### 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





### 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 ALBÉRTO VALDIVIA ESPINOZA PRESIDENTE

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

Ing. M. Sc. JUAN PABLO RENGIFO TRIGOZO MIEMBRO

Ing. M. Sc. RONALD HUGO PUERTA TUESTA ASESOR



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA DIRECCIÓN DE GESTIÓN DE INVESTIGACIÓN - DGI REPOSITORIO INSTITUCIONAL - UNAS Correo: repositorio@unas.edu.pe



"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<br>DEFORESTACIÓN DE LOS<br>AÑOS 2016 Y 2022 EN EL<br>DISTRITO CASTILLO | DS GAMARRA 18 % |                         |
| GRANDE, HUANUCO,<br>PERÚ  | ×               | Dieciocho               |

Tingo María, 30 de octubre de 2023

Dr. Tomas Menacho Mall OR

C.C. Archivo

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

# 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 supervisada7                      |
|      | 2.1.9. Sentinel 27                                     |
|      | 2.1.10. Verificación de los mapas de deforestación9    |
|      | 2.1.11. Deforestación10                                |
|      | 2.1.12. Bosque   |
|      | 2.2. Estado del arte11                                 |
|      | 2.2.1. Estado del arte internacional11                 |
|      | 2.2.2. Estado del arte nacional15                      |
| III. | MATERIALES Y MÉTODOS21                                 |
|      | 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 vida22                                  |
|      | 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 | Página  |
|-------|---|
| 1.    | Descripción de las bandas de PlanetScope5                                     |
| 2.    | Valores de Índice de Kappa6   |
| 3.    | Descripción de las bandas de Sentinel 28                                      |
| 4.    | Categorías para clasificación y reclasificación                               |
| 5.    | Variable de estudio con sus dimensiones e indicadores25                       |
| 6.    | Matriz de consistencia  |
| 7.    | Matriz de confusión   |
| 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             |
| 10.   | Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2016             |
| 11.   | Puntos de validación para el algoritmo Support Vector Machine del año 202256  |
| 12.   | Puntos de validación para el algoritmo Decision Tree del año 2022             |
| 13.   | Puntos de validación para el algoritmo Random Forest del año 2022             |

# ÍNDICE DE FIGURAS

| Figur | ra Página  |
|-------|--|
| 1.    | Niveles de procesamiento de Sentinel 29  |
| 2.    | Mapa de ubicación política del área de estudio21                               |
| 3.    | Metodología realizada la clasificación y validación24                          |
| 4.    | Valores de índice de Kappa para cada algoritmo de clasificación supervisada27  |
| 5.    | Valores de exactitud global para cada algoritmo de clasificación supervisada28 |
| 6.    | Área en hectáreas de las categorías clasificadas de los años 2016 y 202229     |
| 7.    | Mapa de deforestación del año 2016   |
| 8.    | Mapa de deforestación al año 2022  |
| 9.    | Validación en campo de categoría deforestado67                                 |
| 10.   | Validación en campo67  |
| 11.   | GPS, mapa y formato para la validación en campo68                              |
| 12.   | Validación con imágenes satelitales Planet68                                   |
| 13.   | Validación con imágenes satelitales Planet69                                   |
| 14.   | Validación con imágenes satelitales Planet69                                   |
| 15.   | Clasificación en Google Earth Engine70   |
| 16.   | Resultados en software SPSS  |
| 17.   | Manejo de la tabla de atributos en ArcGis 10.571                               |

#### 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).

| № de<br>Banda | Descripción de la<br>banda | Longitud de onda<br>(µm) | Resolución Espacial<br>(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                      |

Tabla 1. Información de satélite PlanetScope

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:

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

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).

| 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             |  |

Tabla 2. Valores de Índice de Kappa.

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.

| Pondog Sontinol 2                                 | Longitud de Onda Central | Resolución  |
|---|--------------------------|-------------|
| Bandas Sentinei-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<br>(VNIR)  | 0,705                    | 20          |
| Banda 6 - Visible e Infrarrojo Cercano<br>(VNIR)  | 0,74                     | 20          |
| Banda 7 - Visible e Infrarrojo Cercano<br>(VNIR)  | 0,783                    | 20          |
| Banda 8 - Visible e Infrarrojo Cercano<br>(VNIR)  | 0,842                    | 10          |
| Banda 8A - Visible e Infrarrojo<br>Cercano (VNIR) | 0.865                    | 20          |
| Banda 9 - Vapor de Agua                           | 0,945                    | 60          |
| Banda 10 - Cirrus                                 | 1,375                    | 60          |
| Banda 11 - Onda Corta Infrarroja<br>(SWIR)        | 1,61                     | 20          |
| Banda 12 - Onda Corta Infrarroja<br>(SWIR)        | 2,19                     | 20          |

Tabla 3. Información de bandas Sentinel 2.

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 km<sup>2</sup> 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 km<sup>2</sup>. 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





#### 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**.

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

Tabla 4. Categorías para clasificación y reclasificación.

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 <sup>Fuente: Propia</sup>

### 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 (%).

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

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

#### 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):

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

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.





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**.

Categoría (ha)20162022Deforestado3 284,595 440,23Bosque7 095,294 883,49Hidrografía121,19177,35Tasa de deforestación (ha/año)368,63

Tabla 5. Tasa de deforestación

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

- 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%.
- 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).
- 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-enimagenes-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. <u>https://doi.org/10.3390/rs3091943</u>
- 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. <u>https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107907</u>
- 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. <a href="https://doi.org/10.37811/cl\_rcm.v6i1.1843">https://doi.org/10.37811/cl\_rcm.v6i1.1843</a>
- 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. <u>https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101727</u>
- 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. <u>https://medwelljournals.com/abstract/?doi=ojesci.2008.27.35</u>
- 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. <sup>a</sup> 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. <u>https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.03.011</u>
- 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. <u>https://doi.org/10.1088/1755-1315/362/1/012079</u>
- 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. <u>http://www.bosques.gob.pe/archivo/Apuntes-del-Bosque-N1.pdf</u>
- 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. <u>https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.06.018</u>
- 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). <u>https://doi.org/10.14350/rig.59929</u>
- 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

   lateledeteccion
   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. <u>https://doi.org/10.1007/s11119-020-09783-7</u>
- 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

|   | Análisis de la deforestación de los años 2016 y 2022 en el distrito Castillo Grande, Huánuco, Perú   |  |                      |                                      |   |  |   |
|---|--|--|----------------------|--------------------------------------|---|--|---|
| Problema<br>general   | Objetivos  | Hipótesis  | Variables de estudio | Dimensió<br>n                        | Indicadores   | Instrumento de<br>medida                         | Metodología   |
|   | General  | General  |                      |                                      |   |  |   |
|   | Analizar de la deforestación<br>en el distrito Castillo<br>Grande, Huánuco, Perú de<br>los años 2016 y 2022  | Es posible analizar la<br>deforestación en el<br>distrito Castillo Grande,<br>Huánuco, Perú de los<br>años 2016 y 2022   |                      |                                      |   |  |   |
|   | Específicos  | Específicos  |                      |                                      |   |  | - Enfoque: cuantitativo   |
| ¿Cuánto varía<br>el área<br>deforestada<br>durante los<br>años 2016 y<br>2022 en el<br>distrito<br>Castillo<br>Grande,<br>Huánuco,<br>Perú? | Evaluar la exactitud<br>temática de la clasificación<br>de los mapas de<br>deforestación del distrito<br>Castillo Grande, Huánuco,<br>Perú de los años 2016 y<br>2022 con los algoritmos<br>Support Vector Machine<br>(SVM), Decision Tree (DT)<br>y Random Forest (RF) en<br>imágenes Sentinel 2<br>Estimar la superficie<br>deforestada de los años 2016<br>y 2022 en el distrito Castillo | Uno de los 3 algoritmos<br>de clasificación<br>supervisada en los mapas<br>de deforestación del<br>distrito Castillo Grande<br>de los años 2016 y 2022<br>tiene una exactitud<br>temática alta.<br>La deforestación del<br>distrito Castillo Grande<br>abarca gran parte del total | Deforestación        | -Espacial<br>-Temporal<br>-Exactitud | Categorías de<br>coberturas (ha):<br>- Bosque<br>- Deforestado<br>- Hidrografía<br>Cambios de cobertura<br>(ha/año) | e<br>-Ficha de observación<br>- Matriz de cambio | <ul> <li>Tipo: aplicativo</li> <li>Nivel: descriptivo</li> <li>Método: deductivo (de lo general<br/>a específico)</li> <li>Diseño: No experimental<br/>longitudinal</li> <li>Población: Distrito Castillo<br/>Grande</li> <li>Técnica: Observación no<br/>experimental</li> <li>Instrumento: Ficha de<br/>observación.</li> <li>Técnicas de análisis de datos: se<br/>utilizará la estadística descriptiva,<br/>cuadros, figuras de Excel y mapas<br/>generados en ArcGie 10 5</li> </ul> |
|   | Grande, Huánuco, Perú  | del área.  |                      |                                      | Exactitud global (%)  |  | generados en mecho ro,o   |
|   | Cuantificar la tasa de   | La deforestación en el   |                      |                                      |   | -Matriz de confusión                             |   |
|   | deforestación de los años  | distrito Castillo Grande   |                      |                                      |   |  |   |
|   | 2010 y 2022 en el distrito<br>Castillo Grande Huánuco  | ha sido en forma   |                      |                                      |   |  |   |
|   | Perú   | ascendente   |                      |                                      |   |  |   |

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

Anexo B. Tabla 7. Matriz de confusión

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

| Ν  | 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 | Bosque      | 2016 |
| 66 | Deforestado | 387306,9138 | 8973996,81  | 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 |
| 71 | Deforestado | 389933,6286 | 8978859,793 | Deforestado | 2016 |
| 72 | Deforestado | 383279,6172 | 8988820,219 | Deforestado | 2016 |
| 73 | Deforestado | 389960,7806 | 8977195,077 | Deforestado | 2016 |
| 74 | Deforestado | 384982,3346 | 8985278,061 | Bosque      | 2016 |
| 75 | Deforestado | 386832,2572 | 8981745,846 | Bosque      | 2016 |
| 76 | Deforestado | 385910,9576 | 8984134,039 | Deforestado | 2016 |
| 77 | Deforestado | 385989,1734 | 8987416,244 | Deforestado | 2016 |
| 78 | 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.

| Ν  | 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 |
| 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 | Bosque      | 2016 |
| 72  | Deforestado | 382730,79 | 8984629,6 | Deforestado | 2016 |
| 73  | Deforestado | 383303,86 | 8982373,7 | Deforestado | 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 | 389597,3  | 8972173,1 | 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 | 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 | 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 | 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 | 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 | Hidrografía | 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.

| Ν | 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 |

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

| Ν  | 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      | 388261,302 | 8977689,01 | Bosque      | 2022 |
| 30 | 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      | 383531,579 | 8982388,3  | Bosque      | 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      | 386897,394 | 8979618,9  | Deforestado | 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 | 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      | 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 | 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 | 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 |
| 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.

| Ν | 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.

| <b>1 abia 13.</b> 1 | untos de vandae | <u>ion para ci a</u> igo | Manuoli Kanuoli | i i orest del allo | 2022. |
|---------------------|-----------------|--------------------------|-----------------|--------------------|-------|
| Ν                   | 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 | 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.

| Proyecto Editar Ver Capa Configuración Complementos Vectorial Báster Base de glatos Web Malla SCP Progesos Av   | uda Q Mues              | treo SVM 2022 Obietos Tota                        | iles: 147. Filtrados: 1-        | 7. Seleccionados: | 1            | - 0                                  | X   |
|---|-------------------------|---|---------------------------------|-------------------|--------------|--------------------------------------|---|
| : D 🗃 🖥 🖉 🖉 🖉 🖉 역 역 👯 역 속 👘 11 월 🖪 🖷 🖞 :  |                         | 0   |                                 | PREM              |              |                                      |   |
| ····································  | 9 9 9 mm                | * = E 123   |                                 |                   | * Actualizar | todo Actualizar lo s                 | eleccionado   |
| 🔍 🔟 🔱 💐 💿 Planet 🔞 🔘 Luis Fernando Saldana Salazar 🔹 🛈 🔹 💉  |                         | CID ^ Cat   | Х                               | γ                 | Validacion   | Año                                  | *   |
| Navegador 88  | 97                      | 97 Deforestado                                    | 382496.251531                   | 8984567.79072     | Bosque       | 2022                                 | 1   |
| G & Y & O   | 98                      | 98 Deforestado                                    | 384500.048993                   | 8981770.42208     | Deforestado  | 2022                                 |   |
| Feveritos   | 99                      | 99 Hidrografía                                    | 386520.375370                   | 8988304.32764     | Hidrografía  | 2022                                 |   |
| Closes perioding to the logis     Digits - TELEDETECCIÓN-FOTOGE   | 100                     | 100 Hidrografía                                   | 389920.525964                   | 8974514.53851     | Hidrografía  | 2022                                 |   |
| D\Trabajos papá miguel  | 101                     | 101 Hidrografía                                   | 387961.669241                   | 8979676.91314     | Deforestado  | 2022                                 |   |
| Inicio del proyecto   | 102                     | 102 Hidrografia                                   | 205056 041054                   | 9099469 64640     | Lidzoaraf(a  | 2022                                 |   |
| Inicio     Constante and the second sec | A CONSTRUCT TOP         | toz matograna                                     | 303000041004                    |                   | - norograna  | LOLL                                 |   |
|   | 103                     | 103 Hidrografia                                   | 38/230.4840/3                   | 8968174.20388     | Hidrografia  | 2022                                 |   |
| apas 88   | 104                     | 104 Hidrografía                                   | 389896.305646                   | 8975883.69878     | Hidrografía  | 2022                                 | Search  |
|   | 105                     | 105 Hidrografía                                   | 388634.190102                   | 8985387.38588     | Hidrografía  | 2022                                 |   |
| Muestreo_RF_2022  | 106                     | 106 Hidrografía                                   | 384662.304134                   | 8988496.79397     | Hidrografía  | 2022                                 | 122   |
| Muestreo_DT_2022  | 107                     | 107 Hidrografía                                   | 388906.340801                   | 8984769.90768     | Hidrografía  | 2022                                 |   |
| <ul> <li>✓ Multiple Sym_2022</li> <li>✓ ● Bosque</li> </ul>   | 108                     | 108 Hidrografía                                   | 388160.342262                   | 8983639.36311     | Bosque       | 2022                                 |   |
| ✓ • Deforestado   | 100                     | 109 Hidrografia                                   | 390956 961430                   | 9978216.00026     | Hidroorafía  | 2022                                 |   |
| Muestreo_RF_2016  | 105                     |   | 2007202 007044                  |                   |              | 2022                                 |   |
| Muestreo_DT_2016  | 110                     | 110 Hidrografia                                   | 389708.697844                   | 8977971.66465     | Hidrografia  | 2022                                 |   |
| Restro_SVM_2016   | 111                     | 111 Hidrografía                                   | 389876.609378                   | 8978284.60281     | Hidrografía  | 2022                                 | 0   |
| · RVN_Eje   | 112                     | 112 Hidrografia                                   | 385925.046037                   | 8988467.39622     | Hidrografía  | 2022                                 |   |
| ✓ RVD.Eje   | 113                     | 113 Hidrografía                                   | 388702.372887                   | 8985193.51813     | NULL         | 2022                                 | 8   |
| 🔻 🔽 🕼 Oct 23, 2022   PlanetScope Scene )  | 114                     | 114 Hidrografía                                   | 388098.602179                   | 8975090.01544     | NULL         | 2022                                 | 1   |
| V Footprints  V ¥ Image previews  V ¥ Image previews  V ¥ 1 mage previews   | 115                     | 115 Hidrografía                                   | 383716.125920                   | 8988737,19745     | NULL         | 2022                                 | , in the second s |
| Oct 10, 2022   PlanetScope Scene 2  | 116                     | 116 Hidrografia                                   | 390362 941730                   | 8980185.02541     | NULL         | 2022                                 |   |
| v √ ¥ Image previews  | 110                     | 117 Hide and is                                   | 200615 640417                   | 0077547.03334     | AURI         | 2022                                 |   |
| V V Google Satellite  | 11/                     | ni reidrografia                                   | 389013.648417                   | 897731785554      | NULL         | EULL                                 | 0 <b>v</b>  |
|   | 118<br>Mostrar          | 118 Hidrografia<br>todos los objetos espaciales " | 389978.382752                   | 8982128.59342     | NULL         | 2022                                 | Rems)   |
|   | Coordenada -9.150246,-7 | 6.036399 <b>%</b> Escala 1:2382                   | <ul> <li>Amplificado</li> </ul> | r 100% 🗘 Rd       | tación 0.0 ° | \$ ✓ Representar                     | @EPSG:4326  |
|   |                         |   |                                 |                   |              | Tall and a state of the state of the | 11:02   |

Figura 13. Validación con imágenes satelitales Planet.

| Conformation Same Conformatio Same Conformation Same Conformation Same Conformation | 22 | * = E  123<br>CID * Cat | x              |                | * Actualizar to | odo Actualizar la selev | ccionado |
|---|----|-------------------------|----------------|----------------|-----------------|-------------------------|----------|
| 3         8         6         №         0   | 22 | CID A Cat               | X              |                |                 |                         | 101      |
| or CES  | 22 |                         |                | Ý              | Validacion      | Año                     | î        |
| r Th O  |    | 22 Bosque               | 388854,495453  | 8981718.64395  | Bosque          | 2022                    |          |
| roritos 🔺 Contractor de la contractor d | 23 | 23 Bosque               | 387190.381877  | 8986098.36928  | Deforestado     | 2022                    |          |
| Califerni Antoni Downloade  | 24 | 24 Bosque               | 385444.127235  | 8984053.42957  | Deforestado     | 2022                    |          |
| D\GIS - TELEDETECCIÓN-FOTOGR  | 25 | 25 Bosque               | 385973.157417  | 8976774.05495  | Bosque          | 2022                    |          |
| D\Trabajos papá miguel  | 24 | DE Poreiro              | 205522 474052  | 9577/07 20121  | NED EN CAMPO    | 3013                    |          |
| ricadores espaciales  | 20 | 20 Dodgae               | 303363414336   | diriter restau | TUNEITONITO     | 1014                    |          |
| cio   | 27 | 27 Bosque               | 386548.784708  | 8980370.38159  | Deforestado     | 2022                    |          |
| (S20)   | 28 | 28 Bosque               | 388127.361723  | 8980242.50761  | Deforestado     | 2022                    |          |
| 86  | 29 | 29 Bosque               | 388261.302025  | 8977689.00782  | Bosque          | 2022                    |          |
|   | 30 | 30 Bosque               | 387920.740048  | 8983682.91320  | Deforestado     | 2022                    |          |
| HUANUCO   | 21 | 31 Porque               | 202112 550744  | 0000001 /1072  | Deforertado     | 2072                    |          |
| Muestreo RF 2022  | 31 | 31 bosque               | 302113.330144  | 0330031/41373  | Deforestado     | LOLL                    |          |
| Muestreo_SVM_2022   | 32 | 32 Bosque               | 388880.003726  | 8977092.14073  | Bosque          | 2022                    |          |
| Bosque  | 33 | 33 Bosque               | 383531.579472  | 8982388.29807  | Bosque          | 2022                    |          |
| Hidrografia   | 34 | 34 Bosque               | 388416.948215  | 8985921.62645  | Bosque          | 2022                    |          |
| Muestreo RF_2016  | 25 | 35 Bosque               | 384627 146125  | 8980202 64491  | Rosmue          | 2022                    |          |
| Muestreo_DT_2016  |    | 26 0                    | 205002.000.000 | 0201010101000  |                 | 2012                    |          |
| RVV_Eje   | 35 | 30 Busque               | 3010371/031201 | 8204010.11005  | eosque          | 2022                    |          |
| RVN Eje   | 37 | 37 Bosque               | 386897.394072  | 8979618.90014  | NULL            | 2022                    |          |
| Castillo_Grande   | 38 | 38 Bosque               | 388914.989184  | 8971923.68060  | NULL            | 2022                    |          |
| Oct 23, 2022   PlanetScope Scene 3  | 39 | 39 Bosque               | 380520.241325  | 8987333.51290  | NULL            | 2022                    |          |
| Footprints ©  | 40 | 40 Bosque               | 381968.869578  | 8984260.72519  | NULL            | 2022                    |          |
| Oct 10, 2022   PlanetScope Scene ?  | 50 | 41 Paraula              | 2005004 152242 | 0077045 20555  | 10.77           | 2022                    |          |
| Footprints  | 41 | 41 bosque               | 383394.132313  | 89/7045.30058  | NULL            | 2022                    |          |
| Google Satellite  | 42 | 42 Bosque               | 385145.982146  | 8986102.18011  | NULL            | 2022                    |          |
|   | 43 | 43 Bosque               | 379800.334440  | 898576588762   | 101111          | 2022                    |          |

Figura 14. Validación con imágenes satelitales Planet.



Figura 15. Clasificación en Google Earth Engine

| http://www.commentelsenterse   | SPSS Statistics Vis | sor                                 |                    |                      |   |             |                              | -                          | -  | 0         | Х |
|--|---------------------|-------------------------------------|--------------------|----------------------|---|-------------|------------------------------|----------------------------|--|-----------|---|
| Archivo Editar Ver Datos   | Iransformar         | Insertar F                          | <u>o</u> rmato     | Analizar <u>G</u> rá | ficos <u>U</u> tili                         | dades       | Ampliacion                   | es Ventana                 | Ayuda                                    |           |   |
| 🚔 🗛 🖨 🗟 🖉  | h 🛄 🖬               | <u>ר מ</u>                          | 1 I I              | ä 🚣 🚽                |   |             |                              |                            |  |           | ĺ |
| Resultado<br>Registro<br>Tablas cruzadas<br>Tablas cruzadas<br>Tablas cruzadas<br>Notas<br>Conjunto de datos<br>- Conjunto de da | Fablas<br>(Conjun)  | T ROUND CE<br>cruzada:<br>toDatos1] | ELL.<br>S<br>Resum | en de proce          | samiento                                    | de caso     | s                            | 2                          |  |           |   |
|  |                     |                                     |                    |                      | Caso  | s           |                              |                            |  |           |   |
|  |                     |                                     | Váli               | do                   | Perdi                                       | do          |                              | Total                      |  |           |   |
|  |                     |                                     | Ν                  | Porcentaje           | N F   | orcentaje   | N                            | Porcentaje                 |  |           |   |
|  | Clase * V           | /alidacion                          | 147                | 100,0%               | 0   | 0,0%        | 147                          | 100,0%                     |  |           |   |
|  | Recuento            | 0 Tab                               | ola cruza          | da Clase*Val         | idacion                                     |             |                              |                            |  |           |   |
|  |                     |                                     | Rosque             | Validacio            | n<br>Hidroar                                | afia Ti     | late                         |                            |  |           |   |
|  | Clase               | Bosque                              | 35                 | 1                    | 1   | 0           | 49                           |                            |  |           |   |
|  |                     | Deforestado                         | 16                 | i 3:                 | 3   | 0           | 49                           |                            |  |           |   |
|  |                     | Hidrografía                         | 2                  |                      |   | 46          | 49                           |                            |  |           |   |
|  | Total               |                                     | 53                 | 4                    | 3   | 46          | 147                          |                            |  |           |   |
|  |                     |                                     |                    | Medidas si           | métricas                                    |             |                              |                            |  |           |   |
|  |                     |                                     |                    | valor a              | Error<br>estándar<br>sintótico <sup>a</sup> | T aproxi    | mada <sup>b</sup><br>Si<br>a | ignificación<br>aproximada |  |           |   |
|  | Medida d            | le acuerdo                          | Карра              | ,663                 | ,052  | 1           | 1,383                        | ,000                       |  |           |   |
|  | N de cas            | os válidos                          |                    | 147                  |   |             |                              |                            |  |           |   |
|  | a. No :             | se presupone                        | e la hipótesi      | s nula.              |   |             |                              |                            |  |           |   |
|  | b. Utili            | izacion del erri                    | or estàndar        | asimotico que        | presupone l                                 | a nipótesis | i nula.                      |                            |  |           |   |
|  |                     |                                     |                    |                      |   |             |                              |                            |  |           |   |
| , <u>a</u>   |                     |                                     |                    |                      |   |             |                              |                            | IBM SPSS Statistics Processor está listo | Unicode:0 | i |
| • • • •  |                     |                                     | a .                | -                    |   |             |                              |                            | 6 6 <b>6 6 6</b>                         | 09:16     | l |
|  | <u>v</u> w          |                                     | - 1                |                      | 2 0   | v           | <b>V</b>                     | <u> </u>                   |  | /10/2022  | ļ |

Figura 16. Resultados en software SPSS

| Q Metodologia_tesis - ArcMap              |                     |                  |                  | 5                          | 8                                       |                  | =  | 0       |
|---|---------------------|------------------|------------------|----------------------------|---|------------------|--|---------|
| File Edit View Bookmarks Insert Selec     | ction Geoprocessing | Customize Wind   | ows Help         |                            |   |                  |  |         |
|   | • 1:50,000          |                  |                  |                            |   |                  |  |         |
|   |                     | M . C O TO D     | Ganufarancing    |                            | 22222                                   | 2回回0-1           |  |         |
|   |                     |                  | terreletering.   | M N I I I I I I I          | 1 + + + + + + + + + + + + + + + + + + + | a open vy -      |  |         |
| Shapping • O H U D                        | Classification      | * 1 mos_2016v1.  | u                | Editor• P                  | "A V I 41"                              | *1日中市×水1回        |  |         |
| 1 4 4 7 2 E E E E E E E                   | × 🛯 🖻 🔒 💂 🚬         | 10171-01-1-      | オロジロロゴ南キ         | 11日日1日1日1日1日1日1            | ⊟ 17 © 21% 2                            | 4.0 /n  /v /4 II |  | -       |
| Table Of Contents 9 ×                     | S APPL              | Table            |                  |                            |   |                  |  | □ × ₽ × |
| Se 0 😣 🗳                                  | A 3 6 1 7 9         | 🗄 • 📲 • 📲        | 🖓 🛛 🖑 🗙          |                            |   |                  |  | 8       |
|   | 10.0                | Muestreo_RF_2016 |                  |                            |   |                  |  | ×       |
| B Muestree RE 2016                        | STOL OF THE STOL    | FID Shape *      | CID Cat          | x                          | Y                                       | Validacion Año   |  | -       |
|   | A Bar De            | O Point          | 1 Bosque         | 389405.842148              | 8983298 38771                           | 2016             |  |         |
| The start of the                          | arther to Blight    | 1 Point          | 2 Bosque         | 384374 903941              | 8982884 83248                           | 2016             |  |         |
|   | Els Dance           | 2 Point          | 3 Bosque         | 386293.775644              | 8978244.73228                           | 2016             |  |         |
|   | NO PLATS            | 3 Point          | 4 Bosque         | 381191.013813              | 8989151.02029                           | 2016             |  |         |
| SVM 2016                                  | 2 4 2 " 5 55        | 4 Point          | 5 Bosque         | 384909.356525              | 8983499.28576                           | 2016             |  |         |
| Decision Tree 2016                        | N 9 1 200           | 5 Point          | 6 Bosque         | 382025.535027              | 8984489.93247                           | 2016             |  |         |
| Random Forest 2016                        | to to a st          | 6 Point          | 7 Bosque         | 384259.742108              | 8982124.22132                           | 2016             |  |         |
| RF_HIDROGRAFIA_2016                       | Ming are            | 7 Point          | 8 Bosque         | 388109.121373              | 8982029.44099                           | 2016             |  |         |
|   | a a                 | 8 Point          | 9 Bosque         | 386160.454217              | 8980564.70096                           | 2016             |  |         |
| RF_DEFORESTADO_2016                       | 1                   | 9 Point          | 10 Bosque        | 382805.415881              | 8983773.90788                           | 2016             |  |         |
|   | 13                  | 10 Point         | 11 Bosque        | 386112.676997              | 8975967.34332                           | 2016             |  |         |
| RF BOSOUE 2016                            |                     | 11 Point         | 12 Bosque        | 383297.590802              | 8987981.74524                           | 2016             |  |         |
|   |                     | 12 Point         | 13 Bosque        | 388262.109127              | 8972222.5818                            | 2016             |  |         |
| 10 ET SVM 2022                            |                     | 13 Point         | 14 Bosque        | 386206.948105              | 8986653.32161                           | 2016             |  |         |
| C Desiring Tage 2002                      |                     | 14 Point         | 15 Bosque        | 387036.56111               | 8985238.35426                           | 2016             |  |         |
| E Decision free 2022                      |                     | 15 Point         | 16 Bosque        | 382095.665115              | 8986300.22413                           | 2016             |  |         |
| Kandom Forest 2022                        |                     | 16 Point         | 17 Bosque        | 380935.794372              | 8988643.72411                           | 2016             |  |         |
| Proceso 2016                              |                     | 17 Point         | 18 Bosque        | 389104.883019              | 8981341.91586                           | 2016             |  |         |
| Proceso 2022                              |                     | 18 Pont          | 19 Bosque        | 385110.771366              | 89/9558.56899                           | 2016             |  |         |
| E 2022_RF_COMBINADO                       |                     | 19 Pont          | 20 Bosque        | 381261.253079              | 8989229.89586                           | 2016             |  |         |
| 2022_DT_COMBINADO                         |                     | 20 Point         | 21 Bosque        | 30/024,203003              | 09/31/5.2/6/9                           | 2010             |  |         |
| 2022_SVM_COMBINADO     2022_SVM_COMBINADO |                     | 21 Point         | 22 Bosque        | 303074.000091              | 090/191./0132                           | 2010             |  |         |
|   |                     | 22 Point         | 24 Bosque        | 383803 50845               | 9963620.3069                            | 2016             |  |         |
| 2016                                      |                     | 24 Point         | 25 Boscue        | 385123 08323               | R982482 01991                           | 2016             |  |         |
| E 🕅 2022                                  |                     | 25 Point         | 26 Bosque        | 387130.004861              | 8980680 31876                           | 2016             |  |         |
| T CV 2022 RF                              |                     | 20 Daint         | 27 Rosenia       | 331979 0100                | RORIO AN REAR                           | 2016             |  | Y       |
| C CC 2022 PANDOM EOPEST+#                 |                     | 14 4 1           | + H = 0 00       | t of 147 Selected)         |   |                  |  | (*)     |
| TO CV 2022 DECISION TREE                  |                     |                  |                  |                            |   |                  |  |         |
|   |                     | Muestreo_RF_2016 |                  |                            |   |                  |  |         |
|   |                     | a person         |                  | A Start Real Property Pro- | 1009                                    |                  | select a template.                           |         |
| . C C 2002 00044                          |                     |                  | 18.0 · · · · · · | WELL DO FRAM               | 150                                     |                  |  |         |
|   |                     |                  | P. 07            | 医结合 建固定 法通知。               | 281 7212                                |                  | v  |         |
| Castillo_Grande                           |                     | -                |                  |                            |   |                  | >  |         |
| Drawing                                   | •  🕟 🚳 🗆 • A        | • 🖂 🙆 Arial      | ~ 10             | · B I U A · A ·            | · <u>@</u> • • • • •                    |                  |  |         |
|   | -                   |                  |                  |                            | 1                                       |                  | -76.056 -9.203 Decimal Denre                 |         |
|   |                     |                  | -                |                            |   |                  | -Tubb - Acto becimin begre                   | 044     |
| 🍯 👂 🖻 🧕 🖡                                 | 🧶 🦉 🕺               | 10 🕄             | Q Ø 🕓            |                            |   |                  | 12/1 25°C Parc. nublado 🔨 🖗 🖼 🕼 🌾 ESP 🗤 12/1 | 10/2022 |

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