

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



**FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AGRÓNOMA**

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

**ANÁLISIS TEMPORAL DE ÁREAS AGRÍCOLAS Y  
URBANAS MEDIANTE GOOGLE EARTH ENGINE (GEE)  
E IDRISI EN LAS COMUNIDADES CAMPESINAS DEL  
MAINO Y LEVANTO, CHACHAPOYAS**

**Autor: Bach. Anderson Mendoza Sifuentes**

**Asesor: Ing. MSc. Jaris Emmanuel Veneros Guevara**

**Registro: (...)**

**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

#### 1. Datos de autor 1

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): MENDOZA SIENENTES ANDERSON  
DNI N°: 70097478  
Correo electrónico: 7009747861@untrm.edu.pe  
Facultad: DE INGENIERIA Y CIENCIAS AGRARIAS  
Escuela Profesional: DE INGENIERIA AGRONOMA

#### Datos de autor 2

Apellidos y nombres (tener en cuenta las tildes): \_\_\_\_\_  
DNI N°: \_\_\_\_\_  
Correo electrónico: \_\_\_\_\_  
Facultad: \_\_\_\_\_  
Escuela Profesional: \_\_\_\_\_

#### 2. Título de la tesis para obtener el Título Profesional

ANÁLISIS TEMPORAL DE ÁREAS AGRÍCOLAS Y URBANAS MEDIANTE GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) E IORSI EN LAS COMUNIDADES CAMPESINAS DEL MAIZO Y LEVANTO, CHACHAPOYAS

#### 3. Datos de asesor 1

Apellidos y nombres: VENEROS GUEVARA JARIS EMMANUEL M.Sc.  
DNI, Pasaporte, C.E.N°: 46145659  
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) h44 ps : 116scid.org/0000-0001-6981-4078

#### Datos de asesor 2

Apellidos y nombres: \_\_\_\_\_  
DNI, Pasaporte, C.E.N°: \_\_\_\_\_  
Open Research and Contributor-ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-9670-0970>) \_\_\_\_\_

#### 4. Campo del conocimiento según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos-OCDE (ejemplo: Ciencias médicas, Ciencias de la Salud-Medicina básica-Inmunología)

[https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde\\_ford.html](https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html)

4.00.00 - Ciencias agrícolas 4.01.00 - Agricultura, Silvicultura, Pesquería  
4.01.01 - Agricultura 4.01.06 - Agronomía.

#### 5. 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.

#### 6. 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, 13, FEBRERO, 2023

Firma del autor 1

Firma del Asesor 1

Firma del autor 2

Firma del Asesor 2

## **DEDICATORIA**

En primer lugar, a Dios por darme vida, salud, conocimiento, inteligencia y por guiarme para enfrentar los retos y obstáculos que se presentan constantemente.

A mis padres Rosa Alvina Sifuentes Portocarrero y Luis Rodríguez Cotrina, quienes con su paciencia, amor y esfuerzo me han apoyado para cumplir esta meta, gracias por inculcarme la perseverancia y valentía, para no temer las adversidades porque Dios siempre está conmigo.

A mis hermanos Percy Mendoza Sifuentes y Elvis Fernando Rodríguez Sifuentes, por su cariño y apoyo incondicional, durante todo este proceso, por estar conmigo en todo momento gracias.

Finalmente, a toda mi familia porque con sus consejos y palabras de aliento hicieron de mí una mejor persona y de una u otra forma me acompañan en todos mis sueños y metas.

## **AGRADECIMIENTO**

Quiero expresar mi gratitud a Dios, quien siempre nos cuida, protege y guía para ser mejores cada día. Gracias por darme la inteligencia, fuerza y voluntad para cumplir con éxito una meta más en vida.

A mis padres por ser mi pilar fundamental y haberme apoyado incondicionalmente, pese a las adversidades e inconvenientes que se presentaron durante este trayecto de mi vida.

Mi más sincero agradecimiento y admiración a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, por acogerme en las aulas y brindarme la formación profesional.

Mi grande y sincero agradecimiento a mi asesor MSc. Jaris Emmanuel Veneros Guevara, quien con su dirección, conocimiento, enseñanza y colaboración permitió el desarrollo de esta investigación.

A mis amigos y colegas que me ayudaron de una manera desinteresada, gracias infinitas por toda su ayuda y buena voluntad.

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

**Ph.D. JORGE LUIS MAICELO QUINTANA  
RECTOR**

**Dr. OSCAR ANDRÉS GAMARRA TORRES  
VICERRECTOR ACADÉMICO**

**Dra. MARÍA NELLY LUJÁN ESPINOZA  
VICERRECTORA DE INVESTIGACIÓN**

**Dr. ERICK ALDO AUQUIÑIVIN SILVA  
DECANO DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS**

## VISTO BUENO DEL ASESOR DE LA TESIS



### ANEXO 3-L

#### VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM (κ)/Profesional externo ( ), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada ANÁLISIS TEMPORAL DE ÁREAS AGRÍCOLAS Y URBANAS MEDIANTE GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) E IORISI EN LAS COMUNIDADES CAMPESINAS DEL MAINO Y LEVANTO, CHACHAPOYAS. del egresado ANDERSON MENDOZA SIRHENTES de la Facultad de INGENIERIA Y CIENCIAS AGRARIAS Escuela Profesional de INGENIERIA AGRÓNOMA 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, 13 de FEBRERO de 2023



  
Firma y nombre completo del Asesor

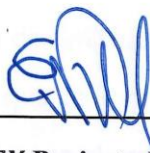
**JURADO EVALUADOR DE LA TESIS**



---

**Ph.D. Ligia Magali García Rosero**

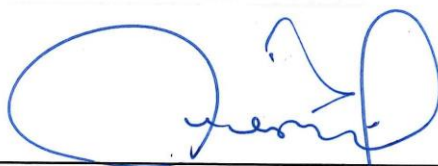
**PRESIDENTA**



---

**MSc. Eli Pariente Mondragón**

**SECRETARIO**



---

**Ph.D. Santos Triunfo Leiva Espinoza**

**VOCAL**

# CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS



## UNTRM

REGLAMENTO GENERAL  
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE  
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

### ANEXO 3-Q

#### CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

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

ANÁLISIS TEMPORAL DE ÁREAS AGRÍCOLAS Y HERBANAS MEDIANTE  
GOOGLE EARTH ENGINE (GEE) E IDRISI EN LAS COMUNIDADES CAMPESINAS  
DEL MAINO Y LEVANCO, CHACHAPOYAS  
presentada por el estudiante ( )/egresado (x) ANDERSON MENDOZA SIFUENTES

de la Escuela Profesional de INGENIERIA AGRONOMA


con correo electrónico institucional 7009741867@untrm.edu.pe

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

- La citada Tesis tiene 19 % 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, 10 de Abril del 2023

  
SECRETARIO

  
VOCAL

  
PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

.....  
.....



# ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS



**UNTRM**

**REGLAMENTO GENERAL**  
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE  
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

## ANEXO 3-5

### ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

En la ciudad de Chachapoyas, el día 21 de abril del año 2023, siendo las 3:00 horas, el aspirante: Anderson Mendoza Sifuentes, asesorado por Ing. Mg. Sc. Jaris Emmanuel Venegas Guevara defiende en sesión pública presencial () / a distancia ( ) la Tesis titulada: Análisis temporal de áreas agrícolas y urbanas mediante Google Earth Engine (GEE) e IDRISI en las comunidades campesinas del Matuc y Levanto, Chachapoyas, para obtener el Título Profesional de Ingeniero Agrónomo, a ser otorgado por la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas; ante el Jurado Evaluador, constituido por:

Presidente: Ph.D. Ligia Magali García Rosero

Secretario: Mg.Sc. Eli Pariente

Vocal: Ph.D. Santos Triunfo Leiva Espinoza

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.

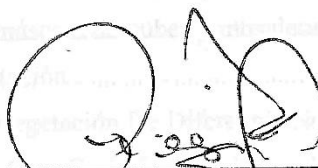
Seguidamente, a puerta cerrada, el Jurado Evaluador determinó la calificación global concedida a la sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional, en términos de:

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 4:10 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 PUBLICACIÓN DE LA TESIS EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL DE LA UNTRM.....	ii
DEDICATORIA .....	iii
AGRADECIMIENTO .....	iv
AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS .....	v
VISTO BUENO DEL ASESOR DE LA TESIS .....	vi
JURADO EVALUADOR DE LA TESIS .....	vii
CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS.....	viii
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS.....	ix
ÍNDICE.....	x
ÍNDICE DE TABLAS .....	xiii
ÍNDICE DE FIGURAS .....	xiv
RESUMEN .....	xv
ABSTRACT.....	xvi
I. INTRODUCCIÓN.....	17
II. MATERIAL Y MÉTODOS .....	20
2.1. Área de estudio.....	20
2.2. Materiales y equipos .....	20
2.3. Recolección de datos en campo .....	21
2.4. Procesamiento de datos.....	21
2.4.1. Descarga de puntos.....	21
2.4.2. Categorías de estudio.....	21
2.4.3. Cargado de la base de datos a Google Earth Engine .....	22
2.5. Diseño metodológico .....	22
2.6. Procesamiento en Google Earth Engine.....	23

2.6.1. Selección de la colección de imágenes en GEE.....	23
2.6.1.1. Colección Landsat.....	24
2.6.2. Generación de máscara de nubes y mosaicos .....	25
2.6.3. Índices de vegetación.....	25
2.6.3.1. Índice De Vegetación De Diferencia Normalizada (NDVI).....	26
2.6.3.2. Índice Del Agua De Diferencia Normalizada (NDWI) .....	26
2.6.3.3. Índice de vegetación ajustado al suelo.....	26
2.6.4. Random Forest .....	27
2.6.5. Matriz de exactitud temática.....	27
2.6.6. Matriz de Transición .....	28
2.6.7. Proyección de pérdida de cobertura al 2030 .....	29
III. RESULTADOS.....	31
3.1. Matriz de exactitud Temática.....	31
3.2. Clasificación cobertura en el año de 1995 en las comunidades del Maino y levanto. ....	33
3.3. Clasificación cobertura en el año de 2007 en las comunidades del Maino y levanto. ....	34
3.4. Clasificación cobertura en el año de 2016 en las comunidades del Maino y levanto. ....	35
3.5. Clasificación cobertura en el año de 2021 en las comunidades del Maino y levanto. ....	35
3.6. Tasas de cambios de cobertura en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto .....	42
3.7. Cambios de cobertura al 2030.....	44
IV. DISCUSIÓN .....	48
V. CONCLUSIONES .....	52
VI. RECOMENDACIONES.....	53
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	54

ANEXOS ..... 62

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Materiales, equipos y programas usados en la investigación. ....	21
<b>Tabla 2.</b> Colección Landsat.....	24
<b>Tabla 3.</b> Matriz de Confusión para exactitud temática .....	27
<b>Tabla 4.</b> Valores del índice Kappa .....	28
<b>Tabla 5.</b> Matriz de Transición.....	29
<b>Tabla 6.</b> Matriz de exactitud temática Global.....	31
<b>Tabla 7.</b> Matriz de exactitud temática para el año 2021 .....	32
<b>Tabla 8.</b> Matriz de exactitud temática para el año 2016 .....	32
<b>Tabla 9.</b> Matriz de exactitud temática par el año 2007 .....	33
<b>Tabla 10.</b> Matriz de exactitud temática para el año 1995 .....	33
<b>Tabla 11.</b> Clasificación de cobertura de 1995.....	34
<b>Tabla 12.</b> Clasificación de cobertura 2007 .....	34
<b>Tabla 13.</b> Clasificación de cobertura de 2016.....	35
<b>Tabla 14.</b> Clasificación de cobertura del año 2021 .....	36
<b>Tabla 15.</b> Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 1995 al 2007 .....	42
<b>Tabla 16.</b> Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 2007 al 2016.....	43
<b>Tabla 17.</b> Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 2016 al 2021 .....	44
<b>Tabla 18.</b> Probabilidad de cambio de cobertura Márkov .....	44
<b>Tabla 19.</b> Mapa de cobertura proyectado al 2030.....	45
<b>Tabla 20.</b> Matriz de transición al año 2030.....	45

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> <i>Mapa de Ubicación del área de estudio en las Comunidad campesina de Levanto y San Isidro del Maino</i> .....	20
<b>Figura 2.</b> <i>Flujograma de trabajo</i> .....	23
<b>Figura 3.</b> <i>Longitudes de onda del espectro electromagnético</i> .....	25
<b>Figura 4.</b> <i>Dinámica de cambios de cobertura de 1995 al 2021</i> .....	36
<b>Figura 5.</b> <i>Cambios de cobertura en las comunidades del San Isidro del Maino y Levanto</i> .....	37
<b>Figura 6.</b> <i>Mapa de cobertura de 1995</i> .....	38
<b>Figura 7.</b> <i>Mapa de cobertura del año 2007</i> .....	39
<b>Figura 8.</b> <i>Clasificación de cobertura para el 2016</i> .....	40
<b>Figura 9.</b> <i>Clasificación de cobertura del 2021</i> .....	41
<b>Figura 10.</b> <i>Mapa de cobertura proyectada al 2030</i> .....	47
<b>Figura 11.</b> <i>Áreas Artificiales</i> .....	62
<b>Figura 12.</b> <i>Área Artificiales y Plantaciones forestales</i> .....	62
<b>Figura 13.</b> <i>Plantaciones forestales</i> .....	63
<b>Figura 14.</b> <i>Bosque Relicto Y Arbustos</i> .....	63
<b>Figura 15.</b> <i>Agricultura (pastos)</i> .....	64
<b>Figura 16.</b> <i>Cuerpos de agua</i> .....	64
<b>Figura 17.</b> <i>Suelo desnudo (escasa vegetación)</i> .....	65
<b>Figura 18.</b> <i>Pastizales Montanosos</i> .....	65
<b>Figura 19.</b> <i>Código de clasificación</i> .....	66

## RESUMEN

Los cambios de cobertura vegetal son generados por las actividades humanas en busca de su desarrollo social y económico. Así el objetivo general del estudio fue evaluar las tendencias históricas de cambios de áreas agrícolas y urbanas en las Comunidades Campesinas del Maino y Levanto, Chachapoyas y proyectarles hacia el futuro (2030). Para analizar las tendencias de cambio se utilizó la plataforma de Google Earth Engine (GEE) generando la clasificación de usos del suelo de acuerdo a siete categorías (áreas artificiales, agricultura, plantaciones forestales, bosque relicto y arbustos, suelo desnudo, cuerpos de agua y pastizales montañosos), para la proyección se utilizó el programa IDRISI selva. Los resultados obtenidos para las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, mostraron un incremento del área artificial de manera lineal representando en 1995 un área de 0.57% y para el año 2021 su área fue de 2.60%, misma que se prevé que siga creciendo para el año 2030 y su área represente el 3.03%. La agricultura por contraste se evidencio su crecimiento lineal hasta el 2016, representando en 1995 el 24.91% y el 2016 el 31.24%, pero para el 2021 se ve que su área se ha reducido incluso hasta menos que en primer periodo ocupando el 23.45% del área total de las comunidades y se prevé al 2030 que su área representara el 17.33%.

**Palabras clave:** Clasificación supervisada, Google Earth Engine, proyección, CA Márkov.

## **ABSTRACT**

Changes in vegetation cover are generated by human activities in search of their social and economic development. Thus, the general objective of the study was to evaluate the historical trends of changes in agricultural and urban areas in the Peasant Communities of Maino and Levanto, Chachapoyas and project them into the future (2030). To analyze the change trends, the Google Earth Engine (GEE) platform was used, generating the classification of land uses according to seven categories (artificial areas, agriculture, forest plantations, relict forest and shrubs, bare soil, bodies of water and montane grasslands), for the projection the IDRISI jungle program was used. The results obtained for the communities of San Isidro del Maino and Levanto, showed an increase in the artificial area in a linear manner, representing in 1995 an area of 0.57% and for the year 2021 its area was 2.60%, which is expected to continue growing. for the year 2030 and its area represents 3.03%. Agriculture, by contrast, showed its linear growth until 2016, representing 24.91% in 1995 and 31.24% in 2016, but by 2021 it can be seen that its area has been reduced even to less than in the first period, occupying 23.45% of the total area of the communities and it is expected that by 2030 their area would represent 17.33%.

**Keywords:** Supervised classification, Google Earth Engine, projection, CA Markov.



## **I. INTRODUCCIÓN**

El Ministerio del Ambiente (MINAM, 2014) define a la cobertura vegetal como la capa de vegetación natural que cubre la superficie terrestre, está conformada por una gran biomasa de diferentes características que van desde pastizales hasta bosques naturales. El uso del suelo está dado por las actividades humanas, que representan los cambios de coberturas inducidas, los cuales están relacionada con la agricultura, ganadería, expansión urbana, entre otras (Morales-Hernández et al., 2016).

El concepto de monitoreo de la cobertura terrestre basado en el espacio fue desarrollado en la década de 1960 por la Administración Nacional de Aeronáutica y el Espacio (NASA) y el Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS) cuando las plataformas de observación en el espacio estuvieron disponibles (Hemati et al., 2021). Los cambios de cobertura se dan a través del tiempo, ligado a las actividades del hombre – medio ambiente, que son la principal causa de la dinámica negativa de la cobertura vegetal y uso del suelo (Avilés et al., 2017). Es importante por ello, tener información de grandes áreas debido a que permite desarrollar investigación sobre cambios climáticos, análisis de cambios de cobertura, seguridad alimentaria entre otros (Shelestov et al., 2017). El indicador más evidente de los cambios superficiales de la Tierra, sin importar el tipo de actividad que se desarrolle, es el uso de la cobertura terrestre (Noi et al., 2020).

Estudios demuestran que los cambios de uso de la tierra están teniendo consecuencias negativas para el ecosistema y el equilibrio hídrico (Alencar et al., 2020). Los métodos tradicionales de monitoreo de áreas agrícolas y urbanas son principalmente la investigación de campo y el muestreo, que son difíciles de implementar en áreas extensas ya que consumen mucho tiempo (Z. Liu et al., 2020). Es así que para monitorear el uso del suelo, se realiza mediante la teledetección, esta herramienta es crucial para observar y monitorear los cambios en el uso y la cobertura del suelo en grandes áreas, lo que permite a los usuarios cuantificar los cambios en grandes regiones utilizando imágenes de satélite (Lee et al., 2020; Noi et al., 2020).

Estudiar la dinámica agrícola es vital, por la importancia que esta representa, así tenemos que en el Perú , la agricultura representa el empleo del 26% de la población nacional y 37% de la población económicamente activa del país y produce el 70% de los alimentos que consume la población peruana, según el Instituto Nacional de Estadística en Informática (INEI, 2018). La agricultura está siendo afectada por el

impacto climático y el cambio ambiental, dichos factores restringen el desarrollo de la producción agrícola, generando la búsqueda de nuevas áreas para cultivo, (Z. Liu et al., 2020). Generar nuevas áreas de cultivo se da por el aumento de la población mundial, la misma que genera el aumento del área urbana, consecuentemente se produce el cambio de cobertura y uso del suelo, este aumento está siendo uno de los puntos críticos de degradación del ecosistema (Xiong et al., 2017).

Es necesario por ello necesario el uso de herramientas de percepción remota que permitan evaluar el cambio de cobertura que se produce en la superficie terrestre, así tenemos la plataforma de Google Earth Engine (GEE), es una plataforma informática que permite a los usuarios realizar análisis geoespaciales en la infraestructura de Google, esta plataforma se encuentra de manera gratuita y a disposición del público con múltiples colecciones de imágenes satelitales actuales e históricas a nivel mundial (Gorelick et al., 2017a; L. Liu, Xiao, Qin, Wang, Fu, et al., 2020; Thieme et al., 2020; Veneros & García, 2022).

La plataforma de GEE se encuentra compuesto por cuatro elementos principales (Noi et al., 2020). El primero es la infraestructura de Google, lo que permite que se encuentre a disposición del usuario los servidores (Zhang et al., 2020). El segundo es la capacidad de almacenamiento de datos (las múltiples colecciones históricas y actuales). El tercero esta dado por la interfaz del editor de códigos, quien gestiona los comandos y funciones que están preestablecidas mediante el lenguaje de programación Java (Perilla & Mas, 2020; Xiong, Thenkabail, Tilton, et al., 2017). El cuarto elemento esta dado por el código editor, es un apartado que permite al usuario mediante uso de códigos (scripts) nombrar datos, analizar y visualizar los resultados y almacenarlos con los servidores de Google (Mahdianpari et al., 2020).

En la plataforma de GEE se puede encontrar aplicaciones tales como evaluación de desastres agrícolas (Z. Liu et al., 2020), mapeo de arrozales, soja, maíz, trigo a gran escala en una serie de tiempo (Inoue et al., 2020; Paludo et al., 2020; Tiwari et al., 2020), mapeo y monitoreo de tierras agrícolas (Mananze et al., 2020; Phalke et al., 2020; Thieme et al., 2020; Xiong et al., 2017), expansión de áreas agrícolas (Gumma et al., 2020; Lee et al., 2020), rendimiento de cultivos (L. Liu, Xiao, Qin, Wang, Xu, et al., 2020), clasificación de la cobertura terrestre (Noi et al., 2020; Shelestov et al., 2017; Zurqani et al., 2018), mapeo de invernadero (Ou et al., 2020) evo transpiración,

precipitación y humedad del suelo (Mhawej & Faour, 2020; Sazib et al., 2020; Venancio et al., 2020), áreas de cultivos irrigadas (Xie et al., 2019). En la acuicultura se monitorea los estanques esto con la finalidad de asegurar la seguridad alimentaria (Duan et al., 2020), entre otros.

Todos estos estudios están realizados en la Plataforma de GEE, conjuntamente con otros programas que permiten realizar análisis que aún no se cuenta en la plataforma de GEE, estos pueden ser ArcGis, IDRISI entre otros. El programa IDRISI permite realizar el procesamiento de más de 300 Módulos para el análisis y presentación de la información espacial. Es así que permite ser compatible con la mayoría de programas disponibles para la evaluación espacial digital.

En los últimos años se viene realizando la aplicación de la plataforma GEE y IDRISI selva de manera conjunta, así se cita el trabajo realizado por (Floreano & de Moraes, 2021) en estado de Rondonia parte de la amazonia brasileña, el objetivo fue evaluar los cambios y usos de la cobertura terrestre en los últimos diez años (2009 – 2019) y generar una proyección de cambios de cobertura en los próximos diez años. En México (Ramos-Reyes et al., 2021) estudio los cambios de cobertura en la zona costera de tabasco para los años 2000 al 2015 y una proyección de cambio al año 2030. El trabajo se realizó en la plataforma de GEE y el programa IDRISI Selva, usando la función Land Change Modeler, para generar el escenario de cambio de cobertura usaron el algoritmo de Marckov-Ca.

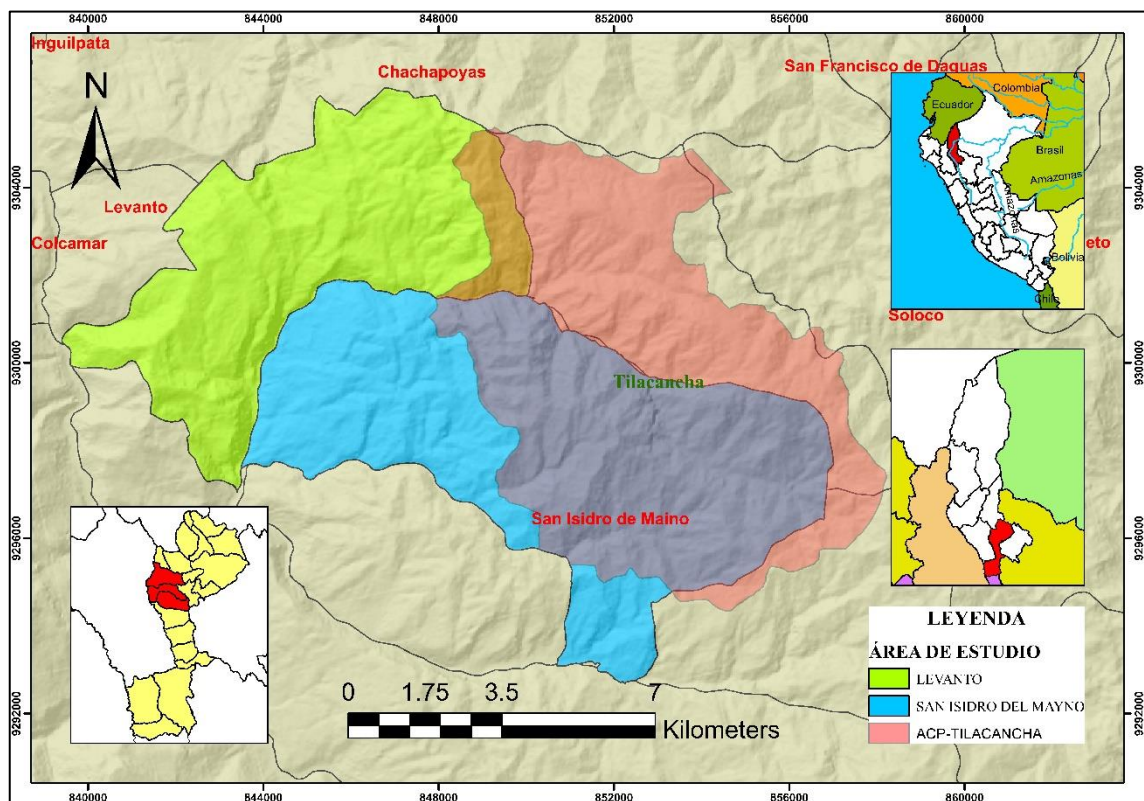
El presente trabajo tuvo como objetivo general evaluar las tendencias históricas de cambios de áreas agrícolas y urbanas en las Comunidades Campesinas del Maino y Levanto, Chachapoyas y una proyección hacia el futuro (2030). Para lograr el objetivo general nos ayudamos de los objetivos específicos los cuales fueron: generar los mapas de coberturas y uso del suelo en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, así como determinar las tasas de cambios de cobertura y uso del suelo de los periodos estudiados.

## II. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. Área de estudio

La comunidad campesina de Levanto y San Isidro del Maino se encuentran ubicadas en la provincia de Chachapoyas, abarca los distritos de Chachapoyas, distrito del Levanto y el distrito de San Isidro del Maino. Las comunidades campesinas tienen como principal actividad el sector agrario. La comunidad campesina de Levanto fue reconocida y Titulada la fecha 02/06/1953 en la partida Electrónica N° 02016242, y la comunidad san isidro del Maino fue titulada el 03/12/1953 en la partida electrónica N° 02016254 (SICCAM, 2016).

**Figura 1.** Mapa de Ubicación del área de estudio en las Comunidad campesina de Levanto y San Isidro del Maino



### 2.2. Materiales y equipos

Para análisis temporal de áreas agrícolas y urbanas en las comunidades campesinas del Maino y Levanto, en la Tabla 1, se muestra la lista de materiales, equipos, programas usados el desarrollo del trabajo de investigación.

**Tabla 1.** *Materiales, equipos y programas usados en la investigación*

CATEGORÍA	DESCRIPCIÓN
Materiales Y Equipos	Laptop Core I5 - 8GB RAM
	GPS Diferencial Geo 7x
	Cámara Digital
	Fichas de campo lapicero
Programas	ArcGIS (ver. 10.5)
	IDRISI Selva (ver. 17.0)
	Microsoft Office Profesional Plus 2019
	GPS Pathfinder Office (ver. 5.85)
	Google Chrome

### **2.3. Recolección de datos en campo**

La toma de puntos se realizó mediante el uso de un GPS Diferencial Geo 7x, la georreferenciación se llevó a cabo de acuerdo al tipo de cobertura que se observaba en el recorrido, misma que se detalló en la descripción del punto, asignándole en campo el tipo de cobertura, para que en gabinete conocer qué tipo de cobertura le pertenece el punto asignado.

La recolección de datos de puntos de áreas de difícil acceso se realizó mediante una inspección visual de la imagen satelital, asignarle un punto, para evitar que estas áreas al momento de clasificar sean tomadas para otra categoría. Estos puntos de muestreo se realizaron mediante el mosaico de la imagen generada para el año 2022.

### **2.4. Procesamiento de datos**

#### **2.4.1. Descarga de puntos**

La descarga de puntos del GPS Submétrico, se realizó con el programa GPS Pathfinder Office, se envió la información tomada de campo en formato shape (.shp). Esto permitió realizar el armado de los polígonos, para ellos se creó un nuevo shape con el nombre de muestras, donde se usó el programa ArcGis 10.5, para unir los puntos y asignarles la categoría correspondiente.

#### **2.4.2. Categorías de estudio**

Las categorías usadas para el estudio fueron basadas de acuerdo a Corine Land Cover (CLC) (Martínez-Fernández et al., 2018) y el trabajo realizado por (García et al., 2021)

en la área de conservación privada de Tilacancha, así se asignaron siete categorías de usos del suelo los cuales son:

- **Área Artificiales (AA).** Las áreas artificiales están representadas por las zonas urbanas y carreteras.
- **Agricultura (A).** Son aquellas que están destinadas al sector agrario, ya sea para sembrío de cultivos o pastizales para la Ganadería.
- **Plantaciones forestales (PF).** Representa las plantaciones de pinos, eucaliptos por parte de los comuneros.
- **Bosque arbustivo y Relicto (BRA).** Son aquellos bosques que aún permanecen intactos de deforestación, también las áreas abandonas del sector agrícola y que a través de los años van recuperando su vegetación (purma).
- **Suelo desnudo (SD).** Las áreas se encuentran completamente desnudos sin vegetación y con escasa vegetación como los zacates.
- **Cuerpos de agua (CA).** Son los cursos de agua y láminas de agua.
- **Pastizales montanos (PM).** Son la vegetación herbácea o matorrales de altitud.

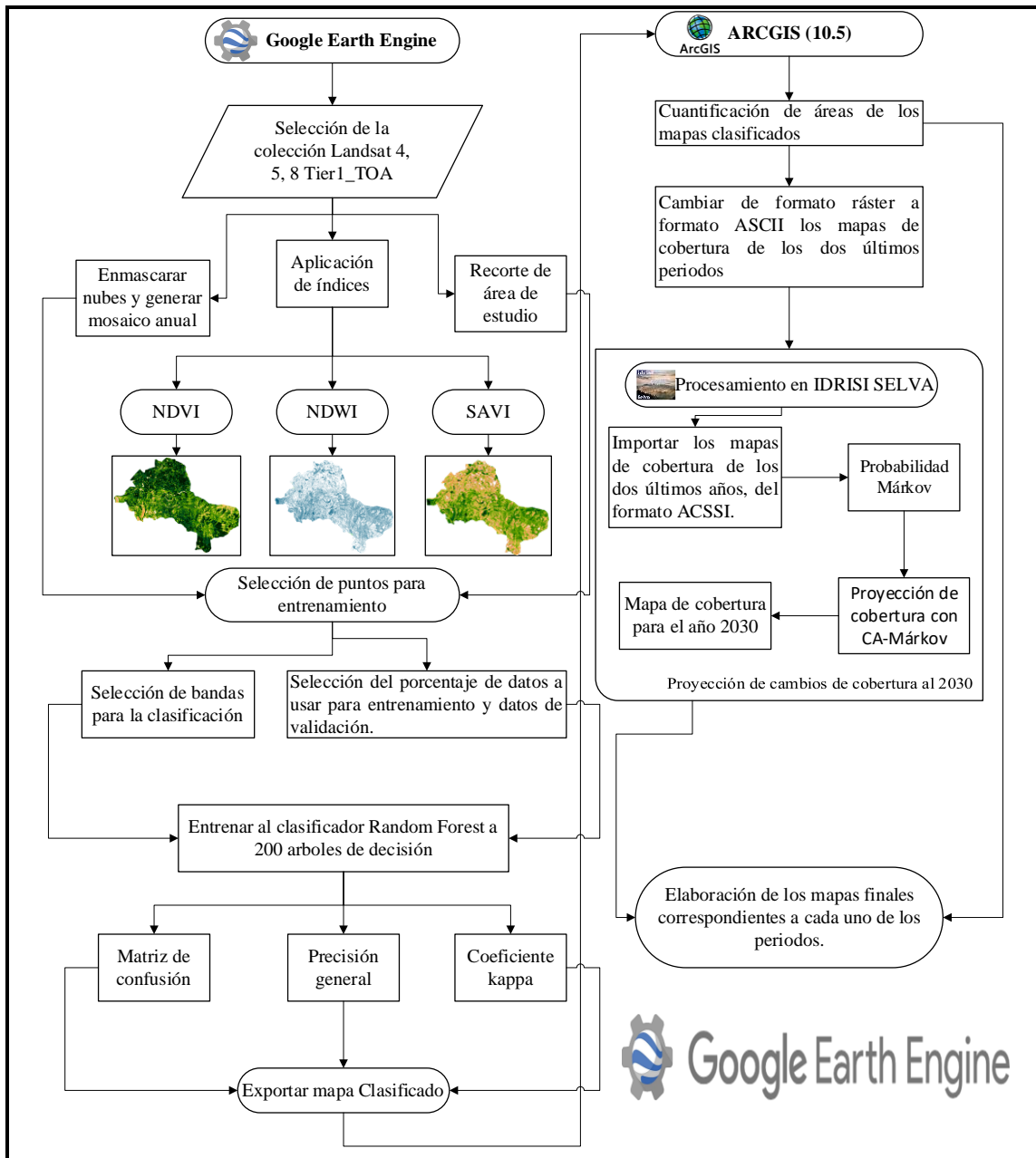
#### **2.4.3. Cargado de la base de datos a Google Earth Engine**

Dentro de la plataforma de GEE se tiene el apartado de subir datos en el formato que uno desee, es así que los datos de campo recopilados primero se realizó la compresión del shape en un formato zip, este formato es reconocible por la plataforma para subir datos vectoriales.

#### **2.5. Diseño metodológico**

Para realizar el análisis temporal de áreas agrícolas y urbanas mediante GEE e IDRISI en las comunidades campesinas del Maino y Levanto, se siguió el diseño metodológico Diagramado que se muestra en Figura 2.

**Figura 2. Flujograma de trabajo**



## 2.6. Procesamiento en Google Earth Engine

### 2.6.1. Selección de la colección de imágenes en GEE

La imagen satelital se define como una Matriz de pixeles que contienen datos almacenados, que son capturados por un sensor a bordo de un satélite que órbita alrededor de la tierra (Tarrillo, 2019).

La plataforma de GEE permite al usuario adquirir colecciones de imágenes satélites de diferentes sensores de manera gratuita y rápida (L. Liu, Xiao, Qin, Wang, Fu, et al.,

2020). Para el estudio realizado se generó los filtros de la colección Landsat 4, 5, 8 (Tabla 2), con la finalidad de generar los mosaicos de cada periodo de estudio, esto por la mucha nubosidad que presentaban las imágenes en el área de estudio.

**Tabla 2.** *Colección Landsat*

<b>Colección</b>	<b>Resolución</b>	<b>Tiempo</b>	<b>Lanzamiento</b>	<b>Cobertura</b>
<b>Landsat</b>				
<b>Landsat 8 OLI/TIRS</b>	30 m	16 Dia	2013–Actual	Global
<b>Landsat 5 TM</b>	30 m	16 Dia	1984–2012	Global
<b>Landsat 4–8 Surface reflectance</b>	30 m	16 Dia	1984–Actual	Global

Fuente : (Gorelick et al., 2017b)

### **2.6.1.1.Colección Landsat**

El lanzamiento de Lansat-1 fue el 23 de julio de 1972, conocida también como Earth Resources Technology Satellite (ERTS) la cual represento la nueva ola de oportunidades para la comunidad de los sensores remotos con ambición de adquisición de datos globales (Hemati et al., 2021). Posteriormente se lanzó el satélite Landsat 2, quien al igual que el primero tenían incorporado un sensor MSS (Multispectral Scanning System) que permitía capturada de datos multiespectrales con detectores sensibles a cuatro bandas, dos en el infrarrojo cercano y dos en el visible, con una resolución espacial de 60 m (Perez, 2021).

Landsat 3 se lanzó con algunas mejoras en el sensor, incluido un rediseño del sistema RBV para usar cámaras montadas una al lado de otra, con una resolución espacial de 40 m y una adicional banda térmica, que no funcionaba bien en ese entonces (Townshend & Justice, 1988). Para 1982 se realizó el lanzamiento del Landsat 4, fue el primer satélite de la NASA con un instrumento de sistema de posicionamiento global (GPS) y llevó algunas mejoras en la ingeniería de naves espaciales, como paneles solares, mayor altitud, control y ajuste orbital, Landsat-4 también incluía el sensor Thematic Mapper (TM) que lleva 7 bandas y una resolución espacial de 30 m (Berlanga, 2010; Mas et al., 2012; Morales-Hernández et al., 2016).

La misión Landsat-5, se diseñó al inicio solamente por un periodo de 3 años de operación, pero tuvo la vida útil individual más larga de un satélite en operación,



supliendo al anterior Landsat-6, que no alcanzo la órbita (INEGI, 2013). Landsat-8 se lanzó el 11 de febrero de 2013, se desarrollaron sensores de alta resolución espacial; sin embargo, los datos de Landsat-8 todavía tienen la resolución espacial de 30 m para mantener la continuidad y consistencia de los datos con sus predecesores.

### 2.6.2. Generación de máscara de nubes y mosaicos

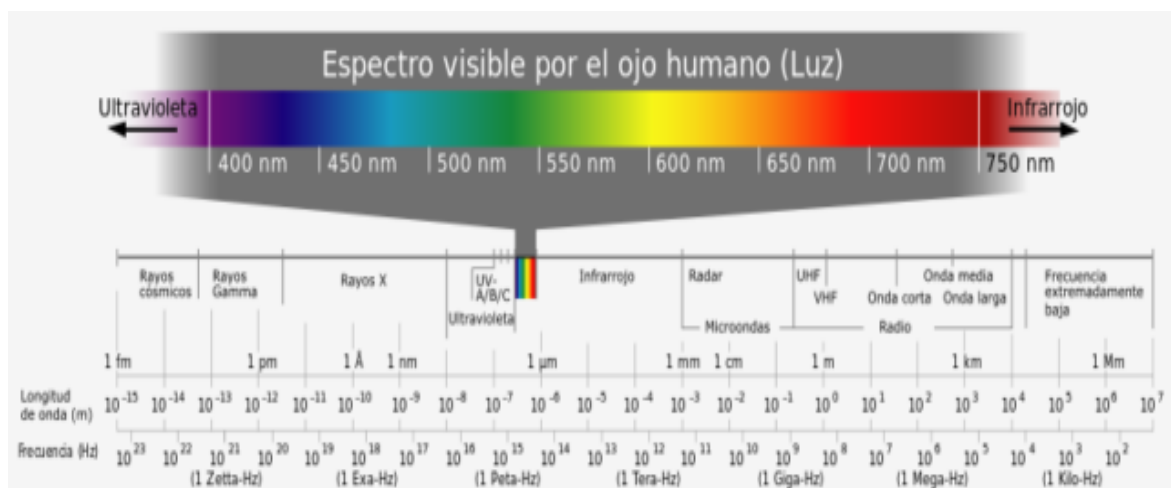
La máscara de nubes, se le conoce al proceso donde se le establece un umbral de valores máximos y mínimos, con el fin de tener una imagen recortada en las áreas con mucha nubosidad en una época del año. Es así que en el estudio se tuvo que realizar este paso para tener una imagen limpia y sin nubes para cada periodo.

Un mosaico es una imagen obtenida para cubrir una superficie libre a partir de diferentes imágenes (A. Muñoz & Lindquist, 2018). Es necesario generar los mosaicos ya que permiten tener una imagen compuesta con buena visualización y que es favorable para poder realizar una clasificación supervisada.

### 2.6.3. Índices de vegetación

Los índices espectrales se calculan a partir de un conjunto de operaciones algebraicas aplicadas a los valores de los píxeles, usando dos o más bandas, mismas que pertenecen a una sola escena (P. Muñoz, 2013).

**Figura 3.** Longitudes de onda del espectro electromagnético



**Fuente:** (P. Muñoz, 2013)

El índice de vegetación se puede definir como un parámetro calculado a raíz de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, permitiendo extraer

información de la vegetación, atenuada al suelo y condiciones atmosféricas (Piscoya, 2019).

### **2.6.3.1. Índice De Vegetación De Diferencia Normalizada (NDVI)**

El índice de vegetación De diferencia normalizada (NDVI), es un índice espectral comúnmente más usado para el estudio de la características de la vegetación (Orlando Olivares & López-Beltrán, 2019) y como índice Cuantitativo del funcionamiento del ecosistema (Arboit & Maglione, 2018), producto de intensidad de reflectancia en el rojo (RED) y el infrarrojo cercano (NIR) que la vegetación repele (Uvidia, 2020).

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$$

La reflectancia en el rojo (620 -670 nm) e infrarrojo cercano (841 - 876 nm), son las zonas de mayor reflectancia y absorción de clorofila, lo que permite una amplia gama de aplicaciones (Cruz Flores et al., 2020; Veneros & García, 2022).

### **2.6.3.2. Índice Del Agua De Diferencia Normalizada (NDWI)**

El índice de diferencial del agua normalizado (Normalized Difference Water Index) fue desarrollado en 1996 por Gao, para mejorar las características relacionas con el agua del paisaje. Este índice utiliza las bandas del infrarrojo cercano (NIR) y del infrarrojo de onda corta (SWIR) (Tran et al., 2020).

$$NDWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$

El NDWI se utiliza para la medición de la presencia de agua en la vegetación o en el suelo. El NDWI es una variación del NDVI, en la ecuación se invierte la banda del NIR, sustituyéndola por una banda del espectro visible, donde se resalta los elementos inertes (agua) (Gumma et al., 2020).

### **2.6.3.3. Índice de vegetación ajustado al suelo**

El índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI), fue desarrollado para compensar áreas escasamente vegetadas (Huete et al., 1985). El SAVI se calcula usando la siguiente ecuación.

$$SAVI = \left( \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} \right) (1 + L)$$

De la ecuación L es el factor de reducción de ruido del suelo, su valor es 0.5 y se usa para una amplia gama de vegetación (Arboit & Maglione, 2018).

#### 2.6.4. Random Forest

El algoritmo Random Forest (RF) es un método de aprendizaje, en la que se forma construye múltiples árboles de decisión sobre un conjunto de datos (Espinosa, 2020; Teluguntla et al., 2018). RF tiene un desempeño muy eficiente, es una de las técnicas más certeras en bases de datos grandes (Espinosa, 2020). El algoritmo presenta múltiples parámetros de ajuste que afectan la fase de entrenamiento del paso de clasificación, entre estos parámetros el número de árboles de decisión y variables son los más influyentes (L. Liu, Xiao, Qin, Wang, Fu, et al., 2020). Para el estudio se utilizó 200 árboles de decisión.

#### 2.6.5. Matriz de exactitud temática

La exactitud temática se define como la concordancia de reúnen los valores reales o los valores asumidos como verdaderos y el indicador de calidad de los datos como el tipo de prueba aplicada a un nivel de medición específico para evaluar la calidad de los datos geográficos (Serrato et al., 2021).

**Tabla 3.** *Matriz de Confusión para exactitud temática*

		Resultados de referencia						
		Referencia 1	Referencia 2	...	Referencia n	Total	EU	EC
Resultados de clasificación	Clase 1	a11	a12	...	a1n	<b>a1+</b>	a11/a1+	1-a11/a1+
	Clase 2	a21	a22	...	a2n	<b>a2+</b>	a22/a2+	1-a22/a2+
	...	...	...	...	...	...	.../...	...
	Clase N	an1	an2	...	ann	<b>an+</b>	ann/an+	1-ann/an+
	<b>Total</b>	<b>a+1</b>	<b>a+2</b>	...	<b>a+n</b>	<b>n</b>		
	EP	a11/a+1	a22/a+2	...	ann/a+n			
	EO	1-a11/a+1	1-a22/a+2	...	1-ann/a+n			

Fuente: (MINAM, 2014; Urquia, 2019; Zumaeta, 2019)

Para la evaluación de la exactitud a nivel de clase (exactitud de usuario (EU) y exactitud de productor (EP)) y las métricas de precisión (error de omisión (EO) y error de

comisión (EC)), se realizará mediante la matriz de confusión (MINAM, 2014; Urquia, 2019).

La validación de la exactitud temática es necesario tener en cuenta en índice de coeficiente Kappa (K), el coeficiente se define como una medida de concordancia o exactitud basada en las diferencias entre los datos de clasificación y los de referencia (González et al., 2021; Ramos Reyes et al., 2019). Misma que para su cálculo se hace mediante la siguiente ecuación:

$$K = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c}$$

Donde:

K: índice Kappa

$P_0$ : porción de área correctamente clasificada.

$P_c$ : Confiabilidad Resultante del Azar.

La interpretación del índice kappa (Tabla 4), permite verificar la fuerza de concordancia de la clasificación para saber si se encuentra en un rango optimo (Morales-Hernández et al., 2016), a mayor nivel de concordancia menor número de errores y por contraste un mayor nivel de exactitud (González et al., 2021).

**Tabla 4.** *Valores del índice Kappa*

Índice Kappa (K)	Fuerza de concordancia
< 0.20	Pobre
0.21 – 0.40	Débil
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 - 0.80	Buena
0.81 – 1.00	Muy Buena

Fuente: (González et al., 2021; Ramos Reyes et al., 2019)

### 2.6.6. Matriz de Transición

Las tasas de cambio de cobertura se calcularon de acuerdo a la ecuación propuesto por la (FAO, 1996).

$$S = \left( \frac{S_2}{S_1} \right)^{\frac{1}{t_2 - t_1}} - 1$$

Donde S1 y S2 corresponden a los cambios de cobertura y uso del suelo en el tiempo ( $t_1$  y  $t_2$ ), un valor negativo en “S” representa una disminución de cobertura y si “S” es positiva existe un aumento de la misma.

Para el análisis de datos y tasas de cambios de cobertura se realiza mediante la matriz de transición. Esta forma pragmática permite realizar el cálculo de los cambios de cobertura terrestre, primero es necesario generar los mapas para un tiempo 1 y un tiempo 2, examinar los cambios con una matriz de transición y analizar los cambios (Pontius et al., 2004). La matriz de transición está representada por la Tabla 5 donde las filas muestran categorías que corresponden al tiempo 1 y las columnas categorías del tiempo 2. La notación  $P_{ij}$  indica la cantidad de paisaje que ha sufrido una transición de la categoría  $i$  a la categoría  $j$ .

**Tabla 5. Matriz de Transición**

Tiempo 1	Tiempo 2				Total, T2 ( $P_{i+}$ )	Pérdida ( $L_{ij}$ )
	Clase 1	Clase 2	...	Clase j		
Clase 1	$P_{11}$	$P_{12}$	...	$P_{1j}$	$P_{1+}$	$P_{1+} - P_{11}$
Clase 2	$P_{21}$	$P_{22}$	..	$P_{2j}$	$P_{2+}$	$P_{2+} - P_{22}$
...	...	...	...	...	...	...
Clase i	$P_{i1}$	$P_{i2}$	...	$P_{ij}$	$P_{i+}$	$P_{i+} - P_{ij}$
Total, T1 ( $P_{+j}$ )	$P_{+1}$	$P_{+2}$	...	$P_{+j}$	1	
Ganancia ( $G_{ij}$ )	$P_{+1} - P_{11}$	$P_{+2} - P_{22}$	...	$P_{+j} - P_{ij}$		

Fuente: (MINAM, 2014; Pontius et al., 2004).

La ganancia ( $G_{ij}$ ) representa el paisaje que ha tenido un incremento en el tiempo 1 y tiempo 2, se calcula mediante la diferencia del área total en la clase  $j$  en el tiempo 2 ( $P_{+j}$ ) y la persistencia mostrada en la diagonal de la matriz ( $P_{ij}$ ). La pérdida ( $L_{ij}$ ) está representada por la cantidad de paisaje que decrece entre ambas fechas, se obtienen mediante la suma de la clase  $i$  en el tiempo 1 ( $P_{i+}$ ) y la persistencia ( $P_{ij}$ ). Así mismo (Pontius et al., 2004) define a la persistencia ( $P_{ij}$ ) como es la cantidad de superficie de las diferentes clases que se mantuvieron estables durante los diferentes de tiempos.

### 2.6.7. Proyección de pérdida de cobertura al 2030

La estimación de cambios de cobertura esta dado por la matriz de transición de uso del suelo. Significa la representación del cambio de una categoría de uso del suelo entre una fecha inicial y una fecha final (Ibañez & Damman, 2014). Esta matriz de cambios se

puede realizar mediante el método de cadenas de Márkov, que permite estimar proyecciones territoriales (Ramos Reyes et al., 2019).

El cambio del uso del suelo esta dado por una secuencia aleatoria de sucesos que evolucionan en función del tiempo, y se puede estimar en función de probabilidades. Para la proyección de pérdida de la cobertura vegetal y expansión urbana en las comunidades del Maino y Levanto se realizó mediante la aplicación del modelo de Márkov. El método Márkov se basa sobre dos mapas de cobertura, uno que hace referencia a un tiempo inicial y otra a un tiempo final, generando tres productos finales, el primer producto representa una matriz de transición de probabilidad que se basa en que un pixel de una clase cambie con respecto a cualquier otra en próximo periodo de tiempo, el segundo producto es un cuadro de áreas que expresan las áreas estimadas a cambiar y el tercer producto es un mapa generado de cambios esperados (Aldás, 2019; Palacios et al., 2020).

El método se realizado mediante el programa Idrisi Selva (versión 17.0). Esta mediante la inserción de los mapas de cobertura generados en Google Earth Engine.

### III. RESULTADOS

#### 3.1. Matriz de exactitud Temática

En la Tabla 6 se muestra la matriz de exactitud temática Global, la que permite conocer el grado de Credibilidad de los valores asumidos como reales en la clasificación de los cambios de cobertura. La validación de exactitud temática se realizó en función a la matriz propuesta por el ministerio del ambiente (MINAM, 2014). Se generaron 527 puntos de muestreo, del total 485 han sido clasificados de acorde con las categorías asignadas, teniendo una precisión general del 92% y un coeficiente Kappa del 89%.

**Tabla 6.** *Matriz de exactitud temática Global*

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total	EU	EC
AA	36.00	3.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	39.00	0.92	0.08
CA	2.00	44.00	0.00	2.00	1.00	0.00	3.00	52.00	0.85	0.15
PF	0.00	3.00	11.00	0.00	5.00	0.00	2.00	21.00	0.52	0.48
BRA	0.00	5.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	105.00	0.95	0.05
SD	0.00	3.00	1.00	0.00	183.00	0.00	8.00	195.00	0.94	0.06
CA	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
PM	0.00	0.00	2.00	0.00	2.00	0.00	111.00	115.00	0.97	0.03
Total	38.00	58.00	14.00	102.00	191.00	0.00	124.00	<b>527.00</b>		
EP	0.95	0.76	0.79	0.98	0.96	0.00	0.90		Precisión general	92%
EC	0.05	0.24	0.21	0.02	0.04	1.00	0.10		Coeficiente Kappa	89%

En la tabla anterior se aprecia la distribución de los puntos de verificación para la clasificación supervisada de acuerdo con la categoría de uso de suelo asignada a cada punto, en la categoría de cuerpos de agua se verifica que ninguno de los puntos concuerda con el mapa, para la clase de cobertura de plantaciones forestales (PF) se muestra que, de los 21 puntos asignados, 11 coinciden con la clase asignada, el restante adopto otras características teniendo una exactitud de usuario del 52%.

Para la categoría de áreas artificiales (AA) se muestrearon un total de 39 puntos, del total, 36 puntos muestreados coinciden con la información recogida en campo y 3 han adoptado la categoría de Agricultura (A), teniendo así una exactitud de usuario del 92%. Los pastizales montañosos (PM) se le asignaron 115 puntos de muestreo, obteniendo que 111 concordaron con la categoría asignada y 4 adoptaron otra categoría, teniendo una exactitud de usuario de 97%.

En la Tabla 7 se presenta, la exactitud temática de clasificación para el periodo 2021, teniendo una precisión general de 91% y un índice Kappa del 89%, de acuerdo a tabla de valores se tiene una concordancia muy buena. La exactitud de usuario para la categoría Agricultura (A) fue del 86% y el 16% asumió otra categoría, la categoría BRA tuvo una EU del 90%, sin embargo, las categorías de Áreas Artificiales (AA) y Pastizales Montanos (PM) una EU de 100%.

**Tabla 7.** Matriz de exactitud temática para el año 2021

2021	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total	EU	EC
AA	10	0	0	0	0	0	0	10.00	1.00	0.00
A	0	12	0	1	0	0	1	14.00	0.86	0.14
PF	0	1	3	3	0	0	0	7.00	0.43	0.57
BRA	0	2	0	27	1	0	0	30.00	0.90	0.10
SD	0	0	0	0	43	0	1	44.00	0.98	0.02
CA	0	0	0	0	0	0	1	1.00	0.00	1.00
PM	0	0	0	0	0	0	23	23.00	1.00	0.00
<b>Total</b>	10.00	15.00	3.00	31.00	44.00	0.00	26.00	<b>129.00</b>		
<b>EP</b>	1.00	0.80	1.00	0.87	0.98	0.00	0.88		Precisión General	91%
<b>EC</b>	0.00	0.20	0.00	0.13	0.02	1.00	0.12		Coefficiente Kappa	89%

En la Tabla 8 muestra la matriz de exactitud temática para el año 2016, se tiene una precisión general de 92% y un índice Kappa del 90%, lo que indica que tenemos una clasificación con un grado de concordancia muy bueno. La exactitud de usuario para la categoría AA fue del 83% pero una EP del 100%, la categoría A tuvo una EU del 89% y EP del 100%, lo que indica que está bien calificado.

**Tabla 8.** Matriz de exactitud temática para el año 2016

2016	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total	EU	EC
AA	5	0	0	0	1	0	0	6.00	0.83	0.17
A	0	25	1	1	1	0	0	28.00	0.89	0.11
PF	0	0	5	2	0	0	0	7.00	0.71	0.29
BRA	0	0	0	26	0	0	0	26.00	1.00	0.00
SD	0	0	0	0	44	0	4	48.00	0.92	0.08
CA	0	0	0	0	0	0	1	1.00	0.00	1.00
PM	0	0	0	0	0	0	27	27.00	1.00	0.00
<b>Total</b>	5.00	25.00	6.00	29.00	46.00	0.00	32.00	<b>143.00</b>		
<b>EP</b>	1.00	1.00	0.83	0.90	0.96	0.00	0.84		Precisión General	92%
<b>EC</b>	0.00	0.00	0.17	0.10	0.04	1.00	0.16		Coefficiente Kappa	90%

En la Tabla 9 se presentó la exactitud temática para el año 2007 donde se tuvo una precisión general del 88% y un coeficiente Kappa del 85%, por tanto, se tuvo un nivel de concordancia muy bueno. La exactitud de usuario para la categoría A fue de 74%,



para BRA un 94%, SD un 87%, mientras que la para las categorías de PF y AA se tuvo una exactitud de Usuario del 100%.

**Tabla 9.** *Matriz de exactitud temática par el año 2007*

2007	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total	EU	EC
AA	6	0	0	0	0	0	0	6.00	1.00	0.00
A	0	14	1	1	1	0	2	19.00	0.74	0.26
PF	0	0	4	0	0	0	0	4.00	1.00	0.00
BRA	0	2	0	33	0	0	0	35.00	0.94	0.06
SD	0	0	1	0	41	0	5	47.00	0.87	0.13
CA	0	0	0	0	0	0	1	1.00	0.00	1.00
PM	0	0	1	0	2	0	28	31.00	0.90	0.10
<b>Total</b>	6.00	16.00	7.00	34.00	44.00	0.00	36.00	<b>143.00</b>		
EP	1.00	0.88	0.57	0.97	0.93	0.00	0.78	Precisión General		88%
EC	0.00	0.13	0.43	0.03	0.07	1.00	0.22	Coeficiente Kappa		85%

En la Tabla 10 se muestra la matriz de exactitud temática para el año de 1995, donde se obtuvo una precisión general de 84% y un índice Kappa de 79%, misma que tiene una fuerza de concordancia buena. La exactitud de usuario para las AA fue de 38%, para la A un 47%, PF un 60% de precisión y para SD un 82%, mientras que para BRA y PM se tuvo 100% de exactitud de usuario.

**Tabla 10.** *Matriz de exactitud temática para el año 1995*

1995	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total	EU	EC
AA	3	2	0	0	2	0	1	8.00	0.38	0.63
A	0	7	1	6	0	0	1	15.00	0.47	0.53
PF	1	0	3	0	0	0	1	5.00	0.60	0.40
BRA	0	0	0	35	0	0	0	35.00	1.00	0.00
SD	0	0	1	0	36	0	7	44.00	0.82	0.18
CA	0	0	0	0	0	0	0	0.00	0.00	1.00
PM	0	0	0	0	0	0	34	34.00	1.00	0.00
<b>Total</b>	4.00	9.00	5.00	41.00	38.00	0.00	44.00	<b>141.00</b>		
EP	0.75	0.78	0.60	0.85	0.95	0.00	0.77	Precisión General		84%
EC	0.25	0.22	0.40	0.15	0.05	1.00	0.23	Coeficiente Kappa		79%

### 3.2. Clasificación cobertura en el año de 1995 en las comunidades del Maino y levanto.

En la Tabla 11 se muestra la clasificación de cobertura del año 1995, se muestra que las áreas artificiales tenían un área de 58.59 ha, representando el 0.57% del área total, la categoría de agricultura tenía un área de 2542.83 ha, representando el 24.91% del área

total, el área más representativa estaba dada por la categoría de bosque relicto y arbustos, representando el 47.45% del área total con una extensión de 4842.62 ha, mismas que en la Figura 6 se muestra.

Las plantaciones forestales representaban el 4.58% con un área 467.67 ha, los cuerpos de agua representaban el 0.04% con un área de 3.72 ha y los pastizales montañosos es la tercera más representativa con un área de 1631.02 ha representado el 15.98% del área total.

**Tabla 11.** *Clasificación de cobertura de 1995*

Clase	1995	
	Área (ha)	%
Áreas artificiales	58.59	0.57%
Agricultura	2542.83	24.91%
Plantaciones de forestales	467.67	4.58%
Bosque relicto y arbustos	4842.62	47.45%
Suelo desnudo	659.70	6.46%
Cuerpos de agua	3.72	0.04%
Pastizales montañosos	1631.02	15.98%
<b>Total</b>	<b>10206.14</b>	<b>100.00%</b>

### 3.3. Clasificación cobertura en el año de 2007 en las comunidades del Maino y levanto.

En la Tabla 12 se muestra la clasificación de cobertura correspondiente el año 2007, obtenidas a partir de la Figura 7, la categoría de áreas artificiales representaba el 1.32 %, con un área de 134.53 ha, el área agrícola para el año 2007 es la más representativa con un área total de 2919.31ha, siendo el 28.60 % del área total, la categoría de bosque relicto y arbustos representaba el 22.67 % con un área de 2314.00 ha, para el mismo año los pastizales montañosos representaron el 21.57 % con un área de 2201.61 ha.

**Tabla 12.** *Clasificación de cobertura 2007*

Clase	2007	
	Área (ha)	%
Áreas artificiales	134.53	1.32%
Agricultura	2919.31	28.60%
Plantaciones de forestales	1177.00	11.53%
Bosque relicto y arbustos	2314.00	22.67%
Suelo desnudo	1457.03	14.28%
Cuerpos de agua	2.66	0.03%
Pastizales montañosos	2201.61	21.57%
<b>Total</b>	<b>10206.14</b>	<b>100.00%</b>

La categoría de plantaciones de forestales en cambio representaba el 11.53% con un área de 1177.00 ha y Suelo desnudo represento el 14.28 %, con un área de 1457.03 ha.

### 3.4. Clasificación cobertura en el año de 2016 en las comunidades del Maino y levanto.

La clasificación de cobertura en el año 2016 (Figura 8) se muestra en la Tabla 13, así también, se tiene que las áreas artificiales presentaron un total de 175.97 ha, la categoría agricultura fue la más representativa con un área de 3188.26 ha, representando el 31.24% del área de estudio. Las plantaciones forestales a su vez representaron el 7.10% con un área de 724.70 ha, la categoría de bosque relicto y arbustos represento el 29.53% con una extensión de 3014.13 ha, las categorías suelo desnudo y pastizales montañosos representaron el 14.10% y 16.15% del área total respectivamente.

**Tabla 13.** Clasificación de cobertura de 2016

Clase	2016	
	Área (ha)	%
Áreas artificiales	175.97	1.72%
Agricultura	3188.26	31.24%
Plantaciones de forestales	724.70	7.10%
Bosque relicto y arbustos	3014.13	29.53%
Suelo desnudo	1439.20	14.10%
Cuerpos de agua	15.69	0.15%
Pastizales montañosos	1648.20	16.15%
<b>Total</b>	<b>10206.14</b>	<b>100.00%</b>

### 3.5. Clasificación cobertura en el año de 2021 en las comunidades del Maino y levanto.

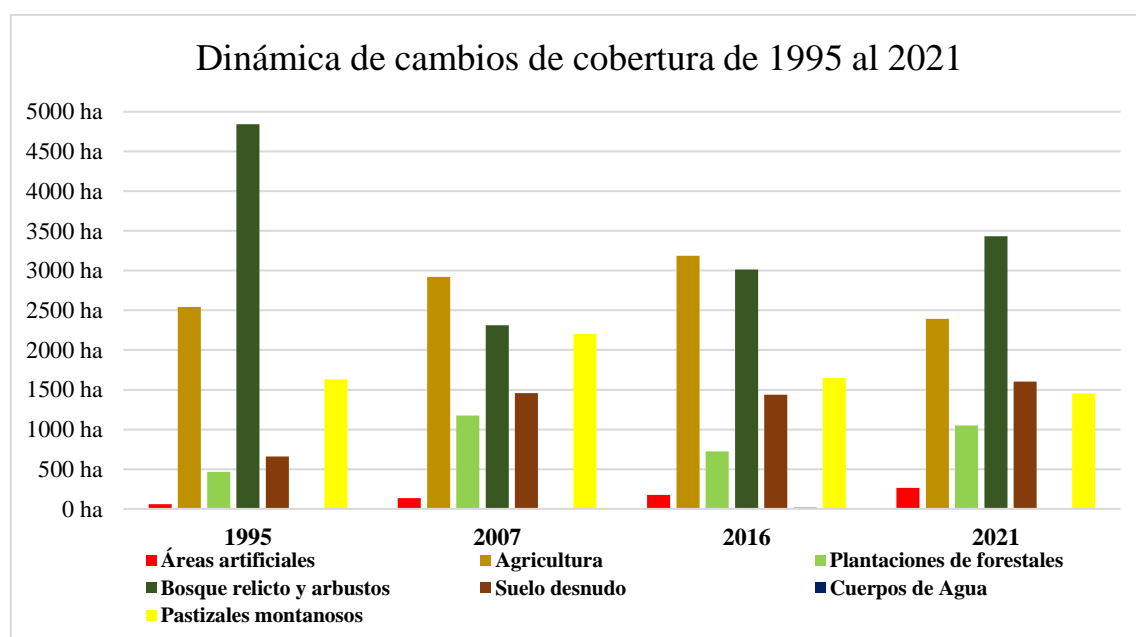
Los datos obtenidos del mapa de cobertura del año 2021 (Figura 9), se exponen en la Tabla 14, donde se puede ver que las áreas artificiales representan el 2.60 % del área total con una extensión de 265.14 ha, la agricultura es la segunda más representativa siendo el 23.45% , con una extensión de 2393.34 ha, la categoría de plantaciones forestales en cambio representa 10.28% con un área de 1049.63 ha. La Categoría Bosque relicto y arbustos es la más representativa con una extensión de 3432.85 ha (33.64%), suelo desnudo y pastizales montañoso en cambio representaron el 15.71% (1603.82 ha) y 14.23% (1452.57 ha) respectivamente.

**Tabla 14** Clasificación de cobertura del año 2021

Clase	2021	
	Área (ha)	%
Áreas artificiales	265.14	2.60%
Agricultura	2393.34	23.45%
Plantaciones de forestales	1049.63	10.28%
Bosque relicto y arbustos	3432.85	33.64%
Suelo desnudo	1603.82	15.71%
Cuerpos de agua	8.79	0.09%
Pastizales montañosos	1452.57	14.23%
<b>Total</b>	<b>10206.14</b>	<b>100.00%</b>

En la Tabla 14 se muestra la dinámica de cambios de cobertura de acuerdo a los periodos estudiados y lo anteriormente descrito, donde se observa una tendencia de crecimiento de las áreas artificiales, los bosques relictos y arbustos muestran a partir del año 2007 hasta el 2021 un crecimiento importante a través de los años. La Agricultura en cambio se observa que a través de los años va variando.

**Figura 4.** Dinámica de cambios de cobertura de 1995 al 2021



**Figura 5.** Cambios de cobertura en las comunidades del San Isidro del Maino y Levanto

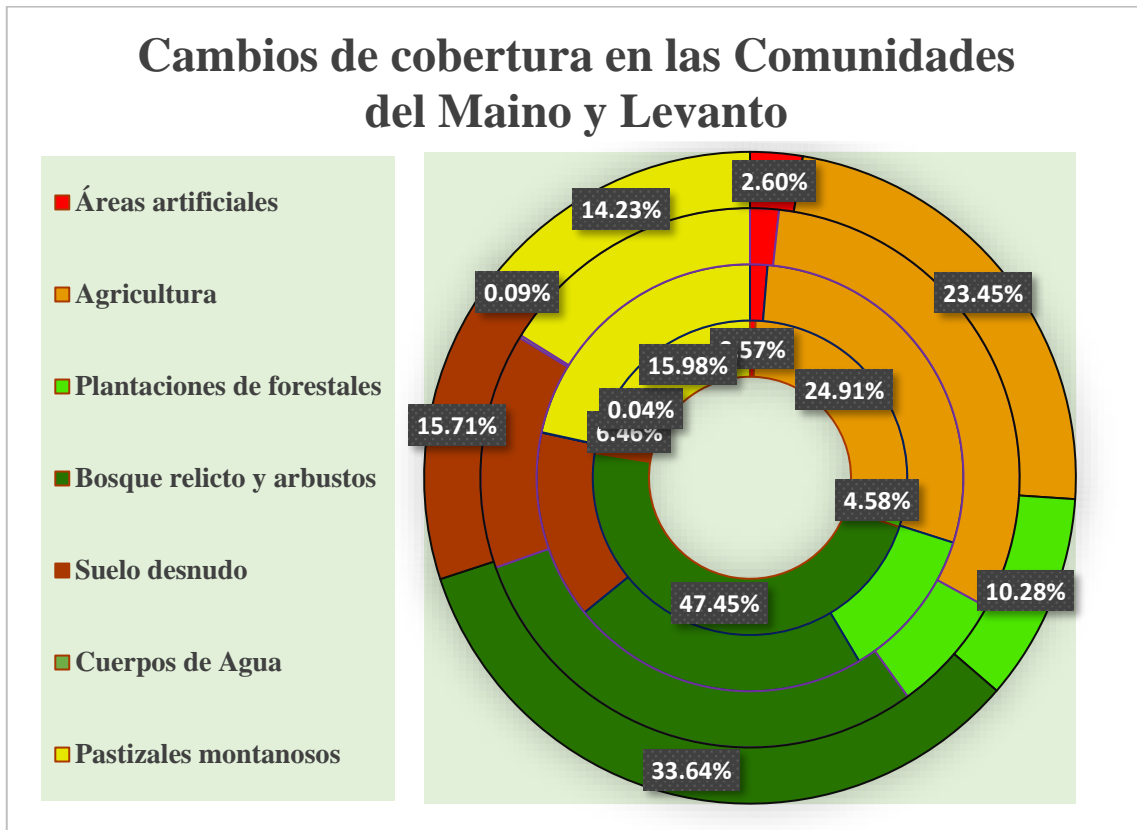
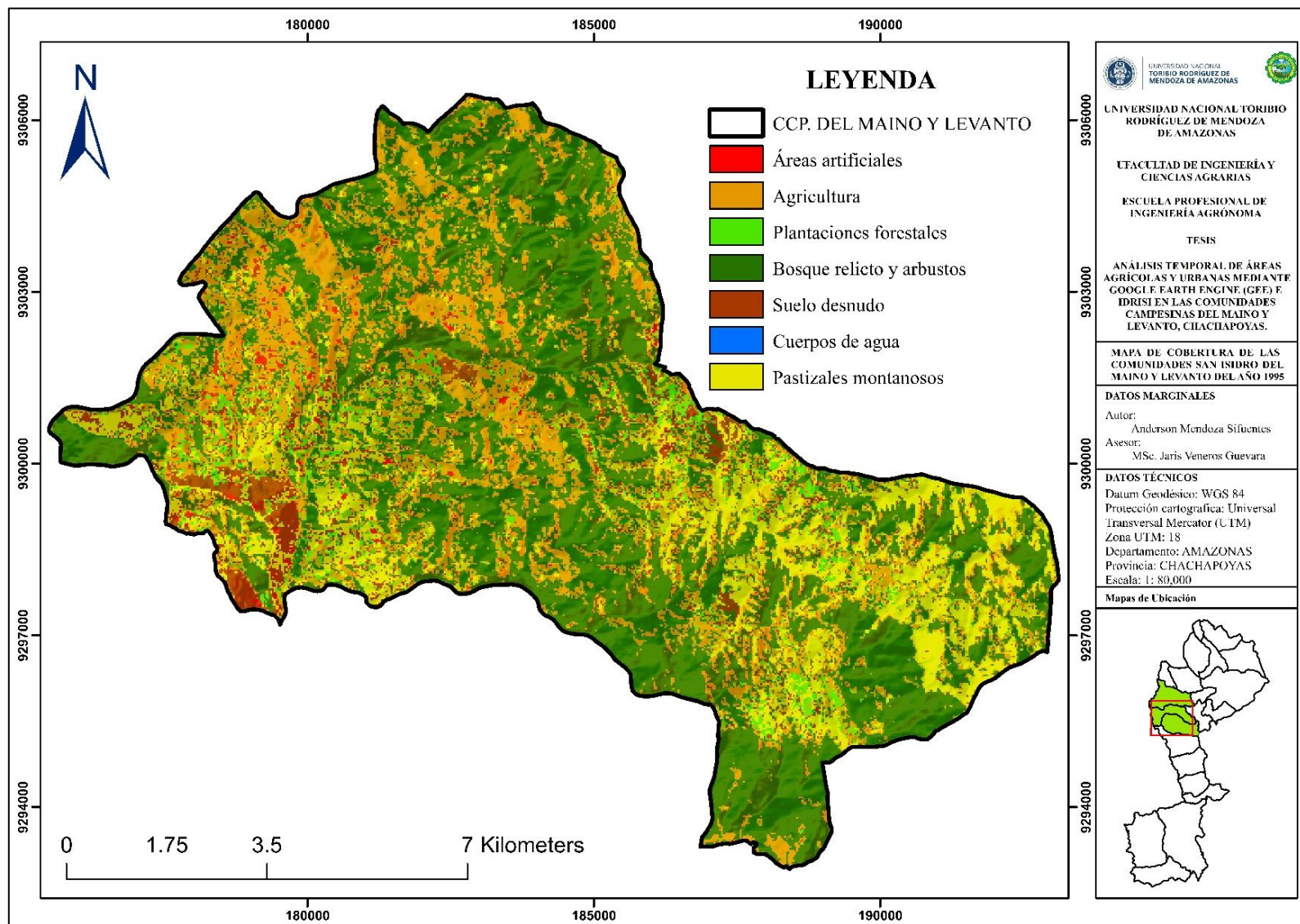
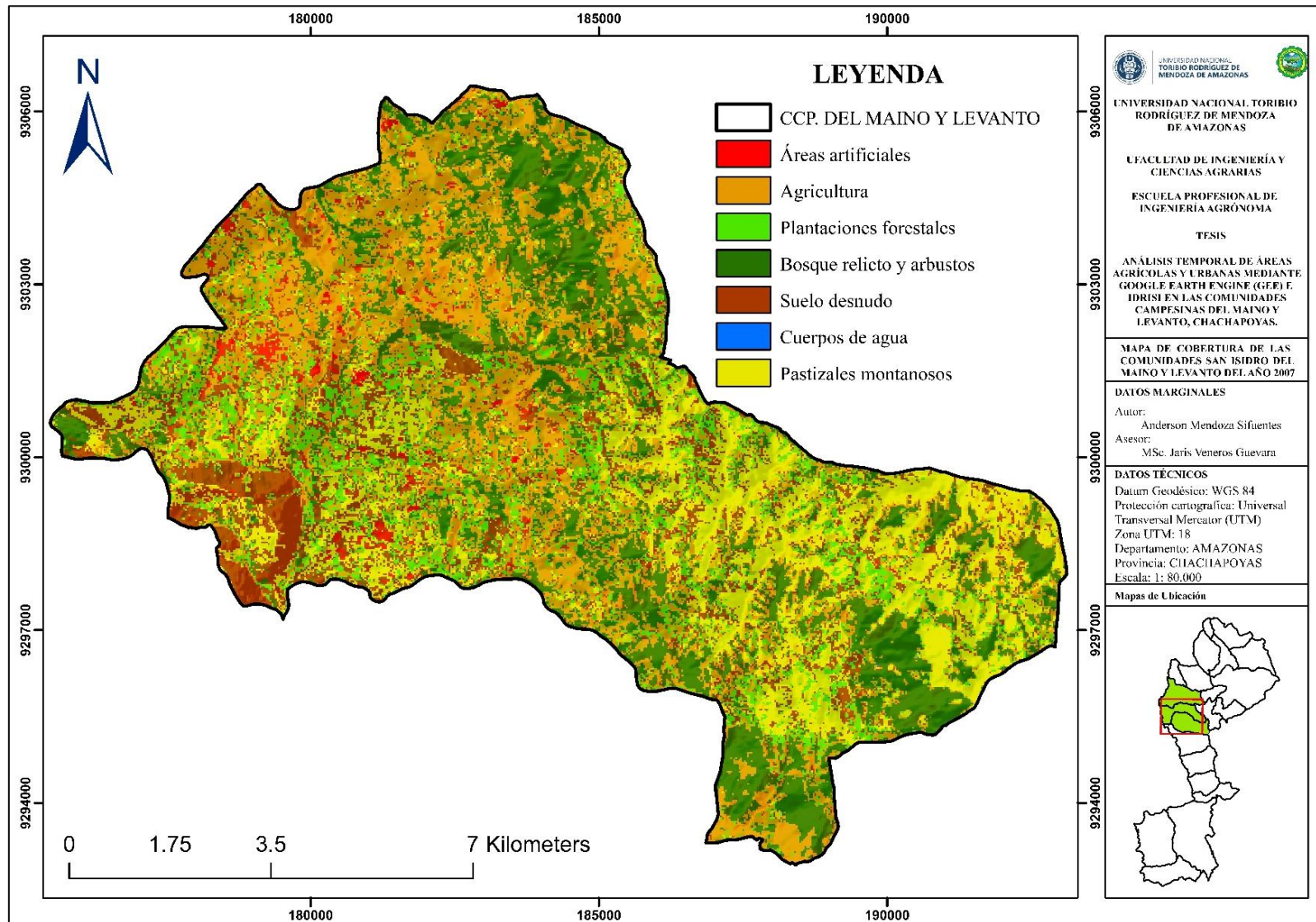


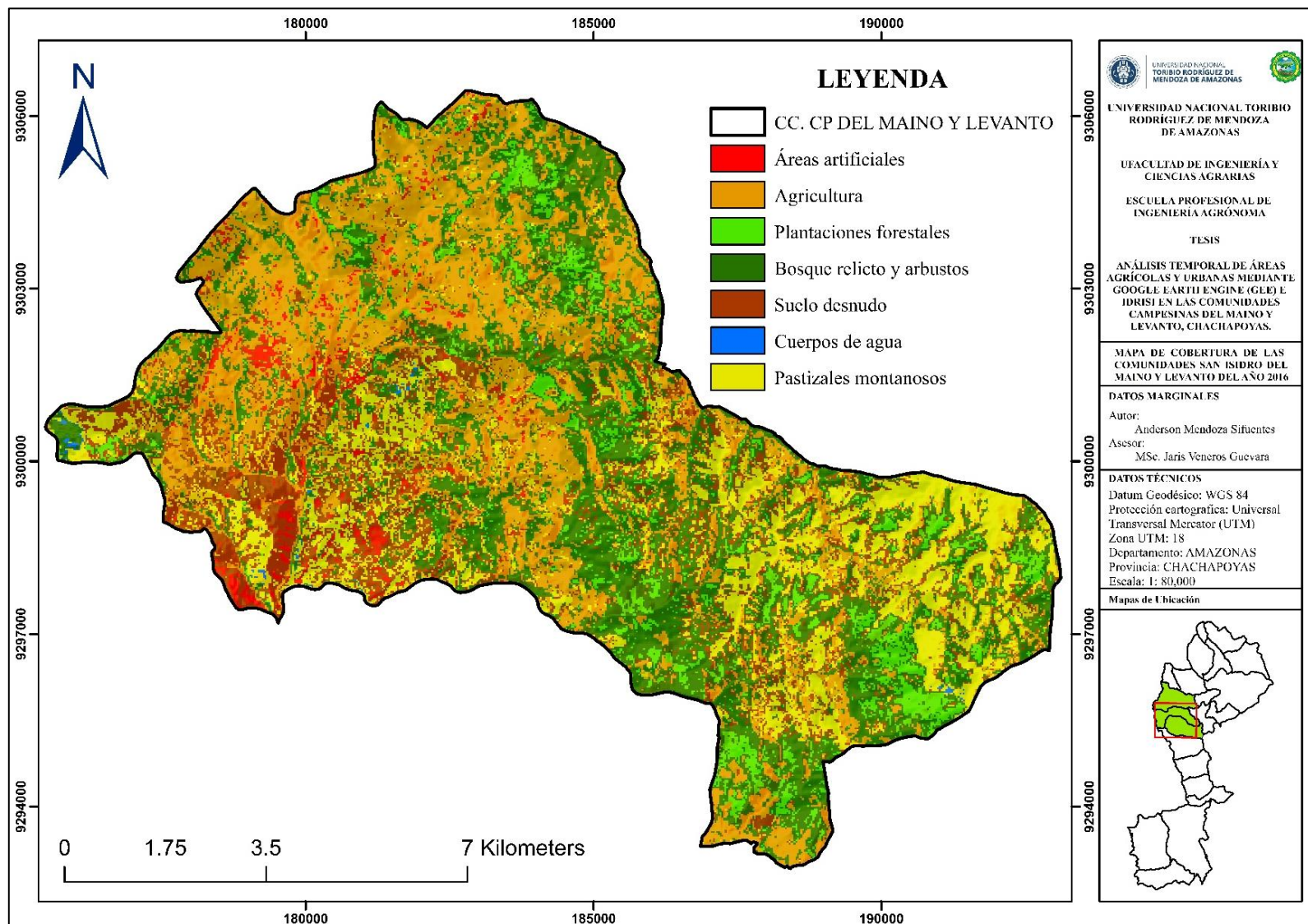
Figura 6. Mapa de cobertura de 1995



**Figura 7. Mapa de cobertura del año 2007**

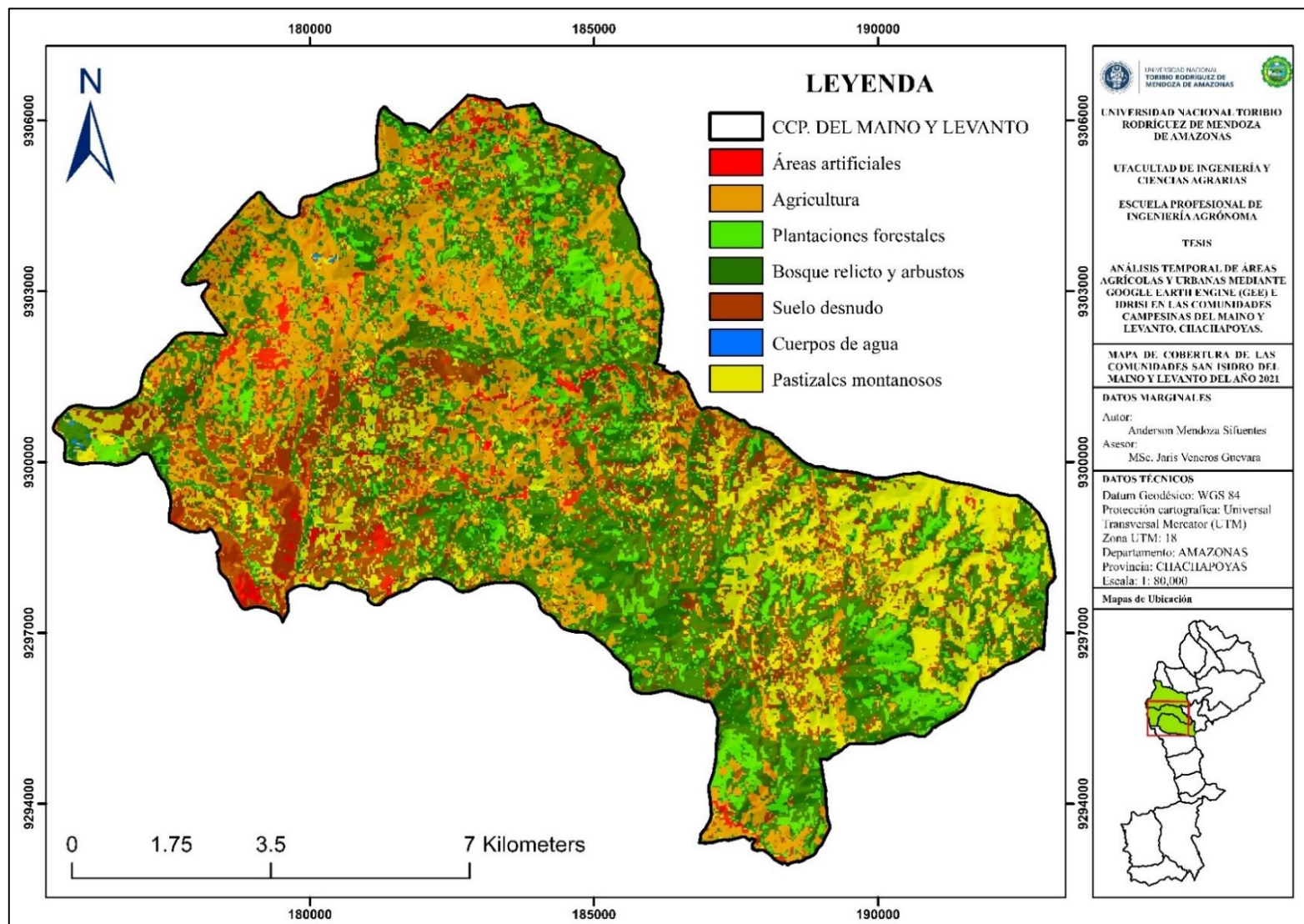


**Figura 8. Clasificación de cobertura para el 2016**





**Figura 9. Clasificación de cobertura del 2021**



### 3.6. Tasas de cambios de cobertura en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto

En la Tabla 15 se muestra que año 1995 la categoría de Áreas artificiales (AA) perdió un área de 43.51 ha, misma que en ese periodo de tiempo pasaron de AA a agricultura (A) 16.70 ha, la categoría suelo desnudo (SD) fue la más representativa representando una ganancia de 17.43 ha, para el 2007 las AA en cabio ganaron 119.50 ha, siendo la más representativa la ganancia de 64.68 ha de la categoría A. Para este periodo las áreas superficiales representaron una tasa de cambio de cobertura de 7.17%.

La agricultura (A) en el año 2007 presento una tasa de cambio de 1.16%, siendo la ganancia más representativa de área de la categoría BRA con un total de 1462.64 ha. Los Bosques relictos y arbustos (BRA) en el año de 1995 al 2007 perdieron un área de 2648.62 ha, la mayor pérdida se produjo por el incremento de área de A, siendo de 1462.64 ha, así mismo las plantaciones forestales (PF) ganaron 427.72 ha, SD también gano 372.78 ha. Los BRA presentaron una tasa de cambio de cobertura de -5.97% en un periodo de 12 años.

**Tabla 15.** Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 1995 al 2007

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total 1995	Pérdida	Tasa de cambio
AA	15.07	16.70	3.60	0.00	17.43	0.00	5.78	58.59	43.51	7.17%
A	64.68	1252.53	392.33	99.24	403.24	0.79	330.03	2542.83	1290.31	1.16%
PF	4.42	50.47	172.01	5.10	101.27	0.00	134.38	467.67	295.66	7.99%
BRA	13.23	1462.64	427.72	2193.99	372.78	1.34	370.92	4842.62	2648.62	-5.97%
SD	14.42	52.14	80.60	4.81	292.97	0.09	214.67	659.70	366.73	6.83%
CA	0.00	0.25	0.13	0.09	0.47	0.00	2.79	3.72	3.72	-2.77%
PM	22.70	84.59	100.61	10.77	268.88	0.43	1143.05	1631.02	487.98	2.53%
<b>Total 2007</b>	<b>134.53</b>	<b>2919.31</b>	<b>1177.00</b>	<b>2314.00</b>	<b>1457.03</b>	<b>2.66</b>	<b>2201.61</b>	<b>10206.14</b>		
Ganancia	119.45	1666.79	1004.99	120.01	1164.06	2.66	1058.57			

La Tabla 16 muestra la matriz de transición de los cambios y uso del suelo para el periodo de 2007 al 2016, los resultados muestran que las AA generaron una tasa de cambio del 5.52 %, donde se observó que el al año 2016 las AA ganaron 43.04 ha de A, 56.58 ha de SD y 21.75 ha de PM, siendo las más representativas. Las AA a su vez en el año 2007 perdieron área, siendo las más representativas la ganancia de 56.76 de A y 23.21 ha de SD.

La agricultura (A) por tanto en este periodo mostro una tasa de cambio de 1.78%, teniendo una ganancia total de área de 1470.49 ha, los cambios que se observan se dieron en la Gancia de área de la clase PF el área de 449.92 ha, SD un área de 352.98 ha, 291.17 ha de BRA y 319.58 ha de PM. Así mismo durante este periodo de tiempo se perdió área poque ahora adoptaron una nueva clase siendo esta el cambio de 838.29 ha de A - BRA, 170.37 ha de A - SD y 96.58 ha de A - PM, siendo las más representativas.

Los BRA en este periodo se mostraron que generaron una tasa de cambio de 5.43%, la Ganancia de área se dio a la pérdida de 838.29 ha de A, 443.24 de PF, 238 ha de SD y 159.82 ha de PM, asumieron la categoría de BRA. Las PF también se muestra una tasa de cambio de significativa con una tasa de cambio de cobertura de -9.24%, la perdida de cobertura estaba dado por la pérdida de 1159.87 ha, y una ganancia de tan solo 707.57 ha.

**Tabla 16.** *Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 2007 al 2016*

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total 2007	Pérdida	Tasa de cambio
AA	47.17	56.76	0.06	0.94	23.21	0.00	6.38	134.53	87.35	5.52%
A	43.04	1717.76	52.88	837.82	170.29	0.99	96.53	2919.31	1201.55	1.78%
PF	6.54	449.92	17.13	443.01	179.95	0.76	79.69	1177.00	1159.87	-9.24%
BRA	0.88	291.17	606.62	1334.21	35.34	4.85	40.93	2314.00	979.79	5.43%
SD	56.58	352.98	26.38	237.94	496.52	5.75	280.87	1457.03	960.51	-0.25%
CA	0.00	0.07	0.00	0.49	1.47	0.00	0.63	2.66	2.66	42.66%
PM	21.75	319.58	21.62	159.72	532.44	3.33	1143.18	2201.61	1058.44	-5.63%
<b>Total 2016</b>	<b>175.97</b>	<b>3188.26</b>	<b>724.70</b>	<b>3014.13</b>	<b>1439.20</b>	<b>15.69</b>	<b>1648.20</b>	<b>10206.14</b>		
Ganancia	128.79	1470.49	707.57	1679.92	942.68	15.69	505.02			

En Tabla 17 se muestra la matriz de transición y tasas de cambios de cobertura del año 2016 al 2021. Donde se pudo ver que las AA generaron una tasa de cambio de 4.66%, el cambio generado a partir de la ganancia de área de 104.71 ha de A, 35.86 de SD, 22.22 de BRA y 11.37 ha de PM. La clase A para el año 2021 muestra una disminución de cobertura con una tasa de cambio de -3.14%, esta disminución estuvo dado por la ganancia de área de la clase BRA 679.31 ha, 295.13 ha de SD y 104.71 ha de AA, estas clases las que mayor área ganaron en este periodo.

La categoría de PF se mostró un incremento, con una tasa de cambio de 4.20% ha, siendo el segundo más representativo, la ganancia de área estaba dado por la pérdida de área de la BRA de 377.49 ha y 83.58 ha de A. La categoría BRA también mostro un incremento de área del 1.46%, la ganancia de área estaba dado por la pérdida de área de la clase A un 679.31 ha, 177.84 ha de SD y 182.02 de PF, las más representativas.

Los Pastizales Montanos (PM) mostraron una tasa de cambio negativa de -1,39%, las pérdidas de cobertura se dieron principalmente a que estas pasaron a la clase SD un área de 287.12 ha, 92.76 ha a agricultura y 94.90 a BRA.

**Tabla 17.** Matriz de tabulación cruzada, tasas de cambio del año 2016 al 2021

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total 2016	Pérdida	Tasa de cambio
AA	88.43	36.22	0.33	1.86	41.40	0.00	7.72	175.97	87.54	4.66%
A	104.71	1934.92	83.58	679.31	295.13	2.36	88.25	3188.26	1253.34	-3.14%
PF	2.55	11.60	503.30	182.02	19.15	0.28	5.79	724.70	221.39	4.20%
BRA	22.22	131.27	377.49	2293.28	151.38	0.93	37.56	3014.13	720.85	1.46%
SD	35.86	185.82	59.36	177.84	808.30	0.05	171.98	1439.20	630.91	1.21%
CA	0.00	0.73	0.06	3.64	1.34	4.30	5.62	15.69	11.39	-6.23%
PM	11.37	92.76	25.51	94.90	287.12	0.87	1135.66	1648.20	512.53	-1.39%
<b>Total 2021</b>	<b>265.14</b>	<b>2393.34</b>	<b>1049.63</b>	<b>3432.85</b>	<b>1603.82</b>	<b>8.79</b>	<b>1452.57</b>	<b>10206.14</b>		
Ganancia	176.71	458.41	546.32	1139.57	795.52	4.49	316.91			

### 3.7. Cambios de cobertura al 2030

La proyección de cambios de cobertura se realizó mediante el uso del programa IDRISI (versión 17.0), a partir de los mapas de cambios de cobertura generados en Google Earth Engine. Para ello se calculó la probabilidad Markov, y la proyección de la misma con CA-Markov.

Las probabilidades de cambios de cobertura al 2030 se muestran en la Tabla 18, la probabilidad de cambio de cobertura del 2021 al 2030 para las areas artificiales se ve una probabilidad de cambio de AA - A del 28% y a SD del 29% siendo las mas representativas. Para la clase Agricola se observa una probabilidad de cambio a la categora BRA de 33% siendo la mas representativa.

**Tabla 18.** Probabilidad de cambio de cobertura Markov

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM
reas artificiales (AA)	0.25	0.28	0.02	0.08	0.30	0.00	0.08
Agricultura (A)	0.05	0.36	0.06	0.33	0.14	0.00	0.05
Plantaciones forestales (PF)	0.01	0.04	0.46	0.42	0.06	0.00	0.02
Bosque relicto y arbustos (BRA)	0.02	0.09	0.23	0.55	0.09	0.00	0.03
Suelo desnudo (SD)	0.04	0.18	0.07	0.21	0.33	0.00	0.17
Cuerpos de Agua (CA)	0.01	0.08	0.03	0.29	0.14	0.08	0.36
Pastizales montañosos (PM)	0.02	0.11	0.04	0.13	0.26	0.00	0.45

Las plantaciones forestales mantendrán su área en un 46% y tienen una probabilidad de cambio de su área de un 41% a la clase BRA. Los pastizales montañosos por su lado se observó que mantendrán su área actual un 45% y cambiará un 26% a SD, 12% a BRA y 10 % a la clase A.

La cobertura de uso del suelo al 2030 se muestra en la Tabla 19, donde se ve que el área artificial va a representar el 3.03% con una extensión de 309.01 ha, así mismo se ve que el área agrícola va a representar el 17.33% con una extensión de 1768.28 ha, los bosques relictos van a representar el 35.97% con un área de 3670.97 ha y las plantaciones forestales a su vez van a representar el 15.31 % (1562.28 ha) y suelo desnudo el 16.64% (1697.85 ha).

**Tabla 19.** Mapa de cobertura proyectado al 2030

Clase	2030	
	Área (ha)	%
Áreas artificiales	309.01	3.03%
Agricultura	1768.28	17.33%
Plantaciones de forestales	1562.28	15.31%
Bosque relicto y arbustos	3670.97	35.97%
Suelo desnudo	1697.85	16.64%
Cuerpos de agua	4.63	0.05%
Pastizales montañosos	1193.13	11.69%
<b>Total</b>	<b>10206.14</b>	<b>100%</b>

La matriz de transición de cambios de cobertura para el año 2030 (Tabla 20), muestra que de seguir con esta tendencia al 2030, las áreas artificiales seguirán teniendo crecimiento positivo con una tasa de cambio de 1.72%, pasando a tener un área de 309.01 ha.

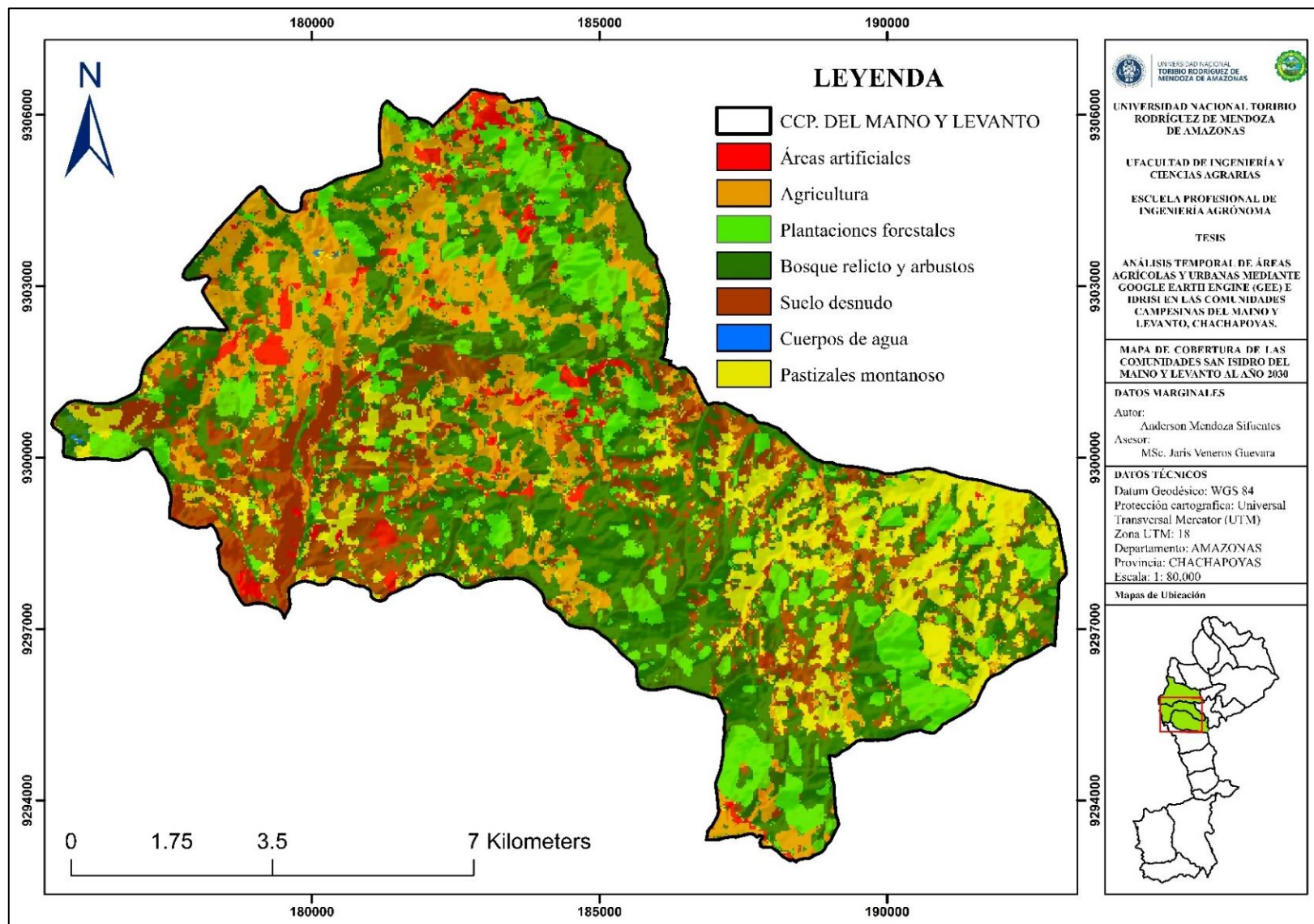
**Tabla 20.** Matriz de transición al año 2030

	AA	A	PF	BRA	SD	CA	PM	Total 2021	Pérdida	Tasa de cambio
AA	188.89	27.64	2.45	3.41	37.90	0.02	4.83	<b>265.14</b>	76.25	1.72%
A	74.77	1504.71	117.81	542.49	141.73	0.63	11.19	<b>2393.34</b>	888.62	-3.31%
PF	2.33	8.12	842.40	173.52	16.06	0.25	6.95	<b>1049.63</b>	207.22	4.52%
BRA	13.94	87.07	499.90	2715.26	94.17	0.47	22.05	<b>3432.85</b>	717.59	0.74%
SD	22.59	99.45	62.56	153.08	1176.29	0.17	89.68	<b>1603.82</b>	427.53	0.64%
CA	0.02	0.43	0.29	2.28	1.02	2.68	2.06	<b>8.79</b>	6.11	-6.89%
PM	6.46	40.85	36.86	80.92	230.69	0.41	1056.37	<b>1452.57</b>	396.20	-2.16%
<b>Total 2030</b>	<b>309.01</b>	<b>1768.28</b>	<b>1562.28</b>	<b>3670.97</b>	<b>1697.85</b>	<b>4.63</b>	<b>1193.13</b>	<b>10206.14</b>		
Ganancia	120.12	263.57	719.87	955.71	521.56	1.95	136.75			

Así mismo se puede observar que se va reducir el área dedicado a la agricultura generando una tasa de cambio de -3-31%, perdiendo un área total de 625.06 ha. las plantaciones forestales se predicen que van a generar una tasa de cambio positiva del 4.52%. Los Pastizales montanos al igual que los agrícolas van a perder área y va generar una tasa de cambio negativa de -2.16%.

La Figura 10, se puede observar que el área urbana de la comunidad campesina de Levanto tendrá un incremento, las áreas de plantaciones forestales también se prevé un incremento positivo en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, así mismo las áreas de bosque relicto y arbustos ganaran un aumento por abandono de las áreas agrícolas.

Figura 10. Mapa de cobertura proyectada al 2030



#### **IV. DISCUSIÓN**

En el análisis de monitorear los usos y cambios de la tierra, la teledetección es una herramienta importante, que permite a los usuarios cuantificar áreas de grandes extensiones de territorio (Lee et al., 2020). Mediante el uso del sistema de información geográfica (SIG), en las comunidades del Maino y Levanto se pudo realizar la identificación el uso de coberturas de tierras en cada uno de los periodos estudiados. Para saber el grado de fiabilidad de la clasificación de coberturas nos guiamos de acuerdo a la precisión Kappa teniendo una precisión global del 92% y un índice Kappa del 89%, lo que significa que tiene un nivel de fuerzas de concordancia muy buena (González et al., 2021; Ramos Reyes et al., 2019).

Las áreas artificiales (AA) en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, en el estudio se encontró que han experimentado un crecimiento lineal, siendo para el periodo de 1995 al 2007 donde observo un crecimiento significativo de 75.94 ha en 12 años. Para el periodo 2007 al 2016 la tendencia fue la misma de un crecimiento urbano y desarrollo vial notorio de 41.44 ha en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, en el periodo 2016 al 2021 el estudio a su vez se evidencio un crecimiento de 89.18 ha que supera los dos periodos anteriormente mencionados, estos cambios de cobertura esta dado por la intervención humana y sus necesidades de subsistencia y alimentación (Bula A., 2020). A lo largo de años se ha evidenciado que los cambios de cobertura y uso del suelo esta dado por el crecimiento de áreas urbanas (Abijith & Saravanan, 2021), misma que está relacionado con las actividades agrícolas, que generan un bienestar económico (Escandón et al., 2018), la rápida expansión urbanística genera impactos positivos como la industrialización y generación de nuevos empleos, mejorar los centros de salud para los residentes locales (Ullah et al., 2019).

El desarrollo de la agricultura en el mundo es de vital importancia para el desarrollo económico, es más importante esta aun en los países menos desarrollados debido a que gran parte de su población depende de ella para su subsistencia (Bula A., 2020). Las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto para el año de 1995 al 2007, el estudio demuestra un crecimiento de 376.48 ha en un periodo de 12 años, en el periodo 2007 al 2016 se evidencio también un crecimiento importante de 268.94 ha para ese periodo, por contraste en el periodo de 2016 al 2021 se notó un decrecimiento de las áreas agrícolas 794.92 ha, las perdida de áreas agrícolas se da por el abandono de las mismas (Aguayo et al., 2009), el continuo erosión del suelo por las lluvias (García et al., 2021),



apertura de nuevas áreas con fines agrícolas y su discontinuidad de trabajo por la baja producción (Lee et al., 2020), para los años 2020 y 2021 es más notorio el abandono de las áreas agrícolas por la Covid-19, por falta de personal capacitado para ofertar sus productos al mercado, compra de fertilizantes y las limitaciones sanitarias (Mamani-Flores et al., 2022). El Estudio realizado por (Barboza, 2019) también evidencio la tendencia de perdida de áreas agrícolas en la provincia de chachapoyas de 203.17 ha para los años del 2011 al 2021, los cambios dados por el incrementó de áreas urbanas. La disminución de áreas agrícolas en las comunidades de San Isidro del Maino Y Levanto pueden estar dados por su planificación de conservación que tiene el área de conservación privada Tilacancha (Delgado et al., 2021). El estudio publicado por las naciones unidas enfatiza en mencionar que los suelos los tenemos en tres formas aceptables, pobres y muy pobres, mismas que en la actualidad por la malas prácticas agrícolas los suelos agrícolas están de pobres a muy pobres (FAO, 2015).

El estudio evidencio para los bosques relictos y arbustos (BRA) en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, en el periodo de 1995 al 2007, tuvieron una pérdida de 2528.62 ha, que representa el 25% de área total estudiada, mientras tanto para el periodo de 2007 al 2016 se mostró una recuperación de BRA de 700.13 ha, siendo una ganancia del 7% del área total y para el periodo 2016 al 2021 se tiene un incremento de 418.72 ha, representando un auge del 4% del área total, los resultados se justifican debido al aumentos de área forestal en los últimos año, dado por el abandono de áreas agrícolas y por ende el aumento de zonas de con bosque arbustivos (Dourojeanni, 2017). Los resultados obtenidos coinciden con la investigación desarrollada por (Salas et al., 2018) donde se nota la pérdida de áreas de bosques arbustivos, teniendo como resultados que en 1998 tenía un área de 2622,43 ha y para el 2016 presentaba un área de 1571,93 ha. El trabajo de (Zumaeta, 2019) también evidencio que la mayor pérdida de cobertura boscosa se dio en el periodo de 1998 al 2008 con 474.20 ha en la microcuenca Yuyac, así mismo (Armenteras & Rodríguez Eraso, 2014) mencionan que la mayor pérdida de bosque en Latinoamérica sucedió entre el año 2000 al 2010. La causa de la pérdida de cobertura vegetal se da principalmente por el incremento de nuevas áreas con fines de explotación agrícola y ganadera (Palacios et al., 2020). En las comunidades de San Isidro del Maino Y Levanto la conservación de los bosque en el último periodo puede estar dado por la área de conservación que se encuentra en el sector (Thaden et al., 2020).

El establecimiento del área de conservación privada Tilacancha, es una de las políticas de conservación de los pastizales montañosos y la vegetación de bosque relicto arbustivo en para la protección de la pequeñas fuentes de agua, conjuntamente con la reforestación, con plantaciones de pinos (García et al., 2021; Zumaeta, 2019). Los pastizales montañosos a su vez se pudo ver que han venido experimentando una tasa de cambio negativo en los dos últimos periodos, dado por el aumento de las plantaciones forestales y suelo desnudo. Sin embargo en el estudio de (Salas et al., 2018) se nos muestra que los pastizales montañosos en el ANP Tilacancha los pastizales montañosos han venido aumentando a través de los años siendo que para 1984 presentaba un área de 3968,35 ha y para el año 2016 un área de 5037,2 ha, producidos a partir de la quema de bosques arbustivos para uso de pastizales y abandono agrícola.

Los suelos desnudos son generados por el sector agrícola, la sobreexplotación animal y la quema de pastizales (Ibañez & Damman, 2014), en las comunidades campesinas de San Isidro del Maino y Levanto, el estudio encontró un auge en el periodo de 1995 al 2007 de 797.34 ha, por contraste para el 2007 al 2016 se muestra una pérdida de 17.83 ha, sin embargo en el periodo 2016 a 2021 se logra ver un crecimiento de 164.62 ha. Estos resultados se justifican porque las zonas con mayor pendiente son las que mantienen esta característica por su difícil acceso para el desarrollo agrícola (Thaden et al., 2020). Los suelos desnudos representan áreas potenciales para la reforestación y aprovechamiento de áreas inertes con especies que se adapten a la zona, para evitar erosión por consecuencia de las lluvias (Contreras & Torres, 2021).

Las plantaciones forestales en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto, el estudio demuestra que se ha venido impulsando desde hace décadas teniendo así que el periodo de 1995 al 2007, la plantaciones forestales tuvieron un auge de 7009.33 ha, esto con plantaciones principalmente de eucaliptos, para el periodo 2007 al 2016 se vio una disminución considerable de áreas forestales de 452.30 ha, esta disminución permitió que en diversas instituciones interesadas en preservar apoyen a reforestar, teniendo así que para el año 2016 al 2021 un crecimiento 324.93 ha de plantaciones forestales, estos resultados se justifican debido a que las plantaciones forestales a nivel mundial se han generado como una necesidad para mitigar los impactos de la degradación forestal por la quema y tala indiscriminada (Armenteras & Rodríguez Eraso, 2014; Garate-Quispe et al., 2021). A nivel nacional las plantaciones forestales fueron implementadas como un componente agrícola a corto plazo, para satisfacer las necesidades de la comunidades y

poblaciones rurales, rehabilitando las áreas deforestadas (Juárez et al., 2022), para la reforestación en el área de estudio son los Pinos (*Pinus* sp. ) y el eucalipto (*Eucalyptus* sp.) en su gran mayoría por su adaptabilidad y rápido desarrollo.

El estudio de los cambios de cobertura a lo largo de los años permite cuantificar y predecir escenarios de cambios de cobertura (Thaden et al., 2020), es así que en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto la probabilidad de la dinámica de cambios de cobertura al año 2030 se prevé una tasa de cambio positiva para los Bosque relicto y arbustos, así mismo se prevé un abandono de áreas dedicadas a la agricultura para ser áreas de plantaciones forestales, las áreas urbanas también se van a generar un crecimiento importante. Los resultados obtenido coinciden con el estudio realizado por (Palacios et al., 2020), quienes la probabilidad a futuro muestra una recuperación de la vegetación arbustiva por plantaciones forestales, que son una tarea importante hoy en día para el cuidado del medio ambiente. El desarrollo agrícola no puede funcionar si no se logra una sustentabilidad agrícola, mejores técnicas de producción y manejo de fertilidad de suelos, impulsores del abandono agrícola (Gandharum et al., 2022). Por otro lado también los resultados obtenido coinciden con el trabajo realizado en el corredor biológico del río Tibás, quienes también obtuvieron una disminución del 14% del área agrícola para el 2025 por proceso de urbanización y recuperación ambiental (Calvo-Villalobos et al., 2018).

## V. CONCLUSIONES

En las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto se observó una tendencia de crecimiento lineal para las áreas artificiales (áreas urbanas, vías de comunicación, explotación de canteras de arena) a través de los años estudiados, teniendo que para el año de 1995 representaba el 58.58 ha (0.57 %) del área total y al 2021 tiene una expansión de 265.15 ha del área total, lo que indica que el sector urbano y las estrategias de mejorar los servicios de la población generan un cambio en la cobertura terrestre. Se prevé al 2030 que las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto van a seguir creciendo, pasando a tener una expansión de 309.01 ha.

La agricultura en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto que a través del análisis temporal echo esta ha venido teniendo un auge progresivo, para el año de 1995 el área agrícola tenía una extensión de 2394.49 ha (23.45%), en el 2016 este incremento su extensión a 3188.26 ha (31.24%). Para el 2021 en medio de una crisis sanitaria y programas de reforestación, se observó que el sector agricultura sufrió una disminución considerable, pasando a tener una extensión de 2393.34 ha (23.45%), misma que se atribuye a las áreas agrícolas de difícil acceso fueron remplazadas por especies forestales. Para el 2030 sector agrícola va seguir reduciendo su área en 625.05 ha por expansión urbana, abandono agrícola y nuevas plantaciones forestales.

La clasificación de los mapas de cobertura obtenidos para los años de 1995, 2007, 2016 y 2021, se evaluó en función del índice Kappa teniendo una precisión global de 92% y un índice Kappa de 89% lo que significa que el mapa tiene una concordancia muy buena con lo que se encuentra en campo.

Las tasas de cambios de cobertura para las Áreas Artificiales todas fueron positivas, siendo en el periodo 1995 y 2007 de 7.17%, 5.52% en el periodo 2007 al 2016 y la más significativa en los últimos 5 años de 8.54%, los mismos que demuestran el crecimiento artificial de las comunidades. Las áreas agrícolas por contraste en los dos primeros periodos mostraron una tasa de cambio positiva de 1.16% y 1.78 % respectivamente, mientras que en el último periodo (2016-2021) una tasa de cambio negativa de 5.57%.

## **VI. RECOMENDACIONES**

- Para evitar las pérdidas de las áreas agrícolas y conservar una producción estable se recomienda que los municipios deben implementar capacitaciones a los agricultores en técnicas de manejo de los cultivos, para evitar la degradación de los suelos por mala aplicación de fertilizantes y el abandono por bajos rendimientos.
- Se debe realizar un planeamiento estratégico de reforestación en las comunidades de San Isidro del Maino y Levanto con la finalidad de aprovechar las áreas de suelo desnudo que se han ido en auge a través del tiempo.
- Para un análisis de cuerpos de agua se recomienda el uso de imágenes satelitales de mejor resolución para conocer bien a detalle su comportamiento a través de los años.

## VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abijith, D., & Saravanan, S. (2021). Assessment of land use and land cover change detection and prediction using remote sensing and CA Markov in the northern coastal districts of Tamil Nadu, India. *Environmental Science and Pollution Research*. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15782-6>
- Aguayo, M., Pauchard, A., Azócar, G., & Parra, O. (2009). Cambio del uso del suelo en el centro sur de Chile a fines del siglo XX. Entendiendo la dinámica espacial y temporal del paisaje. *Revista Chilena de Historia Natural*, 82(3), 361–374. <https://doi.org/10.4067/s0716-078x2009000300004>
- Alencar, A., Shimbo, J. Z., Lenti, F., Marques, C. B., Zimbres, B., Rosa, M., Arruda, V., Castro, I., Fernandes, M., Alencar, I., Piontekowski, V., & Ribeiro, V. (2020). Mapping Three Decades of Changes in the Brazilian Savanna Native Vegetation Using Landsat Data Processed in the Google Earth Engine Platform. *Remote Sensing*, 12(924), 1–23.
- Arboit, M. E., & Maglione, D. S. (2018). Análisis multitemporal y multiespacial del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y del índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) en centros urbanos forestados y oasis irrigados, con climas secos. *Boletín de Estudios Geográficos*, 109, 13–60. [https://bdigital.uncu.edu.ar/objetos\\_digitales/11458/02-arboit-maglione.pdf](https://bdigital.uncu.edu.ar/objetos_digitales/11458/02-arboit-maglione.pdf)
- Armenteras, D., & Rodríguez Eraso, N. (2014). Dinámicas y causas de deforestación en bosques de latino américa: una revisión desde 1990. *Colombia Forestal*, 17(2), 233–246. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2014.2.a07>
- Avilés, G. A., Ruíz, S., Castellot, V., Chan, D. M., & Guerrero, H. O. (2017). Uso Del Google Earth™ Para Evaluar La Pérdida De Cubierta Vegetal En Chiná, Campeche, México. *Agroproductividad*, 10(5), 73–78. <https://web.a.ebscohost.com/abstract?direct=true&profile=ehost&scope=site&auth type=crawler&jrnl=24487546&AN=123874262&h=K8PfKDMxdp8nMm%2BYn qSGu179iNhkhHiHEB9rwvDXhOriObhGMQ4h8nxzbaHiq4m8Ly%2BZBWEFku YdpiwV8a8qvQ%3D%3D&crl=c&resultNs=AdminWebAuth&resultLoca>
- Barboza, E. (2019). Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo utilizando autómatas celulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, Perú [Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo]. In *Universidad nacional pedro ruiz gallo*. <https://repositorio.unprg.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12893/5092/BC-3893 BANCES PISCOYA-ROJAS PUICON.pdf?sequence=3&isAllowed=y>
- Berlanga, G. L. y R. (2010). *Patrones de cambio de cobertura y uso de suelo, Nayarit*. 7–22.
- Bula A. (2020). Importancia de la agricultura en el desarrollo socio económico. *Informe*, 1–29. <https://observatorio.unr.edu.ar/wp-content/uploads/2020/08/Importancia-de-la-agricultura-en-el-desarrollo-socio-económico.pdf>
- Calvo-Villalobos, J. E., Bermúdez-Rojas, T., & Vega-Bolaños, H. (2018). Dinámica de

- uso de suelo y sitios prioritarios para la restauración forestal del Corredor Biológico Río Tibás, Costa Rica. *Revista Geográfica de América Central*, 1(62), 128. <https://doi.org/10.15359/rgac.62-1.6>
- Contreras, E., & Torres, D. (2021). *Guía metodológica para la recuperación de suelos afectados por erosión hídrica mediante el uso de terrazas*. [https://ciencia.lasalle.edu.co/ing\\_ambiental\\_sanitaria/1909%0AThis](https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_ambiental_sanitaria/1909%0AThis)
- Cruz Flores, D. D., Curbelo Benítez, E. A., Ferrer-Sánchez, Y., & Ávila, D. D. (2020). Spatial and temporal variations in Normalized Difference Vegetation Index in Cuba. *Ecosistemas*, 29(1), 1–12. <https://doi.org/10.7818/ECOS.1885>
- Delgado, E., Meza Mori, G., Barboza, E., Rojas Briceño, N. B., Torres Guzmán, C., Oliva-Cruz, M., Chavez-Quintana, S. G., Salas López, R., López de la Lama, R., Sevillano-Ríos, C. S., & Sarmiento, F. (2021). Efectividad de áreas de conservación privada comunal en bosques montanos nublados del norte de Perú. *Pirineos*, 176, e067. <https://doi.org/10.3989/pirineos.2021.176006>
- Dourojeanni, M. J. (2017). Aprovechamiento del barbecho forestal en áreas de agricultura migratoria en la Amazonía Peruana. *Revista Forestal Del Perú*, 32(1), 1. <https://doi.org/10.21704/rfp.v32i1.1031>
- Duan, Y., Li, X., Zhang, L., Chen, D., Liu, S., & Ji, H. (2020). Mapping national-scale aquaculture ponds based on the Google Earth Engine in the Chinese coastal zone. *Aquaculture*, 520(November 2019), 734666. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2019.734666>
- Escandón, J., Ordoñez, J., Nieto, M., & Ordoñez, M. (2018). Cambio en la cobertura vegetal y uso del suelo del 2000 al 2009 en Morelos, México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(46), 27–53. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i46.135>
- Espinosa, J. J. (2020). Aplicación de algoritmos Random Forest y XGBoost en una base de solicitudes de tarjetas de crédito. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, 21(3), 1–16. <https://doi.org/10.22201/fi.25940732e.2020.21.3.022>
- FAO. (1996). Survey of tropical forest cover and study of change processes. In *Forest resources assessment 1990*.
- FAO. (2015). Status of the World's Soil Resources. In *Intergovernmental Technical Panel on Soils*. <http://www.fao.org/3/a-i5199e.pdf>
- Floreano, I. X., & de Moraes, L. A. F. (2021). Land use/land cover (LULC) analysis (2009–2019) with Google Earth Engine and 2030 prediction using Markov-CA in the Rondônia State, Brazil. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(4), 1–17. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09016-y>
- Gandharum, L., Hartono, D. M., Karsidi, A., & Ahmad, M. (2022). Monitoring Urban Expansion and Loss of Agriculture on the North Coast of West Java Province, Indonesia, Using Google Earth Engine and Intensity Analysis. *The Scientific World Journal*, 2022(Sdg 2), 1–16. <https://doi.org/10.1155/2022/3123788>
- Garate-Quispe, J. S., Canahuire-Robles, R., Surco-Huacachi, O., & Alarcón-Aguirre, G.

- (2021). Development of forest structure and tree floristic composition on affected gold mined sites in the Peruvian Amazon: 20 years after reforestation. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 92. <https://doi.org/10.22201/IB.20078706E.2021.92.3437>
- García, L., Veneros, J., Pucha-Cofrep, F., Chávez, S., Bustamante, D. E., Calderón, M. S., Morales, E., & Oliva, M. (2021). Geospatial Analysis of Soil Erosion including Precipitation Scenarios in a Conservation Area of the Amazon Region in Peru. *Applied and Environmental Soil Science*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/5753942>
- González, A. N., González, F. M. C., Hernández, J. C. M., & González, O. N. (2021). Change of coverage and land use in coastal plain associated with anthropogenic processes: Case san blas, nayarit. *Madera y Bosques*, 27(1). <https://doi.org/10.21829/myb.2021.2712104>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017a). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017b). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gumma, M. K., Thenkabail, P. S., Teluguntla, P. G., Oliphant, A., Xiong, J., Giri, C., Pyla, V., Dixit, S., & Whitbread, A. M. (2020). Agricultural cropland extent and areas of South Asia derived using Landsat satellite 30-m time-series big-data using random forest machine learning algorithms on the Google Earth Engine cloud. *GIScience and Remote Sensing*, 57(3), 302–322. <https://doi.org/10.1080/15481603.2019.1690780>
- Hemati, M., Hasanlou, M., Mahdianpari, M., & Mohammadimanesh, F. (2021). A systematic review of landsat data for change detection applications: 50 years of monitoring the earth. *Remote Sensing*, 13(15). <https://doi.org/10.3390/rs13152869>
- Huete, A. R., Jackson, R. D., & Post, D. F. (1985). Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, 17(1), 37–53. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(85\)90111-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90111-7)
- Ibañez, N., & Damman, G. (2014). Cambios de la cobertura de los suelos para la elaboración de escenarios territoriales en la región Apurímac. *Zonas Áridas*, 15(1), 48–67.
- INEGI. (2013). Aspectos técnicos Landsat. *Dirección General de Geografía y Medio Ambiente*, 1–22. [https://www.inegi.org.mx/temas/imagenes/imgLANDSAT/doc/Aspectos\\_tecnicos\\_landsat.pdf](https://www.inegi.org.mx/temas/imagenes/imgLANDSAT/doc/Aspectos_tecnicos_landsat.pdf)
- INEI. (2018). Perú: Indicadores de Empleo e Ingreso por departamento 2007-2017. In *Inei*.



[https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones\\_digitales/Est/Lib1537/libro.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1537/libro.pdf)

- Inoue, S., Ito, A., & Yonezawa, C. (2020). Mapping Paddy fields in Japan by using a Sentinel-1 SAR time series supplemented by Sentinel-2 images on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, *12*(10). <https://doi.org/10.3390/rs12101622>
- Juárez, L., Silva, J., & Rascón, J. (2022). Diagnóstico de suelos con fines de reforestación con *Pinus patula* en una cuenca del nororiente Peruano. *Advances in Science and Innovation*, *1*(1).
- Lee, J., Cardille, J. A., & Coe, M. T. (2020). Agricultural expansion in mato grosso from 1986-2000: A bayesian time series approach to tracking past land cover change. *Remote Sensing*, *12*(4), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs12040688>
- Liu, L., Xiao, X., Qin, Y., Wang, J. J. J., Xu, X., Hu, Y., Qiao, Z., Wang, L. Le, Diao, C., Xian, G., Yin, D., Lu, Y., Zou, S., Erickson, T. A., Duan, Y., Li, X. X. X., Zhang, L., Chen, D., Liu, S., ... Fu, P. (2020). Examining rice distribution and cropping intensity in a mixed single- and double-cropping region in South China using all available Sentinel 1/2 images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *101*(1), 1–23. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102351>
- Liu, L., Xiao, X., Qin, Y., Wang, J., Xu, X., Hu, Y., & Qiao, Z. (2020). Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, *239*(June 2019), 111624. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111624>
- Liu, Z., Liu, H., Luo, C., Yang, H., Meng, X., Ju, Y., & Guo, D. (2020). Rapid Extraction of Regional-scale Agricultural Disasters by the Standardized Monitoring Model Based on Google Earth Engine. *Sustainability*, *12*(16), 6497. <https://doi.org/10.3390/su12166497>
- Mamani-Flores, A., Barra-Quispe, D., & Barra-Quispe, T. (2022). Gestión de ecosistemas de agricultura orgánica en tiempos de Covid-19. *Revista Venezolana de Gerencia*, *97*, 144–160. <https://doi.org/https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.97.10>
- Mananze, S., Pôças, I., & Cunha, M. (2020). Mapping and assessing the dynamics of shifting agricultural landscapes using google earth engine cloud computing, a case study in Mozambique. *Remote Sensing*, *12*(8), 1–23. <https://doi.org/10.3390/RS12081279>
- Martínez-Fernández, J., Ruiz-Benito, P., & Bonet, A. (2018). *La última actualización de la cartografía CORINE Land Cover (CLC2012) en España: repercusiones para los estudios de cambios en la cobertura y uso del suelo*. 284, 267–281. [https://www.researchgate.net/publication/326877831\\_La\\_ultima\\_actualizacion\\_de\\_la\\_cartografia\\_CORINE\\_Land\\_Cover\\_CLC2012\\_en\\_Espana\\_repercusiones\\_para\\_los\\_estudios\\_de\\_cambios\\_en\\_la\\_cobertura\\_y\\_uso\\_del\\_suelo](https://www.researchgate.net/publication/326877831_La_ultima_actualizacion_de_la_cartografia_CORINE_Land_Cover_CLC2012_en_Espana_repercusiones_para_los_estudios_de_cambios_en_la_cobertura_y_uso_del_suelo)
- Mas, J. F., Reyes Díaz Gallegos, J., & Pérez Vega, A. (2012). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas*, *51*, 53–72. <https://doi.org/10.14350/rig.30414>

- Mhawej, M., & Faour, G. (2020). Open-source Google Earth Engine 30-m evapotranspiration rates retrieval: The SEBALIGEE system. *Environmental Modelling and Software*, 133(August), 104845. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104845>
- MINAM. (2014). Protocolo: Evaluacion de la Exactitud Tematica del Mapa de Deforestación. *Ministerio Del Ambiente*, 1–32. <http://www.minam.gob.pe/ordenamientoterritorial/wp-content/uploads/sites/18/2013/10/Protocolo-Validacion-Mapa-Deforestacion.pdf>
- Morales-Hernández, J. C., Carrillo-González, F. M., Farfán-Molina, L. M., & Cornejo-López, V. M. (2016). Cambio de cobertura vegetal en la región de Bahía de Banderas, México. *Revista Colombiana de Biotecnología*, 18(1), 7–16. <https://doi.org/10.15446/rev.colomb.biote.v18n1.57709>
- Muñoz, A., & Lindquist, E. (2018). *System for earth observations, data access, processing & analysis for land monitoring*. <https://sepal.io/>.
- Muñoz, P. (2013). Apuntes de Teledetección: Índices de vegetación. *Centro de Información de Recursos Naturales*, 15. [http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema Índices de vegetación%2C Pedro Muñoz A.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema%20Indices%20de%20vegetación%20Pedro%20Muñoz%20A.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Noi, T., Kuch, V., & Lehnert, L. W. (2020). Land cover classification using google earth engine and random forest classifier-the role of image composition. *Remote Sensing*, 12(15). <https://doi.org/10.3390/RS12152411>
- Orlando Olivares, B., & López-Beltrán, M. A. (2019). Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada aplicado al territorio indígena agrícola de Kashaama, Venezuela. *UNED Research Journal*, 11(2), 112–121. <https://doi.org/10.22458/urj.v11i2.2299>
- Ou, C., Yang, J., Du, Z., Liu, Y., Feng, Q., & Zhu, D. (2020). Long-term mapping of a greenhouse in a typical protected agricultural region using landsat imagery and the google earth engine. *Remote Sensing*, 12(1), 1–23. <https://doi.org/10.3390/RS12010055>
- Palacios, J., Zárate, R., Minaya, R., Martín, M., & Benavides, J. (2020). Predicción de la pérdida de la cobertura vegetal por aumento de áreas urbanas en Iquitos, Perú. *Ciencia Amazónica (Iquitos)*, 7(1), 37–50. <https://doi.org/10.22386/ca.v7i1.263>
- Paludo, A., Becker, W. R., Richetti, J., Silva, L. C. D. A., & Johann, J. A. (2020). Mapping summer soybean and corn with remote sensing on Google Earth Engine cloud computing in Parana state–Brazil. *International Journal of Digital Earth*, 0(0), 1–13. <https://doi.org/10.1080/17538947.2020.1772893>
- Perez, N. W. (2021). *Estimación de la deforestación en el santuario histórico bosque de pómac y su zona de amortiguamiento mediante modelos estocásticos y teledetección* [Universidad Nacional Mayor de San Marcos]. <http://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/16655>
- Phalke, A. R., Özdoğan, M., Thenkabail, P. S., Erickson, T., Gorelick, N., Yadav, K., &

- Congalton, R. G. (2020). Mapping croplands of Europe, Middle East, Russia, and Central Asia using Landsat, Random Forest, and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167(February), 104–122. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.022>
- Piscocoya, L. (2019). Índice De Vegetación De Diferencia Normalizada (NDVI) en el distrito de Puquina, Moquegua. In *Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur* (Vol. 1).
- Pontius, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 101(2–3), 251–268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Ramos-Reyes, R., de la Cruz, M. Á. P., Megía-Vera, H. J., & Landeros-Pascual, D. (2021). Land use change model in Carmen-Pajonal-Machona lagoon system, Mexico. *Terra Latinoamericana*, 39, 1–13. <https://doi.org/10.28940/TERRA.V39I0.587>
- Ramos Reyes, R., Palomeque de la Cruz, M. Á., Carlos Núñez, J., & Sánchez Hernández, R. (2019). Análisis geomático espacial del cambio de uso del suelo en Huimanguillo, Tabasco (2000-2010-2030). *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 10(53). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v10i53.555>
- Salas, R., Rojas, N. B., Mamani, J., & Rodriguez, N. Y. (2018). Deforestación en el área de conservación privada Tilacancha: zona de recarga hídrica y de abastecimiento de agua para Chachapoyas. *Revista de Investigación de Agroproducción Sustentable*, 2(2), 54. <https://doi.org/10.25127/aps.20182.393>
- Sazib, N., Bolten, J., & Mladenova, I. (2020). Exploring spatiotemporal relations between soil moisture, precipitation, and streamflow for a large set of watersheds using google earth engine. *Water (Switzerland)*, 12(5), 1–20. <https://doi.org/10.3390/w12051371>
- Shelestov, A., Lavreniuk, M., Kussul, N., Novikov, A., & Skakun, S. (2017). Exploring Google earth engine platform for big data processing: Classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. *Frontiers in Earth Science*, 5(February), 1–10. <https://doi.org/10.3389/feart.2017.00017>
- SICCAM. (2016). Directorio de Comunidades Campesinas del Perú. Sistema de Información sobre comunidades campesinas del Perú - SICCAM. In T. Pedro & A. Salvador (Eds.), *Instituto del Bien Común - IBC Centro Peruano de Estudios Sociales* - CEPES. [https://ia801902.us.archive.org/16/items/DirectorioDeComunidadesCampesinas...WEB.compressed/Directorio de Comunidades Campesinas... WEB.compressed.pdf](https://ia801902.us.archive.org/16/items/DirectorioDeComunidadesCampesinas...WEB.compressed/Directorio%20de%20Comunidades%20Campesinas...WEB.compressed.pdf)
- Tarrillo, L. M. (2019). *Análisis de los Cambios de Cobertura y Uso del Suelo con Imágenes Satelitales del Distrito de Tacabamba Años 2003 y 2018*. Universidad Nacional De Cajamarca.
- Teluguntla, P., Thenkabail, P., Oliphant, A., Xiong, J., Gumma, M. K., Congalton, R. G., Yadav, K., & Huete, A. (2018). A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on

- Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144(July), 325–340. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.07.017>
- Thaden, J. J. V., Laborde, J., Guevara, S., & Mokondoko-Delgado, Y. P. (2020). Dynamics of land use and land cover change in the Los Tuxtlas Biosphere Reserve (2006-2016). *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 91. <https://doi.org/10.22201/IB.20078706E.2020.91.3190>
- Thieme, A., Yadav, S., Oddo, P. C., Fitz, J. M., McCartney, S., King, L. A., Keppler, J., McCarty, G. W., & Hively, W. D. (2020). Using NASA Earth observations and Google Earth Engine to map winter cover crop conservation performance in the Chesapeake Bay watershed. *Remote Sensing of Environment*, 248(June), 111943. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111943>
- Tiwari, V., Matin, M. A., Qamer, F. M., Ellenburg, W. L., Bajracharya, B., Vadrevu, K., Rushi, B. R., & Yusafi, W. (2020). Wheat Area Mapping in Afghanistan Based on Optical and SAR Time-Series Images in Google Earth Engine Cloud Environment. *Frontiers in Environmental Science*, 8(June). <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00077>
- Townshend, J. R. G., & Justice, C. O. (1988). Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations. *International Journal of Remote Sensing*, 9(2), 187–236. <https://doi.org/10.1080/01431168808954847>
- Tran, T. V., Tran, D. X., Huynh, P. D. P., Dao, H. N., Vo, T. M. T., Trinh, H. P., & Tran, X. Q. (2020). Analysing drought intensity in the mekong river delta using time series analysis and google earth engine. *International Journal of Geoinformatics*, 16(1), 1–7.
- Ullah, S., Tahir, A. A., Akbar, T. A., Hassan, Q. K., Dewan, A., Khan, A. J., & Khan, M. (2019). Remote sensing-based quantification of the relationships between land use land cover changes and surface temperature over the lower Himalayan region. *Sustainability (Switzerland)*, 11(19). <https://doi.org/10.3390/su11195492>
- Urquia, D. (2019). *Evaluación de la dinámica multitemporal de los cambios de cobertura vegetal y usos del suelo en la microcuenca el Tingo, Provincia Luya, Amazonas, 1987 – 2018* [Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza - UNTRM]. <http://repositorio.untrm.edu.pe/handle/UNTRM/1677>
- Uvidia, K. (2020). *Análisis de la dinámica espacio temporal del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y su relación con patrones climáticos globales en el páramo ecuatorial entre el año 2001 y 2018*. Escuela Politécnica Nacional.
- Venancio, L. P., Eugenio, F. C., Filgueiras, R., França da Cunha, F., Argolo Dos Santos, R., Ribeiro, W. R., & Mantovani, E. C. (2020). Mapping within-field variability of soybean evapotranspiration and crop coefficient using the Earth Engine Evaporation Flux (EEFlux) application. *PLoS One*, 15(7), e0235620. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0235620>
- Veneros, J., & García, L. (2022). Application of the Standardized Vegetation Index

- (SVI) and Google Earth Engine (GEE) for drought management in Peru. *Tropical and Subtropical Agroecosystems*, 25, 1–15.
- Xie, Y., Lark, T. J., Brown, J. F., & Gibbs, H. K. (2019). Mapping irrigated cropland extent across the conterminous United States at 30 m resolution using a semi-automatic training approach on Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 155(February), 136–149. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.07.005>
- Xiong, J., Thenkabail, P. S., Gumma, M. K., Teluguntla, P., Poehnelt, J., Congalton, R. G., Yadav, K., & Thau, D. (2017). Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 225–244. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.01.019>
- Zumaeta, D. L. (2019). *Análisis Multitemporal y Predictivo del Cambio de uso del suelo y pérdida de cobertura vegetal en la microcuenca Yuyac, Amazonas, 2018* [Universidad Nacional Toribio Rodríguez De Mendoza De Amazonas]. 2
- Zurqani, H. A., Post, C. J., Mikhailova, E. A., Schlautman, M. A., & Sharp, J. L. (2018). Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 69(December 2017), 175–185. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.12.006>

## ANEXOS

**Figura 11.** *Áreas Artificiales*



**Figura 12.** *Área Artificiales y Plantaciones forestales*



**Figura 13.** *Plantaciones forestales*



**Figura 14.** *Bosque Relicto Y Arbustos*



**Figura 15.** *Agricultura (pastos)*



**Figura 16.** *Cuerpos de agua*





**Figura 17.** *Suelo desnudo (escasa vegetación)*



**Figura 18.** *Pastizales Montanosos*

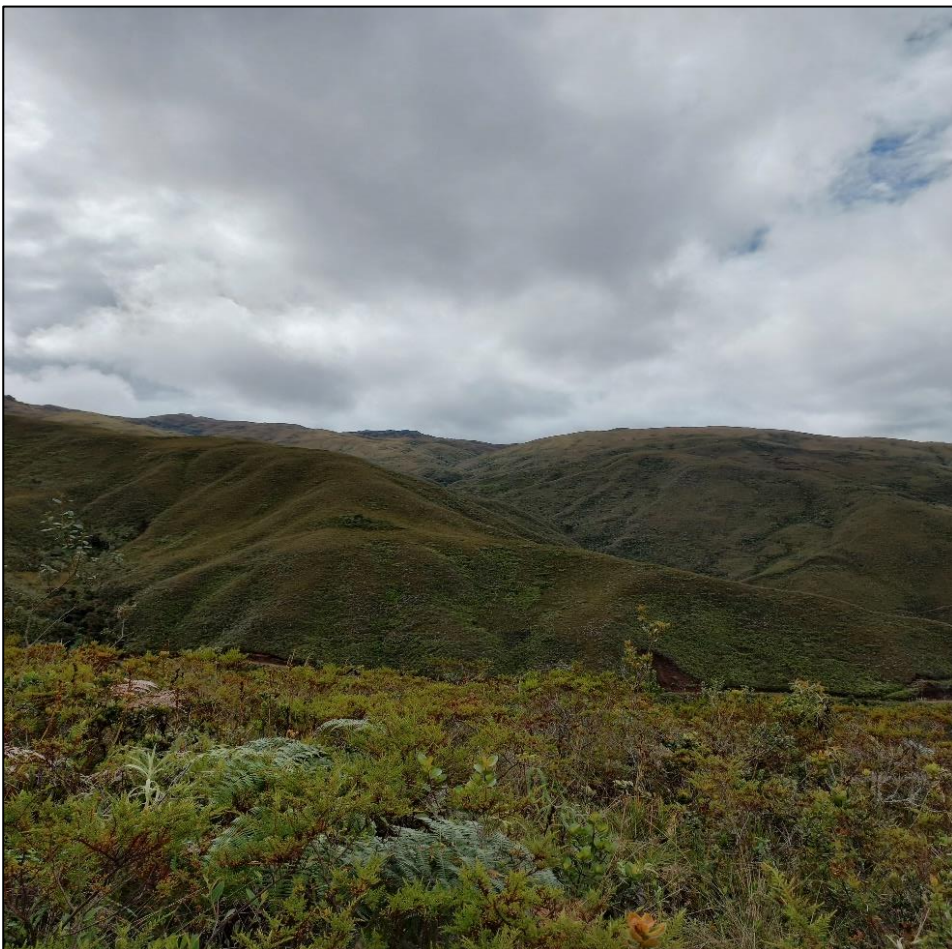


Figura 19. Código de clasificación

```

//mascara de nubes
//remover nubes
var cloudmaskL457 = function (image){
  var qa = image.select("QA_PIXEL");
  var cloud = qa.bitwiseAnd(1 << 5)
    .and(qa.bitwiseAnd(1 << 7))
    .or(qa.bitwiseAnd(1 << 3));
var mask2 = image.mask().reduce(ee.Reducer.min());
return image.updateMask(cloud.not()).updateMask(mask2).divide(1) //dividir valor DN por 10.000
  .copyProperties(image, ["system:time_start"]);
};

function cloudMaskL8(image) {
  // Bits 3 and 5 are cloud shadow and cloud, respectively.
  var cloudShadowBitMask = 1 << 3;
  var cloudsBitMask = 1 << 5;
  // Get the pixel QA band.
  var qa = image.select("QA_PIXEL");
  // Both flags should be set to zero, indicating clear conditions.
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));
  // Return the masked image, scaled to reflectance, without the QA bands.
  return image.updateMask(mask).divide(1).copyProperties(image, ["system:time_start"]);
};

var landsat_8 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA")
  .filterBounds(area)
  .filterDate("2013-01-01", "2022-01-12")
  .filterMetadata("CLOUD_COVER", "Less_Than", 21)
  .map(cloudMaskL8)
  .map(function(img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B5', 'B4']).rename('NDVI')));
  .map(function (img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B3', "B5"]).rename("NDWI")));
  .map(function addsavi (image){
  var NIR = image.select('B5');
  var RED = image.select('B4');
  var sa_neu = NIR.subtract(RED);
  var sa_deno = NIR.add(RED).add(0.5);
  var sa = sa_neu.multiply(1.5).divide(sa_deno).rename('SAVI');
  return image.addBands(sa));
  .map(function addarvi (image){
  var NIR = image.select('B5');
  var RED = image.select('B4');
  var BLUE = image.select("B2");
  var sa_2red = BLUE.multiply(2);
  var t1 = NIR.subtract(sa_2red).add(BLUE);
  var t2=NIR.add(sa_2red).add(BLUE)
  var arv = t1.divide(t2).rename('ARV');
}

//mascara de nubes
//remover nubes
var cloudmaskL457 = function (image){
  var qa = image.select("QA_PIXEL");
  var cloud = qa.bitwiseAnd(1 << 5)
    .and(qa.bitwiseAnd(1 << 7))
    .or(qa.bitwiseAnd(1 << 3));
var mask2 = image.mask().reduce(ee.Reducer.min());
return image.updateMask(cloud.not()).updateMask(mask2).divide(1) //dividir valor DN por 10.000
  .copyProperties(image, ["system:time_start"]);
};

function cloudMaskL8(image) {
  // Bits 3 and 5 are cloud shadow and cloud, respectively.
  var cloudShadowBitMask = 1 << 3;
  var cloudsBitMask = 1 << 5;
  // Get the pixel QA band.
  var qa = image.select("QA_PIXEL");
  // Both flags should be set to zero, indicating clear conditions.
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));
  // Return the masked image, scaled to reflectance, without the QA bands.
  return image.updateMask(mask).divide(1).copyProperties(image, ["system:time_start"]);
};

var landsat_8 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA")
  .filterBounds(area)
  .filterDate("2013-01-01", "2022-01-12")
  .filterMetadata("CLOUD_COVER", "Less_Than", 21)
  .map(cloudMaskL8)
  .map(function(img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B5', 'B4']).rename('NDVI')));
  .map(function (img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B3", "B5"]).rename("NDWI")));
  .map(function addsavi (image){
  var NIR = image.select('B5');
  var RED = image.select('B4');
  var sa_neu = NIR.subtract(RED);
  var sa_deno = NIR.add(RED).add(0.5);
  var sa = sa_neu.multiply(1.5).divide(sa_deno).rename('SAVI');
  return image.addBands(sa));
  .map(function addarvi (image){
  var NIR = image.select('B5');
  var RED = image.select('B4');
  var BLUE = image.select("B2");
  var sa_2red = BLUE.multiply(2);
  var t1 = NIR.subtract(sa_2red).add(BLUE);
  var t2=NIR.add(sa_2red).add(BLUE)
  var arv = t1.divide(t2).rename('ARV');
}

```

```

var BLUE = image.select("B2");
var sa_2red = BLUE.multiply(2);
var t1 = NIR.subtract(sa_2red).add(BLUE);
var t2=NIR.add(sa_2red).add(BLUE)
var arv = t1.divide(t2).rename('ARVI');
return image.addBands(arv));
print(landsat_51)

var landsat_4 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT04/C02/T1_TOA")
    .filterBounds(area)
    .filterDate("1984-01-01", "1993-12-31")
    .filterMetadata("CLOUD_COVER", "Less_Than", 30)
    .map(cloudmaskL457)
    .map(function(img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B4','B3']).rename('NDVI'))})
    .map(function (img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(["B2", "B4"]).rename("NDWI"))})
    .map(function addsavi (image){
var NIR = image.select('B5');
var RED = image.select('B4');
var sa_neu = NIR.subtract(RED);
var sa_deno = NIR.add(RED).add(0.5);
var sa = sa_neu.multiply(1.5).divide(sa_deno).rename('SAVI');
return image.addBands(sa)}
    .map(function addarvi (image){
var NIR = image.select('B4');
var RED = image.select('B3');
var BLUE = image.select("B2");
var sa_2red = BLUE.multiply(2);
var t1 = NIR.subtract(sa_2red).add(BLUE);
var t2=NIR.add(sa_2red).add(BLUE)
var arv = t1.divide(t2).rename('ARVI');
return image.addBands(arv));
print(landsat_4)

var landsat_7 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_TOA")
    .filterBounds(area)
    .filterDate("2022-01-01", "2022-12-31")
    .filterMetadata("CLOUD_COVER", "Less_Than", 30)
    .map(cloudmaskL457)
    .map(function(img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(['B4','B3']).rename('NDVI'))})
    .map(function (img){
return img.addBands(img.normalizedDifference(["B2", "B4"]).rename("NDWI"))})
    .map(function addsavi (image){
var NIR = image.select('B5');
var RED = image.select('B4');
var sa_neu = NIR.subtract(RED);
var sa_deno = NIR.add(RED).add(0.5);
var sa = sa_neu.multiply(1.5).divide(sa_deno).rename('SAVI');
return image.addBands(sa)}
    .map(function addarvi (image){
var NIR = image.select('B4');
var RED = image.select('B3');
var BLUE = image.select("B2");
var sa_2red = BLUE.multiply(2);
var t1 = NIR.subtract(sa_2red).add(BLUE);
var t2=NIR.add(sa_2red).add(BLUE)
var arv = t1.divide(t2).rename('ARVI');
return image.addBands(arv));
print(landsat_7)

var startyear = 1984;
var endyear = 2021;

var years = ee.List.sequence(startyear, endyear);

var full_coll = landsat_7.merge(landsat_8).merge(landsat_5).merge(landsat_4).merge(landsat_51)
print(full_coll)

//coleccion anual
var anual_collection = ee.ImageCollection.fromImages(years.map(function (y){
var anual = full_coll.filter(ee.Filter.calendarRange(y, y, "year")).median().clip(area);
return anual.set("year", y)
}));
print(anual_collection)

var viz = {min:0, max:0.3, bans:["B4", "B3", "B2"]};

var img_2021 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2021)).mosaic()
Map.addLayer(img_2021, viz, "landsat 2021", false);

var img_2020 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2020)).mosaic()
Map.addLayer(img_2020, viz, "landsat 2020", false);

var img_2016 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2016)).mosaic()
Map.addLayer(img_2016, viz, "landsat 2016", false);

var img_2015 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2011)).mosaic()
Map.addLayer(img_2015, viz, "landsat 2011", false);

var img_2012 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2010)).mosaic()
Map.addLayer(img_2012, viz, "landsat 2010", false);

var img_2007 = anual_collection.filter(ee.Filter.eq("year", 2007)).mosaic()

```