

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

FACULTAD DE INGENIERÍA

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



TESIS

“Comparación de métodos de clasificación de uso y cobertura del suelo
utilizando un algoritmo de aprendizaje automático en la Comunidad
Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios”

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

AUTORES:

Bach CHURASACARI SAIRA, Justina
Noyre

Bach. ASLLA CUMPA, Joan Rolando

ASESOR:

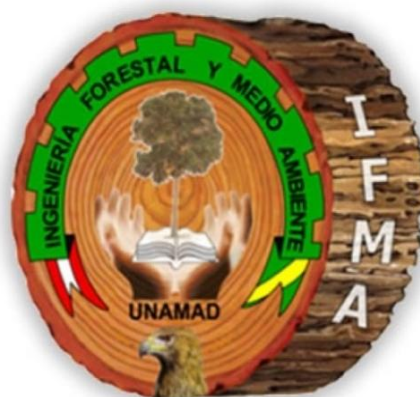
Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, Agosto de 2025

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

FACULTAD DE INGENIERÍA

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



TESIS

“Comparación de métodos de clasificación de uso y cobertura del suelo
utilizando un algoritmo de aprendizaje automático en la Comunidad
Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios”

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

AUTORES:

Bach CHURASACARI SAIRA, Justina
Noyre

Bach. ASLLA CUMPA, Joan Rolando

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, Agosto de 2025

Dedicatoria

En primer lugar, doy gracias a Dios el todo poderoso por mantenerme con vida y salud guiándome en este camino profesional con éxito; dedico esta tesis a mi hijo Liam Jadhriel Santiago Rodas Churasacari quien es mi motor y motivo para seguir alcanzando mis metas, a mis padres y hermanos quienes me dieron aliento para seguir adelante con perseverancia y lucha para lograr mi objetivo. Así mismo Expreso mi cordial agradecimiento a mis padrinos quienes me apoyaron en mis momentos más difíciles, a mis amigos quienes estuvieron pendiente en el trayecto de mi vida.

Atte: Justina Noyre Churasacari Saira

Dedico este trabajo de investigación a mis padres, Constantino Aslla Aymachoque y Georgina Cumpa Sasari, y a mi hija Agnes Lupe Mabel, quienes son mi principal fuente de inspiración y motivación para superarme cada día de manera profesional.

También, a todas las personas especiales que, con su apoyo y confianza, hicieron posible que diera un paso más en mi formación académica. A pesar de las circunstancias, gracias a su respaldo he podido seguir avanzando, logrando nuevas metas y alcanzando objetivos.

Atte : Joan Rolando Aslla Cumpa

Agradecimientos

Siempre agradecida con Dios por habernos guiado y haber puesto a personas maravillosas en nuestro camino.

A nuestra Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios por habernos preparado inculcándonos conocimientos para ser futuros profesionales.

A nuestro Asesor Dr. Gabriel Alarcón Aguirre, por el apoyo grato que nos dio en el proceso de elaboración de nuestra tesis.

A todos los miembros del jurado por ser partícipes de este logro.

Atte: Justina Noyre Churasacari Saira

Expreso mi más sincero agradecimiento a los docentes de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios, quienes, con su dedicación y conocimientos, contribuyeron de manera significativa a mi formación profesional, soy consciente de que no fue un camino fácil, pero estoy convencido de que Dios tiene planes únicos para cada uno de nosotros.

Un agradecimiento muy especial a mi hija, Agnes Mabel, quien es y siempre será mi principal motivo para seguir avanzando en cada etapa de mi vida profesional. Su amor y apoyo son mi mayor inspiración para alcanzar mis metas.

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi persona favorita Yobana Sharlin, por estar presente a lo largo de todo el tiempo que estuve en la universidad, su compañía, apoyo y confianza fueron fundamentales en este proceso, y este logro es también resultado de su incondicional presencia en mi vida.

Atte: Joan Rolando Aslla Cumpa

Resumen

Presentamos un estudio que compara la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023. Aplicamos diferentes técnicas de aprendizaje automático a datos del área de estudio. Comprobamos su eficacia para la cartografía LULC y el análisis de detección de cambios utilizando el Random Forest (RF), Classification and Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM). Se obtuvieron mapas LULC para los años 2000 y 2023. Los datos de entrenamiento se recopilaron a partir de operaciones sobre el terreno y conjuntos de datos históricos, y los respectivos mapas LULC se validaron utilizando puntos de control sobre el terreno. Además, validamos la fiabilidad de los resultados mediante un análisis de incertidumbre espacial la matriz de confusión e índice de kappa. Las precisiones resultantes de los resultados de la clasificación variaron significativamente. RF obtuvo los mejores resultados con precisiones del 98,2%-0,964 y 92,7%-0,927 para 2000 y 2023, respectivamente, catalogado como "Casi perfecta". El análisis de la incertidumbre espacial también validó la eficacia de RF en comparación con CART y SVM. Los resultados confirman el potencial de las técnicas de aprendizaje automático para la cartografía de series temporales de LULC en la plataforma GEE, al tiempo que reducen las barreras para analizar grandes cantidades de datos de satélite. Los resultados también son fundamentales para que los responsables de la toma de decisiones y las autoridades analicen los cambios en la LULC y desarrollen las políticas y la protección medioambiental de las comunidades indígenas.

Palabras clave: Aprendizaje automático, análisis espacial de fiabilidad, Google Earth Engine, máquina de vectores soporte (SVM), bosque aleatorio (RF) y árbol de clasificación y regresión (CART).

Abstract

We present a study that compares the accuracy of three supervised land use and land cover classification algorithms using Landsat Collection 2 Level 1 imagery data using the Google Earth Engine machine learning platform in the Yine Ashaninka Puerto Nuevo Native Community, Madre de Dios during the period 2000 to 2023. We applied several machine learning techniques to the data from the study area. We tested their effectiveness for LULC mapping and change detection analysis using Random Forest (RF), Classification and Regression Tree (CART), and Support Vector Machine (SVM). LULC maps were obtained for the years 2000 and 2023. Training data were collected from field operations and historical datasets, and the corresponding LULC maps were validated using field control points. In addition, we validated the reliability of the results using a spatial uncertainty analysis of the confusion matrix and kappa index. The resulting accuracies of the classification results varied significantly. RF obtained the best results with accuracies of 98.2%-0.964 and 92.7%-0.927 for 2000 and 2023, respectively, categorized as "Near Perfect". The spatial uncertainty analysis also validated the effectiveness of RF compared to CART and SVM. The results confirm the potential of machine learning techniques for LULC time series mapping on the GEE platform, while reducing the barriers to analyzing large amounts of satellite data. The results are also critical for decision makers and policy makers to analyze changes in LULC and develop policies and environmental protection for indigenous communities.

Key words: Machine learning, spatial reliability analysis, Google Earth Engine, support vector machine (SVM), random forest (RF) and classification and regression tree (CART).

Índice de contenidos

	Pág.
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema	1
1.2 Formulación del problema	2
1.2.1 Problema general	2
1.2.2 Problemas específicos	2
1.3 Objetivos de la investigación.....	3
1.3.1 Objetivo general	3
1.3.2 Objetivos específicos	3
1.4 Variables de la investigación.....	4
1.4.1 Identificación de variables.....	4
1.5 Operacionalización de variables	4
1.6 Hipótesis	6
1.7 Justificación e importancia	6
1.8 Consideraciones éticas	7
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	8
2.1 Antecedentes de la investigación.....	8
2.2 Base teórica	11
2.2.1 Comunidad Nativa	11
2.2.2 Bosque.....	11
2.2.3 Uso y cobertura del suelo (LULC).....	11

2.2.4 Principios básicos de la teledetección	12
2.2.5 Sensores remotos.....	13
2.2.6 Concepto de energía	14
2.2.7 Radiación electromagnética.....	14
2.2.8 Google Earth Engine (GEE).....	14
2.2.9 Clasificador bosque aleatorio (RF).....	15
2.2.10 Árbol de clasificación y regresión (CART).....	15
2.2.11 Máquina de vectores de soporte (SVM).....	16
2.2.12 Programa Landsat	16
2.3 Definición de términos.....	17
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	19
3.1 Tipo de estudio.....	19
3.2 Diseño del estudio.....	19
3.3 Delimitación espacial y temporal.....	19
3.4 Población y muestra.....	21
3.5 Método y técnicas	22
3.6 Tratamiento de datos	23
3.6.1 Procesamiento de datos	23
3.6.3 Precisión de datos clasificados	27
3.6.4 Análisis estadístico	29
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	30
4.1 Uso y cobertura del suelo mediante tres algoritmos de clasificación supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo	30
4.2 Tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo	36

4.3	Precisión y comparación de los algoritmos de clasificación supervisada	38
4.4	Cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada	46
CONCLUSIONES		50
SUGERENCIAS.....		52
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		53
ANEXOS.....		64

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Operacionalización de variables	4
Tabla 2. Datos de adquisición de datos Landsat	24
Tabla 3. Clases de uso y cobertura del suelo	25
Tabla 4. Valores del coeficiente kappa	28
Tabla 5. Cuantificación del uso y cobertura del suelo de los métodos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo	32
Tabla 6. Tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de los métodos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo	37
Tabla 7. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de RF de Landsat 2000.....	38
Tabla 8. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de RF de Landsat 2023.....	39
Tabla 9. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de CART de Landsat 2000.....	40
Tabla 10. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de CART de Landsat 2023.....	41
Tabla 11. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de SVN de Landsat 2000	42
Tabla 12. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de SVN de Landsat 2023	44
Tabla 13. Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Random Forest (RF)	48

Tabla 14. Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Classification, Regression Tree (CART).....	48
Tabla 15. Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Support Vector Machine (SVM).....	48

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Ubicación del área de estudio, Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios – Perú.	20
<i>Figura 2.</i> Distribución de muestras por estratos en el área de estudio.	22
<i>Figura 3.</i> Imágenes de satélite Landsat 5 TM (izquierda) y 8 OLI (derecha).	25
<i>Figura 4.</i> Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Random Forest (RF).	31
<i>Figura 5.</i> Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Classification and Regression Tree (CART). .	31
<i>Figura 6.</i> Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Support Vector Machine (SVM).	32
<i>Figura 7.</i> uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo	33
<i>Figura 8.</i> Cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada; RF (derecha superior), CART (izquierda superior) y SVM (derecha inferior).	47

Índice de anexos

	Pág.
Anexo 1. Matriz de consistencia.	65
Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en la comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo	66

TURNITIN_JOAN ASLLA CUMPLA Y JUSTINA CHURASACARI

INFORME DE ORIGINALIDAD

7%

INDICE DE SIMILITUD

9%

FUENTES DE INTERNET

6%

PUBLICACIONES

2%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

repositorio.unamad.edu.pe

Fuente de Internet

2%

2

dspace.ups.edu.ec

Fuente de Internet

1%

3

repositorio.chapingo.edu.mx

Fuente de Internet

1%

4

repositorio.unas.edu.pe

Fuente de Internet

1%

5

seer.ufu.br

Fuente de Internet

1%

6

www.researchgate.net

Fuente de Internet

1%

7

comunicacion-cientifica.com

Fuente de Internet

1%

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 1%

Excluir bibliografía

Activo

Introducción

La información precisa sobre el uso y la cobertura del suelo (LULC) puede facilitar diversas actividades de investigación relacionadas con inundaciones, sequías, migración, cambio climático y gestión territorial en varias escalas. La investigación constante y precisa de LULC es un aspecto vital para la sostenibilidad y el desarrollo de cualquier región. Los cambios de LULC (es decir, la pérdida de bosque) son uno de los principales impulsores del cambio global (Basheer et al. 2022). Además, el cambio climático tiene impactos significativos en el equilibrio hídrico, la geomorfología, la calidad del agua y la gestión de las aguas subterráneas, la gestión de recursos y sus impactos en los seres humanos y su entorno, así como el monitoreo de la cobertura terrestre (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023), todos los cuales requieren mapas de LULC detallados como insumo esencial (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). La cartografía de LULC pueden ayudar a identificar qué tipos de suelo son adecuadas para prácticas agrícolas y gestión de cuencas o útiles para la planificación urbana. El método más frecuente para este propósito es cartografiar el LULC y analizar los cambios a lo largo del tiempo (Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Basheer et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

La gravedad de los fenómenos extremos está modulada principalmente por los cambios de LULC (Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Los eventos extremos de olas de calor en 2008 y 2010 en la Amazonia de Madre de Dios motivaron a los científicos a investigar eventos sobre cambios de LULC en la Amazonia (Chávez et al. 2013; Chavez et al. 2013; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Perz et al. 2022). Por lo tanto, es crucial identificar la mejor metodología para analizar el cambio en LULC para abordar las crecientes demandas de la población para superar los problemas relacionados con la gestión agrícola, la gestión de recursos naturales y ordenación del territorio. Generar mapas de LULC más precisos para regiones

de la Amazonia requiere grandes cantidades de datos. Como resultado, se debe contar con enormes capacidades de almacenamiento, una importante potencia informática y la capacidad de emplear diversas estrategias (Basheer et al. 2022). La clasificación de LULC es la base de la investigación sobre la detección de cambios de LULC. La interpretación visual tradicional y las estadísticas matemáticas ya no coinciden con los criterios de precisión de la clasificación de LULC (Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Las muestras de entrenamiento, los clasificadores y los conjuntos de datos complementarios son los componentes más influyentes en la clasificación supervisada de LULC (Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Sin embargo, algunas herramientas modernas de última generación (Google Earth Engine y ArcGIS Pro) nos permiten desarrollar mapas de LULC más precisos utilizando diferentes algoritmos de clasificación de LULC (Basheer et al. 2022).

El análisis de diferentes categorías de LULC, utilizando enfoques de aprendizaje automático, se puede realizar en una plataforma de sistema de información geográfica (ArcGIS Pro) o Google Earth Engine utilizando conjuntos de datos de detección remota. El sistema de información geográfica se puede utilizar para una mejor comprensión del análisis espacial y temporal relacionado con la clasificación de LULC (Basheer et al. 2022). Estos análisis pueden ayudarnos a comprender la tendencia de cambio en LULC. Google Earth Engine (GEE) es una plataforma que combina datos de teledetección (es decir, imágenes satelitales de diferentes fuentes) con un servicio informático de alto rendimiento, lo que hace que el procesamiento de imágenes satelitales sea más rápido y sencillo (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022). GEE contiene imágenes satelitales de diversas fuentes, incluidas Landsat, Sentinel, MODIS y muchas otras fuentes de conjuntos de datos a los que se puede acceder gratuitamente. JavaScript se utiliza en GEE para desarrollar bibliotecas espectrales, mientras que Python maneja la modificación del código (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022). GEE utiliza el método de la arquitectura MapReduce para el procesamiento

paralelo, que se utiliza para dividir grandes volúmenes de datos en conjuntos más pequeños y procesarlos a través de varias herramientas, posteriormente, los datos se compilan en un conjunto de datos de salida después de ser procesadas como varios componentes individuales (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022).

Recientemente, se han utilizado algoritmos de aprendizaje automático de última generación; bosque aleatorio (Random Forest RF), árbol de clasificación y regresión (classification and regression tree CART), máquina de vectores de soporte (support vector machine SVM), máxima verosimilitud (maximum likelihood ML) y distancia mínima (minimum distance MD) han captado la atención de los investigadores (Basheer et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Hoy en día, la mayoría de las investigaciones disponibles se centran en estas comparaciones de clasificadores de LULC utilizando diferentes modelos de aprendizaje automático. El aprendizaje automático tiene el potencial de manejar grandes conjuntos de datos históricos y actuales utilizando diferentes algoritmos para el análisis de LULC. En las últimas décadas, muchos investigadores se centraron en la clasificación de LULC utilizando diferentes datos de teledetección con técnicas de aprendizaje automático para diferentes tipos de áreas de estudio y analizar la clasificación de LULC en diferentes plataformas (Basheer et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Sin embargo, sólo unos pocos estudios se centran en el uso de diferentes plataformas para la clasificación y mapeo de LULC, utilizando diferentes clasificadores o enfoques de LULC para comparar mapas de LULC derivados de imágenes satelitales multiespectrales (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Basheer et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Por otro lado, aumenta la presión por obtener datos de LULC precisos a partir de imágenes satelitales de todo el mundo. Por lo tanto, es más crítico comparar diferentes algoritmos de clasificación y su efectividad en plataformas automatizadas (Google Earth Engine) (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Basheer et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

Probar la precisión de algoritmos o clasificadores supervisados de imágenes de satélite Landsat con GEE permitirá a la Comunidad Nativa Yine Ashaninka

Puerto Nuevo obtener información validada de la cobertura del territorio comunal como parte del proceso de clasificación de tierras por su capacidad de uso mayor en su anhelo de sanear física y legalmente su territorio (Crovetto 2013; Moore 2018).

El objetivo de este estudio fue comparar la precisión de diferentes clasificadores para la categorización de LULC mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando el algoritmo de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 y 2023.

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción del problema

La dinámica de uso y cobertura del suelo cambia constantemente, lo que plantea importantes desafíos ambientales y sociales. El territorio de la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo no es exenta a este problema, por lo que, cuantificarlos se hace una necesidad dentro del proceso de saneamiento físico y legal con fines de titulaciones tierras. Para abordar estos desafíos a escala global, regional y local, la comunidad científica (de teledetección) depende en gran medida de conjuntos de datos geoespaciales recopilados a partir de sensores, satelitales, aéreos y móviles (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Ghosh et al. 2022). Sin embargo, la capacidad de almacenamiento, procesamiento y visualización de la comunidad de sensores remotos se ha visto abrumada por el tremendo crecimiento de los conjuntos de datos geográficos en las últimas décadas. La cartografía a gran escala requiere el procesamiento y la gestión de un gran volumen de imágenes satelitales heterogéneas capturadas por una variedad de sensores, lo que crea un dilema de "Big Data" (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Ghosh et al. 2022; Pan et al. 2022). Esto ha generado nuevos problemas en el procesamiento de conjuntos de datos, lo que ha requerido el desarrollo de técnicas novedosas para extraer información significativa de los datos de teledetección (Ghosh et al. 2022). Además, es difícil para la comunidad científica procesar una gran cantidad de imágenes satelitales obtenidas por múltiples sensores, múltiples procesos y métodos fiables para generar cartografía de LULC a diferentes escalas temporales aplicadas en la gestión de territorio (Ghosh et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

En este contexto, la investigación propone un método automatizado y la medición de la precisión de tres métodos de clasificación supervisada en la plataforma de GEE, con la finalidad superar limitación de capacidad de data y sugerir el método con mayor rendimiento en la cuantificación del uso y cobertura del suelo en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, como parte del proceso de clasificación de suelos por su capacidad de uso mayor.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿Cuál será la mejor precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1 ¿Cuánto es la cuantificación del uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine de la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023?

P.E.2 ¿Cuál es la tasa de perdida de uso y cobertura del suelo de la Comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023?

P.E.3 ¿Cuánto es la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023?

P.E.4 ¿Cuál será la mejor precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y

Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023?

P.E.5 ¿Cuánto serán los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Comparar la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023.

1.3.2 Objetivos específicos

O.E.1 Cuantificar el uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine de la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023.

O.E.2 Determinar la tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de la Comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023.

O.E.3 Evaluar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.

O.E.4 Comparar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector

Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.

O.E.5 Cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification y Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.

1.4 Variables de la investigación

1.4.1 Identificación de variables

- ✓ **Variable Dependiente:** Precisión de los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.
- ✓ **Variable Independiente:** Comportamiento del uso y cobertura del suelo en función a la unidad mínima de medida del pixel de imágenes Landsat.

1.5 Operacionalización de variables

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

Tabla 1. *Operacionalización de variables*

Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Ítems
Variable independiente				
El análisis espacio temporal de la reflectancia espectral de imágenes Landsat se puede cuantificar los cambios de uso y	Cuantificar el uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest,	Uso y cobertura del suelo por tipo de algoritmo en el área de estudio.	Superficie en hectáreas (ha).	P.E.1

cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.	Classification and Regression Tree y Support Vector Machine.			P.E.2
	Determinar la tasa de perdida de uso y cobertura del suelo. Cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine.	Tasa por tipo de algoritmo en el área de estudio. Cambios de uso y cobertura del suelo por tipo de algoritmo en el área de estudio.	Tasa porcentual y en hectáreas (ha). Superficie en hectáreas (ha).	P.E.5
La concordancia observada permite determinar la precisión de los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine.	Precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine.	Grado de precisión por tipo de algoritmo.	Matriz de confusión e índice de kappa (k).	P.E.3
	Comparar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine.	Algoritmo más eficiente en el uso y cobertura del suelo.	Comparación de la matriz de confusión e índice de kappa más eficiente.	P.E.4
Variable dependiente				
La cuantificación del uso y cobertura del suelo mediante tres algoritmos de clasificación supervisada permite comparar la precisión de su fiabilidad.	Precisión de fiabilidad de los algoritmos de clasificación supervisada.	Precisión de los algoritmos en el área de estudio.	Cambios de uso y cobertura del suelo.	P.E.5
			Comparación de la precisión de los modelos.	P.E.3 P.E.4

1.6 Hipótesis

Hipótesis nula (H_0): La cuantificación de los cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo en los periodos 2000 y 2023, presenta al Random Forest como la menos eficiente.

Hipótesis alterna (H_1): La cuantificación de los cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo en los periodos 2000 y 2023, presenta al Random Forest como la más eficiente.

1.7 Justificación e importancia

La comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo en el marco del proceso de titulación de su territorio precisa de la evaluación de la dinámica de uso y cobertura del suelo desde su asentamiento hasta la actualidad. Por lo que urge, la aplicación de tecnologías automatizadas en la obtención de la información (Crovetto 2013). Tradicionalmente, la adquisición y gestión de datos, la potencia computacional, el almacenamiento de datos y el tiempo de procesamiento han sido barreras importantes, particularmente para el análisis de conjuntos de datos de series temporales a gran escala (Ghosh et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Además, esta incapacidad de procesamiento, combinada con las limitaciones de los métodos de detección remota, impide la adopción generalizada de técnicas automatizadas (Ghosh et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). También se requiere automatización para un enfoque sistemático de la cartografía de LULC y además precisos (Ghosh et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Esto evitaría un procesamiento manual costoso y que requiere mucho tiempo. Los avances recientes en el procesamiento automatizado, la implementación de métodos y algoritmos avanzados y el procesamiento basado en la nube han permitido un acceso mucho más amplio y rápido a las imágenes satelitales, así como el análisis de estos conjuntos de datos (Wahap y Shafri 2020; Basheer et al. 2022; Ghosh

et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). En este estudio, GEE proporciona la importante ventaja de utilizar imágenes satelitales de alta resolución con un mínimo esfuerzo, ya que no es necesario descargar estas imágenes y el software puede acceder a ellas directamente. Estos mapas se pueden utilizar para estudiar y comparar situaciones pasadas y presentes para analizar el impacto en el uso de la tierra, la población y el medio ambiente, así como predecir transformaciones futuras. Los métodos de clasificación son adaptables y pueden utilizarse en el mapeo y monitoreo de la cobertura terrestre. El estudio anticipa que los procesos planteados serán incorporados en futuras investigaciones y estrategias de gestión del territorio.

1.8 Consideraciones éticas

Comparar la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023 requiere de protocolos de validación que sean eficientes y garanticen su aplicabilidad en la gestión del territorio. Procesos que deben seguir un rigor científico.

En este contexto, el Centro de Teledetección para el Estudio y Manejo de los Recursos Naturales (CETEGERN) de la UNAMAD proporciono el apoyo y asesoría especializada en la investigación. El tesista cumplió las normas del CETEGERN.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

Feizizadeh et al. (2023) mapearon el uso y cobertura del suelo y análisis de tendencias utilizando Google Earth Engine. Aplicaron diferentes técnicas de aprendizaje automático a datos de un área ambientalmente sensible en el norte de Irán. Probaron la eficiencia para el mapeo de LULC y el análisis de detección de cambios utilizando SVM, RF, y CART para los años 2000, 2005, 2010, 2015 y 2020. Las precisiones resultantes de los resultados de la clasificación variaron significativamente. SVM obtuvo mejores resultados con precisiones del 90,25%, 91,84%, 89,02%, 93,35% y 95,65% para 2000, 2005, 2010, 2015 y 2020, respectivamente. El análisis de incertidumbre espacial también validó la eficiencia de SVM en comparación con RF y CART. Los resultados confirman el potencial de las técnicas de aprendizaje automático para el mapeo de LULC de series temporales en la plataforma GEE y, al mismo tiempo, reducen las barreras para analizar grandes cantidades de datos satelitales.

Pan et al. (2022) realizaron una clasificación detallada y automatizada del uso y cobertura del suelo utilizando algoritmos de aprendizaje automático en Google Earth Engine. Se usaron los clasificadores RF y CART. Los resultados presentan que la precisión general de validación del clasificador RF es mayor que la del CART, 87,24% en Australia y 85,18% en EE.UU., respectivamente. Los resultados de la clasificación automatizada del clasificador de RF están más concentrados que los de CART, por lo que el clasificador de RF es más adecuado para este método automatizado. Además, el método propuesto puede lograr resultados precisos, detallados, y clasificación de LULC automatizada basada en GEE,

que está haciendo que la computación de imágenes satelitales sea un proceso eficiente, flexible y rápido.

Nasiri et al. (2022) mapearon y compararon dos métodos de clasificación de uso y cobertura del suelo utilizando imágenes de satélite Sentinel-2, Landsat-8 con Google Earth Engine en la provincia de Teherán (Irán) a partir de 2020. Dos métodos de composición, a saber, compuestos estacionales y métricas percentiles, se utilizaron para definir cuatro conjuntos de datos basados en series temporales satelitales, índices de vegetación y capas topográficas. El clasificador de bosque aleatorio se utilizó en la clasificación de LULC y para identificar las variables más importantes. Los resultados de la evaluación de precisión mostraron que el Sentinel-2 superó las métricas espectral-temporales del Landsat-8 a nivel general y de clase. Además, la comparación de los métodos de composición indicó que los compuestos estacionales superaron a las métricas percentiles tanto en las series temporales Sentinel-2 como en Landsat-8. A nivel de clase, el rendimiento mejorado de los compuestos estacionales se relacionó con su capacidad para proporcionar mejor información sobre la variación fenológica de diferentes clases de LULC. Finalmente, concluimos que esta metodología puede producir mapas de LULC basados en GEE de computación en la nube de una manera precisa y rápida y puede usarse en mapeo de LULC a gran escala.

Basheer et al. (2022) compraron clasificadores de cobertura terrestre de uso del suelo utilizando diferentes imágenes satelitales y técnicas de aprendizaje automático. Para ello, evaluaron el rendimiento de la clasificación de LULC de dos plataformas comúnmente utilizadas (ArcGIS Pro y Google Earth Engine) con diferentes conjuntos de datos satelitales (Landsat, Sentinel, y Planet) a través de un estudio de caso para la ciudad de Charlottetown en Canadá. Utilizaron tres clasificadores; SVM, RF y CAR para el mismo período. Los resultados muestran que el clasificador SVM tanto en ArcGIS Pro como en Google Earth Engine presenta el mejor rendimiento en comparación con otros clasificadores. En particular, SVM en ArcGIS Pro muestra una precisión general del 89 % con Landsat, del 91 % con Sentinel y del 94 % con Planet. De manera similar, en GEE, el SVM muestra una precisión del 87%

con Landsat-8 y del 92% con Sentinel-2. Además, los resultados de detección de cambios muestran que el 13,80% y el 14,10% de las áreas forestales se han convertido en terrenos baldíos y de clase urbana. respectivamente, y el 3,90% del terreno se ha convertido en área urbana de 2017 a 2021, lo que sugiere una urbanización intensiva. Los resultados de este estudio proporcionarán la base científica para seleccionar el clasificador de teledetección y las imágenes satelitales para desarrollar mapas de LULC precisos.

Loukika et al. (2021) analizaron el uso y la cobertura del suelo utilizando algoritmos de aprendizaje automático en el motor Google Earth para la cuenca del río Munneru, India. Utilizaron tres algoritmos de aprendizaje automático: SVM, RF, y CART, y compararon su rendimiento mediante evaluaciones de precisión. El LULC del área de estudio se clasificó mediante clasificación supervisada en los años 2016, 2018 y 2020 mediante datos multitemporales de Sentinel-2 y Landsat-8. Las principales clases de uso de la tierra fueron 'cuerpos de agua', 'bosques', 'tierras estériles', 'vegetación' y 'edificios'. La precisión general promedio de los clasificadores SVM, RF y CART para imágenes Landsat-8 fue de 90,88%, 94,85% y 82,88%, respectivamente, y de 93,8%, 95,8% y 86,4% para imágenes Sentinel-2.

Hamud et al. (2021) monitorearon la expansión urbana y los cambios en el uso y la cobertura del suelo en Banadir, Somalia, utilizando Google Earth Engine (GEE). Este estudio utilizó imágenes Landsat multitemporales (1989, 2003 y 2018) para extraer y evaluar los cambios de LULC y compararon dos algoritmos de aprendizaje automático (ML), utilizando enfoques de clasificación supervisada a través de clasificadores SVM y RF. SVM muestra la precisión de clasificación promedio de la precisión general más alta del 96,7 % (Kappa = 0,946), que es un 1,7 % mayor que la lograda por RF. El análisis de los cambios de LULC en Banadir durante las últimas tres décadas reveló que el área urbana aumentó de 43,1 km² en 1989 a 87,7 km² en 2018, lo que significa que el área urbana se expandió o aumentó al doble. La cobertura vegetal del suelo disminuyó de 276,5 km² en 1989 a 96,42 km² en 2018, lo que representa una disminución de dos tercios de la vegetación en los últimos

30 años, mientras que la superficie desnuda aumentó de 93,74 km² en 1989 a 229,05 km² en 2018, lo que representa un 1,96%. aumento por año.

Wahap y Shafri (2020) utilizaron Google Earth Engine (GEE) para el seguimiento de la cobertura terrestre en el valle de Klang, Malasia. El estudio probó la viabilidad de GEE para clasificar a partir de compuestos Landsat de tres años diferentes (1988-2003-2018) utilizando múltiples algoritmos de aprendizaje automático (MLA). Aunque los resultados de la clasificación son de alta precisión, CART muestra la mejor precisión con 94,71%, 97,72% y 96,57% en 1988, 2003 y 2018 en comparación con RF y SVM.

2.2 Base teórica

2.2.1 Comunidad Nativa

Cualquier comunidad reconocible de personas que se han desarrollado a partir de, o históricamente asentadas en, un área geográfica o áreas ubicadas dentro de las fronteras caracterizadas por condiciones sociales, culturales y económicas que los distinguen de otros, y que se identifican y son reconocidos por otros grupos como un colectivo distinto; "expresiones culturales indígenas" que tienen contenido cultural desarrollado dentro de comunidades indígenas y asimilados en su estructura cultural o carácter esencial (Crovetto 2013).

2.2.2 Bosque

Un bosque debe tener una cobertura mínima de dosel del 10%, una altura de árbol in situ del 5%, una superficie mínima de 0,5 hectáreas y ser una zona donde la agricultura esté prohibida (Whitmore y Burnham 1975; FAO 2012).

2.2.3 Uso y cobertura del suelo (LULC)

Aunque los términos cobertura del suelo y uso de la tierra a menudo se utilizan indistintamente, sus significados reales son bastante distintos. La cobertura del suelo se refiere a la cobertura superficial del suelo, ya sea vegetación, infraestructura urbana, agua, suelo desnudo u otros. Identificar, delinear y

mapear la cobertura terrestre es importante para los estudios de monitoreo global, la gestión de recursos y las actividades de planificación. La identificación de la cobertura del suelo establece la línea de base a partir de la cual se pueden realizar actividades de monitoreo (detección de cambios) y proporciona información sobre la cobertura del suelo para mapas temáticos de referencia (Bente et al. 2019).

El uso de la tierra se refiere al propósito que tiene la tierra, por ejemplo, recreación, hábitat de vida silvestre o agricultura. Las aplicaciones de uso de la tierra implican tanto un mapeo de referencia como un monitoreo posterior, ya que se requiere información oportuna para saber qué cantidad actual de tierra se encuentra en qué tipo de uso e identificar los cambios de uso de la tierra de un año a otro. Este conocimiento ayudará a desarrollar estrategias para equilibrar la conservación, los usos conflictivos y las presiones del desarrollo. Los problemas que impulsan los estudios sobre el uso de la tierra incluyen la eliminación o alteración de tierras productivas, la invasión urbana y el agotamiento de los bosques (Bente et al. 2019).

Es importante distinguir esta diferencia entre cobertura y uso del suelo, y la información que se puede obtener de cada uno. Las propiedades medidas con técnicas de teledetección se relacionan con la cobertura del suelo, de la cual se puede inferir el uso de la tierra, particularmente con datos auxiliares o conocimiento a priori (Bente et al. 2019).

2.2.4 Principios básicos de la teledetección

Los principios de la teledetección implican la detección y medición de las radiaciones de diferentes longitudes de onda que se reflejan o emiten desde la superficie de objetos o materiales distantes, lo que ayuda en su identificación y categorización. Tiene cuatro componentes básicos a medir, que incluyen: Fuente de energía, Ruta de transmisión, Objetivo y Sensor satelital (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016; Li et al. 2022).

Entre estos componentes, una fuente de energía también conocida como energía electromagnética juega un papel muy importante. Ya que cumple un

medio importante para transmitir la información desde el objetivo al sensor. También puede describirse como un espectro electromagnético en el que existen muchas formas de energía que pueden describirse como diferentes tipos de energía en una región específica del espectro (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016; Li et al. 2022).

Este espectro incluye luz visible, ondas de radio, microondas, ondas de calor, vías infrarrojas, rayos UV, rayos x y rayos gamma. También es una sinopsis del continuo de ondas electromagnéticas y energía desde longitudes de onda extremadamente cortas, como los rayos gamma cósmicos, hasta longitudes de onda extremadamente largas, como las de la televisión y las ondas de radio. Siempre se debe tener en cuenta que estas divisiones no son absolutas ni definitivas, ya que pueden producirse superposiciones (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016; Li et al. 2022).

En función de la longitud de onda y de la insignificante posición espectral, las principales aplicaciones se pueden aproximar con bandas de satélite adecuadas para la clasificación (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016; Li et al. 2022).

2.2.5 Sensores remotos

La teledetección es una tecnología que permite la recopilación de datos y el examen de un objeto, ubicación o fenómeno sin entrar en contacto físico directo con él. Tiene aplicaciones en varias disciplinas, incluidas geografía, geología, ecología, glaciología, hidrología y oceanografía. Las imágenes adquiridas de forma remota se recogen mediante cámaras especiales, lo que proporciona a los investigadores una "sensación" de la Tierra y otros planetas. Cuando se combina con la tecnología SIG, la detección remota ayuda en operaciones cruciales de bases de datos, como análisis estadísticos y consultas de mapas (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

2.2.6 Concepto de energía

La capacidad de realizar un trabajo es energía. A menudo traslada un lugar a otro y un cuerpo a otro. Los procesos de transferencia de energía son la radiación, la conducción y la convección. El proceso de transferencia de energía sin ningún medio se conoce como radiación. La energía solar pasa a través del espacio vacío hasta la Tierra en el proceso de radiación en forma de radiación electromagnética (EMR) (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

El proceso de transferencia de energía de una molécula o átomo a otro justo al lado se conoce como conducción. En este proceso se calienta un cuerpo metálico mediante un quemador caliente. La energía de un cuerpo transferida de un lugar a otro al mover el propio cuerpo se conoce como convección. El proceso de calentar el aire en la atmósfera mediante el ascenso de aire más cálido desde el suelo y la caída de aire frío al suelo es un ejemplo de ello (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

De los tres procesos, el primero es el más importante para el proceso de teledetección (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

2.2.7 Radiación electromagnética

La energía solar produce radiación electromagnética (REM). La EMR se refiere a las ondas del campo electromagnético, generadas por el sol, que se propagan por el espacio y transportan energía radiante electromagnética. Incluye ondas de radio, microondas, infrarrojos, luz visible, ultravioleta, rayos X y rayos gamma (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

Diferentes modelos energéticos explican el proceso de propagación de EMR a través del espacio y la interacción con otra materia. El modelo de Ondas y el modelo de Partículas son notables en este contexto (Anji-Reddy 2010; Chuvieco 2016).

2.2.8 Google Earth Engine (GEE)

La plataforma Earth Engine basada en la nube de Google permite el análisis y la visualización global de los datos de la Tierra. Proporciona potencia

informática para llevar a cabo de manera eficiente un procesamiento de datos avanzado a escala y, al mismo tiempo, permite a los usuarios acceder a grandes cantidades de datos geoespaciales, como imágenes satelitales. Los usuarios pueden realizar fácilmente tareas intensivas de procesamiento y análisis utilizando Earth Engine, al que se puede acceder a través de un sitio web y una colección de API abiertas (Mutanga y Kumar 2019; GEE 2021).

2.2.9 Clasificador bosque aleatorio (RF)

RF es el clasificador más utilizado que construye un clasificador de conjunto combinando muchos árboles. RF genera múltiples árboles de decisión utilizando una selección aleatoria de conjuntos de datos y variables de entrenamiento. Internamente, las muestras sin entrenamiento se utilizan para evaluar el desempeño del clasificador y proporcionar una evaluación imparcial del error de generalización. Para establecer la división adecuada para la construcción de un árbol, RF selecciona variables al azar de muestras de entrenamiento en cada nodo. Los dos factores de entrada más importantes para RF son el número de parámetros y árboles, ambos parámetros definidos por el usuario. Según la literatura, el número óptimo de árboles a contar oscila entre 100 y 500, y el número óptimo de variables contadas es el cuadrado del conjunto de variables (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022).

2.2.10 Árbol de clasificación y regresión (CART)

CART es un árbol de clasificación de decisiones binarias desarrollado por Breiman et al. (1984) que permite una toma de decisiones sencilla en escenarios lógicos si-entonces. CART opera de forma recursiva dividiendo nodos hasta que llega a los nodos terminales, según un umbral predefinido. En este enfoque, los datos de entrada se dividen en conjuntos de grupos y los árboles se construyen utilizando todos menos uno de ellos. El árbol se valida utilizando el grupo omitido y se selecciona el árbol reducido con la desviación más baja. CART depende en gran medida del tamaño de la muestra utilizada en cada clase. La eficacia de CART se ve obstaculizada en

particular por los datos de alta dimensionalidad, que dan lugar a arquitecturas de árbol complejas. En el estudio actual se utilizó la técnica “classifier.smileCart”, que está incluida en la biblioteca GEE, para realizar la clasificación CART (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022).

2.2.11 Máquina de vectores de soporte (SVM)

SVM es un tipo de algoritmo de aprendizaje supervisado que se utiliza para resolver problemas de regresión y clasificación. Los clasificadores SVM crean un hiperplano ideal en la etapa de entrenamiento que separa múltiples clases con la menor cantidad de píxeles mal clasificados. SVM se utiliza para seleccionar los puntos/vectores extremos que ayudarán a crear el hiperplano. Estos puntos extremos se denominan vectores de soporte. Los principales parámetros para seleccionar vectores de soporte son el parámetro de costo C, Gamma y las funciones del núcleo. La técnica de búsqueda en cuadrícula se utiliza para definir los parámetros C y Gamma, lo que genera resultados de predicción confiables. C, el parámetro de costo, tiene un impacto significativo en la selección del vector de soporte y el rendimiento de SVM. Se prefiere el kernel lineal para entrenar en grandes conjuntos de datos (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022).

2.2.12 Programa Landsat

El programa de satélites de observación de la Tierra de mayor duración en el mundo se llama Landsat. El primer satélite Landsat, inicialmente conocido como Satélite de Tecnología de Recursos Terrestres, fue lanzado el 23 de julio de 1972, hace 51 años. Ocho satélites adicionales entraron en órbita simultáneamente con el desmantelamiento de los anteriores para arder de forma segura en la atmósfera de la Tierra, continuando su legado sin interrupción desde entonces. Landsat 9, el satélite más nuevo, fue lanzado el año 2021 (Markham et al. 2018; Adam et al. 2023).

Desde su lanzamiento en 1984, Landsat 5 ha recopilado más de 700 000 imágenes, registrando cambios en el clima, métodos agrícolas, urbanización

y crecimiento de las ciudades, evolución de los ecosistemas y la creciente demanda de recursos naturales. En Landsat 4 y Landsat 5, el sensor Landsat Thematic Mapper (TM) produjo imágenes con seis bandas espectrales, cada una con una resolución espacial de 30 metros, y una banda térmica (Banda 6). La escena mide aproximadamente 106 millas por 114 millas, o 170 kilómetros de norte a sur y 183 kilómetros de este a oeste. TM podía registrar áreas donde se habían construido casas o se habían talado bosques, pero no podía resolver casas o árboles específicos (Markham et al. 2018; Adam et al. 2023).

Landsat-8, el octavo satélite de la serie de naves espaciales Landsat de la NASA y el primero de la Misión de Continuidad de Datos Landsat (LDCM), se lanzó en febrero de 2013. Esta misión conjunta, dirigida por el USGS, tiene como objetivo recopilar y archivar datos de imágenes térmicas y multiespectrales manteniendo la coherencia con los datos de misiones Landsat anteriores. El satélite está equipado con dos sensores que pueden tomar fotografías de las regiones polares y de la superficie terrestre con una resolución media (entre 15 y 100 metros). Con más de 700 imágenes por día producidas por Landsat 8, es más probable que se capturen escenas sin nubes para la cobertura estacional de la masa terrestre del mundo (Markham et al. 2018; Adam et al. 2023).

2.3 Definición de términos

Comunidad nativa: Los rasgos lingüísticos, culturales y sociales, así como la posesión y usufructo compartido y perpetuo del mismo territorio con asentamientos nucleados o dispersos, sirven como vínculos primarios que unen a grupos de familias para formar comunidades nativas (Crovetto 2013).

Bosque: Ecosistemas con una cobertura de copa superior al 10% y predominio de especies arbóreas en cualquier etapa de desarrollo (FAO 2012).

Uso de suelo: Descripción socioeconómica (dimensión funcional) de las áreas: áreas utilizadas (Nasiri et al. 2022).

Cobertura del suelo: La clasificación de los suelos según la vegetación o material que cubre la mayor parte de su superficie; por ejemplo, bosque de pinos, pastizales, hielo, agua o arena (Nasiri et al. 2022).

Google Earth Engine: Una herramienta increíblemente eficaz para monitorear el medio ambiente de manera automatizada en la nube (GEE 2021).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de estudio

El estudio es descriptiva y correlacional porque se comparó la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023 (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

3.2 Diseño del estudio

El estudio corresponde a un diseño no experimental transaccional (transversal) y longitudinales de tendencia porque comparo la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023 (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

3.3 Delimitación espacial y temporal

El área de estudio tiene una extensión aproximada de 292,8438 km² (29 284,38 ha) y se ubica en el distrito y provincia de Tambopata en la Amazonía de Madre de Dios (11°50'4" y 12°4'47" S, 70°4'14" y 70°20'40" O). En particular, el río Las Piedras y sus afluentes se encuentran dentro del área de estudio. Los depósitos de agua cubiertos de vegetación se crean como

resultado de la carga de agua durante la época más húmeda del año. El terreno es plano con pendientes de 0 a 2 por ciento y presenta terrazas bajas y medianas que varían en altura de 5 a 12 metros. Pueden inundarse hasta cierto punto debido a estas características. Por último, pero no menos importante, terrazas altas con alturas superiores a los 20 metros y relieves con pendientes del 4 al 8 por ciento y del 25 al 50 por ciento. Tiene temperaturas medias anuales de 25°-27°C, con temperaturas máximas entre septiembre y abril y temperaturas mínimas entre mayo y agosto de 10°C. Hay un rango de humedad relativa del 63 al 90%. Teniendo una altitud media de 250 m s.n.m y una precipitación media anual de 2120 mm (GOREMAD y IIAP 2009; SENAMHI 2015; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021). El clima se describe como Tropical Cálido y Húmedo: Bosque Húmedo Tropical (Holdridge 1967).

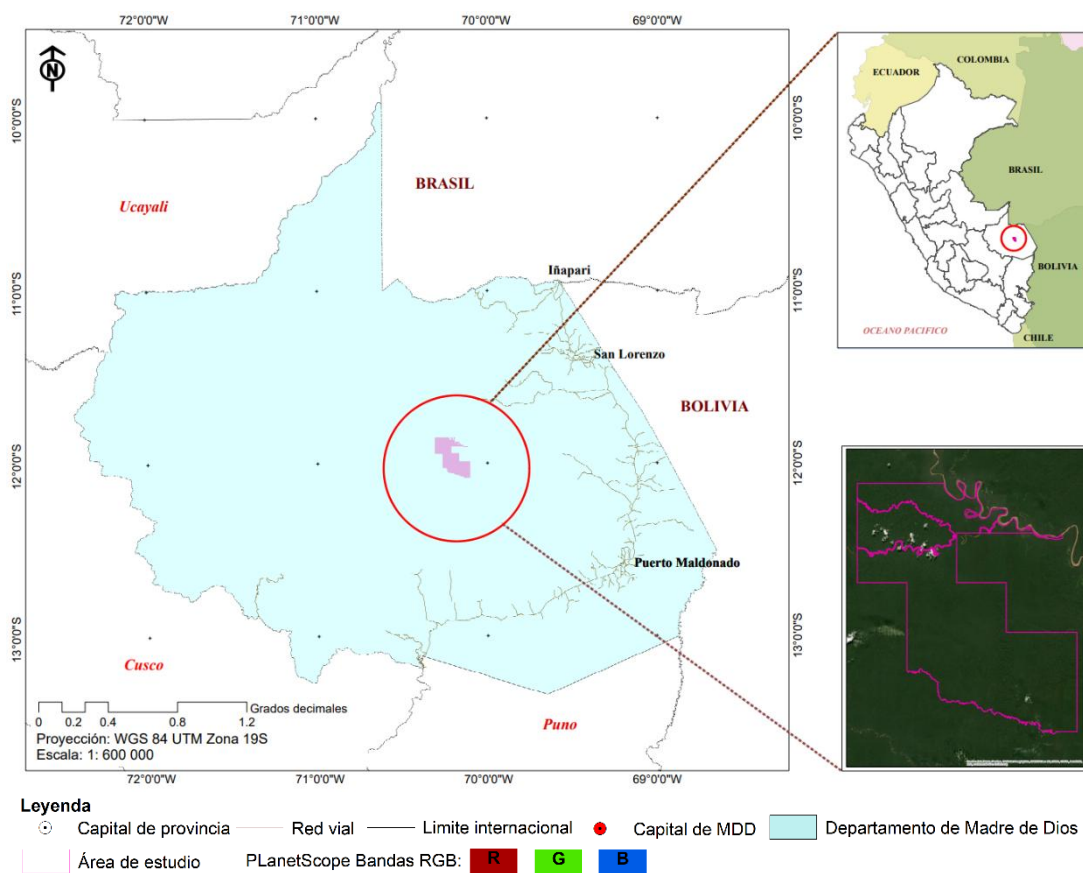


Figura 1. Ubicación del área de estudio, Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios – Perú.

La evaluación considero el año de asentamiento de los indígenas en la Comunidad; 2000 y finalmente 2023.

3.4 Población y muestra

La población está conformada por el territorio de la Comunidad Nativa Yine – Ashaninka Puerto Nuevo. De esta manera se considerará como población un área de 292,8438 km² (29 284,38 ha).

Se utilizo la distribución de probabilidad binomial para calcular el número de muestras de validación en campo y con imágenes de alta resolución (Anaya y Chuvieco 2010; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021), para el cálculo de la muestra se utilizará el siguiente algoritmo (Ecuación 1):

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

Dónde:

Z: Es el valor de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, 1,96 (95%).

p: indica el porcentaje de aciertos estimado, 0,50 (50%).

q: Indica el porcentaje de errores (q = 1 – p), 0,50 (50%).

N: Tamaño de la población.

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

La distribución empleo un criterio aleatorio estratificado para distribuir la muestra teniendo en cuenta los requisitos de inclusión y exclusión (Chuvieco 2002; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

La distribución considero 379 muestras levantadas en campo para 2023 y puntos distribuidos en las imágenes para 2000: (1) 105 muestras y/o puntos en la clase de “Áreas artificializados”, (2) 104 en “Áreas agrícolas”, (3) 100 en

“Bosques y áreas mayormente naturales”, (5) 70 en “Superficie de agua” (Olivares y López-Beltrán 2019). En el caso del año 2000, al no haber las clases de “Áreas artificializados” y “Áreas agrícolas”, solo se consideró las clases de “Bosques y áreas mayormente naturales” y “Superficie de agua”.

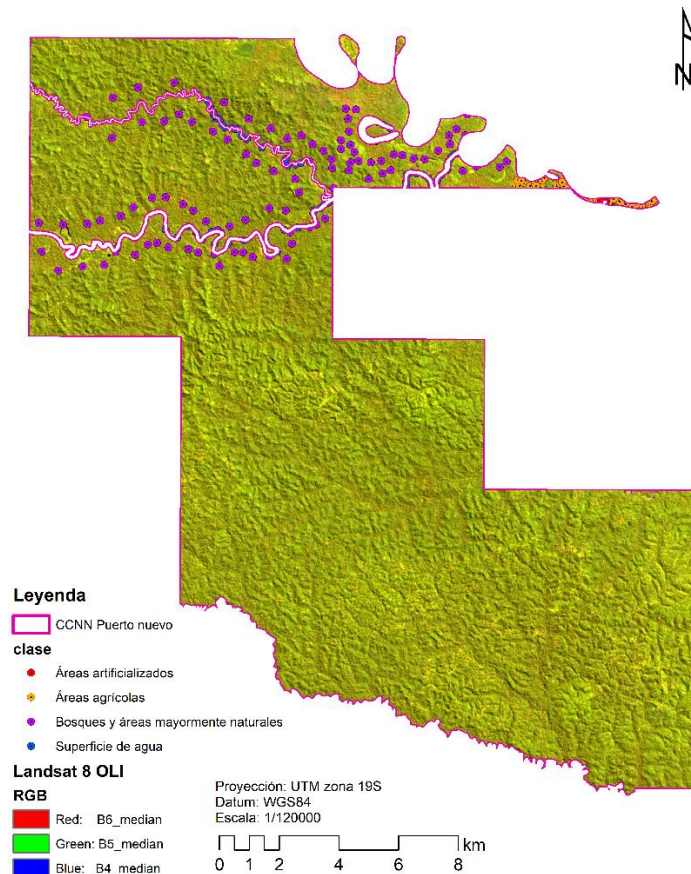


Figura 2. Distribución de muestras por estratos en el área de estudio.

3.5 Método y técnicas

La plataforma de computación en la nube GEE (<https://earthengine.google.com>) (GEE 2021) se utilizó para crear colecciones de imágenes y procesar las series temporales (Basheer et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Todos los productos de Landsat-5 TM y -8 OLI de 2000 y 2023 de Colección 2 y Nivel 1 de reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA) sobre el área de estudio se procesó para extraer métricas espectrales-temporales como predictores para la clasificación de LULC (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Basheer et

al. 2022; Ghosh et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Todas las imágenes con menos del 10% de nubosidad se filtraron como paso inicial (Loukika et al. 2021). Después de eso, utilizamos la función de máscara (FMASK) para enmascarar nubes, sombras de nubes y nieve en píxeles de las colecciones de imágenes. Durante el proceso de enmascaramiento, los resultados serán inspeccionados visualmente y todos los parámetros serán redefinidos hasta obtener el mejor resultado (Loukika et al. 2021).

Para crear una imagen compuesta, los datos de Landsat de cada año se combinaron en una sola imagen utilizando el filtro mediano (Hamud et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Se asignó un valor mediano a cada píxel para todas las imágenes, lo que da como resultado una única imagen para toda la colección en el área de estudio. Para realizar la clasificación del LULC en GEE, se utilizó polígonos de entrenamiento para las clases de uso y cobertura del suelo propuesta por MINAM (2015) (Nivel I, Tabla 1) de acuerdo a los algoritmos de aprendizaje automático disponibles en GEE propuestos en el estudio; RF, CART y SVM (Hamud et al. 2021; Basheer et al. 2022; Ghosh et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

La evaluación de la precisión para determinar la exactitud de las imágenes clasificadas, fueron de acuerdo a los puntos muestreados para la validación. Se aplicó una matriz de confusión integrado en GEE, luego se evaluó la precisión de la clasificación de las imágenes mediante la precisión general y el coeficiente kappa (k) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2022).

La medición de cambios y tasas de pérdida de 2000 a 2023 se realizó a través de diferencia de información ráster en ArcGIS Pro mediante la aplicación "Ráster Calculator" (Puyravaud 2003; INRENA et al. 2006; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2022).

3.6 Tratamiento de datos

3.6.1 Procesamiento de datos

Para realizar la clasificación y detección de cambios de uso y cobertura del suelo se utilizó información primaria accediendo a los datos gratuitos y disponibles de la serie Landsat (Landsat-5 TM y Landsat-8 OLI) desde la plataforma GEE, se siguió las siguientes fases:

1. Datos: Se proceso en el sistema de proyección World Geodetic System 1984 (WGS 84) zona 19 (Tabla 3). El programa Landsat es parte del Programa Nacional de Imágenes Terrestres (NLI) del USGS que garantiza la continuidad, datos confiables y comparables desde 1974. En el estudio, se utilizaron datos de Colección 2 Nivel 1 de reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA) que fueron corregidos atmosféricamente utilizando el LASRC (Código de reflectancia de superficie de Landsat). Debido a la nubosidad, se seleccionaron menos del 10 por ciento de los conjuntos de datos para cada año.

Tabla 2. Datos de adquisición de datos Landsat

Sensor	Fecha de datos	Nivel de adquisición	Resolución	Nubosidad	Path row
Landsat-5 TM	2000-09-04 14:24:05.54763 - 2000-09-04 14:24:32.66113	Colección 2 Nivel 1	30 m x 30 m	<10%	003 068
Landsat-8 OLI	2024-09-22 14:45:52 - 2024- 09-22 14:46:24	Colección 2 Nivel 1	30 m x 30 m	<10%	03 8

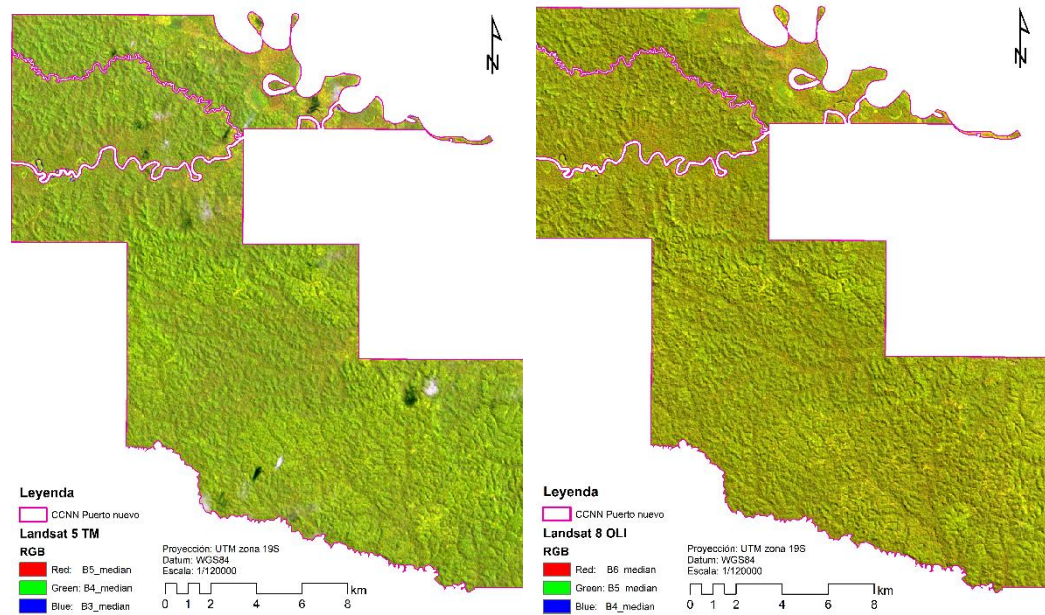


Figura 3. Imágenes de satélite Landsat 5 TM (izquierda) y 8 OLI (derecha).

2. Unidad de análisis: Fue el píxel, donde cada píxel en Landsat representa 30 m × 30 m.
3. LULC: Según MINAM (2015) se dividió en cinco clases principales (Nivel I, Tabla 1): áreas artificializados, áreas agrícolas, bosques y áreas mayormente naturales, áreas húmedas continentales, y superficies de agua. El estudio utilizara bandas espectrales de 1 a 7 de las imágenes Landsat-5 y -8.

Tabla 3. Clases de uso y cobertura del suelo

Nivel I	Nivel II
1. Áreas artificializados	1.1 Áreas urbanizadas
	1.2 Áreas industriales e infraestructura
	1.3 Áreas de extracción de minería e infraestructura y escombreras
2. Áreas agrícolas	2.1 Cultivos transitorios
	2.2 Cultivos permanentes
	2.3 Pastos
	2.4 Áreas agrícolas heterogéneas
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1 Bosque
	3.2 Bosques Plantados

	3.3 Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo
	3.4 Áreas sin o con poca vegetación
4. Áreas húmedas continentales	4.1 Áreas húmedas continentales
5. Superficie de agua	5.1 Aguas continentales

4. Clasificación: Para realizar una clasificación supervisada basada en píxeles, se obtuvo un conjunto de muestras de entrenamiento específicas para cada año. Cada píxel de muestra de entrenamiento se asignó a una clase de LULC. Usamos clasificadores de RF, CART y SVM en la plataforma Google Earth Engine:

- a) Bosque aleatorio (RF/RT) construye un clasificador de conjunto y es uno de los clasificadores comúnmente utilizados (Tariq et al. 2022) al mezclar muchos RF genera muchos árboles de decisión utilizando una selección aleatoria de conjuntos de datos y factores de entrenamiento. Los dos criterios de entrada más esenciales para este clasificador son el tamaño del conjunto de datos de entrenamiento y el número de árboles generados (Tariq et al. 2022).
- b) El árbol de clasificación y regresión (CART) es un árbol de clasificación de decisiones que facilita la toma de decisiones y los análisis de regresión (Breiman et al. 1984; Shivakumar et al. 2024). Según un umbral predeterminado, CART se ejecuta separando nodos hasta llegar a los nodos terminales. Este método divide los datos de entrada en más conjuntos de grupos y se generan árboles utilizando todos menos uno de esos conjuntos de grupos. En este proyecto se utilizará el enfoque “classifier.smileCart”, que forma parte de la biblioteca de Google Earth Engine.
- c) Máquina de vectores de soporte (SVM). Una de las técnicas de aprendizaje supervisado que se utiliza para resolver diferentes problemas relacionados con regresión y clasificaciones. En la

fase de entrenamiento, los clasificadores SVM generan un hiperplano ideal que divide varias clases con los píxeles menos clasificados erróneamente de los conjuntos de datos de entrada. Las funciones del núcleo, los parámetros de costo y la gamma (Mountrakis et al. 2011; Asaly et al. 2022) son parámetros clave para determinar los vectores de soporte.

5. Cambios de LULC: Se utilizó la ecuación 2 para determinar las diferencias en las áreas inicial y final, la matriz determinará los cambios de LULC (R) (Puyravaud 2003; INRENA et al. 2006; CA 2007; Alarcón et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

$$R = (A1 - A2) / (t2 - t1) \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde A2 y A1 son las áreas de bosque en la fecha final (t2) e inicial (t1).

La tasa de cambio anual (q) se calculará (Ecuación 3) con base en la tasa porcentual anual, que se utiliza frecuentemente para cuantificar la pérdida de cobertura (Puyravaud 2003; INRENA et al. 2006; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

$$q = (A1 - A2) / (t2 - t1) \quad (\text{Ecuación 3})$$

Donde A1, A2, t1, t2 se definen en la Ecuación 3.

El cambio de cobertura entre 2000 y 2023 se determinará mediante una operación de diferencia entre las coberturas de cada período (Ecuación 4) (Puyravaud 2003; INRENA et al. 2006; CA 2007; Alarcón et al. 2016; Asner y Tupayachi 2017; Alarcon-Aguirre et al. 2021).

$$\text{Época 2000} * 10 + \text{Época 2023} \quad (\text{Ecuación 4})$$

3.6.3 Precisión de datos clasificados

Se realizó una evaluación cuantitativa y cualitativa del desempeño de clasificación de los períodos designados. Calculamos matrices de confusión de acuerdo con evaluaciones cuantitativas convencionales empleando una serie de pruebas basadas en los datos de la muestra. Después de eso, se

calculó la medida de precisión general de la Tabla 5 y el coeficiente Kappa (k) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Cerda y Villarroel 2008; Alarcon-Aguirre et al. 2021). Se utilizó la inspección visual para realizar la evaluación cualitativa.

La verificación fueron constatados con datos de campo para 2023 y puntos aleatorizados por estratos en las imágenes de satélite para 2000 (Elijah y Jensen 1996; Chuvieco 2002; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016; Planet-Team 2022; Planet-Team 2023). La validación fueron comparados con niveles de relación cualitativa (Tabla 3) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Cerda y Villarroel 2008; Kuhn y Johnson 2013; Alarcón et al. 2016).

$$Precision\ general = VP + VN / VP + FP + VN + FN \quad (\text{Ecuación 5})$$

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

$$Kappa(k) = f_o - f_c / N - f_c \quad (\text{Ecuación 6})$$

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

Tabla 4. Valores del coeficiente kappa

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

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

El protocolo para la recopilación de datos de campo se basó en el enfoque adoptado por el Centro para el Estudio de Instituciones, Población y Cambio Ambiental (CIPEC) de la Universidad de Indiana (Moran y Brondizio 1998; Chávez et al. 2013; Alarcón et al. 2016; Alarcon-Aguirre et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2022).

3.6.4 Análisis estadístico

El análisis estadístico estuvo en función a los objetivos planteados en la investigación.

Para el primer y quinto objetivo, sobre cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023, se procesó en la plataforma en la nube de GEE, SigmaPlot 15® y ArcGIS Pro 3,1®.

El segundo objetivo, sobre determinó la tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de la Comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023, se procesó mediante los softwares Microsof Excel y SigmaPlot 15®.

El tercer y cuarto objetivo, sobre comparar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023, se realizó mediante el uso de los softwares ArcGIS Pro 10,8® y GEE.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Uso y cobertura del suelo mediante tres algoritmos de clasificación supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo

Para la clasificación supervisada basada en píxeles de las imágenes de 2000 y 2023 se eligieron tres (3) algoritmos de aprendizaje automático: Random Forest (RF), Classification and Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) (Figura 4-6). Los resultados generales muestran que RF ha superado sistemáticamente a CART y SVM en la clasificación de todos los píxeles en sus clases en esos dos años (Tabla 7-12).

Los primeros conjuntos de análisis examinan el rendimiento de los tres algoritmos de aprendizaje automático seleccionados visual y estadísticamente en comparación con las imágenes compuestas. A través de estas observaciones, RF ha mostrado sistemáticamente una buena precisión tanto en los resultados visuales como en los estadísticos. La tabla 7-12 compara la precisión global y el coeficiente kappa de las imágenes clasificadas de los respectivos años.

Los resultados muestran que los bosques y áreas mayormente naturales (3) ocupan la mayor parte de la zona de estudio en el año 2000, con 29180,63 ha para RF, 29237,91 ha para CART y 29209,48 ha para SVM, lo que equivale a más del 99% (Figura 4-6). Para 2023 el escenario cambia levemente, con 29131,24 ha para RF, 29197,57 ha para CART y 29187,62 ha para SVM, e igual que el año 2000 equivale a más del 99% (Figura 4-6).

En el 2023 se reporta otros usos como área artificializados con 17,63 ha para RF, 18,56 ha para CART y 6,68 ha para SVM. Mientras que para área agrícolas reporta 27,76 ha, 21,82 ha y 15,17 ha para RF, CART y SVM respectivamente.

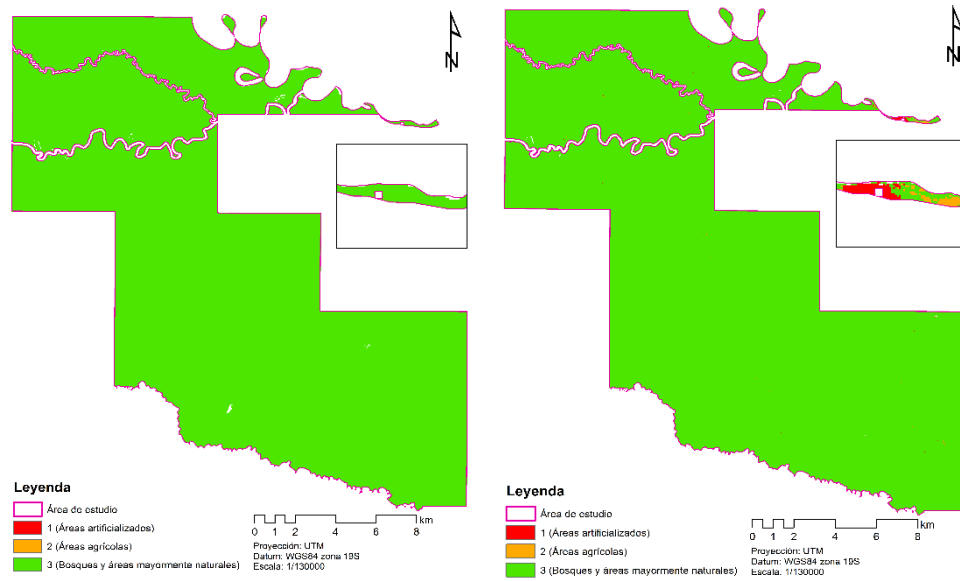


Figura 4. Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Random Forest (RF).

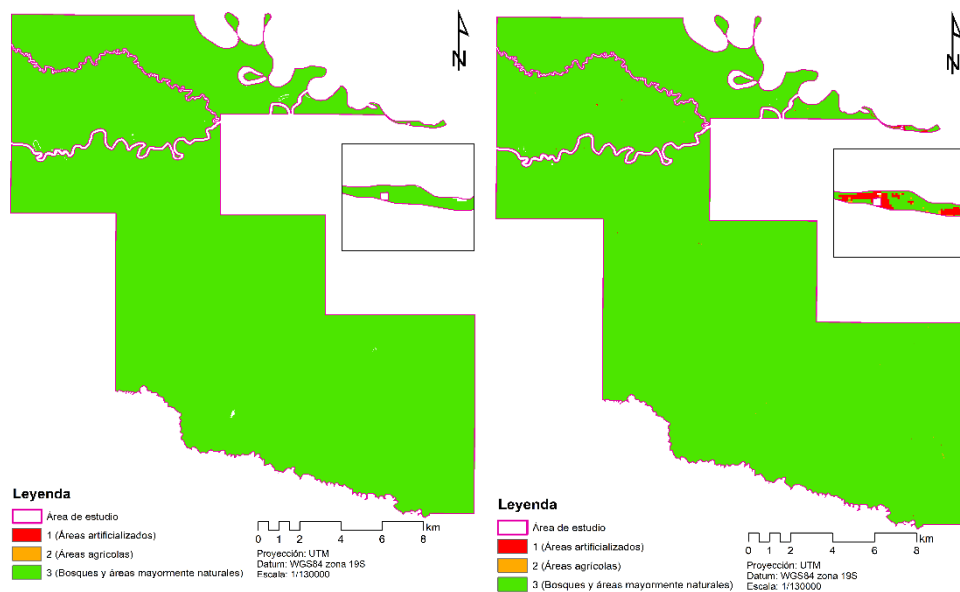


Figura 5. Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Classification and Regression Tree (CART).

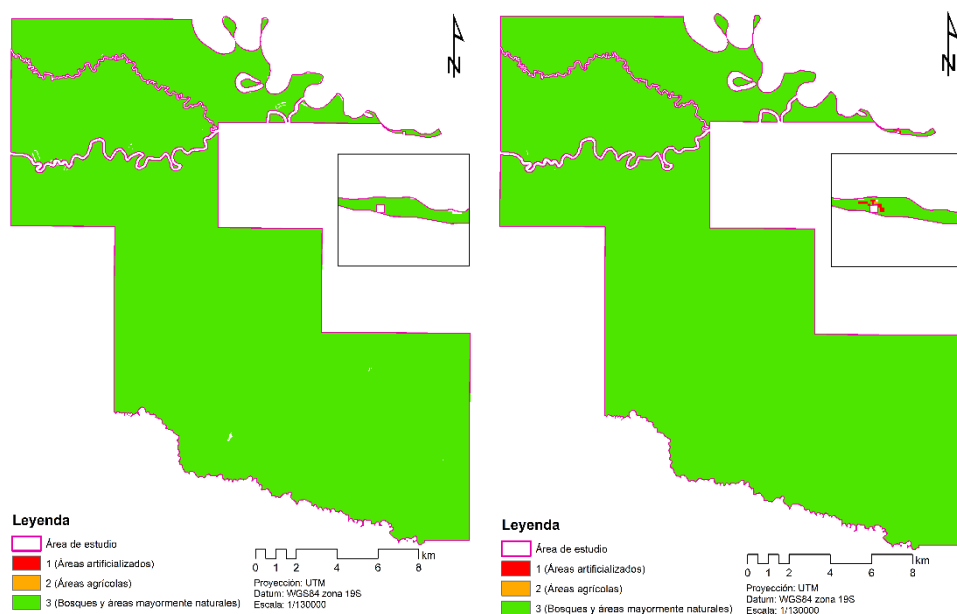


Figura 6. Uso y cobertura de suelo de los años 2000 (izquierda) y 2023 (derecha) por el método Support Vector Machine (SVM).

Tabla 5. Cuantificación del uso y cobertura del suelo de los métodos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo

Años/método	Clases (ha)		
	1 (Áreas artificializados)	2 (Áreas agrícolas)	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)
2000 _{RF}	0,00	0,00	29180,63
2000 _{CART}	0,00	0,00	29237,91
2000 _{SVM}	0,00	0,00	29209,48
2023 _{RF}	17,63	27,76	29135,24
2023 _{CART}	18,56	21,82	29197,51
2023 _{SVM}	6,68	15,17	29187,62

Para 2023, las áreas artificializados y áreas agrícolas se encuentran en la zona noreste, donde se llevan a cabo actividades agrícolas y de crecimiento urbano. Este sector colinda con el río Las Piedras (Figura 7).

Los terrenos urbanizados consisten en pocas zonas urbanas y dispersas. En 2023 se cuantifico 17,63 ha para RF, 18,56 ha para CART y 6,68 ha para SVM, es decir, menos del 0,1% del territorio. Para el caso de áreas agrícolas se el área equivale a menos del 0,1% (0,09% para RF, 0,07% para CART y 0,05% para SVM (Figura 7).

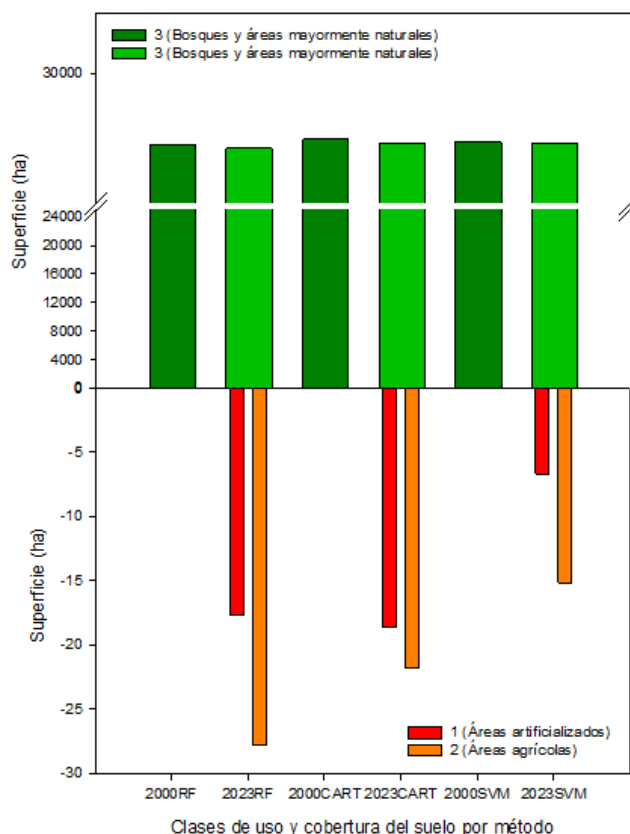


Figura 7. uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo

Los resultados de este estudio indicaron que los datos de entrenamiento de los tres modelos demostraron una bondad de ajuste satisfactoria desde el punto de vista metodológico (Hamud et al. 2021; Asaly et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). No obstante, aunque las áreas de entrenamiento presentan el mayor grado de ajuste, existen pequeñas variaciones entre los tres modelos. Desde un punto de vista técnico,

una explicación de estos resultados podría ser el hecho de que el método presenta varias ventajas que podrían aumentar su eficacia con respecto a los demás modelos (Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Asaly et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). En el contexto de las distintas técnicas de clasificación supervisada, se reconoce que cada método tiene sus propias ventajas e inconvenientes debido a la variedad de reglas de decisión y operadores que deben tenerse en cuenta antes de ejecutar una clasificación en la plataforma GEE. En los tres casos, se puede observar que hay una sobre cuantificación de CART y SVM respecto a RF (Feizizadeh et al. 2023).

Basándose en los resultados obtenidos, la RF demostró su potencial para trabajar con diversas formas de conjuntos de datos (continuos y discretos) (Feizizadeh et al. 2023). El método RF podía manejar datos de gran dimensión. La interacción de las características intermedias pudo observarse durante la fase de entrenamiento, lo que demostró el valor de numerosas características tras el entrenamiento (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). El ritmo de entrenamiento del modelo es alto, y el costo de computación es mínimo. El algoritmo RF muestra un rendimiento decente, sólo muestra una tendencia limitada al sobreajuste, y demuestra un potencial antruido decente debido a la inclusión de la aleatoriedad (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). El método RF no implica una correlación de antemano entre una variable objetivo y las entradas y podría gestionar datos a varias escalas (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). El método RF ya se ha aplicado como enfoque de agregación de datos para una serie de aplicaciones como la cartografía y delineación de la susceptibilidad a los corrimientos de tierras, la evaluación de la sostenibilidad, detección y cartografía de erosión de cárcavas, cartografía de formas del terreno y caracterización de residuos de la superficie del suelo, detección y cartografía de fallas, y temas similares (Wahap y Shafri 2020; Loukika et al. 2021; Basheer et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). En esta investigación, también se encontró

eficiente, con una precisión máxima en comparación con los algoritmos CART y SVM (Feizizadeh et al. 2023).

En el contexto del método CART, hay que mencionar que CART es un enfoque basado en datos y que los datos se clasifican a lo largo de los ejes predictores en subconjuntos (por ejemplo, la clase LULC) con valores homogéneos para la variable dependiente en un proceso caracterizado por un árbol de decisión que se utiliza para hacer predicciones a partir de nuevas observaciones (Wahap y Shafri 2020; Nasiri et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024). Técnicamente hablando, CART es un enfoque basado en la decisión que utiliza una serie de árboles para la toma de decisiones y la clasificación de datos. En el enfoque CART, los árboles de decisión son muy eficaces y fáciles de interpretar (Gonçalves et al. 2015; Wahap y Shafri 2020; Nasiri et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024). El método CART también implica cierta incertidumbre, mientras que los árboles individuales pueden ser muy sensibles a pequeños cambios en los datos. Al integrar el enfoque de análisis robusto de incertidumbre con CART, una sensibilidad a cualquier «cambio menor» podría resultar en una mejor predicción al explotar esta variabilidad para hacer crecer múltiples árboles a partir de los mismos datos (Gonçalves et al. 2015; Wahap y Shafri 2020; Basheer et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Tariq et al. 2022; Shivakumar et al. 2024). Dentro de este estudio, el CART representó un anillo de coma de menor precisión frente a RF (Gonçalves et al. 2015; Feizizadeh et al. 2023). Como se indicó anteriormente, las reglas de decisión y los operadores que emplea cada método podrían ser el principal desafío para su funcionalidad y variedad de resultados. La técnica CART hace uso de reglas de árbol de decisión para la clasificación de datos, lo que podría seguir siendo eficiente para la clasificación simple con un número limitado de clases; sin embargo, según los resultados, las reglas de árbol de decisión podrían no ser suficientes para tareas complejas como la cartografía LULC y la detección de cambios con una similitud espectral significativa (Gonçalves et al. 2015; Wahap y Shafri 2020; Loukika et al. 2021; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024).

La capacidad de SVM se debe a su técnica para tratar píxeles mixtos y resolver el inconveniente de los datos que faltan aumentando el número de clases (Gonçalves et al. 2015; Loukika et al. 2021; Asaly et al. 2022; Basheer et al. 2022; Li et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). La importancia de la SVM podría estar en lo que respecta a los puntos a lo largo de la línea divisoria que se etiqueta como vector de soporte, es decir, solo una cantidad limitada de puntos de muestreo influye en el plano de clasificación y no puede proporcionar directamente los resultados de probabilidad (Gonçalves et al. 2015; Loukika et al. 2021; Asaly et al. 2022; Basheer et al. 2022; Li et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). SVM no fue muy eficaz en el entrenamiento y la evaluación de conjuntos de datos, y no fue suficiente para conjuntos de datos extremadamente grandes (Gonçalves et al. 2015; Loukika et al. 2021; Asaly et al. 2022; Basheer et al. 2022; Li et al. 2022; Pan et al. 2022; Tariq et al. 2022). SVM, basada en la teoría del aprendizaje estadístico, posee una sólida base teórica y matemática en comparación con los demás algoritmos, sin embargo, en el estudio, no permitió que la estructura y el procedimiento de diseño no contengan errores y sean independientes de la experiencia de los usuarios (Gonçalves et al. 2015; Asaly et al. 2022; Basheer et al. 2022; Tariq et al. 2022). El uso de la SVM para generar mapas LULC presenta varias ventajas, pero, a pesar de ello, el modelo no ha funcionado adecuadamente para un grupo limitado de muestras; debido a la función de núcleo, los casos de clasificación no lineal y de alta dimensión no fueron sencillos mediante el proceso de la SVM (Gonçalves et al. 2015; Feizizadeh et al. 2023).

4.2 Tasa de pérdida de de uso y cobertura del suelo

La reducción de cobertura está vinculada con las zonas artificializadas y las zonas de cultivo. Esta disminución de la cubierta forestal y la transición a otras actividades han fluctuado en los años analizados, con una disminución de 1,97 ha/año (-0,01%) para RF, de 1,76 ha/año (-0,01%) para CART y de 0,95 ha/año (-0,003%) para SVM (Tabla 6).

Tabla 6. *Tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de los métodos de clasificación supervisada Random Forest (RF), Classification, Regression Tree (CART) y Support Vector Machine (SVM) en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo*

Periodos	Tasa anual de cambio (%)	Perturbación total anual promedio (ha) (r)
2005-2023 _{RF}	-0,01	1,97
2005-2023 _{CART}	-0,01	1,76
2005-2023 _{SVM}	-0,003	0,95

Durante un lapso de 23 años, se ha detectado en los tres procedimientos de clasificación supervisada una alteración en la cubierta forestal en el área de investigación (Basheer et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024). Las tasas de cambio son mínimas en comparación con otros sectores de la región de Madre de Dios, así como en diversas regiones amazónicas de Perú y de la cuenca amazónica (Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023). Sin embargo, es crucial no subestimar el efecto negativo que la agricultura, la ganadería y las zonas urbanas tienen sobre los bosques (Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023). Varios estudiosos han demostrado que las prácticas vinculadas a la agricultura, la ganadería y la edificación de infraestructuras favorecen el incremento de la deforestación (Recanati et al. 2015; Bennett et al. 2018; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020), y la comunidad nativa de Yine Ashaninka Puerto Nuevo no es la excepción.

En contraposición, autores como Alarcón et al. (2021); Alarcón et al. (2016) y Chávez et al. (2013) estudiaron el desarrollo de la reducción de bosques en el sureste de la Amazonía peruana y las tendencias de deforestación a escala regional en Madre de Dios. A pesar de que los hallazgos no coincidan, esto se debe a que se están analizando zonas amplias a escala regional, lo que justifica las variaciones geográficas, sin embargo, las tasas de pérdida anual son comparables.

4.3 Precisión y comparación de los algoritmos de clasificación supervisada

Se realizó una evaluación de la exactitud de los algoritmos mediante el estudio de una matriz de confusión de los algoritmos de clasificación supervisada de Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine, tal como se muestra en las tablas 7 a 12.

Para la RF, en el 2000 se registró un modelo general con un índice de precisión del 98,2% y una concordancia del 0,964, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 7 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 7. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de RF de Landsat 2000

Clases		Puntos aleatorios				
		1	2	3	5	$f_{RF\text{ Landsat}}$
RF Landsat (2000)	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	97 (57)	3	100
	5	0	0	0	70 (30)	70
	f_{PAxI}	0	0	97	73	170
$f_o=$	167			$f_c=$		87
$k=$	0,964			$k_M=$		0,965
$\sigma_k=$	0,0207			$\sigma_{ko}=$		0,0786
$z=$	12,257			Matriz de confusión=		0,982

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2000 (Tabla 7) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,964, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de RF recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,965, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,923 a 1,004 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (12,257) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P) < 0,001$ (Tabla 7), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghibi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Para la RF, en el 2023 se registró un modelo general con un índice de precisión del 92,7% y una concordancia del 0,927, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 8 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 8. *Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de RF de Landsat 2023*

Clases		Puntos de campo				
		1	2	3	5	$f_{RF\text{ Landsat}}$
RF Landsat (2023)	1	102 (64)	3	0	0	105
	2	1	100 (63)	3	0	104
	3	0	0	96 (59)	4	100
	5	0	0	1	69 (30)	70
	f_{PCXI}	103	103	100	73	379
$f_o =$	367			$f_c =$	216	
$k =$	0,927			$k_M =$	0,982	
$\sigma_k =$	0,0209			$\sigma_{k_o} =$	0,0590	
$z =$	15,712			Matriz de confusión =	0,968	

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2023 (Tabla 8) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas

agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,927, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de RF recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,982, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,886 a 0,967 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (15,712) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P) < 0,001$ (Tabla 8), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Para la CART, en el 2000 se registró un modelo general con un índice de precisión del 95,2% y una concordancia del 0,928, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 9 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 9. *Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de CART de Landsat 2000*

Clases		Puntos aleatorios				
		1	2	3	5	$f_{\text{CART Landsat}}$
CART Landsat (2000)	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	95 (56)	5	100
	5	0	0	1	69 (30)	70
	f_{PAxI}	0	0	96	74	170
$f_o =$	164			$f_c =$		87
$k =$	0,928			$k_M =$		0,952
$\sigma_k =$	0,0290			$\sigma_{k0} =$		0,0785
$z =$	11,823			Matriz de confusión =		0,965

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2000 (Tabla 9) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,928, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de CART recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,952, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,871 a 0,985 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (15,712) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P)<0,001$ (Tabla 9), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Para la CART, en el 2023 se registró un modelo general con un índice de precisión del 93,9% y una concordancia del 0,859, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 10 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 10. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de CART de Landsat 2023

Clases		Puntos de campo				
		1	2	3	5	$f_{\text{CART Landsat}}$
CART Landsat (2023)	1	98 (62)	7	0	0	105
	2	2	97 (64)	5	0	104
	3	0	0	94 (60)	6	100
	5	0	0	3	67 (30)	70
	f_{PCxI}	100	104	102	73	379
$f_o=$	356	$f_c=$				215

$k=$	0,859	$k_M=$		0,982
$\sigma_k=$	0,0284	$\sigma_{k_0}=$		0,0590
$z=$	14,577	Matriz de confusión=		0,939

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2023 (Tabla 10) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,859, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de CART recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,982, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,804 a 0,915 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (14,577) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P)<0,001$ (Tabla 10), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Para la SVM, en el 2000, se registró un modelo general con un índice de precisión del 95,3% y una concordancia del 0,903, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 11 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 11. *Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de SVN de Landsat 2000*

Clases	Puntos aleatorios				
	1	2	3	5	$f_{SVM\ Landsat}$

SVM Landsat (2000)	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	96 (59)	6	102
	5	0	0	2	68 (30)	70
	f_{PAxI}	0	0	98	74	172
$f_o=$	164			$f_c=$	89	
$k=$	0.903			$k_M=$	0.952	
$\sigma_k=$	0.0334			$\sigma_{k0}=$	0.0792	
$z=$	11.404			Matriz de confusión=	0.953	

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2000 (Tabla 11) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,903, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de SVM recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,952, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,838 a 0,969 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (11,404) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P)<0,001$ (Tabla 11), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Para la SVM, en el 2023, se registró un modelo general con un índice de precisión del 92,3% y una concordancia del 0,823, catalogado como "Casi perfecta" de acuerdo con la tabla 12 (Cohen 1960; Cohen et al. 2003).

Tabla 12. Índice de kappa y matriz de confusión de puntos aleatorizados frente a datos de SVN de Landsat 2023

Clases		Puntos de campo				
		1	2	3	5	$f_{\text{SVM Landsat}}$
SVM Landsat (2023)	1	97 (61)	8	0	0	105
	2	2	96 (64)	6	0	104
	3	0	0	92 (61)	8	100
	5	0	0	5	65 (30)	70
	f_{PCxI}	99	104	103	73	379
$f_o =$	350			$f_c =$	215	
$k =$	0,823			$k_M =$	0,982	
$\sigma_k =$	0,0316			$\sigma_{k_o} =$	0,0589	
$z =$	13,957			Matriz de confusión=	0,923	

Las muestras escogidas de manera aleatoria en el proceso de validación ($n=379$) realizado en el año 2023 (Tabla 12) demostraron ser pertinentes en la valoración del uso y cobertura del suelo (zonas artificializadas, zonas agrícolas, bosques, zonas predominantemente naturales y superficies de agua) (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019). Los datos obtenidos fueron examinados de acuerdo a un criterio de frecuencias periódicas (Cohen 1960; Cohen et al. 2003; Yaghobi et al. 2019).

Con un valor de k equivalente a 0,823, se puede notar que más de la mitad de las muestras comprobadas (excluyendo el azar) concuerdan con los datos de SVM recogidos mediante imágenes de Landsat. k_M es de 0,982, lo que implica que una parte considerable de las divergencias se atribuye a diferencias marginales que podrían afectar los resultados finales. La posibilidad de que el parámetro poblacional x se ubique en el rango de 0,76 a 0,885 es del 95% (Cohen 1960; Cohen et al. 2003). La magnitud de z (11,404) es sumamente relevante con una probabilidad inferior a $(P)<0,001$ (Tabla 12), lo que supone comparar un parámetro hipotético de la población con un valor estadístico observado (Yaghobi et al. 2019; Koley y Chockalingam 2022).

Los mapas LULC para la comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo se elaboraron utilizando los algoritmos SVM, RF y CART en GEE para los años 2000 y 2023. Lasta tablas de 7-12 muestran los resultados de la evaluación de la precisión de cada algoritmo. Como se muestra en las figuras 5-6, la clase de bosque y áreas mayormente naturales (3) ha experimentado una tasa de cambio desde 2000 hasta 2023. Basándose en los algoritmos RF, CART y SVM, respectivamente, la superficie total de la clase 3 son sobrestimadas en los métodos CART y SVM, mientras que las clases 1 y 2 son subestimadas (Gonçalves et al. 2015; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

Los resultados de este estudio indican que los datos de entrenamiento para los tres modelos demostraron satisfactorios desde el punto de vista metodológico. No obstante, con el modelo RF mostrando el mayor grado de ajuste, existen pequeñas variaciones entre los modelos (Gonçalves et al. 2015; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Desde un punto de vista técnico, una explicación de estos resultados podría ser el hecho de que el método RF presenta varias ventajas que podrían aumentar su eficacia con respecto a los demás modelos (Gonçalves et al. 2015; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). En el contexto de las distintas técnicas de clasificación se reconoce que cada método tiene sus propias ventajas e inconvenientes debido a la variedad de reglas de decisión y operadores que deben tenerse en cuenta antes de ejecutar una clasificación en la plataforma GEE (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023). Por ejemplo, el modelo RF puede inferir significado a partir de patrones de clase de LULC problemáticos o imprecisos, que son importantes complicaciones para ser interpretados por humanos y algoritmos informáticos. La eficacia de RF también podría deberse a su capacidad para tratar píxeles mixtos y resolver el inconveniente de la falta de datos aumentando el número de píxeles de datos mediante el aumento del número de clases (Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

RF, basada en la teoría del aprendizaje estadístico posee una sólida base teórica y matemática en comparación con los demás algoritmos. otros

algoritmos, lo que permite que la estructura y el procedimiento de diseño de RF estén libres de errores, así como independiente de la experiencia de los usuarios. Existen varias ventajas de utilizar RF para generar mapas LULC: el modelo basado en RF podría con un grupo limitado de muestras; gracias a la función del árbol de decisión y las semillas (Gonçalves et al. 2015; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023).

Con ello no estamos desmereciendo los métodos de CART y SVM, sin embargo, para este caso en particular no presentaron resultados satisfactorios respecto a los trabajos de validación en campo. A pesar de ello y según antecedentes de estudios (Moore 2018; Wahap y Shafri 2020; Hamud et al. 2021; Loukika et al. 2021; Asaly et al. 2022; Basheer et al. 2022; Nasiri et al. 2022; Pan et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024), ambos métodos presentan una alta eficacia en otros contextos.

4.4 Cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada

Los cambios espacio-temporal de la cobertura del suelo (LULC) (Figura 13), muestran un cambio gradual pero mínimo respecto del año 2000 a 2023 (Tabla 13-15).

Respecto a los cambios del bosque, para 2000 reporta con 29180,63 ha para RF, 29237,91 ha para CART y 29209,48 ha para SVM (Figura 8). Para 2023 el escenario cambia levemente, con 29131,24 ha para RF, 29197,57 ha para CART y 29187,62 ha para SVM (Tabla 13-15 y Figura 8).

La Figura 8 muestra los cambios globales (2000 - 2023) entre los tipos de LULC. Los resultados indican que se han producido cambios mínimos pero significativos a lo largo de los veinte tres años de observación. De acuerdo con la hipótesis, la clasificación de 2000 y 2023 mostró una tendencia similar en la precisión de RF, con un valor kappa (κ) y una precisión general superior a CART y SVM. Asimismo, áreas artificializados y áreas agrícolas ha mostrado una expansión concentrada de la superficie en veinte tres años. Esto demuestra que existe una fuerte correlación entre la expansión del suelo

urbano y del suelo no urbanizado y la disminución de las tierras forestales, lo que indica la transición entre el uso y la cubierta del suelo en los procesos de urbanización y expansión agrícola.

En el 2023 se reportó otros usos como área artificializados con 17,63 ha para RF, 18,56 para CART y 6,68 ha para SVM. Mientras que para área agrícolas se reportó 27,76 ha, 21,82 ha y 15,17 ha para RF, CART y SVM respectivamente (Tabla 13-15 y Figura 8). Lo que representa un 0,12% del territorio de la comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo.

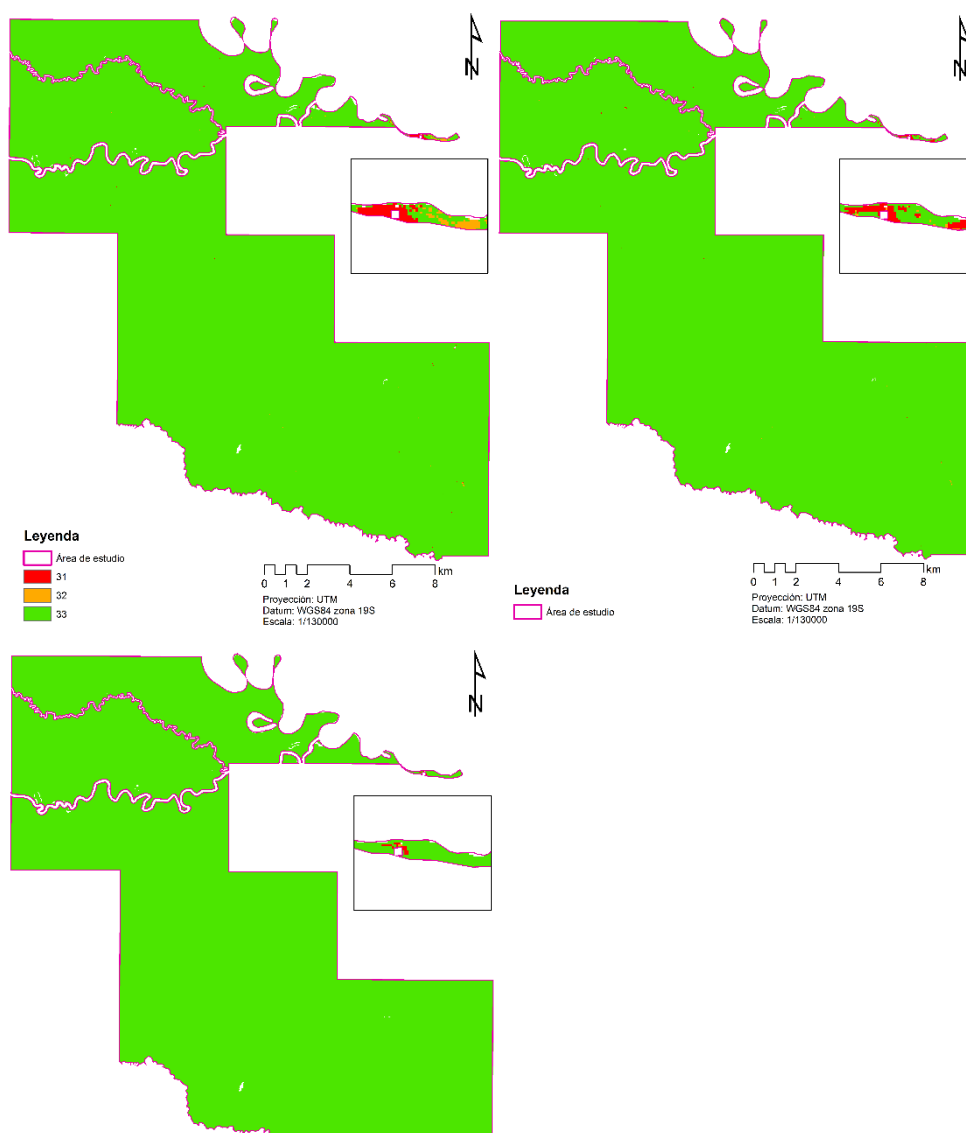


Figura 8. Cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada; RF (derecha superior), CART (izquierda superior) y SVM (derecha inferior).

Tabla 13. *Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Random Forest (RF)*

Clases		Año 2023			
		1 (Áreas artificializados)	2 (Áreas agrícolas)	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	Total
Año 2000	1 (Áreas artificializados)	0,00	0,00	0,00	0,00
	2 (Áreas agrícolas)	0,00	0,00	0,00	0,00
	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	17,63	27,76	29135,24	29180,63
	Total	17,63	27,76	29135,24	29180,63

Tabla 14. *Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Classification, Regression Tree (CART)*

Clases		Año 2023			
		1 (Áreas artificializados)	2 (Áreas agrícolas)	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	Total
Año 2000	1 (Áreas artificializados)	0,00	0,00	0,00	0,00
	2 (Áreas agrícolas)	0,00	0,00	0,00	0,00
	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	18,56	21,82	29197,51	29237,89
	Total	18,56	21,82	29197,51	29237,89

Tabla 15. *Cambios de uso y cobertura del suelo mediante el método de clasificación supervisada Support Vector Machine (SVM)*

Clases		Año 2023			
		1 (Áreas artificializados)	2 (Áreas agrícolas)	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	Total
Año 2000	1 (Áreas artificializados)	0,00	0,00	0,00	0,00
	2 (Áreas agrícolas)	0,00	0,00	0,00	0,00
	3 (Bosques y áreas mayormente naturales)	6,68	15,17	29187,62	29209,48
	Total	6,68	15,17	29187,62	29209,48

Durante un lapso de 23 años, se ha detectado en los tres procedimientos de clasificación supervisada una alteración en la cubierta forestal en el área de

investigación (Basheer et al. 2022; Tariq et al. 2022; Feizizadeh et al. 2023; Shivakumar et al. 2024). Las tasas de cambio son mínimas en comparación con otros sectores de la región de Madre de Dios, así como en diversas regiones amazónicas de Perú y de la cuenca amazónica (Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023). Sin embargo, es crucial no subestimar el efecto negativo que la agricultura, la ganadería y las zonas urbanas tienen sobre los bosques (Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021; Alarcon-Aguirre et al. 2023). Varios estudios han demostrado que las prácticas vinculadas a la agricultura, la ganadería y la edificación de infraestructuras favorecen el incremento de la deforestación (Recanati et al. 2015; Bennett et al. 2018; Ofosu et al. 2020; Tarazona y Miyasiro-López 2020), y la comunidad nativa de Yine Ashaninka Puerto Nuevo no es la excepción.

En cambio, también es importante resaltar que, al ser territorios comunales indígenas, ayudan a evitar la deforestación y el deterioro forestal, como sucede en las Áreas Naturales Protegidas y áreas de amortiguamiento, con un enfoque de sostenibilidad (asegurando los recursos para las futuras generaciones). No obstante, se puede invertir en esta circunstancia, más allá de los confines de las áreas mencionadas (Souza y Roberts 2005; Souza et al. 2005; Souza et al. 2013; Schultz et al. 2016; Bullock et al. 2020a; Bullock et al. 2020b; Chen et al. 2021; Eckert et al. 2024).

CONCLUSIONES

Los recientes avances de la tecnología de observación de la Tierra, y de la teledetección en particular, han convertido la teledetección en una tecnología importante que exige métodos basados en datos eficientes, eficaces y rentables. Por lo tanto, la aplicación de diferentes enfoques basados en datos y la comparación de su eficacia pueden considerarse el estado del arte para el desarrollo de las ciencias de la teledetección, que es el objeto de la presente investigación. Los tres algoritmos de aprendizaje automático, RF, CART y SVM, se aplicaron para producir el LULC y el análisis de tendencias en la comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo.

En el año 2000 se reportó para bosques y áreas mayormente naturales de 29180,63 ha para RF, 29237,91 ha para CART y 29209,48 ha para SVM. Mientras que para 2023 con 29131,24 ha para RF, 29197,57 ha para CART y 29187,62 ha para SVM. En el 2023 se reporta otros usos como área artificializados con 17,63 ha para RF, 18,56 para CART y 6,68 ha para SVM. Mientras que para área agrícolas reporta 27,76 ha, 21,82 ha y 15,17 ha para RF, CART y SVM respectivamente.

La disminución de la cubierta forestal y la transición a otras actividades han fluctuado en los años analizados, con una disminución de 1,97 ha/año (-0,01%) para RF, de 1,76 ha/año (-0,01%) para CART y de 0,95 ha/año (-0,003%) para SVM.

Desde el punto de vista metodológico, el algoritmo RF fue el más eficiente, con unas precisiones máximas de 98,2% y 92,7%, así como una concordancia de 0,964 y 0,927 para 2000 y 2023, catalogado como "Casi perfecta".

Los cambios de 2000 – 2023 reportó otros usos como área artificializados con 17,63 ha para RF, 18,56 para CART y 6,68 ha para SVM. Mientras que para área agrícolas se reportó 27,76 ha, 21,82 ha y 15,17 ha para RF, CART y SVM respectivamente.

Se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alterna, donde la cuantificación de los cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación

supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo en los periodos 2000 y 2023, presenta al Random Forest como la más eficiente.

SUGERENCIAS

El estudio de nuevas técnicas de procesamiento de imágenes satelitales a través de la teledetección espacial conlleva la obtención de más detalles sobre las causas de la alteración del bosque. En este contexto, consideramos que la implementación de nuevas técnicas de clasificación supervisada en diversas clases de cobertura del suelo permitirá obtener mayores estimaciones sobre la eficacia de los métodos de clasificación supervisada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAM, LEHMANN, N., ISAAC, WANG, Y., CHANG, Y.-C., NASSIM, SEHGAL, S., ROBINSON, C. Y BANERJEE, A. SSL4EO-L: Datasets and Foundation Models for Landsat Imagery. arXiv pre-print server, 2023-06-15 2023. doi:Nonearxiv:2306.09424

ALARCON-AGUIRRE, G., CANAHUIRE, R. R., GUEVARRA, F. M. G., RODRIGUEZ, L., GALLEGOS, L. E. Y GARATE-QUISPE, J. Dinámica de la pérdida de bosques en el sureste de la Amazonia peruana: un estudio de caso en Madre de Dios. *Ecosistemas*, 2021, 30(2), 2175-2175. doi:<https://doi.org/10.7818/ECOS.2175>

ALARCON-AGUIRRE, G., MAMANI MAMANI, M., CANAHUIRE-ROBLES, R. R., VASQUEZ ZAVALETA, T., PEÑA VALDEIGLESIAS, J., DIAZ REVOREDO, J., RODRÍGUEZ ACHATA, L., RAMOS ENCISO, D. Y GARATE-QUISPE, J. Forest Loss Related to Brazil Nut Production in Non-Timber Forest Product Concessions in a Micro-Watershed in the Peruvian Amazon. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2023, vol. 15, no. 23. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs15235438.

ALARCON-AGUIRRE, G., MIRANDA FIDHEL, R. F., RAMOS ENCISO, D., CANAHUIRE-ROBLES, R., RODRIGUEZ-ACHATA, L. Y GARATE-QUISPE, J. Burn Severity Assessment Using Sentinel-1 SAR in the Southeast Peruvian Amazon, a Case Study of Madre de Dios. *Fire* [Type of Work]. 2022, vol. 5, no. 4. ISSN 2571-6255. doi:<https://doi.org/10.3390/fire5040094>.

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

ALARCÓN, G., DÍAZ, J., VELA, M., GARCÍA, M. Y GUTIÉRREZ, J. Deforestación en el sureste de la amazonia del Perú entre los años 1999-2013; caso Regional de Madre de Dios (Puerto Maldonado–Inambari). *Journal*

of High Andean Research, 2016, 18(3), 319-330.
doi:<http://dx.doi.org/10.18271/ria.2016.221>

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

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

ASALY, S., GOTTLIEB, L.-A., INBAR, N. Y REUVENI, Y. Using Support Vector Machine (SVM) with GPS Ionospheric TEC Estimations to Potentially Predict Earthquake Events. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2022, vol. 14, no. 12. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs14122822.

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

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

BASHEER, S., WANG, X., FAROOQUE, A. A., NAWAZ, R. A., LIU, K., ADEKANMBI, T. Y LIU, S. Comparison of Land Use Land Cover Classifiers Using Different Satellite Imagery and Machine Learning Techniques. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2022, vol. 14, no. 19. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs14194978.

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

BENTE, E., SHANE, W., ZACHARY, D., PETE, D., DEMETRIOS, P., BARRY, C., PETE, M., JOHN, H., PATRICK, T., LUIS, R.-I. Y BRYAN, B. Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) instrument alignment and test. In *Proc.SPIE*. 2019, vol. 11103, p. 1110308.

BREIMAN, L., FRIEDMAN, J., OLSHEN, R. Y STONE, C. Cart. Classification and regression trees, 1984.

BULLOCK, E. L., WOODCOCK, C. E. Y HOLDEN, C. E. Improved change monitoring using an ensemble of time series algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 2020a, 238. doi:10.1016/j.rse.2019.04.018

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

CROVETTO, P. U. Comunidad Nativa y Derecho: Dos Experiencias en Madre de Dios–Perú. *Foro Jurídico*, 2013, (12), 288-303.

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

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

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

FEIZIZADEH, B., OMARZADEH, D., KAZEMI GARAJEH, M., LAKES, T. Y BLASCHKE, T. Machine learning data-driven approaches for land use/cover mapping and trend analysis using Google Earth Engine. *Journal of Environmental Planning and Management*, 2023/02/23 2023, 66(3), 665-697. doi:10.1080/09640568.2021.2001317

GEE. Google Earth Engine. In. Estados Unidos de America, 2021, vol. 2021, p. A planetary-scale platform for Earth science data & analysis - Powered by Google's cloud infrastructure.

GHOSH, S., KUMAR, D. Y KUMARI, R. Cloud-based large-scale data retrieval, mapping, and analysis for land monitoring applications with Google Earth Engine (GEE). *Environmental Challenges*, 2022/12/01/ 2022, 9, 100605. doi:<https://doi.org/10.1016/j.envc.2022.100605>

GONÇALVES, A. K., DA SILVEIRA, G. R. P., DE BARROS, Z. X. Y CAMPOS, S. Métodos de classificação supervisionada de imagens de satélite aplicadas

no mapeamento do uso do solo na bacia hidrográfica do Ribeirão Santo Antônio, São Manuel/SP. GEOSABERES: Revista de Estudos Geoducacionais, 2015, 6(1), 52-62. doi:<https://www.redalyc.org/pdf/5528/552856409006.pdf>

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

HAMUD, A. M., SHAFRI, H. Z. M. Y SHAHARUM, N. S. N. Monitoring Urban Expansion And Land Use/Land Cover Changes In Banadir, Somalia Using Google Earth Engine (GEE). IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021/05/01 2021, 767(1), 012041. doi:10.1088/1755-1315/767/1/012041

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

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

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

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

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

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

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

LI, X., ZHOU, Y. Y WANG, F. Advanced Information Mining from Ocean Remote Sensing Imagery with Deep Learning. *Journal of Remote Sensing*, 2022, 2022. doi:10.34133/2022/9849645

LOUKIKA, K. N., KEESARA, V. R. Y SRIDHAR, V. Analysis of Land Use and Land Cover Using Machine Learning Algorithms on Google Earth Engine for Munneru River Basin, India. *Sustainability* [Type of Work]. 2021, vol. 13, no. 24. ISSN 2071-1050. doi:10.3390/su132413758.

MARKHAM, B. L., ARVIDSON, T., BARSİ, J. A., CHOATE, M., KAITA, E., LEVY, R., LUBKE, M. Y MASEK, J. G. Landsat program. *Comprehensive remote sensing*, 2018, 27-90.

MINAM. Ministerio del Ambiente. Cuantificación y análisis de la deforestación en la Amazonía Peruana en el periodo 2010 – 2011 – 2013 – 2014. Dirección General de Ordenamiento Territorial. 2015.

MOORE, T. La deforestación en Madre de Dios y sus implicancias para los pueblos originarios. *Deforestación en tiempos de cambio climático*, 2018, 195-222.

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

MOUNTRAKIS, G., IM, J. Y OGOLE, C. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,

2011/05/01/ 2011, 66(3), 247-259.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>

MUTANGA, O. Y KUMAR, L. Google earth engine applications. *Remote Sensing*, 2019, 11, Article No. 591. doi:<https://doi.org/10.3390/rs11050591>

NASIRI, V., DELJOUEI, A., MORADI, F., SADEGHI, S. M. Y BORZ, S. A. Land Use and Land Cover Mapping Using Sentinel-2, Landsat-8 Satellite Images, and Google Earth Engine: A Comparison of Two Composition Methods. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2022, vol. 14, no. 9. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs14091977.

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

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

PAN, X., WANG, Z., GAO, Y., DANG, X. Y HAN, Y. Detailed and automated classification of land use/land cover using machine learning algorithms in Google Earth Engine. *Geocarto International*, 2022/09/17 2022, 37(18), 5415-5432. doi:10.1080/10106049.2021.1917005

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

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

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

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

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

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

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

SHIVAKUMAR, B. R., NAGARAJA, B. G. Y THIMMARAJA YADAVA, G. Classification Performance Analysis of CART and ID3 Decision Tree Classifiers on Remotely Sensed Data. In S. KALYA, M. KULKARNI Y S. BHAT. *Advances in VLSI, Signal Processing, Power Electronics, IoT, Communication and Embedded Systems*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024, p. 89-107.

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

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

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

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

TARIQ, A., YAN, J., GAGNON, A. S., RIAZ KHAN, M. Y MUMTAZ, F. Mapping of cropland, cropping patterns and crop types by combining optical remote sensing images with decision tree classifier and random forest. *Geo-spatial Information Science*, 2022, 1-19. doi:10.1080/10095020.2022.2100287

WAHAP, N. A. Y SHAFRI, H. Z. M. Utilization of Google Earth Engine (GEE) for land cover monitoring over Klang Valley, Malaysia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020/07/01 2020, 540(1), 012003. doi:10.1088/1755-1315/540/1/012003

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

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

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia.

Título: Comparación de métodos de clasificación de uso y cobertura del suelo utilizando un algoritmo de aprendizaje automático en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios.

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODOLOGÍA
¿Cuál será la mejor precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023?	Comparar la precisión de tres algoritmos de clasificación supervisada de uso y cobertura del suelo mediante datos de imágenes Landsat Colección 2 Nivel 1 utilizando la plataforma de aprendizaje automático de Google Earth Engine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, Madre de Dios en los periodos 2000 al 2023.	La cuantificación de los cambios de uso y cobertura del suelo de tres algoritmos de clasificación supervisada en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo en los periodos 2000 y 2023, presenta al Random Forest como la menos eficiente.	Variable Dependiente: Precisión de los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023. Indicadores: Precisión general e índice de kappa de tres algoritmos de LULC, fiables. Variable Independiente: Comportamiento del uso y cobertura del suelo en función a la unidad mínima de medida del pixel de imágenes Landsat. Indicadores: - Superficie en hectáreas de LULC. - Precisión general e índice de kappa. - Superficie en hectáreas de cambios de LULC.	Diseño: No experimental Transaccional (transversal) y longitudinal. Tipo: descriptiva y correlacional. Método: - Análisis del uso y cobertura del suelo de 2000 y 2023. - La clasificación de imágenes Landsat-5, y -8 de 2000 y 2023 mediante RF, CRT y SVM. - Precisión de datos mediante matriz de confusión e índice de kappa. - Tasa de pérdida de uso y cobertura de suelo. - Cambios de LULC. Población y muestra: se empleará la distribución binomial de probabilidad. $n = \frac{Z^2 p(qN)}{(N-1)E^2 + Z^2 pq}$ "Z": Es el valor de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, 1,96 (95%). "p": indica el porcentaje de aciertos estimado, 0,50 (50%). "q": Indica el porcentaje de errores (q = 1 – p), 0,50 (50%). "N": Tamaño de la población". "E": El error permitido, 0,05 (5%).
PROBLEMAS ESPECIFICOS	OBJETIVOS ESPECÍFICOS			
P.E.1 ¿Cuánto es la cuantificación del uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine de la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023? P.E.2 ¿Cuál es la tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de la Comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023? P.E.3 ¿Cuánto es la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023? P.E.4 ¿Cuál será la mejor precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023? P.E.5 ¿Cuánto serán los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023?	O.E.1 Cuantificar el uso y cobertura del suelo mediante los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine de la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023. O.E.2 Determinar la tasa de pérdida de uso y cobertura del suelo de la Comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, en los periodos 2000 y 2023. O.E.3 Evaluar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023. O.E.4 Comparar la precisión de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023. O.E.5 Cuantificar los cambios de uso y cobertura del suelo de los algoritmos de clasificación supervisada Random Forest, Classification and Regression Tree y Support Vector Machine en la Comunidad Nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo, periodos 2000 y 2023.			

Anexo 2. Puntos de muestreo distribuidos al azar por estratos en la comunidad nativa Yine Ashaninka Puerto Nuevo.

Nº	Clase	Este	Norte
1	Áreas artificializados	376210	8683896
2	Áreas artificializados	376268	8683908
3	Áreas artificializados	376327	8683920
4	Áreas artificializados	376327	8683920
5	Áreas artificializados	376292	8683872
6	Áreas artificializados	376241	8683868
7	Áreas artificializados	376218	8683829
8	Áreas artificializados	376327	8683817
9	Áreas artificializados	376335	8683880
10	Áreas artificializados	376441	8683860
11	Áreas artificializados	376432	8683932
12	Áreas artificializados	376474	8683936
13	Áreas artificializados	376548	8683913
14	Áreas artificializados	376576	8683818
15	Áreas artificializados	376588	8683767
16	Áreas artificializados	376516	8683812
17	Áreas artificializados	376455	8683806
18	Áreas artificializados	376414	8683858
19	Áreas artificializados	376327	8683817
20	Áreas artificializados	376327	8683817
21	Áreas artificializados	376265	8683825
22	Áreas artificializados	376218	8683829
23	Áreas artificializados	376148	8683844
24	Áreas artificializados	376148	8683844
25	Áreas artificializados	376191	8683860
26	Áreas artificializados	376241	8683868
27	Áreas artificializados	376241	8683868
28	Áreas artificializados	376268	8683908
29	Áreas artificializados	376292	8683872
30	Áreas artificializados	376335	8683880
31	Áreas artificializados	376335	8683880
32	Áreas artificializados	376335	8683880
33	Áreas artificializados	376381	8683904
34	Áreas artificializados	376432	8683932
35	Áreas artificializados	376474	8683936
36	Áreas artificializados	376548	8683913
37	Áreas artificializados	376509	8683917
38	Áreas artificializados	376509	8683917
39	Áreas artificializados	376441	8683860
40	Áreas artificializados	376381	8683904
41	Áreas artificializados	376414	8683858
42	Áreas artificializados	376455	8683806

43	Áreas artificializados	376455	8683806
44	Áreas artificializados	376455	8683806
45	Áreas artificializados	376516	8683812
46	Áreas artificializados	376588	8683767
47	Áreas artificializados	376576	8683818
48	Áreas artificializados	376576	8683818
49	Áreas artificializados	376560	8683866
50	Áreas artificializados	376548	8683913
51	Áreas artificializados	376509	8683917
52	Áreas artificializados	376474	8683936
53	Áreas artificializados	376432	8683932
54	Áreas artificializados	376335	8683880
55	Áreas artificializados	376268	8683908
56	Áreas artificializados	376210	8683896
57	Áreas artificializados	376210	8683896
58	Áreas artificializados	376191	8683860
59	Áreas artificializados	376265	8683825
60	Áreas artificializados	376265	8683825
61	Áreas artificializados	376327	8683817
62	Áreas artificializados	376416	8683808
63	Áreas artificializados	376416	8683808
64	Áreas artificializados	376455	8683806
65	Áreas artificializados	376516	8683812
66	Áreas artificializados	376516	8683812
67	Áreas artificializados	376516	8683812
68	Áreas artificializados	376516	8683812
69	Áreas artificializados	376576	8683818
70	Áreas artificializados	376560	8683866
71	Áreas artificializados	376560	8683866
72	Áreas artificializados	376514	8683862
73	Áreas artificializados	376514	8683862
74	Áreas artificializados	376432	8683932
75	Áreas artificializados	376381	8683904
76	Áreas artificializados	376327	8683817
77	Áreas artificializados	376306	8683781
78	Áreas artificializados	376265	8683825
79	Áreas artificializados	376218	8683829
80	Áreas artificializados	376306	8683781
81	Áreas artificializados	376416	8683808
82	Áreas artificializados	376455	8683806
83	Áreas artificializados	376455	8683806
84	Áreas artificializados	376516	8683812
85	Áreas artificializados	376560	8683866
86	Áreas artificializados	376560	8683866
87	Áreas artificializados	376560	8683866
88	Áreas artificializados	376514	8683862

89	Áreas artificializados	376374	8683849
90	Áreas artificializados	376414	8683858
91	Áreas artificializados	376441	8683860
92	Áreas artificializados	376514	8683862
93	Áreas artificializados	376588	8683767
94	Áreas artificializados	376455	8683806
95	Áreas artificializados	376464	8683860
96	Áreas artificializados	376464	8683860
97	Áreas artificializados	376514	8683862
98	Áreas artificializados	376560	8683866
99	Áreas artificializados	376518	8683762
100	Áreas artificializados	376455	8683806
101	Áreas artificializados	376416	8683808
102	Áreas artificializados	376292	8683872
103	Áreas artificializados	376374	8683849
104	Áreas artificializados	376414	8683858
105	Áreas artificializados	376509	8683917
106	Áreas agrícolas	376743	8683922
107	Áreas agrícolas	376782	8683890
108	Áreas agrícolas	376758	8683831
109	Áreas agrícolas	376712	8683736
110	Áreas agrícolas	376887	8683780
111	Áreas agrícolas	376988	8683796
112	Áreas agrícolas	376945	8683851
113	Áreas agrícolas	377151	8683749
114	Áreas agrícolas	377366	8683667
115	Áreas agrícolas	377455	8683664
116	Áreas agrícolas	377529	8683648
117	Áreas agrícolas	377579	8683653
118	Áreas agrícolas	377556	8683696
119	Áreas agrícolas	377684	8683692
120	Áreas agrícolas	377816	8683717
121	Áreas agrícolas	377812	8683768
122	Áreas agrícolas	377921	8683796
123	Áreas agrícolas	377979	8683824
124	Áreas agrícolas	378002	8683860
125	Áreas agrícolas	378033	8683887
126	Áreas agrícolas	378072	8683911
127	Áreas agrícolas	378002	8683860
128	Áreas agrícolas	377673	8683645
129	Áreas agrícolas	377579	8683653
130	Áreas agrícolas	377455	8683664
131	Áreas agrícolas	377366	8683667
132	Áreas agrícolas	376988	8683796
133	Áreas agrícolas	376945	8683851
134	Áreas agrícolas	376782	8683890

135	Áreas agrícolas	376743	8683922
136	Áreas agrícolas	376014	8683955
137	Áreas agrícolas	375178	8684361
138	Áreas agrícolas	375178	8684361
139	Áreas agrícolas	375123	8684416
140	Áreas agrícolas	375088	8684444
141	Áreas agrícolas	375053	8684479
142	Áreas agrícolas	375053	8684479
143	Áreas agrícolas	375061	8684562
144	Áreas agrícolas	375103	8684578
145	Áreas agrícolas	375135	8684507
146	Áreas agrícolas	375174	8684464
147	Áreas agrícolas	375174	8684464
148	Áreas agrícolas	375205	8684413
149	Áreas agrícolas	375954	8683883
150	Áreas agrícolas	374412	8684342
151	Áreas agrícolas	374147	8684456
152	Áreas agrícolas	374101	8684372
153	Áreas agrícolas	374101	8684372
154	Áreas agrícolas	374055	8684321
155	Áreas agrícolas	374097	8684313
156	Áreas agrícolas	374085	8684432
157	Áreas agrícolas	374299	8684508
158	Áreas agrícolas	374404	8684536
159	Áreas agrícolas	374477	8684627
160	Áreas agrícolas	374362	8684299
161	Áreas agrícolas	374882	8684490
162	Áreas agrícolas	374847	8684415
163	Áreas agrícolas	374886	8684356
164	Áreas agrícolas	375073	8684392
165	Áreas agrícolas	375178	8684361
166	Áreas agrícolas	375305	8684377
167	Áreas agrícolas	373755	8684396
168	Áreas agrícolas	373700	8684420
169	Áreas agrícolas	373658	8684455
170	Áreas agrícolas	373599	8684534
171	Áreas agrícolas	373525	8684431
172	Áreas agrícolas	373584	8684340
173	Áreas agrícolas	373658	8684344
174	Áreas agrícolas	374055	8684321
175	Áreas agrícolas	376035	8683884
176	Áreas agrícolas	376055	8683841
177	Áreas agrícolas	376012	8683849
178	Áreas agrícolas	375884	8683900
179	Áreas agrícolas	375817	8683935
180	Áreas agrícolas	375166	8684414

181	Áreas agrícolas	375123	8684465
182	Áreas agrícolas	375123	8684465
183	Áreas agrícolas	375053	8684479
184	Áreas agrícolas	375014	8684528
185	Áreas agrícolas	375061	8684562
186	Áreas agrícolas	375061	8684562
187	Áreas agrícolas	375061	8684562
188	Áreas agrícolas	375053	8684479
189	Áreas agrícolas	374159	8684374
190	Áreas agrícolas	374016	8684358
191	Áreas agrícolas	374156	8684303
192	Áreas agrícolas	374175	8684414
193	Áreas agrícolas	374210	8684358
194	Áreas agrícolas	373794	8684455
195	Áreas agrícolas	373774	8684495
196	Áreas agrícolas	373723	8684530
197	Áreas agrícolas	374995	8684437
198	Áreas agrícolas	375053	8684479
199	Áreas agrícolas	375103	8684578
200	Áreas agrícolas	375135	8684507
201	Áreas agrícolas	376090	8683881
202	Áreas agrícolas	376035	8683884
203	Áreas agrícolas	375954	8683883
204	Áreas agrícolas	375884	8683900
205	Áreas agrícolas	375817	8683935
206	Áreas agrícolas	375717	8683905
207	Áreas agrícolas	375712	8683974
208	Áreas agrícolas	375695	8684036
209	Áreas agrícolas	375053	8684479
210	Bosques y áreas mayormente naturales	373240	8685161
211	Bosques y áreas mayormente naturales	373007	8684976
212	Bosques y áreas mayormente naturales	372231	8684996
213	Bosques y áreas mayormente naturales	371790	8684839
214	Bosques y áreas mayormente naturales	371371	8685732
215	Bosques y áreas mayormente naturales	371869	8686026
216	Bosques y áreas mayormente naturales	371916	8686726
217	Bosques y áreas mayormente naturales	371577	8686233
218	Bosques y áreas mayormente naturales	371344	8686022

219	Bosques y áreas mayormente naturales	370983	8685520
220	Bosques y áreas mayormente naturales	370544	8685229
221	Bosques y áreas mayormente naturales	370544	8685229
222	Bosques y áreas mayormente naturales	370181	8685253
223	Bosques y áreas mayormente naturales	369818	8685357
224	Bosques y áreas mayormente naturales	369533	8685382
225	Bosques y áreas mayormente naturales	369119	8685170
226	Bosques y áreas mayormente naturales	368782	8685116
227	Bosques y áreas mayormente naturales	368367	8685167
228	Bosques y áreas mayormente naturales	368236	8685455
229	Bosques y áreas mayormente naturales	368106	8685692
230	Bosques y áreas mayormente naturales	368052	8686139
231	Bosques y áreas mayormente naturales	368024	8686560
232	Bosques y áreas mayormente naturales	368282	8686877
233	Bosques y áreas mayormente naturales	367945	8686902
234	Bosques y áreas mayormente naturales	367794	8685848
235	Bosques y áreas mayormente naturales	367795	8685559
236	Bosques y áreas mayormente naturales	368108	8685113
237	Bosques y áreas mayormente naturales	368782	8685116
238	Bosques y áreas mayormente naturales	369431	8684855
239	Bosques y áreas mayormente naturales	369533	8685382
240	Bosques y áreas mayormente naturales	369172	8684749
241	Bosques y áreas mayormente naturales	368707	8684563
242	Bosques y áreas mayormente naturales	368058	8684849

243	Bosques y áreas mayormente naturales	367513	8684926
244	Bosques y áreas mayormente naturales	367486	8685215
245	Bosques y áreas mayormente naturales	367225	8685504
246	Bosques y áreas mayormente naturales	366861	8685713
247	Bosques y áreas mayormente naturales	366497	8686001
248	Bosques y áreas mayormente naturales	367287	8683241
249	Bosques y áreas mayormente naturales	367008	8683040
250	Bosques y áreas mayormente naturales	366786	8682946
251	Bosques y áreas mayormente naturales	366144	8682775
252	Bosques y áreas mayormente naturales	366202	8682394
253	Bosques y áreas mayormente naturales	366023	8681893
254	Bosques y áreas mayormente naturales	365457	8681973
255	Bosques y áreas mayormente naturales	364908	8681941
256	Bosques y áreas mayormente naturales	364597	8682097
257	Bosques y áreas mayormente naturales	364312	8682096
258	Bosques y áreas mayormente naturales	363821	8681646
259	Bosques y áreas mayormente naturales	363668	8682037
260	Bosques y áreas mayormente naturales	363120	8682090
261	Bosques y áreas mayormente naturales	362808	8682194
262	Bosques y áreas mayormente naturales	362134	8682244
263	Bosques y áreas mayormente naturales	361770	8682400
264	Bosques y áreas mayormente naturales	361460	8682346
265	Bosques y áreas mayormente naturales	361047	8682002
266	Bosques y áreas mayormente naturales	360417	8682092

267	Bosques y áreas mayormente naturales	360037	8681655
268	Bosques y áreas mayormente naturales	359338	8681599
269	Bosques y áreas mayormente naturales	358535	8681464
270	Bosques y áreas mayormente naturales	357988	8682093
271	Bosques y áreas mayormente naturales	357880	8683040
272	Bosques y áreas mayormente naturales	358684	8682991
273	Bosques y áreas mayormente naturales	359487	8683021
274	Bosques y áreas mayormente naturales	359901	8683128
275	Bosques y áreas mayormente naturales	360574	8683289
276	Bosques y áreas mayormente naturales	360988	8683581
277	Bosques y áreas mayormente naturales	361608	8683899
278	Bosques y áreas mayormente naturales	362049	8683928
279	Bosques y áreas mayormente naturales	362620	8683694
280	Bosques y áreas mayormente naturales	362958	8683485
281	Bosques y áreas mayormente naturales	363374	8683118
282	Bosques y áreas mayormente naturales	363773	8682838
283	Bosques y áreas mayormente naturales	364152	8682964
284	Bosques y áreas mayormente naturales	364670	8683176
285	Bosques y áreas mayormente naturales	365445	8683575
286	Bosques y áreas mayormente naturales	365990	8683498
287	Bosques y áreas mayormente naturales	365990	8683498
288	Bosques y áreas mayormente naturales	366428	8684105
289	Bosques y áreas mayormente naturales	366296	8684552
290	Bosques y áreas mayormente naturales	365595	8684812

291	Bosques y áreas mayormente naturales	365024	8685073
292	Bosques y áreas mayormente naturales	364686	8685361
293	Bosques y áreas mayormente naturales	364062	8685858
294	Bosques y áreas mayormente naturales	363594	8686119
295	Bosques y áreas mayormente naturales	362893	8686432
296	Bosques y áreas mayormente naturales	362477	8686693
297	Bosques y áreas mayormente naturales	361985	8686454
298	Bosques y áreas mayormente naturales	361260	8686424
299	Bosques y áreas mayormente naturales	360277	8685894
300	Bosques y áreas mayormente naturales	359431	8686592
301	Bosques y áreas mayormente naturales	360297	8687236
302	Bosques y áreas mayormente naturales	361125	8687582
303	Bosques y áreas mayormente naturales	362316	8687745
304	Bosques y áreas mayormente naturales	363952	8687095
305	Bosques y áreas mayormente naturales	364758	8686545
306	Bosques y áreas mayormente naturales	365485	8686233
307	Bosques y áreas mayormente naturales	366031	8685893
308	Bosques y áreas mayormente naturales	366766	8685145
309	Bosques y áreas mayormente naturales	367557	8684251
310	Superficie de agua	371621	8685434
311	Superficie de agua	371503	8685390
312	Superficie de agua	371404	8685294
313	Superficie de agua	371318	8685155
314	Superficie de agua	371287	8685048
315	Superficie de agua	371288	8684965
316	Superficie de agua	371269	8684864
317	Superficie de agua	371083	8684693
318	Superficie de agua	370954	8684516
319	Superficie de agua	370942	8684339

320	Superficie de agua	370767	8684401
321	Superficie de agua	370661	8684590
322	Superficie de agua	370511	8684709
323	Superficie de agua	370299	8684759
324	Superficie de agua	370119	8684784
325	Superficie de agua	369958	8684688
326	Superficie de agua	369940	8684473
327	Superficie de agua	369934	8684334
328	Superficie de agua	369385	8686271
329	Superficie de agua	369191	8686359
330	Superficie de agua	369023	8686453
331	Superficie de agua	368731	8686489
332	Superficie de agua	368563	8686419
333	Superficie de agua	368464	8686273
334	Superficie de agua	368477	8686109
335	Superficie de agua	368565	8685920
336	Superficie de agua	368684	8685838
337	Superficie de agua	368951	8685827
338	Superficie de agua	369187	8685904
339	Superficie de agua	369355	8685930
340	Superficie de agua	369485	8685987
341	Superficie de agua	367535	8683857
342	Superficie de agua	367374	8683761
343	Superficie de agua	367237	8683678
344	Superficie de agua	367120	8683570
345	Superficie de agua	366927	8683506
346	Superficie de agua	366897	8683405
347	Superficie de agua	366395	8682936
348	Superficie de agua	365954	8682852
349	Superficie de agua	365708	8682118
350	Superficie de agua	364618	8682498
351	Superficie de agua	364108	8682382
352	Superficie de agua	363661	8682361
353	Superficie de agua	363864	8682748
354	Superficie de agua	363565	8682771
355	Superficie de agua	363249	8682517
356	Superficie de agua	363074	8682700
357	Superficie de agua	362793	8682951
358	Superficie de agua	362422	8682570
359	Superficie de agua	362047	8682853
360	Superficie de agua	360464	8682220
361	Superficie de agua	366472	8685090
362	Superficie de agua	366305	8685039
363	Superficie de agua	366044	8684987
364	Superficie de agua	365993	8685220
365	Superficie de agua	365774	8685516

366	Superficie de agua	365195	8685602
367	Superficie de agua	364696	8685871
368	Superficie de agua	364534	8685984
369	Superficie de agua	364408	8686192
370	Superficie de agua	364315	8686211
371	Superficie de agua	364184	8686236
372	Superficie de agua	363973	8686266
373	Superficie de agua	363891	8686342
374	Superficie de agua	363772	8686537
375	Superficie de agua	363679	8686574
376	Superficie de agua	363629	8686644
377	Superficie de agua	363616	8686726
378	Superficie de agua	363490	8686965
379	Superficie de agua	363415	8687154