz et al. 2016).

Por otro lado, la degradación forestal ocurre producto de la tala selectiva en títulos habilitantes, comunidades nativas y áreas agrícolas con bosque, pero también por la agricultura migratoria. En el área de estudio, la magnitud es menor (42,59%) pero significativa, básicamente por la presencia de la minería de oro, que de no estar presente la cuantificación podría ser mayor que la deforestación (Perz et al. 2016; Mendoza et al. 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2023). Sin embargo, no debe subestimarse el impacto negativo que representa al bosque la degradación forestal, en ese sentido, debe agendarse en la política de la gestión forestal, especialmente en la Amazonia peruana (Oliveira et al. 2008; Recanati et al. 2015; Bennett et al. 2018; Duff y Downs 2019; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020; Alarcón et al. 2021).

También, se puede indicar que el patrón de degradación y sus cambios en el bosque indican que las restricciones de uso por la minería de oro en sector focalizados (La Pampa-Guacamayo) redujeron la degradación forestal dentro del área minera, pero pueden haber estimulado la degradación forestal en los

alrededores del área minera (Asner et al. 2005; Foley et al. 2007; Asner et al. 2009; Asner y Tupayachi 2017). Esto se contrasta en estudios (Asner et al. 2005; Foley et al. 2007; Asner et al. 2009; Alarcón et al. 2016; Perz et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021) que evaluaron la distribución espacial de uso y cobertura del suelo que han experimentado cambios producto de la deforestación y degradación forestal, a diferencia del sector minero, que ya experimento la degradación forestal, deforestación, y actualmente un proceso de degradación de suelo (Caballero et al. 2018; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

Es importante destacar que el área total observada afectada por la degradación forestal es un poco menor que el área afectada por la deforestación, un desarrollo que en el área de estudio no contrasta con lo observado en otras regiones Amazónicas y tropicales (Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Ram-Kumar et al. 2020), donde la degradación forestal está más extendida y parece ser mucho más difícil de controlar que la deforestación (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Keenan et al. 2015; Lapola et al. 2023). Sin embargo, la minería de oro o de otra índole no se desarrolla en la misma magnitud. En ese sentido, la dificultad de contener la degradación forestal a un nivel espacial predefinido representa una amenaza importante para los ecosistemas Amazónicos (Keenan et al. 2015; Yesuf et al. 2019).

CONCLUSIONES

La estimación de la cobertura fraccional con CLASlite, se logró establecer la influencia de cada parámetro en la exactitud del mapeo durante ese periodo en las tres combinaciones en el árbol de decisión para VF, VNF y SD. En el año 2005, hay entre un 50 y un 74% de VF, entre un 0 y un 75 % de VNF y entre un 0 y un 50% de SD. Para 2023, se tiene de 0 a 97% de VF, 0 a 75% de VF y de 0 a 80% de SD lo que demuestra que hay más área abierta y deforestada.

Se cuantifico una deforestación de 1 709,86 ha para 2005, y de 23 056,92 ha para 2023. Mientras que la degradación forestal de 5 842,60 ha para 2005 y 17 287,10 ha para 2023. En 18 años de evaluación, la deforestación se incrementó en un poco más de treces veces del periodo inicial, en esa misma tendencia, la degradación forestal aumentó en casi tres veces el periodo inicial. Un caso singular, es la que la degradación forestal en 2005 es casi tres veces y medio más que la deforestación. En general, la pérdida de bosque en 18 años (2005-2023) se estima en 3 2791,56 ha.

La perturbación general del bosque fue de 1 821,71 ha al año⁻¹ (-1,40) entre 2005 y 2023, lo que resulta en una tasa de deforestación promedio de 1 041,41 ha al año⁻¹ (-0,80) y una degradación forestal de 780,61 ha al año⁻¹ (-0,60).

Para los años 2005 y 2023, se estableció un modelo general con una exactitud del 83,60% y un 86,90%, respectivamente. La concordancia de kappa mostró 0,753 y 0,804, siendo catalogada como "Considerable" y "Casi perfecta".

En relación con los cambios del bosque, el incremento en la extensión de la deforestación y la degradación forestal desde el comienzo de la evaluación en 2005 hasta el término de la evaluación en 2023, se refleja en un total de 23 889,00 ha (57,41%) para la deforestación y 17 724,54 ha (42,59%) para la degradación forestal. En términos generales, se evidencia una tendencia ascendente en el espacio temporal comprendido entre 2005 y 2023, con un incremento del 1 142% en relación con la deforestación y del 282% en la degradación forestal (Tabla 8).

Se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alterna, donde el análisis espacio temporal de un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023 mediante un enfoque automatizado fraccional de cobertura de CLASlite presenta una tendencia exponencial de la deforestación y degradación forestal.

SUGERENCIAS

El cambio en la cobertura fraccional de un momento a otro incluye también cambios naturales (tala, explotación forestal, desmonte) así como en los cambios antropogénicos (conversión de bosques a agricultura y asentamientos). El estudio considera solo el VF y VFN y la vegetación desnuda, mientras que no analiza los cambios estructurales en la vegetación; esta desventaja podría superarse mediante el uso de SAR e imágenes satelitales de alta resolución. La herramienta automatizada CLASlite será muy útil para fines operativos, que requieren una clasificación limitada, pero tienen un mayor impacto para proteger la degradación forestal.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALARCON-AGUIRRE, G., CANAHUIRE, R. R., GUEVARRA, F. M. G., RODRIGUEZ, L., GALLEGOS, L. E. Y GARATE-QUISPE, J. Dinámica de la pérdida de bosques en el sureste de la Amazonia peruana: un estudio de caso en Madre de Dios. *Ecosistemas*, 2021, 30(2), 2175-2175. doi:<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. Forest Loss Related to Brazil Nut Production in Non-Timber Forest Product Concessions in a Micro-Watershed in the Peruvian Amazon. *Remote Sensing*, 2023, 15(23). doi:10.3390/rs15235438

ALARCON-AGUIRRE, G., MIRANDA FIDHEL, R. F., RAMOS ENCISO, D., CANAHUIRE-ROBLES, R., RODRIGUEZ-ACHATA, L. Y GARATE-QUISPE, J. Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire*, 2022, 5(4). doi:<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. Vegetation dynamics in lands degraded by gold mining in the southeastern Peruvian Amazon. *Trees, Forests and People*, 2023/03/01/ 2023, 11, 100369. doi:<https://doi.org/10.1016/j.tfp.2023.100369>

ALARCON AGUIRRE, G., CANAHUIRE ROBLES, R. R., GUEVARA DUAREZ, F. M., RODRÍGUEZ ACHATA, L., GALLEGOS CHACÓN, L. E. Y GARATE-QUISPE, J. Dynamics of forest loss in the southeast of the Peruvian Amazon: a case study in Madre de Dios. *Ecosistemas*, 2021/08/22/ 2021, 30(2), 1-11. doi:10.7818/ECOS.2175

ALARCÓN, G., DIAZ-REVOREDO, J. L. Y BARRIGA-PAREDES, V. Á. M. Dinámica de la pérdida de bosques en el sureste de la Amazonia peruana 2021/4/5 2021, 1(1). doi:<http://hdl.handle.net/20.500.14070/661>

ALARCÓN, G., DÍAZ, J., VELA, M., GARCÍA, M. Y GUTIÉRREZ, J. 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, 2016, 18(3), 319-330. doi:<http://dx.doi.org/10.18271/ria.2016.221>

ALARCON, G., ZEVALLOS, P. A., QUISPE, R., RAMOS, D. Y GARATE-QUISPE, J. S. Valor de conservación de un bosque en el sureste de la Amazonia Peruana: El caso de Madre de Dios. Revista Ecosistemas, 2020, 29(3). doi:<https://doi.org/10.7818/ECOS.1947>

ALLNUTT, T. F., ASNER, G. P., GOLDEN, C. D. Y POWELL, G. V. N. Mapping Recent Deforestation and Forest Disturbance in Northeastern Madagascar. Tropical Conservation Science, 2013/03/01 2013, 6(1), 1-15. doi:10.1177/194008291300600101

ANJI-REDDY, M. Geographical Information System. *3rd Edition, BS Publication, Hyderabad* [Type of Work]. 2010. Disponible en Internet:<https://www.gisresources.com/wp-content/uploads/2013/09/anjireddy_GIS.pdf>

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. High-resolution mapping of forest carbon stocks in the Colombian Amazon. Biogeosciences, 2012, 9(7), 2683-2696. doi:<https://doi.org/10.5194/bg-9-2683-2012>

ASNER, G. P., DAVID, E. K., ARAVINDH, B. Y GUAYANA, P.-A. Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation: CLASlite. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8/1 2009, 3(1), 033543. doi:10.1117/1.3223675

ASNER, G. P., KNAPP, D. E., BROADBENT, E. N., OLIVEIRA, P. J., KELLER, M. Y SILVA, J. N. Selective logging in the Brazilian Amazon. *Science*, 2005// 2005, 310. doi:10.1126/science.1118051

ASNER, G. P., LLACTAYO, W., TUPAYACHI, R. Y LUNA, E. R. Elevated rates of gold mining in the Amazon revealed through high-resolution monitoring. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(46), 18454-18459. doi:10.1186/1750-0680-8-7

ASNER, G. P. Y TUPAYACHI, R. Accelerated losses of protected forests from gold mining in the Peruvian Amazon. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(9), 94-104. doi:10.1088/1748-9326/aa7dab

BARALOTO, C., ALVERGA, P., QUISPE, S. B., BARNES, G., CHURA, N. B., DA SILVA, I. B., CASTRO, W., DA SOUZA, H., DE SOUZA MOLL, I. E., DEL ALCAZAR CHILO, J., LINARES, H. D., QUISPE, J. G., KENJI, D., MARSIK, M., MEDEIROS, H., MURPHY, S., ROCKWELL, C., SELAYA, G., SHENKIN, A., SILVEIRA, M., SOUTHWORTH, J., VASQUEZ COLOMO, G. H. Y PERZ, S. Effects of road infrastructure on forest value across a tri-national Amazonian frontier. *Biological conservation*, 2015/11/01/ 2015, 191, 674-681. doi:<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.08.024>

BARLOW J FAU - LENNOX, G. D., LENNOX GD FAU - FERREIRA, J., FERREIRA J FAU - BERENGUER, E., BERENGUER E FAU - LEES, A. C., LEES AC FAU - MAC NALLY, R., MAC NALLY R FAU - THOMSON, J. R., THOMSON JR FAU - FERRAZ, S. F. D. B., FERRAZ SF FAU - LOUZADA, J., LOUZADA J FAU - OLIVEIRA, V. H. F., OLIVEIRA VH FAU - PARRY, L., PARRY L FAU - SOLAR, R. R. D. C., SOLAR RR FAU - VIEIRA, I. C. G., VIEIRA IC FAU - ARAGÃO, L. E. O. C., ARAGÃO LE FAU - BEGOTTI, R. A.,

BEGOTTI RA FAU - BRAGA, R. F., BRAGA RF FAU - CARDOSO, T. M., CARDOSO TM FAU - DE OLIVEIRA, R. C., JR., DE OLIVEIRA RC JR FAU - SOUZA, C. M., JR., SOUZA CM JR FAU - MOURA, N. G., MOURA NG FAU - NUNES, S. S., NUNES SS FAU - SIQUEIRA, J. V., SIQUEIRA JV FAU - PARDINI, R., PARDINI R FAU - SILVEIRA, J. M., SILVEIRA JM FAU - VAZ-DE-MELLO, F. Z., VAZ-DE-MELLO FZ FAU - VEIGA, R. C. S., VEIGA RC FAU - VENTURIERI, A., VENTURIERI A FAU - GARDNER, T. A. Y GARDNER, T. A. Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation 2016, (1476-4687 (Electronic)). doi:10.1038/nature18326

BENNETT, A., RAVIKUMAR, A. Y PALTÁN, H. The Political Ecology of Oil Palm Company-Community partnerships in the Peruvian Amazon: Deforestation consequences of the privatization of rural development. World Development, 2018/09/01/ 2018, 109, 29-41. doi:<https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.04.001>

BULLOCK, E. L., NOLTE, C., SEGOVIA, A. R. Y WOODCOCK, C. E. Ongoing forest disturbance in Guatemala's protected areas. Remote Sensing in Ecology and Conservation, 2020a, 6(2), 141-152. doi:10.1002/rse2.130

BULLOCK, E. L., WOODCOCK, C. E. Y OLOFSSON, P. Monitoring tropical forest degradation using spectral unmixing and Landsat time series analysis. Remote Sensing of Environment, 2020/03/01/ 2020b, 238, 110968. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.011>

CABALLERO, J., MESSINGER, M., ROMÁN-DAÑOBEYTIA, F., ASCORRA, C., FERNANDEZ, L. E. Y SILMAN, M. Deforestation and forest degradation due to gold mining in the Peruvian Amazon: A 34-year perspective. Remote Sensing, 2018, 10(12), 1903. doi:<https://doi.org/10.3390/rs10121903>

CHÁVEZ, A., HUAMANI, L., FERNANDEZ, R., BEJAR, N., VALERA, F., PERZ, S., BROWN, I., DOMÍNGUEZ, S., PINEDO, R. Y ALARCÓN, G.

Regional Deforestation Trends within Local Realities: Land-Cover Change in Southeastern Peru 1996–2011. *Land*, 2013, 2(2), 131. doi:<https://doi.org/10.3390/land2020131>

CHAVEZ, A., SALINAS, J. D., MENIS, R. F., BRICEÑO, L. H. Y SANTILLÁN, R. M. Comparación de Áreas deforestadas a través de varias metodologías en la Provincia de Tahuamanu, Madre de Dios, Perú 2013.

CHICAS, S. D., OMINE, K. Y SAQUI, P. CLASlite algorithms and social surveys to asses and identify deforestation and forest degradation in Toledo's protected areas and forest ecosystems, Belize. *Applied Geography*, 2016/10/01/ 2016, 75, 144-155. doi:<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.08.012>

CHUVIECO, E. *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach*. Edition ed.: CRC press, 2016. ISBN 1498728073.

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

COHEN, J., MANION, L. Y MORRISON, J. Designing a qualitative study. In.: Newsbury Park: CA Sage, 2003.

DLAMINI, W. M. Mapping forest and woodland loss in Swaziland: 1990–2015. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2017/01/01/ 2017, 5, 45-53. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2017.01.004>

DUFF, P. M. Y DOWNS, T. J. Frontline narratives on sustainable development challenges/opportunities in the 'illegal' gold mining region of Madre de Dios, Peru: Informing an integrative collaborative response. *The Extractive Industries and Society*, 2019/04/01/ 2019, 6(2), 552-561. doi:<https://doi.org/10.1016/j.exis.2019.01.005>

ECKERT, S., SCHMID, L., MESSERLI, P. Y ZAEHRINGER, J. G. Spatiotemporal assessment of deforestation and forest degradation indicates spillover effects from mining activities and related biodiversity offsets in Madagascar. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2024/11/01/ 2024, 36, 101269. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101269>

FAO Terms and Definitions 2012. doi:<https://www.fao.org/home/es>

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

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

FOLEY, J. A., ASNER, G. P., COSTA, M. H., COE, M. T., DEFRIES, R., GIBBS, H. K., HOWARD, E. A., OLSON, S., PATZ, J. Y RAMANKUTTY, N. Amazonia revealed: forest degradation and loss of ecosystem goods and services in the Amazon Basin. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2007, 5(1), 25-32.

GARCÍA-QUINTANA, Y., ARTEAGA-CRESPO, Y., TORRES-NAVARRETE, B., ROBLES-MORILLO, M., BRAVO-MEDINA, C. Y SARMIENTO-ROSETO, A. Ecological quality of a forest in a state of succession based on structural parameters: A case study in an evergreen Amazonian-Andean forest, Ecuador. *Heliyon*, 2020/07/01/ 2020, 6(7), e04592. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04592>

HASAN, A. F., LAURENT, F., MESSNER, F., BOURGOIN, C. Y BLANC, L. Cumulative disturbances to assess forest degradation using spectral unmixing in the northeastern Amazon. *Applied Vegetation Science*, 2019/07/01 2019, 22(3), 394-408. doi:<https://doi.org/10.1111/avsc.12441>

HOLDRIDGE, L. R. Life zone ecology. Life zone ecology., 1967, (rev. ed.)).

KEENAN, R. J., REAMS, G. A., ACHARD, F., DE FREITAS, J. V., GRAINGER, A. Y LINDQUIST, E. Dynamics of global forest area: Results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. *Forest ecology and management*, 2015, 352, 9-20. doi:<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.06.014>

KOLEY, S. Y CHOCKALINGAM, J. Sentinel 1 and Sentinel 2 for cropland mapping with special emphasis on the usability of textural and vegetation indices. *Advances in Space Research*, 2022/02/15/ 2022, 69(4), 1768-1785. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.10.020>

LAPOLA, D. M., PINHO, P., BARLOW, J., ARAGÃO, L. E. O. C., BERENGUER, E., CARMENTA, R., LIDDY, H. M., SEIXAS, H., SILVA, C. V. J., SILVA-JUNIOR, C. H. L., ALENCAR, A. A. C., ANDERSON, L. O., ARMENTERAS, D., BROVKIN, V., CALDERS, K., CHAMBERS, J., CHINI, L., COSTA, M. H., FARIA, B. L., FEARNSIDE, P. M., FERREIRA, J., GATTI, L., GUTIERREZ-VELEZ, V. H., HAN, Z., HIBBARD, K., KOVEN, C., LAWRENCE, P., PONGRATZ, J., PORTELA, B. T. T., ROUNSEVELL, M., RUANE, A. C., SCHALDACH, R., DA SILVA, S. S., VON RANDOW, C. Y WALKER, W. S. The drivers and impacts of Amazon forest degradation. *Science*, 2023, 379(6630), eabp8622. doi:10.1126/science.abp8622

LE QUÉRE, C., ANDREW, R. M., CANADELL, J. G., SITCH, S., KORSBAKKEN, J. I., PETERS, G. P., MANNING, A. C., BODEN, T. A., TANS, P. P., HOUGHTON, R. A., KEELING, R. F., ALIN, S., ANDREWS, O. D., ANTHONI, P., BARBERO, L., BOPP, L., CHEVALLIER, F., CHINI, L. P., CIAIS, P., CURRIE, K., DELIRE, C., DONEY, S. C., FRIEDLINGSTEIN, P., GKRTZALIS, T., HARRIS, I., HAUCK, J., HAVERD, V., HOPPEMA, M., KLEIN GOLDEWIJK, K., JAIN, A. K., KATO, E., KÖRTZINGER, A., LANDSCHÜTZER, P., LEFÈVRE, N., LENTON, A., LIENERT, S., LOMBARDOZZI, D., MELTON, J. R., METZL, N., MILLERO, F., MONTEIRO, P. M. S., MUNRO, D. R., NABEL, J. E. M. S., NAKAOKA, S., O'BRIEN, K., OLSEN, A., OMAR, A. M., ONO, T., PIERROT, D., POULTER, B., RÖDENBECK, C., SALISBURY, J., SCHUSTER, U., SCHWINGER, J.,

SÉFÉRIAN, R., SKJELVAN, I., STOCKER, B. D., SUTTON, A. J., TAKAHASHI, T., TIAN, H., TILBROOK, B., VAN DER LAAN-LUIJKX, I. T., VAN DER WERF, G. R., VIOVY, N., WALKER, A. P., WILTSHIRE, A. J. Y ZAEHLE, S. Global Carbon Budget 2016. *Earth Syst. Sci. Data*, 2016, 8(2), 605-649. doi:10.5194/essd-8-605-2016

LOZANO, N. S. M., BAQUE, D. L. Z., TERÁN, A. B. I., PARRALES, R. A. Á., ALCÍVAR, H. A. G., BRAVO, H. M. T., BRAVO, B. J. P. Y ROBLES, N. A. P. Metodología de la Investigación Científica: Diseño de Investigaciones Cuantitativas. Editorial Internacional Alema, 2025.

MAILLARD, O., AGUILERA, V. Y UYUNI, G. Evaluación de la detección de la deforestación y degradación usando CLAS-lite: Estudio de caso en un área montañosa de transición en Bolivia. *Kempffiana*, 2019, 15, 1-16.

MENDOZA, R., ALARCÓN AGUIRRE, G., PERZ, S. Y CORREA NUÑEZ, G. Changes in Landscape of Pampa Juliaca Grassland in Bahuaja-Sonene National Park by Fire Men-Made (1990-2010) *Modern Environmental Science and Engineering*, Mayo, 2017 2017, 3, 332-348 doi: 10.15341/mese(2333-2581)/05.03.2017/006

MINAM. Bosque y pérdida de bosque del Perú. Perú 2020.

MINAM. Bosque y pérdida de bosque del Perú. Perú 2022.

OCHOA, C. Y PÁEZ, O. Inferencia estadística: probabilidad, variables aleatorias y distribuciones de probabilidad. *Evid Pediatr*, 2019, 15, 27.

OFOSU, G., DITTMANN, A., SARPONG, D. Y BOTCHIE, D. Socio-economic and environmental implications of Artisanal and Small-scale Mining (ASM) on agriculture and livelihoods. *Environmental Science & Policy*, 2020/04/01/ 2020, 106, 210-220. doi:<https://doi.org/10.1016/j.envsci.2020.02.005>

OLIVEIRA, A. D., AMARAL, I. D., RAMOS, M. B. P., NOBRE, A. D., COUTO, L. B. Y SAHDO, R. M. Composição e diversidade florístico-estrutural de um hectare de floresta densa de terra firme na Amazônia Central, Amazonas, Brasil. *Acta Amazonica*, 2008, 38(4), 627-642.

PAN, Y., BIRDSEY, R. A., FANG, J., HOUGHTON, R., KAUPPI, P. E., KURZ, W. A., PHILLIPS, O. L., SHVIDENKO, A., LEWIS, S. L., CANADELL, J. G., CIAIS, P., JACKSON, R. B., PACALA, S. W., MCGUIRE, A. D., PIAO, S., RAUTIAINEN, A., SITCH, S. Y HAYES, D. A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests. *Science*, 2011/08/19 2011, 333(6045), 988-993. doi:10.1126/science.1201609

PEREZ-LEIVA, P., KNAPP, D. E., CLARK, J. K. Y ASNER, G. P. Mapping Tropical Forest Change in the Greater Marañón and Ucayali regions of Peru using CLASlite. In., 2012, vol. 2012, p. GC51B-1181.

PERZ, S., CASTRO, W., ROJAS, R., CASTILLO, J., CHÁVEZ, A., GARCÍA, M., GUADALUPE, Ó., GUTIÉRREZ, T., HURTADO, A., MAMANI, Z., MAYNA, J., MELLO, R., PASSOS, V., REYES, J., SAAVEDRA, M., DE WIT, F., ACUÑA, N., ALARCÓN, G. Y ROJAS, D. La Amazonia como un sistema socio-ecológico: Las dinámicas de cambios complejos humanos y ambientales en una frontera trinacional. In J. POSTIGO Y K. YOUNG eds. *Naturaleza y sociedad: Perspectivas socio-ecológicas sobre cambios globales en América Latina*. Lima-Perú: desco, IEP e INTE-PUCP, 2016, p. 444.

PERZ, S., QIU, Y., XIA, Y., SOUTHWORTH, J., SUN, J., MARSIK, M., ROCHA, K., PASSOS, V., ROJAS, D., ALARCÓN, G., BARNES, G. Y BARALOTO, C. Trans-boundary infrastructure and land cover change: Highway paving and community-level deforestation in a tri-national frontier in the Amazon. *Land Use Policy*, 2013, 34, 27-41. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.landusepol.2013.01.009>

PERZ, S. G., MENDOZA, E. R. H. Y DOS SANTOS PIMENTEL, A. Seeing the broader picture: Stakeholder contributions to understanding infrastructure impacts of the Interoceanic Highway in the southwestern Amazon. *World Development*, 2022/11/01/ 2022, 159, 106061. doi:<https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2022.106061>

PLANET-TEAM. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. 2017. Disponible en Internet:<<https://api.planet.com>>

PLANET-TEAM. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. 2021. Disponible en Internet:<<https://api.planet.com>>

PLANET-TEAM Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. Habitat International, 2022.

PLANET-TEAM Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. Habitat International, 2023.

PLANET-TEAM Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. Habitat International, 2024.

PLANET-TEAM. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. *Habitat International* [Type of Work]. 2025. Disponible en Internet:<<https://api.planet.com>>

QUINTANO, C., FERNÁNDEZ-MANSO, A., SHIMABUKURO, Y. E. Y PEREIRA, G. Spectral unmixing. *International journal of remote sensing*, 2012/09/10 2012, 33(17), 5307-5340. doi:10.1080/01431161.2012.661095

RAM-KUMAR, K. C., MAHATO, D. B., YADAV, N. K. Y POUDEL, P. Mapping Deforestation and Forest Degradation Using CLASlite Approach (A Case Study from Maya Devi Collaborative Forest of Kapilvastu District, Nepal). *International Journal of Environmental Sciences & Natural Resources*, 2020, 23(4), 166-174. doi:10.19080/ijesnr.2020.23.556122

RECANATI, F., ALLIEVI, F., SCACCABAROZZI, G., ESPINOSA, T., DOTEI, G. Y SAINI, M. Global Meat Consumption Trends and Local Deforestation in Madre de Dios: Assessing Land Use Changes and other Environmental Impacts. *Procedia Engineering*, 2015/01/01/ 2015, 118, 630-638. doi:<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.08.496>

SOUTHWORTH, J., MARSIK, M., QIU, Y., PERZ, S., CUMMING, G., STEVENS, F., ROCHA, K., DUCHELLE, A. Y BARNES, G. Roads as Drivers of Change: Trajectories across the Tri-National Frontier in MAP, the Southwestern Amazon. *Remote Sensing*, 2011, 3(5), 1047-1066. doi:<https://doi.org/10.3390/rs3051047>

SOUZA, C. M., ROBERTS, D. A. Y COCHRANE, M. A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. *Remote Sensing of Environment*, 2005/10/15/ 2005, 98(2), 329-343. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.013>

TARAZONA, Y., MANTAS, V. M. Y PEREIRA, A. J. S. C. Improving tropical deforestation detection through using photosynthetic vegetation time series – (PVts-β). *Ecological Indicators*, 2018/11/01/ 2018, 94, 367-379. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.07.012>

TARAZONA, Y. Y MIYASIRO-LÓPEZ, M. Monitoring tropical forest degradation using remote sensing. Challenges and opportunities in the Madre de Dios region, Peru. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2020/08/01/ 2020, 19, 100337. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100337>

USGS. United States Geological Survey. Earth Explore with imagery gallery Landsat. In., 2017, vol. 2017, p. Descarga de imágenes de satélite Landsat.

WHITMORE, T. C. Y BURNHAM, C. P. *Tropical rain forests of the Far East*. Edition ed.: Clarendon Press, 1975. ISBN 0198541279.

WORLD-HEALTH-ORGANIZATION COP24 special report: health and climate change 2018.

YAGHOBI, S., HEIDARIZADI, Z. Y MIRZAPOUR, H. Comparing NDVI and RVI for forest density estimation and their relationships with rainfall (Case study: Malekshahi, Ilam Province). *Environmental Resources Research*, 2019, 7(2), 117-128. doi:10.22069/IJERR.2019.4819

YESUF, G., BROWN, K. A. Y WALFORD, N. Assessing regional-scale variability in deforestation and forest degradation rates in a tropical biodiversity hotspot. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2019/12/01 2019, 5(4), 346-359. doi:<https://doi.org/10.1002/rse2.110>

ZHANG, G., WANG, J., XUE, Y., ZHANG, C., XU, B., CHENG, Y. Y REN, Y. Comparison of sampling effort allocation strategies in a stratified random survey with multiple objectives. *Aquaculture and Fisheries*, 2020/05/01/ 2020, 5(3), 113-121. doi:<https://doi.org/10.1016/j.aaf.2020.02.002>

ZHU, Z. Y WOODCOCK, C. E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2014/03/25/ 2014, 144, 152-171. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia.

Título: Evaluación temporal de la deforestación y la degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios.

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODOLOGÍA
¿Cuánto será la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023?	Evaluar la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023.	El análisis espacio temporal de un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2005 y 2023 mediante un enfoque automatizado fraccional de cobertura de CLASlite no presenta una tendencia de la deforestación y degradación forestal de manera exponencial.	Variable Dependiente: Deforestación y degradación forestal en los años 2005 y 2023. Indicadores: Cuantificación de la deforestación y degradación forestal. Variable Independiente: Comportamiento de la unidad mínima de las imágenes Landsat en función a la deforestación y degradación forestal. Indicadores: 1. Vegetación fotosintética, vegetación no fotosintética y sustrato desnudo. 2. Cuantificación de la deforestación y degradación forestal para 2005 y 2023. 3. Tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación para los años 2005 y 2023. 4. Cambio de cobertura.	Diseño: No experimental Transaccional (transversal) y longitudinal. Tipo: descriptiva, correlacional y predictivo Método: 1. Descarga de imágenes Landsat. 2. Preprocesamiento con CLASlite. 3. Enmascaramiento y procesamiento fraccional con CLASlite. 4. Cuantificación de la deforestación y degradación forestal. 5. Validación de los resultados con trabajos de campo e imágenes de alta resolución. 6. Cuantificación de cambios de 2005 y 2023. Población y muestra: se empleará la distribución binomial de probabilidad. $n = \frac{Z^2 p(qN)}{(N-1)E^2 + Z^2 pq}$ "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%)". "N: Tamaño de la población". "E: El error permitido, 0,05 (5%)".
PROBLEMAS ESPECIFICOS	OBJETIVOS ESPECÍFICOS			
P.E.1 ¿Como será la cobertura fraccional del proceso asistido en CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?	O.E.1 Estimar la cobertura fraccional del proceso asistido en CLASlite en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.			
P.E.2 ¿Cuánto será la deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?	O.E.2 Determinar la deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.			
P.E.3 ¿Cuánto será la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?	O.E.3 Determinar la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.			
P.E.4 ¿Cómo serán los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023?	O.E.4 Cuantificar los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en un bosque fragmentado de la Amazonia de Madre de Dios para los años 2005 y 2023.			

Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en el área de estudio.

Nº	Categoría	Este	Norte
1	Bosque	419236	8573836
2	Bosque	417181	8574093
3	Bosque	413329	8574093
4	Bosque	411017	8574093
5	Bosque	409391	8571953
6	Bosque	399803	8574350
7	Bosque	404340	8576833
8	Bosque	407251	8575634
9	Bosque	409904	8576148
10	Bosque	416068	8577689
11	Bosque	411189	8570840
12	Bosque	407507	8570241
13	Bosque	400316	8568700
14	Bosque	396721	8569214
15	Bosque	395437	8569642
16	Bosque	400145	8575891
17	Bosque	400402	8576918
18	Bosque	402457	8577946
19	Bosque	404340	8579058
20	Bosque	404597	8581113
21	Bosque	393981	8572296
22	Bosque	388845	8572467
23	Bosque	381740	8571696
24	Bosque	378315	8571011
25	Bosque	375405	8570327
26	Bosque	372408	8570412
27	Bosque	370183	8570583
28	Bosque	368984	8569899
29	Bosque	367529	8569128
30	Bosque	365817	8568700
31	Bosque	363334	8568614
32	Bosque	361194	8568614
33	Bosque	359482	8569385
34	Bosque	357770	8569727
35	Bosque	357342	8573323
36	Bosque	359054	8572210
37	Bosque	360338	8571953
38	Bosque	362136	8572724
39	Bosque	364190	8572895
40	Bosque	365560	8572980
41	Bosque	365731	8572980

42	Bosque	367529	8572980
43	Bosque	368727	8573066
44	Bosque	369241	8573152
45	Bosque	370011	8573323
46	Bosque	371467	8573665
47	Bosque	372580	8573922
48	Bosque	373778	8574093
49	Bosque	375405	8574093
50	Bosque	377716	8574093
51	Bosque	379171	8574008
52	Bosque	380028	8574179
53	Bosque	380884	8574521
54	Bosque	382510	8575121
55	Bosque	383281	8576405
56	Bosque	381226	8577432
57	Bosque	379514	8578802
58	Bosque	381140	8575292
59	Bosque	394581	8568443
60	Bosque	397235	8570155
61	Bosque	401001	8569470
62	Bosque	407165	8570241
63	Bosque	411702	8572124
64	Bosque	415811	8572039
65	Bosque	419664	8572467
66	Bosque	422317	8572124
67	Bosque	422746	8574179
68	Bosque	417866	8571354
69	Bosque	416411	8570241
70	Bosque	419236	8569470
71	Bosque	421718	8570583
72	Bosque	424201	8571525
73	Bosque	424971	8572124
74	Bosque	402542	8579829
75	Bosque	401943	8580343
76	Bosque	403484	8581884
77	Bosque	405025	8584024
78	Bosque	407336	8582911
79	Bosque	406994	8581027
80	Bosque	408877	8584794
81	Bosque	408021	8585222
82	Bosque	385335	8581455
83	Bosque	384822	8581370
84	Bosque	383623	8579915
85	Bosque	383281	8578202
86	Bosque	378144	8570155

87	Bosque	373436	8569642
88	Bosque	371210	8569470
89	Bosque	368385	8571097
90	Bosque	367186	8572809
91	Bosque	366074	8574264
92	Bosque	364019	8574008
93	Bosque	360937	8573751
94	Bosque	359910	8572895
95	Bosque	394666	8569813
96	Bosque	389273	8573152
97	Bosque	385763	8578802
98	Bosque	386790	8580856
99	Bosque	403313	8568529
100	Bosque	404340	8569299
101	Bosque	406908	8569727
102	Bosque	409733	8569385
103	Bosque	412986	8571611
104	Bosque	414784	8572552
105	Bosque	414356	8577090
106	Bosque	378144	8576576
107	Bosque	374121	8575634
108	Bosque	371296	8575805
109	Bosque	369583	8575720
110	Bosque	365560	8575292
111	Bosque	364190	8575292
112	Bosque	363077	8575206
113	Bosque	362392	8574864
114	Bosque	361194	8575377
115	Bosque	362735	8576661
116	Bosque	366330	8577603
117	Bosque	369412	8578202
118	Bosque	362478	8570840
119	Bosque	363420	8568015
120	Bosque	376774	8569042
121	Bosque	379171	8570070
122	Bosque	380798	8573152
123	Bosque	380798	8576747
124	Bosque	381312	8578117
125	Bosque	381740	8579572
126	Bosque	383024	8580599
127	Bosque	386277	8582312
128	Degradación forestal	420583	8575598
129	Degradación forestal	420608	8576138
130	Degradación forestal	419122	8575687
131	Degradación forestal	418932	8575579

132	Degradación forestal	418697	8575344
133	Degradación forestal	418430	8575414
134	Degradación forestal	418138	8575910
135	Degradación forestal	417973	8576564
136	Degradación forestal	416773	8576360
137	Degradación forestal	416627	8576106
138	Degradación forestal	417020	8575687
139	Degradación forestal	416785	8575313
140	Degradación forestal	416239	8575567
141	Degradación forestal	416366	8576119
142	Degradación forestal	415630	8576494
143	Degradación forestal	417046	8576360
144	Degradación forestal	416830	8576761
145	Degradación forestal	415274	8575408
146	Degradación forestal	413915	8575789
147	Degradación forestal	413852	8576805
148	Degradación forestal	413242	8576964
149	Degradación forestal	412772	8576183
150	Degradación forestal	412302	8576849
151	Degradación forestal	411343	8575535
152	Degradación forestal	411851	8576176
153	Degradación forestal	410893	8576608
154	Degradación forestal	410702	8576399
155	Degradación forestal	409197	8577072
156	Degradación forestal	408892	8577389
157	Degradación forestal	410219	8575300
158	Degradación forestal	409826	8575611
159	Degradación forestal	412169	8575776
160	Degradación forestal	409991	8574055
161	Degradación forestal	408721	8574487
162	Degradación forestal	407883	8574500
163	Degradación forestal	406454	8575281
164	Degradación forestal	404797	8574544
165	Degradación forestal	403749	8574646
166	Degradación forestal	402784	8573312
167	Degradación forestal	402409	8573928
168	Degradación forestal	403323	8572443
169	Degradación forestal	405965	8572957
170	Degradación forestal	405673	8573020
171	Degradación forestal	405400	8572982
172	Degradación forestal	400110	8572023
173	Degradación forestal	400834	8572347
174	Degradación forestal	399177	8572849
175	Degradación forestal	398345	8573935
176	Degradación forestal	398529	8573630

177	Degradación forestal	397964	8572589
178	Degradación forestal	397659	8573306
179	Degradación forestal	396224	8573827
180	Degradación forestal	396364	8573789
181	Degradación forestal	396402	8574995
182	Degradación forestal	395722	8574843
183	Degradación forestal	394757	8573859
184	Degradación forestal	393970	8573281
185	Degradación forestal	393557	8573871
186	Degradación forestal	390109	8574741
187	Degradación forestal	389728	8576303
188	Degradación forestal	389531	8576221
189	Degradación forestal	390255	8574367
190	Degradación forestal	377625	8574455
191	Degradación forestal	377796	8574424
192	Degradación forestal	377936	8574373
193	Degradación forestal	378184	8574868
194	Degradación forestal	379079	8575002
195	Degradación forestal	378406	8572709
196	Degradación forestal	374653	8573154
197	Degradación forestal	374666	8571484
198	Degradación forestal	374837	8571134
199	Degradación forestal	376285	8572951
200	Degradación forestal	372989	8572703
201	Degradación forestal	372431	8572042
202	Degradación forestal	372462	8571750
203	Degradación forestal	372399	8571566
204	Degradación forestal	371656	8570703
205	Degradación forestal	371770	8570512
206	Degradación forestal	372570	8570157
207	Degradación forestal	359877	8570233
208	Degradación forestal	359673	8570309
209	Degradación forestal	358899	8570157
210	Degradación forestal	361458	8569172
211	Degradación forestal	355127	8571236
212	Degradación forestal	355273	8571706
213	Degradación forestal	355044	8571700
214	Degradación forestal	356295	8571446
215	Degradación forestal	356257	8571973
216	Degradación forestal	372599	8576928
217	Degradación forestal	374057	8577263
218	Degradación forestal	375096	8578973
219	Degradación forestal	377594	8580197
220	Degradación forestal	371006	8580817
221	Degradación forestal	368408	8580197

222	Degradación forestal	367636	8579744
223	Degradación forestal	366815	8576710
224	Degradación forestal	367603	8576090
225	Degradación forestal	369849	8575319
226	Degradación forestal	370436	8576643
227	Degradación forestal	370972	8581488
228	Degradación forestal	375499	8581052
229	Degradación forestal	392136	8578835
230	Degradación forestal	394382	8580964
231	Degradación forestal	391784	8580662
232	Degradación forestal	392588	8583076
233	Degradación forestal	390761	8578148
234	Degradación forestal	390811	8578969
235	Degradación forestal	402148	8576042
236	Degradación forestal	401388	8572718
237	Degradación forestal	401487	8572107
238	Degradación forestal	401388	8571544
239	Degradación forestal	402876	8571908
240	Degradación forestal	404000	8575265
241	Degradación forestal	406134	8577283
242	Degradación forestal	406431	8578010
243	Degradación forestal	407142	8577481
244	Degradación forestal	408168	8578258
245	Degradación forestal	408912	8577679
246	Degradación forestal	409193	8575034
247	Degradación forestal	409507	8576158
248	Degradación forestal	399767	8571859
249	Degradación forestal	396691	8576638
250	Degradación forestal	396394	8576687
251	Degradación forestal	398246	8571396
252	Degradación forestal	402562	8570370
253	Degradación forestal	404678	8570668
254	Degradación forestal	404215	8571644
255	Degradación forestal	405786	8571958
256	Deforestación	401842	8586454
257	Deforestación	401207	8586058
258	Deforestación	400466	8585846
259	Deforestación	399990	8585317
260	Deforestación	399143	8584364
261	Deforestación	398535	8583465
262	Deforestación	397503	8582750
263	Deforestación	396868	8581877
264	Deforestación	395730	8580686
265	Deforestación	395333	8580078
266	Deforestación	394275	8578993

267	Deforestación	393772	8578014
268	Deforestación	393084	8577035
269	Deforestación	392714	8576083
270	Deforestación	393455	8575845
271	Deforestación	394063	8577459
272	Deforestación	386178	8577115
273	Deforestación	385676	8576374
274	Deforestación	385173	8575183
275	Deforestación	384115	8573384
276	Deforestación	385570	8573014
277	Deforestación	386999	8573172
278	Deforestación	388004	8574813
279	Deforestación	388930	8575950
280	Deforestación	389221	8577432
281	Deforestación	389539	8578332
282	Deforestación	389671	8578993
283	Deforestación	384088	8572220
284	Deforestación	383956	8570765
285	Deforestación	383877	8569495
286	Deforestación	383533	8567616
287	Deforestación	382077	8565896
288	Deforestación	384406	8566875
289	Deforestación	386046	8567695
290	Deforestación	387528	8568595
291	Deforestación	388745	8569521
292	Deforestación	389856	8570315
293	Deforestación	391311	8571400
294	Deforestación	392132	8572273
295	Deforestación	396894	8572220
296	Deforestación	396127	8572140
297	Deforestación	395360	8571585
298	Deforestación	394513	8571214
299	Deforestación	393640	8571135
300	Deforestación	393111	8570341
301	Deforestación	392740	8569627
302	Deforestación	392343	8568727
303	Deforestación	391550	8568119
304	Deforestación	391259	8567431
305	Deforestación	390782	8566716
306	Deforestación	390094	8566267
307	Deforestación	389115	8565711
308	Deforestación	387925	8564944
309	Deforestación	387766	8564176
310	Deforestación	388427	8563991
311	Deforestación	389962	8564467

312	Deforestación	391602	8564838
313	Deforestación	392581	8564706
314	Deforestación	393825	8564256
315	Deforestación	395386	8563832
316	Deforestación	396418	8563859
317	Deforestación	397847	8564097
318	Deforestación	398958	8564256
319	Deforestación	400016	8564097
320	Deforestación	401022	8563462
321	Deforestación	401551	8563197
322	Deforestación	398746	8577432
323	Deforestación	398164	8576559
324	Deforestación	397767	8575580
325	Deforestación	397688	8574866
326	Deforestación	383321	8570844
327	Deforestación	382580	8570024
328	Deforestación	381628	8568912
329	Deforestación	380940	8568277
330	Deforestación	380199	8567801
331	Deforestación	364850	8568947
332	Deforestación	365017	8569177
333	Deforestación	365231	8569558
334	Deforestación	364446	8569566
335	Deforestación	364533	8569963
336	Deforestación	364858	8570320
337	Deforestación	364922	8570669
338	Deforestación	364382	8570765
339	Deforestación	365454	8571066
340	Deforestación	367232	8570796
341	Deforestación	368049	8568748
342	Deforestación	368486	8568891
343	Deforestación	368764	8568963
344	Deforestación	369176	8568955
345	Deforestación	369637	8568963
346	Deforestación	369970	8569606
347	Deforestación	364573	8567613
348	Deforestación	364684	8567193
349	Deforestación	365104	8567439
350	Deforestación	365501	8567240
351	Deforestación	365771	8567209
352	Deforestación	366208	8567328
353	Deforestación	365811	8566812
354	Deforestación	366073	8568153
355	Deforestación	370368	8571766
356	Deforestación	370659	8571944

357	Deforestación	373119	8572024
358	Deforestación	373013	8572090
359	Deforestación	372299	8570747
360	Deforestación	373106	8571475
361	Deforestación	374138	8572070
362	Deforestación	374191	8571911
363	Deforestación	374647	8571838
364	Deforestación	374892	8571977
365	Deforestación	375024	8571832
366	Deforestación	374429	8572341
367	Deforestación	374753	8572460
368	Deforestación	373595	8572520
369	Deforestación	376777	8572897
370	Deforestación	376856	8572718
371	Deforestación	376876	8572540
372	Deforestación	376956	8571964
373	Deforestación	377028	8571700
374	Deforestación	377763	8572275
375	Deforestación	377769	8571825
376	Deforestación	377465	8571825
377	Deforestación	378821	8572467
378	Deforestación	378847	8572282
379	Deforestación	380276	8572692
380	Deforestación	396899	8574246
381	Deforestación	405888	8575033
382	Deforestación	420361	8574789
383	Deforestación	419025	8575920

Anexo 3. Panel fotográfico.



Foto 1. Degradación forestal y deforestación.



Foto 2. Deforestación.



Foto 3. Deforestación y degradación forestal.



Foto 4. Deforestación.



Foto 5. Degradación forestal y deforestación.



Foto 6. Deforestación con fines agrícolas.