

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

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



tesis

**“Detección de la severidad de quemas mediante imágenes del sensor
sentinel-2 en la Región de Madre de Dios”**

**PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL Y
MEDIO AMBIENTE**

AUTOR:

Bach: RÍOS AGÜERO, Efraín Odar

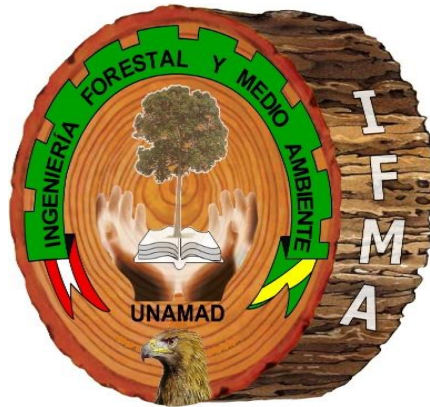
ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, marzo de 2025

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

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



TESIS

**“Detección de la severidad de quemas mediante imágenes del sensor
sentinel-2 en la Región de Madre de Dios”**

**PARA OPTAR AL TITULO PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL Y
MEDIO AMBIENTE**

AUTOR:

Bach: RÍOS AGÜERO, Efraín Odar

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, marzo de 2025

Dedicatoria

Dedico esta tesis a todos aquellos que han sido una parte fundamental de mi camino académico y personal. A mis padres, Reyger y Lucila por su gran amor y por creer en mí desde el primer día. Por todos los sacrificios que realizaron para cumplir una de mis metas y su apoyo incondicional que han sido la clave de mi éxito. A mi esposa Gianella quien me apoyo y alentó para continuar, cuando parecía que me iba a vencer. A mi hija Lúa por ser el gran motivo para seguir adelante. A mis hermanos Emerson, Jorge, Jaime y Julia por siempre creer en mí. A mi querida Alma Mater y a todos los docentes que la conforman. No podría haber llegado hasta aquí sin sus enseñanzas.

Agradecimientos

Quiero agradecer a mi asesor el Dr. Gabriel Alarcón Aguirre, por su orientación experta y temple a lo largo de todo este proyecto, por sus enseñanzas y consejos que fueron invaluable para formar esta tesis. Agradezco a toda mi familia por su apoyo incondicional durante mi carrera académica. Sin su comprensión, este logro no habría sido posible. Deseo agradecer as mis compañeros de trabajo por haber sabido entender los momentos en los que necesite apoyo. Mi agradecimiento especial a todos mis docentes que supieron guiar la formación correcta de la carrera ingeniería forestal y medio ambiente.

TURNITIN_EFRAIN RIOS AGUERO

INFORME DE ORIGINALIDAD

6%

INDICE DE SIMILITUD

7%

FUENTES DE INTERNET

2%

PUBLICACIONES

1%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

es.scribd.com

Fuente de Internet

2%

2

repositorio.unamad.edu.pe

Fuente de Internet

2%

3

tig.age-geografia.es

Fuente de Internet

1%

4

www.telematica.com.pe

Fuente de Internet

1%

5

docplayer.es

Fuente de Internet

1%

6

www.gisandbeers.com

Fuente de Internet

1%

7

doczz.es

Fuente de Internet

1%

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 1%

Excluir bibliografía

Activo

Resumen

Este estudio utiliza sensores remotos, Google Earth Engine (GEE) e imágenes de Sentinel-2 para mapear la severidad de quemas en el departamento de Madre de Dios, en 2023. Empleando mapas de falso color y el índice de combustión normalizado (NBR), la investigación evalúa la dinámica de la vegetación. El índice de quema normalizada delta (dNBR) revela cambios en la gravedad de quemas, particularmente en áreas cercano a las vías acceso. Los resultados muestran una gran área en la categoría "Sin quemar". La expansión de "Repoblación mejorada-alta" significa recuperación de la vegetación, mientras que los patrones variados en la clase de "Repoblación mejorada-baja" sugieren influencias de variables ambientales, manejo de incendios y clima. La severidad total de quemas reporta 663057,82 ha con mayor incidencia en la categoría "Baja severidad" con 562584,34 ha, presentándose con mayor incidencia en zonas agrícolas cercano a las vías de acceso y en menor proporción en zonas de transición (purmas) y áreas con bosque. A nivel de provincias, Tambopata presento una mayor cuantificación, con 347874,82 ha respecto a Manu y Tahuamanu con 160609,88 ha y 154573,13 ha respectivamente. La mayor incidencia en los tres casos se presentó en la categoría "Baja severidad". En conclusión, esta investigación proporciona información crucial sobre la dinámica ambiental de Madre de Dios, enfatizando la necesidad de un análisis meticuloso para diseñar estrategias efectivas de manejo de incendios y realizar evaluaciones ambientales integrales.

Palabras clave: Sensor pasivo, NBR, dNBR, unilateral, multitemporal.

Abstract

This study uses remote sensing, Google Earth Engine (GEE) and Sentinel-2 imagery to map the severity of burning in the department of Madre de Dios in 2023. Employing false-color maps and the normalized burning index (NBR), the research evaluates vegetation dynamics. The delta normalized burning index (dNBR) reveals changes in the severity of burning, particularly in areas close to access roads. The results show a large area in the "Unburned" category. The expansion of "Improved stocking-high" signifies vegetation recovery, while the varied patterns in the "Improved stocking-low" class suggest influences of environmental variables, fire management and climate. The total severity of burns reported 663057.82 ha with the highest incidence in the "Low severity" category with 562584.34 ha, occurring more frequently in agricultural zones near access roads and to a lesser extent in transition zones (purmas) and forested areas. At the provincial level, Tambopata had a higher quantification, with 347874.82 ha compared to Manu and Tahuamanu with 160609.88 ha and 154573.13 ha, respectively. The highest incidence in the three cases was in the "low severity" category. In conclusion, this research provides crucial information on the environmental dynamics of Madre de Dios, emphasizing the need for meticulous analysis in order to design effective fire management strategies and conduct comprehensive environmental assessments.

Key words: Passive sensor, NBR, dNBR, unilateral, multitemporal.

Índice de contenidos

	Pág.
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema.....	1
1.2 Formulación del problema.....	3
1.2.1 Problema general.....	3
1.2.2 Problemas específicos.....	3
1.3 Objetivos de la investigación.....	3
1.3.1 Objetivo general.....	3
1.3.2 Objetivos específicos.....	4
1.4 Variables de la investigación.....	4
1.4.1 Identificación de variables.....	4
1.5 Operacionalización de variables.....	4
1.6 Hipótesis.....	5
1.7 Justificación e importancia.....	6
1.8 Consideraciones éticas.....	8
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	10
2.1 Antecedentes de la investigación.....	10
2.2 Base teórica.....	14
2.2.1 Quema de bosques en la amazonia.....	14
2.2.2 Severidad de las quemas en los paisajes.....	15
2.2.3 Teledetección.....	17

2.2.4 Programa Copérnico	18
2.2.4 Satélite Sentinel-2	19
2.2.5 Bandas espectrales de Sentinel-2	20
2.2.6 Malla de barrido de Sentinel-2	22
2.2.7 Caracterización espectral de las áreas quemadas	23
2.2.8 Índices espectrales para la discriminación del área quemada	24
2.2.9 Índice compuesto de Quemaduras (CBI)	24
2.2.10 índice de quemado normalizado (NBR)	26
2.2.11 Interpretación de los resultados de dNBR.....	27
2.2.11 Software para el procesamiento de imágenes	28
2.2.11.1 SNAP ESA	28
2.2.11.2 Google Earth Engine	29
2.2.11.3 ENVI.....	30
2.2.11.4 ArcGIS Pro	31
2.3 Definición de términos.....	31
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	33
3.1 Tipo de estudio	33
3.2 Diseño del estudio	33
3.3 Delimitación espacial y temporal.....	34
3.3.1 Clima e hidrografía.....	35
3.4 Población y muestra	35
3.5 Método y técnicas	37
3.6 Tratamiento de datos	40
3.6.1 Procesamiento de datos	40

3.6.2 Precisión de datos	42
3.6.4 Análisis estadístico	45
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	47
4.1 Cuantificación de la superficie afectada por quemas con imágenes mediante un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) en Madre de Dios durante el 2023.....	47
4.2 Severidad de quemas	52
4.3 Precisión de índice (dNBR).....	57
4.4 Severidad de quemas por provincias en la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023	59
CONCLUSIONES	64
SUGERENCIAS.....	65
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	66

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Operacionalización de variables	5
Tabla 2. Datos de imágenes Sentinel-2	40
Tabla 3. Escala del Índice Normalizado de Área Quemada (NBR).....	41
Tabla 4. Niveles de severidad en incendios obtenidos a partir del dNBR	41
Tabla 5. Niveles de severidad de CBI para comparar con valores de dNBR	42
Tabla 6. Valores del coeficiente kappa	44
Tabla 7. Área de exclusión de NBR y dNBR.....	49
Tabla 8. Matriz de precisión (matriz de confusión e Índice de kappa) de datos de dNBR	58

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Bandas espectrales de Sentinel-2 (Muro 2019a; Pérez, Serna, Ana, et al. 2020).....	20
<i>Figura 2.</i> Los datos de Sentinel-2 se obtienen en 13 bandas espectrales (Muro 2019; Pérez et al. 2020).	21
<i>Figura 3.</i> Malla de barrido de Sentinel 2 para la región de Madre de Dios. .	22
<i>Figura 4.</i> Ubicación de área de estudio.	34
<i>Figura 5.</i> Distribución de muestras al azar por estratos en el área de estudio.	37
<i>Figura 6.</i> Severidad quemas de acuerdo al Índice Compuesto de quemaduras (CBI): sin quemar (a), severidad baja (b), severidad moderada-baja (c), severidad moderada-alta (d) y severidad alta (e).	45
<i>Figura 7.</i> Mapa de falso color antes (izquierda) y después (derecha) de Madre de Dios para 2023.	48
<i>Figura 8.</i> Enfoque unilateral de severidad de pre quema del área de estudio mediante el índice de NBR (Sentinel-2 MSI).	49
<i>Figura 9.</i> Enfoque unilateral de severidad de post quema del área de estudio mediante el índice de NBR (Sentinel-2 MSI).	49
<i>Figura 10.</i> Cuantificación de áreas quemadas antes, después, y diferencia NBR.	50
<i>Figura 11.</i> Nivel de quema pre y post con un enfoque unilateral (NBR).	51
<i>Figura 12.</i> Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (tonalidad de grises).....	53
<i>Figura 13.</i> Cuantificación de áreas quemadas por nivel de severidad con un Índice de enfoque multilateral dNBR (Sentinel-2 MSI).....	54
<i>Figura 14.</i> Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color).	54

<i>Figura 15. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Manu.</i>	59
<i>Figura 17. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Tahuamanu.</i>	60
<i>Figura 16. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Tambopata.</i>	60
<i>Figura 18. Cuantificación por provincias de áreas quemadas por nivel de severidad con un Índice de enfoque multilateral dNBR (Sentinel-2 MSI).</i>	61

Índice de anexos

	Pág.
Anexo 1. Matriz de consistencia.	83
Anexo 2. Ficha de validación de campo.	84
Anexo 3. Distribución de muestras aleatorio estratificado en el área de estudio.	85
Anexo 4. Panel fotográfico.	94

Introducción

Los bosques amazónicos desempeñan un papel fundamental en la mitigación del cambio climático y albergan una biodiversidad única en nuestro planeta. Como la selva tropical más extensa del mundo, la Amazonia enfrenta riesgos documentados por la comunidad científica (Alarcon Aguirre et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023; 2022a; Nicholls 2019; Reynolds et al. 2007; Coelho, Cardoso-Leite y Castello 2016; Cabral et al. 2018). La región de Madre de Dios, situada en el sureste de Perú, es ampliamente reconocida por su invaluable biodiversidad, ya que engloba una extensa porción de la selva amazónica peruana. Lamentablemente, esta región se enfrenta actualmente a un preocupante incremento en los niveles de desarrollo y deforestación (Vuohelainen et al. 2012; Ocañas y Thomsen 2023a). Asimismo, la construcción de la Carretera Interoceánica ha tenido un impacto considerable en la región, al facilitar la migración hacia el área y promover el crecimiento de actividades agrícolas, madereras y mineras. No obstante, mucho antes de la construcción de esta carretera, la degradación forestal ya era motivo de preocupación debido a la conversión de tierras, la ganadería, las empresas petroleras y de gas, la minería, la tala y otras formas de extracción (Asner et al. 2010; Southworth et al. 2011).

Los incendios forestales son fuegos incontrolados que tienen un impacto devastador en los bosques, las infraestructuras y los campos agrícolas. El aumento en el uso del fuego para la conversión de áreas forestales, la gestión de la tierra y la expansión de la frontera agrícola, sumado al cambio climático, ha incrementado significativamente los riesgos de desastres relacionados con incendios. Durante la última década, los incendios forestales han sido una de las principales causas de la degradación de los bosques, generando daños considerables tanto a nivel socioeconómico como ambiental (Pismel et al. 2023). Los incendios forestales son la principal forma de perturbación en los bosques tropicales. Aunque el fuego se suprime de manera natural en los bosques amazónicos debido al clima húmedo del sotobosque, en los últimos tiempos se ha vuelto cada vez más frecuente debido a las sequías. Además, existe una interacción sinérgica con la tala de árboles, ya que la apertura de

caminos y claros genera una acumulación de material inflamable en la superficie seca, lo que incrementa el riesgo y la intensidad de los incendios (Wanyama, Wimberly y Mensah 2023). Asimismo, Durante la estación seca, la frecuencia de los incendios en esta región sigue un patrón notable y está influenciada por diversos factores, tanto de origen natural como humano. Las variaciones en las condiciones climáticas, como el estrés hídrico asociado al cambio climático, desempeñan un papel fundamental en la frecuencia de los incendios en la Amazonia (Bonilla-Aldana et al. 2019; De Andrade et al. 2020; Morresi et al. 2022). Las fluctuaciones climáticas y el estrés hídrico relacionado con el cambio climático son factores clave en los incendios en la Amazonia. Según el (INPE 2020) en 2019 se registraron 72 843 incendios, un aumento del 83% respecto a 2018 y la cifra más alta desde 2013. En 2021, se perdieron alrededor de 2 millones de hectáreas de bosque primario, principalmente debido a la deforestación. Las áreas más afectadas se encuentran en el sur de la Amazonia, abarcando Brasil, Bolivia, Perú y Colombia. Brasil tuvo la mayor pérdida de bosque (73%), seguido de Bolivia (10%), Perú (8%) y Colombia (6%). En total, los incendios entre 2002 y 2021 provocaron la pérdida de 6.7 millones de hectáreas (INPE 2020; RAISG 2022). Desde 1990, los incendios forestales declarados como desastres han tenido un impacto devastador a nivel global. Por un lado, han cobrado la vida de 2 700 personas, dejado a 11 700 heridas y obligado a 182 000 personas a abandonar sus hogares. Además, se han registrado pérdidas económicas que ascienden a 167 200 millones de dólares. Sin embargo, lamentablemente, se espera que esta tendencia continúe o incluso empeore debido al cambio climático. Según las proyecciones climáticas globales, las condiciones propicias para la ignición y propagación de incendios forestales, conocidas como clima de incendio, aumentarán tanto en frecuencia como en severidad. Esto se debe, por un lado, al incremento de la temperatura media anual global de la superficie y, por otro lado, a la mayor frecuencia e intensidad de las olas de calor a nivel mundial, así como a la creciente severidad de los incendios forestales en regiones específicas (Jones et al. 2020; Rigo et al. 2017).

La evaluación de la magnitud de los incendios en la Amazonia es de suma importancia debido a su impacto significativo en los ecosistemas. Es crucial determinar con precisión la severidad de las quemaduras para poder orientar de manera efectiva las estrategias de manejo posterior al incendio y proponer medidas adecuadas de restauración del paisaje afectado. Desde una perspectiva ecológica, la severidad se define como el cambio en las condiciones ambientales ocasionado por el fuego. Este término es ampliamente utilizado en el campo del sensoramiento remoto y se evalúa mediante la comparación de los períodos antes y después del incendio. Este enfoque nos permite establecer una relación clara entre las consecuencias del fuego y la capacidad de recuperación del entorno, brindando así una base sólida para la toma de decisiones informadas en la gestión de los incendios forestales (Barni et al. 2021; Dos Reis et al. 2021; Arjasakusuma et al. 2022; Miller et al. 2009; Liverpool 2020; Mpakairi, Ndaimani y Kavhu 2020). Por otro lado, en la Amazonia, los momentos óptimos ocurren al inicio y al final de la estación con altas temperaturas y baja humedad, cuando la vegetación sufre estrés hídrico debido a la escasez de agua. Además, los bosques amazónicos exhiben una diversidad de patrones que varían según la fenología asociada a la configuración del terreno (Dindaroglu et al. 2021).

Comúnmente, se emplean índices bitemporales basados en la Relación de Quema Normalizada (NBR), como el índice de quemado normalizado diferenciado (dNBR), el dNBR relativo (RdNBR) y el índice de quemado relativizado (RBR), para cartografiar la gravedad de los incendios utilizando imágenes satelitales antes y después del evento. No obstante, es crucial realizar una selección minuciosa de las imágenes con el fin de garantizar la coincidencia temporal y la estacionalidad óptima (Key y Benson 1999; Seydi, Hasanlou y Chanussot 2022).

La selección apropiada de imágenes plantea un desafío al evaluar la gravedad de los incendios mediante el uso de índices bitemporales. Nuestra suposición es que, al emplear estos índices para medir la reflectancia de la vegetación en un paisaje diverso, se puede mejorar de manera significativa la capacidad de mapear la severidad de los incendios al identificar alertas tempranas o

intermedias durante la estación seca en áreas afectadas y no afectadas por los incendios. Con el fin de lograr esto, se ha utilizado imágenes capturadas por el satélite Sentinel-2, teniendo en cuenta la presencia de nubes y sombras, la cantidad de neblina atmosférica y el potencial de resolución espacial y radiométrica (Roy et al. 2019; Roteta et al. 2019a).

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción del problema

En los últimos años, se ha presenciado una devastación sin precedentes en varias regiones del mundo debido a los incendios forestales. Aunque la mayoría de estos incendios no suponen un riesgo importante para la sociedad y, de hecho, contribuyen a la salud de los ecosistemas, aquellos que afectan a las comunidades, ya sean urbanas, suburbanas o rurales, han experimentado un rápido incremento tanto en su frecuencia como en su gravedad en las últimas décadas. Como consecuencia, el número de estructuras perdidas anualmente ha aumentado significativamente a nivel global (Planas et al. 2023; Pismel et al. 2023; Ram y Sun 2020). Por otro lado, los incendios forestales no solo tienen un impacto directo en los bosques y las personas, sino que también tienen consecuencias significativas para el carbono almacenado en ellos. Los bosques juegan un papel fundamental en los esfuerzos para combatir el cambio climático, ya que tienen la capacidad de absorber grandes cantidades de dióxido de carbono y ofrecer otros beneficios ecosistémicos de gran valor al mismo tiempo (Sweeney et al. 2023). A pesar de que los incendios forestales pueden reducir la cantidad de carbono almacenado en los bosques, esto se debe tanto a las emisiones directas como a la descomposición de la biomasa muerta después del incendio, y en ocasiones, a los impactos negativos en la productividad primaria neta. A pesar de estas pérdidas temporales de carbono, los regímenes naturales de incendios forestales son indispensables para la preservación de diversos ecosistemas forestales (Benson et al. 1999; Heberlein 1990; López y Villalba 2016; Morán y Mastrangelo 1993; Pismel et al. 2023).

La severidad de las quemaduras es utilizada para definir la magnitud del cambio ecológico causado por el fuego. Además, este se considera uno de los factores más impactantes en el ecosistema amazónico. El fuego no solo afecta la regeneración de las plantas y la composición y estructura de la comunidad después de un incendio, sino que también puede intensificar los procesos de degradación del suelo. Esto ocurre al modificar sus propiedades físicas y químicas, así como la actividad microbiana, lo que resulta en su deterioro (García-Llamas et al. 2019; Tanase, Kennedy y Aponte 2015; Tessler, Wittenberg y Greenbaum 2016a; Taype-Felix 2017). En base a lo mencionado, cabe destacar la existencia de métodos más comunes, como los índices espectrales que se basan en las "bandas de Infrarrojo Cercano (NIR) e Infrarrojo de Onda Corta (SWIR)". Específicamente, el Índice de Quemado Normalizado (NBR) y sus enfoques bitemporales, tales como el Índice de Quemado Normalizado Diferenciado (dNBR) y el Quemado Normalizado Diferenciado Relativizado (RdNBR), han demostrado ser técnicas óptimas para evaluar la gravedad de las quemaduras. Además, estas características funcionan adecuadamente en áreas que no han sido afectadas o han sido muy afectadas por el fuego. Sin embargo, muestran una menor eficacia al distinguir los niveles de gravedad intermedios, donde interactúan múltiples factores. Por lo tanto, a pesar de la existencia de índices de quemaduras y sus variantes bilaterales para evaluar la gravedad de las quemaduras, no se ha logrado establecer una uniformidad en los índices óptimos de teledetección (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Miller et al. 2009).

Basándonos en esta fundamentación, las técnicas de teledetección ofrecen un enfoque más eficiente y económico en comparación con el trabajo de campo para evaluar y cuantificar la gravedad de las quemaduras en un amplio rango espacial y temporal del paisaje afectado. Además, dado el papel complejo que desempeñan los bosques en el cambio climático y el creciente interés en implementar políticas para mitigar sus efectos, incluyendo los incendios forestales de gran magnitud, nuestro objetivo principal consiste en medir las áreas afectadas por los incendios y analizar las consecuencias asociadas mediante las diversas técnicas de teledetección.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿Cómo y cuánto será la severidad de quemas en la región Amazónica de Madre de Dios mediante el sensor óptico Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo 2023?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1 ¿Cuánto será la superficie afectada por quemas mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios?

P.E.2. ¿Cuánto serán los niveles de severidad de quemas mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios?

P.E.3 ¿Cuál será la precisión del mapa de severidad de quemas basados en la relación entre el índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) en el periodo 2023?

P.E.4 ¿Qué grado de severidad de quemas presentan las provincias de la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Determinar la severidad de quemas en la región Amazónica de Madre de Dios mediante el sensor óptico Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo 2023.

1.3.2 Objetivos específicos

- O.E.1 Determinar la superficie afectada por quemas con imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios.
- O.E.2. Cuantificar los niveles de severidad de quemas mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios.
- O.E.3 Evaluar la precisión del mapa de severidad de quemas basados en la relación entre el índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) en el periodo 2023.
- O.E.4 Analizar la severidad de quemas por provincias en la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023.

1.4 Variables de la investigación

1.4.1 Identificación de variables

Variable Dependiente

- ✓ Severidad de quemas en la región de Madre de Dios 2023.

Variable Independiente

- ✓ Severidad de quemas en la unidad mínima de la imagen (píxel).

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				
La reflectancia antes del incendio de la cobertura en la unidad mínima de la imagen (píxel) en la imagen óptica Sentinel-2 mediante el Índice de Quemado Normalizado (NBR) permite clasificar y cartografiar la vegetación.	Determinar el pre Índice de Quemado Normalizado (NBR) en el periodo 2023.	Area de cicatriz de quema a través de NBR.	NBR.	P.E.1
La reflectancia después del incendio de la cobertura en la unidad mínima de la imagen (píxel) en la imagen óptica Sentinel-2 mediante el Índice de Quemado Normalizado (NBR) permite clasificar y cartografiar la vegetación.	Determinar el post Índice de Quemado Normalizado (NBR) en el periodo 2023.	Area de cicatriz de quema a través de NBR.	NBR	P.E.2
El enfoque bilateral (dNBR) permite medir el nivel de severidad de quemas.	Estimar los niveles de severidad de quemas mediante un enfoque bilateral (dNBR)	Área de cicatriz de quemas por categoría de severidad.	Superficie total (ha) de DNBR por nivel de seriedad.	P.E.3
La relación del índice bitemporal (dNBR) y datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) permite validar el nivel de precisión de los mapas de severidad de quemas.	Validar los mapas de severidad de quemas basados en la relación del índice bitemporal (dNBR) y datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI).	Nivel de precisión de resultados mediante la matriz de confusión y Kappa.	Matriz de confusión e índice de Kappa.	P.E.4
Variable dependiente				
Comportamiento de las cicatrices de quemas en NBR y dNBR en el periodo 2023.	Severidad de quemas mediante NBR y dNBR.	Rango espectral de índices ópticos Sentinel-2.	Unidades de índice.	P.E.1 P.E.2 P.E.3 P.E.4

1.6 Hipótesis

Hipótesis nula (H_0): La aplicación del enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) de Sentinel-2 en la Amazonia de Madre de Dios, no favorece significativamente en el mapeo de la severidad de las

quemadas durante la estacionalidad seca de área afectadas y no afectadas por los incendios.

Hipótesis alterna (H₁): La aplicación del enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) de Sentinel-2 en la Amazonia de Madre de Dios, favorece significativamente en el mapeo de la severidad de las quemadas durante la estacionalidad seca de área afectadas y no afectadas por los incendios.

1.7 Justificación e importancia

A pesar de abarcar solo el 7% de la superficie terrestre, los bosques tropicales albergan casi dos tercios de la diversidad de flora y fauna a nivel mundial (Estoque et al. 2019). Durante las últimas décadas, la diversidad biológica en esta área ha experimentado consecuencias desfavorables a causa de distintos elementos relacionados con modificaciones ambientales a nivel mundial. Uno de los aspectos más destacados es el incremento de los incendios en los bosques, los cuales se vinculan con una variedad de acciones humanas, incluyendo el impacto del cambio climático (Stibig et al. 2013; Sodhi et al. 2010). Además, el fuego tiene un efecto perjudicial en el proceso de regeneración. Esto se debe a que provoca la muerte de árboles jóvenes, plántulas, semillas y otras partes de plantas regenerativas subterráneas cercanas a la superficie del suelo. Asimismo, afecta a muchos árboles con corteza delgada (Kennard, D. K. et al. 2002).

La frecuencia de los fuegos juega un papel esencial en la formación y organización de los ecosistemas. En consecuencia, si los incendios ocurren con mayor frecuencia, es menos probable que los ecosistemas se recuperen por completo de la perturbación. Además, en los bosques tropicales húmedos, donde los incendios de corta duración son poco comunes debido a la alta humedad y densa vegetación, se espera que aumenten debido al cambio climático. Por lo tanto, estos incendios recurrentes han demostrado tener un impacto negativo en la diversidad y composición de las comunidades en la

región amazónica. Esto se evidencia en la pérdida de especies endémicas y la alteración de los patrones de sucesión ecológica. Además, es importante destacar que estos incendios pueden tener consecuencias duraderas, como la degradación del suelo, la pérdida de hábitats y un aumento en la vulnerabilidad de las especies frente a otras amenazas (Gill 1975a; Tessler et al. 2014; Hutchinson et al. 2012; Trang, Andrew y Enright 2023).

El sensoramiento remoto desempeña un papel crucial en la evaluación del impacto de los incendios, al proporcionar información en distintas etapas: antes, durante y después de los mismos, además de permitir su detección temprana. El uso de plataformas de teledetección óptica y de RADAR posibilita la obtención de imágenes repetidas del paisaje, lo cual facilita la planificación de acciones de restauración. Los programas Landsat y Copernicus ofrecen imágenes ópticas y SAR que resultan valiosas para detectar incendios y evaluar su gravedad. El análisis espectral de imágenes ópticas, como las del Sentinel-2, ha dado lugar a métodos precisos basados en índices espectrales, como el NBR y el dNBR, que permiten identificar la severidad de los incendios. En concreto, el sensoramiento remoto es una herramienta esencial para evaluar el impacto de los incendios, detectarlos tempranamente y evaluar su gravedad, mejorando así el monitoreo y análisis de los incendios forestales (Brown, Petropoulos y Ferentinos 2018a; Bar, Parida y Pandey 2020a; Fernández-Manso, Fernández-Manso y Quintano 2016a).

El uso de métodos de análisis de índices espectrales resulta crucial para evaluar los efectos del fuego y detectar áreas que han sido quemadas. Estas técnicas proveen información detallada acerca de cómo el fuego afecta el paisaje, permitiendo identificar los límites de las zonas quemadas y evaluar la gravedad de los daños. No obstante, es importante tener en cuenta las limitaciones del sensor óptico Sentinel-2, como la interferencia de nubes y sombras, las cuales pueden afectar la calidad de las imágenes y la precisión de los resultados. Obtener imágenes con menos perturbaciones climáticas resulta crucial para una evaluación más precisa y confiable de los impactos del fuego. En resumen, estas técnicas son esenciales para la gestión de

incendios y la recuperación de los ecosistemas afectados (Afira y Wijayanto 2022).

La exploración exhaustiva y mejora del método de percepción remota en el bioma Amazónico busca lograr una detección más precisa de incendios. Esto es crucial debido a la gravedad de los incendios y sus impactos devastadores en el medio ambiente y las comunidades locales. Al refinar el método, se identificarán áreas quemadas de manera más precisa, lo que permitirá una respuesta más rápida y efectiva para controlar y mitigar los incendios. Esta mejora también tendrá un impacto significativo en futuros estudios y en la gestión del territorio en la Amazonia, proporcionando información valiosa para la toma de decisiones y la implementación de estrategias de gestión más efectivas.

1.8 Consideraciones éticas

Uso legítimo: En el presente estudio, todas las imágenes satelitales utilizadas fueron adquiridas de manera legal a través de fuentes autorizadas y se utilizaron exclusivamente con propósitos de investigación. Nos aseguramos de cumplir con todas las leyes y regulaciones pertinentes relacionadas con el uso de imágenes satelitales, así como de respetar los derechos de propiedad intelectual de los proveedores de datos.

Reconocimiento y atribución: En la sección de referencias de nuestro trabajo, proporcionamos una lista detallada de las fuentes de datos utilizadas, incluyendo los proveedores de imágenes satelitales, así como los enlaces a los conjuntos de datos originales. Además, citamos adecuadamente cualquier estudio previo que haya utilizado las mismas imágenes satelitales para asegurar una atribución adecuada.

Calidad y precisión de los datos: Antes de llevar los análisis, se evaluó la calidad de las imágenes satelitales utilizando métricas estándar, como la resolución espacial y la precisión radiométrica. Asimismo, se aplicó técnicas de corrección atmosférica y calibración para mejorar la precisión de los datos y minimizar cualquier sesgo o error sistemático.

Divulgación de resultados: En la sección de resultados de nuestro trabajo, se proporciona información detallada sobre los métodos utilizados para el análisis de las imágenes satelitales, incluyendo los parámetros de procesamiento y las limitaciones asociadas. También se destacó cualquier incertidumbre o sesgo potencial que pueda surgir del uso de imágenes satelitales y se discutió cómo esto podría afectar las conclusiones del estudio.

Cumplimiento de las licencias: Adquirimos las licencias necesarias para el uso del software de SIG utilizado en el proyecto de investigación. Verificamos que se cumplieran los términos y condiciones establecidos por el proveedor, incluyendo el número de usuarios y la duración de la licencia. Nos aseguramos de que el uso del software estuviera dentro de los límites permitidos por la licencia.

Respeto a los derechos de terceros: Mostramos respeto hacia los derechos de propiedad intelectual de terceros al emplear el software de Sistemas de Información Geográfica (SIG). Evitamos utilizar datos o información geográfica que estuviera protegida por derechos de autor sin obtener la debida autorización o licencia. Nos aseguramos de que los datos utilizados en el proyecto de investigación cumplieran con los requisitos legales y éticos en cuanto a su origen y utilización.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

En el estudio realizado por (Hu et al. 2023), se propuso emplear información recopilada por satélites de diferentes fuentes para analizar el efecto de los incendios forestales. Se utilizaron imágenes ópticas y de radar de apertura sintética (SAR) en conjunto para identificar las áreas afectadas por el fuego y evaluar la gravedad de los daños. Se llevaron a cabo experimentos en 304 grandes incendios forestales en Canadá, utilizando un total de 8669 pares de imágenes ópticas y SAR. Los resultados demostraron que la conversión de imágenes SAR a ópticas mediante un modelo basado en GAN fue exitosa, y los índices generados mostraron una alta correspondencia con los índices ópticos reales. La detección de áreas quemadas utilizando estos índices superó al enfoque basado únicamente en SAR, y los mapas que indicaban la gravedad de los daños, obtenidos a partir de la combinación de datos de múltiples fuentes, resultaron altamente precisos. Estos hallazgos evidencian la viabilidad y eficacia de combinar información óptica y SAR para evaluar el impacto de los incendios forestales.

En su estudio, (Li et al. 2023a) presentan un algoritmo que se basa en imágenes multiespectrales Sentinel-2 con el objetivo de detectar y cartografiar áreas afectadas por incendios. Este método utiliza índices espectrales y series temporales de imágenes para identificar posibles regiones quemadas. Además, se incorporan productos de fuego activo provenientes de diversas fuentes para mejorar la precisión de la detección. Los resultados obtenidos demuestran que este enfoque propuesto mejora de manera significativa la precisión en comparación con los productos existentes. Esto sugiere que el algoritmo puede ser utilizado de forma precisa y automática para mapear

áreas quemadas, lo cual resulta útil para programas de monitoreo de incendios y para investigaciones relacionadas con el cambio climático.

En su investigación, (Szpakowski et al. 2023) examinaron la utilización de índices de quemado y de borde rojo en el análisis de los impactos del fuego en el ecosistema del Gran Yellowstone. Se enfocaron en los incendios de Maple y Berry en Wyoming, Estados Unidos, y se investigaron los efectos del fuego, como la cantidad de cenizas acumuladas y la regeneración de árboles. Los resultados obtenidos revelaron que los modelos que incorporan índices basados en bordes rojos presentan una sólida correlación con los efectos del fuego, lo cual indica su utilidad para evaluar dichos efectos.

En su estudio, (Li et al. 2023a) proponen una metodología para detectar y controlar la quema de paja utilizando datos del satélite Sentinel-2 y una versión mejorada del algoritmo YOLOv5s. Se realizaron análisis de los datos de Sentinel-2 para identificar las bandas de separación más efectivas, las cuales se agregaron a las bandas RGB como datos de entrenamiento. La banda que demostró la mayor precisión de detección, RGB_Band6, alcanzó una precisión del 82,90%. Se realizaron modificaciones en la estructura del modelo YOLOv5s para permitir la detección de imágenes multibanda, y se implementó un mecanismo de atención para mejorar las características del humo. Como resultado, la precisión del modelo mejoró al 75,63%, lo cual representa una mejora del 1,81% en comparación con los resultados previos. Además, se discutió el efecto de la resolución espacial, obteniendo precisiones del 84,18%, 73,13% y 45,05% para resoluciones de 60, 20 y 10 metros, respectivamente. Este estudio proporciona una referencia técnica para el monitoreo de la quema de paja y la mejora de la calidad del aire ambiente.

(Mahmood y Jumaah 2023a) llevaron a cabo un estudio de caso en el Parque Mosul, Irak, donde emplearon la detección de incendios basada en el índice NBR (Normalized Burn Ratio) utilizando imágenes del satélite Sentinel-2 y Sistemas de Información Geográfica (SIG). El objetivo principal fue monitorear y detectar las áreas afectadas por el fuego en el parque durante un período específico en junio de 2022. Se realizaron comparaciones entre imágenes

previas y posteriores a los incendios, y se utilizó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) para identificar las características del parque. Se encontró que un área de 16,76 hectáreas en la parte oriental del parque había sido afectada por el fuego. Además, se evaluó la correlación de Pearson entre las áreas quemadas y el Índice de Calidad del Aire (ICA), obteniendo un valor de 0,92. Estos resultados destacan la utilidad de la detección de incendios basada en el índice NBR utilizando imágenes Sentinel-2 y SIG para monitorear y evaluar los efectos de los incendios forestales en el Parque Mosul, Irak.

(Zennir y Khallef 2023a) llevaron a cabo una investigación científica titulada "Detección de áreas afectadas por incendios forestales utilizando datos de Sentinel-2: Un caso de estudio en el bosque nacional de Beni Salah, Argelia". El objetivo principal fue cartografiar la extensión de las áreas gravemente afectadas por el fuego y estimar el tamaño del área quemada en el bosque nacional de Beni Salah después de un incendio ocurrido en 2021, que afectó aproximadamente 3.000 hectáreas. Para lograr esto, se utilizaron imágenes del satélite Sentinel-2 y se aplicaron varios índices de teledetección. Los resultados obtenidos revelaron que el 28.23% del área de estudio había sido gravemente afectada por el fuego. El mapa que muestra la gravedad de las quemaduras obtenido en este estudio es una herramienta valiosa para la toma de decisiones, aunque se deben tener en cuenta ciertas limitaciones.

En el estudio realizado por (Saisaward y Ninsawat 2023), se examinaron los datos de MODIS y Sentinel-2 con el objetivo de identificar zonas afectadas por la quema de residuos de cultivos. Los resultados revelaron que la cantidad de áreas quemadas detectadas por Sentinel-2 fue aproximadamente 11 veces mayor que las detectadas por MODIS. La mayoría de estas áreas se localizaban en los campos de arroz. Además, se observó que MODIS era más eficiente en la detección de áreas quemadas en bosques, mientras que Sentinel-2 resultaba más adecuado para identificar áreas de cultivos de menor tamaño. La cosecha de caña de azúcar tuvo lugar principalmente en enero de 2019, mientras que la quema de residuos de cultivos se produjo

principalmente en abril de 2019. Este estudio contribuye al conocimiento existente sobre la práctica de la quema de residuos de cultivos en la región.

En la publicación del artículo científico de (Kashnitskii 2022b). se presenta una técnica automatizada para identificar áreas afectadas por incendios forestales utilizando información recopilada por los satélites Landsat y Sentinel-2. El método se fundamenta en la comparación de cambios en el índice de vegetación antes y después del incendio. La precisión del método fue evaluada mediante el uso de una base de datos de referencia que contenía 1112 áreas quemadas, y se obtuvo una medida Jaccard promedio de 0,71. Este enfoque permite la detección masiva de daños a la vegetación causados por incendios naturales, siempre y cuando exista un nivel suficiente de daño y disponibilidad de imágenes sin nubes. En el futuro, esta técnica podría emplearse para generar un mapa anual de los daños forestales ocasionados por incendios, utilizando datos con una resolución espacial de 10 a 30 metros por píxel.

En el estudio de caso llevado a cabo por (Shobha, Sachin y Abhijit 2022) en el Parque Nacional Chandoli, Maharashtra, India, se emplearon datos de teledetección provenientes de las imágenes satelitales Landsat-8 y Sentinel-2 del año 2017 para detectar y evaluar las zonas afectadas por incendios forestales. Se determinó que el análisis basado en objetos utilizando Sentinel-2 presentó una precisión general del 84% y un coeficiente Kappa de 0,795, mientras que Landsat-8 obtuvo una precisión general del 82% y un valor Kappa de 0,765. Los índices espectrales dNDVI y RdNBR demostraron un mejor rendimiento en la detección de áreas quemadas, con una diferencia de tan solo 18,27 y 30,88 hectáreas, respectivamente. Estos resultados sugieren que las imágenes satelitales de Sentinel-2 son más adecuadas que las de Landsat-8 para estimar las áreas afectadas por incendios forestales en matorrales. Los hallazgos de este estudio pueden resultar valiosos para los gestores forestales al permitir una rápida monitorización de las áreas quemadas después de un incendio y contribuir a la reducción de la gravedad y frecuencia de los incendios forestales.

2.2 Base teórica

Con el fin de establecer el contexto histórico de la investigación actual, se llevaron a cabo revisiones exhaustivas de investigaciones previas que abordaban la variable de estudio: la severidad de las quemas forestales.

2.2.1 Quema de bosques en la amazonia

Los incendios forestales ocurren en prácticamente todos los biomas del mundo y pueden tener impactos ambientales y socioeconómicos significativos. Los regímenes de incendios son características que emergen de sistemas complejos, como las interacciones entre el clima, la vegetación y el fuego, y están influenciados por diversos factores, como el cambio climático, la geografía, la vegetación y la actividad humana. En particular, la actividad humana relacionada con el uso de la tierra puede alterar la frecuencia, el tamaño, la época y la gravedad de los incendios forestales. Por lo tanto, es crucial comprender los incendios para poder identificar patrones espaciotemporales, ya sea de origen natural o humano, en los incendios forestales (Berton, Oliveira y Vega Oliveros 2023). Por otro lado, estos bosques también han experimentado altos niveles de deforestación, frecuentemente relacionados con la práctica de la quema de árboles (Richter et al. 2023; Carmenta et al. 2011).

Durante mucho tiempo se creyó que los bosques tropicales antiguos permanecían en un estado estable. Sin embargo, se han acumulado evidencias directas de que en las últimas décadas estos bosques están experimentando modificaciones en su productividad, composición de especies y rasgos funcionales. Estos cambios pueden ser atribuidos al cambio climático, incluyendo el calentamiento global, las sequías y el aumento de la concentración de dióxido de carbono en la atmósfera. También pueden ser resultado de perturbaciones naturales y humanas, como la deforestación, los huracanes y los incendios forestales (Brienen et al. 2015; Feeley et al. 2011; Van Der Sande et al. 2016).

Es de vital importancia comprender cómo los bosques responden a diversos factores, ya que esto nos permitirá entender cómo se adaptarán a futuros

cambios. Sin embargo, comprender las respuestas de los bosques tropicales a múltiples factores resulta complicado debido a que estos factores pueden tener efectos contradictorios y actuar en diferentes escalas de tiempo. Por esta razón, rara vez se abordan en un mismo estudio. La mayoría de las investigaciones evalúan los cambios en los bosques tropicales a lo largo de algunas décadas (van der Sande et al. 2023; Rozendaal, Danaë M.A. et al. 2019).

Todos los bosques y áreas con árboles tienen una naturaleza intrínsecamente inflamable. La sequedad del material combustible en estas comunidades vegetales marca una transición crítica hacia un estado de mayor riesgo, donde las áreas secas se conectan y, en situaciones extremas, facilitan la propagación del fuego hacia selvas tropicales y otras comunidades forestales sensibles al fuego (Clarke et al. 2022).

Las consecuencias de un incendio suelen implicar la pérdida total o parcial de la vegetación, lo que deja el suelo expuesto a la erosión, las inundaciones repentinas y la liberación de gases de efecto invernadero a la atmósfera. Además, los riesgos de incendio persisten después del evento, dependiendo de la gravedad del incendio. Por lo tanto, es crucial evaluar la gravedad y vulnerabilidad de las áreas afectadas por incendios para su gestión futura. En Perú, específicamente en la región amazónica de Madre de Dios, se están llevando a cabo iniciativas para responder a emergencias en áreas quemadas (Alarcon-Aguirre et al. 2022b).

2.2.2 Severidad de las quemadas en los paisajes

En el campo de la ecología, el fuego se considera una alteración, ya sea de origen natural o humano, que ocasiona cambios significativos en el ecosistema. Una definición más precisa de alteración englobaría eventos de corta duración que modifican la estructura de un ecosistema, comunidad o población, alterando los recursos, la disponibilidad de sustrato y el entorno físico. Cada alteración marca el inicio de una sucesión ecológica, un proceso que organiza los sistemas naturales y que posee una gran relevancia en la teoría ecológica. Podemos establecer una comparación entre la sucesión en

ecología y la evolución en biología general, ya que ambas desempeñan un papel fundamental (KAMADA 1985).

Una clave para comprender esto es la siguiente afirmación: "La estrategia de la sucesión, como proceso a corto plazo, es esencialmente la misma que la estrategia de desarrollo evolutivo de la biosfera, es decir, aumentar el control del entorno físico para obtener una máxima protección contra las perturbaciones". Por lo tanto, podemos considerar al incendio como un agente de cambio que permite la ocupación de un espacio (que no necesariamente está vacío) y la aparición de nuevas interacciones entre especies. Las características del fuego, como su intensidad y velocidad de propagación, la estación del año e incluso la hora del día en que ocurre el incendio, determinarán sus consecuencias en los bosques y la fauna. Además, la periodicidad entre incendios sucesivos y las características de extensión y heterogeneidad del área quemada también influirán en los efectos del incendio (Pons et al. 2003; FERRAN 1996). De esta manera, la intensidad de los incendios puede ocasionar una significativa disminución de especies, alteraciones en la estructura y composición de la flora, así como afectar la capacidad de sustento del ecosistema natural (Martínez 1995).

Los fuegos forestales tienen diversos impactos en el suelo, los cuales varían según la topografía, la intensidad de la erosión, la regeneración de la vegetación, la frecuencia, la intensidad y la duración del fuego. Estos efectos incluyen la generación de erosión, la pérdida de nutrientes, la reducción de la materia orgánica y la alteración de la vegetación. Además, los incendios modifican la estructura y composición de la vegetación, lo que afecta los servicios ecosistémicos, como la descomposición de la hojarasca y los hábitats para los invertebrados. La frecuencia de los fuegos puede alterar la dinámica del bosque y provocar la disminución de la productividad de los ecosistemas, la desertificación y la extinción de especies. Los impactos directos incluyen la pérdida de animales, vegetación y degradación del suelo, mientras que los impactos indirectos abarcan la erosión del suelo, la contaminación del agua y los deslizamientos de tierra (González 2017; Úbeda

y Sarricolea 2016; Tessler, Wittenberg y Greenbaum 2016b; Schröter et al. 2005).

La medida de la intensidad del fuego se basa en la cantidad de energía liberada durante la combustión de la materia orgánica, así como en la fuerza que el fuego presenta mientras se encuentra activo. Por otro lado, la severidad del incendio describe cómo la intensidad del fuego afecta el funcionamiento del ecosistema en el área que ha sido quemada. Los efectos observados suelen variar tanto dentro del área afectada como entre diferentes ecosistemas. La severidad del incendio también puede ser definida como el grado en el que el fuego ha ocasionado alteraciones o interrupciones en una zona específica (Keeley 2009a).

2.2.3 Teledetección

La teledetección es una técnica que emplea sensores ubicados en plataformas espaciales para obtener datos de la superficie terrestre. Estos datos, generados por la interacción electromagnética entre el terreno y el sensor, se procesan para obtener información valiosa sobre nuestro planeta. Aunque en sus inicios era costosa, la teledetección ha experimentado un aumento en su utilización gracias a la disponibilidad de imágenes y al desarrollo de nuevas tecnologías. En la actualidad, tanto empresas como entidades gubernamentales incorporan de manera sistemática el uso de imágenes en diversos proyectos, ya que resultan beneficiosas para aplicaciones como la extracción de información, la detección de cambios, la agricultura, la vulcanología y la monitorización de desastres naturales. En 2004, el Instituto Geográfico Nacional lideró el Plan Nacional de Teledetección (PNT), cuyo objetivo principal es coordinar la adquisición de imágenes satelitales del territorio español y promover su uso masivo y el de sus productos derivados (IGN 2023).

Un sistema de manejo de áreas afectadas por incendios debe ser capaz de proporcionar de manera rápida, precisa y económicamente viable los límites de las zonas quemadas durante o inmediatamente después de la temporada de fuegos. En este contexto, la teledetección ha demostrado ser altamente

efectiva en la generación de mapas de las áreas afectadas por incendios, ya que ofrece una cobertura espacial y temporal lo suficientemente detallada, así como información espectral que permite distinguir las áreas quemadas de otras superficies. La principal ventaja de utilizar la teledetección es la capacidad de automatizar las técnicas de extracción de áreas quemadas, lo que resulta en un producto estandarizado, rápido y más económico en comparación con los métodos tradicionales (Santis y Vaughan 2018).

2.2.4 Programa Copérnico

El programa oficial conocido como Copérnico, coordinado y administrado por la Comisión Europea, tiene como objetivo principal la Observación de la Tierra. Su principal misión es brindar servicios de información basados en la observación satelital para facilitar datos sobre nuestro planeta. Su tarea implica analizar la Tierra y su entorno en beneficio de todos los ciudadanos. Este programa se realiza en colaboración con los países miembros, la Agencia Espacial Europea (ESA), la Organización Europea para la Explotación de Satélites Meteorológicos (EUMETSAT), el Centro Europeo para Previsiones Meteorológicas a Mediano Plazo (ECMWF), la Agencia Europea de Medio Ambiente y las agencias de la UE y Mercator Océan (Copernicus 2015).

El programa Copernicus se fundamenta en una flota de satélites conocidos como Sentinel, los cuales son propiedad de la Unión Europea y fueron diseñados para satisfacer las necesidades de los servicios Copernicus y sus usuarios. Desde el lanzamiento del primer satélite en 2014 (Sentinel1A), la Unión Europea ha emprendido un proceso para poner en órbita más de una docena de satélites en los próximos diez años. Estos satélites Sentinel proveen de manera constante e independiente datos de alta calidad para los servicios Copernicus. Además, Copernicus se apoya en infraestructuras espaciales ya existentes conocidas como "misiones participantes". Estas misiones incluyen satélites operados por la ESA, la Organización Europea para la Explotación de Satélites Meteorológicos (EUMETSAT), los países miembros de la Unión Europea, así como países terceros y proveedores comerciales. Estas misiones han suministrado datos satelitales para el

programa desde sus inicios y seguirán haciéndolo, especialmente cuando se requieran datos de muy alta resolución, como en el caso de la gestión de situaciones de emergencia o seguridad (Copernicus 2015).

El sistema de alertas tempranas de Copernicus para riesgos de incendios e inundaciones es una herramienta proactiva que brinda apoyo a las autoridades tanto dentro como fuera de Europa, ayudándolas a prepararse y responder de manera efectiva ante crisis inminentes. El componente de alerta temprana del servicio de Copernicus utiliza tecnología avanzada y datos precisos para detectar y prevenir situaciones de riesgo, permitiendo una respuesta rápida y eficiente. Este sistema es fundamental para mejorar la capacidad de las autoridades en la gestión de emergencias y proteger a las comunidades afectadas (Copernicus 2015).

2.2.4 Satélite Sentinel-2

A continuación, se presentarán los aspectos que debemos comprender al trabajar con imágenes de Sentinel-2.

Desde 2014, la Agencia Espacial Europea ha llevado a cabo misiones satelitales conocidas como Sentinels. Estos satélites proveen de manera continua datos para una variedad de aplicaciones, como agricultura de alta precisión, seguimiento de terrenos, monitoreo de algas, gestión del agua, vigilancia de bosques y seguimiento climático. La constelación Sentinel, conformada por los satélites Sentinel 1, 2 y 3, se utiliza para la supervisión de la Tierra y ofrece imágenes para aplicaciones relacionadas con vegetación, suelos, agua y servicios de emergencia. Los satélites Sentinel 2A y 2B, lanzados en 2015 y 2017 respectivamente, contribuyen a las observaciones multiespectrales y benefician a servicios y aplicaciones de Copernicus. Estos satélites ofrecen imágenes que permiten analizar cambios en cultivos, zonas urbanas y masas de agua. Sentinel 2 es una misión multiespectral que proporciona datos gratuitos para el estudio del cambio climático. Está previsto lanzar dos satélites más en 2021 para mejorar la resolución temporal. Cada satélite lleva un instrumento multiespectral que recoge luz en diferentes resoluciones espaciales. La misión Sentinel 2 se enfoca en aplicaciones

agrícolas y forestales, utilizando bandas espectrales para diferenciar especies de plantas. A diferencia del Landsat, Sentinel-2 no cuenta con bandas térmicas y panorámicas. Además, el sensor de Sentinel-2 permite la adquisición continua de datos, cubriendo franjas de hasta 15.000 km de largo, desde Rusia hasta el sur de África (ESA 2015).

2.2.5 Bandas espectrales de Sentinel-2

Las imágenes capturadas por Sentinel 2 están compuestas por 13 bandas que abarcan desde el espectro visible hasta el infrarrojo de onda corta (SWIR). Aunque tanto Sentinel 2A como Sentinel 2B realizan mapeos de manera similar, existe una pequeña diferencia en el ancho espectral de mapeo entre ambos. Estas bandas trabajan a lo largo del espectro visible, el borde rojo, el infrarrojo cercano y el infrarrojo de onda corta para procesar diferentes tipos de información. La resolución de Sentinel 2 es de 10 metros, aunque esto es solo una parte de la historia. Cada una de las bandas de Sentinel 2 tiene una resolución específica, lo que significa que la visualización de la imagen puede estar más o menos limitada dependiendo del tipo de banda de análisis que se utilice. No todas las bandas ofrecen la misma resolución. Las composiciones en color natural proporcionarán imágenes con la máxima resolución disponible de 10 metros, mientras que otras combinaciones de bandas en falso color limitarán los resultados a resoluciones de 10, 20 y 60 metros (Muro 2019b; Pérez, Serna, A., et al. 2020).

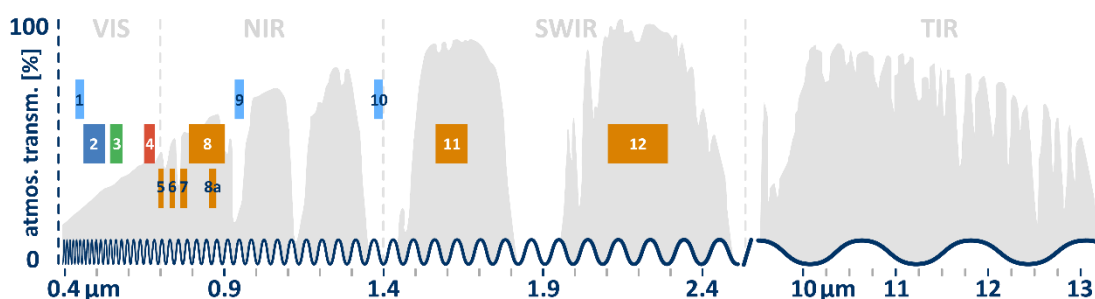


Figura 1. Bandas espectrales de Sentinel-2 (Muro 2019a; Pérez, Serna, Ana, et al. 2020).

La resolución espacial de cada una de las bandas se puede resumir de la siguiente manera.

- ✓ Hay 4 bandas con una resolución de 10 metros: banda 2, banda 3, banda 4 y banda 8.
- ✓ Hay 6 bandas con una resolución de 20 metros: banda 5, banda 6, banda 7, banda 8a, banda 11 y banda 12.
- ✓ Hay 3 bandas con una resolución de 60 metros: banda 1, banda 9 y banda 10.

BANDA	ESPECTRAL	ONDA. [μm]	GEOM. [metro]	SENSOR
1	aerosoles	0,429 – 0,457	60	MSI
2	azul	0,451 – 0,539	10	MSI
3	verde	0,538 – 0,585	10	MSI
4	rojo	0,641 – 0,689	10	MSI
5	borde rojo	0,695 – 0,715	20	MSI
6	borde rojo	0,731 – 0,749	20	MSI
7	borde rojo	0,769 – 0,797	20	MSI
8	NIR	0,784 – 0,900	10	MSI
8a	NIR estrecho	0,855 – 0,875	20	MSI
9	vapor de agua	0,935 – 0,955	60	MSI
10	cirro SWIR	1,365 – 1,385	60	MSI
11	SWIR	1,565 – 1,655	20	MSI
12	SWIR	2.100 – 2.280	20	MSI

Figura 2. Los datos de Sentinel-2 se obtienen en 13 bandas espectrales (Muro 2019; Pérez et al. 2020).

Los datos recopilados por Sentinel-2 se dividen en un total de 13 bandas espectrales, donde cada banda representa un rango o intervalo de longitudes de onda. El sensor MSI del Sentinel 2 tiene la capacidad de capturar estas 13 bandas, que se detallan en la figura adjunta.

Para calcular la relación de combustión normalizada (NBR), se requieren dos bandas específicas: el infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR). Estas bandas se identifican como la banda 8A y la banda 12, respectivamente. Es importante destacar que las imágenes capturadas en cada una de estas bandas se presentan en escala de grises.

2.2.6 Malla de barrido de Sentinel-2

A pesar de ser un grid sencillo, la malla de barrido de Sentinel desempeña un papel crucial al proporcionar una referencia espacial para identificar las áreas completas de los mosaicos de mapeo y las zonas de superposición territorial.

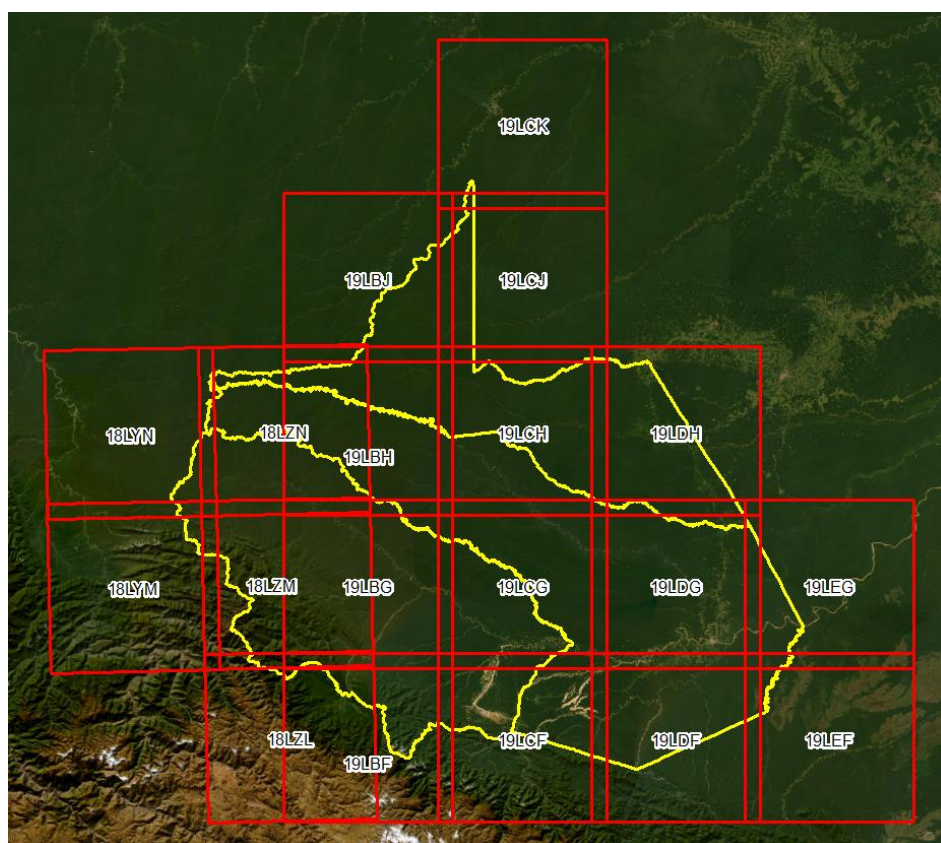


Figura 3. Malla de barrido de Sentinel 2 para la región de Madre de Dios.

Esto ayuda a limitar las búsquedas de imágenes en herramientas como Google Earth Engine. La órbita de barrido de Sentinel 2 es similar a la que se puede observar y gestionar en tiempo real y en el futuro a través de la

aplicación de Copernicus. Técnicamente, el grid de mosaicos de imágenes de Sentinel 2 se genera utilizando cuadrículas de 100×100 km² y la proyección UTM/WGS84. El sistema UTM de la malla de zonas de Sentinel se divide en 60 zonas, con intervalos de 6° de longitud y 8° de latitud (Muro 2019a; Pérez, Serna, Ana, et al. 2020; Al y Menor 2017).

2.2.7 Caracterización espectral de las áreas quemadas

Cuando se caracteriza el espectro de la vegetación quemada, es importante considerar dos tipos de señales distintas. La primera señal se origina a partir de la formación y deposición de carbón y cenizas, mientras que la segunda señal resulta de la alteración en la estructura y cantidad de la vegetación. La primera señal es el resultado directo de la combustión de la vegetación. Sin embargo, tiene la desventaja de ser temporal y susceptible a la degradación por el viento y la lluvia. Esto significa que puede desaparecer en cuestión de semanas o meses después del incendio. Por otro lado, la segunda señal es más estable. Sin embargo, puede resultar menos clara para distinguir los efectos del fuego, ya que la eliminación parcial o total de la vegetación también puede ser causada por otros factores, como la deforestación, aclareos, estrés de la vegetación o la acción de plagas (Pereira 1999; Santis y Vaughan 2018).

En el rango visible del espectro, la reflectividad de una zona afectada por incendios tiende a cambiar. Esto se debe a la pérdida de clorofila en las hojas y/o a una mayor exposición del suelo. Sin embargo, en áreas recientemente quemadas por incendios intensos, donde la vegetación ha sufrido daños graves y hay una cantidad significativa de carbón y cenizas, la reflectividad disminuye considerablemente. Esto puede generar confusiones con áreas de baja reflectividad, como sombras, cuerpos de agua, humedales y bosques densos. La razón de esto es que tanto la clorofila como el carbón y las cenizas tienen una reflectividad muy baja en el rango visible. Estas similitudes reducen la capacidad de utilizar el espectro visible para distinguir áreas quemadas (Pereira 1999; Santis y Vaughan 2018).

El infrarrojo cercano (IRC) es la parte del espectro donde se puede observar claramente la señal de áreas recientemente quemadas. Esto es

especialmente evidente cuando hay una gran cantidad de combustible quemado y se ha depositado una cantidad significativa de carbón en el suelo. Como resultado, la reflectividad disminuye. Por otro lado, en el infrarrojo medio de onda corta (SWIR), se pueden observar cambios en la respuesta espectral causados por las áreas quemadas. Esto lleva a un aumento en la respuesta, similar a lo que se observa en el rango visible (VIS). En el rango VIS, la reflectividad aumenta debido a la pérdida de clorofila, mientras que, en el SWIR, la reflectividad aumenta debido a la disminución de la humedad en los tejidos de las plantas. Es importante destacar que el aumento de la reflectividad en el SWIR es mayor que en el rango VIS. En resumen, la reflectividad de las áreas quemadas en el SWIR es menor que la de las áreas no quemadas, como suelos expuestos, rocas o áreas urbanas, pero mayor que la de la vegetación sana y el agua. En conclusión, el daño en la estructura interna de las hojas y la disminución de clorofila y contenido de humedad en la vegetación afectada por un incendio resultan en un aumento en la respuesta espectral en las longitudes de onda del visible e infrarrojo medio (SWIR), y una disminución en el infrarrojo cercano (IRC) (White et al. 1996; Pereira 1999; Santis y Vaughan 2018).

2.2.8 Índices espectrales para la discriminación del área quemada

En esta región de investigación, se encuentran varias alternativas que varían según la disponibilidad de sensores. Aunque los índices de vegetación son herramientas valiosas para identificar la pérdida y el daño de la vegetación debido a incendios, es esencial considerar que la respuesta espectral de la vegetación quemada, que se caracteriza por una reflectividad elevada en el rango visible y una reflectividad baja en el infrarrojo cercano, puede generar ambigüedades con otras coberturas (Santis y Vaughan 2018).

2.2.9 Índice compuesto de Quemaduras (CBI)

Se enfatiza la necesidad de una planificación específica del trabajo de campo y el registro de la fecha del incendio para un seguimiento adecuado de los datos recopilados. Si se busca evaluar la severidad a corto plazo del incendio,

se recomienda realizar el trabajo de campo durante la primera temporada de crecimiento posterior al evento. Sin embargo, este momento puede variar según el ecosistema, durando entre 9 y 11 meses en climas fríos o solo unas pocas semanas en regiones subtropicales. Visitar las parcelas poco después del incendio permite observar muchos efectos del mismo, pero reduce la capacidad de estimar la supervivencia y la mortalidad tardía. Además, factores como la germinación de nuevas semillas o los efectos en árboles estresados, pero no muertos inmediatamente por el fuego pueden pasarse por alto. También se menciona que las propiedades del suelo pueden verse afectadas por la ceniza que aún no ha sido eliminada. Si se visitan las parcelas más allá del primer período de crecimiento después del incendio, los efectos a corto plazo se vuelven menos evidentes y los datos reflejan principalmente la recuperación del ecosistema. En estas circunstancias, puede ser necesario calibrar las respuestas observadas en comparación con una temporada de crecimiento posterior al incendio para realizar una evaluación adecuada. Por otro lado, volver a visitar las parcelas varios años después del incendio proporciona información sobre la gravedad a largo plazo y las tasas de recuperación. Se destaca la importancia de comparar imágenes y gráficos con intervalos de muestreo similares desde el incendio. Asimismo, se resalta la utilidad de utilizar una serie temporal de datos para detectar cambios y verificar las predicciones realizadas sobre la gravedad del incendio. El texto reconoce las limitaciones para obtener datos de campo sobre incendios y sugiere calibrar o validar los resultados de teledetección con datos de campo recopilados en diferentes áreas. A medida que se muestrean varios incendios en una región, la confianza en los resultados de teledetección debería aumentar, reduciendo la necesidad de nuevos datos de campo. En concreto, el texto enfatiza la importancia de considerar el tiempo transcurrido desde un incendio al realizar evaluaciones en el campo, ya que esto afecta la aparición de factores y la interpretación de los datos. También se mencionan las diferentes consideraciones y desafíos al realizar evaluaciones en diferentes momentos después del incendio, así como la importancia de la validación de los resultados obtenidos mediante teledetección (Key y Benson 2006).

El CBI (Índice de Severidad del Cambio) es una herramienta que evalúa los efectos del fuego en una comunidad. Utiliza factores como el suelo, la vegetación consumida, los rebrotes de plantas quemadas y el ennegrecimiento de los árboles para calcular un valor numérico. Este índice se correlaciona con variables ambientales y permite comunicar los atributos de las áreas quemadas. Se puede comparar la recuperación vegetativa a lo largo del tiempo entre diferentes áreas utilizando las puntuaciones del CBI. El objetivo del CBI es evaluar la importancia ecológica de los efectos del fuego y medir los cambios en las condiciones biofísicas de un sitio. No se basa en un valor absoluto, sino en la magnitud del cambio en relación con las condiciones previas al incendio. El CBI refleja la sensibilidad de una comunidad al fuego y se puede estratificar en niveles de gravedad. En el caso de las comunidades herbáceas, el impacto del fuego suele ser menor y beneficia la productividad de las hierbas. El CBI se basa en los estratos inferiores del sotobosque en estas situaciones. Actualmente, se está evaluando la inclusión de mejoras en la productividad del CBI después del incendio (Key y Benson 2006).

2.2.10 índice de quemado normalizado (NBR)

El Índice de Quemado Normalizado (NBR) se basa en los datos sin procesar de Sentinel, que contienen una gran cantidad de información sobre las características de la Tierra en diferentes bandas espectrales. Cada banda responde de manera única a características como el contenido de agua, la vegetación, la productividad y la composición mineral. El NBR se construye utilizando las dos bandas de Sentinel que responden más intensamente, pero de manera opuesta, a la quema. En el cálculo del NBR, se obtienen los valores de reflectancia (R) por píxel y se corrigen por la transmitancia atmosférica. Se ha observado que, en ecosistemas boscosos del oeste de los Estados Unidos, el valor de R4 disminuye y el valor de R7 aumenta antes y después de un incendio, en comparación con otras bandas. Estos cambios son más pronunciados y variables dentro de las áreas quemadas. La combinación de estos rasgos proporciona la mejor distinción entre áreas quemadas y no quemadas. La diferencia entre R4 y R7 se normaliza mediante la suma de las

dos bandas, lo que permite eliminar los efectos topográficos y de iluminación solar, facilitando la comparación espacial y temporal de los valores derivados del NBR. Para identificar las áreas quemadas y medir el cambio, se resta el conjunto de datos NBR posterior al incendio del conjunto de datos NBR anterior al incendio. El cambio medido en NBR, conocido como delta NBR o dNBR, se espera que esté correlacionado con el cambio ambiental causado por el fuego, es decir, la gravedad de las quemaduras en relación con los efectos del fuego en las comunidades vegetales existentes. Las áreas no quemadas tendrán valores cercanos a cero en dNBR, mientras que las áreas quemadas mostrarán valores positivos o negativos, dependiendo de si el fuego afecta negativamente o mejora la productividad en el sitio. El NBR proporciona un rango más amplio que otros índices radiométricos probados, como el NDVI diferenciado (Key y Benson 2006).

El Índice de Quema Normalizado (NBR) se calcula utilizando las bandas de infrarrojo cercano (NIR) y de infrarrojo de onda corta (SWIR) del satélite Sentinel-2. La fórmula utilizada para calcular el NBR es la siguiente:

$$\text{NBR} = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{NIR} + \text{SWIR}) \quad (\text{Ecuación 1})$$

Donde B8A representa la banda NIR y B12 representa la banda SWIR.

Una vez calculado el NBR para las imágenes previas y posteriores al evento, es posible determinar la diferencia entre ellos y obtener el dNBR. Para ello, se debe restar el valor de NBR posterior al evento del valor de NBR previo al evento, como se muestra en la siguiente fórmula:

$$\text{dNBR} = \text{NBR pre-fuego} - \text{NBR post-fuego} \quad (\text{Ecuación 2})$$

2.2.11 Interpretación de los resultados de dNBR.

La interpretación de los resultados de dNBR se basa en un modelo de severidad que utiliza el cambio detectado por Sentinel TM/ETM+ en el índice NBR, el cual es una diferencia normalizada de bandas altamente sensibles a los efectos del fuego. El producto inicial de dNBR consiste en un rango continuo de valores que se puede utilizar directamente para el mapeo y

análisis. Se asigna una escala de grises lineal al rango de datos, proporcionando un buen contraste, desde condiciones no afectadas hasta condiciones de alta severidad. Utilizando un rango de -800 a +1100 dNBR, el cual se asigna a un rango de niveles de grises de 0 a 255 (de negro a blanco). Las áreas no quemadas generalmente se representan en un tono de gris medio, mientras que las áreas quemadas muestran una gradación de grises más claros, llegando al blanco en el extremo superior. La secuencia de brillo corresponde al gradiente de severidad. Debido a que dNBR es una diferencia de proporciones normalizadas, no tiene unidades de medida. Nos referimos a los valores en términos de "puntos", los cuales indican la magnitud del cambio positivo o negativo en NBR y nos permiten inferir la intensidad con la que el fuego ha afectado un lugar. Los valores individuales representan las condiciones promediadas en toda el área de un píxel. Por lo tanto, un valor dado puede indicar una distribución uniforme de severidad dentro del píxel o una distribución irregular a pequeña escala con múltiples niveles de severidad. Sin embargo, en general, el brillo de dNBR suele corresponder a una progresión constante de efectos en relación con el brillo previo al incendio (Key y Benson 2006).

2.2.11 Software para el procesamiento de imágenes

2.2.11.1 SNAP ESA

SNAP es una aplicación gratuita que permite el procesamiento y análisis de imágenes satelitales en combinación con las herramientas de Sentinel. La Agencia Espacial Europea (ESA) también ofrece otra herramienta para el análisis de imágenes satelitales utilizando los productos de observación de la Tierra de las misiones Sentinel 1, 2 y 3, así como otros productos de misiones espaciales como Landsat. SNAP, cuyo significado es Plataforma de Aplicaciones Sentinel, es un programa gratuito proporcionado por la ESA para procesar y analizar imágenes satelitales de la flota de satélites Sentinel. Al igual que las conocidas cajas de herramientas Sextante y ArcToolBox de gvSIG y ArcGIS, SNAP también cuenta con un conjunto de herramientas específicas llamadas Sentinel Toolboxes, diseñadas para trabajar con

imágenes según el modelo de satélite, ya sea imágenes de radar de Sentinel 1 o imágenes multibanda habituales de Sentinel 2 y Sentinel 3. En cualquier caso, las herramientas de SNAP pueden utilizarse para gestionar imágenes multispectrales de misiones como Envisat, Landsat, MODIS o SPOT (The European Space Agency y Astri Polska 2019).

2.2.11.2 Google Earth Engine

Google Earth Engine (GEE) es una plataforma en la nube diseñada para almacenar y procesar grandes cantidades de datos (a escala de petabytes) con el objetivo de realizar análisis y tomar decisiones finales. Después de que la serie Landsat se volviera gratuita en 2008, Google archivó todos los conjuntos de datos y los integró en el motor de computación en la nube para su uso en código abierto. El archivo actual de datos incluye información de otros satélites, así como conjuntos de datos vectoriales basados en sistemas de información geográfica (SIG), modelos sociales, demográficos, meteorológicos, datos de elevación digital y capas climáticas. La interfaz de usuario es fácil de usar y proporciona un entorno conveniente para el desarrollo interactivo de datos y algoritmos. Los usuarios también pueden agregar y seleccionar sus propios datos y colecciones, aprovechando los recursos de la nube de Google para realizar todo el procesamiento. Como resultado, científicos, investigadores independientes, entusiastas y países ahora pueden aprovechar este vasto almacén de datos para detectar cambios, mapear tendencias y cuantificar recursos en la superficie de la Tierra de una manera sin precedentes. Ya no se requieren grandes capacidades de procesamiento en las computadoras más avanzadas o el software más sofisticado, lo que significa que los investigadores con recursos limitados en los países más pobres del mundo tienen la misma capacidad para realizar análisis que aquellos en países más desarrollados. Google Earth Engine (GEE) se basa principalmente en el lenguaje de programación JavaScript para su funcionamiento. JavaScript es un lenguaje de programación ampliamente utilizado en el desarrollo web y es compatible con la mayoría de los navegadores. GEE también ofrece una API (Interfaz de Programación de

Aplicaciones) en Python, lo que permite a los usuarios interactuar con la plataforma utilizando este lenguaje de programación. Además, GEE cuenta con una interfaz gráfica de usuario (GUI) que permite a los usuarios realizar análisis y visualización de datos sin necesidad de escribir código (Mutanga y Kumar 2019a).

2.2.11.3 ENVI

El software ENVI utiliza métodos científicos probados y procesos automatizados para ayudarte a convertir imágenes geoespaciales en conocimiento. Con ENVI, puedes extraer fácilmente información valiosa de estas imágenes, lo que te permitirá tomar decisiones más fundamentadas. No importa el formato de imagen que utilices, ENVI cuenta con las últimas herramientas de procesamiento y análisis de imágenes para ayudarte a obtener información relevante de ellas. Además, su interfaz intuitiva y personalizable está diseñada para ser utilizada por profesionales en SIG, analistas de imágenes y científicos, sin importar su nivel de experiencia previa en el manejo de imágenes. ENVI es capaz de leer y analizar una amplia variedad de formatos de datos, incluyendo formatos científicos como HDF y CDF, tipos de imágenes como GeoTIFF, y también ofrece soporte NITF compatible con JITC. Además, ENVI proporciona capacidades empresariales que te permiten acceder de manera rápida y sencilla a imágenes almacenadas en servidores compatibles con OGC y JPIP, ya sea dentro de tu organización o en internet. ENVI es capaz de aprovechar la información proveniente de diferentes tipos de sensores. Puede procesar imágenes capturadas por los sensores satelitales y aéreos más populares en la actualidad, incluyendo pancromático, multiespectral, hiperespectral, radar, térmico, HDF5, Full Motion Video, Net CDF-4 y LiDAR. Algunos de estos sensores incluyen ASTER, AVIRIS, AVHRR, Landsat 8, NPP VIIRS, Pleiades, QuickBird, RADARSAT, SkySat-1, SPOT, TMS, datos USGS, WorldView-3, Sentinel, nuestro propio sensor LiDAR en modo Geiger, entre otros (Telematica 2020).

2.2.11.4 ArcGIS Pro

ArcGIS Pro es un programa desarrollado por Esri que se utiliza para trabajar con datos geoespaciales. Esta aplicación avanzada permite a los usuarios crear, editar, analizar y visualizar información geográfica en diferentes dimensiones, ya sea en 2D o 3D. ArcGIS Pro ofrece una amplia variedad de herramientas y funciones que facilitan la realización de análisis espaciales, modelado de datos, cartografía, visualización y colaboración en proyectos geográficos. Es una herramienta muy utilizada en disciplinas como la geografía, la planificación urbana, la gestión de recursos naturales, la ingeniería y otras áreas que requieren el manejo y análisis de datos geoespaciales. En un estudio reciente, se empleó el software ArcGIS Pro para comparar los resultados de los índices de quemaduras y los valores de CBI. Posteriormente, se realizó un análisis estadístico en Excel para evaluar la correlación entre las categorías de gravedad de las quemaduras obtenidas a partir del índice de quemado normalizado diferenciado (Wang y Lingbo 2023; Atakul y Di 2023a).

2.3 Definición de términos

Teledetección: También conocida como sensoramiento remoto, es una técnica que obtiene información sobre objetos, áreas o fenómenos sin contacto físico directo (Roteta et al. 2019b).

Radar de Apertura Sintética (SAR): Es un sistema avanzado de imágenes por radar que emplea pulsos de microondas para generar imágenes de alta resolución de la superficie terrestre (ESA 2015).

Polarimetría: En el ámbito del sensoramiento remoto, la polarimetría se utiliza para analizar los datos del radar de apertura sintética (SAR, por sus siglas en inglés) (ESA 2015).

Sentinel-2: Es un satélite de órbita polar desarrollado por la Agencia Espacial Europea (ESA) como parte del Programa Copérnico (ESA 2015).

Firma espectral: Es una característica fundamental que nos permite identificar diferentes objetos y elementos presentes en una región (Bouaicha et al. 2022).

Bosque: Se refiere a áreas extensas que abarcan más de 0,5 hectáreas y están cubiertas por árboles con una altura superior a 5 metros y una cobertura de dosel superior al 10 por ciento, o por árboles capaces de alcanzar estas características en el lugar (Bouaicha et al. 2022).

Quema forestal: También conocida como incendio forestal, se refiere al fuego descontrolado que se propaga en áreas cubiertas de vegetación, como bosques, selvas o zonas arboladas (Key y Benson 2006).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de estudio

La detección de la severidad de las quemas en la región de Madre de Dios se llevó a cabo utilizando imágenes del sensor Sentinel-2. Este enfoque se basó en un estudio de tipo descriptiva y correlacional, ya que implicó describir los atributos de las imágenes y predecir las variables sin alterarlas. Además, permite obtener una comprensión detallada de las quemas en la región de Madre de Dios sin alterar las variables originales. Al describir los atributos de las imágenes y establecer correlaciones con las variables de interés, se puede obtener información valiosa para la gestión y prevención de incendios forestales en esta área (Guevara, Verdesoto y Castro 2020; Luis y Baray 2006; Fernández Alarcón 2006).

3.2 Diseño del estudio

El diseño utilizado en este estudio fue de tipo transaccional (transversal) y tendencial. Se trata de un diseño transaccional porque se analizó un tiempo específico, es decir, se estudió las imágenes del sensor Sentinel-2 capturadas en un momento determinado para evaluar la severidad de las quemas en la región de Madre de Dios. Además, este diseño también es tendencial, ya que se realizó un seguimiento a lo largo del tiempo para obtener información sobre la evolución de las quemas en la región. Se analizaron imágenes de diferentes momentos para identificar patrones y tendencias en la severidad de las quemas (Guevara, Verdesoto y Castro 2020; Luis y Baray 2006; Fernández Alarcón 2006).

3.3 Delimitación espacial y temporal

La Región Madre de Dios, ubicada en el Oriente de Perú, abarca una extensión de 85 182,63 km², lo cual representa el 6,6% del territorio peruano y el 15,3% de la Amazonía peruana. Esta región se encuentra en el sureste de Perú y equivale aproximadamente al 6,6% del territorio nacional. Sus límites son el departamento de Ucayali al norte, y los departamentos de Puno y Cusco al sur. Además, colinda con la República de Brasil al norte y con la República de Bolivia al este. En cuanto a su vegetación, se destaca por sus bosques que albergan una gran diversidad (Alarcon-Aguirre et al. 2022c; Garate Quispe et al. 2021; Garate-Quispe et al. 2023; Elmes et al. 2014).

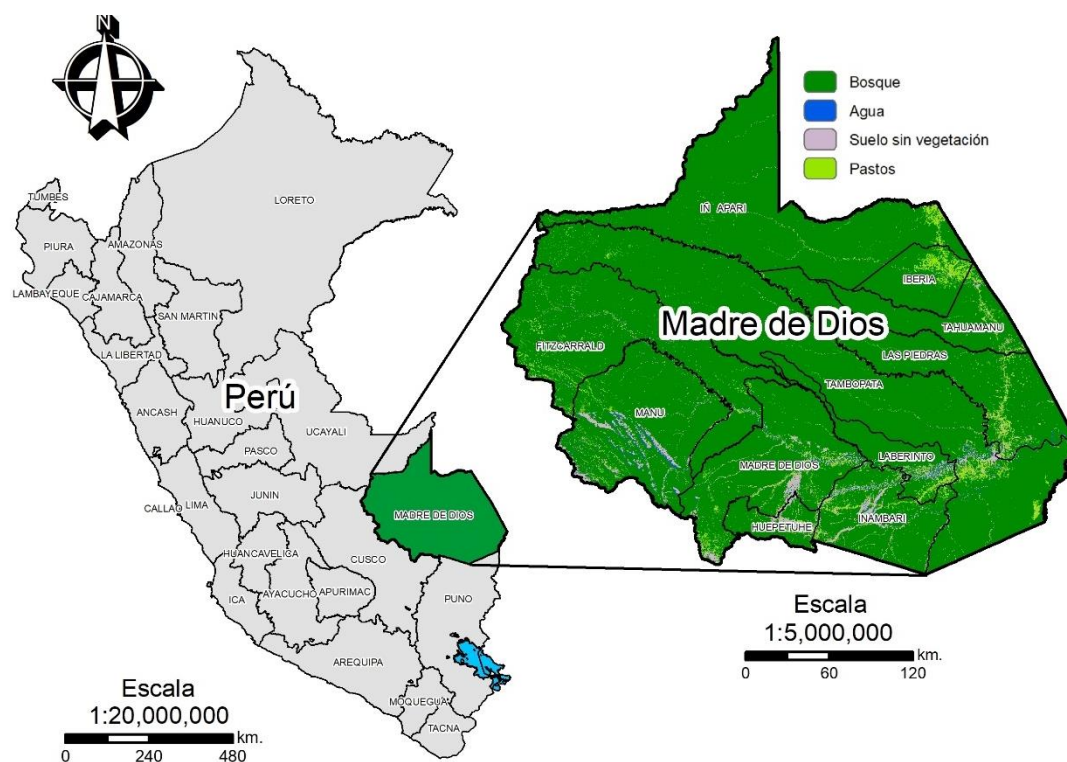


Figura 4. Ubicación de área de estudio.

3.3.1 Clima e hidrografía

La ubicación de la región de Madre de Dios en la cuenca amazónica le otorga una hidrografía diversa y destacada. El río Madre de Dios, principal afluente del río Beni y que desemboca en el río Madeira, es esencial para el transporte fluvial y la navegación, además de ser reconocido por su abundante biodiversidad. Además, la región cuenta con otros ríos importantes como el Tambopata, Heath e Inambari, los cuales desempeñan un papel crucial en la vida local y el suministro de agua. En resumen, la hidrografía de Madre de Dios desempeña un papel fundamental en la vida de las comunidades locales y en la preservación de la biodiversidad amazónica (Best et al. 2021a; Michaelsen et al. 2013; Ocañas y Thomsen 2023b; Garate-Quispe et al. 2023).

3.4 Población y muestra

En el estudio realizado por (Boca y Rodríguez 2012) se utilizó la distribución binomial de probabilidad. Por lo general, se emplean niveles de confianza del 95% o el 99%. La fórmula utilizada para calcular el tamaño de muestra en este caso se basó en la fórmula de variables cualitativas de datos finitos (ecuación 3). Esta fórmula considera la población total de la imagen de satélite, el nivel de confianza deseado y el margen de error aceptable, siempre y cuando se tenga conocimiento del número total de elementos que conforman una muestra.

$$n = \frac{Z^2 p(qN)}{(N-1)E^2 + Z^2 pq} \quad (\text{Ecuación 3})$$

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%).

$$= \frac{(1,96)^2 * 0,5(0,5 * 85\ 182,63)}{(85\ 182,63 - 1) * 0,05^2 + 1,96^2 * (0,5 * 0,5)}$$

$$n = 382,44 = 382$$

La utilización de una muestra en el análisis de variables cualitativas en imágenes de satélite permitió obtener información sobre características o fenómenos presentes en la imagen sin necesidad de analizarla en su totalidad. En lugar de procesar cada píxel, se selecciona una muestra representativa de píxeles que permita hacer inferencias sobre la imagen completa.

- ✓ Existen varios beneficios al utilizar una muestra en el análisis de variables cualitativas en imágenes de satélite:
- ✓ Eficiencia en el análisis: Las imágenes de satélite suelen ser extensas y contienen una gran cantidad de información. Al seleccionar una muestra representativa de píxeles, se reduce la cantidad de datos a analizar, lo que ahorra tiempo y recursos computacionales.
- ✓ Generalización: Si la muestra se selecciona de manera adecuada y representativa, los resultados obtenidos a partir de ella pueden generalizarse a la imagen completa. Esto significa que podemos obtener conclusiones válidas y aplicables a toda la imagen sin tener que analizar cada píxel individualmente.
- ✓ Reducción del sesgo: Al utilizar técnicas de muestreo adecuadas, se reduce la posibilidad de introducir sesgos en los resultados. Esto significa que los resultados obtenidos a partir de la muestra serán más imparciales y representativos de la imagen de satélite.
- ✓ Análisis estadístico válido: Utilizar una muestra permite aplicar técnicas estadísticas válidas para analizar los datos de los píxeles seleccionados. Esto nos permite obtener conclusiones basadas en evidencia y realizar inferencias sobre la imagen de satélite en su conjunto.

En resumen, la muestra para variables cualitativas en imágenes de satélite se utilizó para analizar de manera eficiente y representativa características o fenómenos presentes en la imagen. Permite generalizar los resultados, reducir el sesgo y realizar análisis estadísticos válidos. Esto nos ayuda a

obtener información útil y tomar decisiones informadas basadas en los resultados obtenidos de la muestra. A través del análisis de la muestra, se puede validar los objetivos de esta tesis (López 2005).

La muestra fue distribuida de manera representativa en el área de estudio, para ello, se aplicó un muestreo aleatorio estratificado mediante un método probabilista, “donde todas las unidades de muestreo presentes en el área tuvieron la posibilidad conocida superior a cero de ser seleccionadas (inclusión) (Ochoa y Páez 2019).

La distribución consideró 382 muestras levantadas en campo: (1) 96 muestras en la categoría “Baja severidad”, (2) 96 en “Severidad moderada-baja”, (3) 95 en “Severidad moderada-alta” y (4) 95 en “Severidad alta” (Miller y Thode 2007; Olivares y López-Beltrán 2019).

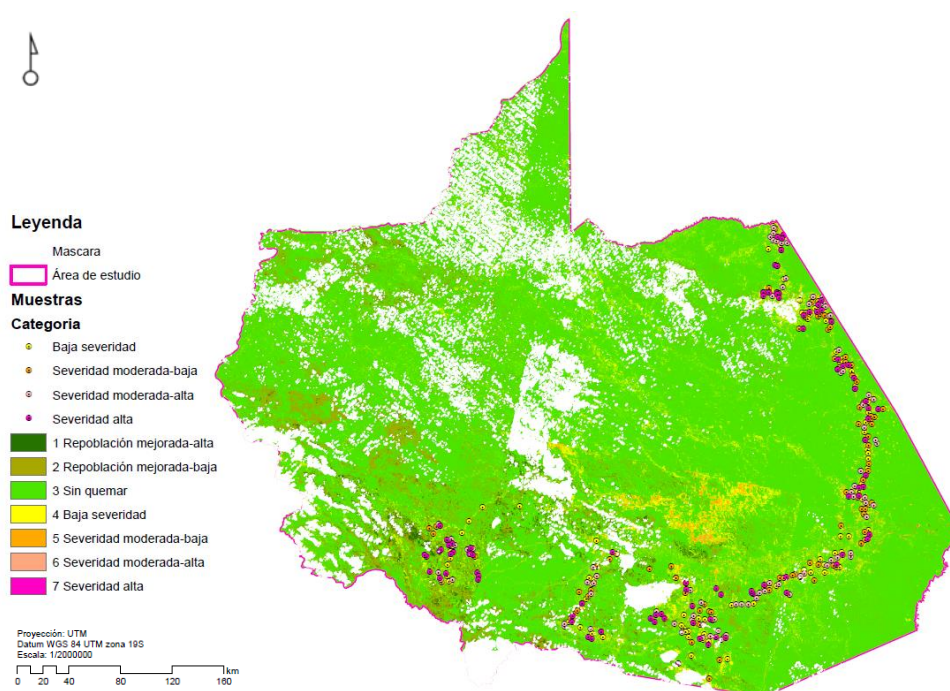


Figura 5. Distribución de muestras al azar por estratos en el área de estudio.

3.5 Método y técnicas

Las técnicas utilizadas para detectar incendios se pueden clasificar en dos categorías: las que emplean una única fecha después del incendio, conocidas

como "unitemporales", y las que comparan imágenes antes y después del fuego, conocidas como "multitemporales".

En este estudio se utilizó técnicas multitemporales para analizar áreas afectadas por incendios. Estas técnicas permitieron comparar imágenes antes y después del fuego, lo que ayuda a identificar cambios en las características de las áreas quemadas. Al utilizar combinaciones adecuadas de bandas o índices espectrales, se facilitó la detección de cambios en la cobertura, lo que resulta en una delimitación más precisa de las áreas afectadas. Para obtener resultados confiables, es importante realizar la homogeneización radiométrica y el ajuste geométrico entre las imágenes de referencia utilizadas. Estos procesos aseguran la consistencia y exactitud de los resultados, evitando posibles distorsiones o errores en la interpretación de los datos. En resumen, las técnicas multitemporales son una herramienta valiosa para el estudio de áreas afectadas por incendios, siempre y cuando se sigan los pasos necesarios para garantizar la calidad de los datos utilizados. Esto asegurará la fiabilidad de los resultados obtenidos y contribuirá a una mejor comprensión de los efectos de los incendios en el medio ambiente (Santis y Vaughan 2018).

La medición y el análisis de la cantidad de quema y la evaluación de la gravedad de la misma, a través de la creación de mapas de severidad, permitieron desarrollar un plan de muestreo para recopilar información sobre el Índice de Quema en las zonas afectadas por incendios. Para lograr esto, se utilizaron métricas basadas en imágenes tomadas antes y después del incendio, a partir de las cuales se obtuvieron datos sobre la reflectancia de los compuestos presentes (Arjasakusuma et al. 2022; Morresi et al. 2022).

Se llevo a cabo un análisis utilizando los datos obtenidos por el Instrumento de Sensor Multiespectral (MSI) a bordo de los satélites Sentinel-2A (S2A) y -2B (S2B). Se emplearon imágenes de Sentinel-2 (S2) con valores de reflectancia corregidos en la parte inferior de la atmósfera (BOA) en el nivel 2A, utilizando el sistema geodésico de coordenadas geográficas (WGS84) basado en el sistema de coordenadas Universal Transversal de Mercator (UTM). Se excluyeron los píxeles afectados por nubes y sombras de nubes mediante el uso de máscaras en el software de la Plataforma de Aplicaciones

Sentinel (SNAP) y/o Google Earth Engine (GEE). En comparación con los productos Level-1C, los productos Level-2A se corrigen para efectos atmosféricos ejecutando Sen2cor. Posteriormente se utiliza la banda QA para eliminar píxeles con nubes y sombras de nubes. (Gorelick et al. 2017).

Seguidamente, se llevaron a cabo un proceso de remuestreo de las bandas de Sentinel-2 con el objetivo de obtener una resolución espacial de 10 m. Utilizamos imágenes adquiridas para realizar el mapeo de las áreas afectadas por incendios y evaluar la gravedad de los mismos. Para esto, calculamos el Índice Normalizado de Quema (NBR) antes y después del incendio utilizando la banda de infrarrojo cercano (NIR) (MSI B8A) y la segunda banda de infrarrojos de onda corta (SWIR) (MSI B12). Esto nos permitió obtener el Índice de Diferencia Normalizada de Quema (dNBR). Por último, clasificamos el índice bitemporal (dNBR) mediante umbrales desarrollados por (Key y Benson 2006).

Se empleo el protocolo basado en el Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) para clasificar y validar los índices bitemporales derivados del mapeo de la gravedad de las quemaduras. El CBI se calificó utilizando criterios que consideran factores en cinco estratos verticales: tres en el sotobosque y dos en la vegetación del dosel. La evaluación final del CBI nos permitió determinar las parcelas dentro de un rango, donde cero indicará un estado sin alteraciones y tres representará un cambio máximo debido al impacto del fuego. Las parcelas del CBI tuvieron una forma rectangular de 20 m x 20 m. Para este estudio, consideraremos cinco categorías de severidad. Sin embargo, no incluiremos las áreas sin cambios (CBI=0) en la medición de la precisión. Las categorías de severidad consideradas fueron las siguientes: Baja ($CBI > 0,10$ y ≤ 1), moderada-baja ($CBI > 1,00$ y $\leq 1,50$), moderada-alta ($CBI > 1,50$ y $\leq 2,00$), y alta ($CBI > 2,00$), siguiendo la propuesta de estudios anteriores (Arjasakusuma et al. 2022; Key y Benson 1999; Morresi et al. 2022).

3.6 Tratamiento de datos

3.6.1 Procesamiento de datos

Se llevo a cabo un tratamiento digital que se basó en la corrección de datos obtenidos de Sentinel-2 descargados de Sentinel Hub y GEE. Mientras que los datos cartográficos fueron proporcionados por el Centro de Teledetección para el Estudio y Gestión de Recursos Naturales (CETEGERN) de la UNAMAD (Alarcón et al. 2016)

Tabla 2. *Datos de imágenes Sentinel-2*

Temporalidad	Sensor	Fecha de imagen
Pre incendio	Sentinel-2A	2023-06-13 14:57:29
	Sentinel-2A	2023-06-15 14:47:41
	Sentinel-2B	2023-06-25 14:47:41
Post incendio	Sentinel-2A	2023-08-01 15:06:18
	Sentinel-2A	2023-08-03 14:47:41
	Sentinel-2B	2023-08-06 14:57:41

Fuente: Plataforma en la nube de Google Earth Engine (GEE).

El proceso se realizó en tres fases:

- ✓ Inicialmente, se realizó el preprocesamiento de los datos. En primer lugar, se llevó a cabo un re-muestreo de todas las bandas de Sentinel-2 utilizadas para el cálculo de los índices espectrales, reduciendo la resolución de 60 m y 20 m a 10 m. Luego, se procedió a recortar las imágenes utilizando el software SNAP. A continuación, se aplicó la corrección atmosférica a las imágenes S2 en el nivel 2A utilizando el algoritmo Sen2Cor (256) y el modelo de elevación digital (PlanetDEM). Para mitigar la presencia de efectos atmosféricos, se empleará la máscara SCL (Imagen de Clasificaciones de Escena).

- ✓ Posteriormente, se llevó a cabo el procesamiento de los datos. Se procedió a clasificar dos índices espectrales: 1) el NBR monotemporal de S2 y 2) el índice bitemporal basado en NBR (dNBR) de S2. Para ello, se calculó el NBR antes y después del incendio utilizando la banda del infrarrojo cercano (NIR) (MSI B8A) y la segunda banda de infrarrojos de onda corta (SWIR) (MSI B12) con el fin de obtener el dNBR (Ecuación 4 y Tabla 2). Posteriormente, se realizará la clasificación del índice bitemporal (dNBR) mediante la aplicación de umbrales (Ecuación 5 y Tabla 3).

$$\text{NBR} = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{NIR} + \text{SWIR}) \quad (\text{Ecuación 4})$$

Donde NIR es luz infrarroja de onda cercana 8A (0,86 μm) y SWIR es luz de infrarroja de onda corta 12 (2,19 μm).

Tabla 3. *Escala del Índice Normalizado de Área Quemada (NBR)*

NBR	Severidad de quema
< -0,50	Alta
-0,50 – 0,25	Media
-0,25 a 0,10	Baja
> 0,10	Nula

Fuente: (Key y Benson 2006).

$$\text{dNBR} = \text{NBR}_{\text{antes del fuego}} - \text{NBR}_{\text{despues del fuego}} \times 1000 \quad (\text{Ecuación 5})$$

Tabla 4. *Niveles de severidad en incendios obtenidos a partir del dNBR*

Rango de dNBR (sin escala)	Rango de dNBR (con escala $\times 10^3$)	Severidad de quema
-0,500 a -0,251	-500 a -251	Repoblación mejorada, alta (después del incendio)

-0,250 a -0,101	-250 a -101	Repoblación mejorada, baja (después del incendio)
-0,100 a 0,99	-100 a 99	Sin quemar
0,100 a 0,269	100 a 269	Baja severidad
0,270 a 0,439	270 a 439	Severidad moderada-baja
0,440 a 0,659	440 a 659	Severidad moderada-alta
0,660 a 1,300	660 a 1300	Severidad alta

Fuente: (Key y Benson 2006).

3.6.2 Precisión de datos

Se emplearon técnicas estadísticas para evaluar con precisión las imágenes del satélite Sentinel-2. Para este propósito, se utilizó una combinación de una matriz de precisión general y el coeficiente kappa (κ). Además, se llevó a cabo una prueba de validación del índice bitemporal dNBR utilizando datos que serán recolectados en el terreno (CBI). Los valores de CBI se clasificaron en cinco categorías de severidad: sin cambios (CBI=0), baja (CBI $>0,10$ y ≤ 1), moderada; baja y alta (CBI $> 1,00$ y $\leq 2,00$) y alta (CBI $> 2,00$), siguiendo la metodología propuesta en estudios anteriores (Tabla 4) (Addison y Oommen 2018; Townsend 1971; Rozendaal, Danaë M. A. et al. 2019). Para el estudio, no se consideró la categoría sin quemar.

Tabla 5. *Niveles de severidad de CBI para comparar con valores de dNBR*

Categoría	CBI	Descripción
Sin quemar	0	La ubicación no experimentó ningún incendio. Esto también puede incluir una ubicación que se recupere rápidamente después de los incendios.
Baja	$>0 - \leq 1$	Consumo mínimo de vegetación; fragmentos de vegetación afectado.
Moderada - baja	$1 - \leq 1,5$	El paisaje exhibe condiciones de transición entre las características de severidad baja y moderada – alta descritas.

Moderada - alta	$>1,5 - \leq 2$	El paisaje exhibe condiciones de transición entre las características de severidad moderada - baja y alta descritas.
Alta	>2	~ 90% al consumo total de vegetación. Los sitios normalmente exhiben más del 50% de cobertura de suelo mineral o fragmentos de roca recién expuestos.

Fuente: (Key y Benson 2006).

Se calculó la Matriz de confusión y el coeficiente Kappa. Estas medidas permitieron determinar el nivel de concordancia entre dos observaciones mediante cálculos precisos. Además, durante este estudio, se utilizó la Matriz de confusión para obtener valores numéricos específicos que nos ayudarán a extraer conclusiones precisas sobre el trabajo realizado. Se analizaron los resultados en clasificaciones con y sin textura, y se realizó un análisis detallado de la información de los píxeles pertenecientes a la clase de entrenamiento, ya que se espera observar una clara separación entre las diferentes clases (Alarcon-Aguirre et al. 2021; Hudson y Ramon 1987; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G 2017; Talukdar et al. 2021; Landis y Koch 1977).

Se pudo cuantificar la precisión y confiabilidad general de las clasificaciones temáticas mediante el uso del Índice Kappa. Esta medida se calculó al determinar la proporción de acuerdos reales entre los métodos empleados por el usuario y los factores examinados, en comparación con el máximo acuerdo que se esperaría por azar (Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G 2017; Hudson y Ramon 1987).

Se utilizó el Coeficiente Kappa, un índice estadístico que varía entre -1 y +1, para medir la arbitrariedad. Cuanto más cercano a +1 sea el resultado, mayor será el grado de concordancia entre los observadores. Por otro lado, un valor de $k = 0$ indicará que la concordancia se debe exclusivamente al azar. Para facilitar la comprensión y análisis de los resultados, se interpretará este índice utilizando una escala cualitativa que evaluará la fuerza de la concordancia en seis niveles: Pobre, Ligero, Aceptable, Moderado, Considerable y Casi Perfecto (Landis y Koch 1977). El Coeficiente de Conformidad, también

conocido como Índice de Kappa, es una medida precisa de la confiabilidad del algoritmo y se utiliza ampliamente en contextos de sensorización remota. Un creciente número de investigaciones ha utilizado el coeficiente Kappa para evaluar la precisión de la clasificación (Cohen 1960; Hudson y Ramon 1987).

$$Precision\ general = VP + VN / VP + FP + VN + FN \quad (\text{Ecuación 6})$$

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

$$Kappa(k) = f_o - f_c / N - f_c \quad (\text{Ecuación 7})$$

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

Tabla 6. 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: (Landis y Koch 1977).

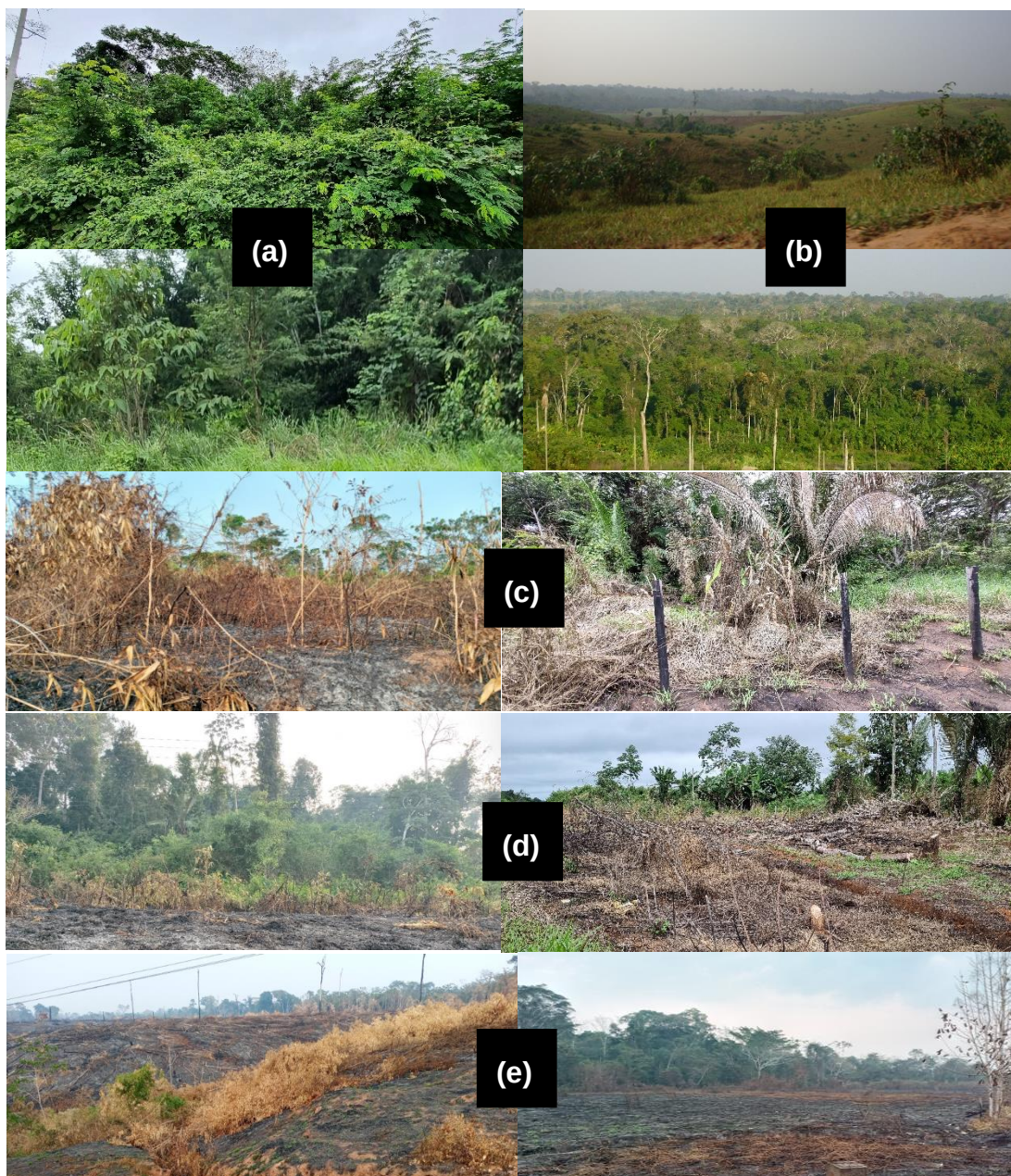


Figura 6. Severidad quemaduras de acuerdo al Índice Compuesto de quemaduras (CBI): sin quemar (a), severidad baja (b), severidad moderada-baja (c), severidad moderada-alta (d) y severidad alta (e).

3.6.4 Análisis estadístico

Este enfoque permitió analizar y comprender la distribución espacial de los datos por objetivos, proporcionando información valiosa sobre patrones y tendencias. Para llevar a cabo esta evaluación, se utilizó diversos softwares, tanto libres como con licencia, que incluyen herramientas como "GeoDa,

SigmaPlot, Microsoft Excel, ArcGis 10,5[®], ArcGisPro 2,9[®], SNAP ESA y Google Earth Engine". Estas herramientas ofrecen una amplia gama de funcionalidades para el análisis y visualización de datos geoespaciales, lo que facilita la generación de mapas precisos y detallados. Además, se aplicó un enfoque de validación riguroso para los mapas de severidad de incendios forestales. Esto implica utilizar la relación del índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) para evaluar la precisión de los mapas generados. Se empleó una matriz de precisión general y el coeficiente kappa (κ), que son métricas ampliamente reconocidas en la evaluación de la calidad de los mapas.

En resumen, la utilización de la geoestadística descriptiva e inferencial, junto con el uso de software especializado, permitió realizar una evaluación cartográfica exhaustiva y precisa en los objetivos. La validación de los mapas de severidad de incendios forestales garantiza la confiabilidad de los resultados obtenidos, lo que contribuirá a una mejor comprensión y gestión de los recursos naturales.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Cuantificación de la superficie afectada por quemas con imágenes mediante un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) en Madre de Dios durante el 2023

La cartografía del de falso color y NBR (Normalized Burn Ratio) se generaron exitosamente utilizando imágenes del satélite Sentinel-2 para Madre de Dios, mediante un código desarrollado en la plataforma Google Earth Engine para examinar las condiciones del suelo y la cubierta vegetal de 2023. Los valores altos de NBR indican una cobertura vegetal saludable, mientras que los valores bajos de NBR significan vegetación quemada o estresada.

Estos mapas proporcionan información valiosa para aplicaciones como la evaluación del riesgo de incendios, la gestión forestal y la conservación del medio ambiente. Los mapas de falso color e índice NBR ofrecen una herramienta valiosa para identificar y analizar diferentes clases de Uso y cobertura del suelo (LULC) para 2023.

Las áreas urbanas, los asentamientos y la infraestructura resaltan claramente, produciendo valores bajos de NBR en estas áreas debido a la cubierta vegetal limitada. Las áreas agrícolas se representan con varios colores en las imágenes en color verdadero y normalmente generan valores NBR altos en el índice NBR; sin embargo, los valores de NBR pueden variar según el tipo de cultivo y las condiciones sanitarias. Los bosques y las áreas seminaturales se vuelven visibles de manera prominente en los mapas de color verdadero con densos tonos verdes, lo que refleja valores altos de NBR indicativos de una cubierta vegetal saludable, aunque las perturbaciones naturales pueden conducir a valores más bajos de NBR. Los humedales aparecen en las

imágenes de color con tonos azules y verdes resultantes de las características del agua, mientras que la interpretación del índice NBR para esta clase es limitada. Los cuerpos de agua, por otro lado, se muestran completamente en azul en las imágenes en color verdadero y generalmente producen valores NBR altos.

La interpretación de estos mapas se puede utilizar teniendo en cuenta el contexto geográfico y los detalles regionales, proporcionando una referencia vital para el uso de la tierra, la gestión de recursos naturales y el análisis ambiental. El mapa de falso color de 2023 antes y después (Figura 7) muestra las condiciones del terreno y la vegetación de Madre de Dios basándose en el mosaico de imágenes obtenidas aplicando corrección atmosférica.

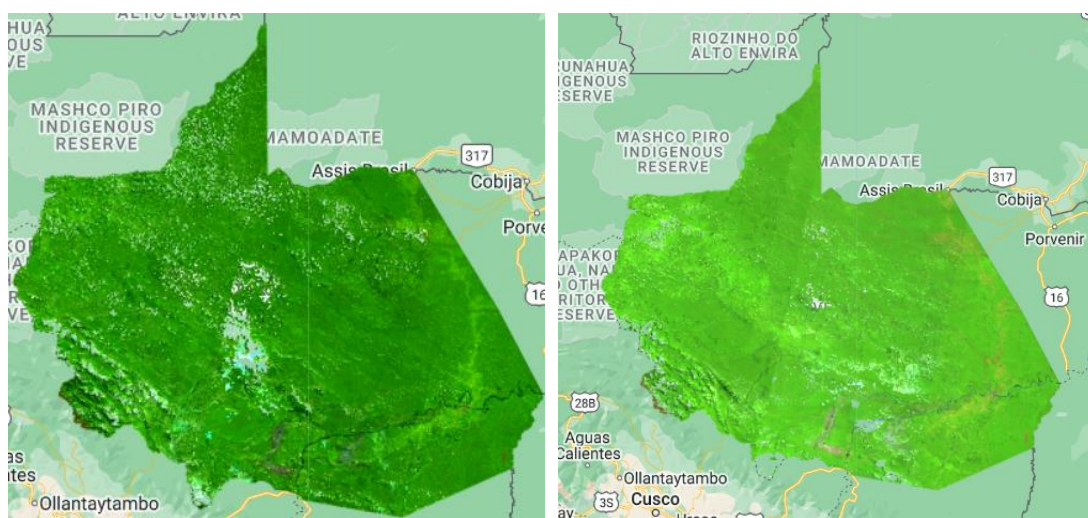


Figura 7. Mapa de falso color antes (izquierda) y después (derecha) de Madre de Dios para 2023.

El mapa NBR de junio y agosto de 2023 (Figura 8 y 9) del mismo período se crea procesando datos de las bandas de infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de onda corta (SWIR), y ofrece información detallada sobre el uso de la tierra, la vegetación y los cambios. Si embargo, por cuestiones climáticas y calidad de visibilidad de las imágenes Sentinel-2, se excluyeron del estudio las áreas con presencia de nubosidad o anomalías ambientales que impedían un

correcto análisis. Para ello, se sumó las áreas (520 209,84 ha) con dificultades climáticas antes y después del incendio (Figura 11 y Tabla 7)

Tabla 7. Área de exclusión de NBR y dNBR.

NBR	Categorías (ha)				
	Área excluida	Alta	Media	Baja	Sin quemas
Pre NBR	321 354,29	0,39	0,52	15,70	8 178 611,44
Post NBR	198 855,56	5,97	16,68	86,03	8 301 018,09
Suma	520 209,84				

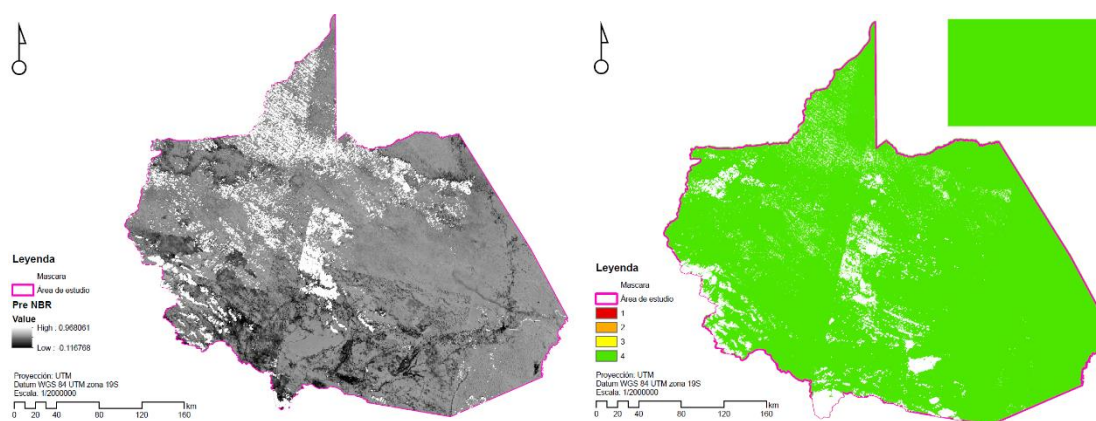


Figura 8. Enfoque unilateral de severidad de pre quema del área de estudio mediante el índice de NBR (Sentinel-2 MSI).

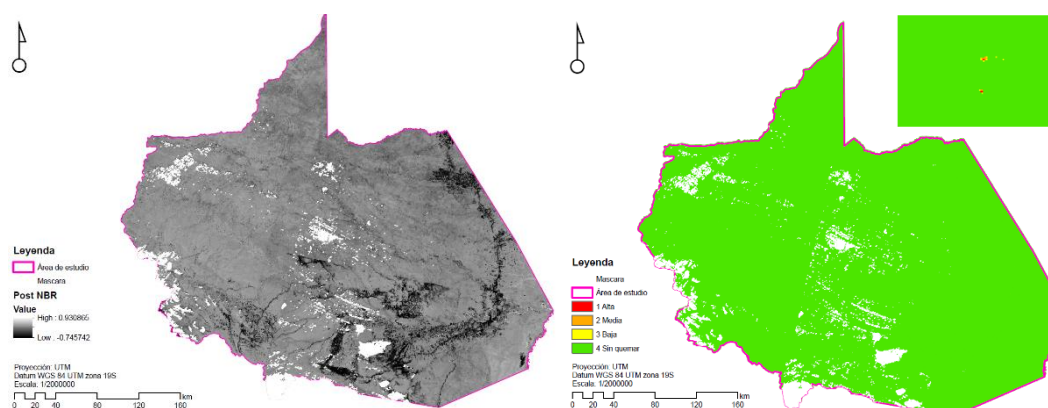


Figura 9. Enfoque unilateral de severidad de post quema del área de estudio mediante el índice de NBR (Sentinel-2 MSI).

La determinación de áreas quemadas en el área de estudio (Madre de Dios) se produce por umbralización dinámica de las imágenes NBR y dNBR obtenidas antes y después del incendio, como se muestra en la figura 10. El índice NBR antes del incendio reportó una región de 16,61 ha, mientras que el NBR después del incendio midió 108,68 ha. En relación con el dNBR, 1 148 810,42 ha.

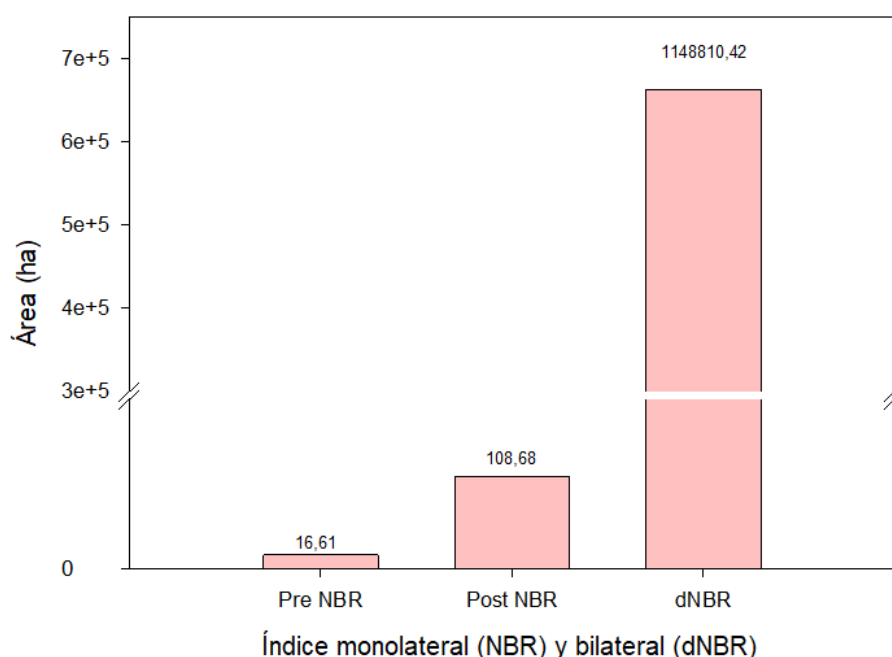


Figura 10. Cuantificación de áreas quemadas antes, después, y diferencia NBR.

Además, en el caso de los resultados del área quemada, la figura 11 muestra los niveles de severidad de las quemas antes y después del incendio. Como era de esperar, y teniendo en cuenta el periodo de tiempo, la categoría de severidad alta en pre NBR muestra un valor mucho menor (0,39 ha) en comparación con las otras categorías. Le siguen severidad media con 0,52 ha, severidad baja con 15,70 ha y 8 178 611,44 ha que quedaron sin quemar. Esta situación difiere del escenario posterior a la NBR, con una severidad alta de 5,97 ha, una severidad media de 16,68 ha, una severidad baja de 86,03 ha y 8 301 018,09 ha que permanecen sin quemar. El aumento porcentual de una época a otra es de aproximadamente 1424% para alta, 3122% para la media, 448% para la baja y 1,50% para las zonas no afectadas.

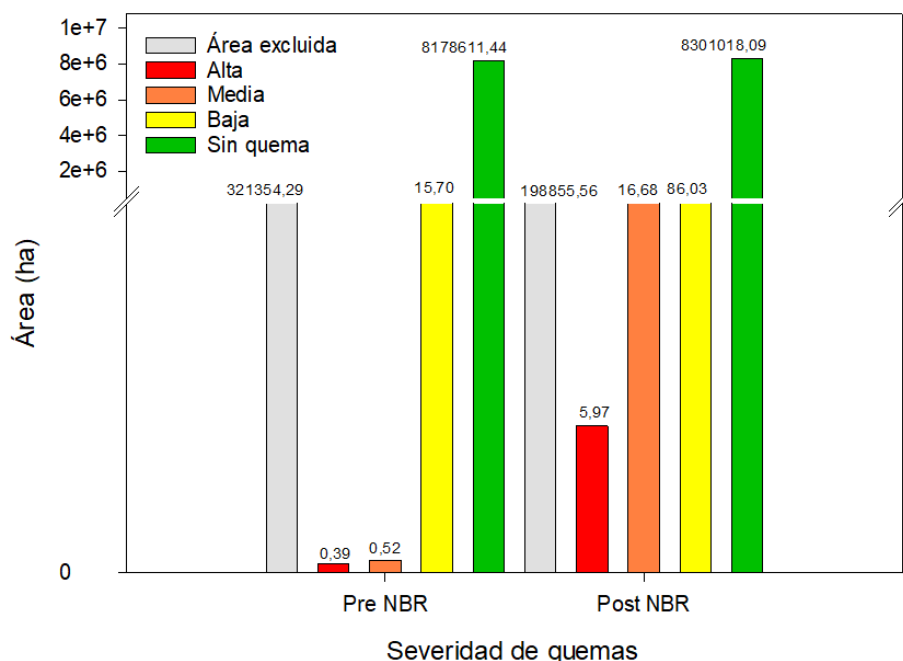


Figura 11. Nivel de quema pre y post con un enfoque unilateral (NBR).

La integración de mapas de falso color (RGB) y Normalized Burn Ratio (NBR) desempeña un papel fundamental a la hora de comprender la intrincada dinámica de las condiciones del suelo, los cambios de vegetación y los posibles riesgos de incendio dentro del departamento de Madre de Dios. Estos mapas sirven como herramientas indispensables y ofrecen información valiosa para un análisis e interpretación en profundidad, proporcionando una representación visual del paisaje, lo que permite una comprensión matizada de las variaciones de la cobertura del suelo (Addison y Oommen 2018; Afira y Wijayanto 2022; Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Arjasakusuma et al. 2022; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G. 2017; Dos Reis et al. 2021; Ghimire et al. 2012; Kennard, D.K et al. 2002; Planas et al. 2023).

Los mapas NBR, al aprovechar la información espectral, facilitan la evaluación de la salud de la vegetación y la susceptibilidad a los incendios. La transición de mapas NBR a dNBR (Diferencia de índice de quemado normalizado) refina aún más el análisis, enfatizando la gravedad de los cambios posteriores a los incidentes de incendio (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Ghimire et al. 2012; Gill 1975b; García-Llamas et al. 2019; Li et al. 2023a; Liverpool 2020). Este enfoque matizado, adaptado al contexto geográfico específico de Madre de

Dios, no solo mejora nuestra comprensión del medio ambiente local, sino que también establece una base sólida para la toma de decisiones informadas en el manejo forestal, la planificación ambiental y la conservación de los recursos naturales. Los resultados de nuestro estudio se alinean estrechamente con los hallazgos presentados en investigaciones recientes. Investigadores realizaron estudios sobre la identificación de áreas quemadas en bosques e incendios en la Amazonia utilizando el índice de índice de quemado normalizado multitemporal (NBR) en imágenes satelitales Sentinel-2. Nuestros resultados coinciden con otros estudios (Aarabi y Bromideh 2006; Afira y Wijayanto 2022; Benson et al. 1999; Dos Reis et al. 2021; García-Llamas et al. 2019; Goetz et al. 2012; Hu et al. 2023; Li et al. 2023a; Liverpool 2020; Miller et al. 2009; Pastor et al. 2020; Roy et al. 2019) y demuestran la eficacia de la NBR para delimitar y evaluar las regiones afectadas por los incendios.

4.2 Severidad de quemas

Utilizando la plataforma Google Earth Engine, se realizaron cálculos dNBR de para 2023, enmascarando las áreas con problemas atmosféricos. Como resultado de este proceso, se creó un mapa de severidad de quemas para las áreas afectadas por incendios y se delinearon por niveles de severidad

Las figuras 12 y 13, según los resultados de dNBR para el año 2023, muestran resultados significativos con respecto a la distribución basada en el área y los tamaños (en hectáreas) de las clases de severidad de quemas. La clase "Sin quemar" tiene el área más grande en el mapa de quemas para 2023, cubriendo aproximadamente 6 484 815,71ha. Esto subraya que una parte importante del uso del suelo no se vio afectada por el incendio. También destacan las clases "Repoblación mejorada-alta" y " Repoblación mejorada-baja" post incendio, que cubren áreas de 137 165,76 ha y 722 772,19 ha, respectivamente. Estos resultados resaltan la característica importante del rebrote de la vegetación después del incendio. Además, las clases "Quemas de severidad baja", " Quemas de severidad moderada-baja", " Quemas de severidad moderada-alta" y "Quemas de severidad alta" se distribuyen en

áreas más pequeñas, que representan 562 584,34 ha, 82 839,69 ha, 16 095,27 ha y 1 538,52 ha, respectivamente (Figura 14).

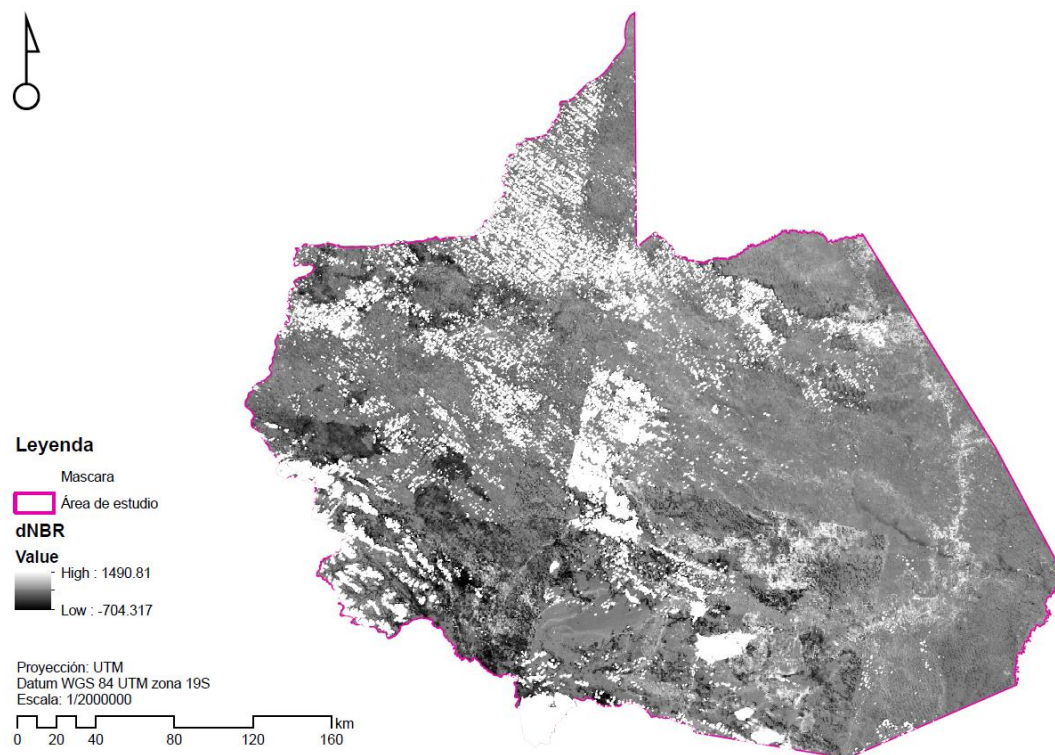


Figura 12. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (tonalidad de grises).

La cuantificación de los niveles de severidad de quemas presenta un aumento de "Quemas de severidad baja" respecto a "Quemas de severidad moderada-baja" de aproximadamente 7 veces, "Quemas de severidad moderada-baja" con "Quemas de severidad moderada-alta" de 5 veces, y "Quemas de severidad moderada-alta" con "Quemas de severidad alta" de aproximadamente 10 veces.

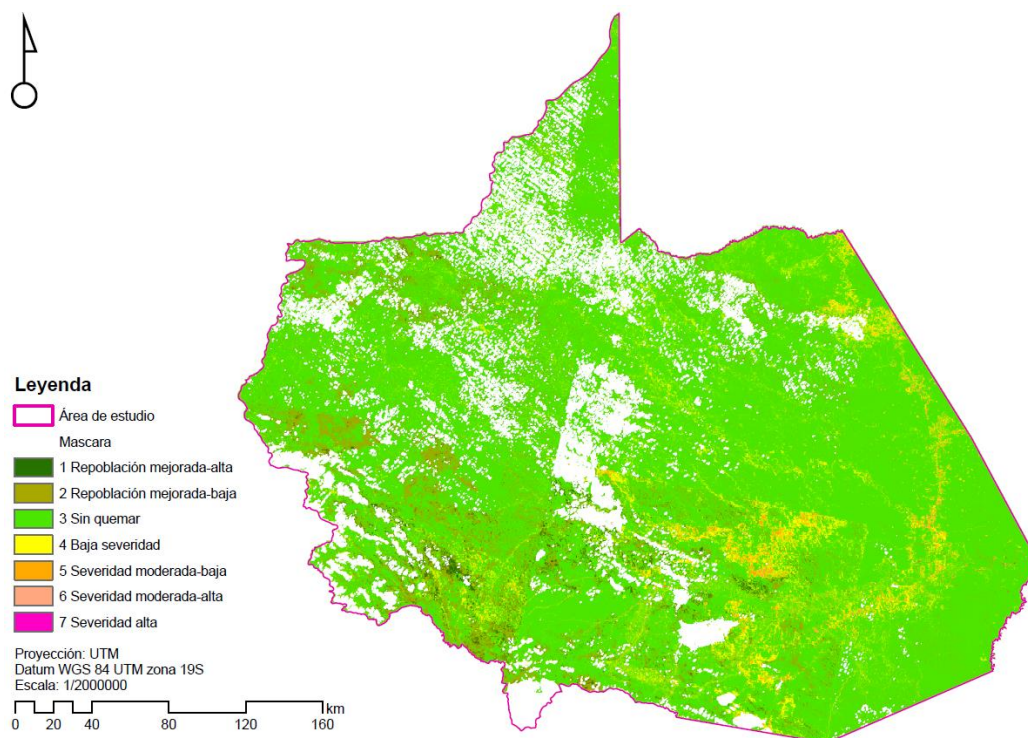


Figura 14. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color).

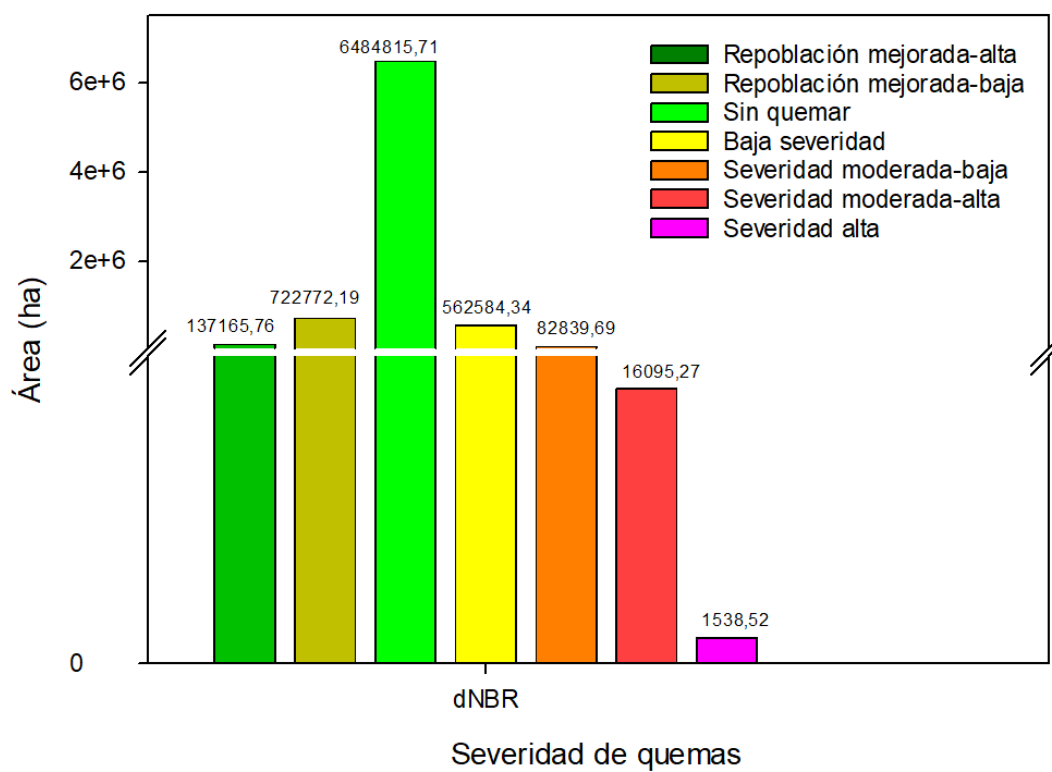


Figura 13. Cuantificación de áreas quemadas por nivel de severidad con un índice de enfoque multilateral dNBR (Sentinel-2 MSI).

Según los datos obtenidos, el análisis de severidad de quemaduras, muestra con mayor intensidad aquellas áreas cercanas a las vías de acceso principal secundarias, principalmente donde se encuentran las áreas agrícolas o zonas de transición conocidas como purma (Alarcon-Aguirre et al. 2022a). Por el contrario, se observa un escenario diferente en las zonas forestales. Estos resultados indican un aumento de los incendios y una mayor incidencia de los impactos de los incendios en áreas agrícolas o cercanas a las vías de acceso (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Tanase, Kennedy y Aponte 2015). También subrayan las diferencias en los impactos de los incendios en varios escenarios de uso de la tierra. Estos análisis detallados proporcionan una orientación crucial a la hora de determinar estrategias de gestión de incendios y evaluar los impactos ambientales (Briceño et al. 2019; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G. 2017; Burgos 1997; Encina 2020; Harrison, Johnson y Roberts 2019; Hu et al. 2023; Li et al. 2023a; Mutanga y Kumar 2019b; Pastor-Fernandez 2018; Reynolds et al. 2007).

Este estudio proporciona una evaluación integral de la dinámica de la gravedad de las quemaduras en el departamento de Madre de Dios, abarcando diversas actividades que se desarrollan en Madre de Dios en el 2023 utilizando el índice de quema normalizado diferenciado (dNBR) (Hu et al. 2023; Li et al. 2023b; Zennir y Khallef 2023b; Zhiminaicela-Cabrera, Quevedo-Guerrero y Morocho-Castillo 2020; Szpakowski et al. 2023; Rozendaal, Danaë M. A. et al. 2019). Los resultados revelan variaciones significativas en las tendencias de gravedad de las quemaduras entre los diferentes tipos de cobertura terrestre dentro de nuestra área de estudio. En Madre de Dios, esta investigación de las variaciones de severidad de quemaduras ha revelado tendencias claras. Las regiones cercanas a las vías de acceso, en nuestro caso las áreas agrícolas mostraron una incidencia constante de quemaduras de baja severidad disminuyendo su incidencia a severidad alta, lo que demuestra su resiliencia a daños menores por incendios (Kashnitskii 2022a; Shabana et al. 2015). Por el contrario, en menor proporción las áreas boscosas y áreas de transición experimentaron en algunos casos una expansión de incendios de severidad moderada-alta a alta, lo que podría indicar cambios en los

regímenes de incendios o intervenciones humanas. Estos resultados subrayan la necesidad de estrategias personalizadas de manejo de incendios en ambos ecosistemas para mitigar el impacto ecológico de manera efectiva y promover la conservación de los ecosistemas (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; 2022a; Benson et al. 1999; Best et al. 2021b; Cabral et al. 2018; Dholakia et al. 2022; Dzwonko, Loster y Gawroński 2015; Goetz et al. 2012; Hu et al. 2023).

En el contexto de los resultados, es evidente que las áreas agrícolas exhiben variaciones de severidad de quemas en comparación con sus contrapartes boscosas, que se degradan y deforestan para dar paso a áreas agrícolas. Este contraste en la severidad de quemas se puede atribuir a varios factores arraigados en las diferentes características de estos ecosistemas. Las regiones agrícolas muestran un mayor nivel de resiliencia a los incendios forestales debido a varios factores clave. Además, factores como la topografía, las condiciones meteorológicas (velocidad del viento, dirección, humedad) y las limitaciones de accesibilidad añaden complejidad a la dinámica de los incendios en el área de estudio. Las estrategias eficaces de gestión de incendios se vuelven esenciales a medida que los incendios aumentan en duración y se acercan a regiones pobladas, limitando su extensión. Además, este estudio destaca la posible discrepancia entre las áreas quemadas reportadas por las autoridades y los medios de comunicación en comparación con las derivadas de datos de teledetección. Esta disparidad subraya la importancia de utilizar tecnología avanzada, como Sentinel-2, con resolución temporal mejorada, para evaluar con precisión los impactos del incendio inmediatamente después de un evento (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Bar, Parida y Pandey 2020b; Benson et al. 1999; Dzwonko, Loster y Gawroński 2015; Hai-jian 2011; Hu et al. 2023; Li et al. 2023a; Liverpool 2020; Mahmood y Jumaah 2023b; Miller et al. 2009; Pismel et al. 2023).

Los resultados se alinean con otros estudios que han utilizado con éxito datos de Sentinel-2 para evaluar el área y la gravedad de los incendios, aprovechando herramientas avanzadas de análisis geoespacial como Google Earth Engine. Estos conocimientos en conjunto enfatizan la importancia de la

tecnología de detección remota, como Sentinel-2 y plataformas como Google Earth Engine, para mejorar nuestra capacidad de monitorear y gestionar incendios forestales de manera efectiva. A medida que enfrentamos los desafíos que plantean los cambios en los regímenes de incendios y las crecientes amenazas de incendios forestales, estas herramientas son invaluable para la toma de decisiones informadas y la conservación de los ecosistemas (Afira y Wijayanto 2022; 2022; Amos, Petropoulos y Ferentinos 2019; Benson et al. 1999; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G. 2017; Fernández-Manso, Fernández-Manso y Quintano 2016b; García-Llamas et al. 2019; Li et al. 2023a).

En resumen, este estudio muestra cuán efectivo es el índice de quemaduras y la teledetección para mejorar nuestra comprensión de la dinámica posterior a los incendios y proporcionar información vital para planificar proyectos de restauración, gestionar incendios y proteger los ecosistemas. Esto es especialmente cierto a la luz de los cambios en los patrones de incendios y la creciente amenaza de incendios forestales.

4.3 Precisión de índice (dNBR)

La precisión combinada de la clasificación del nivel de severidad de quemaduras obtenida a partir de la matriz de confusión fue del 76%, con una concordancia estadística kappa de 0,686 (Considerable) (Tablas 6 y 8) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

El levantamiento de datos en campo en función al protocolo del Índice Compuesto de Quemaduras (CBI) permitieron la validación (n=382) para medir la severidad de quemaduras para el periodo anual 2023 (Tablas 8) fueron significativos (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). El criterio utilizado fue por el método de frecuencias. Los valores de las diagonales presentan una concordancia entre los datos de CBI y dNBR.

Tabla 8. Matriz de precisión (matriz de confusión e Índice de kappa) de datos de dNBR

Categoría		CBI				
		Baja (1)	Moderada-baja (2)	Moderada-alta (3)	Alta (4)	$f_{\text{Sentinel-2}}$
dNBR (Sentinel-2)	Baja (1)	75 (23)	14	7	0	96
	Moderada-baja (2)	12	70 (26)	14	0	96
	Moderada-alta (3)	3	13	69 (25)	10	95
	Alta (4)	0	5	12	78 (22)	95
	f_{CBI}	90	102	102	88	382
$f_o =$ 292		$f_c =$ 96				
$k =$ 0,686		$k_M =$ 0,620				
$\sigma_k =$ 0,0290		$\sigma_{k_o} =$ 0,0295				
$z =$ 23,218		Matriz de confusión= 0,764				

Aunque una fracción significativa de las disconformidades es producto de las diferencias marginales, el valor de $k = 0,686$ muestra que más de la mitad de las muestras verificadas están de acuerdo (excluyendo el azar) respecto a la dNBR de Sentinel-2. Lo más probable es que el valor poblacional de x se sitúe entre 0,629 y 0,743 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). Z (23,218) es significativo con una probabilidad de $(P) < 0,001$ (Tabla 8) (Yaghoobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Nuestro estudio mostró que el dNBR es especialmente útil como predicador de la gravedad de la quema, en relación con trabajos anteriores que demostraron relaciones estadísticas significativas en precisión conjunta, a pesar de las diferentes especies vegetativas y regímenes de incendios en la Amazonia de Madre de Dios (Key y Benson 2006; Miller y Thode 2007; Miller et al. 2009; Dzwonko et al. 2015; Miller et al. 2016; Delcourt et al. 2021; Dindaroglu et al. 2021; Afira y Wijayanto 2022; Alcaras et al. 2022; Arjasakusuma et al. 2022; Seydi et al. 2022).

4.4 Severidad de quemas por provincias en la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023

Las figuras 15-18, según los resultados de dNBR para el año 2023 por provincias (Manu, Tambopata y Tahuamanu), muestran resultados significativos con respecto a la distribución basada en el área y los tamaños (en hectáreas) de las clases de severidad de quemas. La clase "Sin quemar" tiene el área más grande en el mapa de quemas para 2023, cubriendo aproximadamente 1 955 222,09 ha para provincia de Manu, 2 902 904,56 ha para Tambopata y 1 626 689,7 ha para Tahuamanu. Esto subraya que una parte importante del uso del suelo no se vio afectada por el incendio. También destacan las clases "Repoblación mejorada-alta" y "Repoblación mejorada-baja" post incendio, que cubren áreas de 96 429,10 ha, 26 392,72 ha y 14 343,94 ha para Manu, Tambopata y Tahuamanu respectivamente. Estos resultados resaltan la característica importante del rebrote de la vegetación después del incendio.

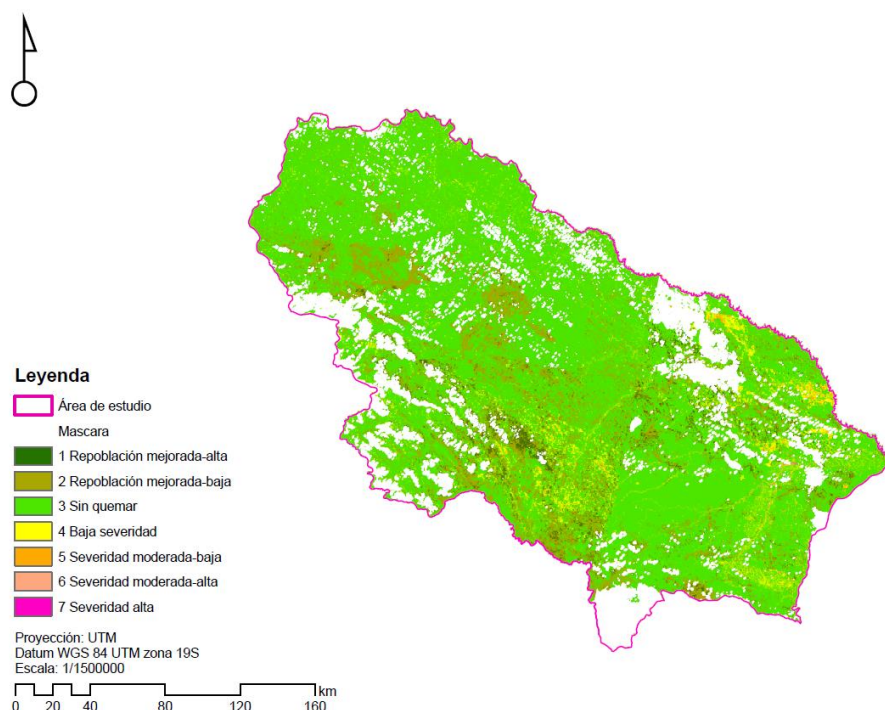


Figura 15. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Manu.

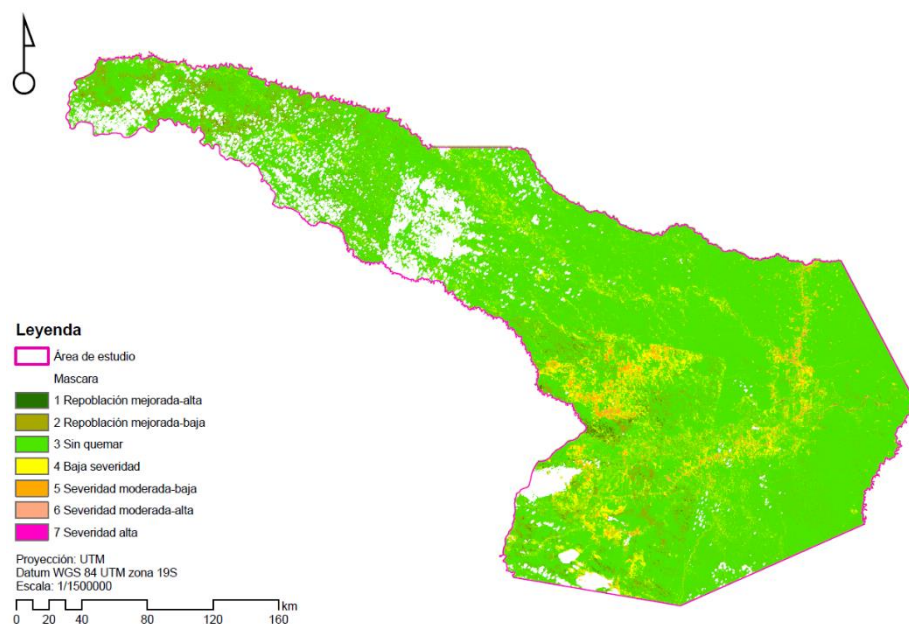


Figura 17. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Tambopata.

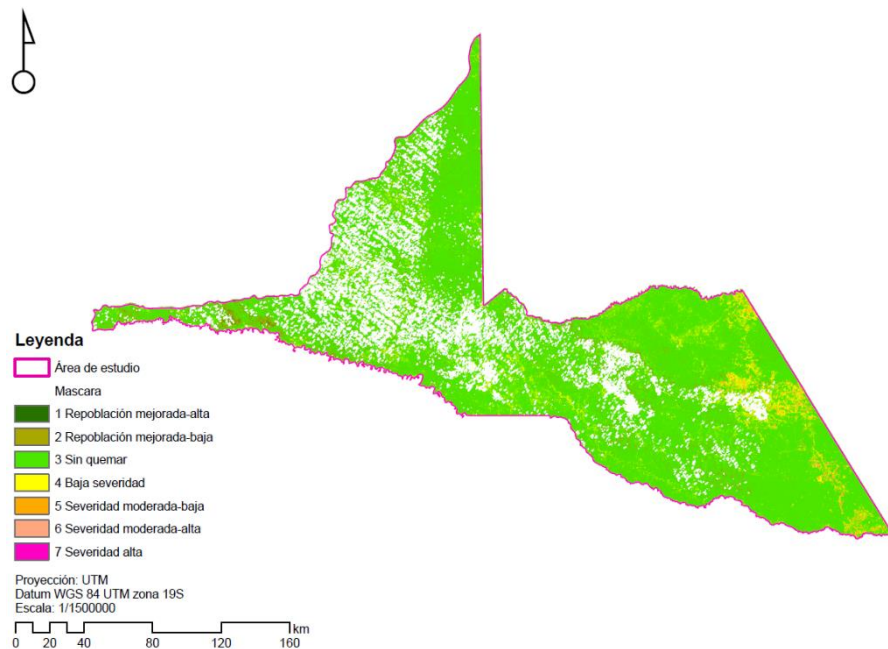


Figura 16. Severidad de quema usando el índice de enfoque multitemporal dNBR de datos de Sentinel-2 MSI (color) de la provincia de Tahuamanu.

Además, las clases "Quemas de severidad baja" (134 868,69 ha, 288 352,99 ha y 139 362,65 ha), " Quemas de severidad moderada-baja" (21 261,41 ha, 50 549,43 ha y 11 028,86 ha), " Quemas de severidad moderada-alta" (4 076,36 ha, 8 071,16 ha y 3 947,76 ha) y "Quemas de severidad alta" (403,42 ha, 901,24 ha y 233.86 ha) se distribuyen en áreas más pequeñas (Figura 18).

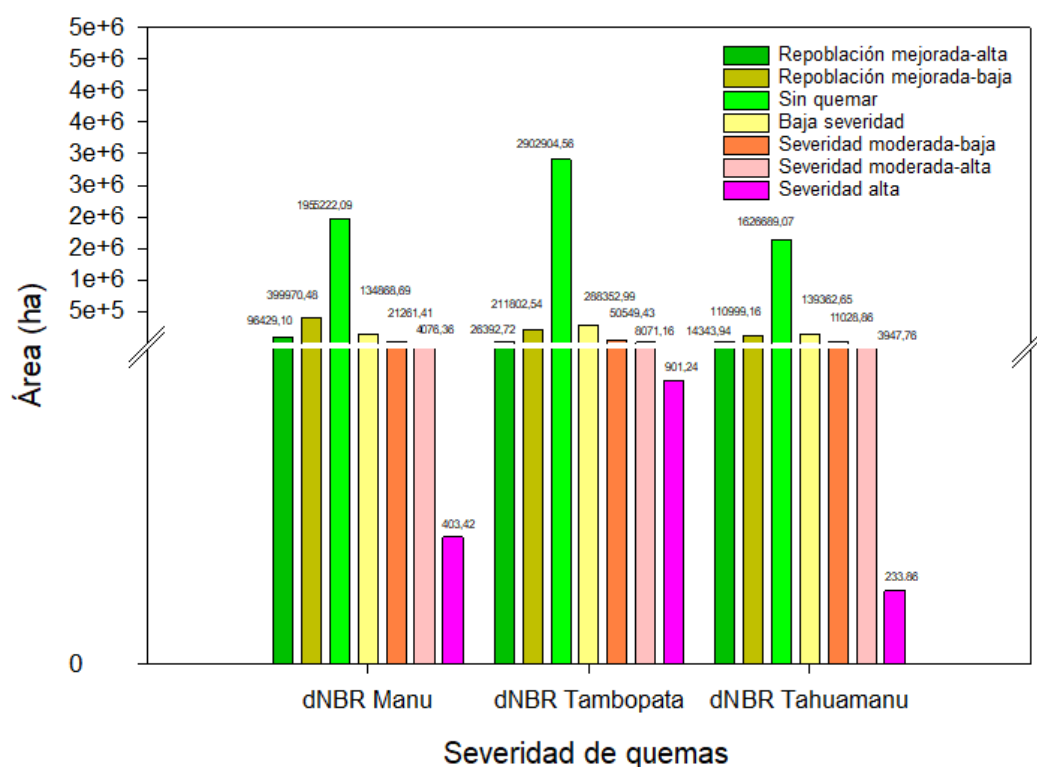


Figura 18. Cuantificación por provincias de áreas quemadas por nivel de severidad con un Índice de enfoque multilateral dNBR (Sentinel-2 MSI).

Realizando las comparaciones por provincias de la cuantificación de los niveles de severidad de quemas se determina qué; el nivel de "Quemas de severidad baja" es mayor en la provincia de Tambopata, a nivel porcentual la provincia de Tahuamanu es mayor respecto a Manu con 3,33%, mientras que Tambopata lo es con 106,91% respecto a Tahuamanu. "Quemas de severidad moderada-baja" la provincia de Manu es mayor respecto a Tahuamanu con 92,78%, mientras que Tambopata lo es con 358,34% respecto a Manu. "Quemas de severidad moderada-alta" la provincia de Manu es mayor

respecto a Tahuamanu con 3,26%, mientras que Tambopata lo es con 98,00% respecto a Manu. Finalmente. "Quemas de severidad alta" la provincia de Manu es mayor respecto a Tahuamanu con 72,51%, mientras que Tambopata lo es con 123,40% respecto a Manu.

Según los datos obtenidos, el análisis de severidad de quemas en las tres provincias, muestra con mayor intensidad aquellas áreas cercanas a las vías de acceso principal secundarias, principalmente donde se encuentran las áreas agrícolas o zonas de transición conocidas como purma (Alarcon-Aguirre et al. 2022a). Por el contrario, se observa un escenario diferente en las zonas forestales. Estos resultados indican un aumento de los incendios y una mayor incidencia de los impactos de los incendios en áreas agrícolas o cercanas a las vías de acceso (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Tanase, Kennedy y Aponte 2015). También subrayan las diferencias en los impactos de los incendios en varios escenarios de uso de la tierra. Estos análisis detallados proporcionan una orientación crucial a la hora de determinar estrategias de gestión de incendios y evaluar los impactos ambientales (Briceño et al. 2019; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G. 2017; Burgos 1997; Encina 2020; Harrison, Johnson y Roberts 2019; Hu et al. 2023; Li et al. 2023a; Mutanga y Kumar 2019b; Pastor-Fernandez 2018; Reynolds et al. 2007).

Se ha verificado que el dNBR es un índice preciso de medición de la severidad de quemas en varios tipos de bosques del mundo (incluidos los bosques boreales, los de coníferas templados, los caducifolios templados y los mediterráneos (French et al. 2008), pero no en los bosques siempreverdes templados de hoja ancha. bosque de hojas (Veraverbeke et al. 2010). Se hace esta precisión por la variedad de mosaicos que presenta Madre Dios, con condiciones fisiográficas y climáticas variables del Manu respecto a la provincia de Tambopata y Tahuamanu. A través de la verificación de dNBR en bosques Amazónicos, nuestro estudio verifica los hallazgos de otros estudios (Alarcon-Aguirre et al. 2022a; Amos, Petropoulos y Ferentinos 2019; Arjasakusuma et al. 2022; Atakul y Di 2023b; Bar, Parida y Pandey 2020b; Borràs, Delegido, Pezzola, Pereira, Morassi y Camps-Valls, G. 2017; Brown,

Petropoulos y Ferentinos 2018b; Dos Reis et al. 2021; Fernández-Manso, Fernández-Manso y Quintano 2016b; García-Llamas et al. 2019; Hu et al. 2023; Keeley 2009b; Li et al. 2023a; Lohar, Panhalkar y Patil 2021), que utilizaron dNBR como índice de severidad. Nuestras observaciones de campo de la gravedad de los incendios presentan además un método de estudio simplificado en comparación con el utilizado para calcular el CBI (Key y Benson 1999), sin embargo, nuestro método demostró ser relevante y suficiente cuando el objetivo es medir la gravedad del incendio per se (no la severidad de quemaduras) en áreas de la Amazonia.

CONCLUSIONES

Este estudio se basa en un análisis de severidad de quemas mediante un enfoque multitemporal dNBR para 2023 en Madre de Dios.

Los resultados determinan una superficie quemada de 663 057,82 ha en el departamento de Madre de Dios.

En cuanto a la severidad de quemas; baja severidad presento la mayor cuantificación de áreas quemadas con 562 584,34 ha, siendo la menor área severidad alta con 1 538,52 ha.

La precisión del mapa de severidad de quemas basados en la relación entre el índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) en el periodo 2023 reporto una matriz de confusión e índice de concordancia de kappa de 76% y 0,686 (considerable).

El análisis de severidad de quemas por provincias en la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023, reporto a la provincia de Tambopata con una mayor incidencia de severidad de quemas respecto a las provincias de Tahuamanu y Manu. Sin embargo, respecto a las provincias de Tahuamanu y Manu, solo baja severidad mostro a la provincia de Tahuamanu con una mayor incidencia con Manu, mientras que severidad moderada-baja, severidad moderada-alta y severidad alta fueron mayores a la provincia de Tahuamanu.

Se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alterna, donde la aplicación del enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) de Sentinel-2 en la Amazonia de Madre de Dios, favorece significativamente en el mapeo de la severidad de las quemas durante la estacionalidad seca de área afectadas y no afectadas por los incendios.

SUGERENCIAS

Estos resultados proporcionan una guía esencial para mejorar la sostenibilidad de los recursos naturales y las estrategias de manejo de incendios. Además, el uso de sistemas avanzados como las imágenes satelitales Sentinel y Google Earth Engine ofrece importantes ventajas en el seguimiento y gestión de incendios. Por consiguiente, será esencial el uso generalizado de dichos datos para análisis adicionales y la planificación de intervenciones más efectivas para la reducción del riesgo de incendios.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AARABI, N. y BROMIDEH, A.A., 2006. *The impact of e-commerce on the Iranian insurance companies* [en línea]. 2006. S.l.: s.n. [consulta: 6 marzo 2024]. Disponible en: <https://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2:1028084>.
- ADDISON, P. y OOMMEN, T., 2018. Utilizing satellite radar remote sensing for burn severity estimation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 73, ISSN 15698432. DOI 10.1016/j.jag.2018.07.002.
- AFIRA, N. y WIJAYANTO, A.W., 2022. Mono-temporal and multi-temporal approaches for burnt area detection using Sentinel-2 satellite imagery (a case study of Rokan Hilir Regency, Indonesia). *Ecological Informatics*, vol. 69, ISSN 15749541. DOI 10.1016/j.ecoinf.2022.101677.
- ALARCON AGUIRRE, G., CANAHUIRE ROBLES, R.R., GUEVARA DUAREZ, F.M., RODRÍGUEZ ACHATA, L., GALLEGOS CHACÓN, L.E. y GARATE-QUISPE, J., 2021. Dynamics of forest loss in the southeast of the Peruvian Amazon: a case study in Madre de Dios. *Ecosistemas*, vol. 30, no. 2, ISSN 16972473. DOI 10.7818/ECOS.2175.
- ALARCON-AGUIRRE, G., CANAHUIRE-ROBLES, R.R., GUEVARA-DUAREZ, F.M., RODRÍGUEZ-ACHATA, L., GALLEGOS-CHACÓN, L.E. y GARATE-QUISPE, J., 2021. Dynamics of forest loss in the southeast of the Peruvian Amazon: a case study in Madre de Dios. *Ecosistemas*, vol. 30, no. 2, ISSN 16972473. DOI 10.7818/ECOS.2175.
- ALARCON-AGUIRRE, G., MAMANI MAMANI, M., CANAHUIRE-ROBLES, R.R., VASQUEZ ZAVALA, T., PEÑA VALDEIGLESIAS, J., DIAZ REVOREDO, J., RODRÍGUEZ ACHATA, L., RAMOS ENCISO, D. y GARATE-QUISPE, J., 2023. Forest Loss Related to Brazil Nut Production in Non-Timber Forest Product Concessions in a Micro-Watershed in the Peruvian Amazon. *Remote Sensing*, 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., 2022a. Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire*, vol. 5, no. 4, ISSN 2571-6255. DOI 10.3390/fire5040094.
- ALARCON-AGUIRRE, G., MIRANDA FIDHEL, R.F., RAMOS ENCISO, D., CANAHUIRE-ROBLES, R., RODRIGUEZ-ACHATA, L. y GARATE-QUISPE, J., 2022b. Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR

in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire*, vol. 5, no. 4, ISSN 25716255. DOI 10.3390/FIRE5040094/S1.

ALARCON-AGUIRRE, G., MIRANDA FIDHEL, R.F., RAMOS ENCISO, D., CANAHUIRE-ROBLES, R., RODRIGUEZ-ACHATA, L. y GARATE-QUISPE, J., 2022c. Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire*, vol. 5, no. 4, ISSN 25716255. DOI 10.3390/fire5040094.

AMOS, C., PETROPOULOS, G.P. y FERENTINOS, K.P., 2019. Determining the use of Sentinel-2A MSI for wildfire burning & severity detection. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 40, no. 3, ISSN 13665901. DOI 10.1080/01431161.2018.1519284.

ARJASAKUSUMA, S., KUSUMA, S.S., VETRITA, Y., PRASASTI, I. y ARIEF, R., 2022. Monthly Burned-Area Mapping using Multi-Sensor Integration of Sentinel-1 and Sentinel-2 and machine learning: Case Study of 2019's fire events in South Sumatra Province, Indonesia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 27, ISSN 23529385. DOI 10.1016/j.rsase.2022.100790.

ASNER, G.P., POWELL, G.V.N., MASCARO, J., KNAPP, D.E., CLARK, J.K., JACOBSON, J., KENNEDY-BOWDOIN, T., BALAJI, A., PAEZ-ACOSTA, G., VICTORIA, E., SECADA, L., VALQUI, M. y HUGHES, R.F., 2010. High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 107, no. 38, ISSN 0027-8424, 1091-6490. DOI 10.1073/pnas.1004875107.

ATAKUL, C. y DI, L., 2023a. Assessing Wildfire Burn Severity Indices Using Sentinel-2 Data: A Comparative Study of Common Remote Sensing Burn Indices and CBI Field Data. *2023 11th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*. S.l.: IEEE, pp. 1-5. ISBN 979-8-3503-0351-3. DOI 10.1109/Agro-Geoinformatics59224.2023.10233309.

ATAKUL, C. y DI, L., 2023b. Assessing Wildfire Burn Severity Indices Using Sentinel-2 Data: A Comparative Study of Common Remote Sensing Burn Indices and CBI Field Data. *2023 11th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)* [en línea]. Wuhan, China: IEEE, pp. 1-5. [consulta: 24 mayo 2024]. ISBN 9798350303513. DOI 10.1109/Agro-Geoinformatics59224.2023.10233309. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10233309/>.

BAR, S., PARIDA, B.R. y PANDEY, A.C., 2020a. Landsat-8 and Sentinel-2 based Forest fire burn area mapping using machine learning algorithms on GEE cloud platform over Uttarakhand, Western Himalaya. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 18, ISSN 2352-9385. DOI 10.1016/J.RSASE.2020.100324.

- BAR, S., PARIDA, B.R. y PANDEY, A.C., 2020b. Landsat-8 and Sentinel-2 based Forest fire burn area mapping using machine learning algorithms on GEE cloud platform over Uttarakhand, Western Himalaya. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 18, ISSN 23529385. DOI 10.1016/j.rsase.2020.100324.
- BARNI, P.E., REGO, A.C.M., SILVA, F.D.C.F., LOPES, R.A.S., XAUD, H.A.M., XAUD, M.R., BARBOSA, R.I. y FEARNSIDE, P.M., 2021. Logging Amazon forest increased the severity and spread of fires during the 2015–2016 El Niño. *Forest Ecology and Management*, vol. 500, ISSN 03781127. DOI 10.1016/j.foreco.2021.119652.
- BENSON, N., KEY, C.H., NORTHERN, U., MOUNTAIN, R., BENSON, N.C., GLACIER, U. y PARK, N., 1999. Measuring and remote sensing of burn severity: The CBI and NBR. *Proceedings of the Joint Fire Science Conference and Workshop, Boise, ID, USA*. S.l.: s.n., pp. 15-17.
- BERTON, L., OLIVEIRA, P. y VEGA OLIVEROS, D., 2023. Graph-based semi-supervised classification for similar wildfire dynamics. *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, DOI 10.1145/3555776.3577622.
- BEST, I., RENGIFO, H., VELARDE, E., LOJA, J.F., PORTUGAL, A., RENGIFO, P., AGUILAR, L., RAMOS-ESCUDEIRO, F. y MUÑOZ, A.M., 2021a. Phenology of oenocarpus mapora h. Karst in low-terrace and high-terrace forests of the madre de dios region, Peru. *Forests*, vol. 12, no. 10, ISSN 19994907. DOI 10.3390/f12101424.
- BOCA, T. y RODRÍGUEZ, G., 2012. Métodos estadísticos de la evaluación de la exactitud de productos derivados de sensores remotos Instituto de Clima y Agua, INTA Castelar. *Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria*,
- BONILLA-ALDANA, D.K., SUÁREZ, J.A., FRANCO-PAREDES, C., VILCARROMERO, S., MATTAR, S., GÓMEZ-MARÍN, J.E., VILLAMIL-GÓMEZ, W.E., RUÍZ-SÁENZ, J., CARDONA-OSPINA, J.A., IDARRAGA-BEDOYA, S.E., GARCÍA-BUSTOS, J.J., JIMENEZ-POSADA, E.V. y RODRÍGUEZ-MORALES, A.J., 2019. Brazil burning! What is the potential impact of the Amazon wildfires on vector-borne and zoonotic emerging diseases? – A statement from an international experts meeting. *Travel Medicine and Infectious Disease*, vol. 31, ISSN 14778939. DOI 10.1016/j.tmaid.2019.101474.
- BORRÀS, J., DELEGIDO, J., PEZZOLA, A., PEREIRA, M., MORASSI, G. y CAMPS-VALLS, G., 2017. Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes Sentinel-2. , DOI <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133> Clasificación.
- BOUAICHA, O., MIMMO, T., TIZIANI, R., PRAEG, N., POLIDORI, C., LUCINI, L., VIGANI, G., TERZANO, R., SANCHEZ-HERNANDEZ, J.C.,

- ILLMER, P., CESCO, S. y BORRUSO, L., 2022. Microplastics make their way into the soil and rhizosphere: A review of the ecological consequences. *Rhizosphere*, vol. 22, ISSN 2452-2198. DOI 10.1016/J.RHISPH.2022.100542.
- BRICEÑO, N.B.R., CASTILLO, E.B., QUINTANA, J.L.M., CRUZ, S.M.O. y LÓPEZ, R.S., 2019. Deforestación en la Amazonía peruana: Índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, no. 81,
- BRIENEN, R.J.W., PHILLIPS, O.L., FELDPAUSCH, T.R., GLOOR, E., BAKER, T.R., LLOYD, J., LOPEZ-GONZALEZ, G., MONTEAGUDO-MENDOZA, A., MALHI, Y., LEWIS, S.L., VÁSQUEZ MARTINEZ, R., ALEXIADES, M., ÁLVAREZ DÁVILA, E., ALVAREZ-LOAYZA, P., ANDRADE, A., ARAGAÑO, L.E.O.C., ARAUJO-MURAKAMI, A., ARETS, E.J.M.M., ARROYO, L., AYMARD C., G.A., BÁNKI, O.S., BARALOTO, C., BARROSO, J., BONAL, D., BOOT, R.G.A., CAMARGO, J.L.C., CASTILHO, C. V., CHAMA, V., CHAO, K.J., CHAVE, J., COMISKEY, J.A., CORNEJO VALVERDE, F., DA COSTA, L., DE OLIVEIRA, E.A., DI FIORE, A., ERWIN, T.L., FAUSET, S., FORSTHOFER, M., GALBRAITH, D.R., GRAHAME, E.S., GROOT, N., HÉRAULT, B., HIGUCHI, N., HONORIO CORONADO, E.N., KEELING, H., KILLEEN, T.J., LAURANCE, W.F., LAURANCE, S., LICONA, J., MAGNUSSEN, W.E., MARIMON, B.S., MARIMON-JUNIOR, B.H., MENDOZA, C., NEILL, D.A., NOGUEIRA, E.M., NÚÑEZ, P., PALLQUI CAMACHO, N.C., PARADA, A., PARDO-MOLINA, G., PEACOCK, J., PENÁ-CLAROS, M., PICKAVANCE, G.C., PITMAN, N.C.A., POORTER, L., PRIETO, A., QUESADA, C.A., RAMÍREZ, F., RAMÍREZ-ANGULO, H., RESTREPO, Z., ROOPSIND, A., RUDAS, A., SALOMAÑO, R.P., SCHWARZ, M., SILVA, N., SILVA-ESPEJO, J.E., SILVEIRA, M., STROPP, J., TALBOT, J., TER STEEGE, H., TERAN-AGUILAR, J., TERBORGH, J., THOMAS-CAESAR, R., TOLEDO, M., TORELLO-RAVENTOS, M., UMETSU, R.K., VAN DER HEIJDEN, G.M.F., VAN DER HOUT, P., GUIMARÃES VIEIRA, I.C., VIEIRA, S.A., VILANOVA, E., VOS, V.A. y ZAGT, R.J., 2015. Long-term decline of the Amazon carbon sink. *Nature* 2015 519:7543, vol. 519, no. 7543, ISSN 1476-4687. DOI 10.1038/nature14283.
- BROWN, A.R., PETROPOULOS, G.P. y FERENTINOS, K.P., 2018a. Appraisal of the Sentinel-1 & 2 use in a large-scale wildfire assessment: A case study from Portugal's fires of 2017. *Applied Geography*, vol. 100, ISSN 0143-6228. DOI 10.1016/J.APGEOG.2018.10.004.
- BURGOS, L., 1997. Causas estructurales de la deforestación en la Amazonía ecuatoriana. ,
- CABRAL, A.I.R., SAITO, C., PEREIRA, H. y LAQUES, A.E., 2018. Deforestation pattern dynamics in protected areas of the Brazilian Legal Amazon using remote sensing data. *Applied Geography*, vol. 100, ISSN 01436228. DOI 10.1016/j.apgeog.2018.10.003.

- CARMENTA, R., PARRY, L., BLACKBURN, A., VERMEYLEN, S. y BARLOW, J., 2011. Understanding Human-Fire Interactions in Tropical Forest Regions: a Case for Interdisciplinary Research across the Natural and Social Sciences. , vol. 16, no. 1,
- CLARKE, H., NOLAN, R.H., DE DIOS, V.R., BRADSTOCK, R., GRIEBEL, A., KHANAL, S. y BOER, M.M., 2022. Forest fire threatens global carbon sinks and population centres under rising atmospheric water demand. *Nature Communications*, vol. 13, no. 1, ISSN 20411723. DOI 10.1038/s41467-022-34966-3.
- COELHO, S., CARDOSO-LEITE, E. y CASTELLO, A.C.D., 2016. COMPOSIÇÃO FLORÍSTICA E CARACTERIZAÇÃO SUCESSIONAL COMO SUBSÍDIO PARA CONSERVAÇÃO E MANEJO DO PNMCBio, SOROCABA - SP. *Ciência Florestal*, vol. 26, no. 1, ISSN 1980-5098, 0103-9954. DOI 10.5902/1980509821125.
- COHEN, J., 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. , vol. 20, DOI 10.1177/001316446002000104.
- COPERNICUS, 2015. *La mirada de Europa sobre la Tierra*. 1049 Bruse. Union Europea Dirección General de Comunicación: s.n. ISBN 9789279456619.
- DE ANDRADE, D.F.C., RUSCHEL, A.R., SCHWARTZ, G., DE CARVALHO, J.O.P., HUMPHRIES, S. y GAMA, J.R.V., 2020. Forest resilience to fire in eastern Amazon depends on the intensity of pre-fire disturbance. *Forest Ecology and Management*, vol. 472, ISSN 03781127. DOI 10.1016/j.foreco.2020.118258.
- DHOLAKIA, N., MUNDORF, N., DHOLAKIA, R.R. y FRITZ, W., 2022. *Global e-commerce and online marketing* [en línea]. S.l.: Greenwood Publishing Group. [consulta: 6 marzo 2024]. Disponible en: <https://repository.bungabangsacirebon.ac.id/xmlui/handle/123456789/1958>.
- DINDAROGLU, T., BABUR, E., YAKUPOGLU, T., RODRIGO-COMINO, J. y CERDÀ, A., 2021. Evaluation of geomorphometric characteristics and soil properties after a wildfire using Sentinel-2 MSI imagery for future fire-safe forest. *Fire Safety Journal*, vol. 122, ISSN 03797112. DOI 10.1016/j.firesaf.2021.103318.
- DOS REIS, M., GRAÇA, P.M.L.D.A., YANAI, A.M., RAMOS, C.J.P. y FEARNSIDE, P.M., 2021. Forest fires and deforestation in the central Amazon: Effects of landscape and climate on spatial and temporal dynamics. *Journal of Environmental Management*, vol. 288, ISSN 03014797. DOI 10.1016/j.jenvman.2021.112310.
- DZWONKO, Z., LOSTER, S. y GAWROŃSKI, S., 2015. Impact of fire severity on soil properties and the development of tree and shrub species in a

Scots pine moist forest site in southern Poland. *Forest Ecology and Management*, vol. 342, ISSN 03781127. DOI 10.1016/j.foreco.2015.01.013.

ELMES, A., IPANAQUÉ, J.G.Y., ROGAN, J., CUBA, N. y BEBBINGTON, A., 2014. Mapping licit and illicit mining activity in the Madre de Dios region of Peru. <http://dx.doi.org/10.1080/2150704X.2014.973080>, vol. 5, no. 10, ISSN 21507058. DOI 10.1080/2150704X.2014.973080.

ENCINA, M., 2020. *Adopción del comercio electrónico en Micro, Pequeñas y Medianas Empresas de Bahía Blanca, Argentina: un análisis exploratorio*. PhD Thesis. S.I.: Tesis para la Maestría en Administración de Negocios, UTN-Facultad Regional

ESA, 2015. *Sentinel-2 User Handbook*. S.I.: s.n.

ESTOQUE, R.C., Ooba, M., AVITABILE, V., HIJIOKA, Y., DASGUPTA, R., TOGAWA, T. y MURAYAMA, Y., 2019. The future of Southeast Asia's forests. *Nature Communications*, vol. 10, no. 1, ISSN 2041-1723. DOI 10.1038/s41467-019-09646-4.

FEELEY, K.J., SILMAN, M.R., BUSH, M.B., FARFAN, W., CABRERA, K.G., MALHI, Y., MEIR, P., REVILLA, N.S., QUISIYUPANQUI, M.N.R. y SAATCHI, S., 2011. Upslope migration of Andean trees. *Journal of Biogeography*, vol. 38, no. 4, ISSN 1365-2699. DOI 10.1111/J.1365-2699.2010.02444.X.

FERNÁNDEZ ALARCÓN, V., 2006. *Introducción a la investigación en ciencias sociales*. ,

FERNÁNDEZ-MANSO, A., FERNÁNDEZ-MANSO, O. y QUINTANO, C., 2016a. SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 50, ISSN 1569-8432. DOI 10.1016/J.JAG.2016.03.005.

FERRAN, P.P., 1996. *Dynamique de l'avifaune apres incendie et brulage dirige en zone mediterraneenne: importance de la territorialite*. <http://www.theses.fr>,

FRENCH, N.H.F., KASISCHKE, E.S., HALL, R.J., MURPHY, K.A., VERBYLA, D.L., HOY, E.E. y ALLEN, J.L., 2008. Using Landsat data to assess fire and burn severity in the North American boreal forest region: an overview and summary of results. *International Journal of Wildland Fire*. 17: 443-462 [en línea], [consulta: 25 mayo 2024]. DOI 10.1071/WF08007. Disponible en: <https://www.fs.usda.gov/research/treesearch/35228>.

GARATE QUISPE, J.S., CANAHUIRE ROBLES, R.R., SURCO HUACACHI, O. y ALARCÓN AGUIRRE, G., 2021. Desarrollo estructural y

composición florística arbórea en áreas afectadas por minería aurífera en la Amazonía peruana: a 20 años de su reforestación. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, ISSN-e 1870-3453, Vol. 92, Nº. 2, 2021, vol. 92, no. 2, ISSN 1870-3453.

GARATE-QUISPE, J., VELÁSQUEZ RAMÍREZ, M., BECERRA-LIRA, E., BAEZ-QUISPE, S., ABRIL-SURICHAQUI, M., RODRIGUEZ-ACHATA, L., MUÑOZ-USHÑAHUA, A., NASCIMENTO HERBAY, P., FERNANDEZ-MAMANI, Y., ALARCON-AGUIRRE, G., HERRERA-MACHACA, M., HILARES VARGAS, L., CORVERA GOMRINGER, R. y DEL CASTILLO TORRES, D., 2023. Influence of Distance from Forest Edges on Spontaneous Vegetation Succession Following Small-Scale Gold Mining in the Southeast Peruvian Amazon. *Diversity*, vol. 15, no. 6, ISSN 14242818. DOI 10.3390/d15060793.

GARCÍA-LLAMAS, P., SUÁREZ-SEOANE, S., FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J.M., FERNÁNDEZ-GARCÍA, V., FERNÁNDEZ-MANSO, A., QUINTANO, C., TABOADA, A., MARCOS, E. y CALVO, L., 2019. Evaluation and comparison of Landsat 8, Sentinel-2 and Deimos-1 remote sensing indices for assessing burn severity in Mediterranean fire-prone ecosystems. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 80, ISSN 15698432. DOI 10.1016/j.jag.2019.04.006.

GHIMIRE, B., WILLIAMS, C.A., COLLATZ, G.J. y VANDERHOOF, M., 2012. Fire-induced carbon emissions and regrowth uptake in western U.S. forests: Documenting variation across forest types, fire severity, and climate regions. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, vol. 117, no. G3, ISSN 0148-0227. DOI 10.1029/2011JG001935.

GILL, A.M., 1975a. Fire and The Australian Flora: A Review. *Australian Forestry*, vol. 38, no. 1, ISSN 00049158. DOI 10.1080/00049158.1975.10675618.

GOETZ, S.J., BOND-LAMBERTY, B., LAW, B.E., HICKE, J.A., HUANG, C., HOUGHTON, R.A., MCNULTY, S., O'HALLORAN, T., HARMON, M., MEDDENS, A.J.H., PFEIFER, E.M., MILDREXLER, D. y KASISCHKE, E.S., 2012. Observations and assessment of forest carbon dynamics following disturbance in North America. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, vol. 117, no. G2, ISSN 0148-0227. DOI 10.1029/2011JG001733.

GONZÁLEZ, P., 2017. Impacto de los incendios forestales en suelo, agua, vegetación y fauna. *Biblioteca Del Congreso Nacional De Chile*, vol. 32, no. 1,

GORELICK, N., HANCHER, M., DIXON, M., ILYUSHCHENKO, S., THAU, D. y MOORE, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, vol. 202, ISSN 00344257. DOI 10.1016/j.rse.2017.06.031.

- GUEVARA, G., VERDESOTO, A. y CASTRO, N., 2020. Educational research methodologies (descriptive, experimental, participatory, and action research). *Revista Científica Mundo de la Investigación y el conocimiento*, vol. 0, no. 3, DOI 10.26820/recimundo/4.(3).julio.2020.163-173.
- HAI-JIAN, W., 2011. The study on automobile enterprise's sale mode based on the e-commerce. *2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks* [en línea]. S.l.: IEEE, pp. 609-612. [consulta: 6 marzo 2024]. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6014644/>.
- HARRISON, T., JOHNSON, K. y ROBERTS, T.G., 2019. *Space threat assessment 2019* [en línea]. S.l.: Center for Strategic & International Studies. [consulta: 24 mayo 2024]. Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Thomas-Roberts-30/publication/332211406_Space_Threat_Assessment_2019/links/5ca659a792851c64bd50aa61/Space-Threat-Assessment-2019.pdf.
- HEBERLEIN, R.C.B., Thomas A., 1990. *The Contingent Valuation Method. Economic Valuation Of Natural Resources*. S.l.: Routledge, ISBN 978-0-429-04326-0.
- HU, X., ZHANG, P., BAN, Y. y RAHNEMOONFAR, M., 2023. GAN-based SAR and optical image translation for wildfire impact assessment using multi-source remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 289, ISSN 00344257. DOI 10.1016/J.RSE.2023.113522.
- HUDSON, W.D. y RAMON, C.W., 1987. Correct Formulation of the Kappa Coefficient of Agreement. , vol. 53, no. April,
- HUTCHINSON, T.F., YAUSSY, D.A., LONG, R.P., REBBECK, J. y SUTHERLAND, E.K., 2012. Long-term (13-year) effects of repeated prescribed fires on stand structure and tree regeneration in mixed-oak forests. *Forest Ecology and Management*, vol. 286, ISSN 0378-1127. DOI 10.1016/J.FORECO.2012.08.036.
- IGN, 2023. Instituto Geográfico Nacional. ,
- INPE, 2020. Amazon program—monitoring the Brazilian Amazon by satellite. *the PRODES, DETER, DEGRAD* [en línea]. [consulta: 5 octubre 2023]. Disponible en: <https://www.amazonfund.gov.br/en/projeto/Satellite-Environmental-Monitoring-of-the-Amazon-Biome/>.
- JONES, M.W., SMITH, A., BETTS, R., CANADELL, J.G., PRENTICE, I.C. y LE QUÉRÉ, C., 2020. Rapid Response Review using ScienceBrief.org.

- KAMADA, M., 1985. Natural disturbance and patch dynamics : an introduction. *Natural Disturbance and Patch Dynamics*, vol. 64, no. 2, ISSN 1340-8984. DOI 10.5632/JILA.64.142.
- KASHNITSKII, A.V., 2022a. Method for automatic detection of burned areas by wildfires using Landsat and Sentinel-2 satellite data. *Sovremennye Problemy Distantionnogo Zondirovaniya Zemli iz Kosmosa*, vol. 19, no. 6, ISSN 24110280. DOI 10.21046/2070-7401-2022-19-6-29-38.
- KASHNITSKII, A. V., 2022b. Method for automatic detection of burned areas by wildfires using Landsat and Sentinel-2 satellite data. *Sovremennye Problemy Distantionnogo Zondirovaniya Zemli iz Kosmosa*, vol. 19, no. 6, ISSN 24110280. DOI 10.21046/2070-7401-2022-19-6-29-38.
- KEELEY, J.E., 2009a. Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire*, vol. 18, no. 1, ISSN 1049-8001. DOI 10.1071/WF07049.
- KENNARD, D. K., GOULD, K., PUTZ, F.E., FREDERICKSEN, T.S. y MORALES, F., 2002. Effect of disturbance intensity on regeneration mechanisms in a tropical dry forest. *Forest Ecology and Management*, vol. 162, no. 2-3, ISSN 0378-1127. DOI 10.1016/S0378-1127(01)00506-0.
- KEY, C.H. y BENSON, N.C., 1999. Measuring and remote sensing of burn severity. *Proceedings joint fire science conference and workshop*. S.l.: University of Idaho and International Association of Wildland Fire Moscow, ID, pp. 284. vol. 2.
- KEY, C.H. y BENSON, N.C., 2006. Landscape Assessment (LA). *Rocky Mountain Research Station*,
- LANDIS, J.R. y KOCH, G.G., 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, vol. 33, no. 1, ISSN 0006341X.
- LI, J., LIU, H., DU, J., CAO, B., ZHANG, Y., YU, W., ZHANG, W., ZHENG, Z., WANG, Y., SUN, Y. y CHEN, Y., 2023a. Detection of Smoke from Straw Burning Using Sentinel-2 Satellite Data and an Improved YOLOv5s Algorithm. *Remote Sensing*, vol. 15, no. 10, ISSN 20724292. DOI 10.3390/RS15102641.
- LIVERPOOL, L., 2020. Burning of Amazon may get a lot worse. *New Scientist*, vol. 245, no. 3265, ISSN 02624079. DOI 10.1016/S0262-4079(20)30106-8.
- LOHAR, S., PANHALKAR, S. y PATIL, A., 2021. Detection of forest fire burn-area using landsat-8 and sentinel-2: a case study of Nivale (Kolhapur) beat of Chandoli National Park, Maharashtra, India. *Disaster Advances*, vol. 15, no. 1, ISSN 0974262X, 22784543. DOI 10.25303/1501da5360.

- LÓPEZ, L. y VILLALBA, R., 2016. An assessment of *Schinopsis brasiliensis* Engler (Anacardiaceae) for dendroclimatological applications in the tropical Cerrado and Chaco forests, Bolivia. *Dendrochronologia*, vol. 40, ISSN 1125-7865. DOI 10.1016/j.dendro.2016.07.002.
- LUIS, H. y BARAY, A., 2006. *Introducción a la Metodología de la Investigación*. S.l.: s.n. ISBN 84-690-1999-6.
- MAHMOOD, M.R. y JUMAAH, H.J., 2023a. NBR Index-Based Fire Detection Using Sentinel-2 Images and GIS: A Case Study in Mosul Park, Iraq. *International Journal of Geoinformatics*, vol. 19, no. 3, ISSN 26730014. DOI 10.52939/IJG.V19I3.2607.
- MARTÍNEZ, E., 1995. Fire forests in Argentina Región Arida-semiárida. *Multequina*, vol. 4, no. 0327-9375,
- MICHAELSEN, A.C., BRICEÑO, L.H., MENIS, R.F., CHURA, N.B., TITO, F.V., PERZ, S., BROWN, I.F., DEL AGUILA, S.D., MORA, R.P. y ALARCÓN AGUIRRE, G., 2013. Regional Deforestation Trends within Local Realities: Land-Cover Change in Southeastern Peru 1996–2011. *Land 2013*, Vol. 2, Pages 131-157, vol. 2, no. 2, ISSN 2073-445X. DOI 10.3390/LAND2020131.
- MILLER, J.D., KNAPP, E.E., KEY, C.H., SKINNER, C.N., ISBELL, C.J., CREASY, R.M. y SHERLOCK, J.W., 2009. Calibration and validation of the relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) to three measures of fire severity in the Sierra Nevada and Klamath Mountains, California, USA. *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, no. 3, ISSN 00344257. DOI 10.1016/j.rse.2008.11.009.
- MORÁN, E.F. y MASTRANGELO, S., 1993. *La ecología humana de los pueblos de la Amazonia*. S.l.: s.n. 304.208 M6,
- MORRESI, D., MARZANO, R., LINGUA, E., MOTTA, R. y GARBARINO, M., 2022. Mapping burn severity in the western Italian Alps through phenologically coherent reflectance composites derived from Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, vol. 269, ISSN 00344257. DOI 10.1016/j.rse.2021.112800.
- MPAKAIRI, K.S., NDAIMANI, H. y KAVHU, B., 2020. Exploring the utility of Sentinel-2 MSI derived spectral indices in mapping burned areas in different land-cover types. *Scientific African*, vol. 10, ISSN 24682276. DOI 10.1016/j.sciaf.2020.e00565.
- MURO, J., 2019a. Mapping intra- and inter-annual dynamics in wetlands with multispectral, thermal and SAR time series. , no. May, DOI 10.13140/RG.2.2.20077.54245.
- MUTANGA, O. y KUMAR, L., 2019. *Google earth engine applications*. S.l.: s.n. vol. 11. ISBN 9783038978848.

- NICHOLLS, S., 2019. Impacts of environmental disturbances on housing prices: A review of the hedonic pricing literature. *Journal of Environmental Management*, vol. 246, ISSN 0301-4797. DOI 10.1016/j.jenvman.2019.05.144.
- OCAÑAS, A.R. y THOMSEN, J.M., 2023. Challenges and opportunities of voluntourism conservation projects in Peru's Madre de Dios region. *Tourism Management Perspectives*, vol. 45, ISSN 22119736. DOI 10.1016/j.tmp.2022.101046.
- PASTOR, E., MUÑOZ, J.A., CABALLERO, D., ÀGUEDA, A., DALMAU, F. y PLANAS, E., 2020. Wildland–Urban Interface Fires in Spain: Summary of the Policy Framework and Recommendations for Improvement. *Fire Technology*, vol. 56, no. 5, ISSN 0015-2684, 1572-8099. DOI 10.1007/s10694-019-00883-z.
- PASTOR-FERNANDEZ, J.L., 2018. E-commerce y su relación con el comportamiento de las ventas en la tienda Next Level del distrito de Yanahuara, Arequipa, 2018. [en línea], [consulta: 6 marzo 2024]. Disponible en: <https://repositorio.uap.edu.pe/handle/20.500.12990/3280>.
- PEREIRA, J.M.C., 1999. A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 1, ISSN 01962892. DOI 10.1109/36.739156.
- PÉREZ, B., SERNA, A., DELGADO, J., CABALLERO, M. y VILLA, G., 2020. *El Programa Copernicus Aplicado a La Producción y Gestión de La Información Geoespacial*. 2020. S.l.: Copernicus.
- PISMEL, G.O., MARCHEZINI, V., SELAYA, G., DE PAULA, Y.A.P., MENDOZA, E. y ANDERSON, L.O., 2023. Wildfire governance in a tri-national frontier of southwestern Amazonia: Capacities and vulnerabilities. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol. 86, ISSN 22124209. DOI 10.1016/j.ijdrr.2023.103529.
- PLANAS, E., PAUGAM, R., ÀGUEDA, A., VACCA, P. y PASTOR, E., 2023. Fires at the wildland-industrial interface. Is there an emerging problem? *Fire Safety Journal*, vol. 141, ISSN 03797112. DOI 10.1016/j.firesaf.2023.103906.
- PONS, P., LAMBERT, B., RIGOLOT, E. y PRODON, R., 2003. The effects of grassland management using fire on habitat occupancy and conservation of birds in a mosaic landscape. *Biodiversity and Conservation*, vol. 12, no. 9, ISSN 09603115. DOI 10.1023/A:1024191814560/METRICS.
- RAISG, 2022. Destrucción del Amazonas: las principales amenazas para la mayor selva tropical del mundo en los 9 países que la comparten - BBC

News Mundo. [en línea]. [consulta: 5 octubre 2023]. Disponible en: <https://www.bbc.com/mundo/noticias-america-latina-51377234>.

RAM, J. y SUN, S., 2020. Business benefits of online-to-offline ecommerce: A theory driven perspective. *Journal of Innovation Economics & Management*, vol. 33, no. 3,

REYNOLDS, J.F., SMITH, D.M.S., LAMBIN, E.F., TURNER, B.L., MORTIMORE, M., BATTERBURY, S.P.J., DOWNING, T.E., DOWLATABADI, H., FERNÁNDEZ, R.J., HERRICK, J.E., HUBER-SANNWALD, E., JIANG, H., LEEMANS, R., LYNAM, T., MAESTRE, F.T., AYARZA, M. y WALKER, B., 2007. Global Desertification: Building a Science for Dryland Development. *Science*, vol. 316, no. 5826, ISSN 0036-8075, 1095-9203. DOI 10.1126/science.1131634.

RICHTER, L., AMOUROUX, D., TESSIER, E. y FOSTIER, A.H., 2023. Impact of forest fire on the mercury stable isotope composition in litter and soil in the Amazon. *Chemosphere*, vol. 339, ISSN 18791298. DOI 10.1016/J.CHEMOSPHERE.2023.139779.

RIGO, D. de, LIBERTÀ, G., DURRANT, T.H., VIVANCOS, T.A. y SAN-MIGUEL-AYANZ, J., 2017. Forest fire danger extremes in Europe under climate change: variability and uncertainty. , DOI 10.2760/13180.

ROTETA, E., BASTARRIKA, A., PADILLA, M., STORM, T. y CHUVIECO, E., 2019a. Development of a Sentinel-2 burned area algorithm: Generation of a small fire database for sub-Saharan Africa. *Remote Sensing of Environment*, vol. 222, ISSN 00344257. DOI 10.1016/j.rse.2018.12.011.

ROY, D.P., HUANG, H., BOSCHETTI, L., GIGLIO, L., YAN, L., ZHANG, H.H. y LI, Z., 2019. Landsat-8 and Sentinel-2 burned area mapping - A combined sensor multi-temporal change detection approach. *Remote Sensing of Environment*, vol. 231, ISSN 00344257. DOI 10.1016/j.rse.2019.111254.

ROZENDAAL, Danaë M. A., BONGERS, F., AIDE, T.M., ALVAREZ-DÁVILA, E., ASCARRUNZ, N., BALVANERA, P., BECKNELL, J.M., BENTOS, T.V., BRANCALION, P.H.S., CABRAL, G.A.L., CALVO-RODRIGUEZ, S., CHAVE, J., CÉSAR, R.G., CHAZDON, R.L., CONDIT, R., DALLINGA, J.S., DE ALMEIDA-CORTEZ, J.S., DE JONG, B., DE OLIVEIRA, A., DENSLOW, J.S., DENT, D.H., DEWALT, S.J., DUPUY, J.M., DURÁN, S.M., DUTRIEUX, L.P., ESPÍRITO-SANTO, M.M., FANDINO, M.C., FERNANDES, G.W., FINEGAN, B., GARCÍA, H., GONZALEZ, N., MOSER, V.G., HALL, J.S., HERNÁNDEZ-STEFANONI, J.L., HUBBELL, S., JAKOVAC, C.C., HERNÁNDEZ, A.J., JUNQUEIRA, A.B., KENNARD, D., LARPIN, D., LETCHER, S.G., LICONA, J.-C., LEBRIJA-TREJOS, E., MARÍN-SPIOTTA, E., MARTÍNEZ-RAMOS, M., MASSOCA, P.E.S., MEAVE, J.A., MESQUITA, R.C.G., MORA, F., MÜLLER, S.C., MUÑOZ, R., DE

- OLIVEIRA NETO, S.N., NORDEN, N., NUNES, Y.R.F., OCHOA-GAONA, S., ORTIZ-MALAVASSI, E., OSTERTAG, R., PEÑA-CLAROS, M., PÉREZ-GARCÍA, E.A., PIOTTO, D., POWERS, J.S., AGUILAR-CANO, J., RODRIGUEZ-BURITICA, S., RODRÍGUEZ-VELÁZQUEZ, J., ROMERO-ROMERO, M.A., RUÍZ, J., SANCHEZ-AZOFEIFA, A., DE ALMEIDA, A.S., SILVER, W.L., SCHWARTZ, N.B., THOMAS, W.W., TOLEDO, M., URIARTE, M., DE SÁ SAMPAIO, E.V., VAN BREUGEL, M., VAN DER WAL, H., MARTINS, S.V., VELOSO, M.D.M., VESTER, H.F.M., VICENTINI, A., VIEIRA, I.C.G., VILLA, P., WILLIAMSON, G.B., ZANINI, K.J., ZIMMERMAN, J. y POORTER, L., 2019. Biodiversity recovery of Neotropical secondary forests. *Science Advances*, vol. 5, no. 3, ISSN 2375-2548. DOI 10.1126/sciadv.aau3114.
- SAISAWARD, C. y NINSAWAT, S., 2023. Evaluation MODIS and Sentinel-2 Data for Detecting Crop Residue Burned Area. *Springer Geography*, ISSN 21943168. DOI 10.1007/978-3-031-16217-6_11.
- SANTIS, A. De y VAUGHAN, P., 2018. Revisión de las técnicas de identificación cartográfica de áreas quemadas. *Recursos Rurais*, no. 5, ISSN 1885-5547. DOI 10.15304/rr.id5305.
- SCHRÖTER, D., CRAMER, W., LEEMANS, R., PRENTICE, I.C., ARAÚJO, M.B., ARNELL, N.W., BONDEAU, A., BUGMANN, H., CARTER, T.R., GRACIA, C.A., DE LA VEGA-LEINERT, A.C., ERHARD, M., EWERT, F., GLENDINING, M., HOUSE, J.I., KANKAANPÄÄ, S., KLEIN, R.J.T., LAVOREL, S., LINDNER, M., METZGER, M.J., MEYER, J., MITCHELL, T.D., REGINSTER, I., ROUNSEVELL, M., SABATÉ, S., SITCH, S., SMITH, B., SMITH, J., SMITH, P., SYKES, M.T., THONICKE, K., THUILLER, W., TUCK, G., ZAEHLE, S. y ZIERL, B., 2005. Ecology: Ecosystem service supply and vulnerability to global change in Europe. *Science*, vol. 310, no. 5752, ISSN 00368075. DOI 10.1126/SCIENCE.1115233/SUPPL_FILE/SCHROTER.SOM.REV.PDF.
- SEYDI, S.T., HASANLOU, M. y CHANUSSOT, J., 2022. Burnt-Net: Wildfire burned area mapping with single post-fire Sentinel-2 data and deep learning morphological neural network. *Ecological Indicators*, vol. 140, ISSN 1470160X. DOI 10.1016/j.ecolind.2022.108999.
- SHABANA, ALI, G., BASHIR, M.K. y ALI, H., 2015. Housing valuation of different towns using the hedonic model: A case of Faisalabad city, Pakistan. *Habitat International*, vol. 50, ISSN 0197-3975. DOI 10.1016/j.habitatint.2015.08.036.
- SHOBHA, L., SACHIN, P. y ABHIJIT, P., 2022. Detection of forest fire burn-area using landsat-8 and sentinel-2: a case study of Nivale (Kolhapur) beat of Chandoli National Park, Maharashtra, India. *Disaster Advances*, vol. 15, no. 1, ISSN 22784543. DOI 10.25303/1501DA5360.

- SODHI, N.S., POSA, M.R.C., LEE, T.M., BICKFORD, D., KOH, L.P. y BROOK, B.W., 2010. The state and conservation of Southeast Asian biodiversity. *Biodiversity and Conservation*, vol. 19, no. 2, ISSN 09603115. DOI 10.1007/S10531-009-9607-5/METRICS.
- SOUTHWORTH, J., MARSIK, M., QIU, Y., PERZ, S., CUMMING, G., STEVENS, F., ROCHA, K., DUCHELLE, A. y BARNES, G., 2011. Roads as Drivers of Change: Trajectories across the Tri-National Frontier in MAP, the Southwestern Amazon. *Remote Sensing*, vol. 3, no. 5, ISSN 2072-4292. DOI 10.3390/rs3051047.
- STIBIG, H.-J., ACHARD, F., CARBONI, S., RAŠI, R. y MIETTINEN, J., 2013. Change in tropical forest cover of Southeast Asia from 1990 to 2010. *Climate of the Past Discussions Earth System Dynamics Earth System Dynamics Discussions Geoscientific Instrumentation Methods and Data Systems Geoscientific Instrumentation Methods and Data Systems Biogeosciences Discuss*, vol. 10, DOI 10.5194/bgd-10-12625-2013.
- SWEENEY, K., DITTRICH, R., MOFFAT, S., POWER, C. y KLINE, J.D., 2023. Estimating the economic value of carbon losses from wildfires using publicly available data sources: Eagle Creek Fire, Oregon 2017. *Fire Ecology*, vol. 19, no. 1, ISSN 1933-9747. DOI 10.1186/s42408-023-00206-2.
- SZPAKOWSKI, D.M., JENSEN, J.L.R., CHOW, T.E. y BUTLER, D.R., 2023. Assessing the Use of Burn Ratios and Red-Edge Spectral Indices for Detecting Fire Effects in the Greater Yellowstone Ecosystem. *Forests*, vol. 14, no. 7, ISSN 1999-4907. DOI 10.3390/f14071508.
- TALUKDAR, S., EIBEK, K.U., AKHTER, S., ZIAUL, S., TOWFIQUL ISLAM, A.R.M. y MALLICK, J., 2021. Modeling fragmentation probability of land-use and land-cover using the bagging, random forest and random subspace in the Teesta River Basin, Bangladesh. *Ecological Indicators*, vol. 126, ISSN 1470160X. DOI 10.1016/j.ecolind.2021.107612.
- TANASE, M.A., KENNEDY, R. y APONTE, C., 2015. Fire severity estimation from space: a comparison of active and passive sensors and their synergy for different forest types. *International Journal of Wildland Fire*, vol. 24, no. 8, ISSN 1049-8001. DOI 10.1071/WF15059.
- TAYPE-FELIX, J.A., 2017. Análisis, diseño e implementación de un módulo para el E-Commerce de la empresa Hotel El Mirador SAC. [en línea], [consulta: 6 marzo 2024]. Disponible en: <https://repositorio.uap.edu.pe/handle/20.500.12990/3560>.
- TELEMATICA, 2020. Envi® El Software Líder Para Extraer Información De Los Datos Geoespaciales. *Telematica*,
- TESSLER, N., WITTENBERG, L. y GREENBAUM, N., 2016a. Vegetation cover and species richness after recurrent forest fires in the Eastern

- Mediterranean ecosystem of Mount Carmel, Israel. *Science of The Total Environment*, vol. 572, ISSN 00489697. DOI 10.1016/j.scitotenv.2016.02.113.
- TESSLER, N., WITTENBERG, L., PROVIZOR, E. y GREENBAUM, N., 2014. The influence of short-interval recurrent forest fires on the abundance of Aleppo pine (*Pinus halepensis* Mill.) on Mount Carmel, Israel. *Forest Ecology and Management*, vol. 324, ISSN 0378-1127. DOI 10.1016/J.FORECO.2014.02.014.
- THE EUROPEAN SPACE AGENCY y ASTRI POLSKA, 2019. Earth Observation for Sustainable Development Earth Observation for Eastern Partnership ESA SNAP WORKBOOK. ,
- TOWNSEND, J.T., 1971. Theoretical analysis of an alphabetic confusion matrix. *Perception & Psychophysics*, vol. 9, no. 1, ISSN 0031-5117, 1532-5962. DOI 10.3758/BF03213026.
- TRANG, P.T., ANDREW, M.E. y ENRIGHT, N.J., 2023. Burn severity and proximity to undisturbed forest drive post-fire recovery in the tropical montane forests of northern Vietnam. *Fire Ecology*, vol. 19, no. 1, ISSN 19339747. DOI 10.1186/s42408-023-00205-3.
- ÚBEDA, X. y SARRICOLEA, P., 2016. Wildfires in Chile: A review. *Global and Planetary Change*, vol. 146, ISSN 0921-8181. DOI 10.1016/J.GLOPLACHA.2016.10.004.
- VAN DER SANDE, M.T., ARETS, E.J.M.M., PEÑA-CLAROS, M., DE AVILA, A.L., ROOPSIND, A., MAZZEI, L., ASCARRUNZ, N., FINEGAN, B., ALARCÓN, A., CÁCERES-SIANI, Y., LICONA, J.C., RUSCHEL, A., TOLEDO, M. y POORTER, L., 2016. Old-growth Neotropical forests are shifting in species and trait composition. *Ecological Monographs*, vol. 86, no. 2, ISSN 1557-7015. DOI 10.1890/15-1815.1.
- VERAVERBEKE, S., VERSTRAETEN, W.W., LHERMITTE, S. y GOOSSENS, R., 2010. Evaluating Landsat Thematic Mapper spectral indices for estimating burn severity of the 2007 Peloponnese wildfires in Greece. *INTERNATIONAL JOURNAL OF WILDLAND FIRE*, vol. 19, no. 5, ISSN 1049-8001. DOI 10.1071/WF09069.
- VUOHELAINEN, A.J., COAD, L., MARTHEWS, T.R., MALHI, Y. y KILLEEN, T.J., 2012. The Effectiveness of Contrasting Protected Areas in Preventing Deforestation in Madre de Dios, Peru. *Environmental Management*, vol. 50, no. 4, ISSN 0364-152X, 1432-1009. DOI 10.1007/s00267-012-9901-y.
- WANG, F. y LINGBO, L., 2023. *Computational Methods and GIS Applications in Social Science*. CRC Press. Boca Raton: s.n. ISBN 9781003292302.

- WANYAMA, D., WIMBERLY, M.C. y MENSAH, F., 2023. Patterns and drivers of disturbance in tropical forest reserves of southern Ghana. *Environmental Research Letters*, vol. 18, no. 6, ISSN 1748-9326. DOI 10.1088/1748-9326/acd399.
- WHITE, J., RYAN, K., KEY, C. y RUNNING, S., 1996. Remote Sensing of Forest Fire Severity and Vegetation Recovery. *International Journal of Wildland Fire*, vol. 6, no. 3, ISSN 1049-8001. DOI 10.1071/WF9960125.
- ZENNIR, R. y KHALLEF, B., 2023a. Forest fire area detection using Sentinel-2 data: Case of the Beni Salah national forest – Algeria. *Journal of Forest Science*, vol. 69, no. 1, ISSN 1805935X. DOI 10.17221/50/2022-JFS.
- ZHIMINAICELA-CABRERA, J., QUEVEDO-GUERRERO, J. y MOROCHO-CASTILLO, A., 2020. Deforestación y cambios en la cobertura vegetal del archipiélago de Jambelí, mediante el uso de imágenes satelitales Landsat-8. *Manglar*, vol. 17, no. 2,

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia.

Título: Detección de la severidad de quemaduras mediante imágenes del sensor Sentinel-2 en la región de Madre de Dios

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODO
¿Cómo y cuánto será la severidad de quemaduras en la región Amazónica de Madre de Dios mediante el sensor óptico Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo 2023?	Determinar la severidad de quemaduras en la región Amazónica de Madre de Dios mediante el sensor óptico Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo 2023.	La aplicación del enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) de Sentinel-2 en la Amazonia de Madre de Dios, no favorece significativamente en el mapeo de la severidad de las quemaduras durante la estacionalidad seca de área afectadas y no afectadas por los incendios.	Variable Dependiente Severidad de quemaduras en la región de Madre de Dios 2023. Indicadores: Unidades de índice espectral. Variable Independiente La reflectancia antes y después del incendio de la cobertura en la unidad mínima de la imagen (píxel) en la imagen óptica Sentinel-2 mediante el Índice de Quemado Normalizado (NBR) permite clasificar y cartografiar la vegetación. El enfoque bilateral (dNBR) permite medir el nivel de severidad de quemaduras. La relación del índice bitemporal (dNBR) y datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) permite validar el nivel de precisión de los mapas de severidad de quemaduras. Indicadores: ✓ NBR ✓ dNBR ✓ CBI	Tipo: descriptiva y correlacional. Método: 1. Pre procesamiento de imágenes S2 con la plataforma Google Earth Engine. 2. Cuantificación de Índice de NBR y dNBR S2. 3. Matriz de Confusión e Índice de concordancia (kappa) de la relación de dNBR y CBI. 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 ¿Cuánto será la superficie afectada por quemaduras mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios? P.E.2 ¿Cuánto serán los niveles de severidad de quemaduras mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios? P.E.3 ¿Cuál será la precisión del mapa de severidad de quemaduras basados en la relación entre el índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) en el periodo 2023? P.E.4 ¿Qué grado de severidad de quemaduras presentan las provincias de la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023?	O.E.1 Determinar la superficie afectada por quemaduras en imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios. O.E.2. Cuantificar los niveles de severidad de quemaduras mediante imágenes Sentinel-2 aplicando un enfoque bilateral (dNBR) del Índice de Quemado Normalizado (NBR) durante el periodo de 2023 en la región de Madre de Dios. O.E.3 evaluar la precisión del mapa de severidad de quemaduras basados en la relación entre el índice bitemporal (dNBR) y los datos del Índice de Quemaduras Compuesto (CBI) en el periodo 2023. O.E.4 Analizar la severidad de quemaduras por provincias en la región de Madre de Dios durante el periodo de 2023.			

Anexo 2. Ficha de validación de campo.

BURN SEVERITY -- COMPOSITE BURN INDEX (BI)

SEVERIDAD DE LAS QUEMADURAS -- ÍNDICE COMPUESTO DE QUEMADURAS (CBI)

PD - Abridged		Examiners:		Fire Name:	
Registration Code		Project Code		Plot Number	
Field Date mmddyyyy	/ /	Fire Date mmyyyy	/		
Plot Aspect		Plot % Slope		UTM Zone	
Plot Diameter Overstory		UTM E plot center		GPS Datum	
Plot Diameter Understory		UTM N plot center		GPS Error (m)	
Number of Plot Photos		Plot Photo IDs			

BI – Long Form	% Burned 100 feet (30 m) diameter from center of plot =						Fuel Photo Series =	
STRATA RATING FACTORS	BURN SEVERITY SCALE							FACTOR SCORES
	No Effect	Low		Moderate		High		
	0,0	>0,1	≤1,0	>1,0	2,0	>2,0	3,0	
A. SUBSTRATES								
% Pre-Fire Cover: Litter = Duff = Soil/Rock = Pre-Fire Depth (inches): Litter = Duff = Fuel Bed =								
Litter/Light Fuel Consumed	Unchanged	--	50% litter	--	100% litter	>80% light fuel	98% Light Fuel	Σ =
Duff	Unchanged	--	Light char	--	50% loss deep char	--	Consumed	N =
Medium Fuel, 3-8 in.	Unchanged	--	20% consumed	--	40% consumed	--	>60% loss, deep ch	X =
Heavy Fuel, > 8 in.	Unchanged	--	10% loss	--	25% loss, deep char	--	>40% loss, deep ch	
Soil & Rock Cover/Color	Unchanged	--	10% change	--	40% change	--	>80% change	
B. HERBS, LOW SHRUBS AND TREES LESS THAN 3 FEET (1 METER):								
% Pre-Fire Cover = % Enhanced Growth =								
% Foliage Altered (blk-brn)	Unchanged	--	30%	--	80%	95%	100% + branch loss	Σ =
Frequency % Living	100%	--	90%	--	50%	< 20%	None	N =
Colonizers	Unchanged	--	Low	--	Moderate	High-Low	Low to None	X =
Spp. Comp. - Rel. Abund.	Unchanged	--	Little change	--	Moderate change	--	High change	
C. TALL SHRUBS AND TREES 3 to 16 FEET (1 TO 5 METERS):								
% Pre-Fire Cover = % Enhanced Growth =								
% Foliage Altered (blk-brn)	0%	--	20%	--	60-90%	> 95%	Signifcant branch loss	Σ =
Frequency % Living	100%	--	90%	--	30%	< 15%	< 1%	N =
% Change in Cover	Unchanged	--	15%	--	70%	90%	100%	X =
Spp. Comp. - Rel. Abund.	Unchanged	--	Little change	--	Moderate change	--	High Change	
D. INTERMEDIATE TREES (SUBCANOPY, POLE-SIZED TREES)								
% Pre-Fire % Cover = Pre-Fire Number Living = Pre-Fire Number Dead =								
% Green (Unaltered)	100%	--	80%	--	40%	< 10%	None	Σ =
% Black (Torch)	None	--	5-20%	--	60%	> 85%	100% + branch loss	N =
% Brown (Scorch/Girdle)	None	--	5-20%	--	40-80%	< 40 or > 80%	None due to torch	X =
% Canopy Mortality	None	--	15%	--	60%	80%	%100	
Char Height	None	--	1.5 m	--	2.8 m	--	> 5 m	
Post Fire: %Girdled = %Felled = %Tree Mortality =								
E. BIG TREES (UPPER CANOPY, DOMINANT, CODOMNANT TREES)								
% Pre-Fire % Cover = Pre-Fire Number Living = Pre-Fire Number Dead =								
% Green (Unaltered)	100%	--	95%	--	50%	< 10%	None	Σ =
% Black (Torch)	None	--	5-10%	--	50%	> 80%	100% + branch loss	N =
% Brown (Scorch/Girdle)	None	--	5-10%	--	30-70%	< 30 or > 70%	None due to torch	X =
% Canopy Mortality	None	--	10%	--	50%	70%	%100	
Char Height	None	--	1.8 m	--	4 m	--	> 7 m	
Post Fire: %Girdled = %Felled = %Tree Mortality =								
Community Notes/Comments:		CBI = Sum of Scores / N Rated:		Sum of Scores		N Rated		CBI
		Understory (A+B+C)						
		Overstory (D+E)						
		Total Plot (A+B+C+D+E)						

Fuente: Tomado y adaptado de Key y Benson (2006).

Anexo 3. Distribución de muestras aleatorio estratificado en el área de estudio.

Nº	Nivel de severidad	Este	Norte
1	Baja severidad	434772	8787340
2	Baja severidad	435867	8785448
3	Baja severidad	437124	8781030
4	Baja severidad	438692	8776613
5	Baja severidad	440598	8757514
6	Baja severidad	437030	8749140
7	Baja severidad	449522	8746089
8	Baja severidad	450757	8738745
9	Baja severidad	455119	8737962
10	Baja severidad	431107	8750391
11	Baja severidad	471343	8708618
12	Baja severidad	457762	8741281
13	Baja severidad	432146	8774547
14	Baja severidad	469468	8717299
15	Baja severidad	473051	8713198
16	Baja severidad	478035	8706729
17	Baja severidad	488466	8690632
18	Baja severidad	486911	8689369
19	Baja severidad	479908	8698048
20	Baja severidad	471496	8711618
21	Baja severidad	463689	8734658
22	Baja severidad	461343	8742549
23	Baja severidad	453876	8735750
24	Baja severidad	470255	8707354
25	Baja severidad	487225	8683528
26	Baja severidad	487071	8680212
27	Baja severidad	485828	8678002
28	Baja severidad	485053	8672792
29	Baja severidad	485522	8668056
30	Baja severidad	486612	8662847
31	Baja severidad	487079	8660794
32	Baja severidad	487080	8657637
33	Baja severidad	486772	8652427
34	Baja severidad	485842	8648638
35	Baja severidad	484291	8645795
36	Baja severidad	483516	8643427
37	Baja severidad	482119	8641847
38	Baja severidad	481344	8639636
39	Baja severidad	482122	8636953
40	Baja severidad	483831	8635217
41	Baja severidad	487712	8632220
42	Baja severidad	484766	8627008
43	Baja severidad	487253	8617853

44	Baja severidad	476552	8614531
45	Baja severidad	471899	8614369
46	Baja severidad	472683	8605844
47	Baja severidad	463079	8598571
48	Baja severidad	469591	8597473
49	Baja severidad	463239	8594466
50	Baja severidad	455799	8594613
51	Baja severidad	460904	8601883
52	Baja severidad	468962	8605209
53	Baja severidad	471451	8597159
54	Baja severidad	455799	8594613
55	Baja severidad	452116	8595693
56	Baja severidad	449914	8591713
57	Baja severidad	436906	8586841
58	Baja severidad	433189	8586201
59	Baja severidad	433183	8588569
60	Baja severidad	401327	8569054
61	Baja severidad	394514	8568713
62	Baja severidad	386452	8570576
63	Baja severidad	410384	8546189
64	Baja severidad	399980	8555943
65	Baja severidad	397645	8559566
66	Baja severidad	389121	8561586
67	Baja severidad	386328	8563154
68	Baja severidad	385237	8564886
69	Baja severidad	397924	8567936
70	Baja severidad	412456	8575881
71	Baja severidad	424536	8577021
72	Baja severidad	387420	8561106
73	Baja severidad	387420	8561106
74	Baja severidad	388980	8558270
75	Baja severidad	396881	8556879
76	Baja severidad	390570	8547854
77	Baja severidad	342222	8558041
78	Baja severidad	336326	8560060
79	Baja severidad	332960	8578992
80	Baja severidad	336165	8587382
81	Baja severidad	257858	8588555
82	Baja severidad	256902	8591548
83	Baja severidad	257005	8597553
84	Baja severidad	258524	8601358
85	Baja severidad	258492	8605150
86	Baja severidad	260017	8608323
87	Baja severidad	264767	8615788
88	Baja severidad	268596	8622138

89	Baja severidad	275989	8629779
90	Baja severidad	296170	8630560
91	Baja severidad	338353	8611558
92	Baja severidad	337263	8589772
93	Baja severidad	334440	8590846
94	Baja severidad	329802	8563179
95	Baja severidad	323432	8566298
96	Baja severidad	330972	8574103
97	Severidad moderada-baja	435867	8785448
98	Severidad moderada-baja	440500	8782352
99	Severidad moderada-baja	439568	8780350
100	Severidad moderada-baja	439269	8773825
101	Severidad moderada-baja	436999	8765085
102	Severidad moderada-baja	432452	8752657
103	Severidad moderada-baja	436820	8750350
104	Severidad moderada-baja	459574	8745230
105	Severidad moderada-baja	456044	8744910
106	Severidad moderada-baja	452729	8738906
107	Severidad moderada-baja	452421	8736695
108	Severidad moderada-baja	459585	8736916
109	Severidad moderada-baja	460621	8738601
110	Severidad moderada-baja	463114	8737446
111	Severidad moderada-baja	465399	8737133
112	Severidad moderada-baja	464992	8729450
113	Severidad moderada-baja	466236	8731030
114	Severidad moderada-baja	451393	8730274
115	Severidad moderada-baja	449006	8730165
116	Severidad moderada-baja	456766	8748068
117	Severidad moderada-baja	436999	8765085
118	Severidad moderada-baja	439774	8781403
119	Severidad moderada-baja	468641	8713457
120	Severidad moderada-baja	474557	8711252
121	Severidad moderada-baja	474554	8714409
122	Severidad moderada-baja	478085	8709887
123	Severidad moderada-baja	478400	8703993
124	Severidad moderada-baja	480788	8700627
125	Severidad moderada-baja	479857	8696732
126	Severidad moderada-baja	484423	8689052
127	Severidad moderada-baja	482455	8686314
128	Severidad moderada-baja	490439	8680740
129	Severidad moderada-baja	488159	8678739
130	Severidad moderada-baja	488989	8676951
131	Severidad moderada-baja	484949	8675265
132	Severidad moderada-baja	487127	8670109
133	Severidad moderada-baja	490439	8680740

134	Severidad moderada-baja	488573	8681266
135	Severidad moderada-baja	495205	8685161
136	Severidad moderada-baja	481735	8677158
137	Severidad moderada-baja	487336	8665162
138	Severidad moderada-baja	487444	8655059
139	Severidad moderada-baja	487031	8651059
140	Severidad moderada-baja	484291	8645795
141	Severidad moderada-baja	475239	8639053
142	Severidad moderada-baja	481347	8636005
143	Severidad moderada-baja	489109	8633168
144	Severidad moderada-baja	484766	8627008
145	Severidad moderada-baja	483627	8629902
146	Severidad moderada-baja	485489	8629587
147	Severidad moderada-baja	485185	8617063
148	Severidad moderada-baja	485291	8612642
149	Severidad moderada-baja	483328	8610641
150	Severidad moderada-baja	472256	8620316
151	Severidad moderada-baja	468143	8598314
152	Severidad moderada-baja	459978	8598724
153	Severidad moderada-baja	455223	8599665
154	Severidad moderada-baja	457717	8590090
155	Severidad moderada-baja	446966	8593440
156	Severidad moderada-baja	445727	8592912
157	Severidad moderada-baja	438911	8591529
158	Severidad moderada-baja	440874	8591218
159	Severidad moderada-baja	433038	8584464
160	Severidad moderada-baja	430246	8585720
161	Severidad moderada-baja	402002	8567846
162	Severidad moderada-baja	391684	8566228
163	Severidad moderada-baja	395095	8565189
164	Severidad moderada-baja	397122	8565328
165	Severidad moderada-baja	400334	8572471
166	Severidad moderada-baja	401470	8572265
167	Severidad moderada-baja	395168	8573084
168	Severidad moderada-baja	397634	8576567
169	Severidad moderada-baja	387281	8582633
170	Severidad moderada-baja	390798	8555277
171	Severidad moderada-baja	400469	8535207
172	Severidad moderada-baja	406001	8545753
173	Severidad moderada-baja	408538	8558289
174	Severidad moderada-baja	324451	8568516
175	Severidad moderada-baja	326812	8570847
176	Severidad moderada-baja	328144	8572540
177	Severidad moderada-baja	330805	8576558
178	Severidad moderada-baja	334086	8580789

179	Severidad moderada-baja	335513	8584061
180	Severidad moderada-baja	338671	8591871
181	Severidad moderada-baja	338742	8597557
182	Severidad moderada-baja	345649	8601175
183	Severidad moderada-baja	349655	8604431
184	Severidad moderada-baja	367486	8596127
185	Severidad moderada-baja	382080	8591244
186	Severidad moderada-baja	379470	8597444
187	Severidad moderada-baja	382080	8591244
188	Severidad moderada-baja	329114	8582865
189	Severidad moderada-baja	253937	8587678
190	Severidad moderada-baja	271909	8602575
191	Severidad moderada-baja	270034	8604139
192	Severidad moderada-baja	258190	8610256
193	Severidad moderada-baja	249147	8614918
194	Severidad moderada-baja	252731	8619373
195	Severidad moderada-baja	250663	8619145
196	Severidad moderada-baja	246846	8617637
197	Severidad moderada-alta	434982	8786025
198	Severidad moderada-alta	433328	8781286
199	Severidad moderada-alta	434884	8783078
200	Severidad moderada-alta	434892	8779079
201	Severidad moderada-alta	436452	8778871
202	Severidad moderada-alta	439469	8778035
203	Severidad moderada-alta	442588	8777935
204	Severidad moderada-alta	443772	8779622
205	Severidad moderada-alta	441896	8758043
206	Severidad moderada-alta	440138	8753303
207	Severidad moderada-alta	437030	8749140
208	Severidad moderada-alta	434227	8748345
209	Severidad moderada-alta	432561	8750131
210	Severidad moderada-alta	432561	8750131
211	Severidad moderada-alta	456766	8748068
212	Severidad moderada-alta	462064	8747864
213	Severidad moderada-alta	462068	8744391
214	Severidad moderada-alta	463628	8742604
215	Severidad moderada-alta	454591	8743750
216	Severidad moderada-alta	466959	8734188
217	Severidad moderada-alta	466437	8737450
218	Severidad moderada-alta	471023	8718090
219	Severidad moderada-alta	471968	8705777
220	Severidad moderada-alta	473420	8706620
221	Severidad moderada-alta	479857	8696732
222	Severidad moderada-alta	479857	8696732
223	Severidad moderada-alta	487428	8693158

224	Severidad moderada-alta	490124	8690843
225	Severidad moderada-alta	484320	8687894
226	Severidad moderada-alta	491997	8666006
227	Severidad moderada-alta	491168	8668111
228	Severidad moderada-alta	484949	8675265
229	Severidad moderada-alta	483097	8650846
230	Severidad moderada-alta	483097	8650846
231	Severidad moderada-alta	477929	8639371
232	Severidad moderada-alta	479687	8642530
233	Severidad moderada-alta	478966	8636635
234	Severidad moderada-alta	485382	8636113
235	Severidad moderada-alta	490247	8632010
236	Severidad moderada-alta	485798	8633271
237	Severidad moderada-alta	486319	8625273
238	Severidad moderada-alta	477544	8603270
239	Severidad moderada-alta	477645	8605269
240	Severidad moderada-alta	470308	8602947
241	Severidad moderada-alta	466899	8601365
242	Severidad moderada-alta	464732	8598520
243	Severidad moderada-alta	452236	8593660
244	Severidad moderada-alta	450132	8592137
245	Severidad moderada-alta	444095	8582278
246	Severidad moderada-alta	438299	8587844
247	Severidad moderada-alta	433183	8588569
248	Severidad moderada-alta	430663	8583932
249	Severidad moderada-alta	427774	8582766
250	Severidad moderada-alta	426232	8579815
251	Severidad moderada-alta	421594	8576434
252	Severidad moderada-alta	417980	8576424
253	Severidad moderada-alta	414984	8576731
254	Severidad moderada-alta	409670	8559240
255	Severidad moderada-alta	403239	8568376
256	Severidad moderada-alta	405265	8561589
257	Severidad moderada-alta	444095	8582278
258	Severidad moderada-alta	406919	8556740
259	Severidad moderada-alta	400899	8558683
260	Severidad moderada-alta	396670	8558036
261	Severidad moderada-alta	397122	8565328
262	Severidad moderada-alta	389858	8584117
263	Severidad moderada-alta	385363	8560897
264	Severidad moderada-alta	390955	8567804
265	Severidad moderada-alta	391771	8570334
266	Severidad moderada-alta	395978	8577508
267	Severidad moderada-alta	381362	8565554
268	Severidad moderada-alta	371522	8572459

269	Severidad moderada-alta	341327	8561142
270	Severidad moderada-alta	335433	8562602
271	Severidad moderada-alta	335628	8582062
272	Severidad moderada-alta	337144	8587967
273	Severidad moderada-alta	338671	8591871
274	Severidad moderada-alta	336678	8596913
275	Severidad moderada-alta	333524	8588367
276	Severidad moderada-alta	337144	8587967
277	Severidad moderada-alta	321383	8563863
278	Severidad moderada-alta	321168	8565125
279	Severidad moderada-alta	259814	8589519
280	Severidad moderada-alta	253406	8589253
281	Severidad moderada-alta	252024	8593560
282	Severidad moderada-alta	270641	8605935
283	Severidad moderada-alta	267846	8606123
284	Severidad moderada-alta	270736	8606989
285	Severidad moderada-alta	261101	8608595
286	Severidad moderada-alta	258899	8612052
287	Severidad moderada-alta	251896	8620209
288	Severidad alta	440500	8782352
289	Severidad alta	440500	8782352
290	Severidad alta	439568	8780350
291	Severidad alta	437124	8781030
292	Severidad alta	435855	8765398
293	Severidad alta	436999	8765085
294	Severidad alta	439269	8773825
295	Severidad alta	436820	8750350
296	Severidad alta	437964	8749616
297	Severidad alta	437964	8749616
298	Severidad alta	437030	8749140
299	Severidad alta	438072	8747406
300	Severidad alta	432561	8750131
301	Severidad alta	429445	8750019
302	Severidad alta	429445	8750019
303	Severidad alta	429449	8748440
304	Severidad alta	451693	8737642
305	Severidad alta	454806	8739225
306	Severidad alta	458855	8739336
307	Severidad alta	461553	8740602
308	Severidad alta	459577	8743441
309	Severidad alta	461339	8745653
310	Severidad alta	451393	8730274
311	Severidad alta	466959	8734188
312	Severidad alta	470613	8713143
313	Severidad alta	473210	8709567

314	Severidad alta	476218	8709990
315	Severidad alta	470255	8707354
316	Severidad alta	479335	8702731
317	Severidad alta	479857	8696732
318	Severidad alta	485771	8689684
319	Severidad alta	487224	8685791
320	Severidad alta	487071	8680212
321	Severidad alta	492614	8685266
322	Severidad alta	485522	8668056
323	Severidad alta	484448	8642322
324	Severidad alta	485842	8648638
325	Severidad alta	482122	8636953
326	Severidad alta	482119	8641847
327	Severidad alta	476483	8636844
328	Severidad alta	487978	8615590
329	Severidad alta	486842	8612959
330	Severidad alta	473098	8604424
331	Severidad alta	469899	8599052
332	Severidad alta	442320	8591642
333	Severidad alta	442544	8583011
334	Severidad alta	424159	8582546
335	Severidad alta	423642	8582966
336	Severidad alta	423329	8583807
337	Severidad alta	430241	8587509
338	Severidad alta	409366	8557660
339	Severidad alta	403997	8558379
340	Severidad alta	400969	8568052
341	Severidad alta	404110	8585327
342	Severidad alta	406602	8581757
343	Severidad alta	391684	8566228
344	Severidad alta	391029	8575279
345	Severidad alta	387687	8584635
346	Severidad alta	387465	8588423
347	Severidad alta	387465	8588423
348	Severidad alta	383464	8543734
349	Severidad alta	399781	8554048
350	Severidad alta	395227	8557504
351	Severidad alta	375876	8568688
352	Severidad alta	374215	8570786
353	Severidad alta	371222	8570457
354	Severidad alta	370517	8566664
355	Severidad alta	368237	8568337
356	Severidad alta	341327	8561142
357	Severidad alta	325290	8566521
358	Severidad alta	325683	8569682

359	Severidad alta	330805	8576558
360	Severidad alta	347177	8605395
361	Severidad alta	336189	8557006
362	Severidad alta	334222	8558047
363	Severidad alta	273326	8593528
364	Severidad alta	274065	8591638
365	Severidad alta	273773	8589319
366	Severidad alta	270765	8603303
367	Severidad alta	269098	8604869
368	Severidad alta	269596	8607190
369	Severidad alta	259436	8609740
370	Severidad alta	260201	8604901
371	Severidad alta	256167	8592753
372	Severidad alta	245431	8602245
373	Severidad alta	252539	8605142
374	Severidad alta	256524	8611506
375	Severidad alta	252731	8619373
376	Severidad alta	253362	8606212
377	Severidad alta	258764	8603625
378	Severidad alta	257687	8608566
379	Severidad alta	244387	8603289
380	Severidad alta	247369	8593729
381	Severidad alta	252881	8590197
382	Severidad alta	269003	8603673

Anexo 4. Panel fotográfico.



Foto 1. Toma de datos de campo.



Foto 2. Medición de parcela CBI.



Foto 3. Datos de campo.



Foto 4. Verificación de campo.



Foto 5. Instalación de parcela.



Foto 6. Datos de suelo.



Foto 7. Instalación de parcela CBI.



Foto 7. Toma de datos de parcela CBI.