

**UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE
MENDOZA DE AMAZONAS**



**FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL**

**TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO AMBIENTAL**

**CAMBIO DE USO DE SUELO Y COBERTURA VEGETAL
EN EL DISTRITO CAFETALERO DE OCUMAL, LUYA
AMAZONAS**

AUTOR: Bach. Cleyton Francisco Chavez Cruz

ASESOR: Mg. Nilton Beltrán Rojas Briceño

CHACHAPOYAS-PERÚ

2023

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM



ANEXO 3-H

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM

- Datos de autor 1**
Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): Chavaz Cruz, Cleyton Francisco
DNI N°: 73996257
Correo electrónico: 73996257@untram.edu.pe
Facultad: Ingeniería Civil y Ambiental
Escuela Profesional: Ingeniería Ambiental
- Datos de autor 2**
Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): _____
DNI N°: _____
Correo electrónico: _____
Facultad: _____
Escuela Profesional: _____
- Título de la tesis para obtener el Título Profesional**
Cambio de Uso de Suelo y Cobertura Vegetal en el Distrito Capitalero de
Urcubamba, Leya Amazonas
- Datos de asesor 1**
Apellidos y nombres: Rojas Briceño, Nilton Beltrán
DNI Pasaporte, C.E.N°: 72648444
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) http://orcid.org/0000-0002-5352-0190
- Datos de asesor 2**
Apellidos y nombres: _____
DNI Pasaporte, C.E.N°: _____
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) _____
- Campo del conocimiento según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos- OCDE (ejemplo: Ciencias médicas, Ciencias de la Salud-Medicina básica-Imunología)**
2.07.00 Ingeniería Ambiental, 2.07.04 Sensores Remotos
- Originalidad del Trabajo**
Con la presentación de esta ficha, el(la) autor(a) o autores(as) señalan expresamente que la obra es original, ya que sus contenidos son producto de su directa contribución intelectual. Se reconoce también que todos los datos y las referencias a materiales ya publicados están debidamente identificados con su respectivo crédito e incluidos en las notas bibliográficas y en las citas que se destacan como tal.
- Autorización de publicación**
El(los) titular(es) de los derechos de autor otorga a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (UNTRM), la autorización para la publicación del documento indicado en el punto 2, bajo la Licencia creative commons de tipo BY-NC: Licencia que permite distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir de su obra de forma no comercial por lo que la Universidad deberá publicar la obra poniéndola en acceso libre en el repositorio institucional de la UNTRM y a su vez en el Registro Nacional de Trabajos de Investigación-RENATI, dejando constancia que el archivo digital que se está entregando, contiene la versión final del documento sustentado y aprobado por el Jurado Evaluador.

Chachapoyas, 24, Julio, 2023

Firma del autor 1

Firma del autor 2

Firma del Asesor 1

Firma del Asesor 2

DEDICATORIA

A mi madre Magali Cruz Caro por brindarme su apoyo incondicional, su motivación a lo largo de mi formación profesional, quien es mi ejemplo de superación y me brinda sus oportunos consejos.

A cada persona que, de alguna manera, ha contribuido a mi formación y desarrollo, ya sea con una palabra de aliento, un consejo valioso o una crítica constructiva. Su influencia ha dejado una huella imborrable en mi camino y me ha motivado a superar mis propios límites.

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, quisiera expresar mi gratitud a mi asesor de tesis el Mg. Nilton Beltrán Rojas Briceño, por su invaluable orientación, sabiduría y paciencia a lo largo de todo el proceso. Sus conocimientos expertos y su compromiso inquebrantable fueron fundamentales para dar forma a esta investigación y llevarla a buen término. Su dedicación y disponibilidad para brindarme orientación y retroalimentación fueron inestimables, y estoy sinceramente agradecido/a por su apoyo.

También deseo agradecer a los miembros del jurado evaluador de esta tesis, por su tiempo, esfuerzo y valiosas sugerencias. Sus comentarios y aportes críticos fueron de gran ayuda para mejorar la calidad y el rigor de este trabajo. Agradezco su disposición para revisar y evaluar esta tesis, así como por su confianza en mi capacidad para llevar a cabo esta investigación.

AUTORIDADES DE LA UNTRM.

Ph.D. JORGE LUIS MAICELO QUINTANA

Rector

DR. OSCAR ANDRÉS GAMARRA TORRES

Vicerrector Académico

DRA. MARÍA NELLY LUJÁN ESPINOZA

Vicerrectora de Investigación

Ph.D RICARDO EDMUNDO CAMPOS RAMOS

Decano de la Facultad de Ingeniería Civil y Ambiental

VISTO BUENO DEL ASESOR



ANEXO 3-L

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM (Profesional externo), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada Cambio de Uso de Suelo y Cobertura Vegetal en el Distrito Capitalero de Ocumal, Depto Amazonas; del egresado Cleiton Francisco Chavez Cruz de la Facultad de Ingeniería Civil y Ambiental Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental de esta Casa Superior de Estudios.

El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.



Chachapoyas, 21 de Julio de 2023


Firma y nombre completo del Asesor

JURADOS EVALUADORES



M.Sc. Jefferson Fitzgerald Reyes Farje

Presidente



Ing. Rolando Salas López

Secretario



M.Sc. Alex Joel Vergara Anticona

Vocal

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS



ANEXO 3-Q

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

Los suscritos, miembros del Jurado Evaluador de la Tesis titulada:

Cambio de Uso de Suelo y Cobertura Vegetal en el Distrito
Cafetalero de Ocumal, Luya, Amazonas

presentada por el estudiante ()/egresado (x) Clopton Francisco Chavez Guz

de la Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental

con correo electrónico institucional 7399615762@untrm.edu.pe

después de revisar con el software Turnitin el contenido de la citada Tesis, acordamos:

- La citada Tesis tiene 23 % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es menor (x) / igual () al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM.
- La citada Tesis tiene _____ % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es mayor al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM, por lo que el aspirante debe revisar su Tesis para corregir la redacción de acuerdo al Informe Turnitin que se adjunta a la presente. Debe presentar al Presidente del Jurado Evaluador su Tesis corregida para nueva revisión con el software Turnitin.



Chachapoyas, 24 de Julio del 2023


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

.....
.....

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS.



ANEXO 3-5

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

En la ciudad de Chachapoyas, el día 17 de agosto del año 2023, siendo las 11 a.m. horas, el aspirante: Cleyton Francisco Chavez Cruz, asesorado por Mg. Milton Baltrín Rojas Baicón defiende en sesión pública presencial () a distancia () la Tesis titulada: Cambio de uso de suelo y cobertura vegetal en el distrito cafetalero de Ocumal, Huysa Amazonas, para obtener el Título Profesional de Ingeniero Ambiental, a ser otorgado por la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas; ante el Jurado Evaluador, constituido por:

Presidente: M. Sc. Jefferson Fitzgerald Reyes Farje

Secretario: Ing. Rolando Salas López

Vocal: M. Sc. Alex Joel Vergara Anticona

Procedió el aspirante a hacer la exposición de la Introducción, Material y métodos, Resultados, Discusión y Conclusiones, haciendo especial mención de sus aportaciones originales. Terminada la defensa de la Tesis presentada, los miembros del Jurado Evaluador pasaron a exponer su opinión sobre la misma, formulando cuantas cuestiones y objeciones consideraron oportunas, las cuales fueron contestadas por el aspirante.

Tras la intervención de los miembros del Jurado Evaluador y las oportunas respuestas del aspirante, el Presidente abre un turno de intervenciones para los presentes en el acto de sustentación, para que formulen las cuestiones u objeciones que consideren pertinentes.

Seguidamente, a puerta cerrada, el Jurado Evaluador determinó la calificación global concedida a la sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional, en términos de:

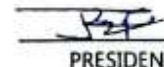
Aprobado () por Unanimidad ()/Mayoría () Desaprobado ()

Otorgada la calificación, el Secretario del Jurado Evaluador lee la presente Acta en esta misma sesión pública. A continuación se levanta la sesión.

Siendo las 12 pm horas del mismo día y fecha, el Jurado Evaluador concluye el acto de sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional.


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

ÍNDICE

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACION DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM	ii
DEDICATORIA	iii
AGRADECIMIENTO	iv
AUTORIDADES DE LA UNTRM.....	v
VISTO BUENO DEL ASESOR.....	vi
JURADOS EVALUADORES.....	vii
CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS	viii
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS.	ix
ÍNDICE.....	x
ÍNDICE DE TABLAS.....	xii
ÍNDICE DE FIGURAS	xiii
RESUMEN	xiv
ABSTRACT	xv
I. INTRODUCCIÓN	16
II.MATERIALES Y MÉTODOS.....	19
2.1. Área de estudio.....	19
2.2. Determinación de CUSCV	19
2.2.1. Procesamiento y adquisición de la cartografía base.	19
2.3. Procedimiento metodológico.....	20
2.4. Clasificación de coberturas.	21
2.4.1. Predicción de coberturas.....	22
2.4.2. Evaluación y comparación de las tasas de cambio de coberturas.....	23
2.4.3. Estimación de los procesos de cambio.....	24
III. Resultados.....	25
3.1. Mapas de coberturas.....	25

3.1.1. Tasa de cambio.	25
3.1.2. Evaluación de los cambios de cobertura.	27
3.2. Mapas de cobertura simulado.	29
3.2.1. Tasas de cambio.	30
IV. DISCUSIONES.	32
V. CONCLUSIONES.	35
VI. RECOMENDACIONES.	35
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	36
ANEXOS.	42

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Imágenes Landsat utilizadas y sus respectivas bandas.....	20
Tabla 2: Clases de coberturas identificadas para el estudio.	22
Tabla 3: Variables utilizadas para predecir los futuros cambios de coberturas.	23
Tabla 4: Índice de concordancia del coeficiente kappa.....	23
Tabla 5: Matriz de confusión.....	24
Tabla 6: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio para el periodo (2000-2010).	26
Tabla 7: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio para el periodo (2010-2020)	27
Tabla 8: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio predecido para el periodo (2020-2030).	30
Tabla 9: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio predecido para el periodo (2030-2040).	31

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Mapa de ubicación del distrito de Ocumal.	19
Figura 2: Colección de imágenes Landsat a través del tiempo.	20
Figura 3: Flujo metodológico seguido en la investigación.	21
Figura 4: Mapas de cobertura del distrito de Ocumal periodo 2000, 2010 y 2020.	25
Figura 5: Dinámica espacio temporal de las clases de cobertura y uso del suelo en Hectáreas (Ha) para los años 2000, 2010 y 2020 para el distrito de Ocumal.....	26
Figura 6: Ganancia y pérdida de cobertura en Ha para el periodo 2000-2010.....	27
Figura 7: Ganancia y pérdida de cobertura en Ha para el periodo 2010-2020.....	28
Figura 8: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el primer periodo (2000-2010).	28
Figura 9: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el segundo periodo (2010-2020).....	29
Figura 10: Aprendizaje de la red neuronal del plugin Molusce para la predicción de cambios de cobertura.	29
Figura 11: Mapas de cobertura del distrito de Ocumal precedido para el periodo 2030 y 2040.	30
Figura 12: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el tercer periodo (2020-2030).....	31
Figura 13: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el cuarto periodo (2030-2040).....	32

RESUMEN

La presente investigación se realizó en el distrito de Ocumal, donde se determinaron las clases de cobertura para el análisis multitemporal como cultivos de café, pastos y cultivos, áreas sin cultivos y bosques. mediante la aplicación del método de clasificación Random Forest e interpretación visual de las imágenes Landsat en Google Earth Engine (GEE) de 2000, 2010 y 2020, por otra parte, se simuló posibles mapas de coberturas para 2030 y 2040 a través de Molusce Plugin en Qgis 2.18. Se construyeron matrices de tabulación cruzada y se calcularon tasas e índices anuales de cambio a través del software IDRISI SELVA 17.0. Los resultados muestran aumento del 12.6% y 7.40% para los cultivos de café entre los periodos 2000-2010 y 2010-2020 respectivamente, mientras que los cambios simulados señalan un aumento de 2.6% y 0.68% para los periodos 2000-2030 y 2030-2040; por otra parte, la clase de bosques y pastos disminuyen en un -5.06% y -2.10% para el periodo 2010-2020 respectivamente. La principal causa de pérdida de bosques y pastos es por la expansión agropecuaria, especialmente de los cultivos de café favorecida por la accesibilidad de infraestructuras de transporte y el mercado del mismo.

Palabras clave: Cambios de cobertura, GEE, Molusce Plugin, Random Forest.

ABSTRACT

The present investigation was carried out in the district of Ocumal, where the cover classes for the multitemporal analysis were determined, such as coffee crops, pastures and crops, areas without crops and forests. By applying the Random Forest classification method and visual interpretation of the Landsat images in Google Earth Engine (GEE) of 2000, 2010 and 2020, on the other hand, possible coverage maps for 2030 and 2040 were simulated through the Molusce Plugin in Qgis 2.18. Cross-tabulation matrices were constructed and annual rates and indices of change were calculated using the IDRISI SELVA 17.0 software. The results show an increase of 12.6% and 7.40% for coffee crops between the periods 2000-2010 and 2010-2020 respectively, while the simulated changes indicate an increase of 2.6% and 0.68% for the periods 2000-2030 and 2030- 2040; On the other hand, the classes of forests and pastures decrease by -5.06% and -2.10% for the period 2010-2020 respectively. The main cause of loss of forests and pastures is due to agricultural expansion, especially coffee crops favored by the accessibility of transport infrastructure and the market for it.

Keywords: Coverage changes, GEE, Molusce Plugin, Random Forest.

I. INTRODUCCIÓN

Los factores sociales y económicos son los principales causantes de los cambios de uso de suelo y cobertura vegetal (CUSCV) (Chen et al., 2020), en las últimas décadas el rápido desarrollo social y económico ha llevado a un aumento de los cambios en el uso de la tierra (Tan et al., 2020), también el rápido y descontrolado crecimiento de la población, junto con el desarrollo industrial, ha estado transformando continuamente el patrón de uso de la tierra (Naikoo et al., 2020). Aunque los cambios en la cobertura terrestre por el uso de la tierra no implican necesariamente la degradación de la tierra, sin embargo, el CUSCV es uno de los impulsores más importantes de los cambios globales (Mishra et al., 2020), pero la mayoría de los casos de cambio de uso de la tierra es el resultado de diferentes actividades antropogénicas, es decir, la tala de árboles y la conversión de tierras forestales en tierras agrícolas o asentamientos humanos que causan perturbaciones (Chowdhury et al., 2020).

El cambio de tierras es uno de los factores clave (Hersperger et al., 2018), del cambio en el uso del suelo y paisajístico más común y activo en la superficie y tiene un papel importante en los cambios ambientales regionales y globales (Wu et al., 2021). Es uno de los principales impulsores de la disminución de la biodiversidad en todo el mundo y pérdida de los hábitat (Auffret et al., 2018), en efecto de este cambio puede ser muy severo si la conversión altera un hábitat crucial de las principales plantas y animales (Islam et al., 2018), por eso se considera al CUSCV un problemas urgentes que enfrenta el mundo en los últimos tiempos, ya que estos cambios en su mayoría no están planificados y se manifiestan en forma de degradación ambiental (Rasool et al., 2021).

Los CUSCV son en su mayoría inducidos por actividades humanas e impulsados por las condiciones socioeconómicas y ambientales (Zhang et al., 2020). El cambio de uso del suelo no es solo uno de los mayores impactos antropogénicos que amenazan el medio ambiente a través de la alteración de las propiedades biofísicas de la superficie del suelo, si no que el principal impulsor de cambio climático (Ruiz & Sanz, 2020). Este cambio es uno de los principales determinantes de que configuran la superficie de la Tierra y desde el siglo XX, ha provocado un profundo impacto ecológico mayor que cualquier otro cambio global (Bielecka, 2020). El cambio de uso de suelo y cobertura ocurre porque los agricultores reemplazan los cultivos de subsistencia por cultivos comerciales, suelen seguir las demandas del mercado y las oportunidades económicas (Burra et al., 2021). La agricultura es el proveedor más importante de alimentos y juega un papel fundamental en

el crecimiento económico (Rettore et al., 2020). Los cambios de uso de suelos están ampliamente asociados a la agricultura, la extracción de recursos y la urbanización (Zhang et al., 2020).

El café siendo un producto básico de exportación mundial, así como sus impactos económicos y ambientales, también existen cuestiones importantes en torno al impacto global en el de CUSCV (Hunt et al., 2020). Algunos estudios indican que la agricultura permanente e intensiva, la deforestación e invasión de cultivos son las principales causas del cambio de cobertura vegetal (Gedefaw et al., 2020). Aunque la transición hacia una agricultura intensiva y orientada al mercado generalmente mejora los ingresos económicos de los pequeños agricultores (Burra et al., 2021). El patrón de CUSCV ha sido provocado tanto por causas naturales como también la actividad humana (Naikoo et al., 2020). Otro problema del cultivo de café, es la deficiencia en planificación del territorio para establecer tierras potenciales para el cultivo de café. Como consecuencia, los pequeños productores talan los bosques cada año para instalar nuevas parcelas de café provocando perturbaciones en el ecosistema (Salas-López et al., 2020).

En abril de 2021, las exportaciones de café alcanzaron un total de 11,40 millones sacos (60kg), superando a los 11,29 millones de sacos exportados en abril del 2020 (ICO, 2022). Brasil es el líder productor de café en América latina con una producción de 63 400 sacos en el 2020 (ICO, 2022), Perú como exportador de café tiene el séptimo lugar a nivel del mundo, y ocupa el segundo puesto en exportación de café orgánico después de México (Midagri, 2021). La producción de café en Perú es impulsada principalmente por 5 regiones que son Pasco, Cajamarca, San Martín, Junín y la región Amazonas (Salas-López et al., 2020). El 6% del área geográfica peruana es ocupado por cultivos de café, el cual representa 425.416 hectáreas (MIDAGRI, 2021).

En nuestro país el CUSCV se debe a la deforestación, el pastoreo excesivo y las actividades agrícolas (Escobedo et al., 2022). Sin embargo, la interacción entre el uso de los recursos naturales y la conservación de estos ha generado múltiples causas de la cobertura del suelo asociado con los cambios y conversiones de uso de la tierra (Pizarro et al., 2022). Un reciente estudio realizado por el ministerio del ambiente (MINAM) identificó 36 ecosistemas continentales y bosques naturales que constituyen el mayor ecosistema del país con una superficie de 72 083 263 hectáreas que representan el 56.09 % del territorio nacional (MINAM, 2021). Los cuales están vinculados al clima y otros

factores como el comportamiento fenológico que interactúan junto con la actividad antropogénica, lo cual genera CUSCV (Zevallos & Lavado, 2022).

En la región Amazonas en los últimos años los cambios de uso de la tierra se han dado por los incendios forestales, que ocurren con frecuencia durante la estación seca (de julio a noviembre), pero la mayoría de estos incendios son provocados por los seres humanos (Barboza Castillo et al., 2020). El aumento de las actividades antropogénicas en la región está causando alteraciones en la superficie terrestre de la Tierra (Heredia-R et al., 2021). La expansión de tierras agrícolas es uno de los fenómenos antropológicos que genera deforestación y cambios en los suelos a consecuencias de mejorar los ingresos económicos (Zevallos & Lavado, 2022). Los cambios de usos de suelo tiene una importancia en varios procesos socioeconómicos y ecológicos (Armenteras et al., 2019). Los impulsores ambientales y socioeconómicos están transformando la agricultura y, presumiblemente, afectando la conservación de los bosques naturales, los cuales generan los cambios en el paisaje y en el suelo (Arce et al., 2019). El CUSCV es el fenómeno paisajístico más común y activo en la tierra que se ve en todo el mundo el cual juega un papel importante en los cambios ambientales regionales y globales (Wu et al., 2021).

La presente investigación tiene como objetivo determinar i) determinar CUSCV en el distrito cafetalero de Ocumal para los periodos 2000-2010-2020 a través de código de programación en la plataforma de GEE y ii) predecir los CUSCV en el distrito cafetalero de Ocumal para el periodo 2020-2030-2040 a través del software Qgis 2.18 con el complemento MOLUSCE PLUGIN con los productos cartográficos obtenidos previamente de GEE.

II. MATERIALES Y MÉTODOS.

2.1. Área de estudio.

En la Figura 1, se muestra al distrito de Ocumal, que se encuentra entre los $78^{\circ}19'33''$ y $78^{\circ}02'43''$ de longitud oeste y entre los $6^{\circ}14'20''$ y $6^{\circ}27'32''$ de latitud sur, con una extensión de 369.0 Km^2 , con una población de 3446 habitantes (INEI, 2017.), la población de este distrito su economía depende de la agricultura y ganadería, la altitud media del distrito es de 1801 msnm, con un suelo de aspecto selvático (arcillosos ácidos y erosionados) y un clima que va desde intenso calor en las quebradas más profundas y el templado en las laderas más altas. Es cálido húmedo lluvioso (DB-City, 2022).

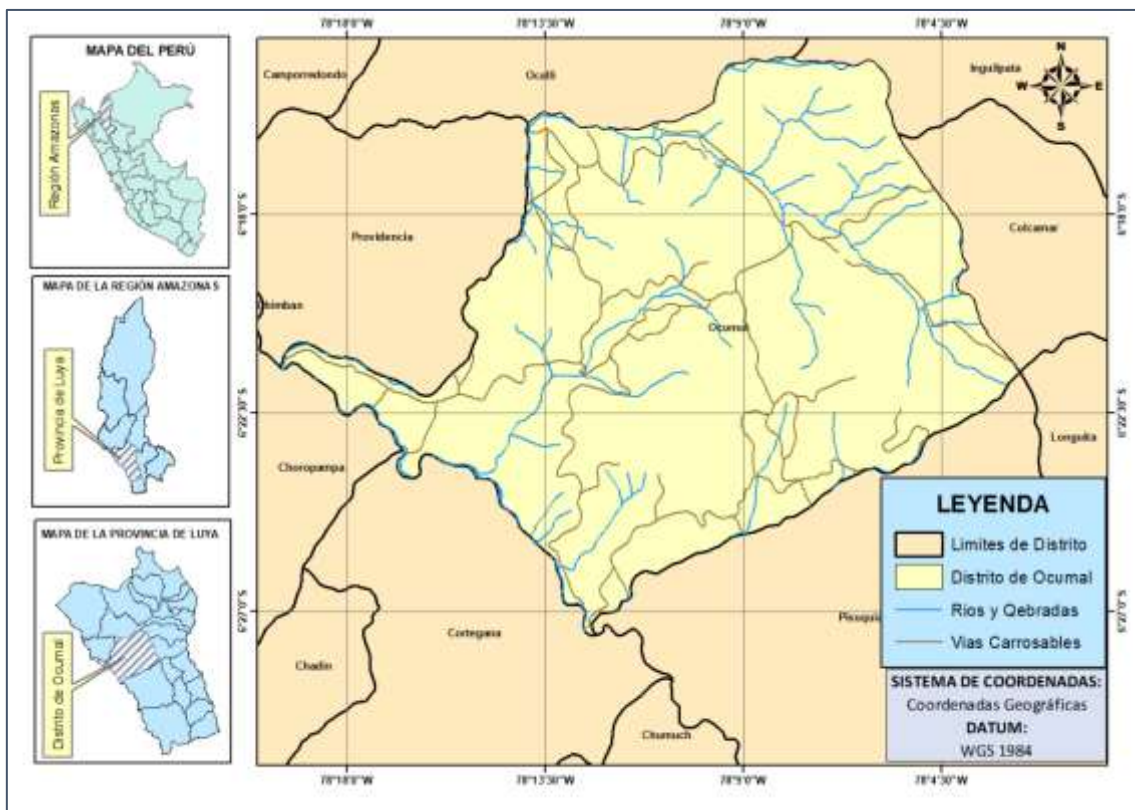


Figura 1: Mapa de ubicación del distrito de Ocumal.

2.2. Determinación de CUSCV

2.2.1. Procesamiento y adquisición de la cartografía base.

La base de datos utilizadas en la presente investigación se realizó a través los productos de la base de datos de teledetección basados en los productos de los servicios Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (NASA) de los Estados Unidos, con la colección de imágenes satelitales de Landsat (7ETM y 8 OLI), a través de la plataforma de GEE, donde también se realizara el preprocesamiento de los datos de

teledetección de (Landsat 7 y 8), correspondientes para los años 2000, 2010 y 2020.

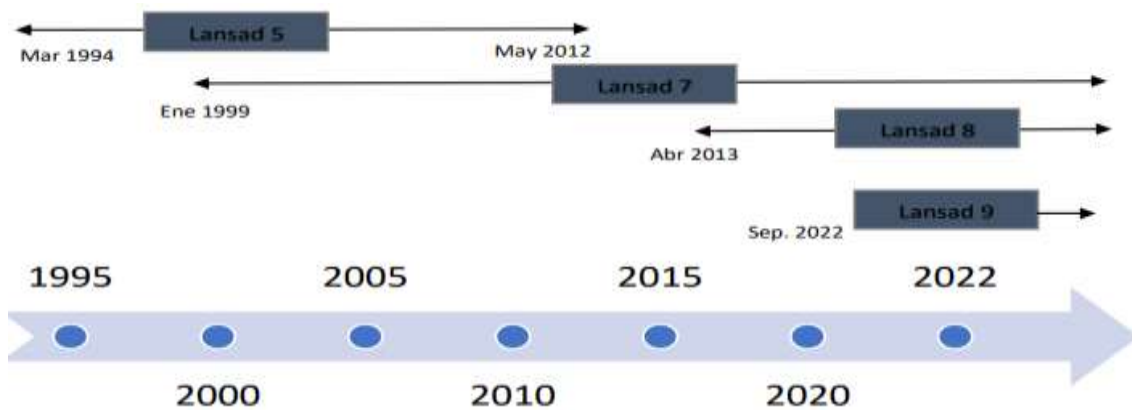


Figura 2: Colección de imágenes Landsat a través del tiempo.

Para la elaboración de los mapas de CUSCV se utilizó imágenes satelitales Landsat de 30 m de resolución (Tabla 1), teniendo en cuenta criterios como: a) menor porcentaje de nubes; b) los datos que pertenezcan a la misma época del año y c) que los productos no presenten errores y tampoco distorsiones para tener un mejor resultado (Rojas Briceño et al., 2019).

Tabla 1: Imágenes Landsat utilizadas y sus respectivas bandas.

Satélite/Sensor	Porcentaje de nubes	Bandas utilizadas
Landsat 7	4%	SR_B1, SR_B2, SR_B3, SR_B4, SR_B5, SR_B7, ST_ATRAN, ST_CDIST
Landsat 7	2.9%	SR_B1, SR_B2, SR_B3, SR_B4, SR_B5, SR_B7, ST_ATRAN, ST_CDIST
Landsat 8	6.4%	SR_B2, SR_B3, SR_B4, SR_B5, SR_B6, SR_B7, ST_ATRAN, ST_CDIST

2.3.Procedimiento metodológico.

En la Figura 3, se resume el procedimiento que se realizó para determinar los CUSCV del distrito de Ocumal, utilizando imágenes Landsat en GEE, a través del método de clasificación supervisada (Random Forest), con lo cual se realizó la predicción de cambios para los años 2030 y 2040 a través del complemento MOLUSCE PLUGIN en

Qgis 2.18 y finalmente analizó las tasas de cambio a través del software IDRISI SELVA 17.0.

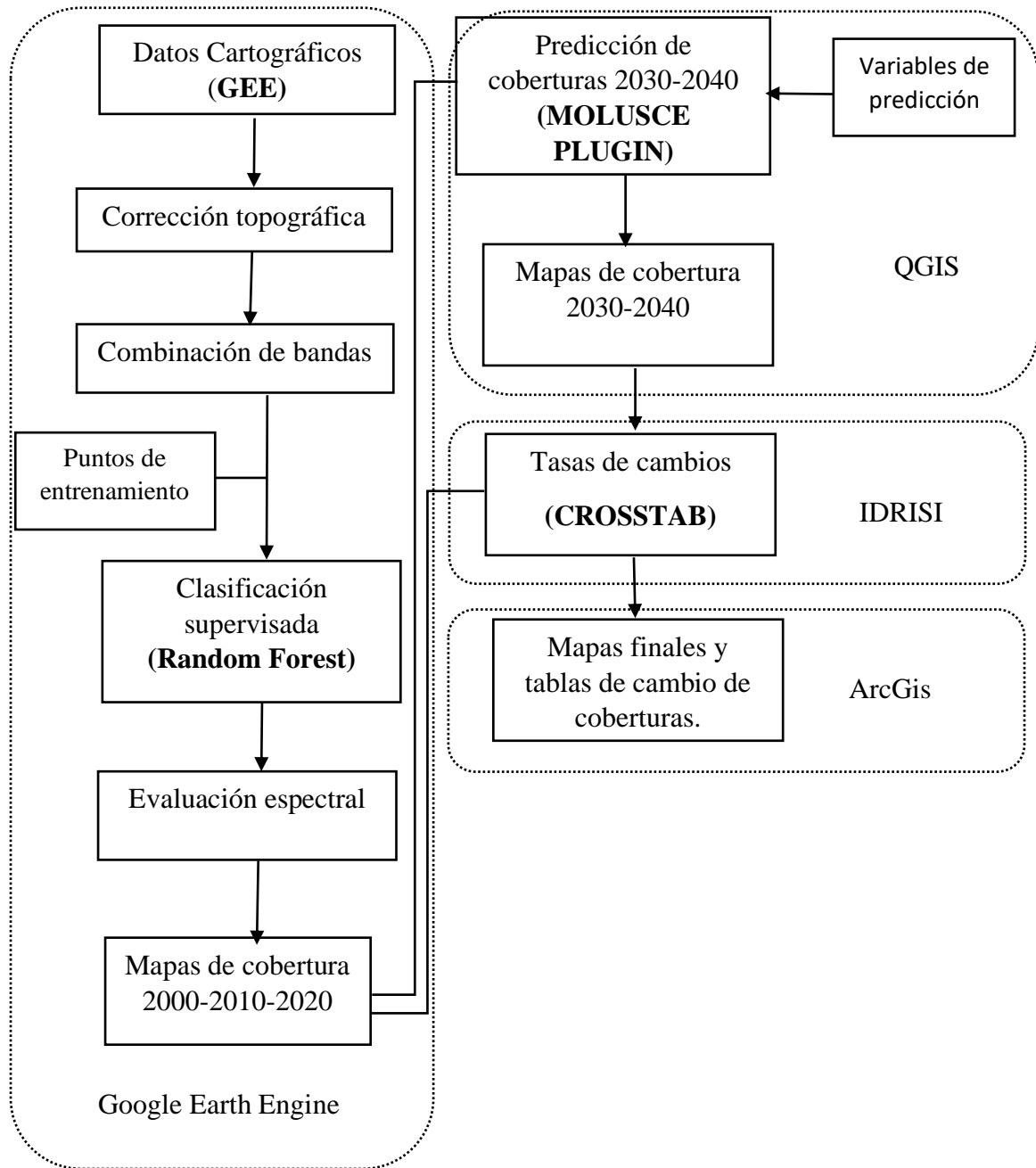


Figura 3: Flujo metodológico seguido en la investigación.

2.4. Clasificación de coberturas.

La clasificación de la cobertura vegetal y usos de suelo se realizó mediante el método de clasificación supervisada, haciendo uso del algoritmo de clasificación supervisada (Random Forest) en la plataforma de GEE, haciendo uso de datos de campo para clasificar los diferentes tipos de vegetación y usos de suelos (Tabla 2), en base a áreas de

entrenamiento (Kumar et al., 2022). Para en análisis de clasificación se identificaron cuatro clases de coberturas: a) áreas de cultivos de café (CA); b) pastos y cultivos (PC); c) Áreas sin cultivo (SC) y d) bosques (BO), tomando en base. Estas coberturas se clasificaron teniendo como base a la metodología de CORINE Land Cover adaptada para Perú (MINAM, 2014) y la principal actividad agropecuaria del distrito de Ocumal.

Tabla 2: *Clases de coberturas identificadas para el estudio.*

CORINE Land Cover adaptada para Perú			CUSCV
Nivel I	Nivel II	Nivel III	
1. Áreas Artificializadas	1.1 Áreas urbanizadas	1.1.1 Tejido urbano/ rural continuo	Sin Cultivos (SC)
2. Áreas Agrícolas	2.2 Cultivos permanentes	2.2.2 Cultivos permanentes arbustivos (café y cacao)	Cultivos de Café (CA)
	2.4 Áreas agrícolas heterogéneas	2.4.2. Mosaico de pastos y cultivos	Pastos y Cultivos (PC)
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1 Bosque	3.1.3 Bosque denso alto	Bosques (BO)

2.4.1. Predicción de coberturas.

Para predecir los cambios de uso de suelo y la cobertura se utilizó el complemento MOLUSCE plugin (módulo de evaluación del cambio de uso de la tierra) en el software QGIS 2.18, para predecir los futuros cambios al 2030 y 2040, el cual es una herramienta de software para analizar, exhibir y simular cambios. Incorpora algoritmos convencionales como, regresión logística, evaluación multicriterio y pesos de evidencia (Kafy et al., 2021).

El complemento MOLUSCE nos permite medir en un periodo de tiempo los cambio de uso de suelo y cobertura vegetal (Muhammad et al., 2022), al mismo tiempo nos genera una matriz donde se puede identificar los cambio de los cobertura de una a otra. Los complementos que utiliza MOLUSCE (Red neuronal artificial , criterios múltiples de

evaluación , ponderaciones de evidencia y métodos de regresión logística) los cuales nos ayudan a determinar el potencial de transición (Baig et al., 2022).

Las variables predictoras (Tabla 3) o capa de entrada (distancia a las redes viales, distancia a la red hídrica, distancia a los principales centros poblados, pendiente y altitud) son las variables que nos permitirán predecir el cambio de cobertura y usos de suelos futuro, para los periodos 2030 y 2040, el cual mismo se validará con las tasas de cambios de los años 2000 a 2020.

Tabla 3: Variables utilizadas para predecir los futuros cambios de coberturas.

Variables predictoras	Obtenidas/fuente
Distancia de redes viales	Red de vías vecinales del Ministerio de transporte y comunicaciones (MTC).
Distancia a la red hídrica	Mapa de cuencas hidrográficas de autoridad nacional del agua (ANA)
Distancia de los centros poblados	Hoja 13g Carta Nacional del Instituto Geográfico Nacional (IGN) a escala 1:100 000
Pendiente y altitud	Modelo de elevación digital (DEM) obtenido de la plataforma GEE

2.4.2. Evaluación y comparación de las tasas de cambio de coberturas.

Para realizar la comparación de los CUSCV se realizó a través del software IDRISI, para obtener la tabulación cruzada, para analizar y comparar las distintas relaciones múltiples entre diferentes categorías, se realizarán técnicas de análisis categórico multivariante. El valor que se obtiene del índice Kappa (Tabla 4) se interpreta como el grado de correspondencia entre lo observado y el azar (Nájera et al., 2021).

Tabla 4: Índice de concordancia del coeficiente kappa.

Valor del índice de kappa	
Coeficiente kappa	Fuerza de concordancia
Menor a 0.01	Muy leve
0.01 - 0.20	Leve
0.21 - 0.40	Ligera
0.41 - 0.60	Aceptable
0.61 - 0.80	Considerable(buena)
Mayor a 0.80	Muy buena(excelente)

2.4.3. Estimación de los procesos de cambio.

Para estimar los procesos de cambio de cobertura anualmente, se realizó con ecuación utilizada por la FAO (1996).

$$S = \left(\frac{S1}{S2}\right)^{\frac{1}{T1-T2}} - 1 \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde: S1 y S2 son las superficies de CUSCV en la fecha T1 y T2. Un valor negativo de S indica una disminución de la cobertura y, si s es mayor que cero, hay un aumento de la misma.

En base a la matriz de transición por cada año de estudio de CUSCV, nos permite distinguir las transiciones de las diferentes clases evaluadas, detectar los cambios y hacer un análisis de los patrones reales que conllevan estos cambios (Pontius et al., 2004). En esta investigación se obtuvieron matrices que contienen en el eje horizontal y vertical las clases de CUSCV para la fecha 1 y 2, respectivamente (Tabla 5). Las celdas en la diagonal representan el área de cada clase que no sufrió cambios durante el periodo evaluado, mientras que las restantes muestran el área que experimentó un cambio hacia otra clase.

Tabla 5: *Matriz de confusión.*

		Mapa del año 2					
		clase 1	Clase 2	...	clase n	Total T1	Perdida
Mapa del año 1	Clase 1	<i>P</i> ₁₁	<i>P</i> ₂₁	...	<i>P</i> _{n1}	<i>P</i> ₊₁	<i>P</i> ₊₁ - <i>P</i> ₁₁
	Clase 2	<i>P</i> ₁₂	<i>P</i> ₂₂	...	<i>P</i> _{n2}	<i>P</i> ₊₂	<i>P</i> ₊₂ - <i>P</i> ₂₂

	Clase n	<i>P</i> _{1n}	<i>P</i> _{2n}	...	<i>P</i> _{nn}	<i>P</i> _{+n}	<i>P</i> _{+n} - <i>P</i> _{nn}
	Total T2	<i>P</i> ₁₊	<i>P</i> ₂₊	...	<i>P</i> _{n+}	<i>P</i>	
	Ganancia	<i>P</i> ₁₊ - <i>P</i> ₁₁	<i>P</i> ₂₊ - <i>P</i> ₂₂	...	<i>P</i> _{n+} - <i>P</i> _{nn}	<i>P</i> - <i>P</i> ₁₁ - <i>P</i> ₂₂ - ... - <i>P</i> _{nn}	

III. RESULTADOS.

3.1. Mapas de coberturas.

En la Figura 4, se muestra los mapas y distribución de coberturas perteneciente a los años 2000, 2010 y 2020, los cuales se obtuvo de la plataforma GEE a través del método de clasificación Random Forest, en el cual se utilizaron 75 criterios de decisión en el algoritmo de clasificación, con un 80% de las muestras de campo y el 20% de ellas restantes se utilizó para validar el modelo.

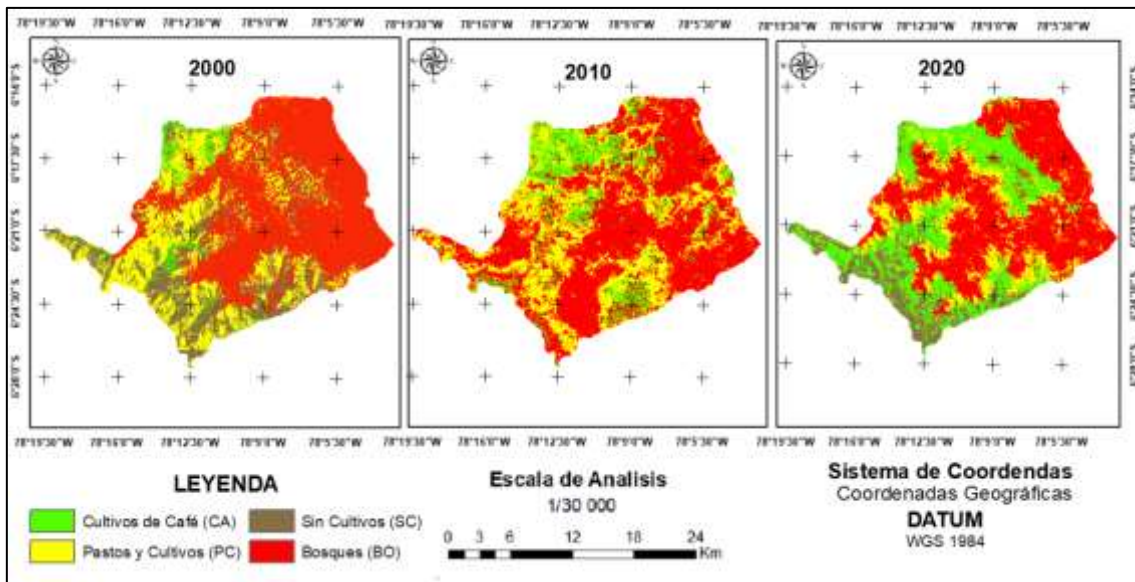


Figura 4: Mapas de cobertura del distrito de Ocumal periodo 2000, 2010 y 2020.

3.1.1. Tasa de cambio.

Lo estimado para los periodos P1 (2000-2010) y P2 (2010-2020) muestran una aumento y disminución de las coberturas (Figura 5), los principales cambios que se generaron para P1 fueron, aumento para las coberturas CA (12.6%), PC (1.74%), BO (1.14%) y una pérdida de SC (-30.60%) para P1 (Tabla 6)

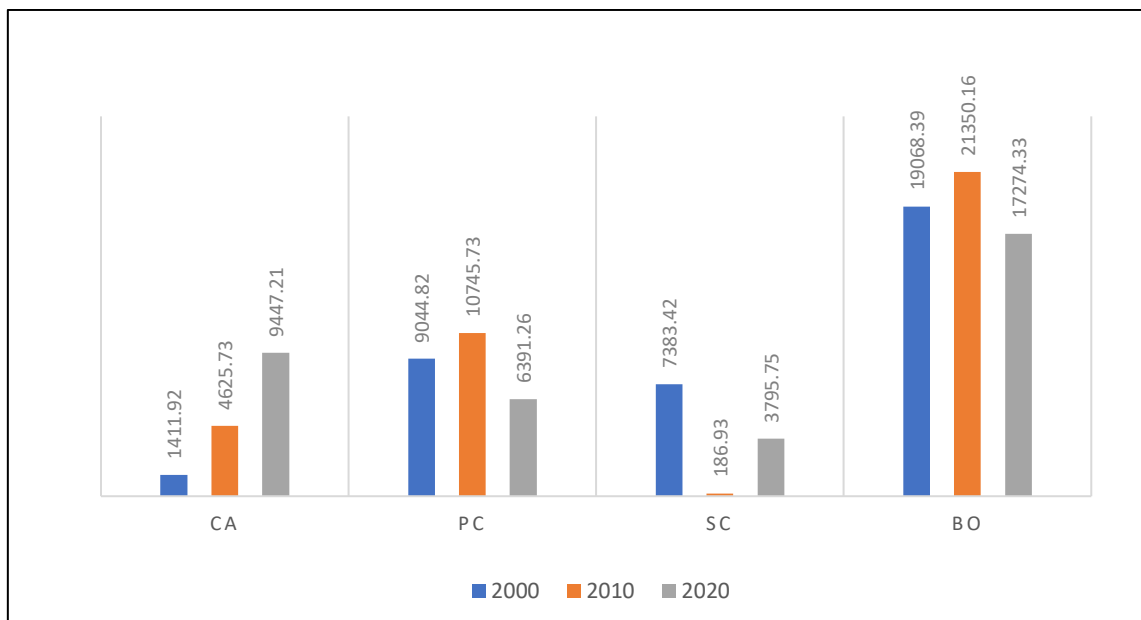


Figura 5: Dinámica espacio temporal de las clases de cobertura y uso del suelo en Hectáreas (Ha) para los años 2000, 2010 y 2020 para el distrito de Ocumal.

Tabla 6: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio para el periodo (2000-2010).

		2010						
		CA	PC	SC	BO	TOTAL (Ha)	Pérdida 2000 (Ha)	Tasa de Cambio S (%)
2000	CA	470.61	483.84	11.88	445.59	1411.92	941.31	12.60
	PC	1483.74	3270.51	53.28	4237.29	9044.82	5774.31	1.74
	SC	990.36	2625.66	27.18	3740.22	7383.42	7356.24	-30.76
	BO	1680.93	4365.81	94.59	12927.06	19068.39	6141.33	1.14
	TOTAL (Ha)	4625.64	10745.82	186.93	21350.16	36908.55		
	Ganancia 2010 (Ha)	4155.03	7475.31	159.75	8423.1	Kappa=0.79		

En P2 al igual que en P1 la cobertura de CA sigue en aumento, mientras los BO empiezan a disminuir (Tabla 7), los cambios fueron aun aumento en las coberturas CA (7.40%) y SC (35.13%), y por otra parte una pérdida de PC (-5.06%) y BO (-2.10%), la cobertura SC en P2 se nota un gran aumento debido al incendio y las trochas carrozables por todo el distrito de Ocumal.

Tabla 7: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio para el periodo (2010-2020)

		2020						
2010		CA	PC	SC	BO	TOTAL (Ha)	Pérdida 2010 (Ha)	Tasa de Cambio S (%)
	CA	1932.12	901.8	494.82	1296.99	4625.73	2693.61	7.40
	PC	3085.38	2225.07	1326.51	4108.77	10745.73	8520.66	-5.06
	SC	43.74	34.65	12.42	96.12	186.93	174.51	35.13
	BO	4385.97	3229.74	1962	11772.45	21350.16	9577.71	-2.10
	TOTAL (Ha)	9447.21	6391.26	3795.75	17274.33	36908.55		
	Ganancia 2020 (Ha)	7515.09	4166.19	3783.33	5501.88	Kappa=0.65		

3.1.2. Evaluación de los cambios de cobertura.

En la figura 8 y 9, se muestran la dinámica de ganancias y pérdidas de cobertura vegetal por etapas P1 y P2 respectivamente, la categoría de CA es la clase que menos pérdida ha tenido en P1, perdiendo un área de 941.31 hectáreas a diferencia de las demás clases como SC (7356.24 Ha), BO (6141.33 Ha) y PC (5774.31 Ha), pero a pesar de estas pérdidas de cobertura a la misma estas tuvieron ganancia a excepto de la clase SC que gano 159.75 Hectáreas para P1 (Figura 6).

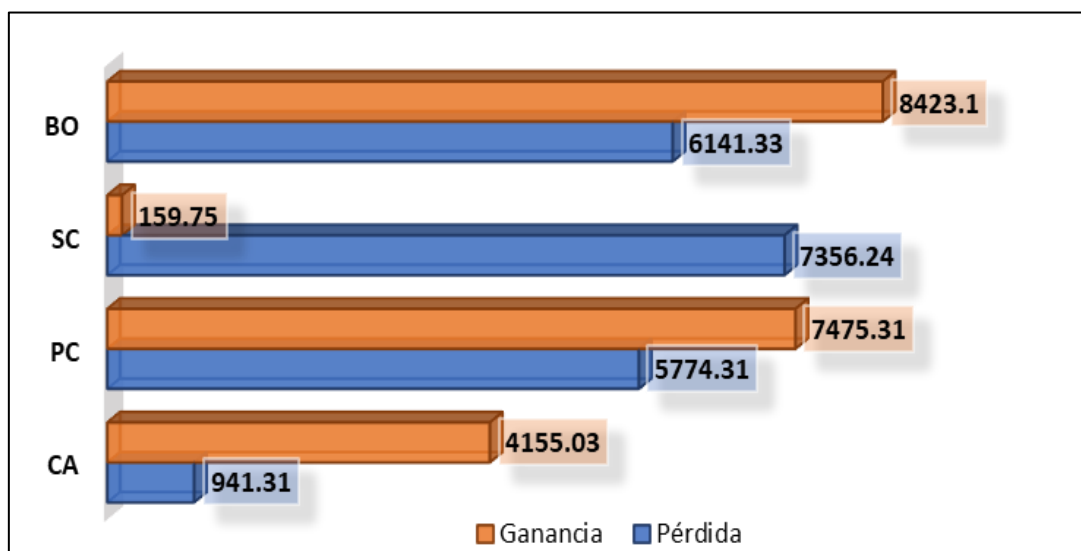


Figura 6: Ganancia y pérdida de cobertura en Ha para el periodo 2000-2010

Para el periodo P2, se evidencia una pérdida mayor en BO y PC perdiendo 9577.71 y 8520.66 hectáreas respectivamente, mientras que las clases de SC y CA tiene una ganancia mayor (Figura 7).

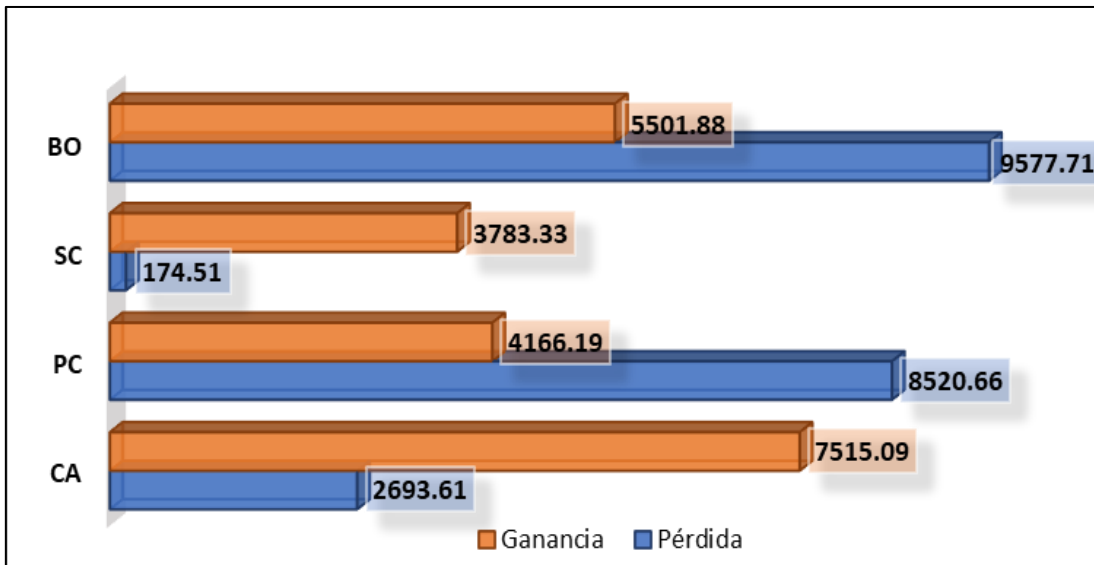


Figura 7: Ganancia y pérdida de cobertura en Ha para el periodo 2010-2020.

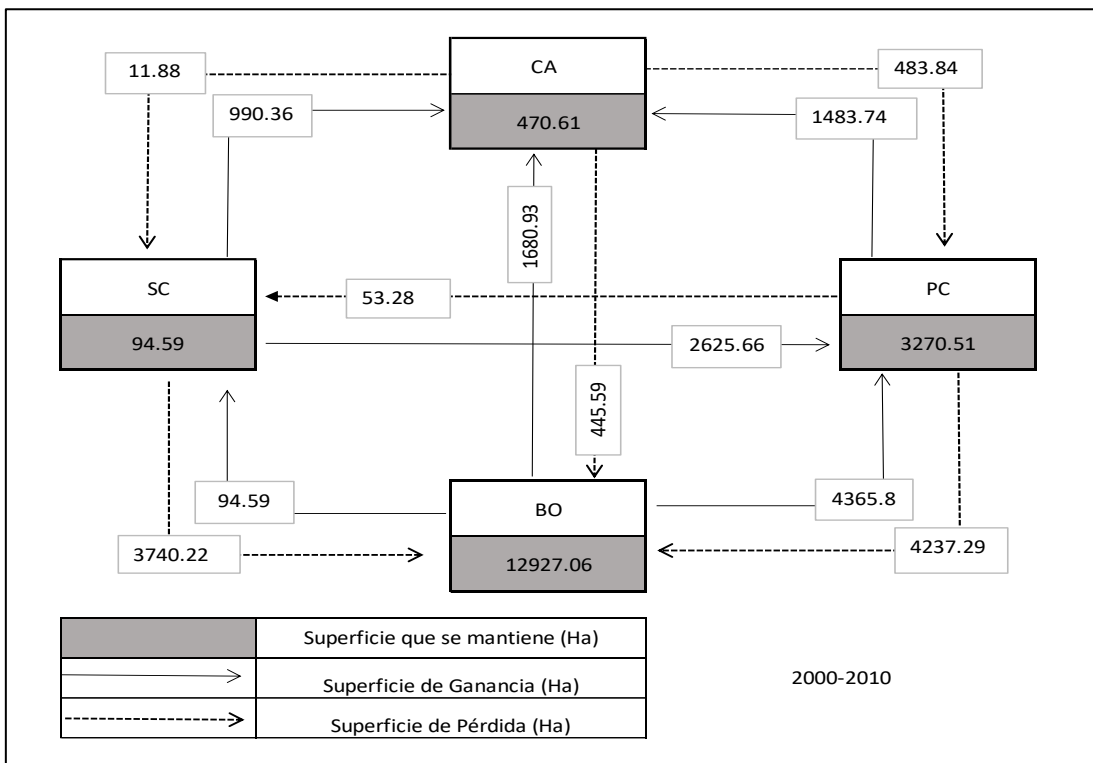


Figura 8: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el primer periodo (2000-2010).

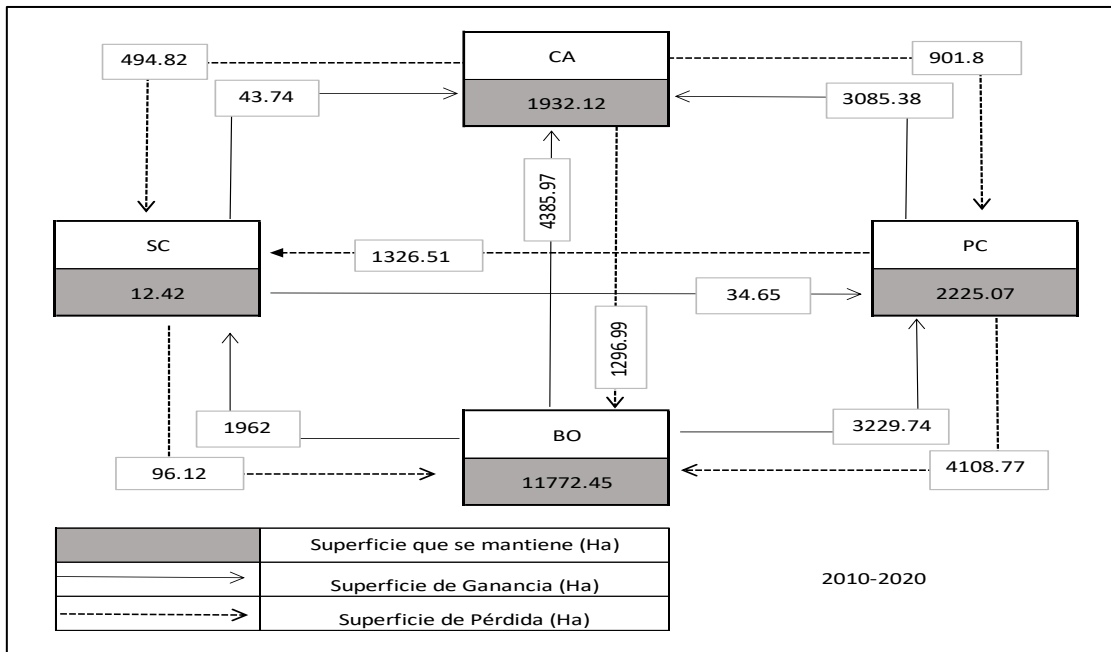


Figura 9: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el segundo periodo (2010-2020).

3.2. Mapas de cobertura simulado.

En la Figura 11, se muestra los mapas y distribución de coberturas simulados para los años 2030 y 2040 a través del plugin Molusce en Qgis 2.18, en el proceso de aprendizaje de la red neuronal (Figura 10), se eligieron 1000 iteraciones y un valor de vecindario de 3×3 píxeles (3 px), una tasa de aprendizaje de 0.001, 12 capas ocultas y 0.2 de impulso, precisión general fija (-0,0019), error mínimo para validación (0,0318) y kappa de validación (0,8574).

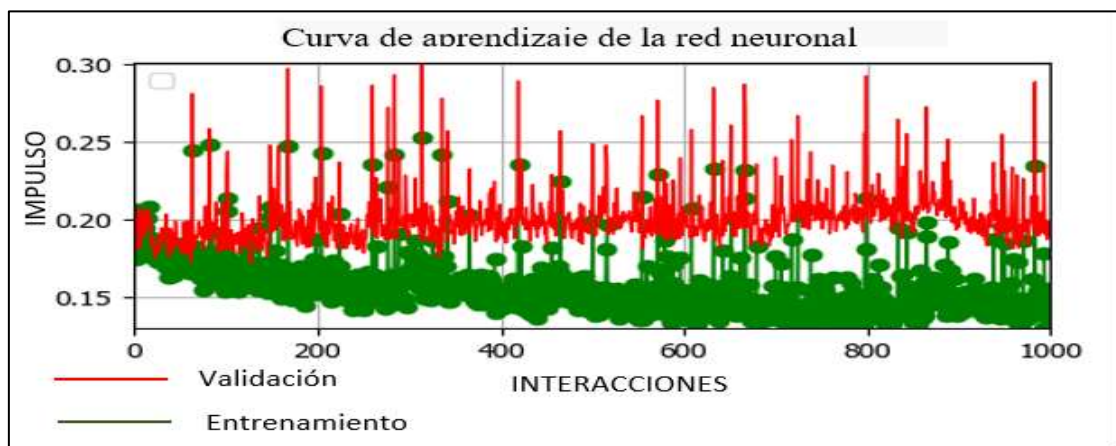


Figura 10: Aprendizaje de la red neuronal del plugin Molusce para la predicción de cambios de cobertura.

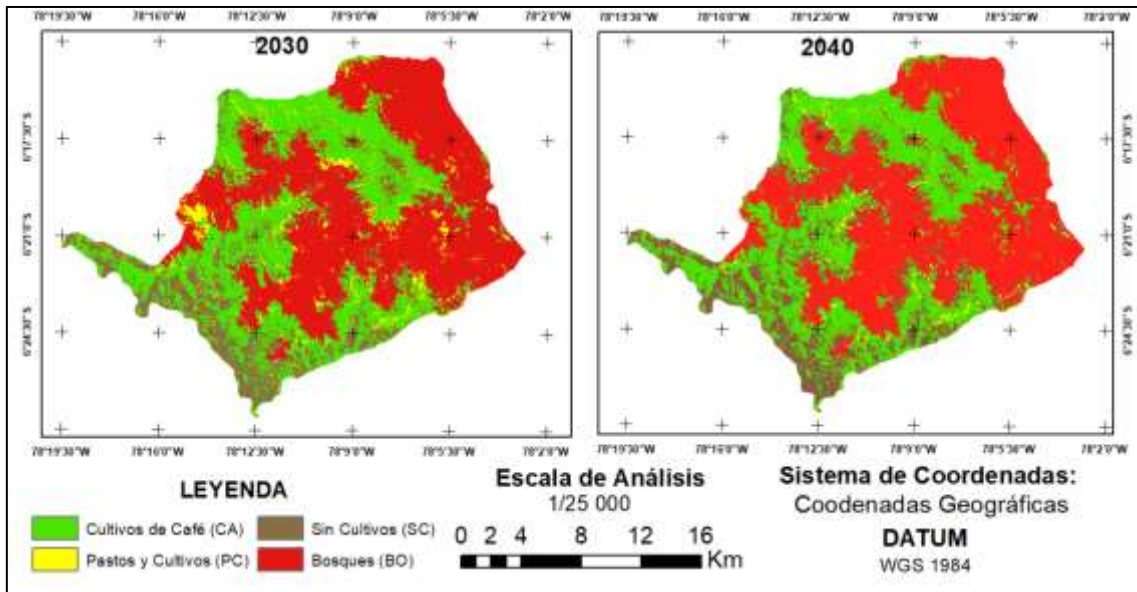


Figura 11: Mapas de cobertura del distrito de Ocumal precedido para el periodo 2030 y 2040.

3.2.1. Tasas de cambio.

Las tasas de cambio para los periodos P3 (2020-2030) y P4 (2030-2040), señalan los posibles cambios de cobertura en el futuro, para P3 se predice que PC tendrá una pérdida de (-11.87%), mientras las demás coberturas tendrán una ganancia de SC (3.06%), CA (2.62%) y BO (0.27%) como señala la tabla 8.

Tabla 8: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio precedido para el periodo (2020-2030).

		2030					TOTAL (Ha)	Pérdida 2020 (Ha)	Tasa de Cambio S (%)
		CA	PC	SC	BO				
2020	CA	9170.55	10.44	261.99	4.23	9447.21	276.66	2.62	
	PC	2840.13	1770.3	1284.3	495.54	6390.27	4619.97	-11.87	
	SC	175.41	9.27	3512.52	107.82	3805.02	292.5	3.06	
	BO	45.36	15.39	82.89	17122.41	17266.05	143.64	0.27	
	TOTAL	12231.45	1805.4	5141.7	17730	36908.55			
	Ganancia 2030 (Ha)	3060.9	35.1	1629.18	607.59	Kappa=0.83			

Para el periodo P4 se predice los posibles cambios de coberturas como, una pérdida de PC (0.70%) y BO (-0.28%), y una ganancia de cobertura para SC (0.98%) y CA (0.68%), tal como señala la tabla 9.

Tabla 9: Matiz de tabulación cruzada, tasa de cambio e índice de cambio predecido para el periodo (2030-2040).

		2040						
2030		CA	PC	SC	BO	TOTAL (Ha)	Pérdida 2030 (Ha)	Tasa de Cambio S (%)
	CA	11637.09	23.76	568.35	2.25	12231.45	594.36	0.68
	PC	773.28	874.53	130.77	26.82	1805.4	930.87	-6.70
	SC	262.98	1.62	4853.43	23.04	5141.07	287.64	0.98
	BO	421.74	2.7	115.65	17190.54	17730.63	540.09	-0.28
	TOTAL	13095.09	902.61	5668.2	17242.65	36908.55		
Ganancia 2040 (Ha)	1458	28.08	814.77	52.11	Kappa=0.95			

En la figura 12 y 13, se muestran la futura dinámica de ganancias y pérdidas de cobertura vegetal por etapas P3 y P4 respectivamente,

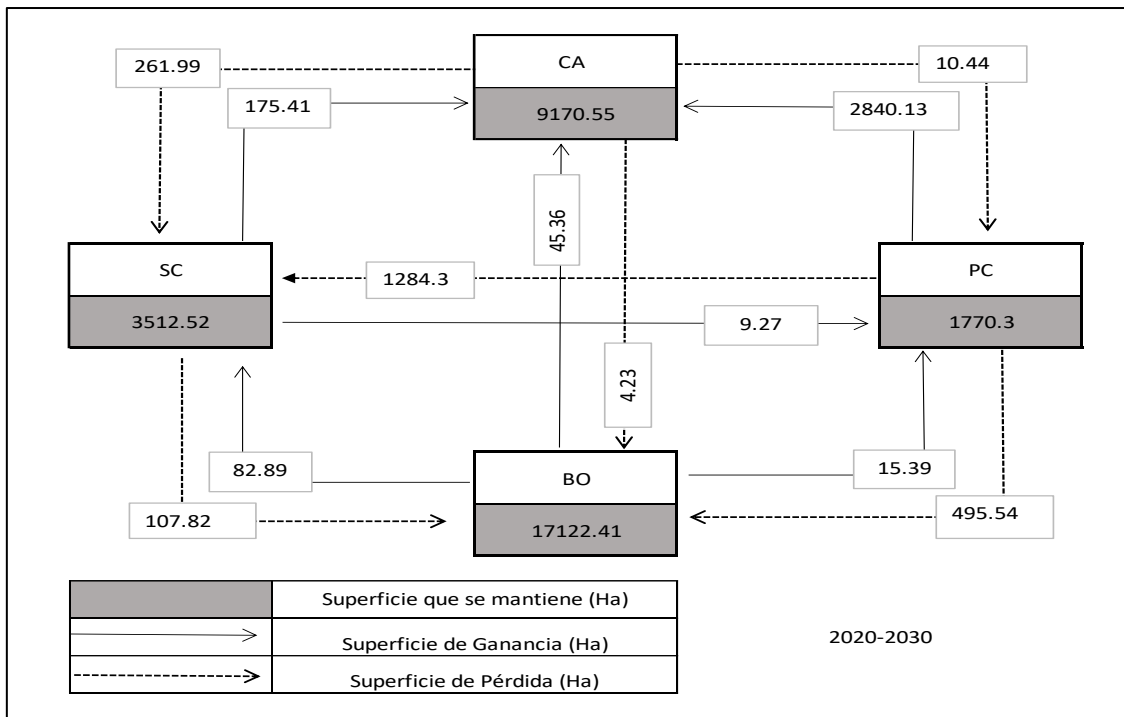


Figura 12: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el tercer periodo (2020-2030).

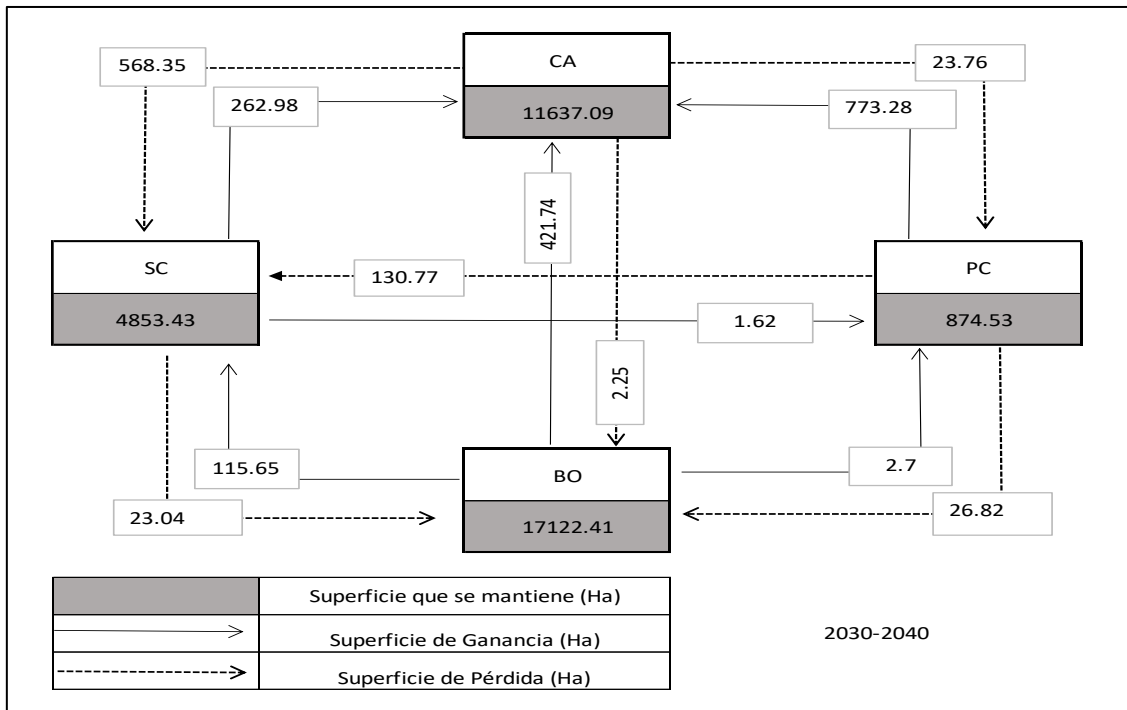


Figura 13: Representación esquemática de los procesos de cambios de cobertura para el cuarto periodo (2030-2040).

IV.DISCUSIONES.

Los cambios de coberturas terrestres es una de las formas más significativas en que los humanos alteran los ecosistemas superficiales (Zhang et al., 2022), impulsados principalmente por las actividades socioeconómicas, para el monitoreo de estos cambios de cobertura a través de los años ha surgido (GEE), una plataforma de recursos informáticos de red basada en la nube de big data, y ha demostrado una fuerte competitividad en los últimos años (Feng et al., 2022).

En este estudio se utilizó la plataforma de GEE para clasificar los tipos de cobertura a través del algoritmo de clasificación Random Forest, teniendo en cuenta criterios de selección de imágenes como el porcentaje de nubosidad (Richards & Belcher, 2020), la reflectancia por cada una de las clases de coberturas, para después evaluar los CUSCV a través del software IDRISI SELVA 17.0, para analizar los cambios tanto para el periodo P1 y P2, donde se aprecia que los cultivos de café aumentan su cobertura en un 12.60% y 7.40%, respectivamente para cada periodo de estudio, esto se ve reflejado en el informe de MINAGRI, (2020) “Perfil Productivo y Competitivo de los Principales Cultivos” donde señala que los cultivos de café en la provincia de Luya para el año 2011 eran de 132200 Ha, para el año 2019 esto aumentó en 260 Ha llegando a ocupar un total de 13480

Ha de cultivos de café dentro de la provincia de Luya, en nuestro país el café es uno de los cultivos más importantes junto con la papa y el arroz (MINAGRI, 2020), Vargas et al., (2021) nos menciona que el café representan el 9 % del PBI agrícola del país, y sigue creciendo ya que es un producto socialmente económico, por lo que MINAGRI menciona existen aproximadamente 224 000 agricultores que cultivan café, al ser un producto económicamente rentable, a pesar que como señala Morales et al., (2023) en el 2013 los cultivos de café fue afectado por la enfermedad de la Roya (*Hemileia vastatrix*), la cual ha generado grandes pérdidas económicas, por lo que fue necesario rotar y sustituir variedades, buscar genotipos y cultivares con mayor resistencia, en 2022 MIDAGRI señaló un tercio del empleo agrícola está relacionado al mercado del café, y el 80% de la producción se exporta a través de compañías exportadoras, siendo este producto agrícola socioeconómico rentable a nivel nacional e internacional (Morales et al., 2023), los resultados obtenidos en esta investigación para la clase de cultivos de café es un claro ejemplo de lo que menciona Trollman et al., (2022), que el café es uno de los productos básicos comercializados más valiosos del mundo, lo que lo convierte en un factor impulsor de la economía mundial.

Las demás clases de coberturas en este estudio a diferencia de los cultivos del café, aumentan y disminuyen en los diferentes periodos de estudio, como PC aumenta en 1.74% para P1 y disminuye en -5.06% para P2, al igual que BO aumenta en 1.14% para P1 y disminuye en -2.10% para P2, según Trisurat et al., (2019) la pérdida de pastos y bosques en los últimos años se debe al desarrollo de infraestructura que acompaña aumentó la presión sobre la biodiversidad, más la expansión de tierras de cultivos como señala Liu et al., (2023), los cultivos permanentes como el café es una de las causas de la pérdida de bosques a través de la extensificación e intensificación agrícola (Imron et al., 2022).

Para la clase SC a diferencia de las demás clases esta disminuye en -30.76% para P1 y aumenta en 35.13% para P2, el aumento de áreas sin cultivos es la creación de carreteras y al crecimiento demográfico (Clerici et al., 2020), según Wade et al., (2020), la expansión agrícola ha demostrado ser un impulsor dominante de la deforestación y generar espacios sin cultivos, el aumento de las áreas sin cultivos también se debe a una degradación excesiva por los incendios principalmente por actividades humanas, en el proceso de expansión de las áreas agrícolas (Alawamy et al., 2020)

Para predecir los cambios de cobertura para el 2030 y 2040 se utilizó el complemento MOLUSCE en GIS de código abierto (QGIS), el complemento MOLUSCE es un modelo de código abierto para QGIS 2.0 y superior, desarrollado por Asia Air Survey para analizar, modelar y simular cambios de cobertura/uso del suelo (Muhammad et al., 2022), considerando el análisis, la evaluación y la predicción CUSCV utilizando el complemento QGIS MOLUSCE y los grandes datos de detección remota revelaron, un aumento en CA de 2.62% y 0.28% para P3 y P4 respectivamente este aumento se predice principalmente porque según Manson et al., (2022), los cultivos de café uno de los cultivos económicamente más importantes para los agricultores, es posible que el cultivo del café no proporcione sustento, pero proporciona ingresos a 25 millones de agricultores en todo el mundo por lo cual se predice una expansión, por otro lado la clase de PC se predice una disminución de -11.87% y -6.70% para P3 y P4 respectivamente; para la clase SC se predice que tendrá un aumento de 3.06% y 0.98 mientras que la clase BO se predice un aumento de 0.27% para P3 y una disminución de -0.28% para P4, estos resultados donde se predice el aumento de la actividad agrícola y la disminución de los bosques concuerda con Saputra & Lee, (2019), que señalan, que la industrialización ha cambiado el uso de la tierra en la mayoría de las áreas, seguida por la expansión agrícolas, el interés humano y desarrollo que cambia la tierra a usos más productivos, como agricultura o tipos industriales, en lugar de preservarla como bosque.

V. CONCLUSIONES.

Procesar datos de Landsat en GEE son eficientes, rápidos y adecuados para estudios de dinámica de los cambios de coberturas, además, la buena resolución espacial y temporal de los datos de Landsat resultan adecuados para un análisis de cambios en periodos cortos y largos, ayudando a mostrar la dinámica multitemporales de los cambios de coberturas a través del tiempo.

Los mapas de coberturas obtenidos de GEE y los simulados a través del plugin Molusce en Qgis 2.18, indican un claro aumento en lo que son los cultivos de café a través de los distintos periodos de estudio, el cual se ve reflejado porque es la principal actividad económica del distrito de Ocumal.

Se determino el principal cambio de coberturas para el periodo 2010-2020 donde las clases CA y SC aumentan, lo cual es evidencia por el aumento del valor económico y la demanda del café en el mercado junto al desarrollo del distrito a través de las vías de comunicación.

A través de la simulación que se realizó para el periodo 2030-2040, y analizando el tas lasas de cambio los cultivos de café y las áreas sin cultivos son las únicas que presentan una tasa de crecimiento positivas, mientras que los pastos y bosques tienden a tener una tasa de cambio negativa, esto se debe principalmente por las vías como carreteras para el comercio y producción de la principal actividad económica del distrito.

VI.RECOMENDACIONES.

Se recomienda que para estudios adicionales de predicción de cambios de cobertura al futuro se podrían emplear más variables espaciales y socioeconómicas, como la variabilidad climática, el desarrollo económico, el avance tecnológico, la economía política y el producto bruto interno (PBI) para proporcionar información más suficiente y valiosa sobre los impactos positivos y negativos de las diferentes clases de coberturas en el futuro.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- Alawamy, J. S., Balasundram, S. K., Mohd. Hanif, A. H., & Boon Sung, C. T. (2020). Detecting and Analyzing Land Use and Land Cover Changes in the Region of Al-Jabal Al-Akhdar, Libya Using Time-Series Landsat Data from 1985 to 2017. *Sustainability*, 12(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/su12114490>
- Arce, A., de Haan, S., Juarez, H., Burra, D. D., Plasencia, F., Ccanto, R., Polreich, S., & Scurrah, M. (2019). The Spatial-Temporal Dynamics of Potato Agrobiodiversity in the Highlands of Central Peru: A Case Study of Smallholder Management across Farming Landscapes. *Land*, 8(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/land8110169>
- Armenteras, D., Murcia, U., González, T. M., Barón, O. J., & Arias, J. E. (2019). Scenarios of land use and land cover change for NW Amazonia: Impact on forest intactness. *Global Ecology and Conservation*, 17, e00567. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00567>
- Auffret, A. G., Kimberley, A., Plue, J., & Waldén, E. (2018). Super-regional land-use change and effects on the grassland specialist flora. *Nature Communications*, 9(1), 3464. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-05991-y>
- Baig, M. F., Mustafa, M. R. U., Baig, I., Takaijudin, H. B., & Zeshan, M. T. (2022). Assessment of Land Use Land Cover Changes and Future Predictions Using CA-ANN Simulation for Selangor, Malaysia. *Water*, 14(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/w14030402>
- Barboza Castillo, E., Turpo Cayo, E. Y., de Almeida, C. M., Salas López, R., Rojas Briceño, N. B., Silva López, J. O., Barrena Gurbillón, M. Á., Oliva, M., & Espinoza-Villar, R. (2020). Monitoring Wildfires in the Northeastern Peruvian Amazon Using Landsat-8 and Sentinel-2 Imagery in the GEE Platform. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100564>
- Bielecka, E. (2020). GIS Spatial Analysis Modeling for Land Use Change. A Bibliometric Analysis of the Intellectual Base and Trends. *Geosciences*, 10(11), 421. <https://doi.org/10.3390/geosciences10110421>
- Burra, D. D., Parker, L., Than, N. T., Phengsavanh, P., Long, C. T. M., Ritzema, R. S., Sagemueller, F., & Douxchamps, S. (2021). Drivers of land use complexity along an agricultural transition gradient in Southeast Asia. *Ecological Indicators*, 124, 107402. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107402>

- Chen, C., He, X., Liu, Z., Sun, W., Dong, H., & Chu, Y. (2020). Analysis of regional economic development based on land use and land cover change information derived from Landsat imagery. *Scientific Reports*, *10*(1), 12721. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69716-2>
- Chowdhury, M., Hasan, M. E., & Abdullah-Al-Mamun, M. M. (2020). Land use/land cover change assessment of Halda watershed using remote sensing and GIS. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *23*(1), 63-75. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.11.003>
- Clerici, N., Armenteras, D., Kareiva, P., Botero, R., Ramírez-Delgado, J. P., Forero-Medina, G., Ochoa, J., Pedraza, C., Schneider, L., Lora, C., Gómez, C., Linares, M., Hirashiki, C., & Biggs, D. (2020). Deforestation in Colombian protected areas increased during post-conflict periods. *Scientific Reports*, *10*(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61861-y>
- DB-City. (2022). *Ocumal, Luya, Amazonas, Perú—Ciudades y pueblos del mundo*. Recuperado 27 de junio de 2022, de <https://es.db-city.com/es.db-city.com/Per%C3%BA--Amazonas--Luya--Ocumal>
- Escobedo-Monge, M. A., Aparicio, S., Valencia Ramos, M., Escobedo-Monge, M. F., Parodi-Román, J., García-Llatas, L. F., & Marquina Pozo, R. (2022). Land Vulnerability, Risk Zoning, and Ecological Protection in the Protection Forest of Pagaibamba (Peru). *Forests*, *13*(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/f13030436>
- Feng, S., Li, W., Xu, J., Liang, T., Ma, X., Wang, W., & Yu, H. (2022). Land Use/Land Cover Mapping Based on GEE for the Monitoring of Changes in Ecosystem Types in the Upper Yellow River Basin over the Tibetan Plateau. *Remote Sensing*, *14*(21), Article 21. <https://doi.org/10.3390/rs14215361>
- Gedefaw, A., Atzberger, C., Bauer, T., Agegnehu, S., & Mansberger, R. (2020). Analysis of Land Cover Change Detection in Gozamin District, Ethiopia: From Remote Sensing and DPSIR Perspectives. *Sustainability*, *12*(11), 4534. <https://doi.org/10.3390/su12114534>
- Heredia-R, M., Torres, B., Cabrera-Torres, F., Torres, E., Díaz-Ambrona, C. G. H., & Pappalardo, S. E. (2021). Land Use and Land Cover Changes in the Diversity and Life Zone for Uncontacted Indigenous People: Deforestation Hotspots in the Yasuní Biosphere Reserve, Ecuadorian Amazon. *Forests*, *12*(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/f12111539>

- Hersperger, A. M., Oliveira, E., Pagliarin, S., Palka, G., Verburg, P., Bolliger, J., & Grădinaru, S. (2018). Urban land-use change: The role of strategic spatial planning. *Global Environmental Change*, *51*, 32-42. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2018.05.001>
- Hunt, D. A., Tabor, K., Hewson, J. H., Wood, M. A., Reymondin, L., Koenig, K., Schmitt-Harsh, M., & Follett, F. (2020). Review of Remote Sensing Methods to Map Coffee Production Systems. *Remote Sensing*, *12*(12), 2041. <https://doi.org/10.3390/rs12122041>
- International Coffee Organization (ICO). (2021). Recuperado 1 de mayo de 2022, de <https://www.ico.org/>
- Imron, M. A., Campera, M., Al Bihad, D., Rachmawati, F. D., Nugroho, F. E., Budiadi, B., Wianti, K. F., Suprpto, E., Nijman, V., & Nekarlis, K. a. I. (2022). Bird Assemblages in Coffee Agroforestry Systems and Other Human Modified Habitats in Indonesia. *Biology*, *11*(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/biology11020310>
- Islam, K., Rahman, Md. F., & Jashimuddin, M. (2018). Modeling land use change using Cellular Automata and Artificial Neural Network: The case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. *Ecological Indicators*, *88*, 439-453. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.047>
- Kafy, A.-A., Dey, N. N., Al Rakib, A., Rahaman, Z. A., Nasher, N. M. R., & Bhatt, A. (2021). Modeling the relationship between land use/land cover and land surface temperature in Dhaka, Bangladesh using CA-ANN algorithm. *Environmental Challenges*, *4*, 100190. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100190>
- Liu, X., Li, X., & Bao, H. (2023). Time Ring Data: Definition and Application in Spatio-Temporal Analysis of Urban Expansion and Forest Loss. *Remote Sensing*, *15*(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/rs15040972>
- Manson, S., Nekarlis, K. a. I., Hedger, K., Balestri, M., Ahmad, N., Adinda, E., Budiadi, B., Imron, M. A., Nijman, V., & Campera, M. (2022). Flower Visitation Time and Number of Visitor Species Are Reduced by the Use of Agrochemicals in Coffee Home Gardens. *Agronomy*, *12*(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/agronomy12020509>

- MIDAGRI. (2021). Recuperado 1 de mayo de 2022, de <https://www.midagri.gob.pe/portal/485-feria-scaa/10775-el-cafe-peruano>
- MINAGRI. (2020). Recuperado 2 de mayo de 2023, de <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiMDNmYzU1Y2ItM2I1Ny00Y2E5LWZlOGMtM2Y4Y2VmNmZiNWQzIiwidCI6IjNmMmVjNzZlLWxYjEtNDEzYy05ZmY5LTRjOWY3MDA1OWYxOCJ9>
- MINAM. (2014). *Informe Final del Proyecto: Análisis de las Dinámicas de Cambio de Cobertura de la tierra en la Comunidad Andina*. Lima, Perú: MINAM.
- MINAM. (2021). *NIVEL DE REFERENCIA DE EMISIONES FORESTALES POR DE.pdf*. Recuperado 20 de julio de 2022, de https://redd.unfccc.int/files/nref_peru_final.pdf
- Mishra, P. K., Rai, A., & Rai, S. C. (2020). Land use and land cover change detection using geospatial techniques in the Sikkim Himalaya, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 23(2), 133-143. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2019.02.001>
- Morales-Aranibar, L., Yucra, F. E. Y., Estrada, N. M. P., Flores, P. Q., Zevallos, R. N. M., Zegarra, J. C. L., Trujillo, U. P., Aranibar, C. G. M., Gonzales, H. H. S., Aguilera, J. G., Argente-Martínez, L., & Vinent, S. N. (2023). Production of New Biopesticides from *Cymbopogon citratus* for the Control of Coffee Rust (*Hemileia vastatrix*) under Laboratory and Field Conditions. *Plants*, 12(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/plants12051166>
- Muhammad, R., Zhang, W., Abbas, Z., Guo, F., & Gwiazdzinski, L. (2022). Spatiotemporal Change Analysis and Prediction of Future Land Use and Land Cover Changes Using QGIS MOLUSCE Plugin and Remote Sensing Big Data: A Case Study of Linyi, China. *Land*, 11(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/land11030419>
- Naikoo, M. W., Rihan, M., Ishtiaque, M., & Shahfahad. (2020a). Analyses of land use land cover (LULC) change and built-up expansion in the suburb of a metropolitan city: Spatio-temporal analysis of Delhi NCR using landsat datasets. *Journal of Urban Management*, 9(3), 347-359. <https://doi.org/10.1016/j.jum.2020.05.004>
- Naikoo, M. W., Rihan, M., Ishtiaque, M., & Shahfahad. (2020b). Analyses of land use land cover (LULC) change and built-up expansion in the suburb of a metropolitan

- city: Spatio-temporal analysis of Delhi NCR using landsat datasets. *Journal of Urban Management*, 9(3), 347-359. <https://doi.org/10.1016/j.jum.2020.05.004>
- Pizarro, S. E., Pricope, N. G., Vargas-Machuca, D., Huanca, O., & Ñaupari, J. (2022). Mapping Land Cover Types for Highland Andean Ecosystems in Peru Using Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 14(7), Article 7. <https://doi.org/10.3390/rs14071562>
- Pontius, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2), 251-268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Rasool, R., Fayaz, A., Shafiq, M. ul, Singh, H., & Ahmed, P. (2021). Land use land cover change in Kashmir Himalaya: Linking remote sensing with an indicator based DPSIR approach. *Ecological Indicators*, 125, 107447. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107447>
- Rettore de Araujo Zanella, A., da Silva, E., & Pessoa Albin, L. C. (2020). Security challenges to smart agriculture: Current state, key issues, and future directions. *Array*, 8, 100048. <https://doi.org/10.1016/j.array.2020.100048>
- Richards, D. R., & Belcher, R. N. (2020). Global Changes in Urban Vegetation Cover. *Remote Sensing*, 12(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/rs12010023>
- Rojas Briceño, N. B., Castillo, E. B., Quintana, J. L. M., Cruz, S. M. O., & López, R. S. (2019). Deforestación en la Amazonía peruana: Índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 0(81). <https://doi.org/10.21138/bage.2538a>
- Ruiz, I., & Sanz-Sánchez, M. J. (2020). Effects of historical land-use change in the Mediterranean environment. *Science of The Total Environment*, 732, 139315. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139315>
- Salas López, R., Gómez Fernández, D., Silva López, J. O., Rojas Briceño, N. B., Oliva, M., Terrones Murga, R. E., Iliquin Trigo, D., Barboza Castillo, E., & Barrena Gurbillón, M. Á. (2020). Land Suitability for Coffee (*Coffea arabica*) Growing in Amazonas, Peru: Integrated Use of AHP, GIS and RS. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11), 673. <https://doi.org/10.3390/ijgi9110673>
- Saputra, M. H., & Lee, H. S. (2019). Prediction of Land Use and Land Cover Changes for North Sumatra, Indonesia, Using an Artificial-Neural-Network-Based Cellular Automaton. *Sustainability*, 11(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/su11113024>

- Tan, J., Yu, D., Li, Q., Tan, X., & Zhou, W. (2020). Spatial relationship between land-use/land-cover change and land surface temperature in the Dongting Lake area, China. *Scientific Reports*, *10*(1), 9245. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-66168-6>
- Trisurat, Y., Shirakawa, H., & Johnston, J. M. (2019). Land-Use/Land-Cover Change from Socio-Economic Drivers and Their Impact on Biodiversity in Nan Province, Thailand. *Sustainability*, *11*(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/su11030649>
- Trollman, H., Garcia-Garcia, G., Jagtap, S., & Trollman, F. (2022). Blockchain for Ecologically Embedded Coffee Supply Chains. *Logistics*, *6*(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/logistics6030043>
- Vargas, R., Fonseca, C., Hareau, G., Ordinola, M., Pradel, W., Robiglio, V., & Suarez, V. (2021). Health crisis and quarantine measures in Peru: Effects on livelihoods of coffee and potato farmers. *Agricultural Systems*, *187*, 103033. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.103033>
- Wade, C. M., Austin, K. G., Cajka, J., Lapidus, D., Everett, K. H., Galperin, D., Maynard, R., & Sobel, A. (2020). What Is Threatening Forests in Protected Areas? A Global Assessment of Deforestation in Protected Areas, 2001–2018. *Forests*, *11*(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/f11050539>
- Wu, H., Lin, A., Xing, X., Song, D., & Li, Y. (2021). Identifying core driving factors of urban land use change from global land cover products and POI data using the random forest method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *103*, 102475. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102475>
- Zevallos, J., & Lavado-Casimiro, W. (2022). Climate Change Impact on Peruvian Biomes. *Forests*, *13*(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/f13020238>
- Zhang, C., Zhao, L., Zhang, H., Chen, M., Fang, R., Yao, Y., Zhang, Q., & Wang, Q. (2022). Spatial-temporal characteristics of carbon emissions from land use change in Yellow River Delta region, China. *Ecological Indicators*, *136*, 108623. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108623>
- Zhang, R., Zhao, X., Zhang, C., & Li, J. (2020). Impact of Rapid and Intensive Land Use/Land Cover Change on Soil Properties in Arid Regions: A Case Study of Lanzhou New Area, China. *Sustainability*, *12*(21), 9226. <https://doi.org/10.3390/su12219226>

ANEXOS.



Imagen 01: Recopilación de puntos de entrenamiento para la clasificación supervisada 1



Imagen 2: Recopilación de puntos de entrenamiento para la clasificación supervisada 2



Imagen 3: Recopilación de puntos de entrenamiento para la clasificación supervisada 3

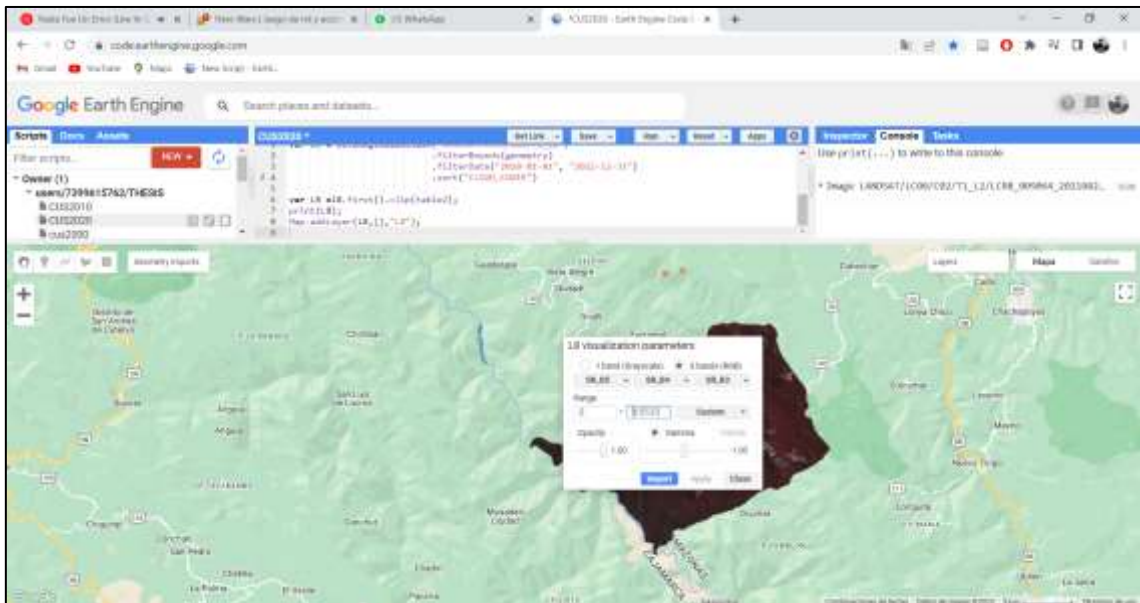


Imagen 4: selección de imágenes satelitales en Google Earth Engine (GEE).

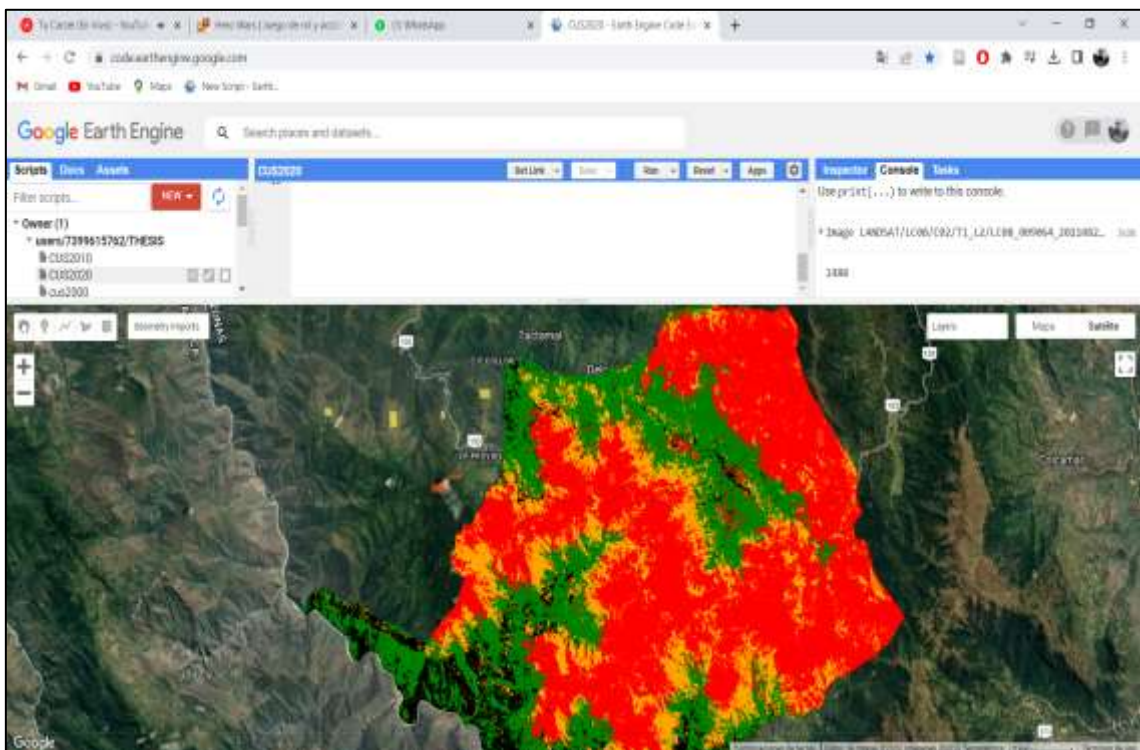


Imagen 5: Clasificación de coberturas en Google Earth Engine (GEE).

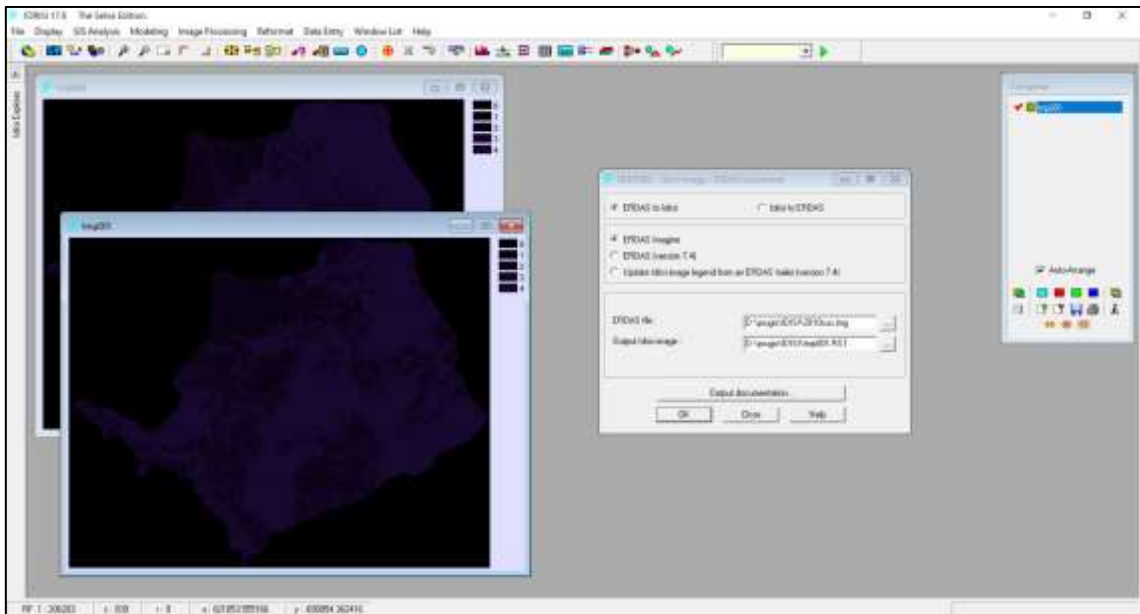


Imagen 6: Tabulación cruzada realizado en IDRISI SELVA 17.0

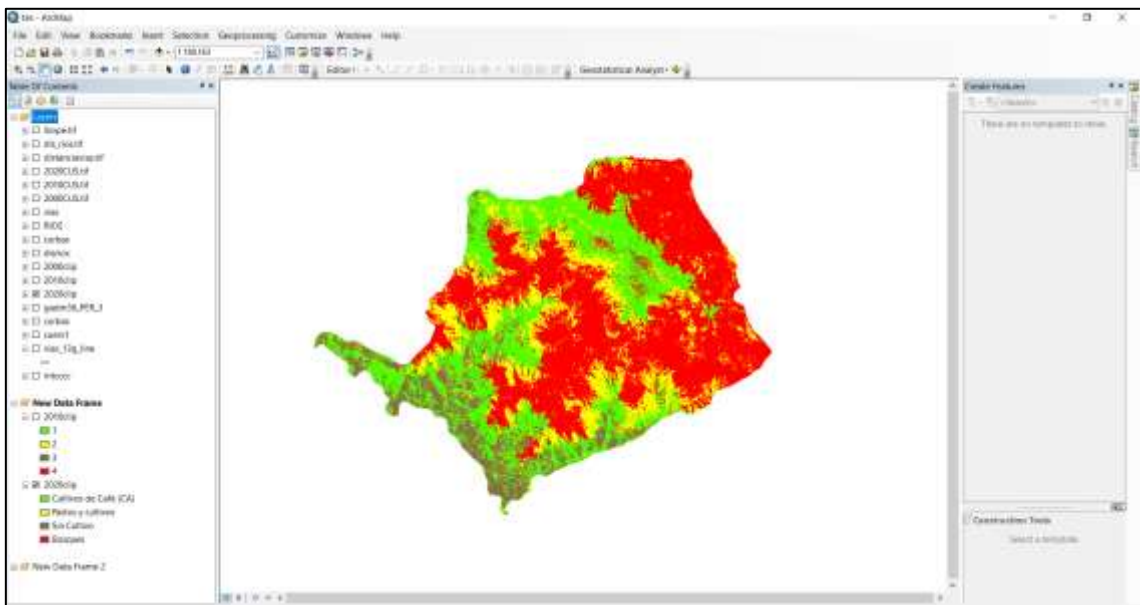


Imagen 7: Clasificación en ArcGis para presentación finales.

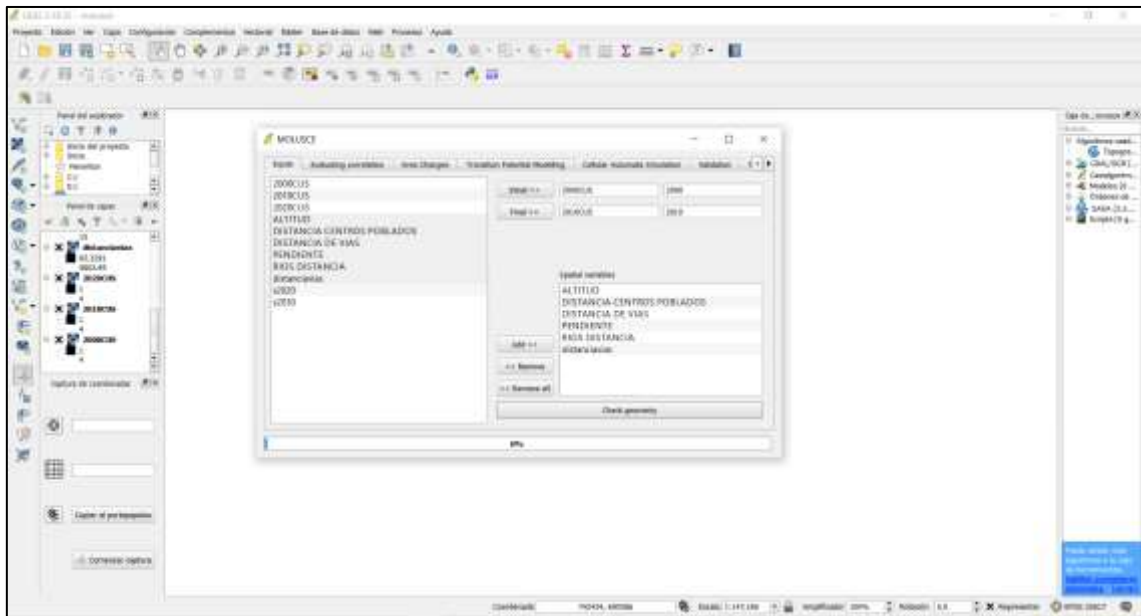


Imagen 8: Predicción de coberturas realizado en Qgis a través del complemento Molusc Plugin.