UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA EN RECURSOS NATURALES RENOVABLES



ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DE LOS AÑOS 2016 Y 2022 EN EL DISTRITO CASTILLO GRANDE, HUÁNUCO, PERÚ

Tesis

Para optar el título profesional de:

INGENIERO EN RECURSOS NATURALES RENOVABLES

PRESENTADO POR:

RAI FAJARDO GAMARRA

Tingo María – Perú

2023



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

Tingo María- Perú FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES



ACTA DE SUSTENTACION DE TESIS Nº076-2023-FRNR-UNAS

Los que suscriben, Miembros del Jurado de Tesis, reunidos con fecha 25 de mayo del 2023, a horas 07:00 p.m. de la Escuela Profesional de Ingeniería en Recursos Naturales Renovables de la Facultad de Recursos Naturales Renovables para calificar la tesis titulada:

"ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DE LOS AÑOS 2016 Y 2022 EN EL DISTRITO CASTILLO GRANDE, HUÁNUCO, PERÚ".

Presentado por el Bachiller: **FAJARDO GAMARRA**, **RAI**, después de haber escuchado la sustentación y las respuestas a las interrogantes formuladas por el Jurado, se declara **APROBADO** con el calificativo de "**MUY BUENA**".

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

Tingo María, 11 de setiembre de 2023

Ph. D. LUIS ALBERTÓ VALDIVIA ESPINOZA

PRESIDENTE

Ing. M. Sc. JUAN PABLO KENGIFO TRIGOZO

MIEMBRO

Ing. M. Sc. PERCI P. COAGUILA RODRIGUEZ
MIEMBRO

Ing. M. Sc. RONALD HUGO PUERTA TUESTA
ASESOR



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA DIRECCIÓN DE GESTIÓN DE INVESTIGACIÓN - DGI REPOSITORIO INSTITUCIONAL - UNAS





"Año de la unidad, la paz y el desarrollo"

CERTIFICADO DE SIMILITUD T.I. Nº 295 - 2023 - CS-RIDUNAS

El Director de la Dirección de Gestión de Investigación de la Universidad Nacional Agraria de la Selva, quien suscribe,

CERTIFICA QUE:

El Trabajo de Investigación; aprobó el proceso de revisión a través del software TURNITIN, evidenciándose en el informe de originalidad un índice de similitud no mayor del 25% (Art. 3° - Resolución N° 466-2019-CU-R-UNAS).

Programa de Estudio:

Ingeniería en Recursos Naturales Renovables

Tipo de documento:

| Tesis | X | Trabajo de investigación | |
|-------|---|--------------------------|--|
|-------|---|--------------------------|--|

| TÍTULO | AUTOR | PORCENTAJE DE SIMILITUD |
|---|------------------------|-------------------------|
| ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DE LOS AÑOS 2016 Y 2022 EN EL DISTRITO CASTILLO | RAI FAJARDO GAMARRA | 18 % |
| GRANDE, HUÁNUCO, PERÚ | * | Dieciocho |

Tingo María, 30 de octubre de 2023

UNIVERSIDAD NATIONAL AGRAPA DE LA SELVA
DE CIRECCION DE LESTION DE LA INVESTIGACIÓN

LECCELLA

DE TOMAS MENACHO MALYQUI

DIRECTOR

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA EN RECURSOS NATURALES RENOVABLES



ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DE LOS AÑOS 2016 Y 2022 EN EL DISTRITO CASTILLO GRANDE, HUÁNUCO, PERÚ

Autor : Rai Fajardo Gamarra

Asesor (es) : MSc. Ronald Hugo Puerta Tuesta

Eje temático : Monitoreo de la deforestación y adaptación al cambio

climático

Programa de investigación : Valorización de la biodiversidad, recursos naturales y

biotecnología

Línea de investigación : Manejo del paisaje, gobernanza y adaptación al cambio

climático

Eje temático : Monitoreo de la deforestación y adaptación al cambio

climático

Duración del trabajo : 6 meses

Financiamiento : S/ 1 130,14

Tingo María – Perú

DEDICATORIA

A Dios quien siempre me sostiene en su gracia y misericordia.

A mamá Norma y papá Miguel por todo su apoyo en todas las áreas de mi vida y por ser los mejores padres del mundo.

A Esthefany, mi enamorada que me ayudó en todo y me sigue bendiciendo cada día con su vida, y sobre todo edificando en cada área de mí, retándome y apoyándome desde el primer día que nos conocimos.

A mis profesores de la Facultad de Recursos Naturales Renovables; en especial a la Escuela Profesional de Recursos Naturales Renovables, por impartir sus conocimientos, dando formación con capacidad técnica y profesional

A los ingenieros Ronald Puerta y Frits Palomino, docentes que me motivaron y ayudaron a descubrir y amar esta maravillosa carrera y la investigación; siempre aprendí y seguiré aprendiendo algo nuevo con sus personas.

A los ingenieros Jimmy Pinedo y Nino Bravo por brindarme y compartirme sus conocimientos en el mundo del SIG y Teledetección, sin sus enseñanzas no hubiera sido posible realizar esta investigación.

A Edwin Flores y Kadu Alva por su amistad y apoyo académico y moral en todo este tiempo que nos conocemos.

ÍNDICE

| | Página |
|------|--|
| I. | INTRODUCCIÓN1 |
| II. | REVISIÓN DE LITERATURA |
| | 2.1. Marco teórico |
| | 2.1.1. Teledetección |
| | 2.1.2. Análisis multitemporal |
| | 2.1.3. Google Earth Engine (GEE) |
| | 2.1.4. Planet |
| | 2.1.5. Índice de Kappa5 |
| | 2.1.6. Clasificación de imágenes satelitales6 |
| | 2.1.7. Algoritmos de clasificación supervisada6 |
| | 2.1.8. Clasificación supervisada |
| | 2.1.9. Sentinel 2 |
| | 2.1.10. Verificación de los mapas de deforestación9 |
| | 2.1.11. Deforestación |
| | 2.1.12. Bosque |
| | 2.2. Estado del arte |
| | 2.2.1. Estado del arte internacional |
| | 2.2.2. Estado del arte nacional |
| III. | MATERIALES Y MÉTODOS |
| | 3.1. Lugar de ejecución |
| | 3.1.1. Ubicación geográfica21 |
| | 3.1.2. Ubicación política |
| | 3.1.3. Características climáticas |
| | 3.1.4. Zona de vida |
| | 3.2. Material y métodos |
| | 3.2.1. Materiales y equipos |
| | 3.2.2. Metodología |
| | 3.2.3. Tipo de investigación |
| | 3.2.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos |
| IV | RESULTADOS Y DISCUSIÓN |

| 4.1. Exactitud temática de la clasificación de los mapas de deforestación del | |
|---|----|
| distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 | 27 |
| 4.2. Superficie deforestada de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo | |
| Grande, Huánuco,Perú | 29 |
| 4.3. Tasa de deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo | |
| Grande, Huánuco,Perú | 33 |
| V. CONCLUSIONES | 34 |
| VI. PROPUESTAS A FUTURO | 35 |
| VII. REFERENCIAS | 36 |
| ANEXO | 45 |

ÍNDICE DE TABLAS

| Tabla | P | ágina |
|-------|--|-------|
| 1. | Descripción de las bandas de PlanetScope | 5 |
| 2. | Valores de Índice de Kappa. | 6 |
| 3. | Descripción de las bandas de Sentinel 2. | 8 |
| 4. | Categorías para clasificación y reclasificación. | 23 |
| 5. | Variable de estudio con sus dimensiones e indicadores. | 25 |
| 6. | Matriz de consistencia | 45 |
| 7. | Matriz de confusión | 46 |
| 8. | Puntos de validación para el algoritmo Support Vector Machine del año 2016 | 46 |
| 9. | Puntos de validación para el algoritmo Decision Tree del año 2016 | 49 |
| 10. | Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2016 | 52 |
| 11. | Puntos de validación para el algoritmo Support Vector Machine del año 2022 | 56 |
| 12. | Puntos de validación para el algoritmo Decision Tree del año 2022 | 59 |
| 13. | Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2022 | 63 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| F | iguı | ra | Página |
|---|------|--|--------|
| | 1. | Niveles de procesamiento de Sentinel 2 | 9 |
| | 2. | Mapa de ubicación política del área de estudio | 21 |
| | 3. | Metodología realizada la clasificación y validación | 24 |
| | 4. | Valores de índice de Kappa para cada algoritmo de clasificación supervisada | 27 |
| | 5. | Valores de exactitud global para cada algoritmo de clasificación supervisada | 28 |
| | 6. | Área en hectáreas de las categorías clasificadas de los años 2016 y 2022 | 29 |
| | 7. | Mapa de deforestación del año 2016 | 31 |
| | 8. | Mapa de deforestación al año 2022 | 32 |
| | 9. | Validación en campo de categoría deforestado | 67 |
| | 10. | Validación en campo | 67 |
| | 11. | GPS, mapa y formato para la validación en campo | 68 |
| | 12. | Validación con imágenes satelitales Planet. | 68 |
| | 13. | Validación con imágenes satelitales Planet. | 69 |
| | 14. | Validación con imágenes satelitales Planet. | 69 |
| | 15. | Clasificación en Google Earth Engine | 70 |
| | 16. | Resultados en software SPSS | 70 |
| | 17. | Manejo de la tabla de atributos en ArcGis 10.5 | 71 |

RESUMEN

La presente investigación se llevó a cabo en el distrito de Castillo Grande, provincia de

Leoncio Prado, región de Huánuco, Perú. El objetivo principal fue evaluar la deforestación

ocurrida de los años 2016 y 2022, utilizando imágenes Sentinel 2 y tres algoritmos de

clasificación supervisada: Support Vector Machines (SVM), Decision Trees (DT) y Random

Forest (RF).

Se llevó a cabo una comparación de la precisión temática de los mapas de deforestación

generados con cada algoritmo, siendo Random Forest el que presentó los mejores resultados

con valores de índice Kappa de 0,85 y 0,90 para los años 2016 y 2022, respectivamente. Esto

indica que Random Forest fue el más eficiente en la clasificación de áreas deforestadas.

Se estimó que la superficie deforestada en el año 2016 fue de 3 284,59 hectáreas,

mientras que en el año 2022 esta cifra aumentó a 5 440,23 hectáreas. La tasa de deforestación

anual se calculó en 368,63 hectáreas por año (ha/año).

En conclusión, el estudio demostró que el algoritmo Random Forest es altamente

efectivo para estimar la superficie deforestada en el distrito de Castillo Grande, superando más

del 50% del área de estudio. Los resultados obtenidos resaltan la importancia de monitorear y

abordar el problema de la deforestación en esta región, con el fin de implementar estrategias de

conservación y manejo sostenible de los recursos forestales.

Palabras clave: Deforestación, clasificación supervisada, índice de Kappa, Sentinel 2.

ABSTRACT

The present investigation was carried out in the district of Castillo Grande, province of Leoncio Prado, region of Huánuco, Peru. The main objective was to evaluate the deforestation that occurred between 2016 and 2022, using Sentinel 2 images and three supervised classification algorithms: Support Vector Machines (SVM), Decision Trees (DT) and Random Forest (RF).

The thematic accuracy of the deforestation maps generated with each algorithm was compared, with the Random Forest algorithm being the one that yielded the best results with Kappa index values of 0,85 and 0,90 for the years 2016 and 2022, respectively. This suggests that Random Forest was the most efficient in classifying deforested areas. It was estimated that the deforested area in 2016 was 3 284,59 hectares, while in 2022 this figure increased to 5 440,23 hectares. The annual deforestation rate was calculated at 368,63 hectares per year (ha/year).

In conclusion, the study showed that the Random Forest algorithm is highly effective in estimating the deforested area in the Castillo Grande district, exceeding more than 50% of the study area. The results obtained highlight the importance of monitoring and addressing the problem of deforestation in this region, in order to implement conservation strategies and sustainable management of forest resources.

Keywords: Deforestation, supervised classification, Kappa index, Sentinel 2.

I. INTRODUCCIÓN

Desde 1990 al 2020 se ha perdido a nivel mundial aproximadamente 178 millones de hectáreas de bosque (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO], 2020). El Perú no es ajeno a esta realidad, dentro del territorio nacional la deforestación avanza a una velocidad de 160 000 hectáreas/año (Ministerio del Ambiente [MINAM], s.f.). Esta amenaza no es algo nuevo en la región Huánuco, donde los bosques amazónicos fueron reemplazados drásticamente por cultivos agrícolas y ganadería.

En este contexto, la presente investigación se plantea la siguiente pregunta: ¿Cuánto varía el área deforestada durante los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú?. Asimismo, se plantea la siguiente hipótesis: La deforestación al 2022 abarca más del 50% de la superficie total del distrito de Castillo Grande.

Es así, que surgen tecnologías para ubicar, delimitar y cuantificar la cobertura boscosa a nivel mundial, utilizando métodos sofisticados y de acceso libre para obtener resultados más exactos y sin costo alguno. En el año 2010, surgió Google Earth Engine, una plataforma basada en la nube diseñada para el análisis geoespacial a nivel global. Esta plataforma aprovecha las enormes capacidades computacionales de Google y se ha convertido en una herramienta crucial para abordar diversas problemáticas ambientales, tales como la deforestación y los patrones de uso del suelo (Puerta et al., 2021). La introducción de Google Earth Engine ha marcado un hito significativo en la capacidad de abordar estos desafíos ambientales a una escala planetaria.

Si bien en los últimos años se ha ejecutado investigaciones sobre la pérdida de bosques en la región Huánuco (Chahua, 2019), es muy escasa la información sobre el monitoreo sistemático y continuo sobre los bosques a nivel distrital, por lo que urge la necesidad de generar información espacial y precisa sobre la pérdida de bosques, cuantificación de cobertura boscosa, usos de suelo, etc.; que ayude a las autoridades en el sector forestal y ambiental en la toma de decisiones.

Por lo tanto, se plantea los siguientes objetivos:

Objetivo general

Analizar la deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande,
 Huánuco, Perú.

Objetivos específicos

- Evaluar la exactitud temática de la clasificación en los mapas de deforestación del distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 con los algoritmos de Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT) y Random Forest (RF) en imágenes Sentinel 2.
- Estimar la superficie deforestada de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo
 Grande, Huánuco, Perú.
- Cuantificar la tasa de deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo
 Grande, Huánuco, Perú.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Marco teórico

2.1.1. Teledetección

Chuvieco y Salas (1996) describen la teledetección como una técnica que facilita la captura de imágenes satelitales de la superficie terrestre utilizando sensores instalados en plataformas espaciales. Este proceso se logra mediante la interacción energética, que puede ser la energía solar emitida (sensor pasivo) o un haz de energía artificial (sensor activo). En la teledetección, se integran tres componentes fundamentales: el sensor, el objeto observado y el flujo de energía (Padilla et al., 2015). Un atributo significativo de los sistemas de teledetección, especialmente los sensores satelitales, radica en su capacidad para proporcionar cobertura periódica y consistente en las mismas bandas espectrales, bajo condiciones de observación similares. Esta uniformidad es crucial para investigaciones de detección de cambios a escalas globales y regionales (Singh, 1989; Chuvieco, 2019; Arai et al., 2011; Baisch et al., 2012). La teledetección, al garantizar esta coherencia en la información recopilada, se ha convertido en una herramienta esencial para evaluar transformaciones en el entorno terrestre en distintas partes del mundo.

2.1.2. Análisis multitemporal

El análisis multitemporal se presenta como una técnica analítica esencial que permite extraer conclusiones específicas sobre las transformaciones espaciales en una región determinada. Esto implica la necesidad de convertir las series de datos procedentes de diferentes fechas en un conjunto único y coherente de información. Colditz (2007) define este análisis como una sucesión ordenada de observaciones realizadas a lo largo de un período de tiempo. Para llevar a cabo un análisis de este tipo, es crucial que el sensor utilizado tenga la capacidad de cubrir repetidamente la misma área en distintos momentos, lo que implica una alta resolución temporal para detectar cambios en la cobertura vegetal. La generación de una serie de tiempo precisa se erige como uno de los procesos más críticos al trabajar con datos provenientes de sensores remotos. Diversas fuentes de error, como las nubes, gases y aerosoles atmosféricos, requieren un análisis exhaustivo antes o durante la creación de estas series temporales. Estos elementos, especialmente cuando se emplean índices de vegetación como el EVI, NDVI y FPAR, deben ser eliminados o interpolados de manera precisa para garantizar la fiabilidad de los resultados. La atención cuidadosa a estas variables y la aplicación de técnicas precisas son indispensables para obtener análisis multitemporales precisos y significativos.

2.1.3. Google Earth Engine (GEE)

La información satelital sea de cualquier escala, es recopilada por distintos sensores que, de diferentes satélites, entre los más populares por su distribución gratuita se tiene Sentinel, Landsat y MODIS (Perilla y Mas, 2020). Los diferentes satélites y sus sensores al recolectar información de diferente naturaleza y resoluciones hacen que ocupen bastante espacio de almacenamiento (Yang et al., 2016). Ante este problema Google Earth Engine aparece en el año 2010 permitiendo ahora que el usuario pueda realizar operaciones y análisis geoespaciales avanzados con grandes cantidades de datos pero sin almacenarla en la computadora del usuario, todo se realiza desde la plataforma (Perilla y Mas, 2020), y a esto se agrega el hecho de que puede ser ligado a distintos satélites, permitiendo al usuario tener más facilidad en el procesamiento de datos geoespaciales con resultados rápidos (Gorelick et al., 2017).

La plataforma de Google Earth Engine está compuesta de cuatro elementos principales: La infraestructura de Google, datasets, Application Program Interface (API) y el Code Editor (Perilla y Mas, 2020). Para trabajar con esta plataforma es necesario saber el lenguaje de programación Java, pero se puede descargar para programar en Python, pero podría incurrir este último lenguaje de programación en cobros de uso y carecimiento de apoyo y ayudas. Ya desde su creación se usó para distintas aplicaciones la plataforma al permitir al usuario muchas posibilidades, desde mapas de alta resolución (Pekel et al., 2016) como el cambio global de bosque (Hansen et al., 2013). Pero la plataforma no es perfecta, siempre está en constante desarrollo, y necesariamente se requerirá el uso de una buena conexión a internet para poder tener acceso a la plataforma, se permitirá descargar las imágenes hasta un límite en un el Google Drive del usuario, pero este en su versión gratuita solo cuenta con 15 gigabytes de almacenamiento, como toda plataforma, tiene sus ventajas y desventajas (Perilla y Mas, 2020).

2.1.4. Planet

La empresa Planet consta con una constelación de satélites esto dado a sus múltiples lanzamientos de satélites individuales. Siendo de esta forma capaz de obtener imágenes a diario de todo el planeta debido a que la constelación de múltiples satélites rodea toda la tierra (López, 2018). Están disponibles gratuitamente las imágenes de sus satélites PlanetScope desde diciembre del año 2015 hasta la actualidad variando en la resolución temporal a partir del año 2020 (Planet, 2021).

Tabla 1. Información de satélite PlanetScope

| Nº de Banda | Descripción de la banda | Longitud de onda (µm) | Resolución Espacial (m) |
|----------------|----------------------------|--------------------------|----------------------------|
| 1 | Azul | 0,445 - 0,515 | 4,7 m |
| 2 | Verde | 0,500 - 0,590 | 4,7 m |
| 3 | Rojo | 0,590 - 0,670 | 4,7 m |
| 4 | NIR | 0,780 - 0,860 | 4,7 m |

Fuente: López (2018).

2.1.5. Índice de Kappa

El índice de Kappa representa la medida de la concordancia inter-observador y puede ser calculado en tablas de cualquier tamaño, siempre y cuando se comparen las observaciones de dos personas. Cuando se acerca a +1, indica un alto grado de concordancia entre las observaciones, mientras que si se aproxima a -1, denota una discordancia significativa entre las observaciones inter-observador. Un valor de k = 0; señala que la concordancia observada es exactamente la que se esperaría debido puramente al azar (Cerda y Villarroel, 2008). La interpretación de este índice es esencial para evaluar la fiabilidad de las observaciones realizadas por distintos observadores, y juega un papel fundamental en la validación y confiabilidad de los resultados obtenidos en investigaciones científicas y análisis comparativos.

El índice de Kappa se define como:

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

Donde:

Po: Proporción de acuerdos observados

Pe: la proporción de acuerdos esperados (Abraira, 2001)

La máxima concordancia posible corresponde a k = 1. El valor k = 0 se obtiene cuando la concordancia observada es precisamente la que se espera a causa exclusivamente del azar. Si la concordancia es mayor que la esperada simplemente a causa del azar, k > 0, mientras que, si es menor, k < 0, el mínimo valor de k depende de las distribuciones marginales (De Ullibarri y Pita, 1999).

Tabla 2. Valores de Índice de Kappa.

| Valor de K Fuerza de la concordancia | | |
|--------------------------------------|---------------|--|
| 0,00 | Pobre | |
| 0,01-0,20 | Leve | |
| 0,21-0,40 | Aceptable | |
| 0,41-0,60 | Moderada | |
| 0,61-0,80 | Considerable | |
| 0,81-1,00 | Casi Perfecta | |

Fuente: Ministerio del Ambiente [MINAM] (2014b)

2.1.6. Clasificación de imágenes satelitales

La clasificación de imágenes satelitales se ha convertido en una herramienta fundamental para la planificación y gestión del territorio. Entre los métodos más conocidos y ampliamente utilizados se encuentran la clasificación supervisada y no supervisada, ambas basadas en el análisis de los píxeles de las imágenes. Sin embargo, en tiempos recientes, el análisis de imágenes basado en objetos ha experimentado un avance significativo, especialmente en la mejora de algoritmos y software. Este enfoque implica la identificación de objetos, es decir, grupos de píxeles contiguos que comparten información y comportamientos similares. Los resultados de este tipo de clasificación están directamente relacionados con la resolución de las imágenes utilizadas (Perea et al., 2009). Este enfoque basado en objetos representa un paso adelante en la precisión de la clasificación de imágenes satelitales y ofrece nuevas oportunidades para la interpretación detallada y precisa de un área de trabajo.

2.1.7. Algoritmos de clasificación supervisada

Los algoritmos de Machine Learning permiten clasificar con mayor precisión que con clasificadores paramétricos tradicionales. Hoy en día son muy utilizados para hacer mapeo de uso de la cobertura terrestre y se presentan muchas investigaciones haciendo uso de algoritmos de clasificación, existen distintos algoritmos de clasificación supervisada como Máxima Verosimilitud, Redes Neuronales Artificiales, Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF) y Decision Tree (DT). Estos hoy en día son accesibles en softwares libre como RStudio, Google Earth Engine y QGis (Tarazona, 2019). Entre los mejores y con mejor exactitud se encuentran los algoritmos Support Vector Machine (SVM), Random Forest y Decision Tree (Murillo, 2018; Granja, 2020), pero también hay estudios donde otros algoritmos indicaron mayor precisión como el K Nearest – Neighbor y Máxima Verosimilitud, pero en estos influye bastante las imágenes utilizadas y su calidad en el sentido de si presentan nubosidad y sombra de nubes (Méndez, 2020; Ávila et al., 2020).

2.1.8. Clasificación supervisada

En el método de clasificación supervisada, un operador desempeña un papel crucial al definir las características espectrales de las clases. Esto se logra mediante la identificación de áreas de muestreo, conocidas como áreas de entrenamiento, y exige que el operador tenga un conocimiento profundo del área de interés (Chuvieco, 2019). Según Rodríguez et al. (2015), en este método, cada estrato se considera como un campo de prueba, lo que implica que la firma espectral en unidades de energía corresponde a la verificación realizada en el terreno. En la clasificación supervisada, se refleja la decisión previa de seleccionar clases espectrales para los patrones de cobertura del suelo que un analista puede identificar. Es esencial destacar que el mapeo de las clases mediante este método depende completamente del conocimiento previo del analista sobre la cobertura del suelo que se va a identificar fotoidentificando. Este enfoque pone en relieve la importancia del analista en la interpretación precisa de las características espectrales para lograr una clasificación satisfactoria y detallada de las imágenes satelitales.

2.1.9. Sentinel 2

Según Olcoz (2016), Sentinel-2 se basa en una constelación compuesta por dos satélites idénticos: Sentinel-2A, lanzado en junio de 2015, y Sentinel-2B. Estos dos satélites, aunque lanzados por separado, están en la misma órbita con una separación de 180° entre ellos. Cada cinco días, combinando los sobrevuelos de ambos satélites, se logra cubrir toda la superficie terrestre. Cada uno de los satélites Sentinel-2 está equipado con una cámara multiespectral de alta resolución que consta de 13 bandas espectrales. Estas bandas proporcionan una nueva perspectiva sobre las superficies terrestres emergidas y la vegetación. La combinación de alta resolución y capacidades espectrales avanzadas, junto con un campo de visión de 290 km de ancho y sobrevuelos frecuentes, permite obtener vistas sin precedentes de la Tierra. La información recopilada por estos satélites es fundamental para mejorar las prácticas agrícolas, monitorear los bosques del planeta, detectar la contaminación en lagos y áreas costeras, y crear mapas de desastres naturales. Estas misiones Sentinel forman parte del núcleo de la red de vigilancia medioambiental Copernicus de la Unión Europea. Esta iniciativa emblemática proporciona información operativa sobre las superficies terrestres, los océanos y la atmósfera de nuestro planeta.

Tabla 3. Información de bandas Sentinel 2.

| Pandag Continal 2 | Longitud de Onda Central | Resolución |
|---|--------------------------|-------------|
| Bandas Sentinel-2 | (μm) | espacial(m) |
| Banda 1 – Costero / aerosol | 0,443 | 60 |
| Banda 2 - Azul | 0,49 | 10 |
| Banda 3 - Verde | 0,56 | 10 |
| Banda 4 - Rojo | 0,665 | 10 |
| Banda 5 - Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR) | 0,705 | 20 |
| Banda 6 - Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR) | 0,74 | 20 |
| Banda 7 - Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR) | 0,783 | 20 |
| Banda 8 - Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR) | 0,842 | 10 |
| Banda 8A - Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR) | 0.865 | 20 |
| Banda 9 - Vapor de Agua | 0,945 | 60 |
| Banda 10 - Cirrus | 1,375 | 60 |
| Banda 11 - Onda Corta Infrarroja (SWIR) | 1,61 | 20 |
| Banda 12 - Onda Corta Infrarroja (SWIR) | 2,19 | 20 |

Fuente: Alonso (2019)

Se tiene disponibles dos niveles en el satélite Sentinel 2, ambos con correcciones correspondientes (**Figura 1**), el nivel 1C con corrección radiométrica y geométrica, reflectancia al tope de la atmósfera (TOA). También está el nivel 2A con las mismas correcciones del nivel 1C, pero este cuenta con corrección de la parte superior de la atmósfera (BOA) en lugar del tope de la atmósfera (TOA) (Phiri et al., 2020)

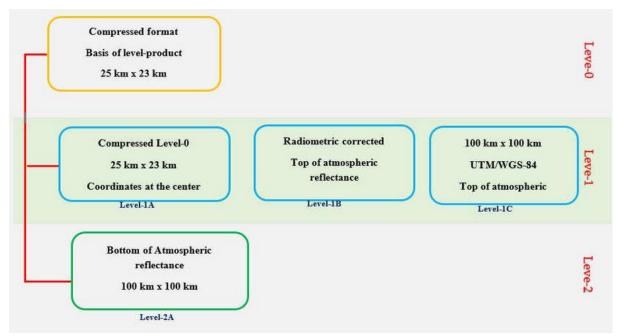


Figura 1. Niveles de procesamiento de Sentinel 2.

Fuente: Phiri et al. (2020)

Existen investigaciones donde se utilizan tanto nivel 1C como nivel 2A para cumplir con objetivos deseados en aplicación de la teledetección donde en ambos presentan sus limitaciones, pero eso no quiere decir que uno sea mejor que otro, sino que en ambos se obtienen buenos resultados (Estévez et al., 2020; Ni et al., 2021; Brinkhoff et al., 2022; Wolters et al., 2021).

2.1.10. Verificación de los mapas de deforestación

Al culminar la interpretación digital de imágenes satelitales, se lleva a cabo un proceso crítico de verificación para validar la calidad y precisión del método y del producto obtenido. Según Chuvieco (2019), esta verificación se considera el último paso en la clasificación digital, la interpretación visual de imágenes, la detección de cambios, entre otros procesos. La verificación implica la aplicación de técnicas de muestreo que permiten estimar con precisión y eficiencia los posibles errores en los resultados. Para lograr esto, se seleccionan muestras representativas de las condiciones del terreno para establecer una relación entre la realidad y los resultados obtenidos. El proceso de verificación puede implicar salidas a campo en áreas específicas con la ayuda de dispositivos GPS para validar los datos. Además, en los últimos años, el uso de rasters de alta resolución, ha sido común en esta fase de la metodología. También, se han empezado a utilizar imágenes capturadas por drones para validar los resultados (Ramírez et al., 2020; Puerta y Fajardo, 2022; Anaya y Chuvieco, 2012). Estas diversas técnicas de verificación garantizan la calidad y confiabilidad de los datos clasificados y son esenciales para la precisión de los estudios basados en imágenes satelitales.

2.1.11. Deforestación

La deforestación, según la FAO (2020), se define como la transformación del bosque en otros usos de la tierra o la reducción de la cubierta de la copa por debajo del umbral mínimo del 10%. Además, la FAO (2016) también la identifica como uno de los principales generadores de gases de efecto invernadero. En la actualidad, la deforestación y degradación de los bosques contribuyen significativamente a las emisiones de gases de efecto invernadero, representando entre el 10% y el 25% del total. Este fenómeno no solo impacta el clima global sino también la biodiversidad, facilitando la invasión de especies exóticas y aumentando la escorrentía superficial (Fontúrbel, 2007; Gómez et al., 2013; Grinand et al., 2013; Butt et al., 2015). En el contexto peruano, el país se ubica en el décimo lugar a nivel mundial en términos de densidad forestal. Más de la mitad del territorio peruano, alrededor de 673,109 kilómetros cuadrados, está cubierto por bosques, siendo superado solo por Brasil en términos de extensión de bosque tropical amazónico. Sin embargo, la Amazonia peruana está en grave peligro debido a la deforestación, siendo la agricultura a menor escala, la minería comercial y la construcción de infraestructuras las principales causas. La tala ilegal es un factor central en la degradación de los bosques peruanos, con aproximadamente 2 849 km² talados ilegalmente cada año, lo que representa casi el 80% de las pérdidas forestales anuales (Marapi, 2013). La alta demanda de tierras, más que de madera, impulsa este proceso, incluso en áreas con baja fertilidad y pendientes pronunciadas y altos niveles de precipitación. Huánuco, un departamento en Perú, no está exento de este problema. Las limitadas oportunidades económicas contribuyen a la migración hacia las zonas selváticas para la extracción forestal y actividades agropecuarias. Entre 2001 y 2018, Huánuco experimentó una pérdida de bosque significativa, calculada en 318,924 hectáreas, situándolo como uno de los departamentos con mayores pérdidas forestales junto con Ucayali (MINAM, 2019). Esta situación subraya la urgencia de implementar medidas efectivas para conservar y gestionar sosteniblemente los recursos forestales en esta región y en todo el país.

2.1.12. Bosque

Es definido como bosque, aquellas tierras que presentan una extensión mayor de 0,5 hectáreas conformadas por árboles con una altura que es superior a los 5 metros y con la cubierta de la copa superando el 10% (FAO, 2012); el MINAM (2014a) comparte la misma definición, pero considera bosque cuando cumple lo anterior mencionado solo agrega que es cuando la altura supera a los 2 metros.

2.2. Estado del arte

2.2.1. Internacional

En la tesis presentada por Suquilandia (2020), el objetivo principal fue estimar el nivel de severidad ocasionado por un incendio forestal ocurrido el 24 de octubre de 2018 en una cobertura forestal de pino en la granja de la Universidad de Cuenca, sector Irquis (Azuay). Se emplearon técnicas de teledetección, específicamente imágenes Sentinel 2, con el fin de facilitar la toma de decisiones posterior al incendio. La metodología se basó en una investigación cuantitativa de carácter descriptivo, utilizando un diseño no experimental longitudinal de método deductivo. La población de estudio fue la granja Irquis, ubicada en la provincia de Azuay en Ecuador. Se aplicó la observación no experimental como técnica de recolección de datos, utilizando una ficha de observación como instrumento de recolección. En el análisis, se utilizaron los algoritmos de clasificación de Máxima Verosimilitud y Support Vector Machine. Como resultado, se determinó que un total de 12,67 hectáreas de área forestal se vieron afectadas después del incendio. En cuanto al índice de Kappa, tanto en la fase pre-incendio como post-incendio, el algoritmo Support Vector Machine mostró un rendimiento significativamente superior, con valores de 0,71 y 0,77, superando los valores de 0,64 y 0,67 respectivamente obtenidos por el algoritmo de Máxima Verosimilitud. Además, en términos de precisión, el algoritmo Support Vector Machine también demostró un mejor desempeño en comparación con el método de Máxima Verosimilitud. Estos resultados resaltan la eficacia del enfoque basado en Support Vector Machine para la clasificación precisa de las áreas afectadas por incendios forestales, proporcionando información valiosa para la toma de decisiones posteriores al evento.

El artículo científico presentado por Cuadra et al. (2020) tiene como objetivo analizar el proceso de deforestación en el noroeste de la provincia del Chaco, desde 1986 hasta 2018, utilizando imágenes de los satélites Landsat 5 y Landsat 8 correspondientes a los años respectivos, a través de la plataforma Google Earth Engine. La metodología empleada consistió en una investigación de tipo cuantitativa de nivel descriptivo, utilizando un diseño no experimental longitudinal de método deductivo. La población de estudio fue el noroeste de la provincia del Chaco. En términos de recolección de datos, se utilizó la observación no experimental como técnica y una ficha de observación como instrumento. Los resultados obtenidos revelan que durante un período de 32 años, el área evaluada experimentó una pérdida de cobertura forestal que alcanzó las 539,321 hectáreas. Estos hallazgos proporcionan una perspectiva crítica sobre el impacto de la deforestación en esta región específica, subrayando la urgencia de abordar y mitigar los efectos adversos de la pérdida continua de bosques en el

noroeste de la provincia del Chaco. La clasificación fue con el algoritmo Decision Trees, donde fue sometida a un proceso de validación donde fue con la metodología de Olofsson, en la cual para el año 1986 se obtuvo una precisión global de 0,97 y para el año 2018 el valor de 0,95.

En el artículo científico de Li y Wang (2020) se presenta como objetivo clasificar los tipos de bosques en una gran escala regional: el área de Shangri-La por clasificación jerárquica. Tipo cualitativa, nivel descriptivo con diseño no experimental, la población fue Shangri-La, dentro de la provincia de Yunnan, China. Como técnica de recolección de datos se usó la observación no experimental longitudinal de método deductivo. Como instrumento de medición se utilizó dos fichas de observación. Los resultados presentaron que en la clasificación forestal y no forestal usando muestras de validación el valor indicó ser superior al 98% para todos los escenarios de clasificación, por lo tanto, los resultados indican que las imágenes sin nubes compuestas durante los años evaluados (2016 al 2018) pueden identificar con precisión los bosques en Google Earth Engine con el algoritmo Random Forest, pero para clasificar el resto de los tipos de bosque su valor de validación disminuyó considerablemente en algunas categorías. Como conclusiones del artículo científico indica que se es difícil obtener imágenes sin nubes incluso en GEE, pero existe un algoritmo de la plataforma permite eliminar las nubes y combinar esas áreas con un área sin nubes durante el tiempo requerido.

En la investigación de Luo et al. (2021) tiene por objetivo caracterizar el cambio actualizado en el uso de tierra y la cobertura terrestre en la nueva área de Xiong'an entre los años 2017 al 2020 usando imágenes multitemporales de Sentinel-2 en Google Earth Engine. Presenta una investigación de tipo cuantitativa de nivel descriptivo con diseño no experimental longitudinal de método deductivo, la población fue Xiong'an, China. Se usó como la observación no experimental como técnica de recolección de datos y dos fichas de observación como instrumento de medición. Los resultados indicaron que el algoritmo Random Forest presenta una poderosa capacidad de clasificación obteniendo valores de OA y Kappa superiores al 95% indicando un alto rendimiento y preciso, por la parte de la clasificación, del 2017 al 2018 en la agricultura de secano se pasó de un 58 a 53% del área total de estudio, los campos de arroz se mantuvieron en un 2%, en las áreas impermeables (edificios, infraestructura vial) de un 19 a 18%, en los cuerpos de agua de un 4 a 3%, los bosques se mantuvieron en un 4%, los humedales aumentaron de un 9 a un 10%, otros tipos de cobertura aumentaron también de un 4 a 10%. Se concluyó los tipos de uso de la tierra y las áreas de la Nueva Área de Xiong'an en las dimensiones temporal y espacial han cambiado significativamente como en el caso de las áreas impermeables por la reubicación de viviendas y el desmantelamiento de aldeas.

En el artículo científico de Piao et al. (2021) se tuvo como objetivo analizar el cambio de uso de la tierra y cobertura terrestre utilizando datos de serie de tiempo y Random Forest en Corea del Norte. La investigación fue de tipo cuantitativa, nivel descriptivo con un diseño no experimental longitudinal de método deductivo. La población fue Corea del Norte, usando la observación no experimental como técnica de recolección de datos y ficha de observación como instrumento de medición. Los resultados indicaron que del 2001 al 2018 en cuanto a las categorías hubo cambios, en áreas de construcción aumentó de un 0,789 a 1,083% del territorio, en cultivos de un 30,832 a 29,237%, en bosque de un 61,917 a 63,520%, en pastizales de un 5,126 a 4,761% y en cuerpos de agua un ligero aumento de 1,336 a 1,399%. Se concluyó que se pudo construir un mapa utilizando el algoritmo Random Forest para clasificar basado en imágenes (en este caso del satélite Landsat) de diferentes años en Google Earth Engine, permitiendo mostrar que los principales cambios se dieron en áreas de bosque y tierras de cultivo, también se presentó un alto valor en el índice de Kappa (0,959) indicando una alta confiabilidad para analizar la tendencia cambiante de los bosques.

En su estudio científico, Nakamo et al. (2022) examinaron las transformaciones en la cobertura del suelo en la reserva de caza Litumbandyosi-Gesimasowa utilizando la plataforma Google Earth Engine (GEE). Para este análisis, se emplearon imágenes satelitales de Sentinel 2 y Landsat 5 correspondientes a los años 1990, 2011 y 2020. Se implementó el algoritmo Random Forest para la clasificación, y para validar los resultados, se utilizaron imágenes de Planet Scope. Los resultados revelaron que, en 1990, la categoría predominante fue el bosque tropical denso, cubriendo un área de 786,14 km². Para 2011, esta categoría disminuyó a 631,56 km² y en 2020, se registraron 639,54 km² de bosque tropical denso, indicando cambios significativos en la cobertura forestal a lo largo de las décadas estudiadas. En términos de precisión, se utilizaron la exactitud global y el índice de Kappa, expresados en porcentajes. Para el año 1990, se obtuvieron valores del 99,53% en exactitud global y 98,11% en el índice de Kappa. En 2011, estos valores aumentaron a 99,84% y 98,69%, respectivamente. Para 2020, los valores fueron del 92,10% para la exactitud global y 89,62% para el índice de Kappa. Estos resultados indican la eficacia del algoritmo Random Forest en la clasificación, siendo particularmente preciso en los años 1990 y 2011, aunque aún robusto en 2020, lo que subraya la capacidad del algoritmo para analizar y caracterizar los cambios en la cobertura del suelo con alta precisión.

En su estudio científico, Setiawan et al. (2022) llevan a cabo una comparación de cuatro algoritmos de clasificación supervisada (Decision Tree, k-Nearest Neighbour, Support Vector Machine y Random Forest) aplicados en los lagos de Maninjau, Singkarak y Towuti, utilizando

imágenes de Landsat 5 y 7 tomadas en diferentes años. Entre estos algoritmos, se observó que Random Forest obtuvo el índice de Kappa más alto, alcanzando 0,926, seguido de cerca por k-Nearest Neighbour con 0,922. En tercer lugar, se situó Support Vector Machines con un índice de Kappa de 0,876, mientras que Decision Tree presentó el valor más bajo con 0,717. Los resultados también se reflejaron en la exactitud global, donde nuevamente Random Forest lideró con un valor de 0,954, seguido de k-Nearest Neighbour con 0,951. Support Vector Machines obtuvo una exactitud global de 0,923, mientras que Decision Tree presentó el valor más bajo con 0,828. Estos hallazgos destacan la eficacia del algoritmo Random Forest en la clasificación precisa de los lagos estudiados, evidenciando su superioridad sobre los otros algoritmos evaluados en términos de Kappa y exactitud global.

Kranjcic et al. (2019) en su artículo científico analiza cuatro algoritmos de clasificación supervisada: Support Vector Machines, Redes Neuronales, Bayesiano y Random Forest, todos aplicado para clasificar imágenes del satélite Sentinel 2 en Varaždin y Osijek. Los resultados indicaron que el algoritmo Support Vector Machines presentó el mayor valor en índice de Kappa con 0,87 y 0,89.

En su estudio científico, Pragunanti et al. (2020) realizaron una evaluación de cuatro algoritmos de clasificación (Support Vector Machines, K-Nearest Neighbor, Decision Tree y Bayes) para caracterizar el hábitat bentónico en las aguas de la isla Pajenekang, South Sulawesi, Indonesia, utilizando imágenes del satélite Sentinel 2. En los resultados obtenidos, el algoritmo Bayes se destacó como el más efectivo, logrando una exactitud global del 78,35%. Por otro lado, el Support Vector Machines obtuvo una precisión global notablemente inferior, con un 47,42%. Estos hallazgos resaltan la eficacia del algoritmo Bayes en este contexto específico, subrayando su capacidad para realizar una clasificación precisa del hábitat bentónico en las aguas de la isla Pajenekang.

El algoritmo Support Vector Machines fue empleado en diversos estudios relacionados con la clasificación de imágenes Sentinel 1 y 2 en diferentes contextos geográficos. En una investigación llevada a cabo en los humedales de la región de Anatolian en Turquía (Kaplan Avdan, 2019) reportó una impresionante exactitud global del 94%. De manera similar, en el mapeo de la cobertura terrestre en los bosques de Zagros, ubicados en la provincia de Juzestán, se utilizaron imágenes Sentinel 2 a través de la plataforma Google Earth Engine. Los resultados obtenidos revelaron un índice de Kappa de 0,83 y una exactitud global del 91% (Eskandari y Ali, 2022). Estos estudios destacan la eficacia del algoritmo Support Vector Machines en la clasificación precisa de imágenes satelitales, mostrando su versatilidad en diferentes entornos geográficos y aplicaciones específicas.

2.2.2. Nacional

En el proyecto de tesis de Ochochoque (2017), se estableció como objetivo principal la identificación de áreas de laboreo y el seguimiento del avance de la explotación minera en el centro poblado de Malenowski, distrito de Mazuco, Región Madre de Dios, a través del uso de técnicas de teledetección espacial. La investigación fue de naturaleza cuantitativa y descriptiva, con un diseño no experimental longitudinal de método deductivo. La población de estudio comprendía el centro poblado Malenowski. En este estudio, se empleó la observación no experimental como técnica de recolección de datos, utilizando una ficha de observación como instrumento. Los análisis se llevaron a cabo utilizando imágenes disponibles en Google Earth Engine, con imágenes de los satélites Landsat y Sentinel. La clasificación se realizó mediante el algoritmo Random Forest, que mostró una excelente validez, con valores en la matriz de validación superiores al 0,95. Al examinar los cambios en el periodo de 1990 a 2016, se observaron transformaciones significativas en el uso de la tierra. La superficie dedicada a cultivos y pastizales aumentó de 0,6 kilómetros cuadrados a 23,3, mientras que los bosques disminuyeron de 226,4 kilómetros cuadrados a 193,4. Los ríos y cuerpos de agua también experimentaron cambios, pasando de 1,2 kilómetros cuadrados a 2,8%, y las áreas sin cobertura vegetal aumentaron de 5,3 a 14,0 kilómetros cuadrados. En resumen, se concluyó que el uso de imágenes satelitales, en particular las obtenidas a través de Google Earth Engine y los satélites Landsat y Sentinel 2, resultaron altamente efectivas y aplicables en estudios multitemporales para analizar cambios en el uso del suelo. La técnica del algoritmo Random Forest demostró una precisión mayor al 95%, lo que permitió identificar de manera indirecta áreas de laboreo y el avance de la explotación minera en la zona estudiada, revelando una deforestación que abarcó una extensión de más de 193 kilómetros cuadrados.

En su trabajo de tesis, Subia (2020) se propuso realizar un análisis multitemporal del cambio en la cobertura vegetal y el uso del suelo en el Parque Nacional Bahuaja Sonene (PNBS) y su zona de amortiguamiento (ZA) durante el periodo de 1984-2018. La investigación adoptó un enfoque cuantitativo de nivel correlativo con un diseño no experimental longitudinal de método deductivo, considerando como población de estudio el Parque Nacional Bahuaja Sonene y su zona de amortiguamiento. Para la recolección de datos, se empleó la técnica de observación no experimental y se utilizó una ficha de observación como instrumento. Durante el periodo mencionado, se analizaron imágenes de los satélites Landsat 4, 5, 7 y 8 utilizando la plataforma Google Earth Engine, y se aplicó el algoritmo Random Forest como clasificador. Los resultados revelaron cambios significativos en el Parque Nacional Bahuaja Sonene, incluyendo una disminución de la cobertura boscosa de 10 755,210 metros cuadrados a 1

077,580 metros cuadrados, un aumento en la superficie de cuerpos de agua de 5 472 a 6 474 metros cuadrados, y la conversión de áreas en tierras agrícolas de 0 a 241 metros cuadrados. Además, se observó una reducción en áreas desnudas de 4 232 a 3 488 metros cuadrados y en la sábana del Beni de 6 502 a 3 716 metros cuadrados. En las zonas de amortiguamiento, se registraron cambios similares, como la disminución de la cobertura boscosa de 259,150 a 250,579 hectáreas, el aumento de suelos desnudos de 626 a 2 544 hectáreas, y el cambio de suelos agrícolas de 513 a 6 469 hectáreas. Los cuerpos de agua también experimentaron cambios, aumentando de 837 a 1 535 hectáreas. En resumen, se concluyó que durante el periodo de estudio (1984-2018), se produjo un cambio total de 15,807 hectáreas, lo que representa el 1.45% del territorio total del PNBS. De estas, 3,478 hectáreas mostraron cambios de cobertura debido a sucesiones vegetales, representando el 0,32%, mientras que 12,329 hectáreas representaron cambios debidos a la dinámica natural entre bosques, cuerpos de agua y suelos desnudos, siendo más prominentes entre los ríos Tambopata y Heath. En términos de precisión, el análisis mostró una validez superior al 95%, con la excepción de los cuerpos de agua, que presentaron un valor del 85%. A pesar de esto, los resultados indican un alto grado de confiabilidad en el estudio realizado.

En el estudio llevado a cabo por Alarcón et al. (2016), el objetivo principal fue cuantificar las áreas deforestadas en el Suroeste de la ciudad de Puerto Maldonado durante el período de 1999-2013. Esta investigación se enmarcó en un enfoque cuantitativo, con un nivel descriptivo y un diseño no experimental de tipo longitudinal utilizando un método deductivo. La población estudiada abarcó el suroeste de la región Madre de Dios, incluyendo los distritos de Huepetuhe, Inambari, Madre de Dios y Laberinto. La técnica de recolección de datos empleada fue la observación no experimental, y el instrumento utilizado fue una ficha de observación. Para llevar a cabo el análisis de deforestación, se utilizaron imágenes del satélite Landsat y se aplicó el algoritmo Random Forest. Los resultados obtenidos revelaron cambios significativos en el área boscosa durante los años 1999 a 2013, donde la superficie del bosque disminuyó de 1 480 516,20 hectáreas a 1 435 074,95 hectáreas. Además, el proceso de deforestación experimentó un aumento, pasando de 32 243,50 hectáreas a 77 684,75 hectáreas durante el mismo período. Este análisis demostró una pérdida total de 55 416,04 hectáreas de bosque primario en un lapso de 14 años, lo que se traduce en una tasa de deforestación de 2 594,10 hectáreas por año. Es importante señalar que las áreas de bosque deforestadas, principalmente debido a la minería aurífera aluvial, también sufrieron un proceso de degradación del suelo. Los años 2008-2011 y 2011-2013 se destacaron como los períodos con los mayores cambios de bosque a deforestación, con 29 471,94 hectáreas y 28 539,01 hectáreas respectivamente. Estos cambios significativos estuvieron influenciados en gran parte por la crisis financiera mundial, que llevó a un aumento considerable en el precio del oro, generando un incremento en la extracción de oro y la consiguiente invasión de tierras en la región de Madre de Dios.

En su tesis, Gamarra (2017) se propuso realizar una clasificación supervisada utilizando el algoritmo Random Forest e imágenes de mediana resolución espacial, Landsat 8. Este estudio se enmarca en un enfoque cuantitativo, con un nivel descriptivo y un diseño no experimental de tipo transversal utilizando un método deductivo. La población estudiada comprendió el distrito de San Ramón, situado en la provincia de Chanchamayo en la región de Junín. La técnica de recolección de datos empleada fue la observación no experimental, y el instrumento utilizado fue una ficha de observación. Los resultados obtenidos revelaron diferentes tipos de cobertura y uso de la tierra en los centros poblados, la red vial, el mosaico agropecuario, el bosque húmedo, los arbustos y matorrales, la Puna, las áreas pedregosas naturales, las tierras desnudas o con poca vegetación, las zonas quemadas, las tierras altoandinas sin vegetación, los bofedales, los ríos y quebradas, y las lagunas. Las áreas respectivas para cada categoría se detallaron en hectáreas. El análisis arrojó un índice de Kappa de 0,922, indicando un alto grado de precisión en el mapa generado. Como conclusión, se destacó que el algoritmo Random Forest se presenta como una alternativa eficiente y precisa para implementar en la clasificación de imágenes satelitales de sensores pasivos, especialmente cuando se requiere delimitar la cobertura y uso de la tierra en la compleja geografía de la Amazonia peruana.

En su artículo científico, Cerón et al. (2021) se propusieron cuantificar la actividad minera aurífera en el departamento de Madre de Dios, Perú, durante los años 2000 y 2017. Para ello, utilizaron una clasificación supervisada empleando el algoritmo de árbol de decisión (Decision Tree) sobre imágenes satelitales capturadas por los sensores Landsat 5 y Landsat 8. La metodología adoptada se enmarca en un enfoque cuantitativo, con un nivel descriptivo y un diseño no experimental de tipo transversal utilizando un método deductivo. La población de interés para el estudio fue el departamento de Madre de Dios, Perú. La técnica de recolección de datos utilizada fue la observación no experimental, y el instrumento empleado consistió en una ficha de observación. Los resultados obtenidos revelaron un aumento significativo de 47 657,43 hectáreas de actividad minera entre los años 2000 y 2017. Las áreas más afectadas por esta actividad fueron las comunidades nativas, las concesiones destinadas a la reforestación y las zonas de amortiguamiento de las Áreas Naturales Protegidas. El análisis incluyó un índice de Kappa del 93%, lo que indica que el algoritmo de clasificación empleado proporcionó resultados consistentes y precisos en la identificación de áreas mineras. Este alto índice de

Kappa sugiere una concordancia significativa entre las clasificaciones realizadas por el algoritmo y los datos de referencia, reforzando la confiabilidad de los resultados obtenidos en el estudio.

En la investigación realizada por Puerta y Fajardo (2022), el objetivo principal fue determinar la cobertura forestal en la provincia de Leoncio Prado hasta el año 2021. Para este propósito, llevaron a cabo un estudio cuantitativo con un enfoque descriptivo y un diseño no experimental de tipo transversal, utilizando un método deductivo. La población de interés para el estudio fue toda la provincia de Leoncio Prado. Para recopilar datos, se empleó la técnica de observación no experimental y se utilizó una ficha de observación como instrumento. Los resultados obtenidos revelaron que la provincia tenía un total de 349 811,47 hectáreas de bosque, lo que representaba aproximadamente el 71,30% de la superficie total. Además, se identificaron 95 872,40 hectáreas de áreas degradadas y 35 519,72 hectáreas de áreas intervenidas. En términos específicos de la distribución de la cobertura forestal, el distrito de Castillo Grande se destacó al presentar una cobertura forestal de 6 458,08 hectáreas para el año 2021. Estos resultados fueron obtenidos mediante la aplicación del algoritmo Random Forest. Es importante destacar que la precisión del estudio fue validada a través de un índice de Kappa de 0,77 y una exactitud global del 89,14%, lo que subraya la confiabilidad de los resultados proporcionados por el algoritmo utilizado. Estos hallazgos brindan una comprensión detallada de la situación forestal en la provincia de Leoncio Prado hasta el año 2021.

En su investigación, Chahua (2019) se propuso examinar la deforestación en el lapso comprendido entre 2006 y 2018 en el distrito de Daniel Alomía Robles. Para llevar a cabo este análisis, empleó una metodología de clasificación supervisada con imágenes provenientes de Sentinel 2A, Landsat 5 y Landsat 8. El estudio se dividió en tres periodos distintos: 2006-2010, 2010-2014 y 2014-2018. Los resultados obtenidos revelaron una alarmante superficie deforestada de 8 366,33 hectáreas para el año 2018, lo que representó más del 50% del área total del distrito. Además, se calculó un índice de kappa de 0,75, indicando una notable concordancia en los datos clasificados. Es especialmente preocupante el periodo de 2014-2018, que mostró la tasa de deforestación más alta, alcanzando un valor de 176,8 hectáreas por año. Estos hallazgos resaltan la urgencia de abordar el problema de la deforestación en el distrito Daniel Alomía Robles y subrayan la necesidad de medidas efectivas para mitigar este impacto ambiental.

En el estudio llevado a cabo por Salas et al. (2014), el objetivo principal fue calcular la tasa de deforestación en el distrito de Florida, ubicado en el departamento de Amazonas, durante los años 1987 y 2013. El área de interés abarcó 22 240,5 hectáreas de territorio. Para llevar a

cabo el análisis, se emplearon imágenes satelitales Landsat 5 y 7 correspondientes a los años mencionados, utilizando el algoritmo Nearest Neighbor. Los resultados obtenidos revelaron que en el periodo comprendido entre 1987 y 2000, el distrito experimentó una tasa de deforestación de 232,2 hectáreas por año. En contraste, en el periodo de 2000 a 2013, esta tasa se redujo significativamente a 19,52 hectáreas por año. Estos datos demuestran una disminución en la tasa de deforestación en el distrito de Florida a lo largo del tiempo, lo que sugiere posibles cambios en las prácticas de uso de la tierra o políticas de conservación que han tenido un impacto positivo en la conservación del bosque en esta región específica del departamento de Amazonas.

En su estudio, Mendoza et al. (2015) se propusieron analizar los cambios en la cobertura boscosa debidos a la deforestación en el distrito de Leymebamba, provincia de Chachapoyas, departamento de Amazonas, durante el periodo de 1989-2016. Este análisis se basó en la clasificación de imágenes utilizando un enfoque basado en objetos, empleando datos del satélite Landsat correspondientes a los años 1989, 1998, 2007 y 2016. Los resultados obtenidos revelaron que la tasa más alta de deforestación ocurrió en el periodo de 1989 a 1998, con una velocidad de pérdida de 262,7 hectáreas por año. En los años subsiguientes, estas tasas disminuyeron significativamente: durante el periodo de 1998 a 2007, la tasa de deforestación se redujo a 34,8 hectáreas por año, y posteriormente, de 2007 a 2016, descendió a 58,2 hectáreas por año. Este análisis subraya una disminución en las tasas de deforestación a lo largo del tiempo en el distrito de Leymebamba, indicando posibles cambios en las prácticas de uso de la tierra o implementación de medidas de conservación que han influido positivamente en la preservación del bosque en esta región específica del departamento de Amazonas.

Según Geobosques (s.f) a través de su plataforma presenta datos a nivel nacional, donde para el distrito de Castillo Grande al año 2021 presenta un total de área de bosque de 2 802,32 hectáreas, un total de área deforestada de 2 986,10 hectáreas y una tasa de deforestación de 36,76 hectáreas por año del 2016 al 2021. La plataforma Geobosques utiliza imágenes del satélite Landsat (30 metros de resolución espacial), para clasificar utilizan el algoritmo árboles de decisión (Decision Trees). En teledetección mientras a mejor resolución espacial es mejor la clasificación que se hace a las imágenes (Gao y Mas, 2008; Gao, 2010; Du et al., 2016)), pero también es importante seleccionar un buen algoritmo de clasificación (Ugur et al., 2013).

En el estudio realizado por Chucos y Vega (2022), se emplearon imágenes del satélite Landsat para llevar a cabo la clasificación del terreno mediante diversos algoritmos de clasificación supervisada, incluyendo Support Vector Machines, Random Forest, Naive Bayes y Decision Tree. Además, se exploró un algoritmo de clasificación no supervisada como parte

del análisis. Los resultados revelaron que los algoritmos Support Vector Machine y Naive Bayes exhibieron una precisión notablemente superior, con un índice de Kappa de 0,909, en comparación con el algoritmo Decision Tree, que presentó un índice de Kappa de 0,864. Estos hallazgos resaltan la eficacia de los algoritmos Support Vector Machine y Naive Bayes en la clasificación precisa del terreno basada en imágenes Landsat.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Lugar de ejecución

3.1.1. Ubicación geográfica

La presente investigación fue desarrollada en el distrito Castillo Grande que presenta un rango altitudinal de 583 a 1 487 m s. n. m. (Sánchez, 2009), cuyo centroide se ubica en coordenadas UTM: E 385 914 y N 8 982 017, zona 18 L. El área estudiada cuenta con 10 501,07 hectáreas.

3.1.2. Ubicación política

El área de investigación se encuentra políticamente ubicado en

Distrito: Castillo Grande

Provincia: Leoncio Prado

Región: Huánuco

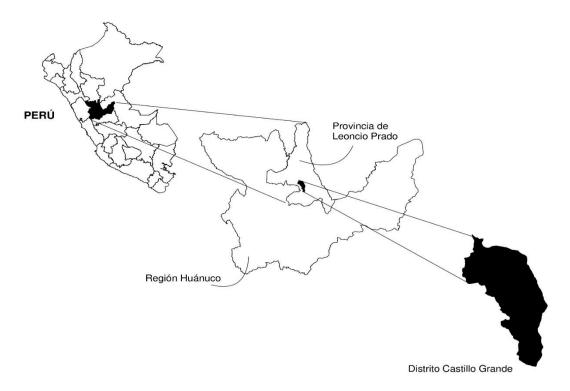


Figura 2. Mapa de ubicación política del área de estudio Fuente: Instituto Geográfico Nacional [IGN] (s.f.)

3.1.3. Características climáticas

El distrito Castillo Grande presenta un 85% de humedad relativa, así también una precipitación anual de 3 300 mm siendo los meses de enero a marzo donde presenta mayor frecuencia de lluvias. La temperatura media anual está entre los 22° C y 32° C, algunas veces llega hasta 36° C. (Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú [SENAMHI], s.f)

3.1.4. Zona de vida

Según el Instituto Nacional de Recursos Naturales (INRENA, 1995) el distrito Castillo Grande pertenece a las zonas de vida de bosque muy húmedo - Premontano Tropical (bmh-PT) y bosque húmedo - Tropical (bh-T).

3.2. Material y métodos

3.2.1. Materiales y equipos

3.2.1.1. Materiales de fase de campo

Tablero de madera, fichas de observación, lapiceros.

3.2.1.2. Materiales cartográficos

Imágenes Planet (4,7 m x 4,7 m de resolución espacial), mosaicos del año 2016 y 2022 de Sentinel 2.

3.2.1.3. Herramientas de teledetección

Google Earth Engine (GEE).

3.2.1.4. Softwares

Microsoft Word, ArcGis 10.5, QGis 3.22, SPSS Statistic 25, Microsoft Excel.

3.2.1.5. Equipos

Laptop Lenovo Core i5, GPS Garmin 62s.

3.2.2. Metodología

3.2.2.1. Exactitud temática de la clasificación en los mapas de deforestación del distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 con los algoritmos de Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT) y Random Forest (RF) en imágenes Sentinel 2

En Google Earth Engine se creó dos códigos (script) en el Code Editor de la plataforma para generar dos mosaicos del satélite Sentinel 2 con el criterio que presenten menos del 20% de nubes y sombra de nubes con los años deseados (2016 y 2022). Se trabajó con la combinación de bandas 12, 8 y 3, rango de fechas del año 2016 de "01/09/2016 al "31/12/2016", del año 2022 del rango de fechas del "01/05/2022" al "23/09/2023" y utilizando el Image Collection permitido por la plataforma y nombrado "mosaic" que es una herramienta que permite crear un mosaico a partir de los criterios mencionados anteriormente en la imagen, de esa forma solucionando el problema de las nubes. Con la combinación de bandas se procedió a clasificar en GEE el mosaico del año 2016 y del año 2022 utilizando para cada uno tres algoritmos de clasificación supervisada, el Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT) y Random Forest (RF). Se clasificó en cada algoritmo los mosaicos primero en cuatro categorías para posteriormente reclasificarse en tres categorías como indica la **Tabla 5**.

Tabla 4. Categorías para clasificación y reclasificación.

| N° | Categorías (Clasificación) | Reclasificado |
|----|----------------------------|---------------|
| 1 | Bosques | Bosques |
| 2 | Vegetación secundaria | Deforestado |
| 2 | Deforestado | Deforestado |
| 3 | Hidrografía | Hidrografía |

Fuente: Propia

Posteriormente la clasificación de cada algoritmo de los dos mosaicos al igual que los mosaicos fueron exportadas del GEE a archivos raster donde utilizando el software ArcGis 10.5 se procesó los archivos raster para convertirlos en archivos shapefiles con los que se elaboró los mapas de deforestación por cada algoritmo de clasificación en cada año. Se trabajó a una escala de 1:20 000 con Datum WGS 84 en la zona 18 S utilizando el ArcGis 10.5. Para la validación de la clasificación de cada algoritmo del año 2016 se usó imágenes del satélite Planet que presenta resolución espacial de 4,7 m x 4,7 m, estás son proporcionadas gratuitamente a través de un plugin del software QGIS, igualmente para el año 2022, utilizando imágenes Planet y salida a campo para verificación de puntos de validación. El procedimiento de validación con imágenes Planet se basó en constatar que lo que se muestra en la clasificación de cada mapa de deforestación con la imagen Planet, para ello se creó puntos de validación con el método de muestreo aleatorio simple donde fueron divididos en las categorías que serán clasificadas (Bosque, Deforestado y Hidrografía). Se verificó la coincidencia de la imagen con las categorías por lo cual estos datos fueron colocados en sus correspondientes fichas de observación para cada algoritmo en ambos años. Los datos de las fichas de observación fueron analizados a través de una matriz de confusión donde se determinó la exactitud global del mapa. Para obtener los valores de índice de Kappa se utilizó el software SPSS Statistics 25.

Al obtener los valores de confiabilidad de cada algoritmo para cada año se procedió a trabajar exclusivamente con la clasificación (en formato shapefile) cuyo algoritmo presentó mayor índice de Kappa y exactitud global.

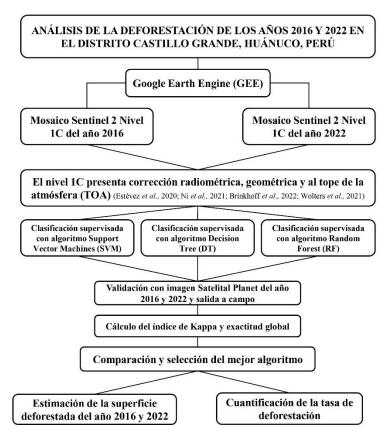


Figura 3. Metodología realizada la clasificación y validación

Fuente: Propia

3.2.2.2. Superficie deforestada de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú

Utilizando el software ArcGis 10.5, en la tabla de atributos de los shapefiles del algoritmo de clasificación que presentó mayor exactitud temática para cada año, se creó una nueva columna para posteriormente calcular el área de cada categoría expresada en hectáreas obteniendo la superficie de cada categoría de los años 2016 y 2022.

3.2.2.3. Tasa de deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú

Se utilizó la ecuación de Laurente (2011) para calcular la tasa de deforestación:

Tasa anual de deforestación = (ABf-ABi)/N (2)

ABf: Área con bosque del año final (ha)

ABi: Área con bosque del año inicial (ha)

N: años del periodo de estudio

3.2.3. Tipo de investigación

Cuantitativa, aplicada, descriptiva, no experimental y longitudinal.

3.2.3.1. Variable

La deforestación en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022.

3.2.3.2. Indicadores

Los indicadores fueron las categorías que se clasificaron que son las siguientes: Bosque, deforestado e hidrografía, expresada en hectáreas. También el indicador de los cambios de coberturas (hectáreas/año), el índice de Kappa y la exactitud global (%).

Tabla 5. Variable de estudio con sus dimensiones e indicadores.

| Variables de estudio | Dimensión | Indicadores | |
|----------------------|-----------|---|-------------|
| | | Categorías de coberturas (ha): | Bosque |
| | Espacial | | Deforestado |
| Deforestación | | | Hidrografía |
| | Temporal | Cambios de cobertu | ra (ha/año) |
| | Exactitud | Índice de Kappa Exactitud Global (%) | |

3.2.3.3. Población

La población está compuesta por todo el distrito Castillo Grande.

3.2.3.4. Muestra

Para calcular la muestra se usó la fórmula de tamaño de muestra del MINAM (2014b):

Tamaño de la muestra =
$$\frac{S^2 \times P \times Q}{e^2}$$
 (3)

Donde:

- S: Valor de la abscisa de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, se obtiene de la tabla Z.
 - P: indica el porcentaje de aciertos estimado por el área de la categoría.
 - Q: índica del porcentaje de errores (q = 1 p), e: el nivel permitido del error.
 - e: Nivel permitido de error

Se usó un valor de P de 85%, un valor de Q de 15% y un 10% del valor e obteniendo 49 puntos de validación por categoría.

3.2.3.5. Muestreo

Se usó el muestreo aleatorio simple para distribuir 49 puntos por cada categoría dentro de toda el área del distrito Castillo Grande.

3.2.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Fue la observación no experimental donde se utilizó como instrumento fichas de observación.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Exactitud temática de la clasificación de los mapas de deforestación del distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022

En la **Figura 4** se muestra los resultados de los valores del índice de Kappa para los años 2016 y 2022; como se observa, la mayor exactitud presentó el algoritmo Random Forest en ambos periodos de análisis.

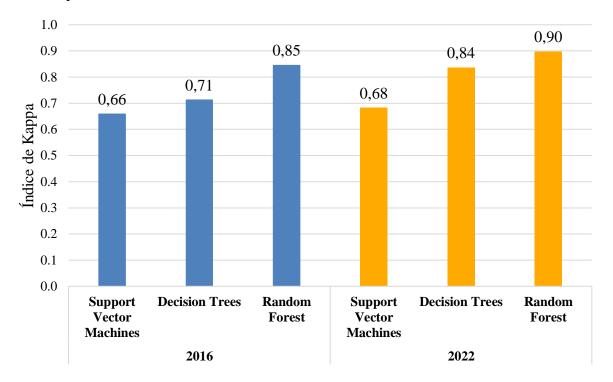


Figura 4. Valores de índice de Kappa para cada algoritmo de clasificación supervisada.

En la **Figura 5** se presenta los resultados de la exactitud global para el año 2016 y 2022 de igual forma, predominó el algoritmo Random Forest con (89,80% y 93,20% respectivamente) y el que menor valores presentó fue el algoritmo Support Vector Machines (77,55% y 78,91% respectivamente). Tanto en exactitud global (EG) y índice de Kappa (IK), el algoritmo Decision Tree ocupó el segundo lugar con valores de 80,95% y 89,12% en exactitud global y 0,71 y 0,84 en el índice de Kappa.

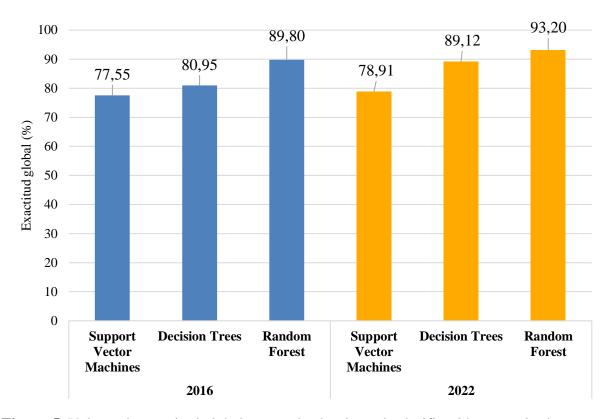


Figura 5. Valores de exactitud global para cada algoritmo de clasificación supervisada

El algoritmo que mejor clasificó para ambos años fue el algoritmo Random Forest con valores superiores al 89% en EG y 0,85 en el IK teniendo una concordancia casi perfecta como menciona López (2018), estando de acuerdo con distintas investigaciones (Li Wang, 2020; Luo et al., 2021; Piao et al., 2021; Nakamo et al., 2022; Setiawan et al., 2022; Ochochoque, 2017; Subia, 2020; Alarcón et al., 2016; Gamarra, 2017) donde se utiliza por excelencia el algoritmo e incluso comparando con otros algoritmos en imágenes Sentinel y Landsat donde mayormente presentan valores en índice de Kappa y exactitud global superiores al 85% coincidiendo que presenta una clasificación casi perfecta, pero esto no minimiza la importancia del uso de otros algoritmos porque también otro algoritmo puede ser superior a otro, en este caso fue Random Forest superior a los algoritmos SVM y Decision Tree pero también estos pueden superar a Random Forest en sitios donde predomina área urbana (Kranjic et al., 2019). En cuanto al algoritmo Support Vector Machines ocupó el último lugar, cosa que es diferente al estudio de Suquilandia (2020) en su estudio donde comparó con otro algoritmo, y el SVM fue superior utilizando imágenes Sentinel 2 y también a los estudios de Kaplan y Avdan (2019) y Eskandari y Ali (2022) donde presentaron valores superiores al 90% en exactitud global, incluso en el estudio de Chucos y Vega (2022) el SVM supera a los algoritmos Random Forest y Decision Tree, pero también comparando con otros algoritmos resulta también bastante deficiente el algoritmo clasificando las mismas imágenes (Pragunanti et al., 2020). En el algoritmo Decision Trees presentó valores más bajos comparados con los estudios de Cuadra et al. (2020) y Cerón et al. (2021) donde alcanzó en exactitud global valores superiores al 93% utilizando imágenes de menor resolución espacial que la Sentinel, con imágenes Landsat 5 y 8.

4.2. Superficie deforestada de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú

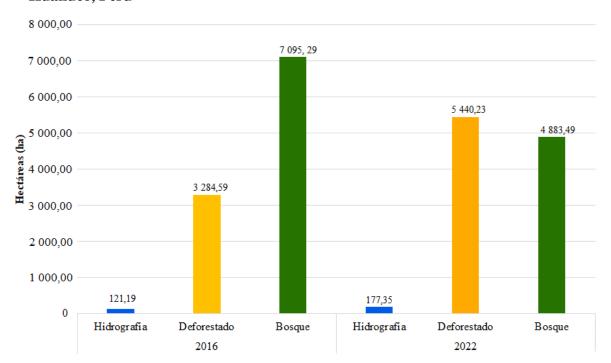


Figura 6. Área en hectáreas de las categorías clasificadas de los años 2016 y 2022.

En la **Figuras 6** se muestra la superficie estimada obtenida por el algoritmo Random Forest para el año 2016 y 2022 donde para el primer año presenta 7 095,29 ha de superficie de bosque siendo la que mayor área abarca en el distrito con 67,57%, en deforestado se estimó 3 284,59 hectáreas que equivale a 31,28% del total del área, mientras que la hidrografía presentó 121,19 hectáreas siendo un 1,15% del total del área. Mientras que para el año 2022 la categoría que más área presenta es la categoría deforestado con 5 440,23 hectáreas equivalente a un 51,81% del área del distrito, quedando ahora segundo lugar el área bosque con 4 883,49 hectáreas representado un 46,50% del área del distrito y la categoría hidrografía presentó 177,35 hectáreas equivalente a 1,69% del total del área. L

El área de bosque para el año 2022 es exageradamente diferente al área de bosque del año 2021 según Geobosques (s.f) con 2 802,32 hectáreas, esto es debido a que Geobosques utiliza imágenes de menor resolución que Sentinel 2, utilizando Landsat 8, influyendo en la clasificación de imágenes con el algoritmo donde utilizan el Decision Tree donde se demostró

que Random Forest es eficiente clasificando a escala distrital siendo superior a Decision Tree, por ello es que presentan valores diferentes tanto por la escala de clasificación, el algoritmo y la resolución espacial de las imágenes a clasificar (Gao y Mas, 2008; Gao, 2010, Du et al., 2016; Ugur et al., 2013). Mientras que en la investigación de Puerta y Fajardo (2022) presenta valores bastante cercanos a los resultados del presente estudio con un área de bosque de 6 458,08 hectáreas incluso siendo a nivel provincial el resultado.

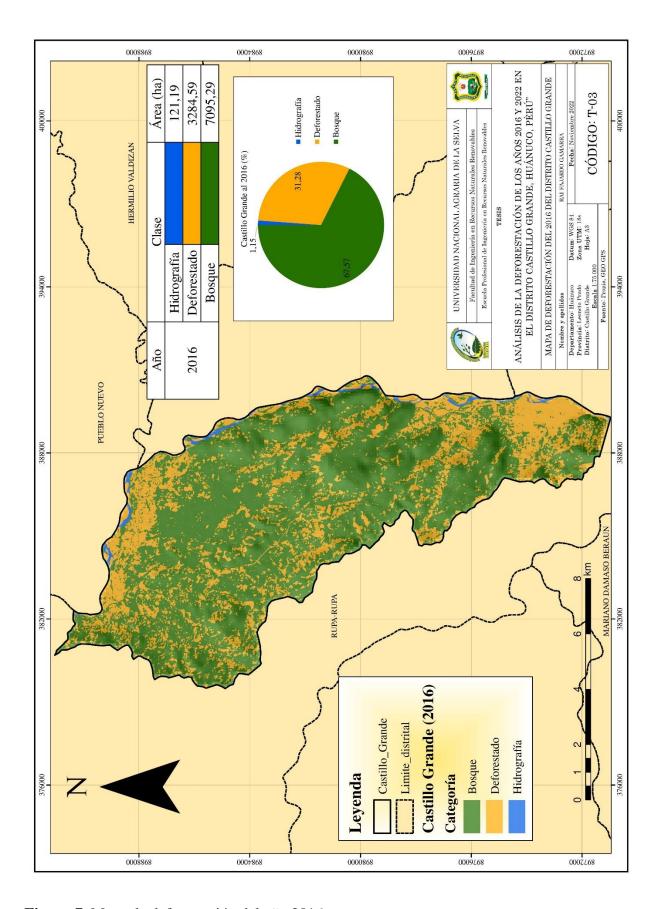


Figura 7. Mapa de deforestación del año 2016

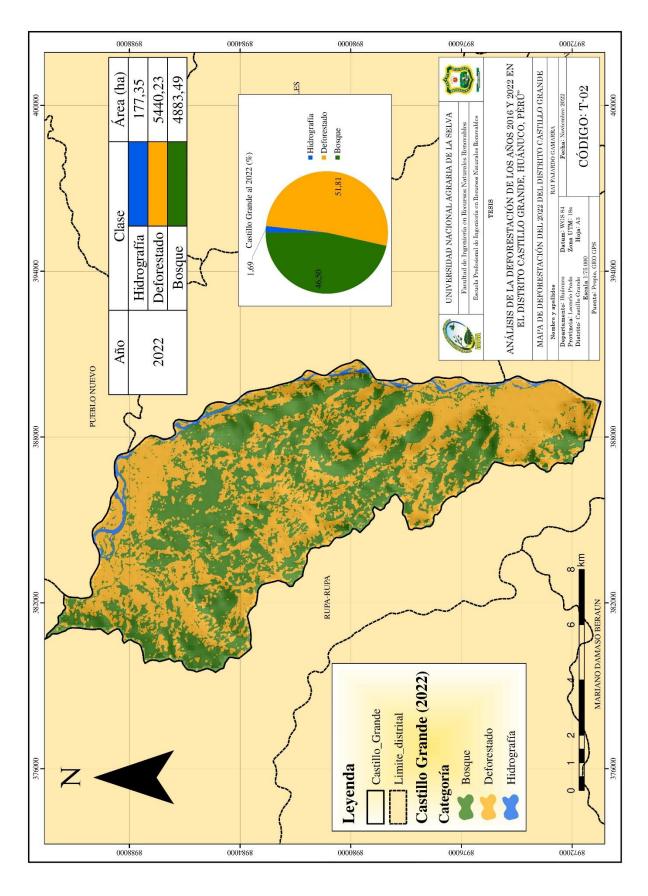


Figura 8. Mapa de deforestación al año 2022

4.3. Tasa de deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú

Para los años 2016 y 2022 se presentó una disminución en el área de bosque en un periodo de 6 años de 2 211,80 hectáreas, resultando en una tasa de deforestación de 368,63 hectáreas por año (ha/año) como está presente en la **Tabla 5**.

Tabla 5. Tasa de deforestación

| Categoría (ha) | 2016 | 2022 | | | |
|---------------------------------------|----------|----------|--|--|--|
| Deforestado | 3 284,59 | 5 440,23 | | | |
| Bosque | 7 095,29 | 4 883,49 | | | |
| Hidrografía | 121,19 | 177,35 | | | |
| Tasa de deforestación (ha/año) 368,63 | | | | | |

La tasa de deforestación del presente estudio presenta una gran diferencia a lo mencionado por Geobosques (s.f) donde indica que en el distrito Castillo Grande del 2016 al 2021 existe una tasa de deforestación de 36,76 ha/año, este valor debido a lo anteriormente mencionado que es muy diferente clasificar a nivel distrital y nivel nacional, también el uso de imágenes con menor resolución espacial que son las Landsat 8 y el uso de otro algoritmo. A nivel distrital la tasa de deforestación es bastante cercano a lo presentado por Mendoza et al. (2015) en el distrito de Leymebamba pero en el periodo 1989 y 1998, e igual con la investigación de Salas et al. (2014) en los años 1987 y 2000 con 262,7 ha/año y 232,2 ha/año respectivamente. Pero en el estudio de Chahua (2019) presenta el valor de 176,8 ha/año en los años 2014 y 2018 siendo el más cercano a nivel distrital y en tiempo al resultado en la presente investigación.

V. CONCLUSIONES

- 1. La exactitud temática de la clasificación en los mapas de deforestación del distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 en imágenes Sentinel 2 fue mejor, utilizando el algoritmo Random Forest con valores en el índice de Kappa de 0,85 y 0,90 y en la exactitud global valores de 89,90% y 93,20%.
- 2. La superficie estimada deforestada en el distrito Castillo Grande del año 2016 fue de 3 284,59 hectáreas (31,28% del área total), mientras la superficie deforestada para el año 2022 ascendió a 5 440,23 hectáreas (51,81% del área total).
- 3. La tasa de deforestación en el distrito Castillo Grande de los años 2016 y 2022 fue de 368,63 ha/año.

VI. PROPUESTAS A FUTURO

 Hacer constante el monitoreo de la deforestación en el distrito Castillo Grande, utilizando imágenes de mayor resolución espacial y con otros algoritmos de clasificación supervisada.

VII. REFERENCIAS

- Abraira, V. (2001). El índice Kappa. *SEMERGEN Medicina de Familia*, 27(5), 247-249. https://doi.org/10.1016/S1138-3593(01)73955-X
- Alarcón, G., Díaz, J., Vela, M., García, M. y Gutiérrez, J. (2016). Deforestación en el sureste de la amazonia del Perú entre los años 1999—2013; caso Regional de Madre de Dios (Puerto Maldonado Inambari). *Revista Investigaciones Altoandinas*, 18(3), 319-330.
- Alganci, U., Sertel, E., Ozdogan, M., y Ormeci, C. (2013). Parcel-Level Identification of Crop Types Using Different Classification Algorithms and Multi-Resolution Imagery in Southeastern Turkey. *Photogrammetric Engineering y Remote Sensing*, 79(11), 1053-1065. https://doi.org/10.14358/PERS.79.11.1053
- Alonso, D. (15 de mayo de 2019). *Combinación de bandas en imágenes de satélite Landsat y Sentinel*. MappingGIS. https://mappinggis.com/2019/05/combinaciones-de-bandas-en-imagenes-de-satelite-landsat-y-sentinel/
- Anaya, J. A., y Chuvieco, E. (2012). Validación para Colombia de la estimación de área quemada del producto L3JRC en el periodo 2001-2007. *Actualidades Biológicas*, 32(92), 29–40. https://revistas.udea.edu.co/index.php/actbio/article/view/331483
- Arai, E., Shimabukuro, Y. E., Pereira, G. y Vijaykumar, N. L. (2011). A Multi-Resolution Multi-Temporal Technique for Detecting and Mapping Deforestation in the Brazilian Amazon Rainforest. *Remote Sensing*, *3*(9), 1943-1956. https://doi.org/10.3390/rs3091943
- Ávila, I., Ortiz, E., Soto, C., Vargas, Y., Aguilar, H y Miller, C. Evaluación de cuatro algoritmos de clasificación de imágenes satelitales Landsat 8 y Sentinel 2 para la identificación de cobertura boscosa en paisajes altamente fragmentados en Costa Rica. *Revista de teledetección* 57, 37-49.
- Baisch, P., da Silva, R. y Barreto, S. (2012). Determinação do desmatamento através da classificação digital de cenas do Satélite Landsat 5. *Disciplinarum Scientia*, 13(2), 151-158.
- Bardales, N. (2021). Caracterización de microhábitats de Ranitomeya sirensis (Aichinger, 1991) en Dendrocalamus asper (Schultes f.) del Bosque Reservado de la Universidad Nacional Agraria de la Selva, Tingo María, Perú. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio institucional.

- Belgiu, M. y Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011
- Brinkhoff, J., Houborg, R., y Dunn, B. W. (2022). Rice ponding date detection in Australia using Sentinel-2 and Planet Fusion imagery. *Agricultural Water Management*, 273, 107907. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107907
- Butt, A., Shabbir, R., Ahmad, S. S. y Aziz, N. (2015). Land use change mapping and analysis using Remote Sensing and GIS: A case study of Simly watershed, Islamabad, Pakistan. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(2), 251-259. https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.07.003
- Cerda, J. y Villarroel Del P, L. (2008). Evaluation of the interobserver concordance in pediatric research: The Kappa Coefficient. *Revista chilena de pediatría*, 79(1), 54-58. https://doi.org/10.4067/S0370-41062008000100008
- Cerón C., L., Miranda S., N., y Rubin-de-Celis L., E. (2021). Deforestación por actividad minera en el departamento de Madre de Dios-Perú para los años 2000 Y 2017. Anales Científicos, 82(1), 122–129. https://doi.org/10.21704/ac.v82i1.1748
- Chahua, E. (2019). *Análisis de la deforestación en el periodo 2006 2018. del distrito Daniel Alomía Robles*. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio Institucional.
- Chucos, N., y Vega, E. J. (2022). Evaluación de algoritmos de machine learning en la clasificación de imágenes satelitales multiespectrales, caso: Amazonia Peruana. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(1), Art. 1. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i1.1843
- Chuvieco, E. y Salas, J. (1996). Mapping the spatial distribution of forest fire danger using GIS. *International Journal of Geographical Information Systems*, 10(3), 333-345. https://doi.org/10.1080/02693799608902082
- Chuvieco, E. (2019). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio*. Digital Reasons.
- Colditz, R. 2007. *Time Series Generation and Classification of MODIS Data for Land Cover Mapping*. [Tesis doctoral, Universidad de Würzburg]. Biblioteca Universitaria.
- Cuadra, D. E., Insaurralde, J. A. y Montes Galbán, E. J. (2020). Evaluación espacio-temporal de la deforestación en el noroeste de la provincia del Chaco (1986-2018): Mediante el

- uso combinado de Sistemas de Información Geográfica y Procesamiento Digital de Imágenes. Revista digital del Programa de Docencia e Investigación en Sistemas de Información Geográfica, (17), 1-10.
- De Ullibarri, I., y Pita, S. (1999). Medidas de concordancia: El índice Kappa. *Cadernos de atención primaria*, 6(4), 223-226.
- Du, Y., Yihang, Z., Feng, L., Qunming W., Wenbo, L., y Xiaodong, L. (2016). Water Bodies Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote* Sensing 8(4), 354. https://doi.org/10.3390/rs8040354
- Eskandari, S., y Ali, S. (2022). Mapping land cover and forest density in Zagros forests of Khuzestan province in Iran: A study based on Sentinel-2, Google Earth and field data. *Ecological Informatics*, 70, 101727. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101727
- Estévez, J., Vicent, J., Rivera-Caicedo, J. P., Morcillo-Pallarés, P., Vuolo, F., Sabater, N., Camps-Valls, G., Moreno, J., y Verrelst, J. (2020). Gaussian Processes Retrieval of LAI from Sentinel-2 Top-of-Atmosphere Radiance Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 289-304. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.004
- Fontúrbel, F. E. (2007). Evaluación de la pérdida de la cobertura del bosque seco Chaqueño en el municipio de torotoro y en el Parque Nacional Torotoro (Potosí, Bolivia), mediante teledetección. *Ecología Aplicada*, *6*(1-2), 59-66.
- Gamarra, S. (2017). Análisis de la cobertura y uso de la tierra utilizando imágenes de resolución espacial media para el distrito de San Ramón-Chanchamayo-Junín-Perú. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio Institucional.
- Gao, Y., y Mas, J.F. (2008). A Comparison of the Performance of Pixel Based and Object Based Classifications over Images with Various Spatial Resolutions. *Online Journal of Earth Sciences*, 2: 27-35. https://medwelljournals.com/abstract/?doi=ojesci.2008.27.35
- Gao, J. (2010) A comparative study on spatial and spectral resolutions of satellite data in mapping mangrove forests, *International Journal of Remote Sensing*, 20(14), 2823-2833. doi: 10.1080/014311699211813
- Geobosques (s.f). Bosque No bosque y pérdida de bosque 2000 2021. Recuperado 15 de diciembre del 2022. <u>Geobosques (minam.gob.pe)</u>

- Granja, A. (2020). Detección de cambios de uso y cobertura de los bosques utilizando clasificación directa de cambios y post clasificación. [Tesis de maestría, Universidad Nacional de La Plata]. Repositorio Institucional.
- Gómez, I. U. H., Ellis, E. A. y Gómez, C. A. G. (2013). Aplicación de teledetección y sistemas de información geográfica para el análisis de deforestación y deterioro de selvas tropicales en la región Uxpanapa, Veracruz. GeoFocus. *Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica, 1*(13), 1-24.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. y Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031
- Grinand, C., Rakotomalala, F., Gond, V., Vaudry, R., Bernoux, M. y Vieilledent, G. (2013). Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multi-date Landsat satellite images and the random forests classifier. *Remote Sensing of Environment*, 139, 68-80. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.008
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O. y Townshend, J. R. G. (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 342(6160), 850-853. https://doi.org/10.1126/science.1244693
- Hernández, R., Fernández, C y Baptista, M. (2014). *Metodología de la investigación*. (6. ª ed.). Mc Graw Hill Education.
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales., Instituto Geográfico Agustín Codazzi y Corporación Autónoma Regional del Río Grande de la Magdalena. (2008).

 Mapa de Cobertura de la Tierra Cuenca Magdalena-Cauca: Metodología CORINE
 Land Cover adaptada para Colombia a escala 1:100.000. Instituto de Hidrología,
 Meteorología y Estudios Ambientales, Instituto Geográfico Agustín Codazzi y
 Corporación Autónoma Regional del río Grande de La Magdalena.
- Instituto Geográfico Nacional. (s.f.). Infraestructura Nacional de Datos Geoespaciales Fundamentales del Perú. Recuperado el 10 de noviembre de 2021.
- Instituto Nacional de Recursos Naturales. (1995). *Mapa ecológico del Perú. Guía explicativa*. Ministerio de Agricultura.

- Kaplan, G., y Avdan, U. (2019). Evaluating the utilization of the red edge and radar bands from sentinel sensors for wetland classification. *CATENA*, 178, 109-119. https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.03.011
- Kranjcic, N., Medak, D., Zupan, R., y Rezo, M. (2019). Machine learning methods for classification of the green infrastructure in city areas. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 362(1), 012079. https://doi.org/10.1088/1755-1315/362/1/012079
- Laurente, M. (2011). Medición de la deforestación mediante percepción remota en la microcuenca río Supte, Tingo María–Perú. *GeoFocus. Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, (11), 1-15.
- Li, J. y Wang, L. (2-6 de noviembre de 2020). Forest Type Classification with Multitemporal Sentinel-2 Data. [Conferencia]. 2020 International Conferences on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData) and IEEE Congress on Cybermatics (Cybermatics). https://doi.org/10.1109/iThings-GreenCom-CPSCom-SmartData-Cybermatics50389.2020.00091
- López, J. (2018). Generación de cartografía vectorial automática para cuerpos de agua aplicando análisis multiresolución en imágenes satelitales de alta resolución espacial en la sabana de Bogotá. [Tesis de grado, Universidad distrital Francisco José de Caldas]. Repositorio Institucional.
- Luo, J., Ma, X., Chu, Q., Xie, M. y Cao, Y. (2021). Characterizing the Up-To-Date Land-Use and Land-Cover Change in Xiong'an New Area from 2017 to 2020 Using the Multi-Temporal Sentinel-2 Images on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(7), 464. https://doi.org/10.3390/ijgi10070464
- Marapi, R. (16 de diciembre de 2013). La deforestación de los bosques: un proceso indetenible. SERVINDI.
- Martinez, G. (2020). Teledetección aplicada a la deforestación de la Amazonía e impactos del COVID-19 sobre la contaminación en Europa mediante Google Earth Engine. [Tesis de grado, Universidad Autónoma de Madrid]. Repositorio Institucional.
- Méndez, J. (2020). Deforestación en la RNN Nunak, el PNN Chiribique y sus alrededores entre 1990 y 2020, utilizando algoritmos de Machine Learning y sus cálculos de precisión. [Tesis de grado, Universidad de los Andes]. Repositorio Institucional.

- Mendoza, M.E., Salas, R., y Barboza, E. (2015). Análisis multitemporal de la deforestación usando la clasificación basada en objetos, distrito de Leymebamba (Perú). *Revista INDES* 3(2):67-76
- Ministerio del Ambiente. (s.f.). *Bosque y Pérdida de Bosque*. Recuperado el 27 de setiembre del 2021 de http://geobosques.minam.gob.pe/geobosque/view/perdida.php
- Ministerio del Ambiente. (2014a). *Memoria técnica: Cuantificación de la Cobertura de Bosque* y Cambio de Bosque a no Bosque de la Amazonía Peruana. Periodo 2009-2010-2011. Dirección General de Ordenamiento Territorial.
- Ministerio del Ambiente. (2014b). *Protocolo de Evaluación de la Exactitud Temática del mapa de deforestación*. Dirección General de Ordenamiento Territorial.
- Ministerio del Ambiente. (2019). Cobertura y deforestación en los bosques húmedos amazónicos 2018. Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático. http://www.bosques.gob.pe/archivo/Apuntes-del-Bosque-N1.pdf
- Murillo, R. (2018). Implementación del método de máquinas de soporte vectorial en bases de datos espaciales para análisis de clasificación supervisada en imágenes de sensores remotos. [Tesis de maestría, Universidad Distrital Francisco José de Caldas]. Repositorio Institucional.
- Nakamo, S. J., Syartinilia, y Setiawan, Y. (2022). Assessment of Land Cover Changes in Litumbandyosi-Gesimasowa Game Reserve using Remote Sensing and GIS. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 950(1), 012083. https://doi.org/10.1088/1755-1315/950/1/012083
- National Aeronautics and Space Administration. (s.f.). EarthData Search. https://search.earthdata.nasa.gov/search
- Ni, R., Tian, J., Li, X., Yin, D., Li, J., Gong, H., Zhang, J., Zhu, L., y Wu, D. (2021). An enhanced pixel-based phenological feature for accurate paddy rice mapping with Sentinel-2 imagery in Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 178, 282-296. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.06.018
- Ochochoque, J. (2017). Aplicación de la teledetección en el avance de la explotación minera, centro poblado de Malenowski, distrito de Mazuco, región Madre de Dios. [Tesis de grado, Universidad Nacional del Altiplano]. Repositorio Institucional.

- Olcoz, I. (2016). *Copernicus: Automatización de la descarga de imágenes de Sentinel*. [Tesis de grado, Universidad Pública de Navarra]. Repositorio Institucional.
- Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. (2012). FRA 2015

 Términos y Evaluaciones. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.
- Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. (2016). Los bosques y el cambio climático en el Perú. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.
- Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y Alimentación. (2020). *Evaluación de los recursos forestales mundiales 2020 principales resultados*. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y Alimentación. https://doi.org/10.4060/ca8753es
- Padilla, M., Stehman, S. V., Ramo, R., Corti, D., Hantson, S., Oliva, P., Alonso-Canas, I., Bradley, A. V., Tansey, K., Mota, B., Pereira, J. M. y Chuvieco, E. (2015). Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, 160, 114-121. https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.005
- Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N. y Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, *540*(7633), 418-422. https://doi.org/10.1038/nature20584
- Perea, A., Meroño, J. y Aguilera, M. (2009). Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo. *Interciencia*, *34*(9), 612-616.
- Perilla, G. y Mas, J. (2020). Google Earth Engine (GEE): una poderosa herramienta que vincula el potencial de los datos masivos y la eficacia del procesamiento en la nube. *Investigaciones geográficas*, (101). https://doi.org/10.14350/rig.59929
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V., Murayama, Y., y Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A review. *Remote Sensing* 12,2291. doi:10.3390/rs12142291
- Piao, Y., Jeong, S., Park, S. y Lee, D. (2021). Analysis of Land Use and Land Cover Change Using Time-Series Data and Random Forest in North Korea. *Remote Sensing*, 13(17), 3501. https://doi.org/10.3390/rs13173501
- Planet (2021). Programa de datos de NICFI. Guía de usuario. Terceras partes (Usuarios Nivel 1). NICFI_User_Guide_v2_ES_Proofed_2.docx (planet.com)

- Pragunanti, T., Nababan, B., Madduppa, H., y Kushardono, D. (2020). Accuracy assessment of several classification algorithms with and without hue saturation intensity input features on object analyses on benthic habitat mapping in the Pajenekang Island Waters, South Sulawesi. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 429(1), 012044. https://doi.org/10.1088/1755-1315/429/1/012044
- Puerta, R., y Fajardo, R. (2022). Cobertura Boscosa al 2021 en la provincia Leoncio Prado, Perú. *The Biologist*, 20(1), 93–101. https://doi.org/10.24039/rtb20222011319
- Puerta, R. H., Esenarro, D., Minga, C., Rodriguez, C. y Aylas, C. (2021). Open-Access Geographic Sources And Data For The Study And Management Of Natural Resources. *Journal of Contemporary Issues in Business and Government*, 27(3), 849-857. https://doi.org/10.47750/cibg.2021.27.03.118
- Ramírez, M., Martínez, L., Montilla, M., Sarmiento, O., Lazo, J., y Díaz, S. (2020). Obtención de cobertura de tierras agrícolas en imágenes satelitales Sentinel-2 con inyección de imágenes de drones usando Random Forest en Google Earth Engine. *Revista de Teledetección*, 56, 49-68. https://doi.org/10.4995/raet.2020.14102
- Rodríguez, D., Sánchez, N., Domínguez, J. y Santa, C. (2015). *Cuestiones de Teledetección*. Editorial UNED.
- Salas, R., Barboza, E., y Oliva, M. (2014). Dinámica multitemporal de índices de deforestación en el distrito de Florida, departamento de Amazonas, Perú. Revista Indes 2(1): 18-27. doi:10.25127/indes.201401.002
- Sánchez, H. (2009). Aplicación del SIG en la caracterización y determinación de la causa de contaminación del agua subterránea en el centro poblado Castillo Grande. [Tesis de maestría, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio Institucional.
- Setiawan, F., Jiang, D., Hamzah, R., y Matsushita, B. (2022). Inland Water Trophic State Identification using Remote Sensing data and Machine Learning Approach. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1062(1), 012033. https://doi.org/10.1088/1755-1315/1062/1/012033
- Singh, A. (1989). Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 10(6), 989-1003. https://doi.org/10.1080/01431168908903939

- Subia, Y. (2020). Análisis multitemporal de cambio de cobertura vegetal y uso de suelos en el Parque Nacional Bahuaja Sonene y su zona de amortiguamiento. [Tesis de grado, Universidad Nacional del Altiplano]. Repositorio Institucional.
- Suquilanda, C. (2020). Estimación del grado de severidad causada por un incendio sobre cobertura forestal en el sector Irquis (Azuay), utilizando técnicas de teledetección. [Tesis de Grado, Universidad de Cuenca]. Repositorio Institucional.
- Tarazona, Y. (09 de setiembre de 2019). *Algoritmos de machine learning en la teledetección*.

 APROGIS. https://aprogis.com/blogs/algoritmos-de-machine-learning-en-lateledeteccion
- Wolters, S., Söderström, M., Piikki, K., Reese, H., y Stenberg, M. (2021). Upscaling proximal sensor N-uptake predictions in winter wheat (*Triticum aestivum* L.) with Sentinel-2 satellite data for use in a decision support system. *Precision Agriculture*, 22(4), 1263-1283. https://doi.org/10.1007/s11119-020-09783-7
- Yang, W., John, V. O., Zhao, X., Lu, H. y Knapp, K. R. (2016). Satellite Climate Data Records: Development, Applications, and Societal Benefits. *Remote Sensing*, 8(4), 331. https://doi.org/10.3390/rs8040331

ANEXOS

Anexo A.

Tabla 6. Matriz de consistencia

| Problema general | Objetivos | nálisis de la deforestación d Hipótesis | Variables de estudio | Dimensió n | Indicadores | Instrumento de medida | Metodología |
|---|--|--|----------------------|--------------------------------|---|--|--|
| | General | General | | | | | |
| | Analizar de la deforestación en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 | Es posible analizar la deforestación en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y 2022 | | | | | |
| | Específicos | Específicos | | | | | - Enfoque: cuantitativo |
| deforestada durante los años 2016 y | deforestación del distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú de los años 2016 y | distrito Castillo Grande | Deforestación | -Espacial -Temporal -Exactitud | Categorías de coberturas (ha): - Bosque - Deforestado - Hidrografía Cambios de cobertura (ha/año) | -Ficha de observación - Matriz de cambio | Tipo: aplicativo Nivel: descriptivo Método: deductivo (de lo genera a específico) Diseño: No experimenta longitudinal Población: Distrito Castillo Grande Técnica: Observación no experimental Instrumento: Ficha de observación. Técnicas de análisis de datos: so utilizará la estadística descriptiva cuadros, figuras de Excel y mapas generados en ArcGis 10,5 |
| | Grande, Huánuco, Perú | del área. | | | Exactitud global (%) | | - |
| | Cuantificar la tasa de deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú | de los años 2016 y 2022 | | | | -Matriz de confusión | |

Anexo B. Tabla 7. Matriz de confusión

| Categoría | Bosque | Deforestado | Agua | Total | Exactitud del usuario |
|-------------------------|------------|-------------|-----------|----------|-----------------------|
| Bosque | A1 | A2 | A3 | A1+A2+A3 | EU1 |
| Deforestado | B1 | B2 | В3 | B1+B2+B3 | EU2 |
| Agua | C 1 | C2 | C3 | C1+C2+C3 | EU3 |
| Total | A1+B1+C1 | A2+B2+C3 | A3+B3+C3+ | | |
| Exactitud del productor | EP1 | EP2 | EP3 | | Exactitud global |

Anexo C. Tabla 8. Puntos de validación para el algoritmo Support Vector Machine del año 2016.

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|----|-----------|-------------|-------------|-------------|------|
| 1 | Bosque | 385538,1068 | 8983098,051 | Bosque | 2016 |
| 2 | Bosque | 389131,637 | 8983837,715 | Deforestado | 2016 |
| 3 | Bosque | 386723,736 | 8978606,188 | Deforestado | 2016 |
| 4 | Bosque | 385314,7946 | 8981259,028 | Deforestado | 2016 |
| 5 | Bosque | 382184,2555 | 8986714,285 | Bosque | 2016 |
| 6 | Bosque | 388157,2948 | 8977832,132 | Bosque | 2016 |
| 7 | Bosque | 383913,0062 | 8983241,011 | Bosque | 2016 |
| 8 | Bosque | 388404,9488 | 8980149,812 | Deforestado | 2016 |
| 9 | Bosque | 387897,0785 | 8980527,793 | Bosque | 2016 |
| 10 | Bosque | 389272,1337 | 8973125,293 | Bosque | 2016 |
| 11 | Bosque | 388661,2301 | 8975286,122 | Bosque | 2016 |
| 12 | Bosque | 384581,2347 | 8988710,79 | Deforestado | 2016 |
| 13 | Bosque | 387842,9134 | 8983943,92 | Bosque | 2016 |
| 14 | Bosque | 381391,8827 | 8987848,273 | Bosque | 2016 |
| 15 | Bosque | 382836,0766 | 8986157,777 | Bosque | 2016 |
| 16 | Bosque | 386285,5562 | 8976484,1 | Deforestado | 2016 |
| 17 | Bosque | 386138,9457 | 8981707,737 | Deforestado | 2016 |
| 18 | Bosque | 389293,0563 | 8976920,54 | Deforestado | 2016 |
| 19 | Bosque | 380416,9346 | 8983972,943 | Bosque | 2016 |
| 20 | Bosque | 389546,7396 | 8977609,214 | Deforestado | 2016 |
| 21 | Bosque | 383578,1033 | 8986363,317 | Bosque | 2016 |
| 22 | Bosque | 388229,3482 | 8978892,123 | Bosque | 2016 |
| 23 | Bosque | 384633,626 | 8985918,816 | Bosque | 2016 |
| 24 | Bosque | 385278,1474 | 8984201,09 | Bosque | 2016 |
| 25 | Bosque | 383322,1077 | 8987520,77 | Bosque | 2016 |
| 26 | Bosque | 388936,9963 | 8983788,519 | Bosque | 2016 |
| 27 | Bosque | 386215,49 | 8986295,561 | Bosque | 2016 |
| 28 | Bosque | 384682,2631 | 8984359,72 | Deforestado | 2016 |
| 29 | Bosque | 384602,0244 | 8984847,191 | Bosque | 2016 |
| 30 | Bosque | 387717,5112 | 8987140,926 | Bosque | 2016 |
| 31 | Bosque | 387229,1861 | 8979167,387 | Bosque | 2016 |
| 32 | Bosque | 387647,7245 | 8974978,958 | Bosque | 2016 |
| 33 | Bosque | 383809,3876 | 8988005,27 | Bosque | 2016 |

| 34 | Bosque | 383541,5874 | 8982173,512 | Bosque | 2016 |
|----------|-------------|-------------|-------------|------------------|------|
| 35 | Bosque | 380619,5458 | 8985410,761 | Bosque | 2016 |
| 36 | Bosque | 387762,7545 | 8974902,495 | Bosque | 2016 |
| 37 | Bosque | 385635,0946 | 8983194,929 | Bosque | 2016 |
| 38 | Bosque | 387184,742 | 8987063,564 | Bosque | 2016 |
| 39 | Bosque | 386730,9024 | 8984126,213 | Bosque | 2016 |
| 40 | Bosque | 385692,004 | 8985607,879 | Bosque | 2016 |
| 41 | Bosque | 385611,4745 | 8987078,263 | Bosque | 2016 |
| 42 | Bosque | 389099,1261 | 8979655,234 | Deforestado | 2016 |
| 43 | Bosque | 387695,6435 | 8979599,576 | Bosque | 2016 |
| 44 | Bosque | 387886,8642 | 8979078,025 | Deforestado | 2016 |
| 45 | Bosque | 381095,0893 | 8986919,908 | Bosque | 2016 |
| 46 | Bosque | 385780,8323 | 8979241,552 | Deforestado | 2016 |
| 47 | Bosque | 387445,5986 | 8974722,939 | Bosque | 2016 |
| 48 | Bosque | 386604,285 | 8982083,731 | Bosque | 2016 |
| 49 | Bosque | 386612,5778 | 8986192,86 | Deforestado | 2016 |
| 50 | Deforestado | 387634,7044 | 8978690,763 | Bosque | 2016 |
| 51 | Deforestado | 386892,5275 | 8987743,154 | Deforestado | 2016 |
| 52 | Deforestado | 385918,0845 | 8977224,76 | Deforestado | 2016 |
| 53 | Deforestado | 386184,6312 | 8977317,932 | Deforestado | 2016 |
| 54 | Deforestado | 382872,94 | 8985289,647 | Deforestado | 2016 |
| 55 | Deforestado | 380422,0013 | 8985091,349 | Bosque | 2016 |
| 56 | Deforestado | 388445,8331 | 8982183,151 | Bosque | 2016 |
| 57 | Deforestado | 387202,7049 | 8982212,298 | Bosque | 2016 |
| 58 | Deforestado | 389770,9529 | 8974612,576 | Deforestado | 2016 |
| 59 | Deforestado | 382350,5296 | 8984836,368 | Bosque | 2016 |
| 60 | Deforestado | 382825,7842 | 8987882,468 | Deforestado | 2016 |
| 61 | Deforestado | 388473,5028 | 8972096,576 | Deforestado | 2016 |
| 62 | Deforestado | 381142,2277 | 8989971,539 | Deforestado | 2016 |
| 63 | Deforestado | 385966,6153 | 8980570,276 | Deforestado | 2016 |
| 64 | Deforestado | 384362,7374 | 8988207,404 | Deforestado | 2016 |
| 65 | Deforestado | 388023,6213 | 8973520,597 | | 2016 |
| 66 | Deforestado | 387306,9138 | 8973996,81 | Bosque Bosque | 2016 |
| 67 | Deforestado | 388743,9473 | 8976560,457 | Deforestado | 2016 |
| 68 | Deforestado | 383718,5092 | 8984643,255 | Deforestado | 2016 |
| 69 | Deforestado | 389815,7432 | 8982404,202 | Deforestado | 2016 |
| 70 | Deforestado | 384695,2372 | 8984161,894 | Deforestado | 2016 |
| 70 | Deforestado | 389933,6286 | 8978859,793 | Deforestado | 2016 |
| 72 | Deforestado | 383279,6172 | 8988820,219 | Deforestado | 2016 |
| 73 | Deforestado | 389960,7806 | 8977195,077 | Deforestado | 2016 |
| 73 74 | Deforestado | * | * | | 2016 |
| | | 384982,3346 | 8985278,061 | Bosque | |
| 75 76 | Deforestado | 386832,2572 | 8981745,846 | Bosque | 2016 |
| 76 | Deforestado | 385910,9576 | 8984134,039 | Deforestado | 2016 |
| 77 70 | Deforestado | 385989,1734 | 8987416,244 | Deforestado | 2016 |
| 78 70 | Deforestado | 383498,1879 | 8984693,025 | Bosque | 2016 |
| 79 | Deforestado | 384413,7806 | 8986535,886 | Bosque | 2016 |
| 80 | Deforestado | 380694,1968 | 8985925,039 | Deforestado | 2016 |
| 81 | Deforestado | 387175,2422 | 8986666,098 | Deforestado | 2016 |

| 82 | Deforestado | 389665,1789 | 8983240,013 | Deforestado | 2016 |
|-----|-------------|-------------|-------------|-------------|------|
| 83 | Deforestado | 388590,1317 | 8984147,266 | Bosque | 2016 |
| 84 | Deforestado | 387210,1264 | 8982150,979 | Deforestado | 2016 |
| 85 | Deforestado | 388607,2921 | 8978215,036 | Deforestado | 2016 |
| 86 | Deforestado | 383467,7695 | 8988481,542 | Deforestado | 2016 |
| 87 | Deforestado | 388478,614 | 8982398,644 | Bosque | 2016 |
| 88 | Deforestado | 388040,9674 | 8974335,534 | Deforestado | 2016 |
| 89 | Deforestado | 386526,5017 | 8986760,376 | Bosque | 2016 |
| 90 | Deforestado | 387890,4728 | 8973137,186 | Deforestado | 2016 |
| 91 | Deforestado | 388556,1798 | 8972490,235 | Deforestado | 2016 |
| 92 | Deforestado | 386438,6368 | 8987532,868 | Deforestado | 2016 |
| 93 | Deforestado | 388028,6085 | 8974011,474 | Deforestado | 2016 |
| 94 | Deforestado | 387626,9723 | 8986847,4 | Deforestado | 2016 |
| 95 | Deforestado | 389677,4207 | 8976869,902 | Deforestado | 2016 |
| 96 | Deforestado | 387792,4755 | 8972230,548 | Bosque | 2016 |
| 97 | Deforestado | 380067,5266 | 8984552,87 | Bosque | 2016 |
| 98 | Deforestado | 383158,9444 | 8983714,122 | Deforestado | 2016 |
| 99 | Hidrografía | 388602,3297 | 8979061,016 | Bosque | 2016 |
| 100 | Hidrografía | 387370,8035 | 8988286,023 | Hidrografía | 2016 |
| 101 | Hidrografía | 389838,7936 | 8973657,827 | Hidrografía | 2016 |
| 102 | Hidrografía | 388418,7027 | 8986257,724 | Hidrografía | 2016 |
| 103 | Hidrografía | 389351,4703 | 8983969,167 | Hidrografía | 2016 |
| 104 | Hidrografía | 390056,1351 | 8981944,125 | Hidrografía | 2016 |
| 105 | Hidrografía | 388942,4374 | 8984688,378 | Hidrografía | 2016 |
| 106 | Hidrografía | 389486,2007 | 8983877,195 | Hidrografía | 2016 |
| 107 | Hidrografía | 385456,7309 | 8988625,271 | Hidrografía | 2016 |
| 108 | Hidrografía | 389874,7195 | 8976710,659 | Hidrografía | 2016 |
| 109 | Hidrografía | 389926,888 | 8977631,813 | Hidrografía | 2016 |
| 110 | Hidrografía | 388441,0056 | 8986285,302 | Hidrografía | 2016 |
| 111 | Hidrografía | 387351,1635 | 8988206,429 | Hidrografía | 2016 |
| 112 | Hidrografía | 388715,1528 | 8985220,948 | Hidrografía | 2016 |
| 113 | Hidrografía | 389944,0965 | 8975347,93 | Hidrografía | 2016 |
| 114 | Hidrografía | 384738,7218 | 8989076,087 | Hidrografía | 2016 |
| 115 | Hidrografía | 389004,1444 | 8984614,274 | Hidrografía | 2016 |
| 116 | Hidrografía | 388040,1621 | 8987190,868 | Hidrografía | 2016 |
| 117 | Hidrografía | 390317,2613 | 8981303,298 | Hidrografía | 2016 |
| 118 | Hidrografía | 390372,8046 | 8979423,645 | Hidrografía | 2016 |
| 119 | Hidrografía | 386895,4431 | 8988497,561 | Hidrografía | 2016 |
| 120 | Hidrografía | 389742,3299 | 8972075,405 | Hidrografía | 2016 |
| 121 | Hidrografía | 390240,2971 | 8980626,938 | Hidrografía | 2016 |
| 122 | Hidrografía | 386028,0897 | 8988420,831 | Hidrografía | 2016 |
| 123 | Hidrografía | 388500,414 | 8985640,168 | Hidrografía | 2016 |
| 124 | Hidrografía | 385539,5336 | 8988562,845 | Hidrografía | 2016 |
| 125 | Hidrografía | 388524,7191 | 8985952,765 | Hidrografía | 2016 |
| 126 | Hidrografía | 384359,9606 | 8989000,196 | Hidrografía | 2016 |
| 127 | Hidrografía | 389913,6696 | 8976920,779 | Hidrografía | 2016 |
| 128 | Hidrografía | 390036,865 | 8974309,019 | Hidrografía | 2016 |
| 129 | Hidrografía | 388536,2774 | 8985699,545 | Deforestado | 2016 |
| | | | | | |

| 130 | Hidrografía | 389794,5757 | 8978081,323 | Hidrografía | 2016 |
|-----|-------------|-------------|-------------|-------------|------|
| 131 | Hidrografía | 388723,1636 | 8985261,091 | Hidrografía | 2016 |
| 132 | Hidrografía | 386004,003 | 8988421,518 | Hidrografía | 2016 |
| 133 | Hidrografía | 390423,2734 | 8979849,901 | Hidrografía | 2016 |
| 134 | Hidrografía | 389707,0797 | 8976374,71 | Hidrografía | 2016 |
| 135 | Hidrografía | 389817,3083 | 8973542,879 | Hidrografía | 2016 |
| 136 | Hidrografía | 389950,9271 | 8975512 | Hidrografía | 2016 |
| 137 | Hidrografía | 388047,9626 | 8983815,641 | Bosque | 2016 |
| 138 | Hidrografía | 389751,2828 | 8982818,706 | Hidrografía | 2016 |
| 139 | Hidrografía | 390095,8879 | 8981859,856 | Hidrografía | 2016 |
| 140 | Hidrografía | 389904,6073 | 8973361,002 | Hidrografía | 2016 |
| 141 | Hidrografía | 390101,9806 | 8973894,633 | Hidrografía | 2016 |
| 142 | Hidrografía | 382143,1634 | 8990024,437 | Hidrografía | 2016 |
| 143 | Hidrografía | 390441,2807 | 8979946,485 | Hidrografía | 2016 |
| 144 | Hidrografía | 390099,5349 | 8974187,486 | Hidrografía | 2016 |
| 145 | Hidrografía | 389259,5232 | 8971035,837 | Hidrografía | 2016 |
| 146 | Hidrografía | 389986,5163 | 8975788,183 | Hidrografía | 2016 |
| 147 | Hidrografía | 390275,6427 | 8980518,032 | Hidrografía | 2016 |
| | | | | | |

Anexo D.

Tabla 9. Puntos de validación para el algoritmo Decision Tree del año 2016.

N. Categoría Este (m) Norte (m) Validación Año

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|----|-----------|-----------|-----------|-------------|------|
| 1 | Bosque | 387236,7 | 8983076,6 | Bosque | 2016 |
| 2 | Bosque | 382050,48 | 8988453 | Bosque | 2016 |
| 3 | Bosque | 382515,54 | 8984800,3 | Bosque | 2016 |
| 4 | Bosque | 389718,78 | 8979489,8 | Deforestado | 2016 |
| 5 | Bosque | 382601,54 | 8983384,6 | Bosque | 2016 |
| 6 | Bosque | 385973 | 8976487,7 | Bosque | 2016 |
| 7 | Bosque | 389202,41 | 8979901,8 | Deforestado | 2016 |
| 8 | Bosque | 389845,13 | 8980377,9 | Bosque | 2016 |
| 9 | Bosque | 387216,79 | 8972690,6 | Deforestado | 2016 |
| 10 | Bosque | 385703,76 | 8985461 | Deforestado | 2016 |
| 11 | Bosque | 383610,31 | 8985934,4 | Bosque | 2016 |
| 12 | Bosque | 380397,44 | 8987371,2 | Bosque | 2016 |
| 13 | Bosque | 382395,8 | 8986077,3 | Bosque | 2016 |
| 14 | Bosque | 389157,07 | 8971610,7 | Deforestado | 2016 |
| 15 | Bosque | 387774,7 | 8972939,9 | Deforestado | 2016 |
| 16 | Bosque | 388332,81 | 8985577,7 | Bosque | 2016 |
| 17 | Bosque | 385854,56 | 8983960,8 | Bosque | 2016 |
| 18 | Bosque | 381774,11 | 8989084,8 | Bosque | 2016 |
| 19 | Bosque | 387108,16 | 8981747,9 | Bosque | 2016 |
| 20 | Bosque | 387580,22 | 8975660,1 | Bosque | 2016 |
| 21 | Bosque | 389519,15 | 8982287,4 | Deforestado | 2016 |
| 22 | Bosque | 381799,66 | 8990133,2 | Bosque | 2016 |
| 23 | Bosque | 388049,9 | 8979923,6 | Deforestado | 2016 |
| 24 | Bosque | 383909,06 | 8982616,3 | Bosque | 2016 |

| 25 Bosque 389906,28 8979094,8 Deforestado 2016 26 Bosque 387406,93 8977483,5 Deforestado 2016 27 Bosque 384043,03 8982782 Deforestado 2016 28 Bosque 381000,87 8985351,9 Bosque 2016 29 Bosque 389268,07 8974798,9 Bosque 2016 30 Bosque 384196,35 8987815 Bosque 2016 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 24 Bosque 3875555,00 8086734,0 Bosque 2016 | |
|---|--|
| 27 Bosque 384043,03 8982782 Deforestado 2016 28 Bosque 381000,87 8985351,9 Bosque 2016 29 Bosque 389268,07 8974798,9 Bosque 2016 30 Bosque 384196,35 8987815 Bosque 2016 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 28 Bosque 381000,87 8985351,9 Bosque 2016 29 Bosque 389268,07 8974798,9 Bosque 2016 30 Bosque 384196,35 8987815 Bosque 2016 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 29 Bosque 389268,07 8974798,9 Bosque 2016 30 Bosque 384196,35 8987815 Bosque 2016 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 30 Bosque 384196,35 8987815 Bosque 2016 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 31 Bosque 385439,34 8980387,7 Bosque 2016 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 32 Bosque 384592,84 8984973,6 Bosque 2016 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| 33 Bosque 383926,3 8988413,2 Deforestado 2016 | |
| , , | |
| 24 December 207555 00 0000704 0 December 2010 | |
| 34 Bosque 387555,08 8986784,8 Bosque 2016 | |
| 35 Bosque 386089,99 8980893,8 Bosque 2016 | |
| 36 Bosque 387533,84 8974084,9 Deforestado 2016 | |
| 37 Bosque 386880,93 8981955,5 Bosque 2016 | |
| 38 Bosque 385470,75 8983899,6 Bosque 2016 | |
| 39 Bosque 381806,8 8985680,2 Bosque 2016 | |
| 40 Bosque 386281,26 8977520 Bosque 2016 | |
| 41 Bosque 387986 8980835,9 Bosque 2016 | |
| 42 Bosque 386624,9 8981224,8 Deforestado 2016 | |
| 43 Bosque 386346,56 8985398,4 Deforestado 2016 | |
| 44 Bosque 388986,84 8972327,3 Bosque 2016 | |
| 45 Bosque 384503,98 8986696,6 Bosque 2016 | |
| 46 Bosque 383642,96 8987138,5 Bosque 2016 | |
| 47 Bosque 380553,82 8987421,1 Bosque 2016 | |
| 48 Bosque 382166,03 8984520,1 Bosque 2016 | |
| 49 Bosque 382146,32 8988582,6 Deforestado 2016 | |
| 50 Deforestado 388228,87 8982472,1 Bosque 2016 | |
| 51 Deforestado 388835,11 8973356,8 Deforestado 2016 | |
| 52 Deforestado 387779,01 8987593,8 Deforestado 2016 | |
| 53 Deforestado 389201,04 8974242 Deforestado 2016 | |
| 54 Deforestado 388104,91 8971786,7 Deforestado 2016 | |
| 55 Deforestado 386752,7 8987428,2 Deforestado 2016 | |
| 56 Deforestado 381545,24 8989918,3 Bosque 2016 | |
| 57 Deforestado 389403,77 8983630,9 Hidrografía 2016 | |
| 58 Deforestado 383784,68 8984513,2 Deforestado 2016 | |
| 59 Deforestado 387287,41 8987649 Deforestado 2016 | |
| 60 Deforestado 389211,4 8973816,1 Deforestado 2016 | |
| 61 Deforestado 385558,39 8982902,2 Deforestado 2016 | |
| 62 Deforestado 385061,97 8988908,8 Deforestado 2016 | |
| 63 Deforestado 389317,71 8974418,8 Deforestado 2016 | |
| 64 Deforestado 389776,7 8973703,4 Hidrografía 2016 | |
| 65 Deforestado 386670,33 8981313,5 Deforestado 2016 | |
| 66 Deforestado 385364,13 8984873,8 Deforestado 2016 | |
| 67 Deforestado 383511,24 8987069 Bosque 2016 | |
| 68 Deforestado 389805,78 8973959 Deforestado 2016 | |

| 69 Deforestado 387157,53 8982682,8 Deforestado 2016 70 Deforestado 385979,32 8987734 Deforestado 2016 71 Deforestado 385192,11 8982615,3 Boque 2016 72 Deforestado 382730,79 8984629,6 Deforestado 2016 73 Deforestado 383303,86 8982373,7 Deforestado 2016 74 Deforestado 382452,79 8988693,3 Deforestado 2016 75 Deforestado 38047,33 8972173,1 Deforestado 2016 76 Deforestado 387900,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 80 Deforestado 3878750,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 387327,49 898253,8 Bosque 2016 82 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 | | | | | | |
|--|-----|-------------|-----------|-----------|-------------|------|
| 71 Deforestado 385192,11 8982615,3 Bosque 2016 72 Deforestado 382730,79 8984629,6 Deforestado 2016 73 Deforestado 383303,86 8982373,7 Deforestado 2016 74 Deforestado 388160,17 8988693,3 Deforestado 2016 75 Deforestado 382452,79 8988693,3 Deforestado 2016 76 Deforestado 38970,3 8972173,1 Deforestado 2016 78 Deforestado 38700,95 8978477,3 Deforestado 2016 80 Deforestado 38728,74 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 38727,96 8983804,7 Deforestado 2016 81 Deforestado 38711,87 8982339 Bosque 2016 82 Deforestado 387452,96 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 3844051,79 898570,2 Deforestado 2016 </td <td>69</td> <td>Deforestado</td> <td>387157,53</td> <td>8982682,8</td> <td>Deforestado</td> <td>2016</td> | 69 | Deforestado | 387157,53 | 8982682,8 | Deforestado | 2016 |
| 72 Deforestado 382730,79 8984629,6 Deforestado 2016 73 Deforestado 383303,86 8982373,7 Deforestado 2016 74 Deforestado 388160,17 8983832,4 Deforestado 2016 75 Deforestado 382452,79 8988693,3 Deforestado 2016 76 Deforestado 3894233,4 Bosque 2016 77 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 387950,17 8982953,8 Bosque 2016 82 Deforestado 387111,87 8982933,8 Bosque 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 85 Deforestado 38711,87 8982633,3 Deforestado 2016 86 | 70 | Deforestado | 385979,32 | 8987734 | Deforestado | 2016 |
| 73 Deforestado 383303,86 8982373,7 Deforestado 2016 74 Deforestado 388160,17 898382,4 Deforestado 2016 75 Deforestado 38342452,79 8988693,3 Deforestado 2016 76 Deforestado 389597,3 8972173,1 Deforestado 2016 77 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 382857,34 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 387951,18 8982933,8 Bosque 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 | 71 | Deforestado | 385192,11 | 8982615,3 | Bosque | 2016 |
| 74 Deforestado 388160,17 8983382,4 Deforestado 2016 75 Deforestado 382452,79 8988693,3 Deforestado 2016 76 Deforestado 383047,33 8984233,4 Bosque 2016 77 Deforestado 3889597,3 8972173,1 Deforestado 2016 79 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 83 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 85 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 86 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 | 72 | Deforestado | 382730,79 | 8984629,6 | Deforestado | 2016 |
| 75 Deforestado 382452,79 8988693,3 Deforestado 2016 76 Deforestado 383047,33 8984233,4 Bosque 2016 77 Deforestado 389597,3 8972173,1 Deforestado 2016 78 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 83 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 < | 73 | Deforestado | 383303,86 | 8982373,7 | Deforestado | 2016 |
| 76 Deforestado 383047,33 8984233,4 Bosque 2016 77 Deforestado 387597,3 8972173,1 Deforestado 2016 78 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 382857,34 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 81 Deforestado 38237,49 8982953,8 Bosque 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 38211,29 8984691,9 Bosque 2016 85 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 88 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 < | 74 | Deforestado | 388160,17 | 8983382,4 | Deforestado | 2016 |
| 77 Deforestado 389597,3 8972173,1 Deforestado 2016 78 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 382857,34 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 81 Deforestado 382317,49 8982953,8 Bosque 2016 82 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 83 Deforestado 38711,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 | 75 | Deforestado | 382452,79 | 8988693,3 | Deforestado | 2016 |
| 78 Deforestado 387000,95 8978477,3 Deforestado 2016 79 Deforestado 382857,34 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 383237,49 8982953,8 Bosque 2016 83 Deforestado 387111,87 8982399 Bosque 2016 84 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 91 Deforestado 386361,58 8988682,6 Deforestado 2016 <td>76</td> <td>Deforestado</td> <td>383047,33</td> <td>8984233,4</td> <td>Bosque</td> <td>2016</td> | 76 | Deforestado | 383047,33 | 8984233,4 | Bosque | 2016 |
| 79 Deforestado 382857,34 8989035,4 Deforestado 2016 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 38237,49 8982953,8 Bosque 2016 83 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 389482,09 8973385,8 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 898862,6 Deforestado 2016 | 77 | Deforestado | 389597,3 | 8972173,1 | Deforestado | 2016 |
| 80 Deforestado 387950,17 8972687 Bosque 2016 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 383237,49 8982953,8 Bosque 2016 83 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 384482,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 898862,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 < | 78 | Deforestado | 387000,95 | 8978477,3 | Deforestado | 2016 |
| 81 Deforestado 386872,96 8983804,7 Deforestado 2016 82 Deforestado 383237,49 8982953,8 Bosque 2016 83 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 90 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 385752,85 898230,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385678,1 898176,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 3836649,21 8983249,2 Deforestado 2016 <td>79</td> <td>Deforestado</td> <td>382857,34</td> <td>8989035,4</td> <td>Deforestado</td> <td>2016</td> | 79 | Deforestado | 382857,34 | 8989035,4 | Deforestado | 2016 |
| 82 Deforestado 383237,49 8982953,8 Bosque 2016 83 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 388649,2 8983264,2 Deforestado 2016 <td>80</td> <td>Deforestado</td> <td>387950,17</td> <td>8972687</td> <td>Bosque</td> <td>2016</td> | 80 | Deforestado | 387950,17 | 8972687 | Bosque | 2016 |
| 83 Deforestado 387111,87 8982339 Bosque 2016 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 389482,09 8973385,8 Deforestado 2016 87 Deforestado 38726,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 92 Deforestado 385678,1 898176,2 Deforestado 2016 94 Deforestado 388644,24 8983498,3 Deforestado 2016 95 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016< | 81 | Deforestado | 386872,96 | 8983804,7 | Deforestado | 2016 |
| 84 Deforestado 384051,79 8985770,2 Deforestado 2016 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 387406,2 8986338,3 Deforestado 2016 87 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 898824,2 Deforestado 2016 94 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 97 Deforestado 38307,9 8983572,7 Deforestado 20 | 82 | Deforestado | 383237,49 | 8982953,8 | Bosque | 2016 |
| 85 Deforestado 382211,29 8984691,9 Bosque 2016 86 Deforestado 389482,09 8973385,8 Deforestado 2016 87 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 38699,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 38864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2 | 83 | Deforestado | 387111,87 | 8982339 | Bosque | 2016 |
| 86 Deforestado 389482,09 8973385,8 Deforestado 2016 87 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 385696,5 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado < | 84 | Deforestado | 384051,79 | 8985770,2 | Deforestado | 2016 |
| 87 Deforestado 387306,2 8986338,3 Deforestado 2016 88 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 386990,65 897287,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8983264,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 388649,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 100 Hidrografía 38984,0 8973525,7 Hidrografía <td< td=""><td>85</td><td>Deforestado</td><td>382211,29</td><td>8984691,9</td><td>Bosque</td><td>2016</td></td<> | 85 | Deforestado | 382211,29 | 8984691,9 | Bosque | 2016 |
| 88 Deforestado 384208,25 8982633,7 Deforestado 2016 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 38864,24 8983498,3 Deforestado 2016 96 Deforestado 38307,9 8983572,7 Deforestado 2016 98 Deforestado 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 380947,12 8973913,9 Hidrografía | 86 | Deforestado | 389482,09 | 8973385,8 | Deforestado | 2016 |
| 89 Deforestado 386448,54 8977929,7 Deforestado 2016 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385648,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 97 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía | 87 | Deforestado | 387306,2 | 8986338,3 | Deforestado | 2016 |
| 90 Deforestado 387254,21 8974013,6 Deforestado 2016 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 97 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 380947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía | 88 | Deforestado | 384208,25 | 8982633,7 | Deforestado | 2016 |
| 91 Deforestado 384361,58 8988682,6 Deforestado 2016 92 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 380393,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 384563,53 8988512,4 Hidrografía | 89 | Deforestado | 386448,54 | 8977929,7 | Deforestado | 2016 |
| 92 Deforestado 386990,65 8972877,7 Deforestado 2016 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 389240,08 8980595,1 Hidrografía | 90 | Deforestado | 387254,21 | 8974013,6 | Deforestado | 2016 |
| 93 Deforestado 385752,85 8988230,7 Deforestado 2016 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 380240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 38940,08 8975689,1 Hidrografía | 91 | Deforestado | 384361,58 | 8988682,6 | Deforestado | 2016 |
| 94 Deforestado 385678,1 8981776,2 Deforestado 2016 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía | 92 | Deforestado | 386990,65 | 8972877,7 | Deforestado | 2016 |
| 95 Deforestado 386649,21 8983264,2 Deforestado 2016 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía | 93 | Deforestado | 385752,85 | 8988230,7 | Deforestado | 2016 |
| 96 Deforestado 388864,24 8983498,3 Deforestado 2016 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía | 94 | Deforestado | 385678,1 | 8981776,2 | Deforestado | 2016 |
| 97 Deforestado 383728,51 8987516,5 Bosque 2016 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía | 95 | Deforestado | 386649,21 | 8983264,2 | Deforestado | 2016 |
| 98 Deforestado 383007,9 8983572,7 Deforestado 2016 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía< | 96 | Deforestado | 388864,24 | 8983498,3 | Deforestado | 2016 |
| 99 Hidrografía 388610,95 8985540 Hidrografía 2016 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 389062,69 8981914,7 Hidrografí | 97 | Deforestado | 383728,51 | 8987516,5 | Bosque | 2016 |
| 100 Hidrografía 389825,94 8973525,7 Hidrografía 2016 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrogr | 98 | Deforestado | 383007,9 | 8983572,7 | Deforestado | 2016 |
| 101 Hidrografía 389947,12 8973913,9 Hidrografía 2016 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 99 | Hidrografía | 388610,95 | 8985540 | Hidrografía | 2016 |
| 102 Hidrografía 390039,35 8972653,2 Hidrografía 2016 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 100 | _ | 389825,94 | 8973525,7 | • | 2016 |
| 103 Hidrografía 386941,23 8988512,4 Hidrografía 2016 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 101 | Hidrografía | 389947,12 | 8973913,9 | Hidrografía | 2016 |
| 104 Hidrografía 384563,53 8989225,1 Hidrografía 2016 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 102 | Hidrografía | 390039,35 | 8972653,2 | Hidrografía | 2016 |
| 105 Hidrografía 390240,08 8980595,1 Hidrografía 2016 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 103 | Hidrografía | 386941,23 | 8988512,4 | _ | 2016 |
| 106 Hidrografía 387146,93 8988450,7 Hidrografía 2016 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 104 | • | 384563,53 | 8989225,1 | • | 2016 |
| 107 Hidrografía 389940,08 8975689,1 Hidrografía 2016 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 105 | Hidrografía | 390240,08 | 8980595,1 | Hidrografía | 2016 |
| 108 Hidrografía 390288,59 8981277 Hidrografía 2016 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 106 | Hidrografía | 387146,93 | 8988450,7 | Hidrografía | 2016 |
| 109 Hidrografía 389594,08 8971895,9 Hidrografía 2016 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 107 | • | 389940,08 | 8975689,1 | • | 2016 |
| 110 Hidrografía 390062,69 8981914,7 Hidrografía 2016 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | 108 | Hidrografía | 390288,59 | 8981277 | Hidrografía | 2016 |
| 111 Hidrografía 389721,14 8972094,7 Hidrografía 2016 | | • | , | 8971895,9 | _ | |
| | 110 | _ | | 8981914,7 | _ | 2016 |
| 112 Hidrografía 386097,46 8988387,4 Hidrografía 2016 | | _ | 389721,14 | 8972094,7 | _ | 2016 |
| | 112 | Hidrografía | 386097,46 | 8988387,4 | Hidrografía | 2016 |

| 113 | Hidrografía | 389845,95 | 8976122,2 | Hidrografía | 2016 |
|-----|-------------|-----------|-----------|-------------|------|
| 114 | Hidrografía | 384599,27 | 8989214,6 | Hidrografía | 2016 |
| 115 | Hidrografía | 386020,13 | 8988335,1 | Hidrografía | 2016 |
| 116 | Hidrografía | 388819,39 | 8985176,3 | Hidrografía | 2016 |
| 117 | Hidrografía | 389940,64 | 8974511,6 | Hidrografía | 2016 |
| 118 | Hidrografía | 385642,86 | 8988391,3 | Hidrografía | 2016 |
| 119 | Hidrografía | 389884,03 | 8973930 | Hidrografía | 2016 |
| 120 | Hidrografía | 384285,81 | 8989021,8 | Hidrografía | 2016 |
| 121 | Hidrografía | 385765,42 | 8988372,4 | Hidrografía | 2016 |
| 122 | Hidrografía | 389973,31 | 8975534,9 | Hidrografía | 2016 |
| 123 | Hidrografía | 390359,03 | 8979597,3 | Hidrografía | 2016 |
| 124 | Hidrografía | 386620,21 | 8988386,5 | Hidrografía | 2016 |
| 125 | Hidrografía | 389831,33 | 8977903,2 | Hidrografía | 2016 |
| 126 | Hidrografía | 384347,25 | 8989090,9 | Hidrografía | 2016 |
| 127 | Hidrografía | 387187,41 | 8988340 | Hidrografía | 2016 |
| 128 | Hidrografía | 388331,5 | 8985946,6 | Hidrografía | 2016 |
| 129 | Hidrografía | 384432,41 | 8989095,4 | Hidrografía | 2016 |
| 130 | Hidrografía | 388028,87 | 8987197 | Hidrografía | 2016 |
| 131 | Hidrografía | 390009,54 | 8978834,1 | Hidrografía | 2016 |
| 132 | Hidrografía | 389851,21 | 8973374,8 | Hidrografía | 2016 |
| 133 | Hidrografía | 389437,68 | 8971597,5 | Hidrografía | 2016 |
| 134 | Hidrografía | 390292,92 | 8980665,5 | Hidrografía | 2016 |
| 135 | Hidrografía | 390267,25 | 8980771 | Hidrografía | 2016 |
| 136 | Hidrografía | 389997,32 | 8976833,7 | Hidrografía | 2016 |
| 137 | Hidrografía | 389931,03 | 8975150,6 | Hidrografía | 2016 |
| 138 | Hidrografía | 389806,59 | 8982799 | Hidrografía | 2016 |
| 139 | Hidrografía | 390303,81 | 8981488,8 | Hidrografía | 2016 |
| 140 | Hidrografía | 389946,07 | 8974611,2 | Hidrografía | 2016 |
| 141 | Hidrografía | 384624,88 | 8989276,6 | Hidrografía | 2016 |
| 142 | Hidrografía | 388948,29 | 8984880,5 | Hidrografía | 2016 |
| 143 | Hidrografía | 389930,24 | 8973449,2 | Hidrografía | 2016 |
| 144 | Hidrografía | 387213,35 | 8988332,7 | Hidrografía | 2016 |
| 145 | Hidrografía | 384605,05 | 8989225,8 | Hidrografía | 2016 |
| 146 | Hidrografía | 390485,08 | 8979703,5 | Hidrografía | 2016 |
| 147 | Hidrografía | 390031,41 | 8981994,1 | Hidrografía | 2016 |

Anexo E. Tabla 10. Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2016.

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|---|-----------|-----------|-----------|-------------|------|
| 1 | Bosque | 389405,84 | 8983298,4 | Hidrografía | 2016 |
| 2 | Bosque | 384374,9 | 8982864,8 | Bosque | 2016 |
| 3 | Bosque | 386293,78 | 8978244,7 | Bosque | 2016 |
| 4 | Bosque | 381191,01 | 8989151 | Bosque | 2016 |
| 5 | Bosque | 384909,36 | 8983499,3 | Bosque | 2016 |

| 6 | Bosque | 382025,54 | 8984489,9 | Bosque | 2016 |
|----|--------|-----------|-----------|-------------|------|
| 7 | Bosque | 384259,74 | 8982124,2 | Bosque | 2016 |
| 8 | Bosque | 388109,12 | 8982029,4 | Deforestado | 2016 |
| 9 | Bosque | 386160,45 | 8980564,7 | Bosque | 2016 |
| 10 | Bosque | 382805,42 | 8983773,9 | Bosque | 2016 |
| 11 | Bosque | 386112,68 | 8975967,3 | Bosque | 2016 |
| 12 | Bosque | 383297,59 | 8987981,7 | Bosque | 2016 |
| 13 | Bosque | 388262,11 | 8972222,6 | Bosque | 2016 |
| 14 | Bosque | 386206,95 | 8986653,3 | Deforestado | 2016 |
| 15 | Bosque | 387036,56 | 8985238,4 | Deforestado | 2016 |
| 16 | Bosque | 382095,67 | 8986300,2 | Bosque | 2016 |
| 17 | Bosque | 380935,79 | 8986643,7 | Bosque | 2016 |
| 18 | Bosque | 389104,88 | 8981341,9 | Bosque | 2016 |
| 19 | Bosque | 385110,77 | 8979558,6 | Bosque | 2016 |
| 20 | Bosque | 381261,25 | 8989229,9 | Bosque | 2016 |
| 21 | Bosque | 387624,21 | 8973175,3 | Bosque | 2016 |
| 22 | Bosque | 383674,87 | 8987191,8 | Bosque | 2016 |
| 23 | Bosque | 384272,88 | 8983628,6 | Bosque | 2016 |
| 24 | Bosque | 383893,51 | 8988159,8 | Bosque | 2016 |
| 25 | Bosque | 385123,08 | 8982482 | Bosque | 2016 |
| 26 | Bosque | 387130 | 8980680,3 | Bosque | 2016 |
| 27 | Bosque | 385932,81 | 8982940,9 | Bosque | 2016 |
| 28 | Bosque | 387020,49 | 8981252,3 | Bosque | 2016 |
| 29 | Bosque | 380436,57 | 8986738,6 | Deforestado | 2016 |
| 30 | Bosque | 387579,02 | 8981719,2 | Bosque | 2016 |
| 31 | Bosque | 389202,25 | 8983829,1 | Bosque | 2016 |
| 32 | Bosque | 386827,15 | 8973003,6 | Bosque | 2016 |
| 33 | Bosque | 387705,49 | 8982013,2 | Bosque | 2016 |
| 34 | Bosque | 382801,36 | 8988185,2 | Bosque | 2016 |
| 35 | Bosque | 383991,52 | 8982688,1 | Bosque | 2016 |
| 36 | Bosque | 384645,12 | 8988111,2 | Bosque | 2016 |
| 37 | Bosque | 383409,16 | 8987751,5 | Deforestado | 2016 |
| 38 | Bosque | 389075,64 | 8983536,2 | Deforestado | 2016 |
| 39 | Bosque | 387527,99 | 8980133,6 | Deforestado | 2016 |
| 40 | Bosque | 386982,1 | 8976174 | Bosque | 2016 |
| 41 | Bosque | 382061,36 | 8988389,4 | Bosque | 2016 |
| 42 | Bosque | 386504,96 | 8977352,2 | Bosque | 2016 |
| 43 | Bosque | 385110,76 | 8986256,6 | Bosque | 2016 |
| 44 | Bosque | 386235,43 | 8977400,6 | Bosque | 2016 |
| 45 | Bosque | 381194,57 | 8986018,6 | Bosque | 2016 |
| 46 | Bosque | 389252,05 | 8978791,7 | Bosque | 2016 |
| 47 | Bosque | 386343,75 | 8977240,7 | Bosque | 2016 |
| 48 | Bosque | 381395,45 | 8984935,5 | Bosque | 2016 |

| 49 | Bosque | 389925,84 | 8979803,9 | Bosque | 2016 |
|----|-------------|-----------|-----------|-------------|------|
| 50 | Deforestado | 385217,67 | 8981672,2 | Bosque | 2016 |
| 51 | Deforestado | 384476,84 | 8986701,3 | Deforestado | 2016 |
| 52 | Deforestado | 381848,27 | 8983848,5 | Deforestado | 2016 |
| 53 | Deforestado | 380329,15 | 8986724,8 | Deforestado | 2016 |
| 54 | Deforestado | 386930,6 | 8977069 | Deforestado | 2016 |
| 55 | Deforestado | 389943,58 | 8973755,6 | Deforestado | 2016 |
| 56 | Deforestado | 389598,04 | 8974703 | Deforestado | 2016 |
| 57 | Deforestado | 389194,12 | 8973414,4 | Deforestado | 2016 |
| 58 | Deforestado | 383791,05 | 8987127,6 | Deforestado | 2016 |
| 59 | Deforestado | 388492,96 | 8971295,5 | Deforestado | 2016 |
| 60 | Deforestado | 385808,03 | 8981004,7 | Deforestado | 2016 |
| 61 | Deforestado | 381104,83 | 8985802,3 | Bosque | 2016 |
| 62 | Deforestado | 389193,03 | 8973394,5 | Deforestado | 2016 |
| 63 | Deforestado | 388192,44 | 8977123,7 | Deforestado | 2016 |
| 64 | Deforestado | 389561,91 | 8972183,8 | Deforestado | 2016 |
| 65 | Deforestado | 388941,3 | 8976759,3 | Deforestado | 2016 |
| 66 | Deforestado | 388081,08 | 8983080,4 | Bosque | 2016 |
| 67 | Deforestado | 381858,72 | 8986897,6 | Deforestado | 2016 |
| 68 | Deforestado | 383397,16 | 8983689,2 | Bosque | 2016 |
| 69 | Deforestado | 390436,85 | 8980049,3 | Deforestado | 2016 |
| 70 | Deforestado | 385670,38 | 8988455,5 | Deforestado | 2016 |
| 71 | Deforestado | 389908,41 | 8977849,1 | Hidrografía | 2016 |
| 72 | Deforestado | 384102,34 | 8981255,5 | Deforestado | 2016 |
| 73 | Deforestado | 388671,07 | 8973695,1 | Deforestado | 2016 |
| 74 | Deforestado | 387730,26 | 8980920,9 | Deforestado | 2016 |
| 75 | Deforestado | 382337,79 | 8983929,3 | Deforestado | 2016 |
| 76 | Deforestado | 385390,23 | 8987983,3 | Deforestado | 2016 |
| 77 | Deforestado | 380267,15 | 8986214,3 | Deforestado | 2016 |
| 78 | Deforestado | 384093,58 | 8989037,2 | Deforestado | 2016 |
| 79 | Deforestado | 387648,2 | 8987678,5 | Deforestado | 2016 |
| 80 | Deforestado | 386965,93 | 8987321,3 | Deforestado | 2016 |
| 81 | Deforestado | 389848,82 | 8978945,5 | Deforestado | 2016 |
| 82 | Deforestado | 382962,64 | 8983529 | Deforestado | 2016 |
| 83 | Deforestado | 387002,93 | 8978501 | Deforestado | 2016 |
| 84 | Deforestado | 386411,71 | 8977555 | Bosque | 2016 |
| 85 | Deforestado | 381901,6 | 8985390,7 | Deforestado | 2016 |
| 86 | Deforestado | 386466,41 | 8983639,9 | Deforestado | 2016 |
| 87 | Deforestado | 388128,96 | 8971439,4 | Deforestado | 2016 |
| 88 | Deforestado | 390198,27 | 8979196,9 | Deforestado | 2016 |
| 89 | Deforestado | 389004,66 | 8974426,7 | Deforestado | 2016 |
| 90 | Deforestado | 387802,79 | 8972044,3 | Bosque | 2016 |
| 91 | Deforestado | 388802,86 | 8972861,6 | Deforestado | 2016 |

| 92 | Deforestado | 385337,03 | 8988060,8 | Deforestado | 2016 |
|-----|-------------|-----------|-----------|-------------|------|
| 93 | Deforestado | 386640,98 | 8986322,8 | Deforestado | 2016 |
| 94 | Deforestado | 387575,28 | 8987518,8 | Deforestado | 2016 |
| 95 | Deforestado | 383221,14 | 8981886,7 | Deforestado | 2016 |
| 96 | Deforestado | 387522,96 | 8986133,7 | Deforestado | 2016 |
| 97 | Deforestado | 388269 | 8977516,9 | Deforestado | 2016 |
| 98 | Deforestado | 389369,93 | 8983026,2 | Deforestado | 2016 |
| 99 | Hidrografía | 387037,99 | 8988386,9 | Hidrografía | 2016 |
| 100 | Hidrografía | 388517,27 | 8985502,7 | Hidrografía | 2016 |
| 101 | Hidrografía | 389986,01 | 8975968,4 | Hidrografía | 2016 |
| 102 | Hidrografía | 389998,97 | 8982068 | Hidrografía | 2016 |
| 103 | Hidrografía | 387135,5 | 8988493,8 | Hidrografía | 2016 |
| 104 | Hidrografía | 385342,05 | 8988636,1 | Hidrografía | 2016 |
| 105 | Hidrografía | 389867,66 | 8977803,6 | Hidrografía | 2016 |
| 106 | Hidrografía | 389943,98 | 8975442,5 | Hidrografía | 2016 |
| 107 | Hidrografía | 389916,06 | 8977778,1 | Hidrografía | 2016 |
| 108 | Hidrografía | 389426,04 | 8983991,5 | Hidrografía | 2016 |
| 109 | Hidrografía | 389919,22 | 8978734,1 | Hidrografía | 2016 |
| 110 | Hidrografía | 388710,41 | 8985399,3 | Hidrografía | 2016 |
| 111 | Hidrografía | 390061,1 | 8977032,7 | Hidrografía | 2016 |
| 112 | Hidrografía | 389932,07 | 8977732,4 | Hidrografía | 2016 |
| 113 | Hidrografía | 384705,42 | 8989253,4 | Hidrografía | 2016 |
| 114 | Hidrografía | 388862,1 | 8985091 | Hidrografía | 2016 |
| 115 | Hidrografía | 389860,28 | 8973431 | Hidrografía | 2016 |
| 116 | Hidrografía | 387026,09 | 8988366 | Hidrografía | 2016 |
| 117 | Hidrografía | 389927,69 | 8976074,6 | Hidrografía | 2016 |
| 118 | Hidrografía | 389930,77 | 8975486,2 | Hidrografía | 2016 |
| 119 | Hidrografía | 389777,94 | 8976573,1 | Hidrografía | 2016 |
| 120 | Hidrografía | 390408,05 | 8979967,5 | Hidrografía | 2016 |
| 121 | Hidrografía | 385498,31 | 8988525 | Hidrografía | 2016 |
| 122 | Hidrografía | 390368,19 | 8979494,2 | Hidrografía | 2016 |
| 123 | Hidrografía | 389837,28 | 8976721,1 | Hidrografía | 2016 |
| 124 | Hidrografía | 389071,1 | 8984493,6 | Hidrografía | 2016 |
| 125 | Hidrografía | 389362,38 | 8971403,5 | Hidrografía | 2016 |
| 126 | Hidrografía | 389732,88 | 8976403,4 | Hidrografía | 2016 |
| 127 | Hidrografía | 384655,85 | 8989205,6 | Hidrografía | 2016 |
| 128 | Hidrografía | 389770,64 | 8972165,9 | Hidrografía | 2016 |
| 129 | Hidrografía | 390398,93 | 8979935,9 | Hidrografía | 2016 |
| 130 | Hidrografía | 388464,64 | 8985680,7 | Hidrografía | 2016 |
| 131 | Hidrografía | 390266,39 | 8981345,3 | Hidrografía | 2016 |
| 132 | Hidrografía | 389983,13 | 8982170,9 | Hidrografía | 2016 |
| 133 | Hidrografía | 386941,85 | 8988495 | Hidrografía | 2016 |
| 134 | Hidrografía | 389048,62 | 8984507,7 | Hidrografía | 2016 |

| 135 | Hidrografía | 389615,97 | 8977633,7 | Hidrografía | 2016 |
|-----|-------------|-----------|-----------|-------------|------|
| 136 | Hidrografía | 385431,09 | 8988524,8 | Hidrografía | 2016 |
| 137 | Hidrografía | 389841,87 | 8978352,9 | Hidrografía | 2016 |
| 138 | Hidrografía | 389798,11 | 8976617 | Hidrografía | 2016 |
| 139 | Hidrografía | 389875,57 | 8977827,1 | Hidrografía | 2016 |
| 140 | Hidrografía | 390284,05 | 8980365,4 | Hidrografía | 2016 |
| 141 | Hidrografía | 389785,29 | 8972149,3 | Hidrografía | 2016 |
| 142 | Hidrografía | 389844,3 | 8973872,7 | Hidrografía | 2016 |
| 143 | Hidrografía | 389972,57 | 8975819 | Hidrografía | 2016 |
| 144 | Hidrografía | 389689,06 | 8976352,2 | Hidrografía | 2016 |
| 145 | Hidrografía | 388562,47 | 8986038,6 | Hidrografía | 2016 |
| 146 | Hidrografía | 387303,29 | 8988248,2 | Hidrografía | 2016 |
| 147 | Hidrografía | 389744,11 | 8976517,5 | Hidrografía | 2016 |

Anexo F. Tabla 11. Puntos de validación para el algoritmo Support Vector Machine del año 2022.

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|----|-----------|------------|------------|-------------|------|
| 1 | Bosque | 384892,135 | 8977538,44 | Bosque | 2022 |
| 2 | Bosque | 386531,488 | 8982061,12 | Bosque | 2022 |
| 3 | Bosque | 387250,453 | 8978760,09 | Bosque | 2022 |
| 4 | Bosque | 389755,782 | 8973918,84 | Deforestado | 2022 |
| 5 | Bosque | 389277,068 | 8979555,05 | Bosque | 2022 |
| 6 | Bosque | 386795,637 | 8982183,92 | Deforestado | 2022 |
| 7 | Bosque | 383287,524 | 8984697,04 | Bosque | 2022 |
| 8 | Bosque | 388882,142 | 8983442,59 | Bosque | 2022 |
| 9 | Bosque | 383348,936 | 8984923,03 | Bosque | 2022 |
| 10 | Bosque | 384084,665 | 8983738,81 | Deforestado | 2022 |
| 11 | Bosque | 389270,16 | 8981001,75 | Bosque | 2022 |
| 12 | Bosque | 383616,605 | 8981931,1 | Bosque | 2022 |
| 13 | Bosque | 380933,53 | 8986940,7 | Bosque | 2022 |
| 14 | Bosque | 387713,243 | 8982212,16 | Bosque | 2022 |
| 15 | Bosque | 382558,985 | 8989241,04 | Bosque | 2022 |
| 16 | Bosque | 381484,851 | 8990510,86 | Bosque | 2022 |
| 17 | Bosque | 386811,492 | 8984597,73 | Bosque | 2022 |
| 18 | Bosque | 386135,591 | 8983351,85 | Bosque | 2022 |
| 19 | Bosque | 384621,384 | 8986481,42 | Bosque | 2022 |
| 20 | Bosque | 387357,318 | 8982140,21 | Bosque | 2022 |
| 21 | Bosque | 389148,706 | 8980085,25 | Bosque | 2022 |
| 22 | Bosque | 388854,495 | 8981718,64 | Bosque | 2022 |
| 23 | Bosque | 387190,382 | 8986098,37 | Deforestado | 2022 |
| 24 | Bosque | 385444,127 | 8984053,43 | Deforestado | 2022 |
| 25 | Bosque | 385973,157 | 8976774,05 | Bosque | 2022 |
| 26 | Bosque | 385523,475 | 8977484,7 | Bosque | 2022 |
| 27 | Bosque | 386548,785 | 8980370,38 | Deforestado | 2022 |

| 28 Bosque 388127,362 8980242,51 Deforestado 2022 29 Bosque 387920,74 8983682,91 Deforestado 2022 31 Bosque 382113,551 8990091,42 Deforestado 2022 32 Bosque 388880,004 8977092,14 Bosque 2022 33 Bosque 388416,948 8985921,63 Bosque 2022 34 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 386897,394 8979618,9 Deforestado 2022 39 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8987333,51 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 43 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 45 Bosque< | | | | | | |
|--|----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 30 Bosque 387920,74 8983682,91 Deforestado 2022 31 Bosque 382113,551 8990091,42 Deforestado 2022 32 Bosque 383531,579 8982388,3 Bosque 2022 34 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 35 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 36 Bosque 38697,394 8979618,9 Deforestado 2022 37 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 38 Bosque 385914,989 8971923,68 Bosque 2022 40 Bosque 38594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385145,982 8987102,18 Bosque 2022 43 Bosque 385144,982 89816102,18 Bosque 2022 44 Bosque 3866872,861 8974745,3 Bosque 2022 45 Bosque | 28 | Bosque | 388127,362 | 8980242,51 | Deforestado | 2022 |
| 31 Bosque 382113,551 8990091,42 Deforestado 2022 32 Bosque 388880,004 8977092,14 Bosque 2022 33 Bosque 383531,579 8982388,3 Bosque 2022 34 Bosque 38416,948 8985921,63 Bosque 2022 35 Bosque 38467,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 386891,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 45 Bosque 386471,89 8981835,28 Bosque 2022 45 Bosque | 29 | Bosque | 388261,302 | 8977689,01 | Bosque | 2022 |
| 32 Bosque 388880,004 8977092,14 Bosque 2022 33 Bosque 388516,79 8982388,3 Bosque 2022 34 Bosque 388416,948 89852921,63 Bosque 2022 35 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 386897,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 44 Bosque 3866447,27 8981835,28 Bosque 2022 45 Bosque 386447,19 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque | 30 | Bosque | 387920,74 | 8983682,91 | Deforestado | 2022 |
| 33 Bosque 383531,579 8982388,3 Bosque 2022 34 Bosque 388416,948 8985921,63 Bosque 2022 35 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 38697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 38697,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 388594,698 8971923,68 Bosque 2022 40 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 385594,152 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 386447,72 8981835,28 Bosque 2022 44 Bosque 386447,72 8981835,28 Bosque 2022 45 Bosque 3864471,199 8976741,94 Bosque 2022 48 Bosque | 31 | Bosque | 382113,551 | 8990091,42 | Deforestado | 2022 |
| 34 Bosque 388416,948 8985921,63 Bosque 2022 35 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 38697,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 42 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 43 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 46 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 47 Bosque 386472,81 89745,34 Bosque 2022 48 Bosque 384 | 32 | Bosque | 388880,004 | 8977092,14 | Bosque | 2022 |
| 35 Bosque 384627,146 8980202,64 Bosque 2022 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 386897,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 39 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 42 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 44 Bosque 3866472,27 8981835,28 Bosque 2022 45 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 3864471,199 8976741,94 Bosque 2022 48 Bosque | 33 | Bosque | 383531,579 | 8982388,3 | Bosque | 2022 |
| 36 Bosque 381697,089 8984616,11 Bosque 2022 37 Bosque 386897,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 39 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 43 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 46 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 47 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 48 Bosque 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado </td <td>34</td> <td>Bosque</td> <td>388416,948</td> <td>8985921,63</td> <td>Bosque</td> <td>2022</td> | 34 | Bosque | 388416,948 | 8985921,63 | Bosque | 2022 |
| 37 Bosque 386897,394 8979618,9 Deforestado 2022 38 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 39 Bosque 381968,87 8984260,73 Bosque 2022 40 Bosque 381968,87 8984260,73 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386472,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 386471,199 897641,94 Bosque 2022 48 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforesta | 35 | Bosque | 384627,146 | 8980202,64 | Bosque | 2022 |
| 38 Bosque 388914,989 8971923,68 Bosque 2022 39 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 381968,87 8984260,73 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 898765,89 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 46 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 47 Bosque 38976,374 8983071,53 Deforestado 2022 49 Bosque 389406,685 8980818,62 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Def | 36 | Bosque | 381697,089 | 8984616,11 | Bosque | 2022 |
| 39 Bosque 380520,241 8987333,51 Bosque 2022 40 Bosque 381968,87 8984260,73 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 46 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 47 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 49 Bosque 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 52 | 37 | Bosque | 386897,394 | 8979618,9 | Deforestado | 2022 |
| 40 Bosque 381968,87 8984260,73 Bosque 2022 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 43 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 44 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 45 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 46 Bosque 386490,94 8979923,06 Deforestado 2022 47 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 48 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 49 Bosque 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 50 Deforestado 388189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 | 38 | Bosque | 388914,989 | 8971923,68 | Bosque | 2022 |
| 41 Bosque 385594,152 8977045,3 Bosque 2022 42 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 46 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 48 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986144,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 381147,7 8987260,25 Bosque 2022 55< | 39 | Bosque | 380520,241 | 8987333,51 | Bosque | 2022 |
| 42 Bosque 385145,982 8986102,18 Bosque 2022 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 46 Bosque 3864792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 38671,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986118,65 Deforestado 2022 54 Deforestado 381147,7 8987260,25 Bosque 2022 | 40 | Bosque | 381968,87 | 8984260,73 | Bosque | 2022 |
| 43 Bosque 379800,334 8985765,89 Bosque 2022 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 46 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389406,685 8980818,62 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 55 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 | 41 | Bosque | 385594,152 | 8977045,3 | Bosque | 2022 |
| 44 Bosque 386668,88 8984278,62 Bosque 2022 45 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 46 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 55 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8979870,64 Bosque 2022 <td>42</td> <td>Bosque</td> <td>385145,982</td> <td>8986102,18</td> <td>Bosque</td> <td>2022</td> | 42 | Bosque | 385145,982 | 8986102,18 | Bosque | 2022 |
| 45 Bosque 386447,27 8981835,28 Bosque 2022 46 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 898414,42 Deforestado 2022 53 Deforestado 381147,7 8987260,25 Bosque 2022 54 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 55 Deforestado 3881768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 388174,774 8979870,64 Bosque 2022 | 43 | Bosque | 379800,334 | 8985765,89 | Bosque | 2022 |
| 46 Bosque 386792,861 8977458,94 Deforestado 2022 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 53 Deforestado 381147,7 8987260,25 Bosque 2022 54 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 55 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 59 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 202 | 44 | Bosque | 386668,88 | 8984278,62 | Bosque | 2022 |
| 47 Bosque 388439,094 8979923,06 Deforestado 2022 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 51 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 52 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 53 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 54 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 55 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 38944,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 202 | 45 | Bosque | 386447,27 | 8981835,28 | Bosque | 2022 |
| 48 Bosque 386471,199 8976741,94 Bosque 2022 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389406,685 8980818,62 Deforestado 2022 51 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 52 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 38917,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque <t< td=""><td>46</td><td>Bosque</td><td>386792,861</td><td>8977458,94</td><td>Deforestado</td><td>2022</td></t<> | 46 | Bosque | 386792,861 | 8977458,94 | Deforestado | 2022 |
| 49 Bosque 389726,374 8983071,53 Deforestado 2022 50 Deforestado 389406,685 8980818,62 Deforestado 2022 51 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 52 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 381147,7 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 59 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 60 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 61 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado< | 47 | Bosque | 388439,094 | 8979923,06 | Deforestado | 2022 |
| 50 Deforestado 389406,685 8980818,62 Deforestado 2022 51 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 52 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 381747 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381477 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 389413,365 8976227,75 Deforestado 2022 62 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque | 48 | Bosque | 386471,199 | 8976741,94 | Bosque | 2022 |
| 51 Deforestado 389189,902 8976300,91 Deforestado 2022 52 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 57 Deforestado 389041,774 897870,64 Bosque 2022 58 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 59 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 60 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 61 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 63 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque | 49 | Bosque | 389726,374 | 8983071,53 | Deforestado | 2022 |
| 52 Deforestado 386161,671 8982452,65 Deforestado 2022 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 388984,933 8975008,94 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 63 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque | 50 | Deforestado | 389406,685 | 8980818,62 | Deforestado | 2022 |
| 53 Deforestado 387865,153 8986414,42 Deforestado 2022 54 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 388984,933 8975008,94 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 63 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque | 51 | Deforestado | 389189,902 | 8976300,91 | Deforestado | 2022 |
| 54 Deforestado 386524,77 8987260,25 Bosque 2022 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 388984,933 8975008,94 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque <t< td=""><td>52</td><td>Deforestado</td><td>386161,671</td><td>8982452,65</td><td>Deforestado</td><td>2022</td></t<> | 52 | Deforestado | 386161,671 | 8982452,65 | Deforestado | 2022 |
| 55 Deforestado 381147,7 8986178,65 Deforestado 2022 56 Deforestado 388984,933 8975008,94 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 382211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 65 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 66 Deforestado 38759,31 8982730,59 Bosque | 53 | Deforestado | 387865,153 | 8986414,42 | Deforestado | 2022 |
| 56 Deforestado 388984,933 8975008,94 Deforestado 2022 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 66 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 68 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado <td>54</td> <td>Deforestado</td> <td>386524,77</td> <td>8987260,25</td> <td>Bosque</td> <td>2022</td> | 54 | Deforestado | 386524,77 | 8987260,25 | Bosque | 2022 |
| 57 Deforestado 381768,098 8985969,31 Deforestado 2022 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 66 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado | 55 | Deforestado | 381147,7 | 8986178,65 | Deforestado | 2022 |
| 58 Deforestado 389041,774 8979870,64 Bosque 2022 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 3848468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 68 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 69 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado | 56 | Deforestado | 388984,933 | 8975008,94 | Deforestado | 2022 |
| 59 Deforestado 388153,048 8982341,99 Deforestado 2022 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado | 57 | Deforestado | 381768,098 | 8985969,31 | Deforestado | 2022 |
| 60 Deforestado 383710,408 8986814,93 Bosque 2022 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 58 | Deforestado | 389041,774 | 8979870,64 | Bosque | 2022 |
| 61 Deforestado 384945,344 8980446,11 Deforestado 2022 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 59 | Deforestado | 388153,048 | 8982341,99 | Deforestado | 2022 |
| 62 Deforestado 389211,365 8976227,75 Deforestado 2022 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 60 | Deforestado | 383710,408 | 8986814,93 | Bosque | 2022 |
| 63 Deforestado 382699,414 8989290,54 Deforestado 2022 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 61 | Deforestado | 384945,344 | 8980446,11 | Deforestado | 2022 |
| 64 Deforestado 388770,873 8984686,49 Bosque 2022 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | | Deforestado | | 8976227,75 | Deforestado | 2022 |
| 65 Deforestado 388468,855 8984406,39 Bosque 2022 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 63 | Deforestado | * | • | Deforestado | 2022 |
| 66 Deforestado 384824,867 8977084,1 Bosque 2022 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | | | 388770,873 | 8984686,49 | Bosque | 2022 |
| 67 Deforestado 387759,31 8982730,59 Bosque 2022 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | 65 | Deforestado | , | 8984406,39 | Bosque | |
| 68 Deforestado 382555,528 8987323,72 Deforestado 2022 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | | | | • | - | |
| 69 Deforestado 389144,053 8974106,18 Deforestado 2022 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | | | · · | | • | |
| 70 Deforestado 389640,665 8974218,7 Deforestado 2022 | | | * | • | | |
| , | | | , | • | | |
| 71 Deforestado 389118,082 8983287,61 Deforestado 2022 | | | * | , | | |
| | 71 | Deforestado | 389118,082 | 8983287,61 | Deforestado | 2022 |

| 72 | Deforestado | 388266,634 | 8973362,57 | Deforestado | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 73 | Deforestado | 389843,466 | 8977066,16 | Deforestado | 2022 |
| 74 | Deforestado | 383575,352 | 8982333,74 | Bosque | 2022 |
| 75 | Deforestado | 385426,181 | 8982303,26 | Bosque | 2022 |
| 76 | Deforestado | 388614,818 | 8981872,22 | Bosque | 2022 |
| 77 | Deforestado | 388631,358 | 8984926,18 | Bosque | 2022 |
| 78 | Deforestado | 388458,955 | 8978649,38 | Deforestado | 2022 |
| 79 | Deforestado | 389089,643 | 8974309,74 | Deforestado | 2022 |
| 80 | Deforestado | 380971,192 | 8985293,13 | Deforestado | 2022 |
| 81 | Deforestado | 388541,331 | 8976242,8 | Deforestado | 2022 |
| 82 | Deforestado | 388966,022 | 8981102,57 | Deforestado | 2022 |
| 83 | Deforestado | 380210,221 | 8984226 | Bosque | 2022 |
| 84 | Deforestado | 385801,814 | 8981078,2 | Deforestado | 2022 |
| 85 | Deforestado | 387422,078 | 8975991,17 | Deforestado | 2022 |
| 86 | Deforestado | 389483,775 | 8981940,76 | Bosque | 2022 |
| 87 | Deforestado | 388805,25 | 8981302,81 | Deforestado | 2022 |
| 88 | Deforestado | 388838,917 | 8974565,72 | Deforestado | 2022 |
| 89 | Deforestado | 389732,065 | 8981490,11 | Deforestado | 2022 |
| 90 | Deforestado | 388669,215 | 8981246,91 | Deforestado | 2022 |
| 91 | Deforestado | 386596,916 | 8975381,02 | Deforestado | 2022 |
| 92 | Deforestado | 388053,518 | 8974108,35 | Deforestado | 2022 |
| 93 | Deforestado | 389257,578 | 8982718,62 | Deforestado | 2022 |
| 94 | Deforestado | 387783,555 | 8978632,5 | Deforestado | 2022 |
| 95 | Deforestado | 389228,957 | 8973281,49 | Deforestado | 2022 |
| 96 | Deforestado | 381098,238 | 8984564,1 | Deforestado | 2022 |
| 97 | Deforestado | 382496,252 | 8984567,79 | Bosque | 2022 |
| 98 | Deforestado | 384500,049 | 8981770,42 | Deforestado | 2022 |
| 99 | Hidrografía | 386520,375 | 8988304,33 | Hidrografía | 2022 |
| 100 | Hidrografía | 389920,526 | 8974514,54 | Hidrografía | 2022 |
| 101 | Hidrografía | 387961,669 | 8979676,91 | Deforestado | 2022 |
| 102 | Hidrografía | 385866,042 | 8988468,65 | Hidrografía | 2022 |
| 103 | Hidrografía | 387230,484 | 8988174,2 | Hidrografía | 2022 |
| 104 | Hidrografía | 389896,306 | 8975883,7 | Hidrografía | 2022 |
| 105 | Hidrografía | 388634,19 | 8985387,39 | Hidrografía | 2022 |
| 106 | Hidrografía | 384662,304 | 8988496,79 | Hidrografía | 2022 |
| 107 | Hidrografía | 388906,341 | 8984769,91 | Hidrografía | 2022 |
| 108 | Hidrografía | 388160,342 | 8983639,36 | Bosque | 2022 |
| 109 | Hidrografía | 389956,961 | 8978316 | Hidrografía | 2022 |
| 110 | Hidrografía | 389708,698 | 8977971,66 | Hidrografía | 2022 |
| 111 | Hidrografía | 389876,609 | 8978284,6 | Hidrografía | 2022 |
| 112 | Hidrografía | 385925,046 | 8988467,4 | Hidrografía | 2022 |
| 113 | Hidrografía | 388702,373 | 8985193,52 | Hidrografía | 2022 |
| 114 | Hidrografía | 388098,602 | 8975090,02 | Bosque | 2022 |
| 115 | Hidrografía | 383716,126 | 8988737,2 | Hidrografía | 2022 |

| 116 | Hidrografía | 390362,942 | 8980185,03 | Hidrografía | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 117 | Hidrografía | 389615,648 | 8977517,83 | Hidrografía | 2022 |
| 118 | Hidrografía | 389978,383 | 8982128,59 | Hidrografía | 2022 |
| 119 | Hidrografía | 383665,232 | 8988813,01 | Hidrografía | 2022 |
| 120 | Hidrografía | 385779,631 | 8988344,73 | Hidrografía | 2022 |
| 121 | Hidrografía | 389657,947 | 8983586,18 | Hidrografía | 2022 |
| 122 | Hidrografía | 389592,192 | 8983716,25 | Hidrografía | 2022 |
| 123 | Hidrografía | 389960,619 | 8979045,04 | Hidrografía | 2022 |
| 124 | Hidrografía | 389702,964 | 8976456,55 | Hidrografía | 2022 |
| 125 | Hidrografía | 389879,699 | 8974763,46 | Hidrografía | 2022 |
| 126 | Hidrografía | 390066,607 | 8981832,22 | Hidrografía | 2022 |
| 127 | Hidrografía | 389972,319 | 8975586,7 | Hidrografía | 2022 |
| 128 | Hidrografía | 390017,195 | 8982040,49 | Hidrografía | 2022 |
| 129 | Hidrografía | 388841,028 | 8985081,4 | Hidrografía | 2022 |
| 130 | Hidrografía | 388494,732 | 8986251,68 | Hidrografía | 2022 |
| 131 | Hidrografía | 388326,184 | 8986093,4 | Hidrografía | 2022 |
| 132 | Hidrografía | 389805,429 | 8977914,24 | Hidrografía | 2022 |
| 133 | Hidrografía | 384707,256 | 8988917,97 | Hidrografía | 2022 |
| 134 | Hidrografía | 385626,79 | 8988225,56 | Hidrografía | 2022 |
| 135 | Hidrografía | 384650,632 | 8988782,69 | Hidrografía | 2022 |
| 136 | Hidrografía | 386636,673 | 8988445,59 | Hidrografía | 2022 |
| 137 | Hidrografía | 389997,646 | 8977207,67 | Hidrografía | 2022 |
| 138 | Hidrografía | 385568,586 | 8988257,6 | Hidrografía | 2022 |
| 139 | Hidrografía | 390024,773 | 8982005,77 | Hidrografía | 2022 |
| 140 | Hidrografía | 388706,903 | 8979524,83 | Deforestado | 2022 |
| 141 | Hidrografía | 389059,009 | 8984579,46 | Hidrografía | 2022 |
| 142 | Hidrografía | 386279,665 | 8988153,33 | Hidrografía | 2022 |
| 143 | Hidrografía | 387988,681 | 8986942,63 | Hidrografía | 2022 |
| 144 | Hidrografía | 389786,252 | 8976256,21 | Hidrografía | 2022 |
| 145 | Hidrografía | 385797,276 | 8988429,91 | Hidrografía | 2022 |
| 146 | Hidrografía | 389942,761 | 8975203,17 | Hidrografía | 2022 |
| 147 | Hidrografía | 384549,278 | 8988514,97 | Hidrografía | 2022 |

Anexo G.

Tabla 12. Puntos de validación para el algoritmo Decision Tree del año 2022.

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|---|-----------|------------|------------|------------|------|
| 1 | Bosque | 385069,168 | 8979678,84 | Bosque | 2022 |
| 2 | Bosque | 380563,782 | 8984256,12 | Bosque | 2022 |
| 3 | Bosque | 388564,46 | 8984375,66 | Bosque | 2022 |
| 4 | Bosque | 384928,732 | 8986164,3 | Bosque | 2022 |
| 5 | Bosque | 381880,592 | 8984736,35 | Bosque | 2022 |
| 6 | Bosque | 388957,781 | 8982658,83 | Bosque | 2022 |
| 7 | Bosque | 387343,107 | 8981688,53 | Bosque | 2022 |
| 8 | Bosque | 387127,046 | 8971969,59 | Bosque | 2022 |
| 9 | Bosque | 388804,589 | 8981651,26 | Bosque | 2022 |

| 10 | Bosque | 385597,065 | 8981822,92 | Bosque | 2022 |
|----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 11 | Bosque | 389092,913 | 8982796,45 | Bosque | 2022 |
| 12 | Bosque | 381028,827 | 8986370,36 | Bosque | 2022 |
| 13 | Bosque | 388861,115 | 8981408,82 | Bosque | 2022 |
| 14 | Bosque | 381844,31 | 8988618,4 | Bosque | 2022 |
| 15 | Bosque | 382633,221 | 8984058,91 | Deforestado | 2022 |
| 16 | Bosque | 384080,96 | 8981424,31 | Bosque | 2022 |
| 17 | Bosque | 386827,267 | 8975506,48 | Bosque | 2022 |
| 18 | Bosque | 388524,375 | 8980761,86 | Bosque | 2022 |
| 19 | Bosque | 386093,754 | 8986284,44 | Bosque | 2022 |
| 20 | Bosque | 387639,449 | 8984128,46 | Bosque | 2022 |
| 21 | Bosque | 386370,327 | 8985895,63 | Bosque | 2022 |
| 22 | Bosque | 386243,521 | 8980791,74 | Bosque | 2022 |
| 23 | Bosque | 384253,062 | 8984330,3 | Bosque | 2022 |
| 24 | Bosque | 387121,138 | 8976967,36 | Bosque | 2022 |
| 25 | Bosque | 385059,978 | 8986513,71 | Bosque | 2022 |
| 26 | Bosque | 385892,104 | 8982396,81 | Bosque | 2022 |
| 27 | Bosque | 384915,864 | 8987873,6 | Deforestado | 2022 |
| 28 | Bosque | 387695,455 | 8981522,53 | Bosque | 2022 |
| 29 | Bosque | 388344,008 | 8984532,54 | Bosque | 2022 |
| 30 | Bosque | 388778,067 | 8975309,18 | Bosque | 2022 |
| 31 | Bosque | 387992,105 | 8984098,26 | Bosque | 2022 |
| 32 | Bosque | 382557,258 | 8985419,89 | Bosque | 2022 |
| 33 | Bosque | 389860,688 | 8981152,21 | Bosque | 2022 |
| 34 | Bosque | 388422,332 | 8974974,75 | Bosque | 2022 |
| 35 | Bosque | 383605,719 | 8984078,93 | Bosque | 2022 |
| 36 | Bosque | 380433,113 | 8983806,2 | Bosque | 2022 |
| 37 | Bosque | 387768,977 | 8979813,94 | Bosque | 2022 |
| 38 | Bosque | 383377,888 | 8982281,16 | Bosque | 2022 |
| 39 | Bosque | 386653,669 | 8982551,45 | Bosque | 2022 |
| 40 | Bosque | 383255,509 | 8982978,34 | Deforestado | 2022 |
| 41 | Bosque | 385563,547 | 8977889,07 | Bosque | 2022 |
| 42 | Bosque | 389751,678 | 8979890,86 | Bosque | 2022 |
| 43 | Bosque | 387534,297 | 8983822,74 | Bosque | 2022 |
| 44 | Bosque | 389003,828 | 8978949,87 | Deforestado | 2022 |
| 45 | Bosque | 383150,638 | 8987099,18 | Bosque | 2022 |
| 46 | Bosque | 386613,271 | 8981739,29 | Deforestado | 2022 |
| 47 | Bosque | 387747,442 | 8986984,38 | Bosque | 2022 |
| 48 | Bosque | 387790,819 | 8972762,96 | Bosque | 2022 |
| 49 | Bosque | 382487,892 | 8989296,5 | Deforestado | 2022 |
| 50 | Deforestado | 390572,681 | 8979809,36 | Deforestado | 2022 |
| 51 | Deforestado | 386261,108 | 8985637,81 | Deforestado | 2022 |
| | | | | | |

| 52 | Deforestado | 388262,334 | 8972386,98 | Deforestado | 2022 |
|----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 53 | Deforestado | 385792,847 | 8984622,88 | Deforestado | 2022 |
| 54 | Deforestado | 386451,92 | 8984345,61 | Deforestado | 2022 |
| 55 | Deforestado | 383073,038 | 8988750,14 | Deforestado | 2022 |
| 56 | Deforestado | 390101,037 | 8981402,4 | Deforestado | 2022 |
| 57 | Deforestado | 388374,163 | 8977045,11 | Deforestado | 2022 |
| 58 | Deforestado | 386891,75 | 8987132,09 | Deforestado | 2022 |
| 59 | Deforestado | 386334,621 | 8977281,81 | Bosque | 2022 |
| 60 | Deforestado | 386948,78 | 8978622,83 | Deforestado | 2022 |
| 61 | Deforestado | 385478,493 | 8980871,93 | Deforestado | 2022 |
| 62 | Deforestado | 383939,021 | 8983752,63 | Deforestado | 2022 |
| 63 | Deforestado | 383509,18 | 8987851,89 | Deforestado | 2022 |
| 64 | Deforestado | 388319,003 | 8973023,55 | Bosque | 2022 |
| 65 | Deforestado | 389728,504 | 8973184,05 | Deforestado | 2022 |
| 66 | Deforestado | 383870,001 | 8988708,63 | Deforestado | 2022 |
| 67 | Deforestado | 383195,261 | 8988898,11 | Deforestado | 2022 |
| 68 | Deforestado | 382320,027 | 8988511,61 | Deforestado | 2022 |
| 69 | Deforestado | 383952,278 | 8987359,83 | Deforestado | 2022 |
| 70 | Deforestado | 387669,238 | 8974413,74 | Deforestado | 2022 |
| 71 | Deforestado | 385518,304 | 8984038,59 | Deforestado | 2022 |
| 72 | Deforestado | 384831,281 | 8982658,45 | Deforestado | 2022 |
| 73 | Deforestado | 389635,861 | 8972517,72 | Deforestado | 2022 |
| 74 | Deforestado | 381138,361 | 8984113,93 | Bosque | 2022 |
| 75 | Deforestado | 385404,493 | 8987754,46 | Deforestado | 2022 |
| 76 | Deforestado | 381522,269 | 8987275,37 | Deforestado | 2022 |
| 77 | Deforestado | 389926,688 | 8972922,47 | Deforestado | 2022 |
| 78 | Deforestado | 386762,854 | 8986801,14 | Deforestado | 2022 |
| 79 | Deforestado | 389076,849 | 8972071,02 | Bosque | 2022 |
| 80 | Deforestado | 389314,109 | 8977321,54 | Deforestado | 2022 |
| 81 | Deforestado | 389689,849 | 8978627,24 | Deforestado | 2022 |
| 82 | Deforestado | 381327,695 | 8985208,89 | Bosque | 2022 |
| 83 | Deforestado | 388213,895 | 8974521,62 | Deforestado | 2022 |
| 84 | Deforestado | 389654,996 | 8973002,24 | Deforestado | 2022 |
| 85 | Deforestado | 387795,389 | 8983484,13 | Bosque | 2022 |
| 86 | Deforestado | 388597,224 | 8973456,66 | Deforestado | 2022 |
| 87 | Deforestado | 384359,712 | 8982017,09 | Deforestado | 2022 |
| 88 | Deforestado | 383514,281 | 8985476,03 | Deforestado | 2022 |
| 89 | Deforestado | 389368,988 | 8977707,7 | Deforestado | 2022 |
| 90 | Deforestado | 382931,655 | 8985213,8 | Deforestado | 2022 |
| 91 | Deforestado | 389581,479 | 8973881,39 | Deforestado | 2022 |
| 92 | Deforestado | 381554,161 | 8986793,35 | Deforestado | 2022 |
| 93 | Deforestado | 383054,996 | 8988016,96 | Deforestado | 2022 |
| 94 | Deforestado | 389088,486 | 8978394,14 | Bosque | 2022 |
| 95 | Deforestado | 385304,002 | 8983882,16 | Deforestado | 2022 |
| | | | | | |

| 96 | Deforestado | 384893,557 | 8983826,61 | Bosque | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 97 | Deforestado | 385273,235 | 8977750,7 | Deforestado | 2022 |
| 98 | Deforestado | 385860,034 | 8977494,91 | Deforestado | 2022 |
| 99 | Hidrografía | 389878,709 | 8978050,94 | Hidrografía | 2022 |
| 100 | Hidrografía | 390211,099 | 8981409,06 | Hidrografía | 2022 |
| 101 | Hidrografía | 386658,31 | 8988345,89 | Hidrografía | 2022 |
| 102 | Hidrografía | 390427,742 | 8979390,11 | Hidrografía | 2022 |
| 103 | Hidrografía | 390405,836 | 8979713,98 | Hidrografía | 2022 |
| 104 | Hidrografía | 389942,556 | 8972420,01 | Hidrografía | 2022 |
| 105 | Hidrografía | 384705,522 | 8988457,39 | Hidrografía | 2022 |
| 106 | Hidrografía | 386641,564 | 8988368,26 | Hidrografía | 2022 |
| 107 | Hidrografía | 387271,514 | 8988177,81 | Hidrografía | 2022 |
| 108 | Hidrografía | 384926,879 | 8988206,14 | Hidrografía | 2022 |
| 109 | Hidrografía | 389995,855 | 8977026,62 | Hidrografía | 2022 |
| 110 | Hidrografía | 389826,883 | 8978542,53 | Hidrografía | 2022 |
| 111 | Hidrografía | 386794,249 | 8988487,26 | Hidrografía | 2022 |
| 112 | Hidrografía | 388784,127 | 8985256,64 | Hidrografía | 2022 |
| 113 | Hidrografía | 387589,269 | 8974760,8 | Bosque | 2022 |
| 114 | Hidrografía | 389749,362 | 8976819,16 | Hidrografía | 2022 |
| 115 | Hidrografía | 389865,429 | 8974959,47 | Hidrografía | 2022 |
| 116 | Hidrografía | 389923,212 | 8975859,67 | Hidrografía | 2022 |
| 117 | Hidrografía | 385153,496 | 8988225,03 | Hidrografía | 2022 |
| 118 | Hidrografía | 388599,17 | 8985427,27 | Hidrografía | 2022 |
| 119 | Hidrografía | 389728,556 | 8976721,73 | Hidrografía | 2022 |
| 120 | Hidrografía | 389921,635 | 8975205,22 | Hidrografía | 2022 |
| 121 | Hidrografía | 390216,062 | 8981364,47 | Hidrografía | 2022 |
| 122 | Hidrografía | 384853,313 | 8988251,93 | Hidrografía | 2022 |
| 123 | Hidrografía | 388375,545 | 8985950,45 | Hidrografía | 2022 |
| 124 | Hidrografía | 390352,588 | 8979737,67 | Hidrografía | 2022 |
| 125 | Hidrografía | 384274,633 | 8989232,05 | Hidrografía | 2022 |
| 126 | Hidrografía | 389945,776 | 8973152,89 | Hidrografía | 2022 |
| 127 | Hidrografía | 389660,589 | 8971989 | Hidrografía | 2022 |
| 128 | Hidrografía | 390344,8 | 8980245,07 | Hidrografía | 2022 |
| 129 | Hidrografía | 390353,379 | 8979524,05 | Hidrografía | 2022 |
| 130 | Hidrografía | 387941,334 | 8986555,66 | Hidrografía | 2022 |
| 131 | Hidrografía | 384574,872 | 8988950,81 | Hidrografía | 2022 |
| 132 | Hidrografía | 388138,326 | 8975003,52 | Bosque | 2022 |
| 133 | Hidrografía | 389869,562 | 8977756,62 | Hidrografía | 2022 |
| 134 | Hidrografía | 385890,32 | 8988186,05 | Hidrografía | 2022 |
| 135 | Hidrografía | 390386,784 | 8980103,14 | Hidrografía | 2022 |
| 136 | Hidrografía | 388088,656 | 8986277,51 | Hidrografía | 2022 |
| 137 | Hidrografía | 383768,796 | 8988624,11 | Hidrografía | 2022 |
| 138 | Hidrografía | 389338,515 | 8983989,15 | Hidrografía | 2022 |
| 139 | Hidrografía | 389346,206 | 8971262,38 | Hidrografía | 2022 |
| | | | | | |

| 140 | Hidrografía | 390287,217 | 8980138,95 | Hidrografía | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 141 | Hidrografía | 386688,687 | 8988426,72 | Hidrografía | 2022 |
| 142 | Hidrografía | 385062,032 | 8988229,67 | Hidrografía | 2022 |
| 143 | Hidrografía | 389854,093 | 8977742,49 | Hidrografía | 2022 |
| 144 | Hidrografía | 390446,248 | 8979410,43 | Hidrografía | 2022 |
| 145 | Hidrografía | 388842,939 | 8985106,67 | Hidrografía | 2022 |
| 146 | Hidrografía | 387913,063 | 8986605,9 | Hidrografía | 2022 |
| 147 | Hidrografía | 388483,811 | 8985644,26 | Hidrografía | 2022 |

Anexo H.

Tabla 13. Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2022.

| N | Categoría | Este (m) | Norte (m) | Validación | Año |
|----|-----------|------------|------------|-------------|------|
| 1 | Bosque | 382390,627 | 8984096,77 | Bosque | 2022 |
| 2 | Bosque | 389831,815 | 8982651,75 | Deforestado | 2022 |
| 3 | Bosque | 380865,406 | 8986170,85 | Bosque | 2022 |
| 4 | Bosque | 387055,096 | 8977479,39 | Bosque | 2022 |
| 5 | Bosque | 387187,018 | 8980896,05 | Bosque | 2022 |
| 6 | Bosque | 383851,524 | 8982105,85 | Bosque | 2022 |
| 7 | Bosque | 380691,616 | 8984092,33 | Bosque | 2022 |
| 8 | Bosque | 386820,937 | 8977152,13 | Bosque | 2022 |
| 9 | Bosque | 381934,965 | 8990115,75 | Bosque | 2022 |
| 10 | Bosque | 384933,458 | 8979974,28 | Bosque | 2022 |
| 11 | Bosque | 389113,064 | 8978202,43 | Bosque | 2022 |
| 12 | Bosque | 389112,806 | 8978889,6 | Bosque | 2022 |
| 13 | Bosque | 387843,909 | 8981712,91 | Bosque | 2022 |
| 14 | Bosque | 389428,713 | 8980988,64 | Bosque | 2022 |
| 15 | Bosque | 387932,391 | 8981380,92 | Bosque | 2022 |
| 16 | Bosque | 389641,628 | 8978157,26 | Bosque | 2022 |
| 17 | Bosque | 387946,521 | 8979379,38 | Deforestado | 2022 |
| 18 | Bosque | 387125,422 | 8981415,32 | Bosque | 2022 |
| 19 | Bosque | 384756,733 | 8985310,93 | Bosque | 2022 |
| 20 | Bosque | 381420,242 | 8989558,63 | Bosque | 2022 |
| 21 | Bosque | 387233,174 | 8979906,35 | Deforestado | 2022 |
| 22 | Bosque | 389597,481 | 8982600,84 | Bosque | 2022 |
| 23 | Bosque | 387485,236 | 8979806,11 | Bosque | 2022 |
| 24 | Bosque | 388478,867 | 8984258,1 | Bosque | 2022 |
| 25 | Bosque | 380717,388 | 8987302,72 | Bosque | 2022 |
| 26 | Bosque | 380360,898 | 8984881,07 | Bosque | 2022 |
| 27 | Bosque | 387548,621 | 8985462,72 | Bosque | 2022 |
| 28 | Bosque | 387038,778 | 8984558,91 | Deforestado | 2022 |
| 29 | Bosque | 384828,949 | 8979490,91 | Bosque | 2022 |
| 30 | Bosque | 385369,843 | 8983022,45 | Bosque | 2022 |
| 31 | Bosque | 387361,254 | 8984456,27 | Bosque | 2022 |
| 32 | Bosque | 381398,098 | 8985022,68 | Bosque | 2022 |
| 33 | Bosque | 383148,955 | 8988265,81 | Bosque | 2022 |

| 34 | Bosque | 386801,169 | 8976859,02 | Bosque | 2022 |
|------------------|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 35 | Bosque | 383121,711 | 8984365,3 | Bosque | 2022 |
| 36 | Bosque | 383822,408 | 8983501,73 | Bosque | 2022 |
| 37 | Bosque | 384211,126 | 8986196,58 | Bosque | 2022 |
| 38 | Bosque | 387715,768 | 8976116,09 | Bosque | 2022 |
| 39 | Bosque | 383318,762 | 8987420,13 | Bosque | 2022 |
| 40 | Bosque | 388914,231 | 8982649,6 | Bosque | 2022 |
| 41 | Bosque | 388460,094 | 8977498,67 | Bosque | 2022 |
| 42 | Bosque | 381676,428 | 8987426,92 | Bosque | 2022 |
| 43 | Bosque | 388227,814 | 8977667,7 | Bosque | 2022 |
| 44 | Bosque | 386829,585 | 8978351 | Bosque | 2022 |
| 45 | Bosque | 387015,154 | 8976563,85 | Bosque | 2022 |
| 46 | Bosque | 379561,808 | 8984991,82 | Bosque | 2022 |
| 47 | Bosque | 381216,772 | 8984260,76 | Bosque | 2022 |
| 48 | Bosque | 380617,706 | 8983869,9 | Bosque | 2022 |
| 49 | Bosque | 380583,54 | 8986203,28 | Bosque | 2022 |
| 50 | Deforestado | 383099,126 | 8985422,64 | Deforestado | 2022 |
| 51 | Deforestado | 386976,405 | 8985536,07 | Deforestado | 2022 |
| 52 | Deforestado | 387053,433 | 8982604,91 | Deforestado | 2022 |
| 53 | Deforestado | 388933,547 | 8980459,49 | Deforestado | 2022 |
| 54 | Deforestado | 382719,881 | 8988658,83 | Deforestado | 2022 |
| 55 | Deforestado | 385511,03 | 8983990,67 | Deforestado | 2022 |
| 56 | Deforestado | 384930,697 | 8982110,15 | Deforestado | 2022 |
| 57 | Deforestado | 385428,017 | 8980983,93 | Deforestado | 2022 |
| 58 | Deforestado | 387499,925 | 8976180,51 | Bosque | 2022 |
| 59 | Deforestado | 390246,815 | 8981725,39 | Deforestado | 2022 |
| 60 | Deforestado | 381621,748 | 8984510,4 | Bosque | 2022 |
| 61 | Deforestado | 389733,304 | 8981453,26 | Deforestado | 2022 |
| 62 | Deforestado | 385589,726 | 8982149,85 | Deforestado | 2022 |
| 63 | Deforestado | 387548,272 | 8973493,67 | Bosque | 2022 |
| 64 | Deforestado | 387156,621 | 8986493,45 | Deforestado | 2022 |
| 65 | Deforestado | 388425,862 | 8973512,55 | Deforestado | 2022 |
| 66 | Deforestado | 386420,183 | 8988103,17 | Deforestado | 2022 |
| 67 | Deforestado | 389742,378 | 8972421,22 | Deforestado | 2022 |
| 68 | Deforestado | 388276,488 | 8973981,09 | Deforestado | 2022 |
| 69 | Deforestado | 385204,817 | 8987544,96 | Deforestado | 2022 |
| 70 | Deforestado | 388995,047 | 8984264,7 | Deforestado | 2022 |
| 71 | Deforestado | 388857,316 | 8973922,96 | Deforestado | 2022 |
| 72 | Deforestado | 387067,279 | 8986126,19 | Deforestado | 2022 |
| 73 | Deforestado | 383518,149 | 8982814,09 | Deforestado | 2022 |
| 74 | Deforestado | 388934,989 | 8977150,22 | Bosque | 2022 |
| 75 7 5 | Deforestado | 385146,516 | 8988578,92 | Deforestado | 2022 |
| 76 | Deforestado | 389276,269 | 8973506,18 | Deforestado | 2022 |
| 77 | Deforestado | 389208,893 | 8980657,72 | Deforestado | 2022 |

| 78 | Deforestado | 381227,021 | 8985432,91 | Deforestado | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 79 | Deforestado | 385339,114 | 8980024,93 | Deforestado | 2022 |
| 80 | Deforestado | 386445,376 | 8977242,26 | Deforestado | 2022 |
| 81 | Deforestado | 388921,352 | 8980984,76 | Deforestado | 2022 |
| 82 | Deforestado | 387007,816 | 8974343,35 | Deforestado | 2022 |
| 83 | Deforestado | 388304,089 | 8976192,7 | Bosque | 2022 |
| 84 | Deforestado | 384393,769 | 8982887,94 | Bosque | 2022 |
| 85 | Deforestado | 384591,143 | 8987668,53 | Deforestado | 2022 |
| 86 | Deforestado | 386542,364 | 8988160,19 | Deforestado | 2022 |
| 87 | Deforestado | 389378,837 | 8973084,74 | Deforestado | 2022 |
| 88 | Deforestado | 389148,479 | 8973501,02 | Deforestado | 2022 |
| 89 | Deforestado | 386803,552 | 8983834,34 | Deforestado | 2022 |
| 90 | Deforestado | 388881,984 | 8981478,61 | Deforestado | 2022 |
| 91 | Deforestado | 386472,347 | 8977898,2 | Deforestado | 2022 |
| 92 | Deforestado | 389170,897 | 8974790,65 | Deforestado | 2022 |
| 93 | Deforestado | 389020,713 | 8977048,96 | Deforestado | 2022 |
| 94 | Deforestado | 381824,941 | 8988219,11 | Deforestado | 2022 |
| 95 | Deforestado | 384846,51 | 8987864,06 | Deforestado | 2022 |
| 96 | Deforestado | 385312,85 | 8980133,06 | Deforestado | 2022 |
| 97 | Deforestado | 382060,903 | 8987297,67 | Deforestado | 2022 |
| 98 | Deforestado | 381124,09 | 8989363,61 | Deforestado | 2022 |
| 99 | Hidrografía | 390042,528 | 8972897,78 | Hidrografía | 2022 |
| 100 | Hidrografía | 387913,073 | 8986435,07 | Hidrografía | 2022 |
| 101 | Hidrografía | 384340,85 | 8989270,99 | Hidrografía | 2022 |
| 102 | Hidrografía | 389872,068 | 8974700,84 | Hidrografía | 2022 |
| 103 | Hidrografía | 389743,013 | 8978018,4 | Hidrografía | 2022 |
| 104 | Hidrografía | 388930,666 | 8984640,62 | Hidrografía | 2022 |
| 105 | Hidrografía | 385015,933 | 8988254,29 | Hidrografía | 2022 |
| 106 | Hidrografía | 390325,96 | 8979394,27 | Hidrografía | 2022 |
| 107 | Hidrografía | 390340,428 | 8979558,66 | Hidrografía | 2022 |
| 108 | Hidrografía | 389697,767 | 8976530,42 | Hidrografía | 2022 |
| 109 | Hidrografía | 384179,223 | 8989266,8 | Hidrografía | 2022 |
| 110 | Hidrografía | 390403,934 | 8979658,82 | Hidrografía | 2022 |
| 111 | Hidrografía | 385163,486 | 8988219,53 | Hidrografía | 2022 |
| 112 | Hidrografía | 389842,011 | 8974840,19 | Hidrografía | 2022 |
| 113 | Hidrografía | 384591,726 | 8989135,46 | Hidrografía | 2022 |
| 114 | Hidrografía | 389816 | 8976250,77 | Hidrografía | 2022 |
| 115 | Hidrografía | 389982,549 | 8973071,37 | Hidrografía | 2022 |
| 116 | Hidrografía | 388544,012 | 8986046,69 | Hidrografía | 2022 |
| 117 | Hidrografía | 386641,516 | 8988333,17 | Hidrografía | 2022 |
| 118 | Hidrografía | 384406,748 | 8989235,98 | Hidrografía | 2022 |
| 119 | Hidrografía | 384114,753 | 8988589,22 | Hidrografía | 2022 |
| 120 | Hidrografía | 389872,026 | 8977754,02 | Hidrografía | 2022 |
| 121 | Hidrografía | 389811,125 | 8978194,65 | Hidrografía | 2022 |

| 122 | Hidrografía | 384235,236 | 8988648,62 | Hidrografía | 2022 |
|-----|-------------|------------|------------|-------------|------|
| 123 | Hidrografía | 390060,285 | 8973671,38 | Hidrografía | 2022 |
| 124 | Hidrografía | 389869,626 | 8978145,62 | Hidrografía | 2022 |
| 125 | Hidrografía | 390028,847 | 8972918,44 | Hidrografía | 2022 |
| 126 | Hidrografía | 383992,336 | 8989130,74 | Hidrografía | 2022 |
| 127 | Hidrografía | 390355,404 | 8979614,14 | Hidrografía | 2022 |
| 128 | Hidrografía | 388354,32 | 8986221,62 | Hidrografía | 2022 |
| 129 | Hidrografía | 389308,029 | 8971155,39 | Hidrografía | 2022 |
| 130 | Hidrografía | 389280,829 | 8984149,59 | Hidrografía | 2022 |
| 131 | Hidrografía | 390292,463 | 8980072,31 | Hidrografía | 2022 |
| 132 | Hidrografía | 389963,67 | 8974559,25 | Hidrografía | 2022 |
| 133 | Hidrografía | 384611,147 | 8988794,22 | Hidrografía | 2022 |
| 134 | Hidrografía | 387183,856 | 8988411,35 | Hidrografía | 2022 |
| 135 | Hidrografía | 388548,975 | 8985552,23 | Hidrografía | 2022 |
| 136 | Hidrografía | 389935,821 | 8975408,04 | Hidrografía | 2022 |
| 137 | Hidrografía | 389497,664 | 8971715,21 | Hidrografía | 2022 |
| 138 | Hidrografía | 389660,773 | 8976643,45 | Hidrografía | 2022 |
| 139 | Hidrografía | 389984,027 | 8974442,97 | Hidrografía | 2022 |
| 140 | Hidrografía | 390386,225 | 8979703,59 | Hidrografía | 2022 |
| 141 | Hidrografía | 389652,819 | 8971940,14 | Hidrografía | 2022 |
| 142 | Hidrografía | 389917,055 | 8973383,12 | Hidrografía | 2022 |
| 143 | Hidrografía | 389017,5 | 8984539,12 | Hidrografía | 2022 |
| 144 | Hidrografía | 387948,167 | 8986350,04 | Hidrografía | 2022 |
| 145 | Hidrografía | 384587,096 | 8988448,83 | Hidrografía | 2022 |
| 146 | Hidrografía | 389873,845 | 8978731,04 | Hidrografía | 2022 |
| 147 | Hidrografía | 388020,813 | 8987228,33 | Hidrografía | 2022 |
| | | | | | |

ANEXOS

Anexo I. Panel Fotográfico



Figura 9. Validación en campo de categoría deforestado



Figura 10. Validación en campo



Figura 11. GPS, mapa y formato para la validación en campo

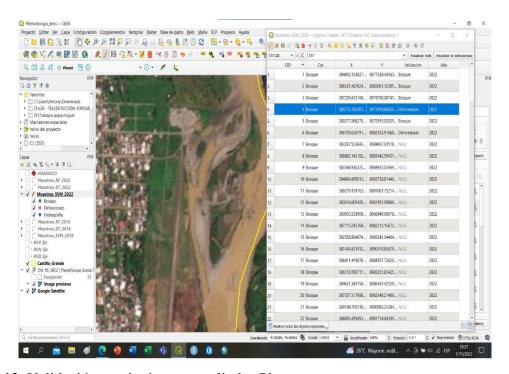


Figura 12. Validación con imágenes satelitales Planet.

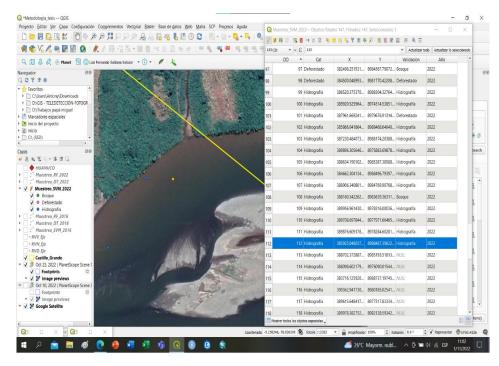


Figura 13. Validación con imágenes satelitales Planet.

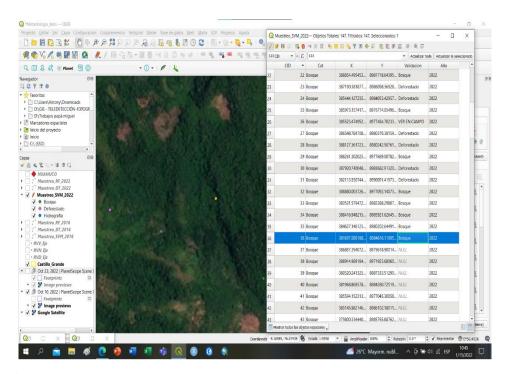


Figura 14. Validación con imágenes satelitales Planet.

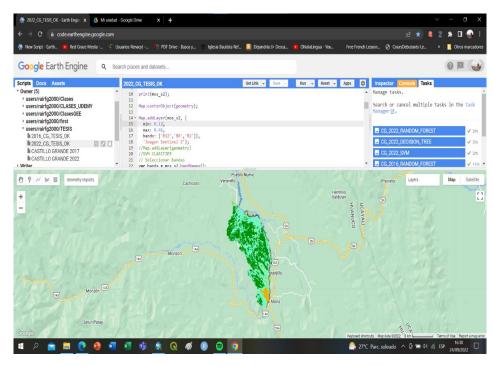


Figura 15. Clasificación en Google Earth Engine

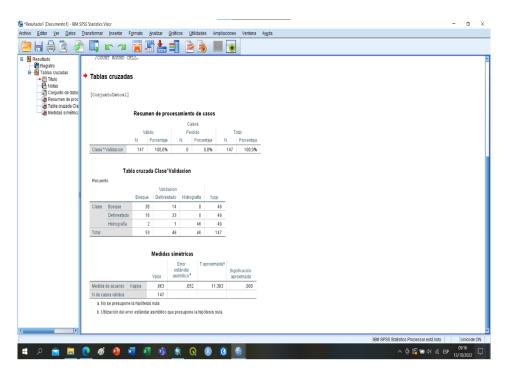


Figura 16. Resultados en software SPSS

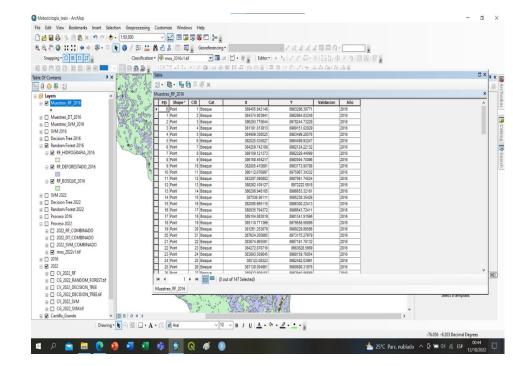


Figura 17. Manejo de la tabla de atributos en ArcGis 10.5