

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



TESIS

“Evaluación espacio-temporal de la deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios”

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

AUTOR:

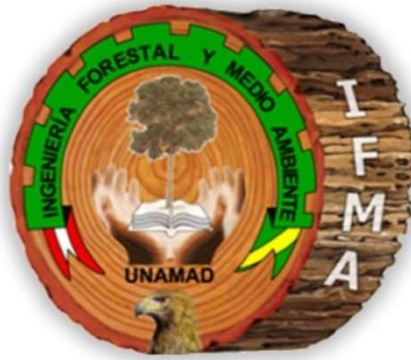
Bach. QUISPE PERCCA, Lidia Nelly

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, febrero de 2025

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



TESIS

“Evaluación espacio-temporal de la deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios”

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

AUTOR:

Bach. QUISPE PERCCA, Lidia Nelly

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, febrero de 2025

Dedicatoria

Con amor y gratitud a mis padres: Nicanor Quispe Huillca y Santusa Percca Chohua, jamás tendré palabras para agradecerles lo que hicieron por mí y que han estado en todo momento, siendo un pilar fundamental en mi formación y educación como persona. Por sus consejos y las ganas de salir adelante.

A mis hermanos: William, Wily y Nicanor, de quienes he tenido incondicionalmente su apoyo en todo momento y sobre todo en los momentos que más los necesité y que aportaron para culminar esta etapa con éxito.

A mis amigos: y a todas aquellas personas que me abrieron las puertas de su corazón y me brindaron su cariño, amistad y confianza, gracias por estar conmigo.

Agradecimientos

Agradecer a Dios por bendecirme con salud y vida, a mis padres y hermanos que me apoyaron en todo momento para culminar este trabajo de investigación y por creer siempre en mí.

Un agradecimiento a mi alma mater la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios (UNAMAD), Facultad de Ingeniería y a todos los docentes que fueron parte de mi formación profesional.

A mí asesor Dr. Gabriel Alarcón Aguirre por su constante apoyo incondicional para la realización de mi trabajo de investigación.

INFORME DE ORIGINALIDAD

8%

INDICE DE SIMILITUD

8%

FUENTES DE INTERNET

3%

PUBLICACIONES

2%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

repositorio.unamad.edu.pe

Fuente de Internet

3%

2

hdl.handle.net

Fuente de Internet

1%

3

www.laamazoniaquequeremos.org

Fuente de Internet

1%

4

Ricardo Dalagnol, Fabien Hubert Wagner,
Lênio Soares Galvão, Daniel Braga et al.

"Mapping tropical forest degradation with
deep learning and Planet NICFI data", Remote
Sensing of Environment, 2023

Publicación

1%

5

idoc.pub

Fuente de Internet

1%

6

oa.upm.es

Fuente de Internet

1%

7

ru.dgb.unam.mx

Fuente de Internet

1%

Presentación

El trabajo de investigación se desarrolló en marco de la formación académica y de investigación como requisito para poder obtener el título profesional de Ingeniero Forestal y Medio Ambiente, de la misma manera contribuir en la evaluación espacio – temporal de la deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios durante los periodos 2010, 2015, 2020 y 2023.

La investigación evalúa la deforestación y degradación forestal de manera automatizada en la provincia del Manu, que en las últimas décadas ha sido afectada por la apertura de infraestructura vial. Utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral, a través índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) para una mejor detección del daño del dosel forestal. resultados aportaran en medir la perturbación ocasionada en la provincia del Manu como parte de la gestión territorial de Madre de Dios.

Resumen

El objetivo del estudio fue realizar un análisis espacio-temporal de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre los años 2010 y 2023. El estudio utiliza el Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI) para una mejor detección del daño al dosel forestal causado por diversas perturbaciones de la cubierta forestal. Para la validación se utilizó una muestra 384 puntos en campo. Con base en el patrón espaciotemporal de la deforestación y degradación forestal, determinamos que la presión sobre el bosque aumentó después del periodo 2010 a 2023; de 8 674,92 ha de áreas deforestadas y 8 217,97 ha de cobertura forestal degradado a 14 625,35 ha de áreas deforestadas y 10274,55 ha de cubierta foresta degradado, con una disminución en el periodo 2020, producto de pandemia (COVID19). La perturbación total anual promedio y la tasa anual de cambio determinaron una cuantificación superior pero leve de la deforestación sobre la degradación forestal; con -0,58% (-361,77 ha/año) de la deforestación y de -0,41% (-254,15 ha/año) correspondientes a la degradación forestal entre los periodos 2010-2023. En cuanto a la precisión, para el año 2010, 2015, 2020 y 2023 se determinaron un modelo general de 82,20%, 83,30%, 83,10% y 86,20% respectivamente. Mientras que la concordancia de kappa reporto 0,731, 0,75, 0,746 y 0,793 para 2010, 2015, 2020 y 2023, clasificada como "Considerable". La dinámica del cambio de cobertura por deforestación y degradación forestal, donde se observa una clara tendencia al alza en el período comprendido entre 2010 y 2023, con un aumento del 51,84% (equivalente a 12 167,10 hectáreas) en el caso de la deforestación y del 26,48% (10 049,24 hectáreas) en lo que respecta a la degradación forestal.

Palabras clave: Análisis de mezcla espectral, índice de fracción de diferencia normalizada, vegetación fotosintética, vegetación no fotosintética, suelo, sombra.

Abstract

The objective of the study was to conduct a spatio-temporal analysis of deforestation and forest degradation using the spectral mixture analysis (SMA) approach in the districts of Manu and Fitzcarrald, Madre de Dios between 2010 and 2023. The study uses the Normalized Difference Fraction Index (NDFI) to better detect canopy damage caused by different canopy disturbances. A sample of 384 field points was used for validation. Based on the spatio-temporal pattern of deforestation and forest degradation, we found that the pressure on the forest increased after the period 2010 to 2023; from 8 674.92 ha of deforested area and 8 217.97 ha of degraded forest cover to 14 625.35 ha of deforested area and 10274.55 ha of degraded forest cover, with a decrease in the period 2020, product of pandemic (COVID19). The average annual total disturbance and the annual rate of change determined a higher but slight quantification of deforestation over forest degradation; with -0.58% (-361.77 ha/year) of deforestation and -0.41% (-254.15 ha/year) corresponding to forest degradation between the periods 2010-2023. In terms of accuracy, the general model was found to be 82.20%, 83.30%, 83.10% and 86.20% for the years 2010, 2015, 2020 and 2023, respectively. The kappa concordance was found to be 0.731, 0.75, 0.746 and 0.793 for the years 2010, 2015, 2020 and 2023, classified as "significant". The dynamics of cover change due to deforestation and forest degradation, where a clear upward trend is observed in the period between 2010 and 2023, with an increase of 51.84% (equivalent to 12,167.10 hectares) in the case of deforestation and 26.48% (10,049.24 hectares) in the case of forest degradation.

Key words: spectral mixture analysis, normalized difference fraction index, photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation, soil, shade.

Índice de contenidos

	Pág.
Dedicatoria.....	i
Agradecimientos	ii
Presentación.....	iii
Resumen	iv
Abstract.....	v
Introducción	1
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	5
1.1 Descripción del problema	5
1.2 Formulación del problema	7
1.2.1 Problema general.....	7
1.2.2 Problemas específicos	7
1.3 Objetivos de la investigación.....	7
1.3.1 Objetivo general	7
1.3.2 Objetivos específicos	8
1.4 Variables de la investigación.....	8
1.4.1 Identificación de variables.....	8
1.5 Operacionalización de variables	9
1.6 Hipótesis	10
1.7 Justificación e importancia.....	11
1.8 Consideraciones éticas.....	12
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	13
2.1 Antecedentes de la investigación	13
2.1.1 Internacionales.....	13

2.2 Base teórica.....	20
2.2.1 Bosque.....	20
2.2.2 No bosque.....	21
2.2.3 Perturbaciones forestales	21
2.2.4 Deforestación.....	23
2.2.5 Degradación forestal	24
2.2.5 Principios básicos de teledetección	24
2.2.6 Anáisis de mezcla espectral (SMA)	25
Aspectos fundamentales a tener en cuenta:	25
2.2.7 Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI)	27
2.2.8 Landsat	28
2.3 Definición de términos	30
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	32
3.1 Tipo de estudio	32
3.2 Diseño del estudio	32
3.3 Delimitación espacial y temporal.....	32
3.4 Población y muestra	34
3.5 Método y técnicas	36
3.6 Tratamiento de datos	37
3.6.1 Procesamiento de datos	37
3.6.2 Precisión de datos	43
3.6.4 Análisis estadístico	45
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	47
4.1 Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) distritos de Manu y Fitzcarrald estacionales	47

4.2 Deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en los distritos de Manu y Fitzcarrald	51
4.3 Tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal	56
4.3.1 Evaluación de precisión de NDFI.....	58
4.4 Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald	63
CONCLUSIONES	70
SUGERENCIAS.....	72
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73
ANEXOS.....	87

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Operacionalización de variables	9
Tabla 2. Información de adquisición de imágenes Landsat	37
Tabla 3. Valores de reflectancia para las bandas azul, verde, roja, NIR, SWIR1 y SWIR2 para cada material de fracción	41
Tabla 4. Valores adaptados de NDFI	42
Tabla 5. Valores del coeficiente kappa	44
Tabla 6. Cuantificación de la degradación forestal y deforestación	53
Tabla 7. Tasa de degradación forestal y deforestación	57
Tabla 8. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de la NDFI de Landsat 2010	59
Tabla 9. Índice de kappa y matriz de confusión de imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2015	60
Tabla 10. Índice de kappa y matriz de confusión de imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2020	61
Tabla 11. Índice de kappa y matriz de confusión de datos de campo e imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2023	62
Tabla 12. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2010-2015.....	65
Tabla 13. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2015-2020.....	66
Tabla 14. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2020-2023.....	66
Tabla 15. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2010-2023.....	66

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Ubicación del área de estudio.....	33
<i>Figura 2.</i> Distribución de muestras por estratos en el área de estudio.	35
<i>Figura 3.</i> Mosaico de imágenes Landsat; (a) Landsat 5 TM de 2010, (b) Landsat 8 OLI de 2015, (c) Landsat 8 OLI de 2020 y (d) Landsat 9 OLI 2 de 2023.....	38
<i>Figura 4.</i> Endmembers candidatas de la imagen para GV (a), NPV (b), Soil (c), Shade (d) y pixel mixto (e); ejemplo de 2023).	40
<i>Figura 5.</i> Validación de bosque, degradación forestal y deforestación con imágenes de PeruSAT-1 con una resolución espacial de 0,7 m × 0,70 m (a) y de 2,8 m × 2,8 m (a), WorldView de 0,38 m x 0,38 m de resolución espacial (b), e imágenes PlanetScope de 3 m x 3 m (c).....	45
<i>Figura 6.</i> Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2010 del área de estudio.	47
<i>Figura 7.</i> Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2015 del área de estudio.	48
<i>Figura 8.</i> Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2020 del área de estudio.	48
<i>Figura 9.</i> Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2023 del área de estudio.	49
<i>Figura 10.</i> NDFI en escala de grises para 2010 (a), 2015 (b), 2020 (c) y 2023 (d) para el área de estudio.....	50
<i>Figura 11.</i> NDFI de los periodos 2010 (a), 2015 (b), 2020 (c) y 2023 (d) del área de estudio.	52
<i>Figura 12.</i> Temporalidad de la degradación forestal y deforestación.....	53
<i>Figura 13.</i> Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal para 2010-2015 (a), 2015-2020 (b), 2020-2023 (c) y 2010-2023 (d). ...	64

Figura 14. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación... 67

Figura 15. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación... 68

Figura 16. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación... 68

Índice de anexos

	Pág.
Anexo 1. Matriz de consistencia.	88
Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en los distritos de Manu y Fitzcarrald.	89
Anexo 3. Panel fotográfico.	98

Introducción

Desde décadas pasadas la Amazonía viene sufriendo una deforestación a gran escala con fines de ganadería, cultivos, minería y urbanización (Hasan et al. 2019). La deforestación se ha producido con mayor intensidad en las vías de conexión aumentando la denominada “frontera agrícola” o “arco de deforestación” (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Si bien el proceso de deforestación se está desacelerando bajo el monitoreo de las organizaciones internacionales y de los gobiernos correspondientes, aun no es significativo la reducción de la tasa de deforestación (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Hasan et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Sin embargo, la selva amazónica no sólo está amenazada por la deforestación, sino también por la degradación (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Hasan et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Como lo muestran algunos autores como Alarcon-Aguirre et al. (2021) y Saavedra (2023), a medida que disminuyó la deforestación en la Amazonía, la degradación forestal aumentó en los periodos de 2000 a 2015 (programas Geobosques del Ministerio del Ambiente Perú, y PRODES desarrollados por el Instituto Nacional de Investigaciones Espaciales de Brasil, INPE).

La degradación forestal se define como una disminución en la densidad de árboles que resulta en un cambio en la estructura del bosque, con pérdida de las funciones, biodiversidad o biomasa normalmente asociadas con los bosques naturales (Hasan et al. 2019). La degradación forestal reduce la capacidad de un bosque para proporcionar bienes y servicios (Hasan et al. 2019), incluida la mitigación del cambio climático (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Grandes áreas de bosque Amazónicos se ven afectadas por la degradación forestal (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Según el INPE y de MapBiomass - una iniciativa de la Red Amazónica de Información Socioambiental Georreferenciada (RAISG) reportaron que alrededor de 360 mil km² (5 por ciento) de bosque Amazónico se encuentran bajo algún tipo de degradación, lo que equivale a 112 por ciento del área total deforestada en ese mismo período. Esto se basa en un análisis de los datos actualmente

disponibles entre 2001 y 2018 sobre la magnitud de los incendios, los efectos de borde y la extracción de madera (RAISG 2022).

La degradación puede tener causas naturales como el cambio climático, pero está más comúnmente asociada con actividades humanas locales que tienen consecuencias a mediano y largo plazo (Allnutt et al. 2013; Dlamini 2017). En la Amazonía, los incendios forestales, la fragmentación debido a la apertura de tierras agrícolas, la tala selectiva insostenible, la recolección de leña para la producción de carbón vegetal y el pastoreo de ganado son los principales procesos responsables de la degradación forestal (Allnutt et al. 2013; Dlamini 2017; Tarazona et al. 2018; Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Los incendios, incluso de baja intensidad, alteran la composición y estructura del bosque (Alarcon-Aguirre et al. 2022). La tala selectiva deja claros en el bosque, los caminos y los árboles restantes dañados, cuya mortalidad contribuye significativamente a las pérdidas de biomasa después de la tala (Chicas et al. 2016). Aunque las áreas despejadas están cerradas por vegetación secundaria después de la extracción de madera o de los daños causados por el fuego, la vegetación secundaria no tiene las mismas características que la vegetación original y requiere décadas o incluso siglos para recuperarse de las pérdidas de biomasa (Asner et al. 2009; Tarazona et al. 2018).

Es importante evaluar la degradación forestal mediante teledetección e identificar las causas de la degradación en grandes áreas para mejorar su gestión, establecer prioridades e implementar acciones para detener y revertir el proceso de degradación (Asner et al. 2009; Allnutt et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Tarazona et al. 2018; Hasan et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Sin embargo, identificar y caracterizar la degradación forestal es difícil utilizando la teledetección porque la degradación es menos visible que la tala a gran escala combinada con el cambio de uso de la tierra, y porque la firma espectral de la tala y los incendios forestales cambia rápidamente a medida que las brechas se cierran debido al crecimiento de bosques secundarios. vegetación, incluso si el daño al bosque tiene consecuencias para la estructura del bosque. La degradación forestal es un proceso de

mediano o largo plazo y, en consecuencia, requiere análisis y monitoreo específicos por teledetección cada año (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019).

Varios autores han utilizado la teledetección para analizar la degradación forestal utilizando diferentes sensores (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Chen et al. 2015; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). La alta frecuencia de las imágenes MODIS permite mapear eficientemente las áreas forestales quemadas, y el conjunto de datos multitemporal MODIS permite diferenciar entre procesos de deforestación y degradación cuando afectan áreas grandes (Ranjan y Gorai 2022).

En la Amazonía peruana rastrearon los cambios forestales utilizando densas series temporales Landsat y detectaron dinámicas de perturbación-recrecimiento con alta resolución espacial y temporal (Asner et al. 2009). Con Landsat, Spot u otros sensores de resolución media, las imágenes fraccionadas de la cubierta del suelo derivadas de modelos de mezcla lineal permiten detectar pequeños claros (Asner et al. 2009). Para ello, se ha utilizado vegetación no fotosintética y fracciones de sombra para estimar los niveles de degradación forestal provocados por las quemadas (Asner et al. 2009). El Sistema de Análisis Carnegie Landsat (CLASlite) es una herramienta basada en un modelo de mezcla lineal y una clasificación de árbol de decisión diseñada para evaluar las perturbaciones forestales en la Amazonia (Asner et al. 2009; Chavez et al. 2013). CLASlite permite distinguir las fracciones de vegetación fotosintética (PV), vegetación no fotosintética (NPV) y sustrato desnudo (S). Sin embargo, CLASlite rara vez se ha utilizado para evaluar los impactos acumulativos de los procesos de degradación y, por tanto, sus efectos a mediano y largo plazo sobre la degradación forestal (Asner et al. 2009; Perez-Leiva et al. 2012; Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Yesuf et al. 2019).

Hasta la fecha, los enfoques basados en series temporales se han utilizado generalmente para monitorear eventos de perturbación que son mayores que la resolución espacial de los datos, los eventos de degradación ocurren con frecuencia a una escala menor de 30 m (Souza y Roberts 2005). Un enfoque

para monitorear los eventos de degradación de subpíxeles con imágenes individuales de Landsat ha sido el uso del análisis de mezcla espectral (Souza y Roberts 2005). El análisis de mezcla espectral (SMA) supone que cada píxel está compuesto por proporciones variables de miembros finales espectralmente puros (Souza y Roberts 2005). El SMA supera algunos de los problemas de la interpretación visual y las técnicas convencionales de procesamiento de imágenes. La fracción del suelo derivada de la SMA mejora la detección de la tala de árboles y caminos de extracción forestal, que han sido reconocidos como la firma espacial de la tala mecanizada en los bosques tropicales, pero no la ubicación espacial de los daños (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2013). Para superar esta limitación, Asner et al. (2002) propusieron el uso de datos de fracciones de brecha derivados de imágenes de fracciones de vegetación verde (GV) obtenidas con SMA como medio para estimar el daño del dosel forestal asociado con la tala selectiva. El enfoque de la fracción de brecha no puede separar las brechas de tala selectiva de las brechas de dosel generadas por perturbaciones de los bosques naturales (por ejemplo, caídas de árboles, vientos y rayos), y es probable que sobreestime el área afectada por la tala selectiva en la región amazónica. Finalmente, se ha utilizado la fracción de vegetación no fotosintética (NPV) para cuantificar los niveles de degradación forestal causada por la quema (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005).

Las fracciones de suelo, GV y NPV se han utilizado de forma independiente, infrautilizando la información proporcionada por los modelos de SMA. Se propuso la clasificación de árboles de decisión para integrar las fracciones de GV, Suelo y NPV para clasificar los ambientes forestales degradados debido a la tala selectiva y la quema (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2013). Sin embargo, este enfoque solo es útil para cartografiar bosques altamente degradados que han sido objeto de tala y quema recurrentes.

El estudio evaluó la deforestación y degradación forestal mediante una herramienta basada en el análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la provincia de Manu, Madre de Dios, en el periodo 2010-2023.

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción del problema

El monitoreo de la deforestación en grandes áreas con teledetección en las últimas décadas se ha convertido en una práctica importante y común (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). A pesar de esto, las actividades forestales antropogénicas más extendidas a menudo ocurren a pequeña escala y, por lo tanto, no pueden detectarse fácilmente con métodos tradicionales de teledetección (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Esto incluye la tala selectiva de maderas, la remoción de árboles individuales o partes de árboles para combustible y construcción, y agricultura de pequeña escala bajo el dosel (o “sombra”), entre otras actividades (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Estos usos forestales pequeños pero significativos pueden tener implicaciones importantes para la conservación, el seguimiento de la cubierta forestal y las reservas de carbono y la gestión de áreas protegidas (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Algunos estudios de deforestación desarrollados en la Amazonia mostraron que la inclusión de métodos para medir la tala selectiva aumentó el cambio forestal (deforestación + degradación) en total entre un 60% y un 123% (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Barlow J Fau - Lennox et al. 2016; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Por lo tanto, los esfuerzos para mapear y monitorear los cambios forestales que no tienen en cuenta la tala selectiva y las perturbaciones de pequeña escala pueden subestimar enormemente los

cambios forestales, particularmente en regiones Amazónicas como la provincia de Manu, donde la tala de bosques y la deforestación están dominadas por perturbaciones de pequeña escala asociadas con la agricultura y quema, tala selectiva, eliminación de árboles individuales para obtener leña, carbón vegetal y materiales de construcción, así como la minería artesanal y pequeña escala (Allnutt et al. 2013; Chavez et al. 2013; Keenan et al. 2015; Barlow J Fau - Lennox et al. 2016; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019; Maillard et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020).

El análisis de subpíxeles de imágenes satelitales, también conocido como modelado de mezcla o desmezcla espectral, proporciona un enfoque poderoso para monitorear cambios forestales a pequeña escala, incluida las causas de la degradación, como por ejemplo la tala selectiva (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). A diferencia de la clasificación de imágenes tradicional que asigna píxeles a clases discretas de cobertura terrestre, estas técnicas producen estimaciones porcentuales o “fraccionales” de cobertura terrestre para tipos de cobertura primaria o miembros finales dentro de un solo píxel (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019).

El estudio evaluó la deforestación y degradación forestal mediante una herramienta basada en el análisis de mezcla espectral (SMA) mediante el uso de las fracciones de suelo, GV y NPV en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la provincia de Manu, Madre de Dios, en los periodos 2010, 2015, 2020 y 2023, debido a que es una de las zonas con mayor biodiversidad con una impresionante riqueza de vida como resultado de su ubicación geográfica, alojando especies de alta montaña, el bosque montano y la selva baja. Este espacio incluye una enorme gradiente altitudinal, y abarcando una multitud de ecosistemas diferentes. El Parque Nacional del Manu representa el área natural protegida más importantes como freno de las actividades antrópicas.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿Como y cuanto será la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios en el periodo 2010-2023?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1 ¿Como será el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en el periodo 2010-2023?

P.E.2 ¿Cuánto será la deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en el periodo 2010-2023?

P.E.3 ¿Cuánto será la tasa de perdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023?

P.E.4 ¿En qué grado serán los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald entre los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Realizar el análisis espacio-temporal de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre el periodo 2010-2023.

1.3.2 Objetivos específicos

- O.E.1 Determinar el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en el periodo 2010-2023.
- O.E.2 Determinar la deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en los distritos de Manu y Fitzcarrald en el periodo 2010-2023.
- O.E.3 Determinar la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023.
- O.E.4 Cuantificar los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald entre los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023.

1.4 Variables de la investigación

1.4.1 Identificación de variables

Variable dependiente: Deforestación y degradación forestal en los años 2010, 2015, 2020 y 2023.

Variable independiente: Reflectancia del análisis de mezcla espectral (SMA); vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) e índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en Landsat.

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 índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral permite calcular la vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en los años 2010, 2015, 2020 y 2023.	Determinar el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) de los distritos de Manu y Fitzcarrald.	Capacidad de vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube.	Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI).	P.E.1
Se puede utilizar el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) para calcular las tasas de deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald para los años 2010, 2015, 2020 y 2023.	Establecer la deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA).	Diferenciación de la deforestación y degradación forestal a través del índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI).	Cuantificación de la deforestación y degradación forestal para 2010, 2015, 2020 y 2023. Tasa de la deforestación y degradación para los años 2010, 2015, 2020 y 2023.	P.E.2 P.E.3
El análisis espacio-temporal se puede utilizar para cuantificar los cambios en la cobertura provocados por la	Medición de los cambios de cobertura por deforestación y	Grado de cambios de cobertura por deforestación y	Cambio de cobertura.	P.E.4

deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald entre 2005 y 2023.	degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald.	degradación forestal.		
Variable dependiente				
Reflectancia espectral del mediante NDFI permite realizar el análisis espacio temporal de la deforestación y degradación forestal en el periodo 2010-2023.	Mediante técnicas del índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) se puede identificar el perfil espectral de la deforestación y degradación forestal.	Deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald.	Medición de la degradación forestal y la deforestación.	P.E.1 P.E.2 P.E.3 P.E.4

1.6 Hipótesis

Hipótesis Nula (H_0): El enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) utilizado para el análisis espacio-temporal en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la Amazonia de Madre de Dios entre el periodo 2010-2023 no presenta una tendencia creciente de deforestación y degradación forestal.

Hipótesis Alterna (H_1): El enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) utilizado para el análisis espacio-temporal en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la Amazonia de Madre de Dios entre el periodo 2010-2023 presenta una tendencia creciente de deforestación y degradación forestal.

1.7 Justificación e importancia

La Amazonia es una de las principales prioridades de conservación mundial por los altos niveles de endemismo y amenaza de especies. La diversidad de flora y fauna es una de las mayores del mundo, por consiguiente, cualquier pérdida corre el riesgo de extinción (Allnutt et al. 2013; Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019).

Asimismo, en la Amazonia se implementan numerosos proyectos de pago de carbono a cambio de una reducción de las emisiones derivadas de la deforestación y la degradación forestal (REDD+) (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Por otro lado, el éxito de proyectos REDD+ depende de una documentación confiable de los cambios en la cubierta forestal y la perturbación forestal a lo largo del tiempo (Chen et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019). Sin embargo, hasta la fecha no se ha prestado suficiente atención a la separación de las perturbaciones forestales naturales de las antropogénicas, a pesar de la importancia de esta cuestión para una contabilidad precisa del carbono (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019).

La teledetección proporciona una visión sinóptica de los cambios en la cubierta forestal en decenas de miles de kilómetros cuadrados (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019; Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020). Sin embargo, el monitoreo rutinario de la degradación es un desafío, ya que el área de impacto directo puede limitarse a uno o unos pocos píxeles en una imagen de satélite (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Actualmente se encuentran disponibles algunos enfoques para mapear de manera confiable estas perturbaciones a pequeña escala, donde se incluye a CLASlite (Chen et al. 2015; Chicas et al. 2016; Dlamini 2017; Hasan et al. 2019) y técnicas del índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube). En ambos casos, se mapea la cubierta forestal mediante programas informáticos y que vienen siendo ampliamente utilizado en diferentes contextos (Souza y Roberts 2005; Souza

et al. 2005; Souza et al. 2013; Chen et al. 2015; Schultz et al. 2016; Hasan et al. 2019; Yesuf et al. 2019; Ram-Kumar et al. 2020; Eckert et al. 2024).

Evaluar la degradación forestal mediante teledetección e identificar las causas de la degradación en grandes áreas para mejorar su gestión, establecer prioridades e implementar acciones para detener y revertir el proceso de degradación, es un desafío (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). Sin embargo, identificar y caracterizar la degradación forestal es difícil utilizando la teledetección porque la degradación es menos visible que la tala a gran escala combinada con el cambio de uso de la tierra, y porque la firma espectral de la tala y los incendios forestales cambia rápidamente a medida que las brechas se cierran debido al crecimiento de bosques secundarios, incluso si el daño al bosque tiene consecuencias para la estructura del bosque (Chen et al. 2015; Hasan et al. 2019). La degradación forestal es un proceso de mediano o largo plazo y, en consecuencia, requiere análisis y monitoreo específicos por teledetección cada año (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Allnutt et al. 2013; Souza et al. 2013; Chen et al. 2015; Schultz et al. 2016; Hasan et al. 2019; Eckert et al. 2024)., en ese sentido; el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA), proporciona resultados fiables (Asner et al. 2002; Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020c; Chen et al. 2021; Eckert et al. 2024).

1.8 Consideraciones éticas

Se utilizará la técnica de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) para superar el reto de utilizar información de píxeles enteros para detectar y clasificar la deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la Amazonia de Madre de Dios. El Centro de Teledetección para el Estudio y Manejo de Recursos Naturales (CETEGERN) de la UNAMAD ofrecerá asesoramiento en el proceso de estudio.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

2.1.1 Internacionales

Eckert et al. (2024) realizaron el análisis del espacio-temporal de la deforestación y la degradación forestal para determinar los efectos indirectos de las actividades mineras y las compensaciones relacionadas con la biodiversidad en Madagascar (2006 y 2020). Los resultados muestran que las tasas de deforestación dentro de las dos áreas de compensación de biodiversidad son bajas (18 ha, o 0,4%; 164 ha, o 2,4%), lo que sugiere que las medidas de conservación son efectivas. Sin embargo, este no es el caso cuando se analiza la degradación forestal. Observamos que una parte importante de los bosques de las dos zonas de compensación por pérdida de biodiversidad se ve afectada por la degradación (545 ha, o el 11,4%; 662 ha, o el 9,7%). En el paisaje circundante no protegido, las tasas de deforestación (451 ha, o el 6,7%; 553 ha, o el 4,9%) y de degradación forestal (2360 ha, o el 34,8%; 5794 ha, o el 51,1%) son mucho más altas. El patrón espaciotemporal indica efectos indirectos tanto de la deforestación como de la degradación forestal. En conjunto, los hallazgos muestran que las restricciones al acceso de las comunidades locales a los recursos forestales dentro de las zonas de compensación por pérdida de biodiversidad afectan al paisaje circundante y pueden causar allí importantes impactos ambientales adversos adicionales. También demostraron que el seguimiento de la degradación forestal es factible y que la degradación forestal está muy extendida, aunque todavía se la ignora en gran medida. Estos hallazgos deberían tenerse en cuenta en las futuras políticas y mejores prácticas de compensación por pérdida de biodiversidad.

Alarcon-Aguirre et al. (2021) analizaron la dinámica de deforestación y las variaciones en la utilización del suelo entre 1999 y 2018. Para medir la pérdida de bosques, se emplearon métodos de teledetección, imágenes Landsat 5 Thematic Mapper (TM) y 8 Imagery de Tierra Operativa (OLI). Las imágenes se procesaron a través de una clasificación supervisada conocida como Neural Net. El enfoque comprende procesos de validación que emplean puntos de comprobación en campo e imágenes de teledetección de resolución media y alta de varios sensores (SPOT-5, PlanetScope, WorldView y Drone). Los hallazgos revelaron una disminución forestal de 1698.63 km² entre 1999 y 2018 con una tasa anual de -0,21% y una pérdida media de 59,28 km²/año. Para las transformaciones de bosques a otras actividades terrestres, hallamos la transformación 841,41 km² entre 2014 y 2018. Los resultados señalan que la agricultura es la principal causante del incremento de la deforestación (72,90%), en cambio, la minería de oro tiene un impacto más significativo en los sectores específicos.

Aryal et al. (2021) evaluaron series temporales para la detección de perturbaciones del dosel forestal en Nepal. Aplicaron el algoritmo de Detección Continua de la Degradación (CODED), que utiliza una serie temporal del Índice de Fracción de Degradación Normalizada (NDFI) para monitorear las perturbaciones del dosel forestal. CODED puede detectar eventos de degradación de bajo grado y proporciona una interfaz gráfica de usuario fácil de usar en Google Earth Engine (GEE). Mediante un proceso iterativo, pudimos crear un modelo que proporcionó una precisión aceptable y estimaciones de área de degradación forestal y deforestación en Terai que se pueden aplicar a todo el país. Descubrieron que entre 2010 y 2020, el área afectada por perturbaciones fue sustancialmente mayor que el área deforestada, más de 105 650 hectáreas en comparación con 2753 hectáreas, respectivamente. La iteración a través de múltiples parámetros utilizando el algoritmo CODED en la región de Terai ha proporcionado una gran cantidad de información no solo para detectar la degradación forestal y la deforestación en Nepal en apoyo de la estimación de datos de actividad, sino también para el proceso de uso de herramientas como CODED en entornos aplicados.

Descubrieron que el rendimiento del modelo, medido utilizando la precisión del productor y del usuario, variaba drásticamente en función de los parámetros del modelo especificados. Evidenciaron que los parámetros alteraron más los resultados a través de un proceso iterativo; esos parámetros se describen aquí en profundidad. Una vez que CODED se combina con la descripción de cada parámetro y cómo afecta el monitoreo de perturbaciones en un entorno complejo, este proceso de detección sensible a la degradación tiene el potencial de ser muy atractivo para otros países en desarrollo en el programa REDD+ que buscan monitorear con precisión sus bosques.

Chen et al. (2021) monitorearon la degradación de los bosques templados en Google Earth Engine mediante el análisis de series temporales Landsat. Usaron este enfoque para monitorear la degradación forestal y la deforestación de 1987 a 2019 en el país de Georgia. Las condiciones de referencia se observaron en ubicaciones de muestra seleccionadas bajo un muestreo aleatorio estratificado para la estimación del área y la evaluación de la precisión. La precisión general de nuestro mapa fue del 91%. La precisión del usuario y del productor en la clasificación de degradación forestal fueron del 69% y del 83%, respectivamente. La estimación del área de degradación forestal basada en muestreo con intervalos de confianza del 95% fue de $3541 \pm 556 \text{ km}^2$ (11% del área forestal en 1987), que fue significativamente mayor que la estimación del área de deforestación, $158 \pm 98 \text{ km}^2$. Nuestro enfoque cartografió con éxito la degradación forestal y estimó el área de degradación forestal en Georgia con una pequeña incertidumbre, que estudios anteriores no lograron estimar.

Bullock et al. (2020a) evaluaron la perturbación continua de los bosques en áreas protegidas de Guatemala. Analizaron las series de tiempo de datos satelitales para monitorear la deforestación, la degradación y la perturbación natural en toda Guatemala desde 2000 hasta 2017. Se utilizó una metodología desarrollada recientemente, la Detección Continua de Degradación (CODED), para detectar perturbaciones forestales de diferente tamaño y magnitud. A través de inferencia estadística basada en muestras, estimaron que 854 137 ha ($\pm 83\,133$ ha) fueron deforestadas y 1 012 947 ha ($\pm 139\,512$ ha) de bosque

fueron perturbadas, pero no convertidas durante nuestro período de estudio. La perturbación forestal en áreas protegidas varió desde menos del 1% del área de un parque hasta más del 95%. La estimación de la magnitud de la deforestación es similar a estudios anteriores, sin embargo, la degradación y la perturbación natural afectan un área más grande. Estos resultados sugieren que la cantidad total de perturbación forestal puede subestimarse significativamente si no se toman en cuenta la degradación y la perturbación natural. Como consecuencia, determinaron que las áreas protegidas de Guatemala se ven más afectadas por la perturbación de lo que se creía anteriormente

Bullock et al. (2020c) monitorearon degradación de los bosques tropicales mediante desmezcla espectral y análisis de series temporales Landsat. Los datos Landsat se transforman en fracciones espectrales de miembros finales y se utilizaron para calcular el Índice de Fracción de Degradación Normalizada (NDFI) de 1990 a 2013. El método aplicó la plataforma Google Earth Engine y se probó en el estado brasileño de Rondônia. La degradación y la deforestación se mapearon con 88,0% y 93,3% de precisión del usuario, y 68,1% y 85,3% de precisión del productor. Las estimaciones de área de degradación y deforestación se produjeron con márgenes de error de 13,9% y 5,3%, respectivamente, durante el período de tiempo de 24 años. Estos resultados indican que para Rondônia una tendencia decreciente en la deforestación después de 2004 corresponde a un aumento en la degradación durante el mismo período de tiempo.

Bullock et al. (2020d) estimaron degradación forestal generalizada en la Amazonia en base a satélites. Analizaron series temporales de datos Landsat para mapear la deforestación, la degradación y las perturbaciones naturales en la ecorregión amazónica desde 1995 hasta 2017. El mapa se utilizó para estratificar el área de estudio para la selección de unidades de muestra a las que se les asignaron etiquetas de referencia en función de su cobertura terrestre y su historial de perturbaciones. Se aplicó un estimador estadístico imparcial a la muestra de observaciones de referencia para obtener estimaciones del área y la incertidumbre en intervalos de tiempo bienales.

Mostraron que la degradación y las perturbaciones naturales, principalmente durante períodos de sequía severa, han afectado a una superficie forestal en la ecorregión amazónica tan grande como la deforestación entre 1995 y 2017. En consecuencia, se estima que un 17% ($1\,036\,800 \pm 24\,800\text{ km}^2$, intervalo de confianza del 95%) de la superficie forestal original ha sido perturbada hasta 2017. Los resultados sugieren que la superficie de bosque perturbado en la Amazonía es entre un 44% y un 60% mayor de lo que se creía anteriormente, lo que indica una fuente no contabilizada de emisiones de carbono y un daño generalizado a los ecosistemas forestales.

Hasan et al. (2019) en el noreste de la Amazonia, se identificaron perturbaciones acumulativas para evaluar la degradación forestal mediante la separación espectral. Se identificaron cinco trayectorias de degradación diferentes mediante los valores del NPV durante un período de 16 años (2000-2015). La varianza del NPV calculada por píxel durante el mismo período de tiempo fue útil para mapear la degradación forestal en el municipio de Paragominas, destacando la función de los factores de perturbación (tala, recolección de leña e incendios).

Yesuf et al. (2019) analizaron la variación regional en las tasas de deforestación y degradación forestal en un punto crítico de biodiversidad tropical. En términos de deforestación y degradación forestal, descubrieron una heterogeneidad regional significativa. En los bosques húmedos de hoja perenne de las tierras bajas y en todas las demás zonas de vegetación, las tasas de deforestación anual disminuyeron en un -0,24 por ciento. Los bosques húmedos siempreverdes de tierras bajas (0,09 por ciento) y los bosques litorales (0,06 por ciento) experimentaron aumentos anuales en las tasas de degradación forestal durante el mismo período, mientras que los bosques húmedos siempreverdes de altitud media (0,25 por ciento), los bosques secos caducifolios (0,23 por ciento) y los bosques esclerófilos (0,61 por ciento) experimentaron disminuciones.

Alarcón et al. (2016) La investigación cuantifica las áreas deforestadas en una de las áreas más afectadas por el hombre, al suroeste de la ciudad de Puerto Maldonado (Puerto Maldonado – Inambari), a través de imágenes Landsat TM

5 y 8 OLI de 1999 a 2013, utilizando imágenes Landsat TM 5 y 8 OLI de 1999 a 2013. Los hallazgos del estudio indican; una superficie deforestada de 55426 ha durante los años 1999-2013 que equivale a una tasa anual de cambio de cobertura de $-0,22\%$ y una deforestación anual media de 3 246 ha/año. Esto permite inferir que para los periodos 1999-2008, 2008-2011 y 2011-2013 se registraron tasas de cambio anuales de $-0,18\%$, $-0,30\%$ y $-0,31\%$, con una deforestación anual media de 2 594 ha/año, 4 427 ha/año y 4 410 ha/año, respectivamente. Los cambios experimentados en el área de estudio evidencian la progresiva transformación de bosque a deforestación entre 2008 y 2011, con 29 478 ha. La mayor causante es el progreso de la minería de oro aluvial, impactada por la pavimentación de la vía interoceánica y el incremento del precio del oro como el factor principal de la deforestación. En menor medida, es la expansión de la frontera agrícola, la ganadería y la actividad forestal. En menor medida

Zhu y Woodcock (2014) detectaron y clasificaron de manera continua los cambios en la cobertura terrestre utilizando todos los datos Landsat disponibles. Se desarrollo un nuevo algoritmo para la detección y clasificación de cambios continuos (CCDC) de la cobertura terrestre utilizando todos los datos Landsat disponibles. Es capaz de detectar muchos tipos de cambios en la cobertura terrestre de forma continua a medida que se recopilan nuevas imágenes y proporciona mapas de cobertura terrestre para un momento determinado. Se utilizo un algoritmo de enmascaramiento de nubes, sombras de nubes y nieve de dos pasos para eliminar las observaciones "ruidosas". Un modelo de series temporales que tiene componentes de estacionalidad, tendencia y ruptura que estima la reflectancia de la superficie y la temperatura de brillo. El modelo de series temporales se actualiza dinámicamente con las observaciones recién adquiridas. Debido a las diferencias en la respuesta espectral para varios tipos de cambios en la cobertura terrestre, el algoritmo CCDC utiliza un umbral derivado de las siete bandas Landsat. Cuando la diferencia entre las imágenes observadas y predichas supera un umbral tres veces consecutivas, un píxel se identifica como un cambio en la superficie terrestre. La clasificación de la cobertura terrestre se realizó después de la

detección del cambio. Los coeficientes de los modelos de series temporales y el error medio (RMSE) de la estimación del modelo se utilizan como entrada para el clasificador de bosque aleatorio (RFC). Aplicaron el algoritmo CCDC a una escena Landsat en Nueva Inglaterra (WRS Path 12 y Row 31). Se utilizaron todas las imágenes Landsat disponibles (un total de 519) adquiridas entre 1982 y 2011. Se utilizó un diseño de muestra estratificada aleatoria para evaluar la precisión de detección de cambios, con 250 píxeles seleccionados dentro de áreas de cobertura terrestre persistente y 250 píxeles seleccionados dentro de áreas de cambio identificadas por el algoritmo CCDC. La evaluación de la precisión muestra que los resultados de CCDC fueron precisos para detectar cambios en la superficie terrestre, con una precisión del productor del 98% y precisiones del usuario del 86% en el dominio espacial y una precisión temporal del 80%. Los datos de referencia de cobertura terrestre se utilizaron como base para evaluar la precisión de la clasificación de la cobertura terrestre. El mapa de cobertura terrestre con 16 categorías resultantes del algoritmo CCDC tuvo una precisión general del 90%.

Allnutt et al. (2013) en el Parque Nacional de Masoala, en el noreste de Madagascar, cartografiaron la deforestación y la alteración de los bosques entre 2005 y 2011. Descubrieron que la tasa anual de cambio forestal dentro del parque en 2010-2011 fue del 1,27 por ciento, cifra superior a la tasa de deforestación más reciente para todo Madagascar y notablemente superior a la tasa del período 2005-2008 (0,99 por ciento). Aunque hubo menos deforestación y perturbación inmediatamente después del golpe de 2009 que en los otros períodos examinados, el aumento a largo plazo en el cambio forestal del período de estudio respalda informes recientes de una mayor actividad.

Asner et al. (2009) Evaluaron el sistema de mapeo automatizado CLASlite para la degradación de los bosques tropicales. Llegaron a la conclusión de que el programa se puede utilizar en iniciativas nacionales de cartografía forestal más amplias y completas. Sin embargo, la necesidad de frenar la deforestación y la alteración de los bosques va mucho más allá de REDD y las compensaciones de carbono; La cartografía de alta resolución es

necesaria para que las iniciativas de conservación y gestión respalden leyes que salvaguarden y promuevan la sostenibilidad de los ecosistemas y los bosques.

Souza et al. (2005) combinaron información espectral y espacial para mapear el daño al dosel causado por la tala selectiva y los incendios forestales. Proponen un nuevo índice espectral, el Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI), para una mejor detección del daño al dosel forestal causado por actividades de tala selectiva e incendios forestales asociados. El NDFI sintetiza información de varias imágenes de fracciones de componentes derivadas de modelos de mezcla espectral. La interpretación de los datos del NDFI se facilita mediante un algoritmo de clasificación contextual (CCA) que permite un mapeo preciso de los daños al dosel derivados de la tala y el fuego. El CCA utiliza los troncos desembarcados detectados, que son la firma espacial de la tala selectiva, como lugares de inicio para buscar daños al dosel en la imagen del NDFI. Este proceso separa los cambios en el dosel debidos a la tala y los incendios forestales asociados de los causados por otras perturbaciones naturales. Estos métodos se probaron en la región de Sinop, en el sur de la Amazonia brasileña. Se utilizaron inventarios de transectos forestales, realizados a lo largo de un gradiente de bosques degradados, para evaluar el desempeño del NDFI. El NDFI fue más sensible al daño del dosel que cualquier fracción individual y se ha demostrado que tiene el potencial de una mayor subclasificación de los niveles de degradación en entornos forestales. La precisión de los mapas de daño del dosel forestal utilizando el clasificador CCA, evaluado con imágenes de videografía aérea, fue del 94%. El enfoque del clasificador NDFI-CCA propuesto puede automatizarse por completo y, por lo tanto, es muy prometedor como herramienta de monitoreo forestal en bosques tropicales.

2.2 Base teórica

2.2.1 Bosque

Un extenso territorio donde los árboles y la vegetación son los protagonistas es lo que conocemos como un bosque. Los bosques son ecosistemas vitales

que ofrecen hogar a una gran cantidad de especies vegetales y animales. Cumplen una función esencial en la preservación del equilibrio ambiental al generar oxígeno, retener carbono y contribuir a la regulación del clima terrestre. Además de proveer madera y otros productos valiosos, los bosques desempeñan un papel crucial en la preservación del suelo y en la regulación de los ciclos del agua. Un terreno es clasificado como bosque cuando cuenta con una densa capa de árboles que cubre más del 10% de su extensión, tiene una superficie superior a 0,5 hectáreas y no se destina principalmente a actividades agrícolas u otros usos no forestales específicos. Aun en bosques en etapa temprana o en áreas donde el crecimiento de los árboles se ve limitado por el clima, se espera que los árboles alcancen una altura de 5 metros en su hábitat natural y mantengan una cobertura adecuada en la parte superior (Whitmore y Burnham 1975; FAO 2012).

2.2.2 No bosque

Si se refiere a un lugar sin bosque, puede tratarse de un paisaje como un desierto, una pradera, una tundra o una zona urbana. Cada uno de estos entornos tiene sus propias características: Desierto: Se caracteriza por precipitaciones muy escasas, vegetación dispersa y temperaturas extremas. Pradera: Dominado por las hierbas, con pocos árboles. Se encuentran en regiones donde no llueve lo suficiente como para albergar bosques. Tundra: Se encuentra en las regiones polares o en las altas montañas, es una zona fría, sin árboles y con una capa de permafrost. Zona urbana: Muy urbanizada con edificios, carreteras y otras infraestructuras, normalmente con vegetación natural limitada. (Whitmore y Burnham 1975; Asner et al. 2009; FAO 2012).

2.2.3 Perturbaciones forestales

La perturbación forestal es el daño causado por cualquier factor (biótico o abiótico) que afecte negativamente el vigor y la productividad del bosque y que no sea resultado directo de las actividades humanas. Incluye perturbaciones causadas por plagas de insectos, enfermedades, fenómenos climáticos severos e incendios (FAO 2020).

Las perturbaciones forestales son eventos o procesos que provocan cambios en los ecosistemas forestales, impactando en su estructura, composición y funcionamiento. Las perturbaciones en el entorno forestal pueden ser de origen natural o antropogénico, y su impacto puede variar en intensidad. A continuación, se presentan algunos tipos habituales de alteraciones en los bosques:

Las perturbaciones naturales, como los incendios forestales, pueden ser desencadenadas por diversos factores como descargas eléctricas, actividad volcánica o intervención humana. En ciertos ecosistemas, los animales desempeñan una función natural al limpiar el área debajo de los árboles, liberar nutrientes en el suelo y promover el crecimiento de nuevas plantas. Los fenómenos meteorológicos severos, tales como huracanes, tornados y vientos fuertes, tienen la capacidad de arrancar o causar daños a los árboles, lo que resulta en la formación de vacíos en la cobertura forestal. Las infestaciones de insectos, tales como los escarabajos de la corteza o las polillas gitanas, tienen la capacidad de provocar la muerte extensiva de los árboles y comprometer la vitalidad de los ecosistemas forestales. Las enfermedades fúngicas, bacterianas y víricas pueden diseminarse en los bosques, teniendo un impacto negativo en la salud y supervivencia de los árboles. Las inundaciones y las sequías representan riesgos para la salud de los ecosistemas forestales. El exceso de agua generado por las inundaciones puede resultar en la erosión del suelo y en daños a las raíces de los árboles. Por otro lado, la sequía puede generar estrés en los árboles, lo que los hace más vulnerables a otras perturbaciones (FAO 2020).

Las alteraciones causadas por la actividad humana; la deforestación y la tala de árboles, ya sea para obtener madera, para actividades agrícolas o para desarrollo urbano, pueden resultar en la pérdida de hábitats, la degradación del suelo y alteraciones en el clima a nivel local. La contaminación del aire y del agua puede causar daños a los árboles y otros organismos forestales, lo que resulta en la alteración de los procesos del ecosistema. El cambio climático puede perturbar los ecosistemas forestales al modificar los patrones de temperatura y precipitación, lo que incide en la distribución de especies,

las tasas de crecimiento y la vulnerabilidad ante plagas y enfermedades. Las especies invasoras, tales como plantas, animales y patógenos no autóctonos, son introducidas por la actividad humana y tienen la capacidad de desplazar a las especies autóctonas, generando perturbaciones en el equilibrio ecológico. Las alteraciones en los bosques pueden ocasionar consecuencias tanto inmediatas como duraderas en los sistemas ecológicos. Algunas perturbaciones son inherentes a los ciclos naturales y pueden contribuir a la diversidad biológica y a la regeneración de los bosques. Sin embargo, otras perturbaciones pueden resultar en la degradación y la disminución de los servicios ecosistémicos. Es fundamental implementar estrategias efectivas de gestión y conservación para preservar la resistencia y la salud de los ecosistemas forestales ante posibles perturbaciones (FAO 2020).

2.2.4 Deforestación

La deforestación se define como la acción de remover de manera permanente los árboles de un bosque. La deforestación abarca diversas actividades, como la preparación de terrenos para fines agrícolas o ganaderos, así como la utilización de la madera con propósitos energéticos, de construcción o industriales. La preocupación por la deforestación es especialmente relevante en los bosques tropicales debido a que estos ecosistemas albergan una gran cantidad de la biodiversidad global. En el Amazonas, aproximadamente el 17% de la cobertura forestal ha sido destruida en las últimas cinco décadas, principalmente a causa de la transformación de los bosques en terrenos destinados a la cría de ganado. La deforestación en esta región se manifiesta de manera significativa en las proximidades de zonas densamente pobladas, así como en las cercanías de carreteras y cursos de agua. No obstante, incluso en áreas remotas se ha registrado la presencia de actividades de deforestación al descubrirse recursos valiosos como la caoba, el oro y el petróleo (FAO 2020).

2.2.5 Degradación forestal

La definición de la degradación de los bosques plantea desafíos a pesar de ser un problema ambiental de alcance mundial. Las dificultades que se presentan abarcan la selección de estados de referencia, escalas temporales, umbrales y valores forestales adecuados. Al interpretar la degradación forestal, se omiten numerosas ambigüedades al emplear el marco de la resiliencia ecológica y al hacer referencia a la dinámica forestal. La degradación forestal se define específicamente como un estado de sucesión detenida inducida por la actividad humana, en el cual los procesos ecológicos que sustentan la dinámica forestal se ven reducidos o severamente limitados. Las métricas de degradación pueden abarcar aquellas que representan los procesos ecológicos que influyen en la dinámica de la comunidad, especialmente en lo que respecta a la regeneración de especies vegetales. La interrupción de la sucesión implica que es necesario intervenir en la gestión para restablecer las secuencias sucesivas. Esta definición es válida para cualquier ecosistema forestal y puede ser ampliada para incluir otros tipos de ecosistemas (Asner et al. 2009; FAO 2020).

2.2.5 Principios básicos de teledetección

La teledetección implica la detección y medición de las radiaciones de diferentes longitudes de onda reflejadas o emitidas por objetos o materiales distantes, lo que ayuda en su identificación y categorización. Ofrece cuatro componentes básicos para medir, que incluyen: (i) La fuente de energía, (ii) La ruta de transmisión, (iii) El objetivo, y (iv) El sensor satelital. Entre ellos, la fuente de energía o energía electromagnética es muy importante, ya que sirve como medio crucial para transmitir información desde el objetivo al sensor. Se describe como un espectro electromagnético, en el que existen muchas formas que describen la energía en una región específica del espectro (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

2.2.6 Análisis de mezcla espectral (SMA)

El Análisis de Mezcla Espectral (AME) se utiliza en teledetección para separar la reflectancia espectral de cada píxel en una imagen en diferentes componentes conocidos como endmembers. La técnica mencionada es muy beneficiosa para analizar píxeles que contienen diferentes categorías de cobertura del suelo, con el fin de determinar la proporción de cada tipo de cobertura en cada píxel. A continuación, se ofrece un minucioso examen del Sistema de Vigilancia Ambiental y cómo se lleva a cabo su puesta en marcha (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d).

Aspectos fundamentales a tener en cuenta:

- ✓ Los patrones de reflectancia o emitancia a lo largo de diversas longitudes de onda de luz, conocidos como firmas espectrales, son exclusivos de cada material o cobertura terrestre.
- ✓ Las firmas espectrales puras de los miembros finales son las representaciones auténticas de los diferentes materiales que se encuentran en la zona de estudio. Los elementos finales pueden ser extraídos de la información visual (elementos finales de la imagen) o de colecciones espectrales (elementos finales de referencia).
- ✓ En muchas imágenes captadas por satélites, sobre todo aquellas con poca definición en la imagen, es frecuente observar píxeles que cubren zonas variadas con diferentes elementos, generando así la aparición de firmas espectrales combinadas.

La gestión de Sistemas y Medio Ambiente es esencial para asegurar la perdurabilidad de las empresas en aspectos relacionados con el entorno natural.

- ✓ La selección de endmembers: Encontrar los endmembers más significativos del área de interés es un paso crucial en el estudio de datos espectrales. El reto puede ser de gran importancia y a menudo

requiere combinar información concreta, conocimientos especializados y técnicas de análisis estadístico.

- ✓ En este modelo de mezcla, se considera que la firma espectral de un píxel mezclado es el producto de sumar las firmas de los elementos finales, multiplicadas por su proporción dentro del píxel.
- ✓ Determinar la cantidad disponible implica resolver las ecuaciones lineales de mezcla de cada píxel para estimar la abundancia de cada componente final. Con frecuencia, se emplea la técnica de regresión por mínimos cuadrados u otras tácticas de optimización para este fin.
- ✓ La confirmación de los resultados se realiza utilizando información real recolectada en terreno, la valoración de especialistas o la confrontación con otros productos de teledetección.

El Sistema de Teledetección de Apertura Sintética (SAR) se utiliza para mapear una variedad de superficies terrestres, como la vegetación, el suelo, el agua y las zonas urbanas, incluso en píxeles fusionados.

La observación ambiental ayuda a supervisar la condición de las plantas, la erosión del suelo y los cambios en los cuerpos de agua.

Dentro del ámbito de la investigación urbana, el estudio de las combinaciones espectroscópicas emerge como una herramienta valiosa para examinar la estructura y disposición de elementos que se encuentran en áreas urbanas, como el concreto, el alquitrán y la flora.

Retos y consideraciones a tener en mente: La exactitud del Análisis de Mezclas Espectrales (SMA) se ve notablemente afectada por la correcta elección de los componentes finales. La existencia de extremidades finales inapropiadas puede provocar una clasificación errónea y perjudicar la exactitud al calcular la cantidad disponible. La diversidad de frecuencias es un principio esencial en la exploración de información. La diversidad inherente en las firmas espectrales, originada por elementos como la humedad del suelo, el estado de la vegetación o las condiciones atmosféricas, tiene la capacidad

de impactar en los resultados obtenidos a través del Análisis de Mezcla Espectral (SMA). La dificultad computacional aparece al manejar grandes cantidades de datos con Sistemas de Gestión de Archivos (SGA), lo que supone un reto informático importante, especialmente al tratar con imágenes de gran calidad. La espectroscopia de mezclas es una herramienta avanzada de teledetección que brinda la posibilidad de adquirir datos precisos acerca de los elementos que conforman la capa exterior de la Tierra. Resulta especialmente beneficioso en zonas donde la vegetación del suelo es variada y complicada (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d).

2.2.7 Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI)

Los bosques talados selectivamente y los bosques quemados tienen una menor proporción de VG y una mayor proporción de VAN y Suelo en relación con los bosques intactos (Cochrane & Souza, 1998; Souza et al., 2003, en prensa). El contenido de sombra de estos bosques degradados también es mayor en relación con el bosque intacto (Souza et al., en prensa). Para realzar la señal de degradación causada por la tala selectiva y la quema, creamos un Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI), calculado utilizando las imágenes de fracción obtenidas con los modelos SMA (Ecuación 2 y 3) (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014).

Los valores del NDFI oscilan entre -1 y 1. Teóricamente, se espera que el valor del NDFI en un bosque intacto sea alto (es decir, alrededor de 1) debido a la combinación de un alto sombreado del GV (es decir, un alto sombreado del GV y del dosel) y bajos valores del NPV y del Suelo. A medida que el bosque se degrada, se espera que las fracciones NPV y Suelo aumenten, reduciendo los valores NDFI en relación con el bosque intacto. Por lo tanto, el NDFI tiene el potencial de mejorar la detección de la degradación forestal causada por la tala y la quema selectivas. El NDFI tiene la ventaja de combinar, en una banda sintética, toda la información que ha demostrado ser relevante para identificar

y cartografiar los bosques degradados en la región amazónica (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014).

2.2.8 Landsat

Cuando se lanzó Landsat, el primer satélite de observación de la Tierra, a principios de la década de 1970, fue un desafío detectar las capas superiores de los bosques debido a las técnicas de análisis de imágenes de última generación (Masek et al. 2020; Wulder et al. 2022).

Dentro del programa Landsat se encuentran Landsat 5, Landsat 8 y Landsat 9, fruto de la colaboración entre la NASA y el USGS para adquirir información mediante teledetección de la superficie terrestre. Cada uno de los satélites de la serie Landsat ha aportado al seguimiento continuo de la superficie terrestre, colaborando en la supervisión y administración de los recursos, analizando las transformaciones y respaldando la toma de decisiones fundamentada. El programa Landsat ha sido esencial para ampliar nuestro conocimiento sobre los sistemas y procesos terrestres. La constante recopilación de información de los satélites Landsat respalda una variedad extensa de usos, los cuales abarcan (Masek et al. 2020; Wulder et al. 2022):

- ✓ Observación ambiental: Monitoreo de las transformaciones en la utilización del terreno, la tala de árboles, el retroceso de las masas de hielo y la evolución de los terrenos húmedos.
- ✓ En el ámbito agrícola se lleva a cabo la valoración de la vitalidad de las plantas, la predicción de la producción y la administración de los suministros de agua.
- ✓ Planificación citadina: Supervisión del avance de la urbe y la evolución de las estructuras de apoyo.
- ✓ Responder a desastres: Suministrar información precisa para manejar desastres naturales como inundaciones, incendios en bosques y huracanes (Masek et al. 2020; Wulder et al. 2022).

En su conjunto, Landsat 5, 8 y 9 marcan momentos importantes en el desarrollo de las tecnologías para observar la Tierra, ayudando a ampliar

nuestro conocimiento sobre los variados paisajes que conforman nuestro planeta (Asner et al. 2004; Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020c; Aryal et al. 2021; Wulder et al. 2022; Eckert et al. 2024).

El programa Landsat ofrece información consistente y de larga duración sobre la superficie terrestre mediante una flota de satélites equipados con tecnología de imagen de vanguardia (Masek et al. 2020; Wulder et al. 2022). Estos satélites adquieren imágenes multiespectrales y térmicas que son fundamentales para una variedad de usos, como la categorización de la cobertura terrestre, la identificación de modificaciones y la administración de recursos (Asner et al. 2004; Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020c; Aryal et al. 2021; Wulder et al. 2022; Eckert et al. 2024).

Mediante el Análisis de Mezclas Espectrales (SMA) se puede separar las señales espectrales combinadas provenientes de imágenes recibidas de satélites como Landsat y otros. Cada píxel en una imagen de satélite generalmente muestra una combinación de diversos tipos de cobertura terrestre. La espectrometría de masas analiza estos píxeles combinados en proporciones de los componentes que los conforman, conocidos como endmembers. Esto facilita la medición precisa de la presencia de diversos materiales o tipos de cobertura del suelo dentro de un píxel. A posterior, con el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI) se puede monitorear el estado de la vegetación, principalmente en áreas con presencia de bosques. Combine las fracciones de distintos miembros finales con el fin de mejorar la detección de la cobertura arbórea en los bosques y distinguir entre diversos estados de vegetación y elementos no vegetales (Asner et al. 2004; Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020c; Aryal et al. 2021; Wulder et al. 2022; Eckert et al. 2024).

2.3 Definición de términos

Uso del suelo: Es el término utilizado para describir el uso humano de la tierra. Representa las actividades económicas y culturales (por ejemplo, usos agrícolas, residenciales, industriales, mineros y recreativos) que se practican en un lugar determinado (FAO 2012; FAO 2020).

Cobertura terrestre: Corresponde a una descripción (bio)física de la superficie terrestre. Es aquello que se superpone o cubre actualmente el terreno (FAO 2012; FAO 2020).

Perturbación forestal: Son las alteraciones en los bosques que alteran la organización, la mezcla y la labor de los ecosistemas arbóreos. Las alteraciones en los bosques, tanto si son provocadas por la naturaleza como por la intervención humana, resultan fundamentales en el funcionamiento de los bosques, influyendo en la diversidad biológica y en los beneficios que brindan los ecosistemas (FAO 2012; FAO 2020).

Deforestación: Tala intencionada de tierras boscosas. Ocurre cuando limpiamos tierras para la agricultura o la ganadería y utilizamos madera como combustible, construcción o manufactura (FAO 2012; FAO 2020).

Degradación forestal: Es la disminución de la cubierta arbórea, la biodiversidad en los bosques o los cambios a un estado inferior de la estructura forestal (Asner et al. 2009).

Análisis de mezclas espectrales (SMA): Es una herramienta poderosa de teledetección que se emplea para examinar la estructura de píxeles combinados presentes en las imágenes captadas por satélites. Cuando un píxel presenta diferentes tipos de cobertura del suelo, lo cual es común en datos de satélite de resolución media a gruesa, esta estrategia se vuelve sumamente beneficiosa (Souza et al. 2005).

Vegetación fotosintética (GV): Características espectrales relacionadas con los pigmentos utilizados en la respiración fotosintética en las hojas y el contenido de agua del dosel (Souza et al. 2005; Asner et al. 2009).

Vegetación no fotosintética (NPV): Está compuesto por plantas senescentes o muertas, hojarasca, pastos cosechados, subproductos del manejo forestal intensivo, residuos de deforestación y otros materiales superficiales brillantes con características especiales relacionadas con compuestos de carbono seco (Souza et al. 2005; Asner et al. 2009).

Suelo desnudo (Soil): Área sin cobertura superficial (Souza et al. 2005; Asner et al. 2009).

Sombra: En el contexto del SMA, es uno de los miembros finales que explican el efecto de oscurecimiento de la firma espectral causado por las sombras o la falta de iluminación directa (Souza et al. 2005; Asner et al. 2009).

Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI): Es un indicador que mide la proporción de vegetación verde en una región específica, obtenido a partir del análisis de mezcla espectral (SMA). Facilita la distinción entre áreas con vegetación activa, áreas con vegetación inactiva, superficie terrestre y otros componentes no relacionados con la vegetación (Souza et al. 2005).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de estudio

El estudio es descriptiva y correlacional, porque se realizó un análisis espacio-temporal de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre los años 2010 y 2023 (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

3.2 Diseño del estudio

El diseño del estudio corresponde a transaccional (transversal) y longitudinal, porque se realizó un análisis espacio-temporal de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre los años 2010 y 2023 (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

3.3 Delimitación espacial y temporal

Los distritos de Manu y Fitzcarrald son parte de la región Amazónica de Madre de Dios con una superficie de aproximadamente 19 374,0130 km² (1 937 401,30 ha). Geográficamente los distritos se encuentran entre los 11°15'28" S a 13°1'51" S y 70°36'2" O a 72°32'26" O. La altitud de los distritos varía de 176 m. s.n.m hasta los 3 932 m s.n.m. (GOREMAD y IIAP 2009; SENAMHI 2015; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Muestra varios bosques montanos y niveles altitudinales de selva tropical, todos ubicados dentro de un vasto e intrincado sistema hidrográfico. Caracterizado por un clima extremadamente lluvioso; en promedio, caen entre 2500 y 3000 mm de

precipitación en casi el 80 por ciento del territorio montañoso de los distritos; con precipitaciones ligeras en las cumbres.

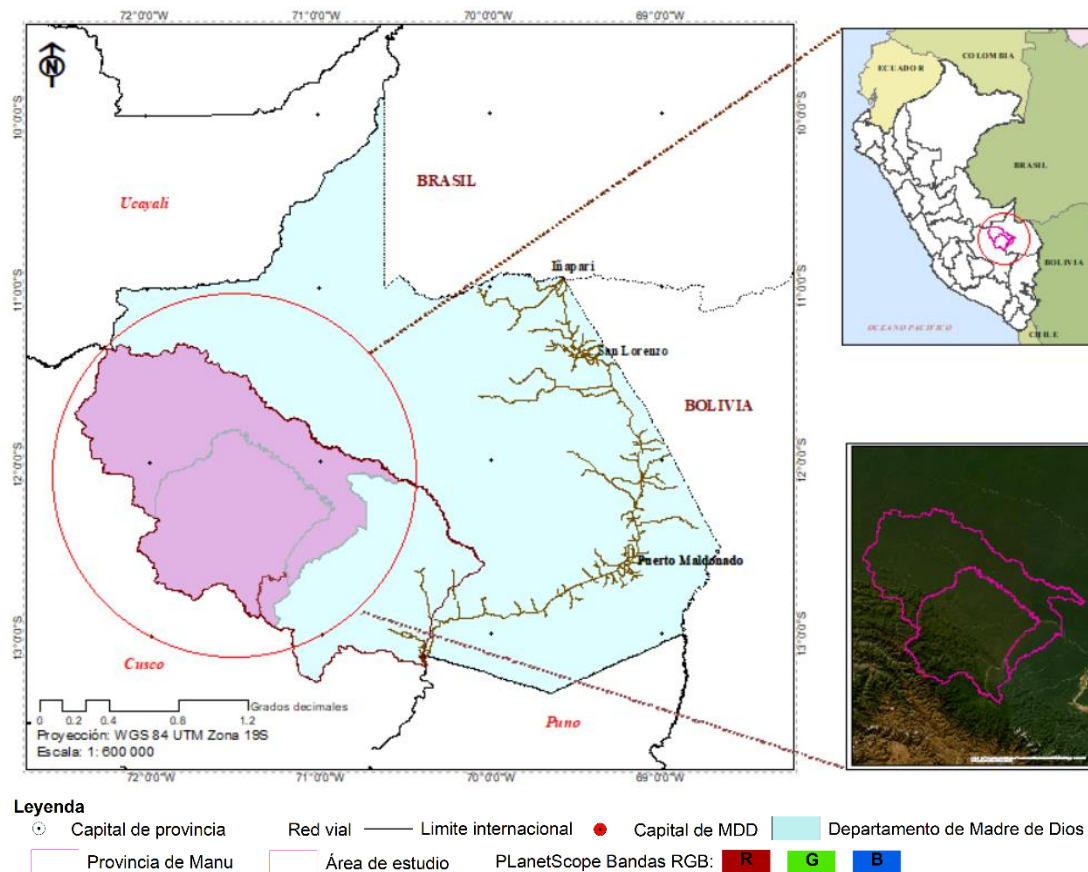


Figura 1. Ubicación del área de estudio.

El régimen térmico es variable, en las zonas cercanas a la parte andina las temperaturas son frías a semi frías con una temperatura promedio anual de 8 °C; en la llanura Amazónica destacan las temperaturas frías, que se presentan entre los meses de mayo y julio y provienen de la Antártida. Pero por lo general las temperaturas son cálidas, con una temperatura promedio anual de 25,6 °C (Holdridge 1967). El área de estudio está dominada por una vasta llanura aluvial, formada por sedimentos recientes y antiguos que han sido arrastrados por los principales ríos (Madre de Dios y Manu) y tiene una topografía plana a ligeramente inclinada (0 a 5%). Consta de dos tipos de

terreno diferenciados: una llanura aluvial antigua y una reciente del Cuaternario (GOREMAD y IIAP 2009).

La madera, la agricultura, la ganadería, el comercio y la extracción de oro son algunas de sus industrias más importantes. En los últimos años, la minería se ha convertido en la principal actividad económica, con una Población Económicamente Activa actual a nivel de la provincia de Manu de 27,70 habitantes. Sin embargo, la minería de oro en la mayor parte es informal (GOREMAD y IIAP 2009).

El estudio se evaluó en cuatro tiempos; 2010, 2015, 2020 y 2023.

3.4 Población y muestra

La población corresponde a una superficie de 19 374,0130 km² (1 937 401,30 ha). El número de muestras en el área de estudio se utilizó para validar los resultados de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre los años 2010 y 2023, aplico una distribución binomial de probabilidad (Anaya y Chuvieco 2010; Chuvieco y Hantson 2010; Ochoa y Páez 2019). El tamaño de muestra se calculó mediante la ecuación 1:

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

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%).

$$= \frac{(1,96)^2 * 0,5(0,5 * 1\,937\,401,30)}{(1\,937\,401,30 - 1) * 0,05^2 + 1,96^2 * (0,5 * 0,5)}$$

$n = 384,08 = 384$ puntos de muestreo

Para garantizar que la muestra esté distribuida uniformemente en toda el área de estudio, se utilizó un muestreo aleatorio estratificado con enfoque probabilístico, donde habrá una mayor probabilidad de que se elijan todas las unidades de muestreo cercanas (Ochoa y Páez 2019).

La distribución considero 384 muestras levantadas con un criterio mixto (puntos aleatorizados, datos campo e imágenes de satélite): (1) 128 muestras y/o puntos en la categoría de “Deforestación”, (2) 128 en “Degradación forestal” y (3) 128 en “Bosque” (Olivares y López-Beltrán 2019).

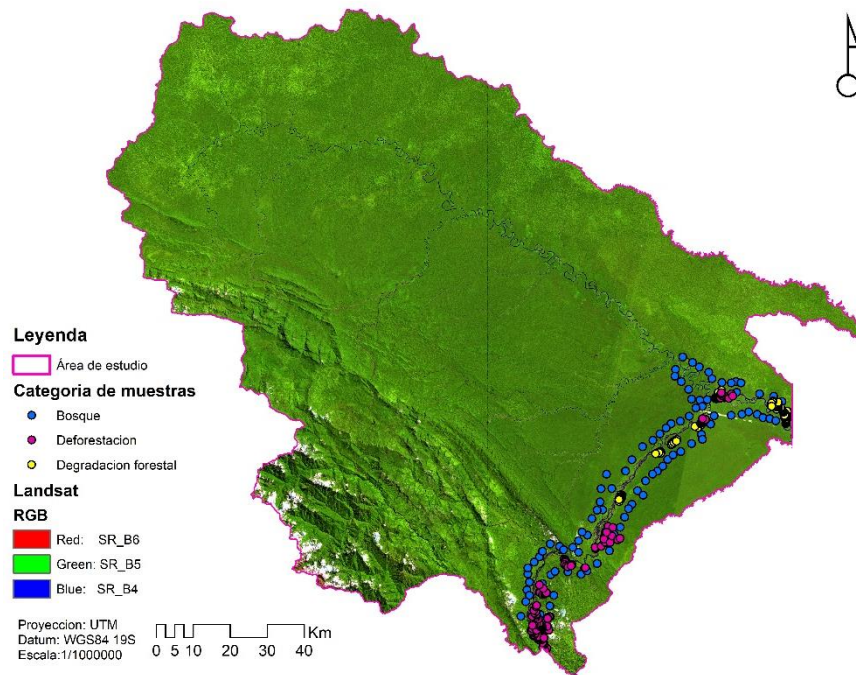


Figura 2. Distribución de muestras por estratos en el área de estudio.

3.5 Método y técnicas

La identificación y cuantificación de la deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald se realizó con el aplicativo en la nube de Google Earth Engine (GEE). Basado en el análisis de series temporales de satélites Landsat, el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) permite el mapeo repetido y la estimación de la distribución espacial del cambio forestal en grandes áreas y simultáneamente a nivel de subpíxel. Su capacidad para detectar cambios forestales sutiles y a pequeña escala y para distinguir entre diferentes tipos de perturbaciones forestales ha sido demostrada en varios estudios (Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d; Aryal et al. 2021; Eckert et al. 2024).

Para limitar la influencia de estos factores, todas las imágenes de reflectancia de la superficie de la Colección 2 Nivel 2 de Landsat disponibles para el área y el período de estudio se filtraron para las nubes, las sombras de nubes y agua. La disponibilidad de imágenes Landsat filtradas adecuadas para el análisis se consideró menor 16% de nubosidad (Eckert et al. 2024).

La medición de la precisión de los resultados de la clasificación de la deforestación y degradación utilizó un método mixto: trabajo de campo e imágenes de alta resolución; imágenes de WorldView (0,38 m), imágenes de PeruSat-1 (pancromático de 0,70 m y multiespectral de 2,8 m) y PlanetScope (3 m) (Planet-Team 2023). El diseño comprendió un muestreo estratificado aleatorio (Zhang et al. 2020). Para ambos casos, se aplicó una matriz de confusión que midió la precisión general y la concordancia de kappa (k) (Cohen 1960; Elijah y Jensen 1996; Chuvieco 2002; Cohen et al. 2003; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016).

Como parte del proceso de análisis se utilizó los softwares Envi 5.3®, ArcGIS Pro 2.1® y ArcGIS 10.8®, que fueron proporcionado por el Centro de Teledetección para el Estudio y Gestión de los Recursos Naturales (CETEGERN) de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios (Alarcón et al. 2016) y el Centro de Innovación Científica Amazónica (CINCIA).

3.6 Tratamiento de datos

3.6.1 Procesamiento de datos

El estudio comprendió las siguientes fases:

1. **Selección de imágenes de satélite:** se seleccionaron imágenes de Landsat Operational Land Imager (OLI y OLI 2) y Thematic Mapper (TM) del sitio web Earthexplorer.usgs.gov para formar una serie de tiempo durante la estación seca (junio a septiembre) de 2010, 2015, 2020 y 2023. Para cubrir toda el área de estudio se utilizarán cinco imágenes con números de ruta y fila; 003-068, 004-068, 005-068, 003-069 y 004-069 (Tabla 2). El mosaico de las imágenes Landsat de 2010, 2015, 2020 y 2023 se procesaron en la plataforma en la nube de Google Earth Engine (GEE); calibración, preprocesamiento, corrección atmosférica, enmascaramiento de nubes y análisis de mezcla espectral (SMA) (Asner et al. 2004; Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Asner et al. 2009; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020c). La selección de imágenes considero la ausencia de nubosidad o <16%. Todas las imágenes Landsat fueron de la Colección 2 y de Nivel 2.

Tabla 2. Información de adquisición de imágenes Landsat

Sensor	Path Row	Fecha de Imagen
Landsat 5TM	003-068, 004-068, 005-068, 003-069 y 004-069	Junio a septiembre de 2010
Landsat 8 OLI	003-068, 004-068, 005-068, 003-069 y 004-069	Junio a septiembre de 2015 y 2020
Landsat 9 OLI 2	003-068, 004-068, 005-068, 003-069 y 004-069	Junio a septiembre de 2023

Para la corrección atmosférica de las imágenes Landsat, se aplicó factores de escala a las bandas; 1. A las bandas ópticas se multiplico el factor de 0,0000275, 2. A las bandas térmicas se multiplico el factor de 0,00341802, y 3. Se le sumo a toso el valor de -0,2.

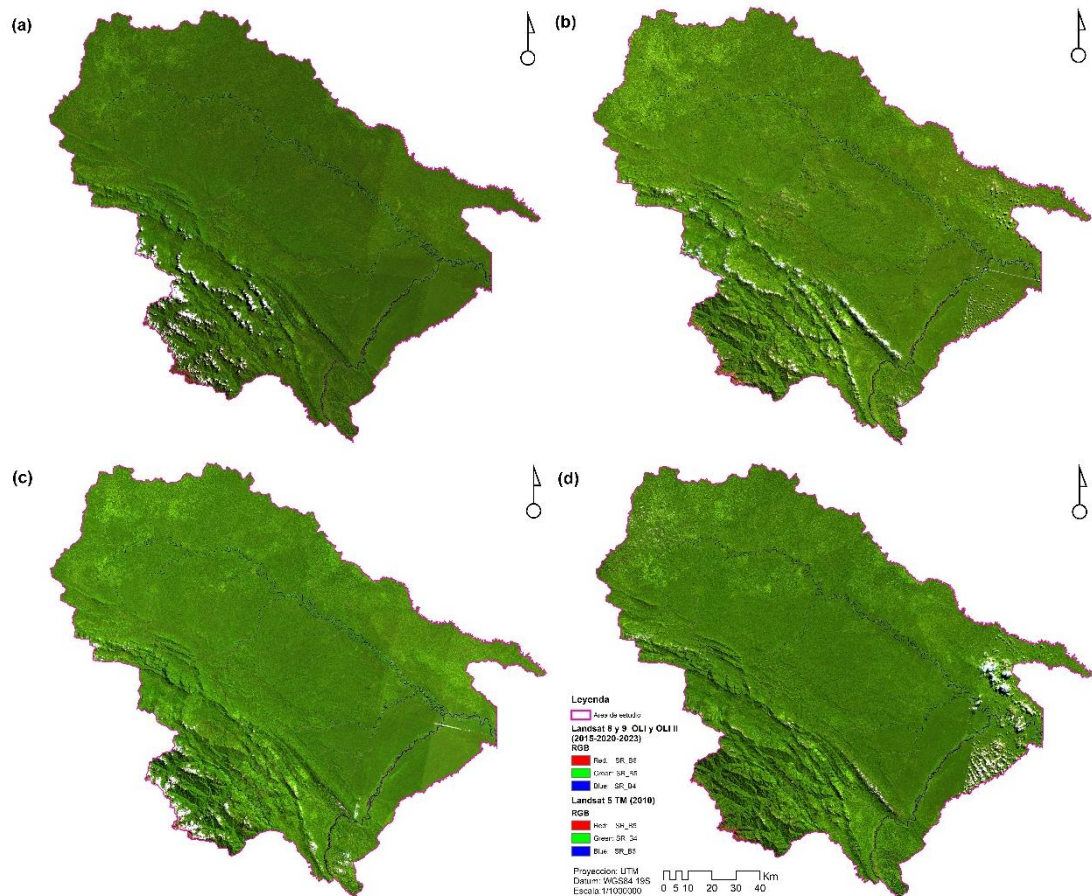


Figura 3. Mosaico de imágenes Landsat; (a) Landsat 5 TM de 2010, (b) Landsat 8 OLI de 2015, (c) Landsat 8 OLI de 2020 y (d) Landsat 9 OLI 2 de 2023.

2. Análisis de mezclas espectrales y NDFI: se planteó la metodología propuesta por Souza y Roberts (2005), análisis de mezcla espectral lineal, donde los datos de campo se relacionan con bosques talados, talados selectivamente y no perturbados en la Amazonía con proporciones de suelo, sombra, vegetación verde (GV) y vegetación no fotosintética (NPV). Los bosques densos contienen grandes fracciones de GV, bajas fracciones de suelo y VAN, y menor sombra que las otras

coberturas terrestres de la zona. Los bosques talados presentan altas fracciones de suelo y los bosques raleados mayor sombra de dosel y menor GV que los bosques no perturbados.

En este estudio se ha propuesto un enfoque indirecto en el cual, en términos generales, se ajustan los conceptos desarrollados para evaluar el paisaje forestal intacto a nivel mundial, siguiendo las directrices y recomendaciones del IPCC sobre cómo informar las emisiones y absorciones de gases de efecto invernadero en áreas forestales.

Los elementos espectrales más comunes en los bosques degradados son la vegetación fotosintética, la vegetación no fotosintética, el suelo, y la sombra. Estos se consideran los componentes básicos en este tipo de entorno. En los bosques degradados, los píxeles mixtos son la característica principal. En ese sentido, se ha propuesto utilizar el Análisis de Mezclas Espectrales (SMA) para abordar la cuestión de los píxeles mixtos detectados en bosques degradados (Figura 5). Estos píxeles mixtos pueden descomponerse en fracciones de endmembers, donde la reflectancia del píxel mixto es el resultado de la suma de las reflectancias de los componentes de los endmembers presentes en el píxel. Los píxeles mixtos se descomponen en:

Vegetación fotosintética (GV): Áreas abiertas en la parte superior de los árboles, proceso de regeneración forestal y eliminación de vegetación.

Vegetación no fotosintética (NPV): Lesiones en la parte superior de los árboles y marcas de quemaduras.

Suelo (Soil): Infraestructura para la extracción de madera, incluyendo caminos y áreas de acopio de troncos.

Sombra (Shade): La topografía presenta variaciones y una cubierta de copas irregular, con grandes desniveles.

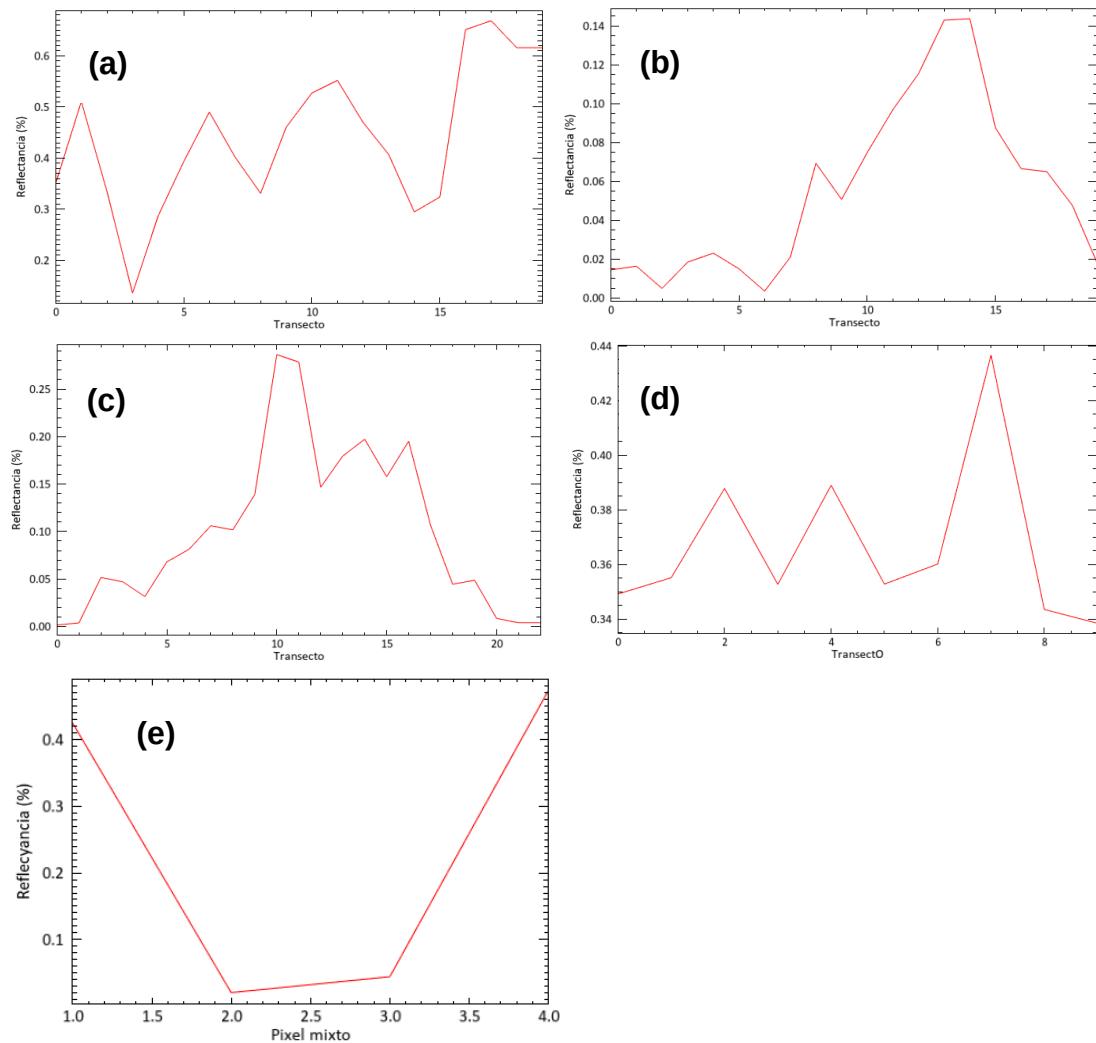


Figura 4. Endmembers candidatas de la imagen para GV (a), NPV (b), Soil (c), Shade (d) y pixel mixto (e); ejemplo de 2023).

Los datos de Landsat se transformaron en fracciones espectrales de miembros finales y se utilizaron para calcular el Índice de Fracción de Degradación Normalizada (NDFI; Souza et al. (2005)). Los datos espectralmente no mezclados se utilizan para el seguimiento de perturbaciones y la clasificación de la cubierta terrestre mediante el análisis de series temporales. Para nuestro estudio, se recopilamos datos de muestra a los que se aplicaron estimadores imparciales para producir estimaciones precisas y de área de degradación y deforestación desde 2010 hasta 2023 (Tabla 4).

Se desarrolló una proporción de fracciones de valores finales (Tabla 3), con el cual se calcula el Índice de Fracción de Degradación Normalizada (NDFI), con ello se enfatiza la diferencia entre los píxeles de bosque no perturbados, diluidos y despejados.

Tabla 3. *Valores de reflectancia para las bandas azul, verde, roja, NIR, SWIR1 y SWIR2 para cada material de fracción*

Fracción	Valores de reflectancia pura para las bandas					
	Azul	Verde	Roja	NIR	SWIR1	SWIR2
Vegetación verde (GV)	0.0119	0.0475	0.0169	0.625	0.2399	0.0675
Vegetación no fotosintética (NPV)	0.1514	0.1597	0.1421	0.3053	0.7707	0.1975
Suelo	0.1799	0.2479	0.3158	0.5437	0.7707	0.6646
Sombra y nube	0.4031	0.8714	0.79	0.8989	0.7002	0.6607

Fuente: tomado y adaptado de Souza et al. (2005).

NDFI se define como:

$$NDFI = \frac{GV_{Shade} - (NPV + Soil)}{GV_{Shade} + (NPV + Soil)} \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde

$$GV_{Shade} = \frac{GV}{1 - Shade} \quad (\text{Ecuación 3})$$

Los valores de NDFI oscilan entre -1 y 1. Los bosques de dosel denso tienen un valor de NDFI cercano a 1. Una disminución de la cubierta arbórea dará lugar a una disminución del NDFI y una tala completa del bosque dará lugar a un valor cercano a -1. Los bosques de dosel abierto

tienen valores de NDFI similares a los bosques densos que han sido raleados debido a su estructura de dosel similar

Todas las imágenes de Landsat utilizadas en el análisis se transformaron en fracciones de valores finales que representan la proporción GV, NPV, suelo, sombra y nube utilizando la función 'desmezclar' en GEE. El algoritmo de desmezcla es un modelo de mezcla lineal simple que utiliza un único conjunto de miembros finales para desmezclar cada imagen. Restringimos el modelo para que devuelva proporciones de valores finales que sumen uno y sean distintas de cero. Los valores finales espectrales propuestas por Souza et al. (2005) se utilizaron en este análisis (Tabla 4). Se utilizaron un total de cinco imágenes para cada periodo con números de ruta y fila (003-068, 004-068, 005-068, 003-069 y 004-069). El miembro final de la nube se usó para excluir los píxeles contaminados por la nube. El algoritmo de detección de cambios opera en las series temporales de cada píxel de la región de estudio. Los modelos de regresión de mínimos cuadrados ordinarios (OLS) se ajustan a las series temporales de todas las fracciones de valores finales y a los datos NDFI (Zhu y Woodcock 2014), pero modificado para centrarse en la degradación y la deforestación. Los valores NDFI utilizados en el estudio fueron:

Tabla 4. *Valores adaptados de NDFI*

Categoría	Valores NDFI
Bosque	$> 0,80$
Degradación forestal	$\leq 0,80$
Deforestación	$\leq 0,70$

Fuente: tomado y adaptado de Souza et al. (2005).

- 3. Detección de cambios de NDFI:** Para cuantificar y analizar los cambios en el área de estudio, se procedió a calcular la variación

espacial entre las áreas y los tiempos iniciales ($A1$ y $t1$) y los finales ($A2$ y $t2$) correspondientes a un intervalo de tiempo determinado (R), tal como se expresa en la ecuación 3 (Puyravaud 2003, p. 58; INRENA et al. 2006; CA 2007, p. 45; Alarcón et al. 2016, p. 321; Asner y Tupayachi 2017, p. 98).

$$R = (A1 - A2) / (t2 - t1) \quad (\text{Ecuación 4})$$

La ecuación 4 proporcionó la tasa de cambio anual (q) basada en la tasa anual en porcentaje (Puyravaud 2003, p. 58; Alarcón et al. 2016, p. 321).

$$q = \left(\frac{A1}{A2} \right)^{\left(\frac{1}{t2-t1} \right) - 1} \quad (\text{Ecuación 5})$$

La variación en la cobertura entre los años 2010 y 2023 se evaluó mediante la diferencia espacial en la cobertura de cada periodo (Ecuación 6) (Puyravaud 2003, p. 58; INRENA et al. 2006; CA 2007, p. 45; Alarcón et al. 2016, p. 321; Asner y Tupayachi 2017, p. 98).

$$\text{Época } 2010 * 10 + \text{Época } 2015, 2020, 2023 \quad (\text{Ecuación 6})$$

El procesamiento de datos se realizará para todos los casos en el sistema de proyección World Geodetic System 1984 (WGS 84) zona 19 S.

3.6.2 Precisión de datos

Los mapas finales se evaluaron para su validación utilizando dos métricas diferentes: precisión general y coeficiente kappa (Ecuaciones 7 y 8). Con base en el número de muestras dado por la ecuación 1. (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Cerda y Villarroel 2008; Kuhn y Johnson 2013; Alarcón et al. 2016).

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

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

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

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

Tabla 5. Valores del coeficiente kappa

Coeficiente Kappa	Fuerza de la Concordancia
“0,00”	“Pobre (<i>Poor</i>)”
“0,01 – 0,20”	“Leve (<i>Slight</i>)”
“0,21 – 0,40”	“Aceptable (<i>Fair</i>)”
“0,41 – 0,60”	“Moderada (<i>Moderate</i>)”
“0,61 – 0,80”	“Considerable (<i>Substantial</i>)”
“0,81 – 1,00”	“Casi perfecta (<i>Almost perfect</i>)”

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

Los datos para la validación provienen bajo una técnica mixta; datos de campo e imágenes de alta resolución para 2023; datos de campo con 349 puntos (Anexo 2)., imágenes de WorldView (0,38 m) con 10 puntos (5 de deforestación y 5 de degradación forestal), imágenes de PeruSat-1 (pancromático de 0,70 m y multiespectral de 2,8 m) con 10 puntos (5 de deforestación y 5 de degradación forestal), y PlanetScope (3 m) con 15 puntos (7 de deforestación y 8 de degradación forestal) (Figura 5) (Planet-Team 2023). El procedimiento de colección de datos de campo fue de acuerdo al modelo propuesto por el Centro para el Estudio de Instituciones, Población y Cambio Ambiental de la Universidad de Indiana (CIPEC) (Moran y Brondizio 1998; Chávez et al. 2013).

Para el caso de los periodos 2015 y 2020, los puntos de validación fueron obtenidos de las imágenes PlanetScope (3 m) (Planet-Team 2023).

Finalmente, los puntos de validación para 2010 fueron obtenidos de las áreas de entrenamiento de la clasificación escogidos aleatoriamente.

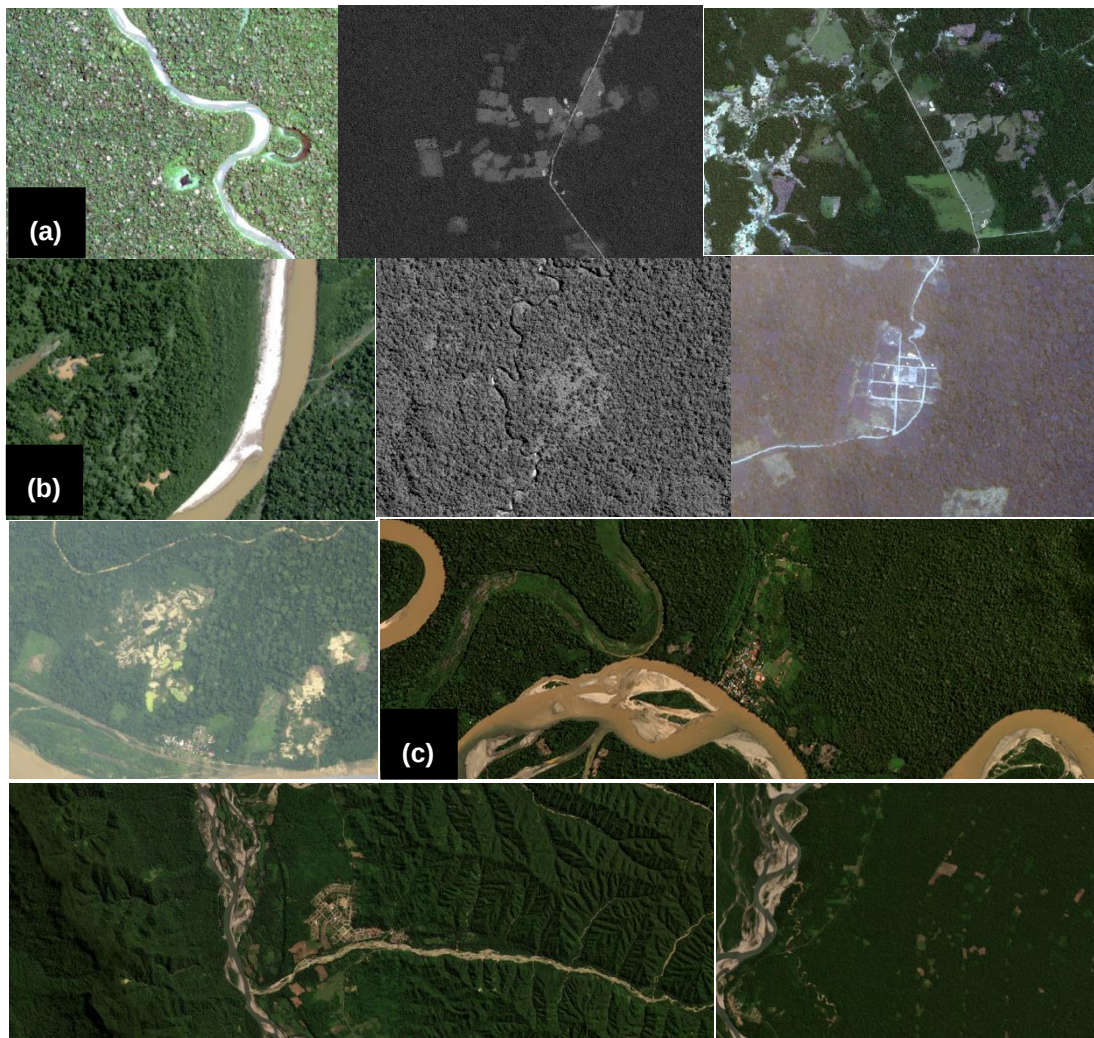


Figura 5. Validación de bosque, degradación forestal y deforestación con imágenes de PeruSAT-1 con una resolución espacial de 0,7 m × 0,70 m (a) y de 2,8 m × 2,8 m (a), WorldView de 0,38 m x 0,38 m de resolución espacial (b), e imágenes PlanetScope de 3 m x 3 m (c).

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

3.6.4 Análisis estadístico

En base a los objetivos del estudio, se realizó un análisis estadístico.

Para el primer objetivo, sobre determinar el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en los años 2010, 2015, 2020 y 2023, se analizó la capacidad fotosintética de la vegetación mediante Google Earth Engine (GEE).

El segundo y tercer objetivo, sobre determinar la deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en los distritos de Manu y Fitzcarrald en los años 2010, 2015, 2020 y 2023, se discriminó las categorías por tipo de perturbación mediante GEE, mientras que las tasas se obtuvieron mediante procesamiento en ArcGIS 10,8® y ArcGIS Pro 10,8®.

El cuarto objetivo, sobre cuantificar los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald entre los años 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023, se procesó mediante ArcGIS 10,8® y ArcGIS Pro 10,8®.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) distritos de Manu y Fitzcarrald estacionales

El enfoque extiende la investigación previa (Figura 4 y Tabla 3) en el análisis de mezclas espectrales para identificar la degradación forestal al dominio temporal (Figura 6-9).

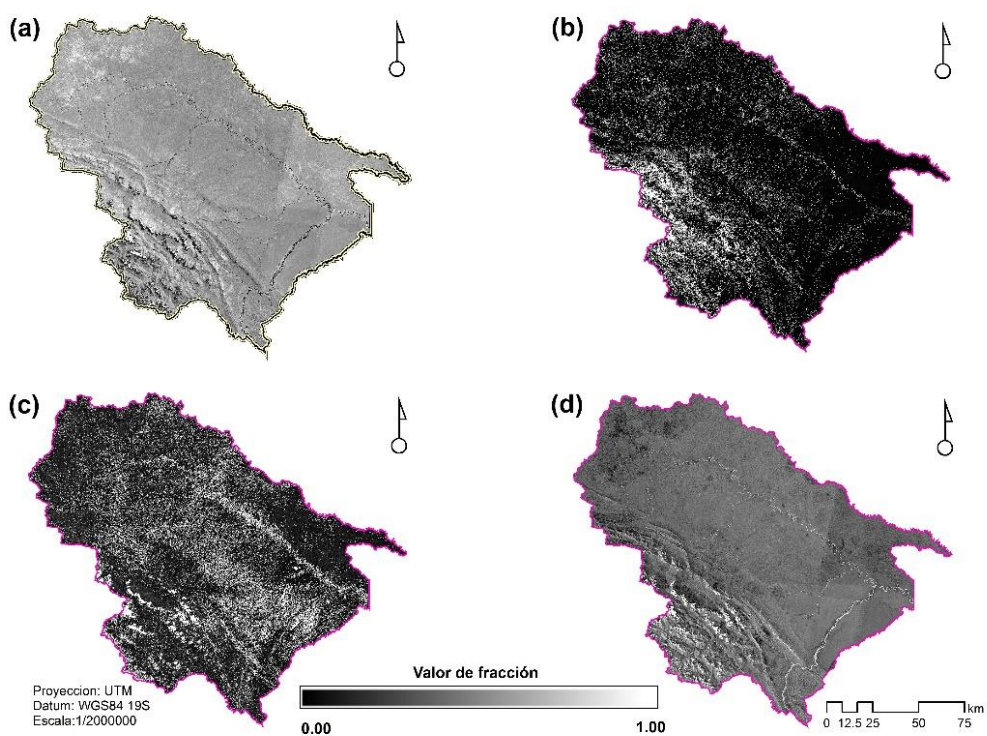


Figura 6. Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2010 del área de estudio.

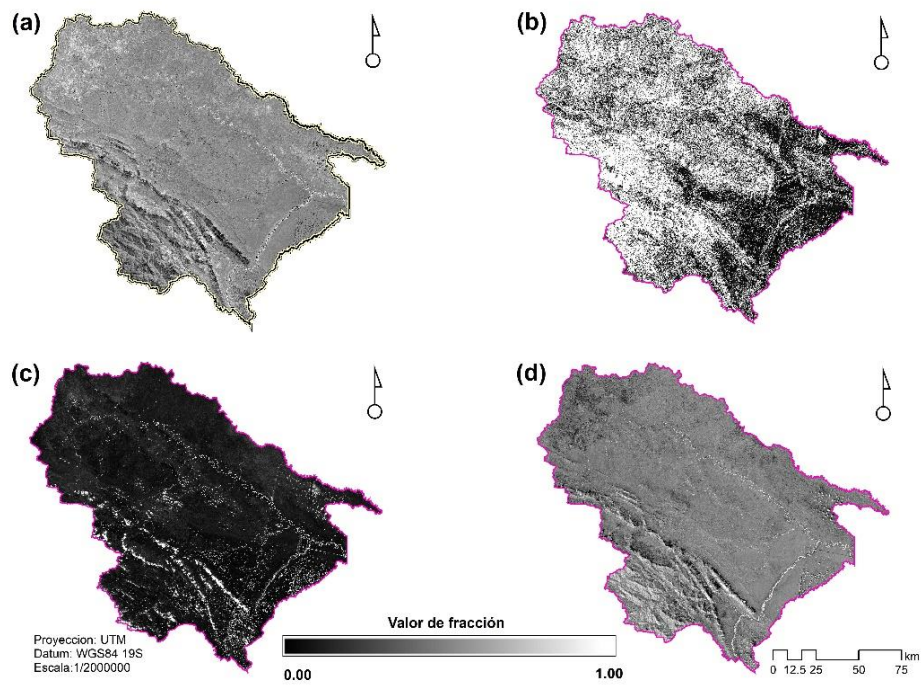


Figura 7. Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2015 del área de estudio.

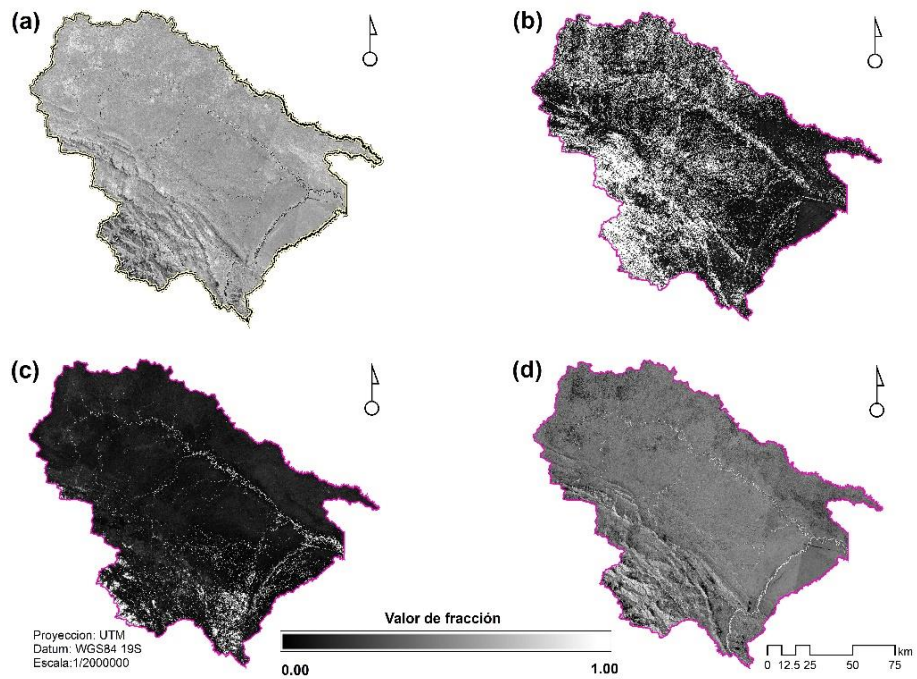


Figura 8. Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2020 del área de estudio.

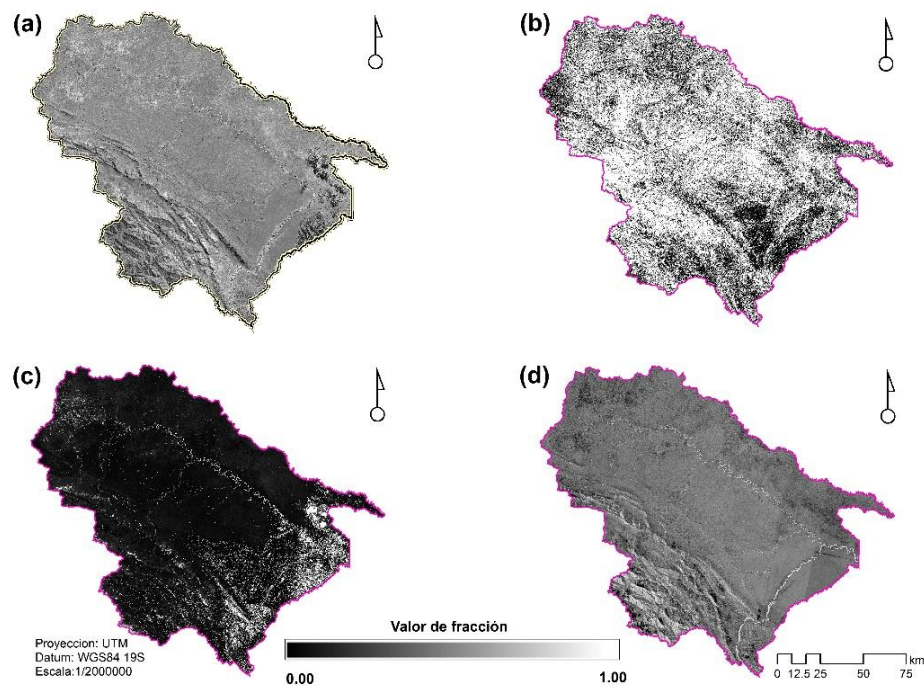


Figura 9. Fracciones de endmembers de GV (a), NPV (b), suelo (c) y sombra (d) de 2023 del área de estudio.

El monitoreo de perturbaciones se realizó utilizando NDFI durante el período 2010-2023 (Figura 10). Investigaciones previas han demostrado que el NDFI es más sensible a las perturbaciones de los bosques tropicales que otros índices espectrales (Schultz et al. 2016). Sin embargo, encontramos que el agua puede tener ocasionalmente valores de NDFI similares a los bosques, en ese sentido, se tomó la decisión de excluir nubosidad, sombra de nubes y fuentes de agua. A pesar de algunos inconvenientes, consideramos que el NDFI, donde incluye coeficientes de regresión para GV, NPV, Soil y Shade como insumos para la clasificación de la cobertura del suelo son superiores a los métodos tradicionales de clasificación y detección de la degradación forestal y deforestación.

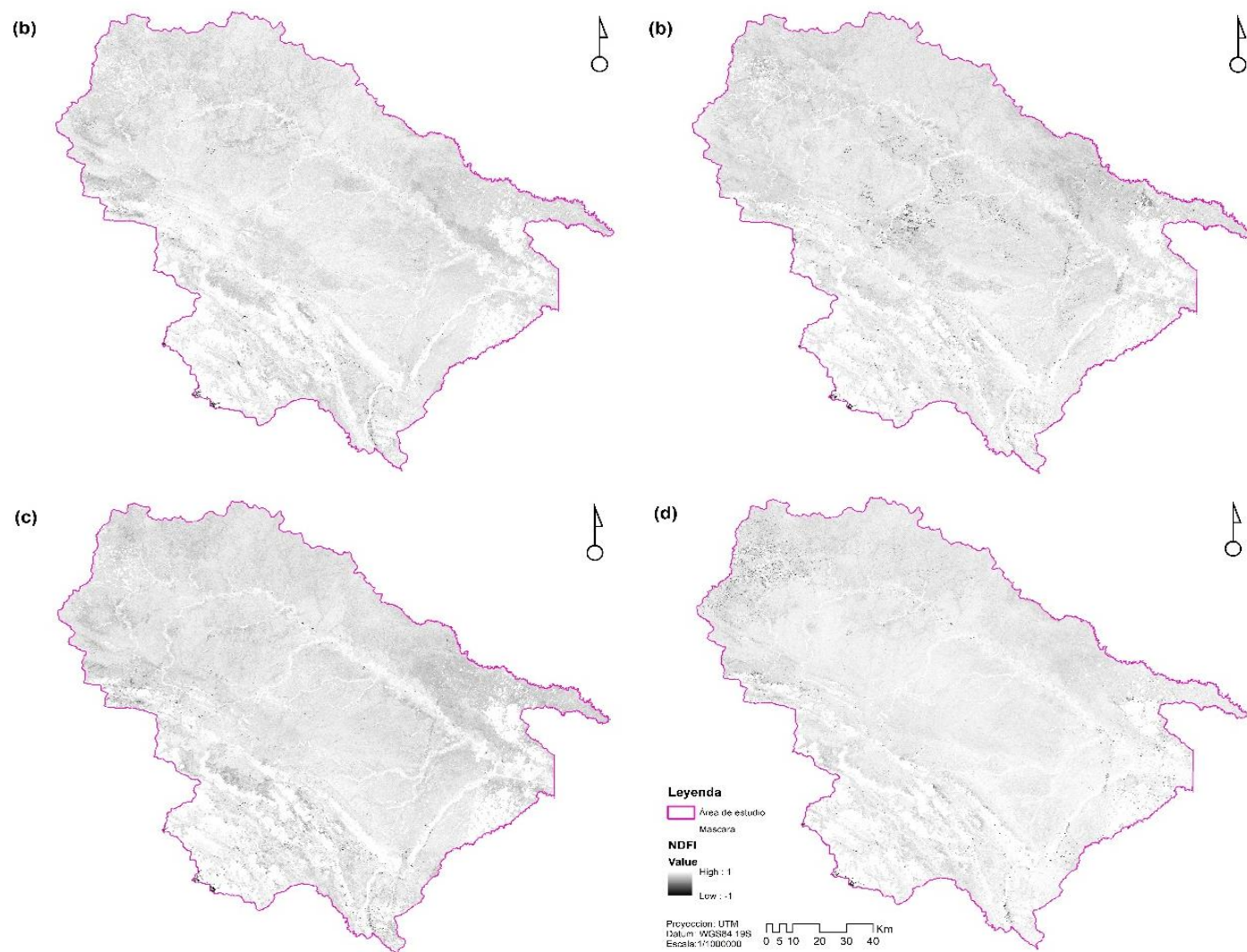


Figura 10. NDFI en escala de grises para 2010 (a), 2015 (b), 2020 (c) y 2023 (d) para el área de estudio.

Los bosques intactos presentan un valor de NDFI cercano a 1. Una afectación de la cubierta implica una disminución del NDFI, mientras que una tala completa del bosque que genera deforestación, los valores disminuyen drásticamente, pudiendo llegar -1.

4.2 Deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en los distritos de Manu y Fitzcarrald

Entre 2010 y 2023, la deforestación experimentó una mayor proporción respecto a la degradación forestal (58,74%, 14 625,35 ha), causada por diferentes actividades productivas, extractivas e infraestructura (Figura 11 y Tabla 6). Mientras que respecto a degradación forestal esta correspondió a 41,26% (10 274,55 ha).

El área de estudio experimentó un incremento de la deforestación de 2010 (8674,92 ha) a 2023 (14625,35 ha) en aproximadamente el 68,59%, con un declive en el 2020 (Tabla 6), ello puede deberse a la pandemia (COVID19), donde gran parte de las actividades fueron paralizadas.

Respecto a la degradación forestal, esta sufrió un aumento entre 2010 (8217,97 ha) hasta el 2023 (10274,55 ha) con un 25,03%, sufriendo un retroceso igual que la deforestación al año 2020 (Tabla 6), esto podría deberse a una consecuencia indirecta de la pandemia (COVID19).

En general, aproximadamente 1 750 730,76 ha de bosque en el área de estudio experimentaron algún tipo de perturbación desde 2010 (Tabla 6 y Figura 12), y como era de esperar la deforestación contribuyó con una mayor proporción respecto a la degradación forestal.

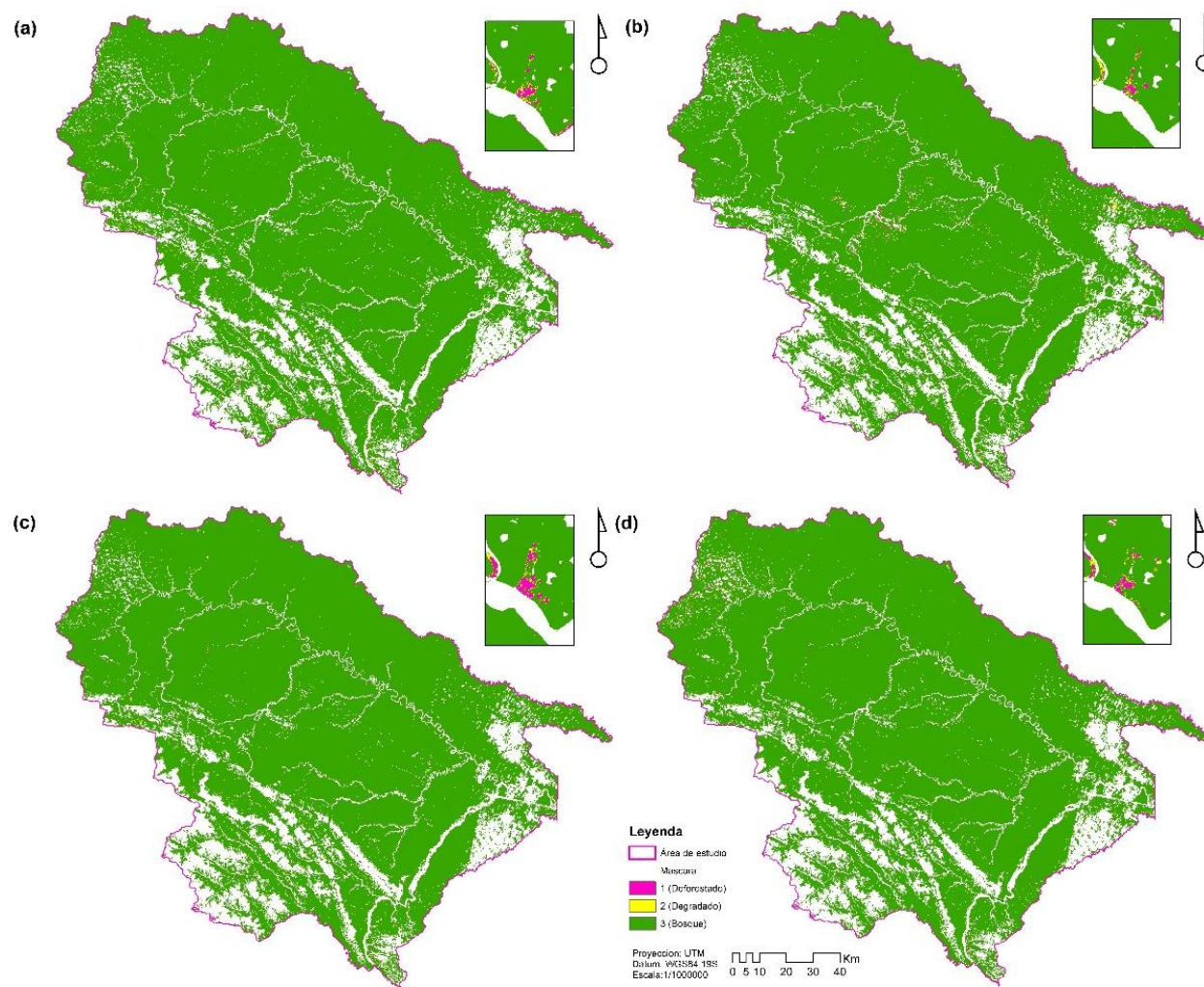


Figura 11. NDFI de los periodos 2010 (a), 2015 (b), 2020 (c) y 2023 (d) del área de estudio.

Tabla 6. Cuantificación de la degradación forestal y deforestación

Periodo	Categorías (ha)		
	1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)
2010	8674,92	8217,97	1750730,76
2015	15842,19	12792,46	1738988,99
2020	10038,07	7500,21	1750085,37
2023	14625,35	10274,55	1742723,76

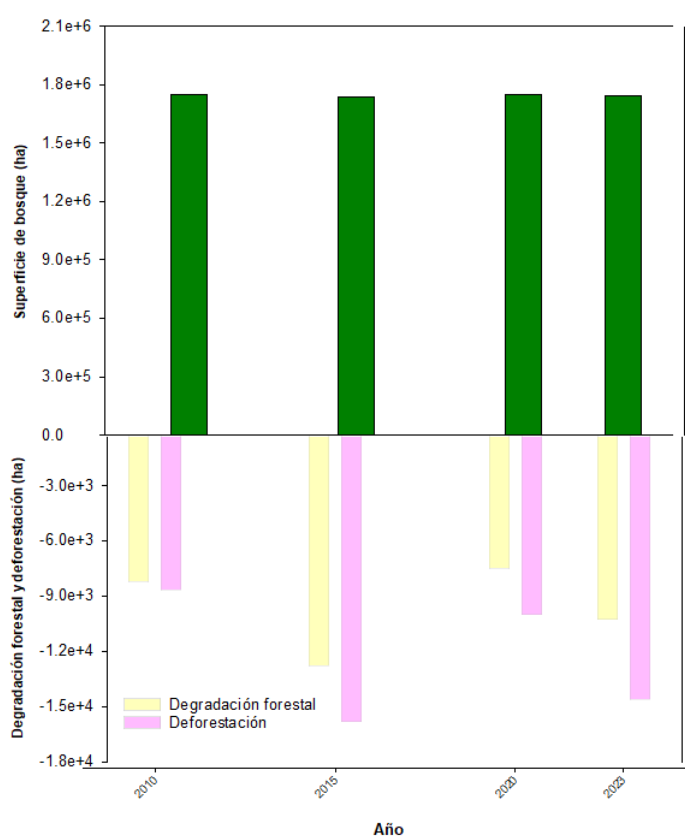


Figura 12. Temporalidad de la degradación forestal y deforestación

En el área estudio interactúan predios agrícolas, comunidades indígenas, títulos habilitantes, Áreas Naturales Protegidas (Reserva Comunal Amarakari y Parque Nacional Manu) y su zona de amortiguamiento, el cual está dominada por un mosaico de paisajes que en su mayoría están habitados y

gestionados por comunidades locales e indígenas que practican una combinación de agricultura permanente, cultivo migratorio, ganadería y tala de árboles.

En este contexto, la deforestación en el periodo de análisis (2010-2023) presento una mayor extensión (14 625,35 ha) que la degradación forestal, sin embargo, encontramos que se habían degradado áreas sustanciales (10 274,55 ha).

La degradación ocurrió en mayor proporción entre 2010-2015, en el cual se puede asumir la mayor presión por actividades de agricultura transitoria y tala de árboles, dándose una desaceleración de la degradación después de 2015, indicando un efecto positivo de conservación.

El mismo patrón, pero con una mayor cuantificación sigue la deforestación. La deforestación fue baja hasta 2010, luego aumentó considerablemente 2023. La cantidad de degradación forestal y deforestación solo puede explicarse por una combinación de todos los factores conocidos, agricultura permanente, cultivo migratorio, ganadería y la tala selectiva (Baraloto et al. 2015; Perz et al. 2016; Mendoza Robles et al. 2017; Alarcon et al. 2020; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcón et al. 2021; Perz et al. 2022; Alarcon-Aguirre et al. 2023; Eckert et al. 2024).

Los datos obtenidos, nos muestra la magnitud de perdida de cobertura forestal y como estos se encuentran distribuidos por grado de perturbación, siendo la el aporte de la degradación forestal considerable y el cual debe considerase en los planes de gestión del territorio (Alarcón et al. 2021; Eckert et al. 2024).

Los resultados difieren de otros estudios (Souza et al. 2005; Allnutt et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d; Aryal et al. 2021; Eckert et al. 2024), donde el porcentaje de degradación forestal fue superior a la deforestación, este variación es posible a los impactos indirectos que generara los proyectos de infraestructura, pero también la presencia de áreas naturales protegidas y territorio de comunidades indígenas que velan por la conservación de los recursos del bosque.

Este estudio analizó cómo se desarrollaron la dinámica y las tasas de cambio de la cubierta forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald (provincia de Manu) mediante el SMA, no solo entendiendo como única causa la deforestación, sino también la degradación forestal. Además, buscamos identificar y separar el patrón de cambio forestal (es decir, degradación forestal) causado por la agricultura migratoria, tala selectiva, quemas en otras actividades que afectan el bosque capturadas desde el espacio. Hasta la fecha, varios estudios han tenido como objetivo desarrollar enfoques o conjuntos de datos listos para usar que brinden dinámicas de deforestación anual, así como, degradación forestal y múltiples perturbaciones forestales sin mucho éxito (Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d; Eckert et al. 2024). Sin embargo, pocos estudios han utilizado estos enfoques de SMA para observar una dinámica forestal (deforestación y degradación forestal) en paisajes de bosques tropicales. Muchos estudios utilizan los conjuntos de datos del Cambio Forestal Global (GFC) (Hansen et al. 2013), que proporcionan actualizaciones anuales globales sobre el porcentaje de pérdida forestal (es decir, deforestación, pero no degradación forestal o perturbaciones múltiples) por píxel Landsat de 30×30 m. Caballero et al. (2018) utilizó el mismo conjunto de datos GFC, pero en combinación con CLASlite Asner et al. (2009), para evaluar tanto la deforestación como la degradación forestal causadas por la minería artesanal de oro en la región de Madre de Dios en Perú. Sin embargo, su enfoque se centró principalmente en los impactos directos de la minería en los bosques tropicales; no evaluaron los cambios indirectos en el uso de la tierra. En última instancia, la combinación de desarrollos recientes en tecnología y algoritmos, incluido el acceso a todo el archivo histórico de datos satelitales Landsat a través de servicios de computación en la nube (GEE), lo que nos ha permitido monitorear diferentes tipos de perturbaciones forestales con tanto detalle espacial y temporal. Esto, a su vez, hace posible comprender mejor cómo el desarrollo de actividades a gran escala impacta los paisajes circundantes.

Como era de esperar, la mayor parte de la deforestación se produjo cercano a la vía de acceso y centros poblados. Por lo que, la deforestación y la degradación continuaron en niveles moderados. Este patrón espaciotemporal sugiere efectos impulsados por actividades como la agricultura migratoria, ganadería y tala de árboles. También debemos destacar, el rol de la comunidades indígenas que juegan un rol protector del bosque y están expectantes al desarrollo de actividades ilegales e informales que puedan modificar el paisaje (Baraloto et al. 2015; Perz et al. 2016; Mendoza Robles et al. 2017; Alarcon et al. 2020; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcón et al. 2021; Perz et al. 2022; Alarcon-Aguirre et al. 2023; Alarcón-Aguirre et al. 2023).

4.3 Tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal

La pérdida de bosque está relacionada con la agricultura permanente, migratoria, ganadería y tala de árboles. La deforestación y degradación de la cubierta forestal y el cambio a otros usos ha variado en los años evaluados, con una tasa anual de cambio de -0,13% con -1 142,42 ha/año (49%) para degradación forestal y -1 205,94 ha/año (51%) de deforestación en 2010-2015, disminuyendo esta tasa (recuperación) a 0,13% con 991,46 ha/año (45%) para degradación forestal y 1 227,87 ha/año (55) de deforestación en 2015-20. Para 2020-2023 esta tasa se incrementa a -0,14% con -1 049,39 ha/año (43%) para degradación forestal y -1 404,48 ha/año (57) para deforestación (Tabla 7).

Los resultados indican una tasa anual de cambio (q) de -0,04% con -254,15 ha/año (41%) por degradación forestal y de -361,77 ha/año (59%) de deforestación para los años 2010-2023 (Tabla 7 y Figura 12).

Tabla 7. *Tasa de degradación forestal y deforestación*

Periodos	Tasa anual de cambio (%)			Perturbación total anual promedio (ha) (r)	
	Tasa general	Proporción de degradación forestal	Proporción de deforestación	Degradación forestal	Deforestación
2010-2015	-0,13	49	51	-1142,42	-1205,94
2015-2020	0,13	45	55	991,46	1227,82
2020-2023	-0,14	43	57	-1049,39	-1404,48
2010-2023	-0.04	41	59	-254,15	-361,77

Sin embargo, el análisis espacio-temporal del periodo comprendido entre 2015 y 2020 muestra valores atípicos, con una tasa anual de cambio (q) de -0,13 con 991,46 ha/año (45%) para la degradación forestal y de -1 227,87 ha/año (56%) para la deforestación (Tabla 7). Se comprende que se podría estar haciendo referencia a áreas abandonadas o áreas que han dejado de ser trabajadas debido a la pandemia de COVID-19, donde la recuperación se está llevando a cabo a través de la regeneración natural mediante procesos de sucesión (Tabla 7 y Figura 12). La perturbación del bosque y su conversión a otros usos se observa principalmente en áreas cercanas a infraestructuras como carreteras y cuerpos de agua (Southworth et al. 2011; Eckert et al. 2024).

En un período de 13 años, se ha observado una perturbación de la cubierta forestal en el área de estudio, con 14 625,35 hectáreas afectadas por deforestación y 10 274,55 hectáreas por degradación forestal. Estas cifras se consideran mínimas en relación con las afectaciones registradas en otras áreas de la región de Madre de Dios, así como en diferentes regiones amazónicas del Perú y de la cuenca amazónica (Bennett et al., 2018; Murad y Pearse, 2018; Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019; López et al., 2020; RAISG, 2020), no obstante, es importante no subestimar el impacto negativo que la agricultura, la ganadería y la deforestación representan para los bosques (Oliveira et al. 2008; Duff y Downs 2019; Ofosu et al. 2020; Alarcón et al. 2021). Diversos investigadores han evidenciado que las actividades

relacionadas con la agricultura, la ganadería, la deforestación y la construcción de infraestructuras contribuyen al aumento de la pérdida de bosques (Recanati et al. 2015; Bennett et al. 2018; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020).

Por otro lado, autores como Alarcón et al. (2021); Alarcón et al. (2016) y Chávez et al. (2013) analizaron la evolución de la disminución de los bosques en el sureste de la Amazonia peruana y las tendencias de deforestación a nivel regional en Madre de Dios. Aunque los hallazgos no concuerdan, esto se debe a que se están examinando áreas extensas a nivel regional, lo que explica las diferencias espaciales, pero las tasas de pérdida anual son comparables.

La perturbación total anual promedio (ha) y la tasa anual de cambio (%) difieren de otros estudios (Souza et al. 2005; Allnutt et al. 2013; Zhu y Woodcock 2014; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020c; Bullock et al. 2020d; Aryal et al. 2021; Eckert et al. 2024), donde la degradación forestal fue superior a la deforestación, esta variación es posible a los impactos indirectos que generara los proyectos de infraestructura, pero también la presencia de áreas naturales protegidas y territorio de comunidades indígenas que velan por la conservación de los recursos del bosque.

4.3.1 Evaluación de precisión de NDFI

La evaluación de la precisión del algoritmo en los cuatro periodos se llevó a cabo a través del análisis de una matriz de confusión de los NDFI, como se muestra en las tablas 5 a 11.

En el año 2010, se determinó un modelo general con una precisión del 82,20% y una concordancia kappa de 0,731, clasificada como "Considerable" (Tabla 8). En el año 2015, se registró un modelo general con un índice de precisión del 83,30% y una concordancia de 0,75, clasificada como "Considerable" según la tabla 9. En el año 2020, se obtuvo un modelo general con un índice de precisión del 83,10% y una concordancia de 0,746, clasificada como "Considerable" según la tabla 10. Para el año 2023, se obtuvo un modelo

general con un índice de precisión del 86,20% y una concordancia de 0,793, clasificada como "Considerable" (Tabla 11) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 8. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de la NDFI de Landsat 2010

Categoría		Puntos aleatorios			
		1	2	3	$f_{\text{NDFI Landsat}}$
NDFI Landsat (2010)	1	101 (36)	24	5	130
	2	3	99 (44)	24	126
	3	1	12	115 (48)	128
	f_{PAxI}	105	135	144	384
$f_o =$	315			$f_c =$	128
$k =$	0,731			$k_M =$	0,965
$\sigma_k =$	0,0294			$\sigma_{k_0} =$	0,0361
$z =$	20,266			Matriz de confusión =	0,820

Las muestras seleccionadas al azar en el proceso de validación ($n=384$) durante el año 2010 (Tabla 8) resultaron ser relevantes en la evaluación del uso del suelo y la cobertura terrestre (deforestación, degradación forestal y bosques) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Se analizaron los datos recolectados según un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k igual a 0,731, se puede observar que más de la mitad de las muestras verificadas están de acuerdo (excluyendo el azar) con los datos del Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI) obtenidos a través de imágenes del satélite Landsat. k_M es igual a 0,965, por lo tanto, una porción significativa de las discrepancias se debe a diferencias marginales que pueden influir en los resultados finales. La probabilidad de que el valor de x como parámetro poblacional se sitúe dentro del intervalo de 0,673 a 0,788 es del 95 por ciento (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). El valor de z (20,266) es altamente significativo con una probabilidad menor a $(P)<0,001$ (Tabla 9), lo cual implica la comparación de un parámetro hipotético de la población con un

valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Tabla 9. Índice de kappa y matriz de confusión de imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2015

Categoría		Puntos de imágenes			
		1	2	3	$f_{\text{NDFI Landsat}}$
NDFI Landsat (2015)	1	99 (35)	23	7	129
	2	5	102 (44)	21	128
	3	1	7	119 (49)	127
	f_{Plxl}	105	132	147	384
$f_o =$	320			$f_c =$	128
$k =$	0,750			$k_M =$	0,980
$\sigma_k =$	0,0285			$\sigma_{k_0} =$	0,0361
$z =$	20,801			Matriz de confusión =	0,833

Las muestras seleccionadas de imágenes de satélite de alta resolución en el proceso de validación ($n=384$) durante el año 2015 (Tabla 9) resultaron ser relevantes en la evaluación del uso del suelo y la cobertura terrestre (deforestación, degradación forestal y bosques) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Se analizaron los datos recolectados según un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k igual a 0,75, se puede observar que más de la mitad de las muestras verificadas están de acuerdo (excluyendo el azar) con los datos del Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI) obtenidos a través de imágenes del satélite Landsat. k_M es igual a 0,980, por lo tanto, una porción significativa de las discrepancias se debe a diferencias marginales que pueden influir en los resultados finales. La probabilidad de que el valor de x como parámetro poblacional se sitúe dentro del intervalo de 0,694 a 0,806 es del 95 por ciento (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). El valor de z (20,801) es altamente significativo con una probabilidad menor a $(P)<0,001$ (Tabla 9), lo cual implica la comparación de un parámetro hipotético de la población con un

valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Tabla 10. Índice de kappa y matriz de confusión de imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2020

Categoría		Puntos de imágenes			
		1	2	3	$f_{\text{NDFI Landsat}}$
NDFI Landsat (2020)	1	100 (34)	19	7	126
	2	3	100 (43)	25	128
	3	1	10	119 (51)	130
	f_{Plxl}	104	129	151	384
$f_o =$	319			$f_c =$	128
$k =$	0,746			$k_M =$	0,988
$\sigma_k =$	0,0287			$\sigma_{k0} =$	0,0361
$z =$	20,640			Matriz de confusión =	0,831

Las muestras seleccionadas de imágenes de satélite de alta resolución en el proceso de validación ($n=384$) durante el año 2020 (Tabla 10) resultaron ser relevantes en la evaluación del uso del suelo y la cobertura terrestre (deforestación, degradación forestal y bosques) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Se analizaron los datos recolectados según un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k igual a 0,746, se puede observar que más de la mitad de las muestras verificadas están de acuerdo (excluyendo el azar) con los datos del Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI) obtenidos a través de imágenes del satélite Landsat. k_M es igual a 0,988, por lo tanto, una porción significativa de las discrepancias se debe a diferencias marginales que pueden influir en los resultados finales. La probabilidad de que el valor de x como parámetro poblacional se sitúe dentro del intervalo de 0,690 a 0,802 es del 95 por ciento (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). El valor de z (20,640) es altamente significativo con una probabilidad menor a $(P)<0,001$ (Tabla 10), lo cual implica la comparación de un parámetro hipotético de la población con un

valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Tabla 11. *Índice de kappa y matriz de confusión de datos de campo e imágenes de alta resolución frente a datos de la NDFI de Landsat 2023*

Categoría		Puntos de campo e imágenes			
		1	2	3	$f_{\text{NDFI Landsat}}$
NDFI Landsat (2023)	1	107 (36)	12	7	126
	2	3	106 (43)	18	127
	3	1	12	118 (49)	131
	f_{PCXI}	111	130	143	384
$f_o =$	331			$f_c =$	128
$k =$	0,793			$k_M =$	0,984
$\sigma_k =$	0,0264			$\sigma_{k_0} =$	0,0361
$z =$	21,945			Matriz de confusión =	0,862

Las muestras seleccionadas de imágenes de satélite de alta resolución en el proceso de validación ($n=384$) durante el año 2023 (Tabla 11) resultaron ser relevantes en la evaluación del uso del suelo y la cobertura terrestre (deforestación, degradación forestal y bosques) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Se analizaron los datos recolectados según un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k igual a 0,793, se puede observar que más de la mitad de las muestras verificadas están de acuerdo (excluyendo el azar) con los datos del Índice de Fracción de Diferencia Normalizada (NDFI) obtenidos a través de imágenes del satélite Landsat. k_M es igual a 0,984, por lo tanto, una porción significativa de las discrepancias se debe a diferencias marginales que pueden influir en los resultados finales. La probabilidad de que el valor de x como parámetro poblacional se sitúe dentro del intervalo de 0,741 a 0,845 es del 95 por ciento (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). El valor de z (21,945) es altamente significativo con una probabilidad menor a $(P)<0,001$ (Tabla 11), lo cual implica la comparación de un parámetro hipotético de la población con un

valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

4.4 Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald

El análisis del cambio espacio-temporal de la cobertura por deforestación y degradación con NDFI (Figura 13), muestran un cambio gradual respecto del año 2010 a 2023 (Tabla 15).

Respecto a los cambios del bosque, para 2010 reporta 1 746 308,70 ha, con una disminución para 2023 con 1 737 540,38 ha (-0,50%).

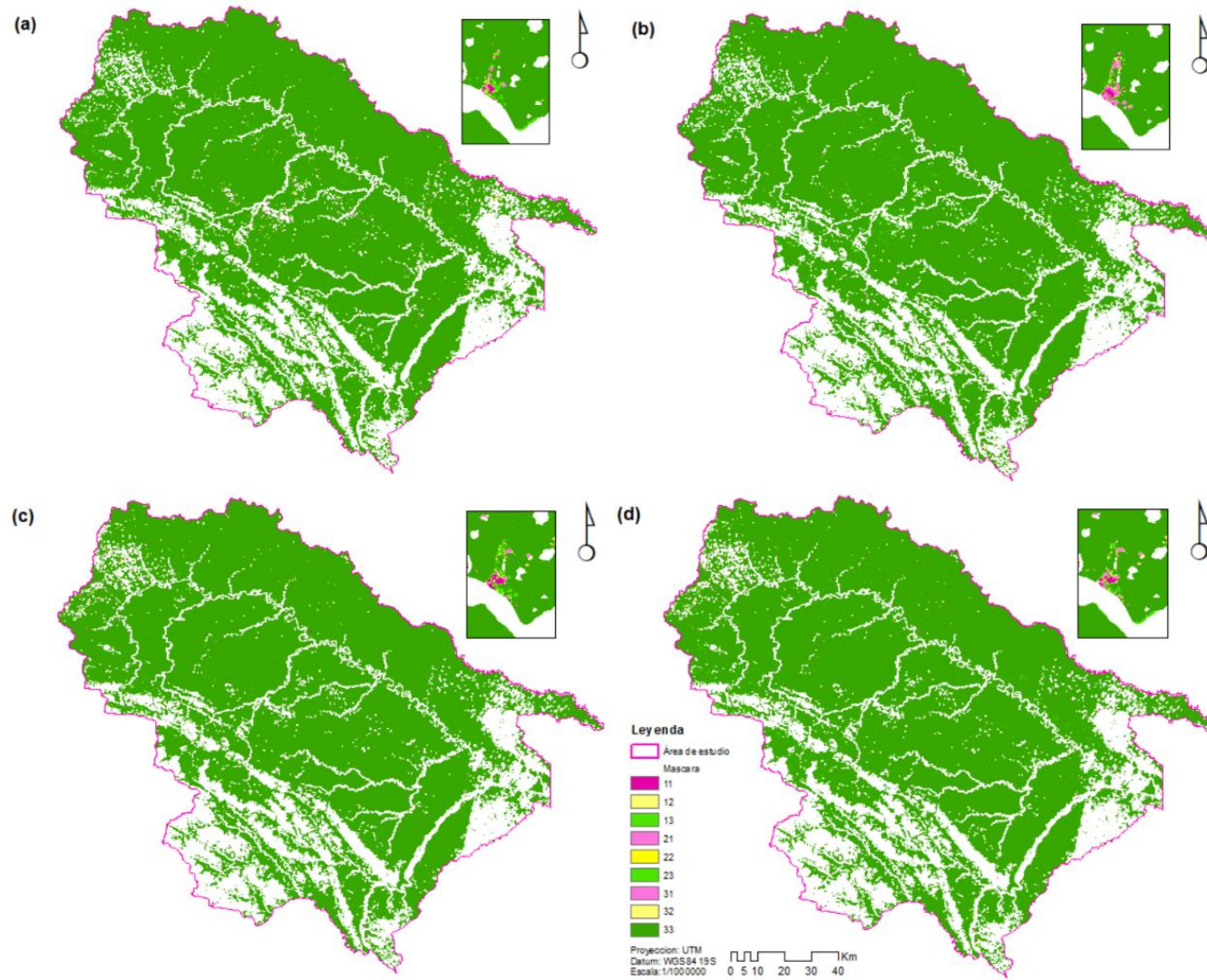


Figura 13. Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal para 2010-2015 (a), 2015-2020 (b), 2020-2023 (c) y 2010-2023 (d).

El aumento de la extensión de la deforestación y la degradación forestal desde el primer período (2010) hasta el segundo período (2015), se traduce en 12 346,89 ha (60,14%) para la deforestación y 11 963,66 ha (54,74%) para la degradación forestal (Tabla 12). Por otro lado, entre el segundo período (2015) y el tercer período (2020), se observa una disminución a 6 464,52 ha (-31,03%) para la deforestación y 6 630,28 ha (-39,44%) para la degradación forestal (Tabla 13). Desde el tercer periodo (2020) hasta el cuarto periodo (2023), se observa una clara tendencia al alza, con un total de 11 855,45 ha (37,52%) afectadas por deforestación y 9 927,30 ha (36,07%) afectadas por degradación forestal, tal como se detalla en la tabla 14.

La reducción de la deforestación y degradación forestal durante el año 2020 estuvo directamente relacionada con la interrupción de diversas actividades debido a la pandemia del COVID-19. Al finalizar este periodo, se observa un aumento significativo en la perturbación de los bosques (Tabla 12-15), impulsado principalmente por los tradicionales patrones de cambio en el paisaje. Esto incluye una combinación de actividades como la agricultura de largo plazo, la rotación de cultivos, la cría de ganado y la tala de árboles, así como la influencia indirecta de la infraestructura, especialmente la construcción y pavimentación de carreteras, que promueve el asentamiento de centro poblados y el inicio de actividades productivas y extractivas.

En términos generales, se observa una clara tendencia al alza en el período comprendido entre 2010 y 2023, con un aumento del 51,84% (equivalente a 12 167,10 ha) en el caso de la deforestación y del 26,48% (10 049,24 ha) en lo que respecta a la degradación forestal (Tabla 15).

Tabla 12. *Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2010-2015*

Categoría		2015			
		1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)	Total
2010	1 (Deforestación)	6924,66	1241,08	4162,11	12327,84
	2 (Degradación forestal)	469,77	782,50	7786,88	9039,15

	3 (Bosque)	12346,89	11963,66	1721946,11	1746256,66
	Total	19741,31	13987,24	1733895,10	1767623,65

Tabla 13. *Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2015-2020*

Categoría		2020			
		1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)	Total
2015	1 (Deforestación)	6358,53	897,99	12468,27	19724,79
	2 (Degradación forestal)	780,94	918,49	12248,12	13947,55
	3 (Bosque)	6464,52	6630,28	1720856,50	1733951,30
	Total	13603,99	8446,76	1745572,89	1767623,65

Tabla 14. *Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2020-2023*

Categoría		2023			
		1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)	Total
2020	1 (Deforestación)	6291,99	762,80	6544,62	13599,40
	2 (Degradación forestal)	553,84	702,20	7116,45	8372,49
	3 (Bosque)	11855,45	9927,20	1723869,12	1745651,76
	Total	18701,28	11392,19	1737530,18	1767623,65

Tabla 15. *Cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal, periodo 2010-2023*

Categoría		2023			
		1 (Deforestación)	2 (Degradación forestal)	3 (Bosque)	Total
2010	1 (Deforestación)	6196,72	845,68	5274,60	12317,00
	2 (Degradación forestal)	338,59	485,96	8173,43	8997,98
	3 (Bosque)	12167,10	10049,24	1724092,35	1746308,70
	Total	18702,41	11380,88	1737540,38	1767623,68

Por otro lado, los resultados marcan como ha ocurrido esta dinámica de cambio, se puede observar en la Figura 14 que la tendencia de la cobertura de 2010 a 2023 sufre una perturbación por degradación en el 2015 y marcando a finales de ese periodo un cambio drástico, llegando hasta la deforestación. Curiosamente en el 2017 el área empieza a recuperarse, con perturbación que solo llegan a degradación forestal.

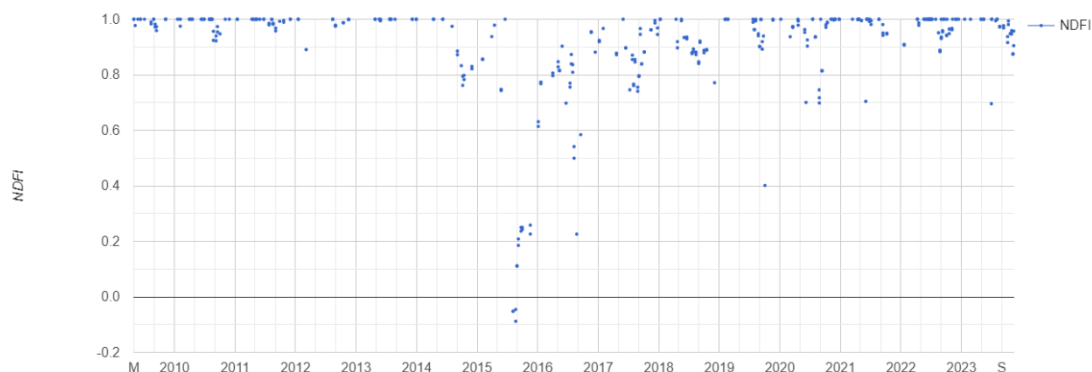


Figura 14. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación.

La figura 15 marca una tendencia de perturbaciones que llegan a la a degradación forestal, deforestación y recuperación del bosque, esto producto de áreas que son abandonadas y luego son reingresadas para diversas actividades.

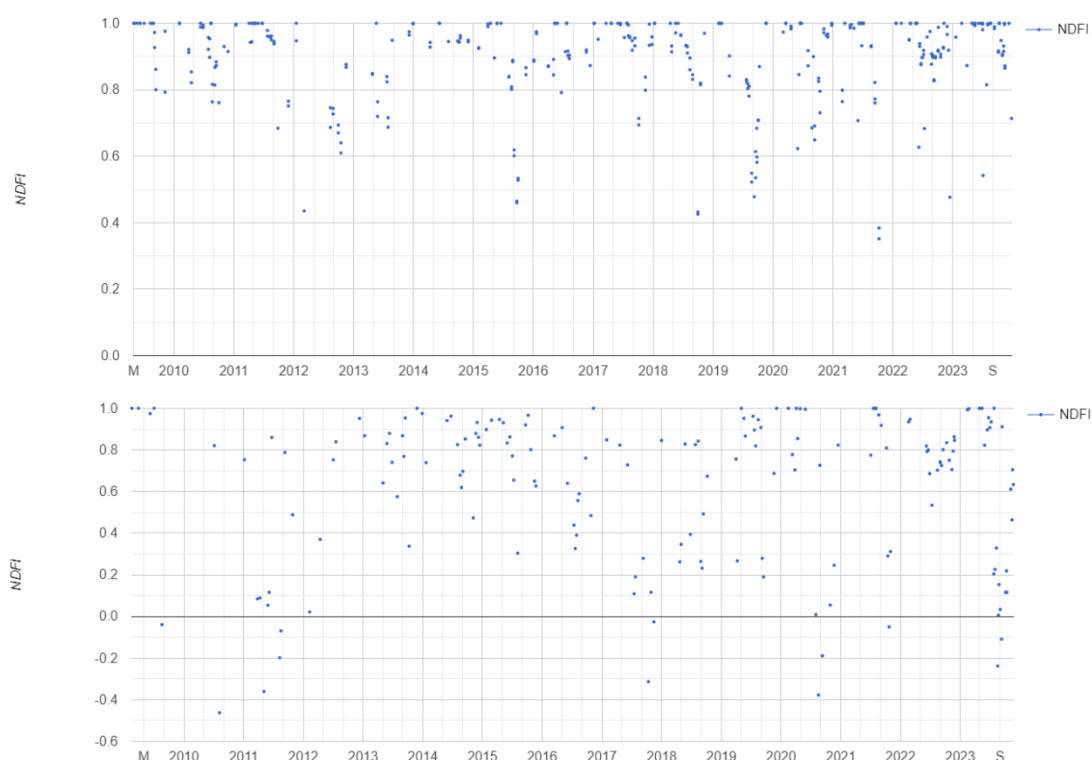


Figura 15. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación.

La figura 16 marca una tendencia de perturbaciones que llegan a la degradación forestal y deforestación, con un cambio drástico en el 2022 y 2023.

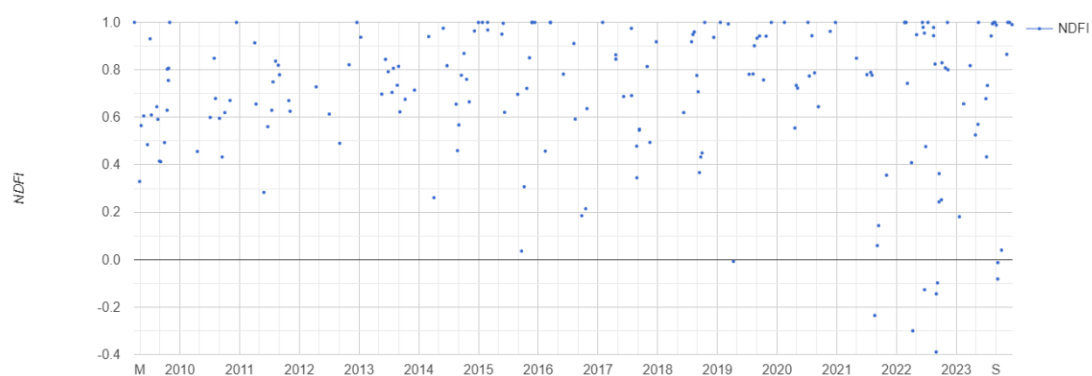


Figura 16. Dinámica temporal de la degradación forestal y deforestación.

En un período de 13 años, se ha observado una perturbación de la cubierta forestal en el área de estudio, de 1 746 308,70 ha de bosque, 18 702,41

hectáreas fueron afectadas por deforestación y 11 380,88 hectáreas por degradación forestal. Sin embargo, estas cifras se consideran mínimas en relación con las afectaciones registradas en otras áreas de la región de Madre de Dios, así como en diferentes regiones amazónicas del Perú y de la cuenca amazónica (Bennett et al., 2018; Murad y Pearse, 2018; Glinskis y Gutiérrez-Vélez, 2019; López et al., 2020; RAISG, 2020), no obstante, es importante no subestimar el impacto negativo que la agricultura, la ganadería y la deforestación representan para los bosques (Oliveira et al. 2008; Duff y Downs 2019; Ofosu et al. 2020; Alarcón et al. 2021). Diversos investigadores han evidenciado que las actividades relacionadas con la agricultura, la ganadería, la deforestación y la construcción de infraestructuras contribuyen al aumento de la pérdida de bosques (Recanati et al. 2015; Bennett et al. 2018; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020; Eckert et al. 2024)

Por otro lado, también debemos destacar que las áreas con fines de conservación (Áreas Naturales Protegidas y zonas de amortiguamiento) y territorio de comunidades indígenas contribuyen a prevenir la deforestación y degradación forestal. Sin embargo, esta situación se puede invertir, fuera de los límites de las áreas en mención (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020b; Bullock et al. 2020c; Chen et al. 2021; Eckert et al. 2024).

CONCLUSIONES

El índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) y el análisis de mezcla espectral (SMA) pueden contribuir a los esfuerzos en curso para cartografiar y supervisar las perturbaciones por degradación forestal y deforestación en la Amazonia peruana. El NDFI mejora la detección de daños en el dosel forestal con respecto a las técnicas existentes y puede utilizarse junto con el algoritmo SMA para cartografiar sin ambigüedades los daños en el dosel forestal.

Con base en el patrón espaciotemporal de la deforestación y degradación forestal, determinamos que la presión sobre el bosque aumentó después del periodo 2010; de 8 674,92 ha de áreas deforestadas y 8 217,97 ha de cobertura forestal degradado a 14 625,35 ha de áreas deforestadas y 10274,55 ha de cubierta foresta degradado, con una disminución en el periodo 2020, producto de pandemia (COVID19).

La perturbación total anual promedio (-0,04%) y la tasa anual de cambio determinaron una cuantificación superior pero leve de la deforestación sobre la degradación forestal; con -361,77 ha/año (59%) de la deforestación y de -254,15 ha/año (41%) correspondientes a la degradación forestal entre los periodos 2010-2023.

En cuanto a la precisión, para el año 2010, 2015, 2020 y 2023 se determinaron un modelo general de 82,20%, 83,30%, 83,10% y 86,20% respectivamente. Mientras que la concordancia de kappa reportó 0,731, 0,75, 0,746 y 0,793 para 2010, 2015, 2020 y 2023, clasificada como "Considerable".

La dinámica del cambio de cobertura por deforestación y degradación forestal, donde se observa una clara tendencia al alza en el período comprendido entre 2010 y 2023, con un aumento del 51,84% (equivalente a 12 167,10 hectáreas) en el caso de la deforestación y del 26,48% (10 049,24 hectáreas) en lo que respecta a la degradación forestal.

Se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alterna, donde el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) utilizado para el análisis espacio-temporal en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la Amazonia de Madre de Dios entre los años 2010

y 2023 presenta una tendencia creciente de deforestación y degradación forestal.

SUGERENCIAS

La exploración de nuevas técnicas de procesamiento de imágenes de satélite mediante la teledetección espacial, implica aproximarse a la generación de mayor detalles de las causas de la perturbación del bosque, en ese sentido creemos que la aplicación del el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) mediante el análisis de mezcla espectral (SMA) con imágenes de mayor resolución espacial como Sentinel-2, PlanetScope y WorldView pueden contribuir a cartografiar y supervisar las perturbaciones por degradación forestal y deforestación en la Amazonia peruana que permitan la implementación de políticas de gestión del territorio.

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* [Type of Work]. 2023, vol. 15, no. 23. ISSN 2072-4292. 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* [Type of Work]. 2022, vol. 5, no. 4. ISSN 2571-6255. 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>

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

ANAYA, J. A. Y CHUVIECO, E. Validación para Colombia de la estimación de área quemada del producto L3JRC en el periodo 2001-2007/Validation of the L3JRC burned area product estimation in Colombia from 2001 to 2007. *Actualidades Biológicas*, 2010, 32(92), 29.

ANJI-REDDY, M. *Geographical Information System*. 3rd Edition, BS Publication, Hyderabad, 2010.

ARYAL, R. R., WESPESTAD, C., KENNEDY, R., DILGER, J., DYSON, K., BULLOCK, E., KHANAL, N., KONO, M., POORTINGA, A., SAAH, D. Y TENNESON, K. Lessons learned while implementing a time-series approach to forest canopy disturbance detection in Nepal. *Remote Sensing*, 2021, 13(14). doi:10.3390/rs13142666

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., KELLER, M., PEREIRA, J. R., ZWEEDE, J. C. Y SILVA, J. N. M. Canopy damage and recovery after selective logging in Amazonia: Field

and satellite studies. *Ecological Applications*, 2004/08/01 2004, 14(sp4), 280-298. doi:<https://doi.org/10.1890/01-6019>

ASNER, G. P., KELLER, M., PEREIRA, R. Y ZWEEDE, J. C. Remote sensing of selective logging in Amazonia: Assessing limitations based on detailed field observations, Landsat ETM+, and textural analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2002/06/01/ 2002, 80(3), 483-496. doi:[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00326-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00326-1)

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>

BARAY, H. L. Á. *Introducción a la metodología de la investigación*. Edition ed.: Juan Carlos Martínez Coll, 2006. ISBN 8469019996.

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 HOLDEN, C. E. Improved change monitoring using an ensemble of time series algorithms. Remote Sensing of Environment, 2020b, 238. doi:10.1016/j.rse.2019.04.018

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/ 2020c, 238, 110968. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.011>

BULLOCK, E. L., WOODCOCK, C. E., SOUZA, C. Y OLOFSSON, P. Satellite-based estimates reveal widespread forest degradation in the Amazon. Global Change Biology, 2020d, 26(5), 2956-2969. doi:10.1111/gcb.15029

CA ¿ Y POR DÓNDE COMENZAMOS? Prioridades de la Comunidad Andina ante el Cambio Climático. Lima, Peru: Secretaría General de la Comunidad Andina, 2007.

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.

CASTRO, F. El proceso de investigación y su esquema de elaboración. Editorial Uyapar. Caracas, 2003.

CAZAU, P. Introducción a la investigación en ciencias sociales. Lima. Editorial Universidad Ricardo Palma, 2006.

CERDA, J. Y VILLARROEL, L. Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 2008, 79(1), 54-58. doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0370-41062008000100008>

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.

CHEN, G., POWERS, R. P., DE CARVALHO, L. M. T. Y MORA, B. Spatiotemporal patterns of tropical deforestation and forest degradation in response to the operation of the Tucuruí hydroelectric dam in the Amazon

basin. *Applied Geography*, 2015/09/01/ 2015, 63, 1-8.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.06.001>

CHEN, S., WOODCOCK, C. E., BULLOCK, E. L., ARÉVALO, P., TORCHINAVA, P., PENG, S. Y OLOFSSON, P. Monitoring temperate forest degradation on Google Earth Engine using Landsat time series analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2021/11/01/ 2021, 265, 112648.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112648>

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. Teledetección espacial: la observación de la Tierra desde el espacio 2002.

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

CHUVIECO, E. Y HANTSON, S. Procesamiento estándar de imágenes Landsat. Documento técnico de algoritmos a aplicar. Version1. Plan Nacional de Teledetección. Instituto Geográfico Nacional. En linea; http://www.ign.es/PNT/pdf/especificacionestecnicas-pnt-mediad-landsat_v2-2010.pdf, 2010.

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>

ELIJAH, R. Y JENSEN, J. R. Remote sensing of mangrove wetlands: relating canopy spectra to site-specific data 1996. doi:https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1996journal/aug/1996_aug_939-948.pdf

FAO. FRA 2015: Terms and Definitions. In.: Food and Agriculture Organization of the UN Rome, Italy, 2012.

FAO. Evaluación de los recursos forestales mundiales 2020 – Principales resultados Roma: 2020.

GOREMAD Y IIAP. Macro Zonificación Ecológica Económica de Madre de Dios. In G.D.R.N.Y.M. AMBIENTE. Madre de Dios - Perú, 2009, p. 208.

HANSEN, M. C., POTAPOV, P. V., MOORE, R., HANCHER, M., TURUBANOVA, S. A., TYUKAVINA, A., THAU, D., STEHMAN, S. V., GOETZ, S. J., LOVELAND, T. R., KOMMAREDDY, A., EGOROV, A., CHINI, L., JUSTICE, C. O. Y TOWNSHEND, J. R. G. High-Resolution Global Maps of

21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 2013/11/15 2013, 342(6160), 850-853. doi:10.1126/science.1244693

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>

HERNÁNDEZ, R., FERNÁNDEZ, C. Y BAPTISTA, P. *Metodología de la Investigación (Quinta edición ed.). (J. Mares Chacón, Ed.) Mexico, México DF.* Edtion ed.: McGraw-Hill/Interamericana Editores, SA de CV, 2010.

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

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

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>

KUHN, M. Y JOHNSON, K. *Applied predictive modeling.* Edtion ed.: Springer, 2013.

LANDIS, J. R. Y KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 1977, 159-174. doi:<https://doi.org/10.2307/2529310>

LEÓN, R. A. H. Y GONZÁLEZ, S. C. *El proceso de investigación científica*. Edtion ed.: Editorial Universitaria (Cuba), 2020. ISBN 9591613075.

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.

MASEK, J. G., WULDER, M. A., MARKHAM, B., MCCORKEL, J., CRAWFORD, C. J., STOREY, J. Y JENSTROM, D. T. Landsat 9: Empowering open science and applications through continuity. *Remote Sensing of Environment*, 2020/10/01/ 2020, 248, 111968. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111968>

MENDOZA ROBLES, 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

MORAN, E. F. Y BRONDIZIO, E. Land-use change after deforestation in Amazonia. *People and pixels: Linking remote sensing and social science*, 1998, 94-120.

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>

OLIVARES, B. O. Y LÓPEZ-BELTRÁN, M. A. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada aplicado al territorio indígena agrícola de Kashaama, Venezuela. Cuadernos de Investigación UNED, 2019, 11, 112-121. doi:<http://dx.doi.org/10.22458/urj.v11i2.2299>

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.

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. 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.

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

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

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

RANJAN, A. K. Y GORAI, A. K. Characterization of vegetation dynamics using MODIS satellite products over stone-mining dominated Rajmahal Hills in Jharkhand, India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2022/08/01/ 2022, 27, 100802. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100802>

RECANATI, F., ALLIEVI, F., SCACCABAROZZI, G., ESPINOSA, T., DOTELLI, 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>

SAAVEDRA, J. A. Impacto de la deforestación en la pérdida del hábitat de vida silvestre amenazada en la Amazonía. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 2023, 7(2), 915-935. doi:https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i2.5374

SCHULTZ, M., CLEVERS, J. G. P. W., CARTER, S., VERBESSELT, J., AVITABILE, V., QUANG, H. V. Y HEROLD, M. Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016/10/01/ 2016, 52, 318-327. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.06.020>

SENAMHI En la selva preparémonos para la llegada de los friajes 2015. doi:<https://www.senamhi.gob.pe/?p=pronostico-meteorologico>

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. Y ROBERTS, D. Mapping forest degradation in the Amazon region with Ikonos images. *International journal of remote sensing*, 2005/02/01 2005, 26(3), 425-429. doi:10.1080/0143116031000101620

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>

SOUZA, J. C. M., SIQUEIRA, J. V., SALES, M. H., FONSECA, A. V., RIBEIRO, J. G., NUMATA, I., COCHRANE, M. A., BARBER, C. P., ROBERTS, D. A. Y BARLOW, J. Ten-Year Landsat Classification of Deforestation and Forest Degradation in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2013, vol. 5, no. 11, pp. 5493-5513. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs5115493.

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>

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

WULDER, M. A., ROY, D. P., RADELOFF, V. C., LOVELAND, T. R., ANDERSON, M. C., JOHNSON, D. M., HEALEY, S., ZHU, Z., SCAMBOS, T. A., PAHLEVAN, N., HANSEN, M., GORELICK, N., CRAWFORD, C. J., MASEK, J. G., HERMOSILLA, T., WHITE, J. C., BELWARD, A. S., SCHAAF, C., WOODCOCK, C. E., HUNTINGTON, J. L., LYMBURNER, L., HOSTERT, P., GAO, F., LYAPUSTIN, A., PEKEL, J.-F., STROBL, P. Y COOK, B. D. Fifty years of Landsat science and impacts. *Remote Sensing of Environment*, 2022/10/01/ 2022, 280, 113195. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113195>

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 espacio-temporal de la deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios.

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODOLOGÍA
¿Como y cuanto será la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios en el periodo 2010-2023?	Realizar el análisis espacio-temporal de la deforestación y degradación forestal utilizando el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios entre el periodo 2010-2023.	El enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA) mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) utilizado para el análisis espacio-temporal en los distritos de Manu y Fitzcarrald de la Amazonia de Madre de Dios entre el periodo 2010-2023 presenta una tendencia creciente de deforestación y degradación forestal.	Variable Dependiente: Deforestación y degradación forestal en los años 2010, 2015, 2020 y 2023. Indicadores: Medición de la degradación forestal y la deforestación. Variable Independiente: Reflectancia del análisis de mezcla espectral (SMA) de la deforestación y degradación forestal en las imágenes Landsat. Indicadores: 1. SMA; GV, NPV, Soil, Shae. 2. NDFI. 3. Cuantificación de los cambios de la degradación forestal y deforestación. 4. Índice Global e Índice de Kappa (k).	Diseño: Transaccional (transversal) y longitudinal. Tipo: descriptiva, correlacional y predictivo Método: 1. Pre procesamiento de imágenes Landsat con Google Earth Engine. 2. Análisis de mezcla espectral (SMA). 3. Cuantificación del NDFI. 4. Precisión general con datos de campo e imágenes de alta resolución. 5. Medición de cambios de NDFI de 2010-2023. 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 el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en el periodo 2010-2023? P.E.2 ¿Cuánto será la deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en el periodo 2010-2023? P.E.3 ¿Cuánto será la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023? P.E.4 ¿En qué grado serán los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en os distritos de Manu y Fitzcarrald entre los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023?	O.E.1 Determinar el índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) basado en el enfoque de análisis de mezcla espectral (SMA; vegetación verde (GV), vegetación no fotosintética (NPV), suelo, sombra y nube) en los distritos de Manu y Fitzcarrald, en el periodo 2010-2023. O.E.2 Determinar la deforestación y degradación forestal mediante índice de fracción de diferencia normalizada (NDFI) en los distritos de Manu y Fitzcarrald en el periodo 2010-2023. O.E.3 Determinar la tasa de pérdida de cobertura por deforestación y degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald en los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023. O.E.4 Cuantificar los cambios de cobertura por deforestación y degradación forestal en os distritos de Manu y Fitzcarrald entre los periodos 2010-2015, 2015-2020, 2020-2023 y 2010-2023.			

Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en los distritos de Manu y Fitzcarrald.

Nº	Categoría	Este	Norte
1	Bosque	309138	8641378
2	Bosque	306889	8642833
3	Bosque	303053	8643495
4	Bosque	296835	8643892
5	Bosque	292166	8643470
6	Bosque	288898	8641907
7	Bosque	285855	8639658
8	Bosque	284003	8637409
9	Bosque	281622	8636086
10	Bosque	277785	8634234
11	Bosque	274213	8630927
12	Bosque	268525	8625635
13	Bosque	266805	8622593
14	Bosque	263084	8617845
15	Bosque	260587	8612142
16	Bosque	257677	8609760
17	Bosque	256486	8605262
18	Bosque	254105	8600632
19	Bosque	250004	8601294
20	Bosque	246432	8602881
21	Bosque	244315	8600897
22	Bosque	242066	8597986
23	Bosque	240346	8594811
24	Bosque	240082	8590446
25	Bosque	239817	8587271
26	Bosque	238494	8583302
27	Bosque	243723	8579972
28	Bosque	243917	8582418
29	Bosque	243654	8583831
30	Bosque	244697	8589343
31	Bosque	244249	8592175
32	Bosque	246564	8594547
33	Bosque	247755	8595473
34	Bosque	251194	8595340
35	Bosque	254766	8594679
36	Bosque	256354	8595605
37	Bosque	259132	8597589
38	Bosque	262439	8601029
39	Bosque	265350	8607379
40	Bosque	266540	8610157
41	Bosque	268525	8613597

42	Bosque	269980	8617301
43	Bosque	272229	8619947
44	Bosque	275404	8622593
45	Bosque	278182	8625768
46	Bosque	281754	8627884
47	Bosque	284664	8630001
48	Bosque	287310	8632514
49	Bosque	289824	8635293
50	Bosque	290750	8637542
51	Bosque	295380	8637674
52	Bosque	298290	8637938
53	Bosque	300142	8638600
54	Bosque	302391	8637938
55	Bosque	303979	8637012
56	Bosque	305831	8636748
57	Bosque	307418	8636219
58	Bosque	296703	8646802
59	Bosque	292866	8646537
60	Bosque	290220	8647596
61	Bosque	289294	8649316
62	Bosque	286781	8650771
63	Bosque	284929	8651961
64	Bosque	282283	8653417
65	Bosque	280299	8650109
66	Bosque	280166	8648257
67	Bosque	281886	8646802
68	Bosque	283870	8644685
69	Bosque	284664	8642039
70	Bosque	284664	8642039
71	Bosque	286913	8641775
72	Bosque	288898	8641907
73	Bosque	287575	8640055
74	Bosque	285855	8639658
75	Bosque	284003	8637409
76	Bosque	281622	8636086
77	Bosque	279108	8635425
78	Bosque	277785	8634234
79	Bosque	276065	8632647
80	Bosque	274213	8630927
81	Bosque	274213	8630927
82	Bosque	287575	8631192
83	Bosque	284664	8630001
84	Bosque	281754	8627884
85	Bosque	279637	8626958
86	Bosque	276859	8623915

87	Bosque	274081	8621799
88	Bosque	272229	8619947
89	Bosque	269980	8617301
90	Bosque	268525	8613597
91	Bosque	267599	8612406
92	Bosque	266540	8610157
93	Bosque	265350	8607379
94	Bosque	263630	8605527
95	Bosque	246300	8586080
96	Bosque	247358	8588990
97	Bosque	240743	8588990
98	Bosque	240743	8592562
99	Bosque	240346	8594811
100	Bosque	240346	8596399
101	Bosque	242066	8597986
102	Bosque	242066	8597986
103	Bosque	243521	8599441
104	Bosque	244315	8600897
105	Bosque	246432	8602881
106	Bosque	248945	8602220
107	Bosque	250004	8601294
108	Bosque	252517	8601955
109	Bosque	254105	8603807
110	Bosque	254105	8603807
111	Bosque	255031	8606056
112	Bosque	255031	8606056
113	Bosque	271567	8616110
114	Bosque	272229	8619947
115	Bosque	276859	8623915
116	Bosque	281754	8627884
117	Bosque	287575	8631192
118	Bosque	298026	8646405
119	Bosque	295380	8646405
120	Bosque	292866	8646537
121	Bosque	290220	8647596
122	Bosque	289294	8649316
123	Bosque	286781	8650771
124	Bosque	259132	8612009
125	Bosque	259926	8614258
126	Bosque	260190	8617830
127	Bosque	261645	8621799
128	Bosque	271435	8629207
129	Degradación forestal	310129	8635425
130	Degradación forestal	310300	8635572
131	Degradación forestal	310205	8635857

132	Degradación forestal	310230	8636194
133	Degradación forestal	310180	8636454
134	Degradación forestal	310065	8636670
135	Degradación forestal	309957	8637153
136	Degradación forestal	310840	8637337
137	Degradación forestal	310726	8637534
138	Degradación forestal	310580	8637699
139	Degradación forestal	310370	8637756
140	Degradación forestal	310434	8637959
141	Degradación forestal	310700	8638550
142	Degradación forestal	310688	8638696
143	Degradación forestal	310580	8638778
144	Degradación forestal	310510	8638823
145	Degradación forestal	309951	8638181
146	Degradación forestal	309742	8638029
147	Degradación forestal	309684	8637978
148	Degradación forestal	309672	8637743
149	Degradación forestal	309735	8637451
150	Degradación forestal	309716	8637261
151	Degradación forestal	309913	8637280
152	Degradación forestal	309907	8637521
153	Degradación forestal	309824	8637661
154	Degradación forestal	309513	8638493
155	Degradación forestal	309399	8638639
156	Degradación forestal	309316	8638874
157	Degradación forestal	309176	8639102
158	Degradación forestal	308967	8639235
159	Degradación forestal	308891	8639496
160	Degradación forestal	308827	8639623
161	Degradación forestal	308745	8639782
162	Degradación forestal	308122	8639616
163	Degradación forestal	308116	8639718
164	Degradación forestal	308110	8639832
165	Degradación forestal	308097	8639902
166	Degradación forestal	308148	8640017
167	Degradación forestal	308173	8640118
168	Degradación forestal	307995	8640048
169	Degradación forestal	307792	8639337
170	Degradación forestal	307627	8639337
171	Degradación forestal	307544	8639959
172	Degradación forestal	307716	8639883
173	Degradación forestal	307900	8639947
174	Degradación forestal	307900	8640042
175	Degradación forestal	307964	8640182
176	Degradación forestal	308078	8640315

177	Degradación forestal	308097	8640550
178	Degradación forestal	308002	8640658
179	Degradación forestal	307760	8640829
180	Degradación forestal	307475	8640906
181	Degradación forestal	307074	8640779
182	Degradación forestal	308065	8641210
183	Degradación forestal	306757	8641547
184	Degradación forestal	306605	8641280
185	Degradación forestal	306274	8640950
186	Degradación forestal	306293	8640131
187	Degradación forestal	293085	8643045
188	Degradación forestal	292914	8643172
189	Degradación forestal	292749	8643338
190	Degradación forestal	292749	8643560
191	Degradación forestal	292635	8643706
192	Degradación forestal	292527	8643922
193	Degradación forestal	292508	8644112
194	Degradación forestal	292616	8644392
195	Degradación forestal	292743	8644468
196	Degradación forestal	291911	8643839
197	Degradación forestal	292317	8642366
198	Degradación forestal	292412	8642334
199	Degradación forestal	291072	8642404
200	Degradación forestal	291187	8642163
201	Degradación forestal	291542	8642163
202	Degradación forestal	291638	8642449
203	Degradación forestal	291949	8642557
204	Degradación forestal	292152	8642664
205	Degradación forestal	292889	8643039
206	Degradación forestal	293727	8642753
207	Degradación forestal	293460	8642404
208	Degradación forestal	287618	8636168
209	Degradación forestal	287434	8635953
210	Degradación forestal	287301	8635699
211	Degradación forestal	287059	8635387
212	Degradación forestal	287688	8635908
213	Degradación forestal	287872	8635756
214	Degradación forestal	287796	8635660
215	Degradación forestal	287701	8635622
216	Degradación forestal	287097	8634981
217	Degradación forestal	286285	8634359
218	Degradación forestal	285586	8634676
219	Degradación forestal	280720	8631152
220	Degradación forestal	280077	8630703
221	Degradación forestal	279653	8630445

222	Degradación forestal	279173	8630064
223	Degradación forestal	279121	8629707
224	Degradación forestal	279518	8629977
225	Degradación forestal	279895	8630311
226	Degradación forestal	280498	8630692
227	Degradación forestal	276275	8627921
228	Degradación forestal	276402	8627608
229	Degradación forestal	276216	8627346
230	Degradación forestal	275224	8627457
231	Degradación forestal	275851	8627552
232	Degradación forestal	274918	8627286
233	Degradación forestal	265877	8616098
234	Degradación forestal	265718	8616138
235	Degradación forestal	265512	8616210
236	Degradación forestal	265695	8615785
237	Degradación forestal	265615	8615702
238	Degradación forestal	265718	8615348
239	Degradación forestal	265580	8615174
240	Degradación forestal	265361	8614868
241	Degradación forestal	265060	8614384
242	Degradación forestal	265068	8614884
243	Degradación forestal	242927	8578474
244	Degradación forestal	243109	8578482
245	Degradación forestal	243395	8578665
246	Degradación forestal	243117	8578847
247	Degradación forestal	243331	8578895
248	Degradación forestal	243395	8579244
249	Degradación forestal	245308	8579633
250	Degradación forestal	245094	8579609
251	Degradación forestal	245157	8580006
252	Degradación forestal	244848	8579919
253	Degradación forestal	244324	8580236
254	Degradación forestal	243681	8580268
255	Degradación forestal	243633	8580816
256	Degradación forestal	243482	8581284
257	Deforestación	244387	8574974
258	Deforestación	244546	8575037
259	Deforestación	244990	8575267
260	Deforestación	244744	8575109
261	Deforestación	244895	8574640
262	Deforestación	244538	8574712
263	Deforestación	245530	8574672
264	Deforestación	245157	8573981
265	Deforestación	244609	8575482
266	Deforestación	244855	8575775

267	Deforestación	244482	8575886
268	Deforestación	244308	8576164
269	Deforestación	243951	8576894
270	Deforestación	243601	8576831
271	Deforestación	244093	8577172
272	Deforestación	243903	8577085
273	Deforestación	243712	8577450
274	Deforestación	243443	8577418
275	Deforestación	243728	8577855
276	Deforestación	244736	8577458
277	Deforestación	243530	8577442
278	Deforestación	243712	8577450
279	Deforestación	243530	8577664
280	Deforestación	243300	8577537
281	Deforestación	243117	8577871
282	Deforestación	244736	8577458
283	Deforestación	241903	8578030
284	Deforestación	242093	8578236
285	Deforestación	242331	8578672
286	Deforestación	241839	8579093
287	Deforestación	241784	8579292
288	Deforestación	241546	8579093
289	Deforestación	241474	8579212
290	Deforestación	241403	8579276
291	Deforestación	241355	8579434
292	Deforestación	241355	8579561
293	Deforestación	241236	8579442
294	Deforestación	241466	8579998
295	Deforestación	242704	8579538
296	Deforestación	245094	8579609
297	Deforestación	245427	8579681
298	Deforestación	246046	8579609
299	Deforestación	245617	8580633
300	Deforestación	244324	8580236
301	Deforestación	244093	8580435
302	Deforestación	243776	8580490
303	Deforestación	243490	8580704
304	Deforestación	243506	8581093
305	Deforestación	243458	8581435
306	Deforestación	242689	8581205
307	Deforestación	242022	8580998
308	Deforestación	241633	8580808
309	Deforestación	243189	8582546
310	Deforestación	242673	8583070
311	Deforestación	241569	8583332

312	Deforestación	242736	8583618
313	Deforestación	242625	8583856
314	Deforestación	242188	8584229
315	Deforestación	242562	8584689
316	Deforestación	241966	8584943
317	Deforestación	242562	8585856
318	Deforestación	242736	8586245
319	Deforestación	246435	8583189
320	Deforestación	246149	8583252
321	Deforestación	245665	8582983
322	Deforestación	245681	8582697
323	Deforestación	244101	8589817
324	Deforestación	243522	8589904
325	Deforestación	243617	8589690
326	Deforestación	244324	8589229
327	Deforestación	244903	8589309
328	Deforestación	245117	8589483
329	Deforestación	245371	8589706
330	Deforestación	244506	8590904
331	Deforestación	243490	8591833
332	Deforestación	250134	8598818
333	Deforestación	250459	8598659
334	Deforestación	250642	8598286
335	Deforestación	250491	8597961
336	Deforestación	250309	8597326
337	Deforestación	250777	8596968
338	Deforestación	251190	8596691
339	Deforestación	252301	8597294
340	Deforestación	252071	8596961
341	Deforestación	255722	8596365
342	Deforestación	255928	8596468
343	Deforestación	258929	8601890
344	Deforestación	258675	8601596
345	Deforestación	258540	8601977
346	Deforestación	260167	8602263
347	Deforestación	261413	8603239
348	Deforestación	261231	8603414
349	Deforestación	262643	8603287
350	Deforestación	261080	8604922
351	Deforestación	261286	8604620
352	Deforestación	260961	8604176
353	Deforestación	262643	8603287
354	Deforestación	263149	8604993
355	Deforestación	264657	8604014
356	Deforestación	265318	8604424

357	Deforestación	262064	8607639
358	Deforestación	261350	8606131
359	Deforestación	261667	8606025
360	Deforestación	263334	8607322
361	Deforestación	287126	8635457
362	Deforestación	287183	8635590
363	Deforestación	287228	8635730
364	Deforestación	287310	8635812
365	Deforestación	287469	8635838
366	Deforestación	287688	8635908
367	Deforestación	287856	8635971
368	Deforestación	288167	8636187
369	Deforestación	288212	8636536
370	Deforestación	288459	8636415
371	Deforestación	288428	8636568
372	Deforestación	287621	8636796
373	Deforestación	292358	8642283
374	Deforestación	292517	8642378
375	Deforestación	293727	8642753
376	Deforestación	292889	8643039
377	Deforestación	292542	8643508
378	Deforestación	292638	8643400
379	Deforestación	292749	8643560
380	Deforestación	292771	8643743
381	Deforestación	292714	8643800
382	Deforestación	294733	8642264
383	Deforestación	295425	8643502
384	Deforestación	295787	8642873

Anexo 3. Panel fotográfico.



Foto 1. Degradación forestal y deforestación.



Foto 2. Bosque.



Foto 3. Deforestación por quema.



Foto 4. Tala de árboles.



Foto 5. Perturbación natural.



Foto 6. Tala rasa.



Foto 7. Agricultura permanente.



Foto 8. Degradación forestal y deforestación.

	UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS	REGLAMENTO GENERAL DE GRADOS Y TÍTULOS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS	CÓDIGO: RGT - 13
			VERSIÓN: 3.0
			FECHA: Mayo-2022

UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS
FACULTAD DE INGENIERIA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE
ACTA DE SUSTENTACIÓN

Acta de sustentación oral y pública de Tesis para la obtención del Título Profesional de Ingeniero Forestal y Medio Ambiente.

Modalidad de titulación: Sustentación y Aprobación de Tesis

Título de la Tesis: "Evaluación espacio – temporal de la deforestación y la degradación forestal en los distritos de Manu y Fitzcarrald, Madre de Dios"

Presentado por la Bachiller:

Srta. Lidia Nelly Quispe Percca

En la ciudad de Puerto Maldonado, siendo las **14:10** horas del día **23** de diciembre de 2024, en el Salón de Grados de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios, y en mérito a la **RESOLUCIÓN DE DECANATURA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA N° 627-2024-UNAMAD-DFI**, de fecha 20 de diciembre de 2024.

Se realiza el acto académico de exposición y sustentación de la tesis, siendo el Jurado Revisor los Docentes:

Dr. Roger Chambi Legoas
M.Sc. Jimmy Jeanine Miró Agurto
M.Sc. Jorge Santiago Garate Quispe
M.Sc. Andrea Susans Aucahuasi Almidón

Presidente del Jurado Revisor
Secretario del Jurado Revisor
Vocal del Jurado Revisor
Accesitario del Jurado Revisor

Como Asesor del Trabajo de Investigación: **Dr. Gabriel Alarcón Aguirre.**

El acto académico se inicia con la lectura de la resolución respectiva y el Reglamento en lo que concierne a la sustentación de tesis, luego se procede con la sustentación de tesis, finalizando con la etapa de preguntas, aclaraciones y sin observaciones respectivas.

El Jurado Revisor califica la tesis y sustentación, obteniéndose el resultado de **aprobado por unanimidad, con el calificativo de bueno.**

El presidente del Jurado Revisor da por concluida el Acto Académico de exposición y sustentación de la tesis, siendo las **15:30** horas firman los presentes.



Dr. Roger Chambi Legoas
Presidente



M.Sc. Andrea Susans Aucahuasi Almidón
Secretario



M.Sc. Jorge Santiago Garate Quispe
Vocal