

**INFORME N° 00177-2021-OEFA/DEAM-STEC**

**A** : **DORA HERCILIA RAMOS GARCÍA**  
Directora de la Dirección de Evaluación Ambiental

**DE** : **LÁZARO WALTHER FAJARDO VARGAS**  
Ejecutivo de la Subdirección Técnica Científica

**MARIELA BERENICE CABALLERO DEL CASTILLO**  
Especialista en Evaluaciones Ambientales

**ASUNTO** : Clasificación de coberturas y cambio de uso en la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi administrado por Palmas del Shanusi SA, en los distritos Yurimaguas, Teniente Cesar López Rojas y Caynarachi, provincias Alto Amazonas y Lamas, departamentos Loreto y San Martín.

**EXPEDIENTE DE SUPERVISIÓN** : 0133-2021-DSAP-CAGR

**CÓDIGO DE ACCIÓN** : 0009-10-2021-201

**REFERENCIA** : Memorando N.° 01403-2021-OEFA/DSAP

**FECHA** : Lima, 30 de noviembre de 2021

Tenemos el agrado de dirigirnos a usted para informarle lo siguiente:

**1. INFORMACIÓN GENERAL****Tabla 1.1.** Datos generales de la actividad realizada

a.	Zona supervisada	Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi
b.	Unidades fiscalizables en la zona de estudio o actividades económicas	Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA
c.	Problemática identificada	Necesidad de identificar coberturas para el año 2021 y el cambio de uso en los periodos 2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021 como apoyo en la supervisión ambiental de la unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.
d.	Motivo de la actividad	Memorando N.° 01403-2021-OEFA/DSAP
e.	Tipo de evaluación/supervisión	Supervisión Regular
f.	Periodo de ejecución	Octubre del 2021

Profesionales que aportaron a este documento:

**Tabla 1.2.** Listado de profesionales

N.º	Nombres y Apellidos	Profesión	Actividad desarrollada	N.º de Colegiatura
1	Lázaro Walther Fajardo Vargas	Ingeniero químico	Gabinete	CIP 33273
2	Mariela Berenice Caballero del Castillo	Bióloga	Gabinete	CBP 4896
3	Marco Antonio Miranda Valiente	Ingeniero Ambiental	Campo y Gabinete	CIP 180884
4	Jorge Luis Olivera Vilca	Bachiller en Ingeniería Geográfica	Gabinete	No aplica
5	Lourdes Liseth Espinoza Quiroz	Ingeniera Geógrafa	Gabinete	CIP 235285



N.º	Nombres y Apellidos	Profesión	Actividad desarrollada	N.º de Colegiatura
6	Odalys Jazmín Suarez Balcázar	Bachiller en humanidades con mención en geografía y medio ambiente	Campo y Gabinete	No aplica

## 2. ANTECEDENTES

Mediante el Memorando N.º 01403-2021-OEFA/DSAP la Dirección de Supervisión Ambiental en Actividades Productivas (DSAP) solicitó a la Dirección de Evaluación Ambiental (DEAM) la colaboración técnica para realizar un estudio que determine las clases de cobertura actual, así como el análisis multitemporal (mínimo de los últimos 5 años) mediante sistema de teledetección en las unidades fiscalizables Proyectos Palmas del Oriente y Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, ubicados en los distritos Yurimaguas, Barranquita, Teniente Cesar López Rojas y Caynarachi, provincias Alto Amazonas y Lamas, departamentos Loreto y San Martín.

En el acta N.º AS-008-2021-ITEGI se precisó que se generará documentación independiente para cada una de las dos (2) unidades fiscalizables, y se definieron los alcances y propuesta para atención del servicio de análisis de imágenes satelitales, análisis multitemporal y validación de la clasificación de coberturas para el año 2021 mediante fotografías aéreas capturadas con RPAS<sup>1</sup> en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA (Anexo 1).

Los detalles de la planificación para determinar las clases de cobertura para el año 2021 e identificar áreas de conflicto de uso de suelo con información del Estudio de Levantamiento de Suelos a nivel Semidetallado de la empresa Palmas del Shanusi SA<sup>2</sup> (en adelante, CTCUM 2019) y la Modificación del EIA del Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi<sup>3</sup> (en adelante, CTCUM 2013) del Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (en adelante, MIDAGRI); asimismo, determinar las áreas de cambio de coberturas para tres (3) periodos mediante el análisis multitemporal de imágenes satelitales (2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021) en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA, en el plan de servicio N.º PS-009-2021-ITEGI (Anexo 2).

Del 24 al 31 de octubre de 2021, el personal designado por la DEAM (Memorando N.º 00462-2021-OEFA/DEAM) realizó el acompañamiento a la supervisión ambiental y se ejecutó la validación de la clasificación de coberturas para el año 2021 mediante ortomosaicos y fotografías aéreas capturadas con RPAS en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA; registrado en el reporte de campo RC-020-2021-ITEGI (Anexo 3).

<sup>1</sup> Del inglés Remotely Piloted Aircraft System (RPAS). Conjunto de elementos configurables integrado por una nave pilotada a distancia, sus estaciones de piloto remoto conexas, los necesarios enlaces de mando y control, y cualquier otro elemento de sistema que pueda requerirse en cualquier punto durante la operación de vuelo. Resolución Directoral N.º 501-2015-MTC/12: Norma Técnica Complementaria: «Requisitos para las operaciones de Sistemas de Aeronaves Pilotadas a Distancia».

<sup>2</sup> Resolución de Dirección General N.º 312-2019-MINAGRI-DVDIAR-DGAAA «Estudio de Levantamiento de Suelos a nivel Semidetallado de la empresa Palmas del Shanusi S.A.».

<sup>3</sup> Resolución de Dirección General N.º 072-2013-AG-DVM-DGAAA «Modificación del EIA del Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, ubicada en la zona Nor-Oriental del Perú, en el distrito de Yurimaguas, provincia Alto Amazonas, región Loreto, presentada por la empresa PALMAS DEL SHANUSI S.A., elaborada por la empresa consultora ECHE INGENIEROS S.R.L.».



### 3. OBJETIVOS

#### 3.1 Objetivo general

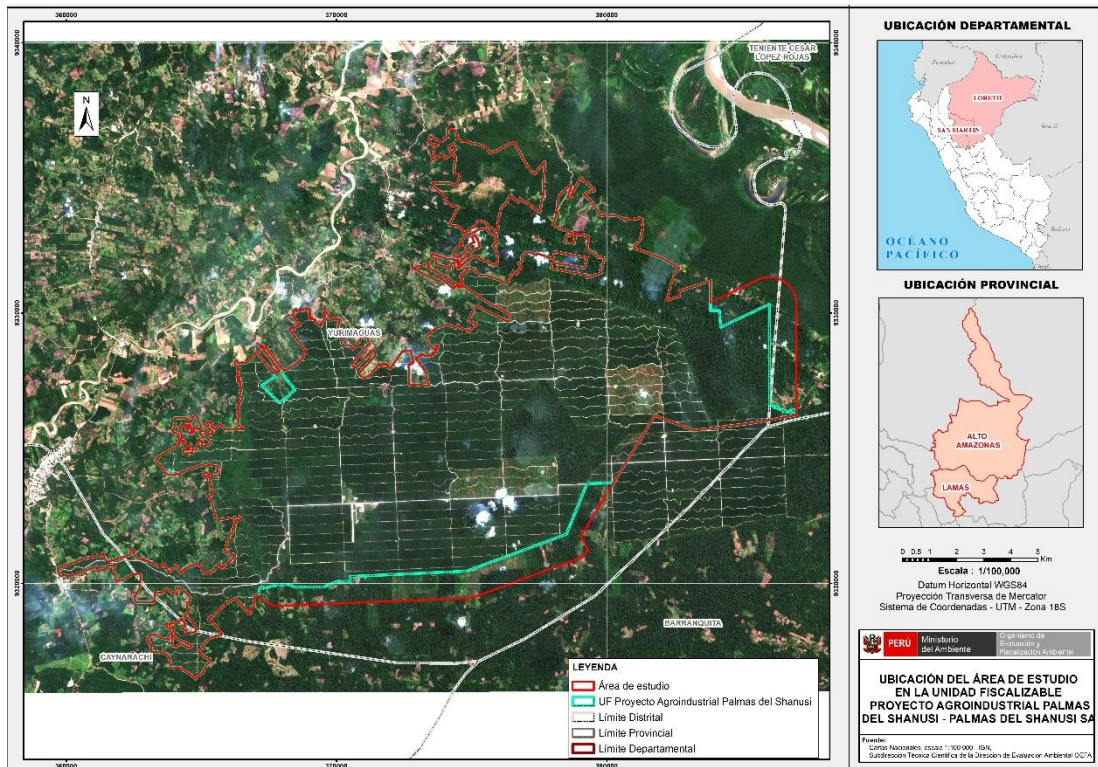
Identificar clases de coberturas y determinar la extensión del cambio de uso de suelo, en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi para los años 2011, 2015, 2019 y 2021, mediante técnicas de teledetección espacial<sup>4</sup>.

#### 3.2 Objetivos específicos

- Identificar áreas de conflicto de uso entre la clasificación de coberturas del año 2021 con el CTCUM 2013 y el CTCUM 2019 de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi del MIDAGRI.
- Calcular las extensiones de las áreas de cambio de cobertura por cada periodo de análisis (2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021) en la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

### 4. ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio se ubica en los distritos Yurimaguas, Teniente Cesar López Rojas y Caynarachi, provincias Alto Amazonas y Lamas, departamentos Loreto y San Martín, dentro de la cual se encuentra la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA (Figura 4.1).



**Figura 4.1.** Ubicación del área de estudio y Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

<sup>4</sup> Técnica que nos permite obtener información a distancia de los objetos situados sobre la superficie terrestre. (Chuvieco, 2010).



## 5. METODOLOGÍA

La metodología empleada para identificar clases de coberturas y determinar la extensión del cambio de uso en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, tiene como base el manual técnico «Metodología para clasificación de coberturas a partir del procesamiento de imágenes satelitales», que establece criterios técnicos para la generación de información agraria mediante el uso de la teledetección espacial, y se complementó utilizando herramientas de geoprocésamiento para el tratamiento de la información georreferenciada, como se describe a continuación.

### 5.1. Guía utilizada para la evaluación ambiental

La guía utilizada para identificar clases de coberturas y determinar la extensión del cambio de uso en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi se detalla en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1. Referencias empleadas

Guía	Sección	País	Institución/autor	Año
Metodología para clasificación de coberturas a partir del procesamiento de imágenes satelitales	Toda la guía	Perú	MIDAGRI	2018

### 5.2. Procesamiento metodológico para la evaluación ambiental

El procedimiento metodológico se realizó de manera semi-automatizada para identificar las clases de cobertura y calcular las extensiones de las áreas de cambios por período de análisis en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi. Se realizó dos (2) etapas de procesamiento, la primera consistió en la clasificación de coberturas del año 2021 (año base), y la segunda en la detección y clasificación sólo de los segmentos de cambio, manteniendo las demás áreas constantes en los periodos 2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021. (Figura 5.1 y Figura 5.2)

Se eligió el método de segmentación de la imagen empleado por MINADRI (2018), el cual consiste en dividir la imagen en agrupaciones de píxeles vecinos (formados en base a valores espectrales, espaciales y/o de texturas similares), a estas agrupaciones se les denomina segmentos. El algoritmo empleado permitió regular el tamaño de los segmentos, su forma y el grado de compactación.

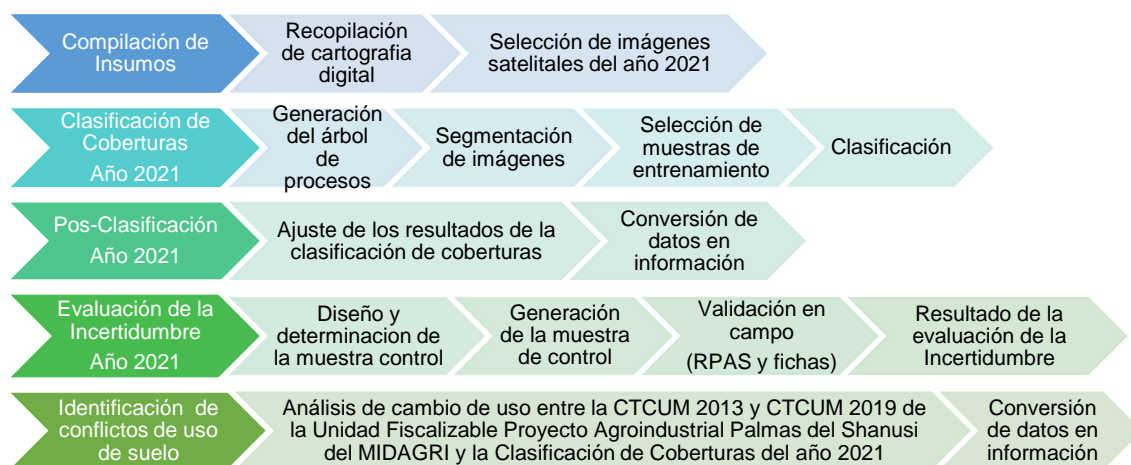
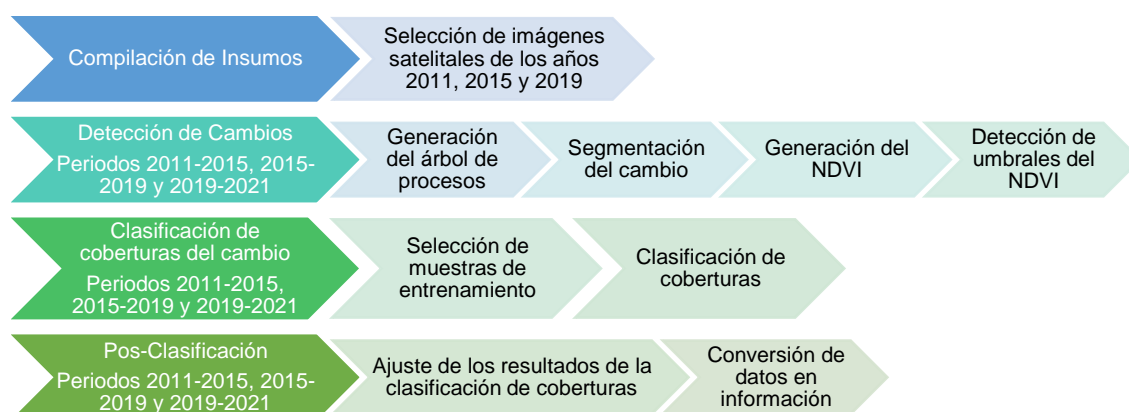


Figura 5.1. Esquema de la metodología semi-automatizada para la clasificación de coberturas para el año 2021.



**Figura 5.2.** Esquema de la metodología semi-automatizada para la detección y clasificación de cambios de cobertura para los periodos 2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021.

### 5.3. Clasificación de coberturas del año 2021

#### 5.3.1. Compilación de insumos

##### a. Recopilación de cartografía digital

La cartografía digital utilizada como insumo para el presente estudio se detalla en la Tabla 5.2.

**Tabla 5.2.** Cartografía digital utilizada como insumo para la clasificación

Institución	Cartografía Digital
Palmas del Shanusi SA	Límites de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi
Palmas del Shanusi SA	Límite CTCUM 2013
Palmas del Shanusi SA	Límite CTCUM 2019

##### b. Selección de imágenes satelitales

Para la selección de imágenes satelitales disponibles para el área de estudio se empleó la plataforma de *Google Earth Engine*<sup>5</sup> y se consultó la colección de imágenes satelitales de la misión Sentinel 2A, las cuales se encuentran disponibles de forma gratuita y poseen una buena resolución espacial y espectral conveniente para los objetivos de la presente evaluación, como se muestra en la Tabla 5.3.

**Tabla 5.3.** Característica de las imágenes satelitales Sentinel 2A

Sentinel-2 Bandas	Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución (m)
Banda 1 - <i>Coastal aerosol</i>	0,443	60
Banda 2 - <i>Blue</i>	0,490	10
Banda 3 - <i>Green</i>	0,560	10
Banda 4 - <i>Red</i>	0,665	10
Banda 5 - <i>Vegetation Red Edge</i>	0,705	20
Banda 6 - <i>Vegetation Red Edge</i>	0,740	20
Banda 7 - <i>Vegetation Red Edge</i>	0,783	20
Banda 8 - <i>NIR</i>	0,842	10
Banda 8A - <i>Narrow NIR</i>	0,865	20
Banda 9 - <i>Water vapour</i>	0,945	60

<sup>5</sup> Google Earth Engine es una plataforma que aloja imágenes de satélite y las almacena en un archivo de datos público que incluye imágenes históricas de la Tierra que se remontan a más de cuarenta años. (Google, 2019)



Decenio de la igualdad de oportunidades para mujeres y hombres  
Año del bicentenario del Perú: 200 años de independencia

Sentinel-2 Bandas	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)
Banda 10 - SWIR – Cirrus	1,375	60
Banda 11 - SWIR	1,610	20
Banda 12 - SWIR	2,190	20

Las escenas fueron seleccionadas teniendo en consideración tres (3) criterios: El primer criterio es la fecha en la que fue tomada la imagen satelital, siendo de prioridad la más reciente; el segundo criterio es que la imagen satelital sea de nivel 2A (imagen ortorectificada y corregida atmosféricamente); por último, el tercer criterio es que la imagen satelital tenga el menor porcentaje de cobertura de nubes sobre el área de interés, en la medida que se pueda disponer de la mayor cantidad de datos en el área de estudio.

Para la descarga de las imágenes satelitales seleccionadas dentro del entorno de la plataforma de *Google Earth Engine*, se empleó el siguiente código:

```
//Definición de "geometry"
var table = ee.FeatureCollection("users/OEFA_DSAP_SHANUSI"),
    geometry =
    /* color: #d63000 */
    /* shown: false */
    /* displayProperties: [
    {
    "type": "rectangle"
    }
    ] */
    ee.Geometry.Polygon(
    [[[-76.28530517704671,-6.187040544205193],
    [-75.97425476200765,-6.187040544205193],
    [-75.97425476200765,-5.96923211145338],
    [-76.28530517704671,-5.96923211145338]], null, false];

//Imagen para SENTINEL 2A
var IMGSentinel= ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
    .filterBounds(geometry)
    .filterDate('2021-08-01','2021-08-30')
    .filterMetadata('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE','Less_Than',30);
var SentinelFiltro = ee.Image(IMGSentinel.median());
var SentinelClip = SentinelFiltro.clip(geometry);
//Imprimimos la lista de imágenes disponibles en la pestaña de Console
print(SentinelFiltro);
//Añadimos la imagen a la vista haciendo una composición de colores y asignando un nombre de etiqueta en la vista
Map.addLayer(SentinelClip, {
    max: 5000.0,
    min: 0.0,
    gamma: 1.2,
    bands: ['B4','B3','B2']},
    'Capa Sentinel');
// exportar
Export.image.toDrive({
    image: SentinelClip.select("B2","B3", "B4", "B8"),
    description: '2021_shanus_i_TOA_08',
    scale: 10,
    region: geometry});
```



### 5.3.2. Clasificación de coberturas del año 2021

#### a. Generación del árbol de procesos

Para la generación del árbol de procesos se empleó el software *eCognition Developer 10.1 Trial*<sup>6</sup> (Figura 5.3), donde se creó la siguiente secuencia de procesos:

- Segmentación; configurando el algoritmo de *Multiresolution Segmentation* en el cual se asignó los parámetros de tamaño, escala, forma y peso.
- Importación de muestras; configurando el *Assing Class Thematic Layer* cuya función fue asignar clases al proyecto y *Classified Objects Samples* para vincular las muestras con los segmentos. Las muestras se crearon previamente mediante el software ArcGIS<sup>7</sup>.
- Clasificación con los algoritmos de *Classifier* utilizando el método de *Random Forest*.

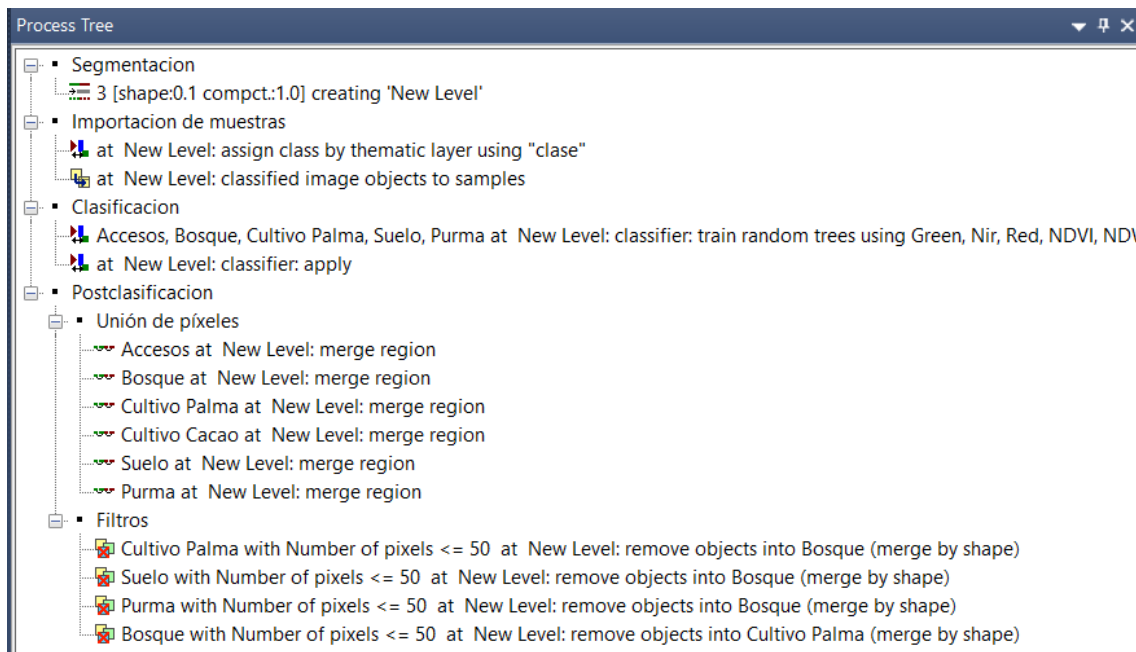


Figura 5.3. Regla de procesos para la clasificación de coberturas en el software *eCognition Developer 10.1 Trial*.

Como apoyo para la clasificación se seleccionaron las métricas utilizadas en las segmentaciones (NDVI, NDWI, SAVI y ratios).

#### Índice de vegetación diferenciada normalizada

Conocido como NDVI por sus siglas en inglés (*Normalized difference vegetation index*). Es un indicador de la salud de la vegetación. Esto quiere decir que la degradación o disminución de vigorosidad en el ecosistema refleja un valor bajo en el NDVI.

Se calcula a partir de mediciones de reflectancia de la siguiente manera:

$$NDVI = (NIR-RED) / (NIR+RED)$$

Dónde:

- NDVI = Índice Normalizado de Vegetación
- NIR = Reflectancia en la banda del infrarrojo cercano
- RED = Reflectancia en la banda roja del visible

<sup>6</sup> Programa especializado para la clasificación de objetos.  
<sup>7</sup> Programa especializado en geoprocесamientos



### **Índice diferencial de agua normalizado**

Conocido como NDWI por sus siglas en inglés (*Normalized differential water index*). Es un indicador el cual podemos identificar masas de agua y zonas de elevada saturación de humedad por medio del análisis de imágenes satélite. De esta forma podemos emplear el índice como unidad de medida para determinar el estrés hídrico en vegetación, saturación de humedad en suelo.

Se calcula a partir de mediciones de reflectancia de la siguiente manera:

$$NDWI = (GREEN-RED) / (GREEN+ NIR)$$

Dónde:

NDWI = Índice Diferencial de Agua Normalizado

NIR = Reflectancia en la banda del infrarrojo cercano

RED = Reflectancia en la banda roja del visible

GREEN = Reflectancia en la banda verde del visible

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

Conocido como SAVI por sus siglas en inglés (*Soil Adjusted Vegetation Index*). Es el índice de vegetación que se ajusta al suelo, en comparación al NDVI, ajusta la reflectancia del suelo.

Se calcula a partir de mediciones de reflectancia de la siguiente manera:

$$SAVI = ((NIR-RED) / (NIR+RED+L))*(1+L)$$

Dónde:

SAVI = Índice de Vegetación Ajustado del Suelo

NIR = Reflectancia en la banda del infrarrojo cercano

RED = Reflectancia en la banda roja del visible

L= Factor encargado de amortiguar la presencia del suelo

### **Ratios**

Son expresiones algebraicas que son de apoyo en la interpretación de la clasificación.

Asimismo, se consideró la selección de las bandas B4-RED y B8-NIR como parte de los insumos para la clasificación, ya que con estas bandas se pueden diferenciar las especies vegetales, delimitar cuerpos de agua, y suelos.

#### **b. Segmentación de imágenes**

Para la selección de objetos, fue necesario agrupar información relevante eliminando el efecto de píxeles aislados. El software *eCognition Developer 10.1 Trial* calcula las características de cada segmento, tales como:

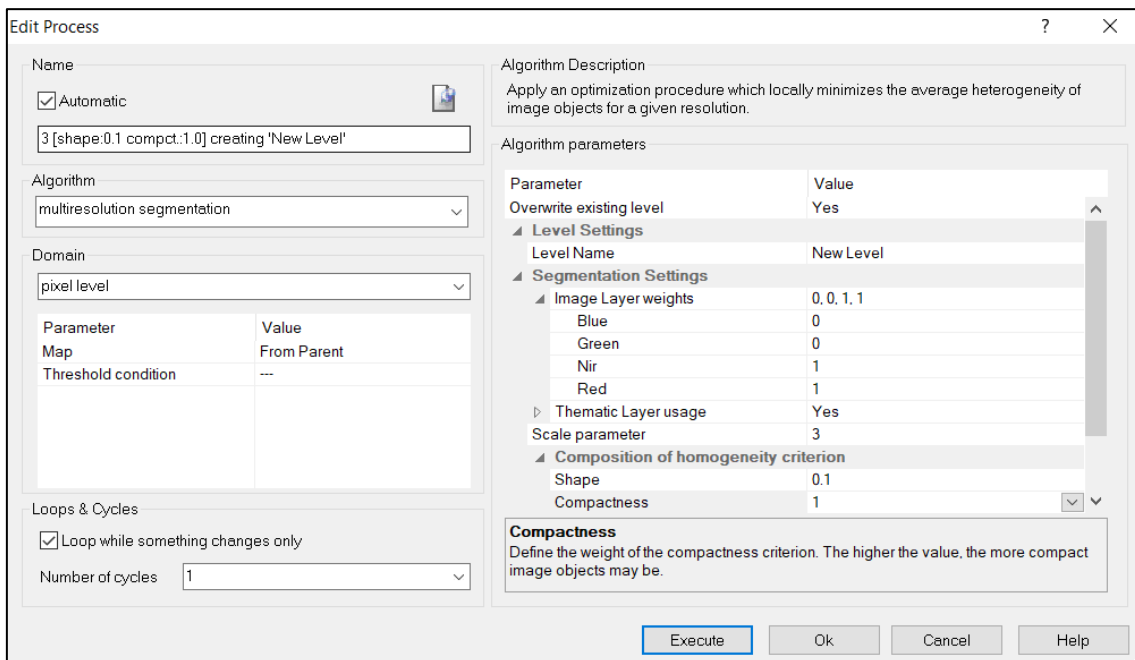
- Desviación estándar y mediana.
- Textura (muchos tipos).
- Extensión (por ejemplo: área, longitud, ancho, etc.).
- Forma (por ejemplo: redondo, asimétrico, compacto, etc.).
- Relaciones con los segmentos vecinos (diferencia media con los vecinos).

El proceso de segmentación se configuró utilizando el algoritmo *Multiresolution Segmentation* bajo los siguientes criterios:



- Pesos de las bandas de la imagen; el cual ajusta la cantidad de influencia que tiene cada banda de la imagen en la segmentación. Para ello se utilizaron las bandas B4-RED y B8-NIR, colocándole los valores de 1, y a las demás bandas el valor nulo (0).
- Parámetro de Escala; el cual determina el tamaño del segmento basándose en una medida de varianza (espectral y de forma). Estos segmentos crecen hasta alcanzar el umbral de varianza del parámetro de escala.
- Parámetro de Forma; el cual modifica el tipo de varianza determinada en la escala, el umbral varía de 0 a 0,9 donde:
  - 0 = La varianza es estrictamente espectral
  - 0,9 = La varianza hace referencia principalmente a la forma
- Parámetro de Compactibilidad; el cual modifica el parámetro de Forma (varianza de forma), variando el umbral de 0 a 1. A medida que se aumenta el umbral de forma la compactibilidad también aumenta.

Para realizar la segmentación se configuraron los siguientes parámetros: *Escale Parameter* = 3, *Shape* = 0,1 y *Compactness* = 1 (Figura 5.4).



**Figura 5.4.** Resultado de la configuración de parámetros para la segmentación en *eCognition Developer 10.1 Trial*.

### c. Selección de muestras de entrenamiento

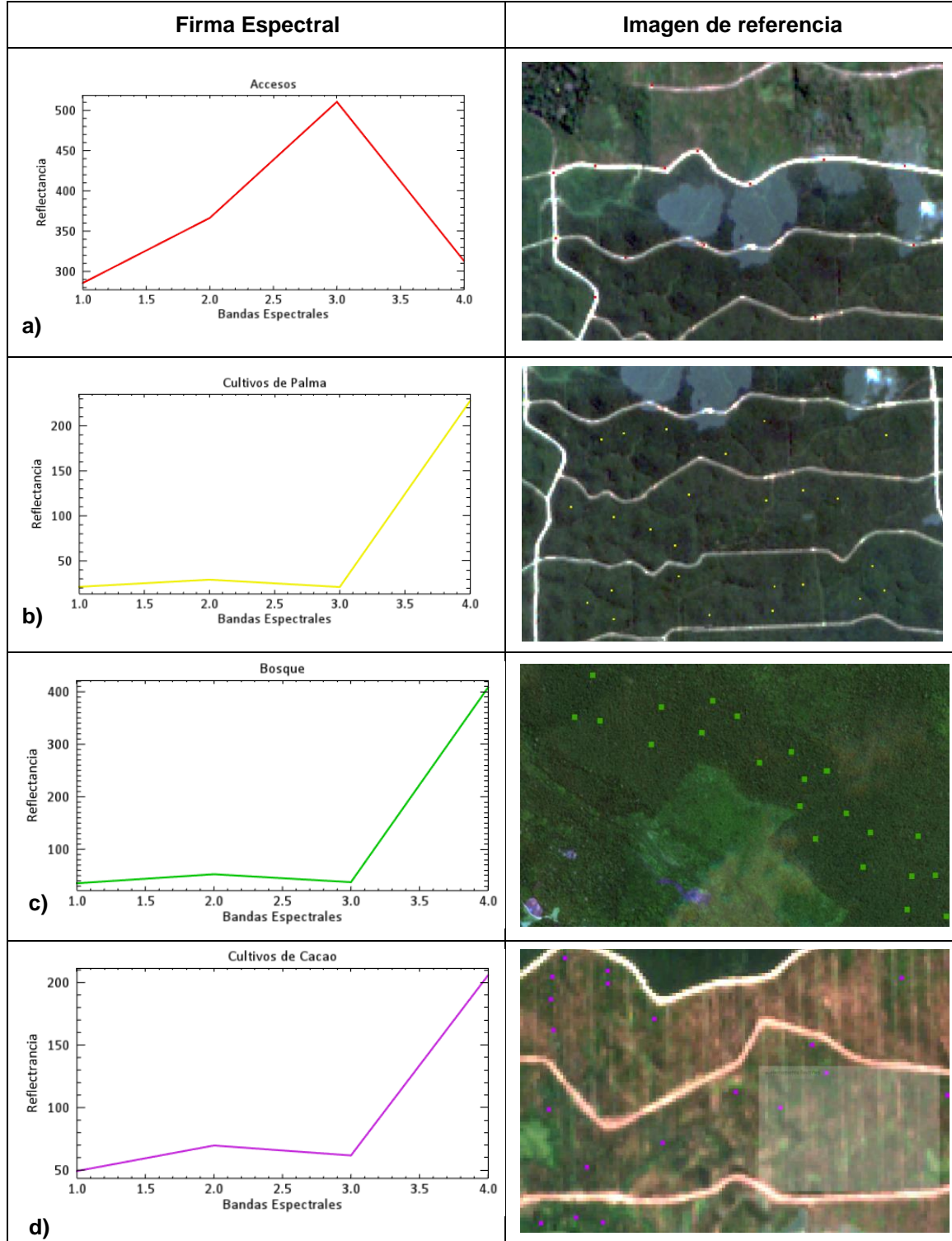
La segmentación generó una preclasificación de clases de cobertura, la cual se afinó en base a información secundaria brindada por el administrado Palmas del Shanusi SA y con apoyo de la fotointerpretación de las imágenes satelitales. En base a todo ello se definieron seis (6) clases de cobertura: Accesos, cultivo de Palma, cultivo de Cacao, Purma, suelo y bosque húmedo. Cabe precisar que los cuerpos de agua fueron clasificados mediante interpretación visual, por ende, no cuenta con firma espectral ni muestras de entrenamiento.

Para la generación de las muestras de entrenamiento, con el *software* ArcGIS, se generó una capa de puntos (*archivo Shapefile*) agrupados según las seis (6) clases definidas y descritas en sus respectivos atributos. Posteriormente con el *software* Envi 5.3<sup>8</sup> se verificó que las muestras seleccionadas cuentan con la firma espectral característica de cada clase

<sup>8</sup> Programa especializado para el tratamiento digital de imágenes satelitales.



de cobertura, como se detalla en la Figura 5.5. Luego se procedió con la importación del archivo *Shapefile* de las muestras de entrenamiento al inicio de la configuración de las reglas de proceso.



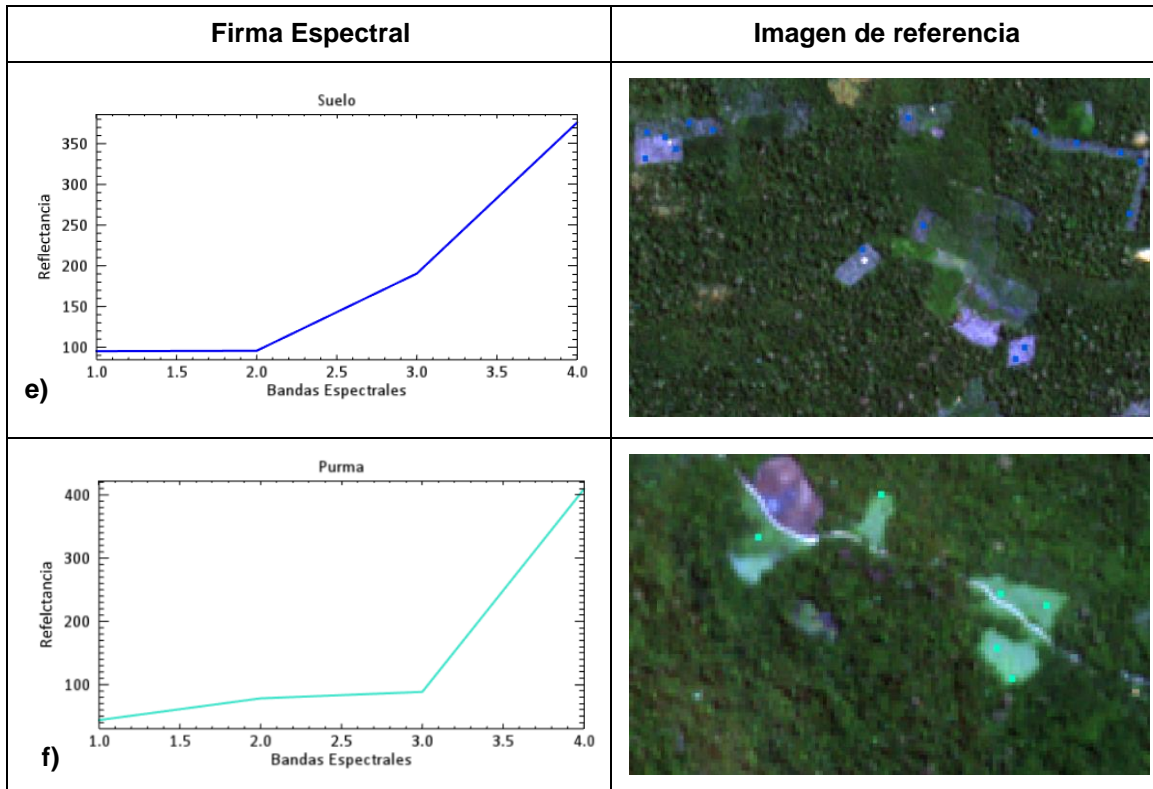


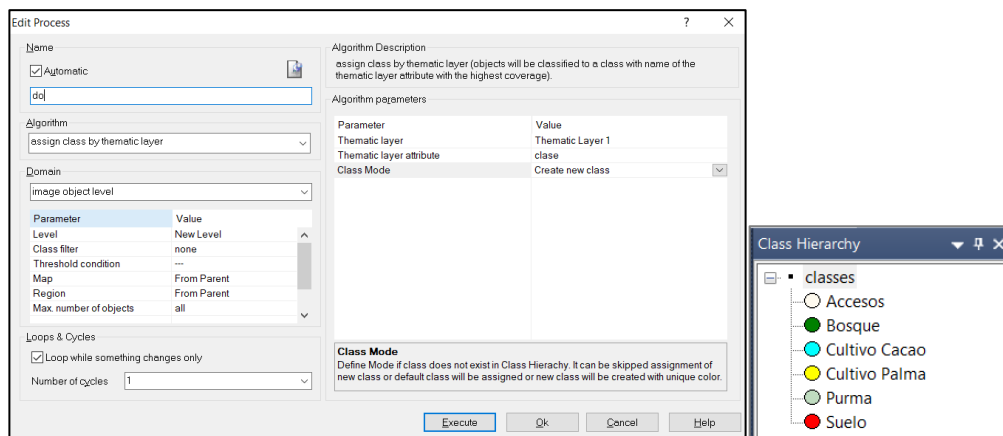
Figura 5.5. Firmas espectrales de las clases identificadas: a) Accesos, b) Cultivos de Palma, c) Boque húmedo, d) Cultivos de Cacao, e) suelo y f) Purma.

#### d. Clasificación de coberturas

En el Árbol de Procesos<sup>9</sup> se configuraron los parámetros del algoritmo de clasificación que permitieron interactuar con las muestras de entrenamiento. Se introdujeron los índices y ratios, así como las medianas de las bandas B4-RED y B8-NIR con la finalidad de aportar en la discriminación de las coberturas y obtener mejores resultados en la clasificación.

##### i. Creación de clases:

En el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se creó un proceso y se configuró el algoritmo *Assign Class by Thematic Layer*, el cual permite relacionar los atributos de las muestras de entrenamiento y crear las clases (jerarquía de las clases), ver Figura 5.6.



<sup>9</sup> Es la ventana creada por *eCognition Developer 10.1 Trial* donde se escriben conjuntos de reglas en base a funciones. Los conjuntos de reglas son una combinación de procesos individuales, que se muestran en el árbol de procesos y se crean mediante el cuadro de diálogo.



Figura 5.6. Relación de atributos y creación de clases

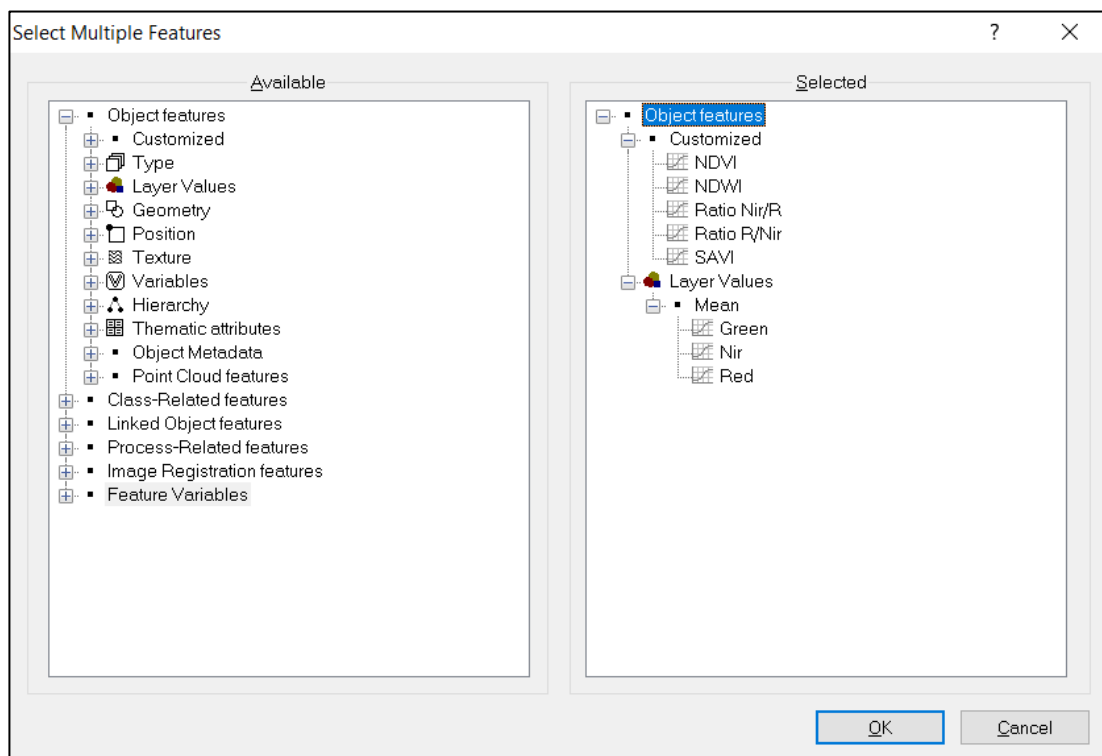
ii. **Asignación de clases a los segmentos:**

Posteriormente en el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se configuró el algoritmo *Classified Image Objects to Samples*, el cual convierte las muestras de entrenamiento de puntos a segmentos, relacionando los atributos y asignándole las clases, generando finalmente las muestras a nivel de segmento.

iii. **Clasificación mediante la aplicación del algoritmo *Random Forest***

Para la clasificación de imágenes se utilizó el algoritmo *Random Forest* el cual es un clasificador que produce múltiples árboles de decisiones. Estos árboles se crean en base a la selección aleatoria de un subconjunto de muestras y variables de entrenamiento mediante un enfoque de *bagging*. Esto quiere decir que la misma muestra puede ser seleccionada en los subconjuntos varias veces, mientras que otras pueden no ser seleccionada en lo absoluto. Se emplea alrededor de dos tercios de las muestras para entrenar a los árboles y el tercio restante se emplean en una técnica de validación cruzada para estimar que tan bien funciona el modelo de *random forest*. La clasificación final se da en base al promedio de las probabilidades de la asignación de clases calculadas por todos los árboles producidos. Cada árbol de decisión vota por una etiqueta de clase. La etiqueta con el máximo de votos será la que se seleccione finalmente (*Belgiu & Drăgu, 2016; Breiman, 2001*).

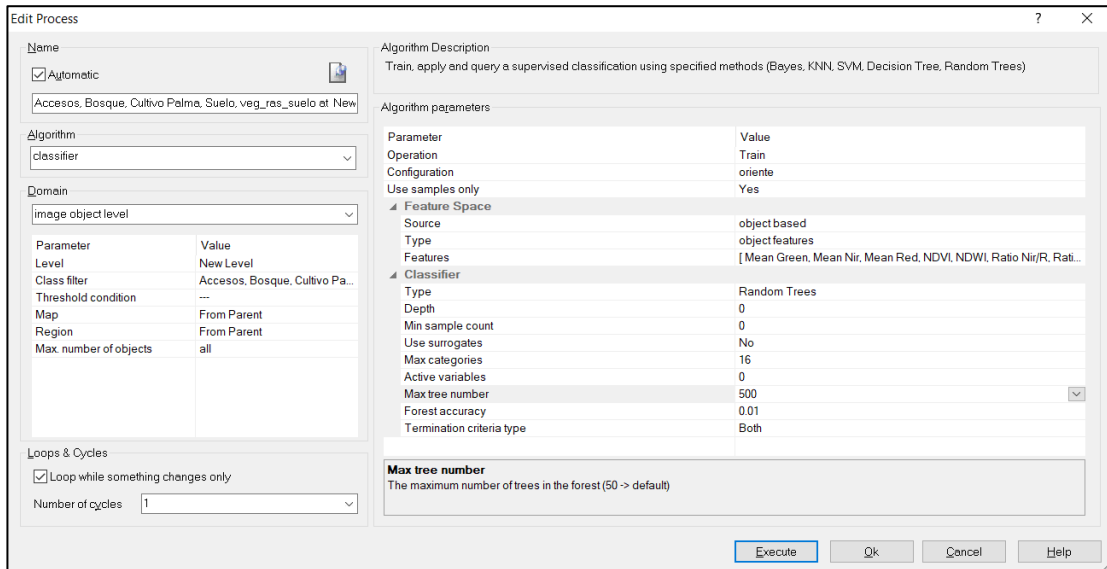
En el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se configuró el algoritmo *Classifier* usando como clasificador el *Random Trees*. Se seleccionaron las muestras de entrenamiento, así como los valores de las medianas de las bandas de la imagen (RED y NIR) y de los índices generados (NDVI, NDWI, SAVI y ratios) que influyen en la clasificación, tal como muestra la Figura 5.7.





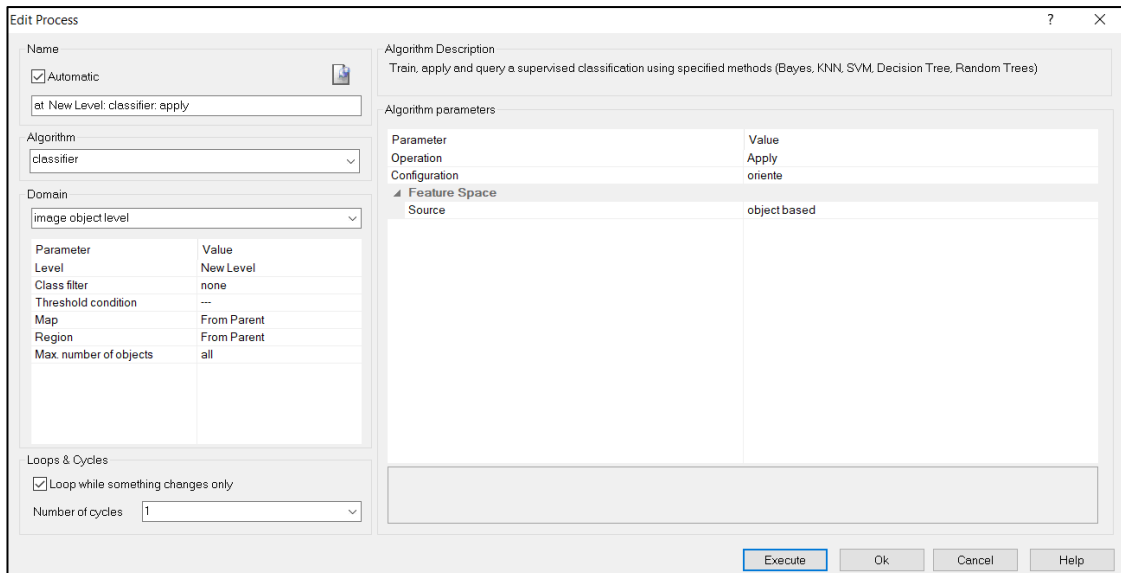
**Figura 5.7.** Ventana de *Select Múltiple Feature*, permite agregar parámetros e índices a la clasificación

Se escogió como clasificador el algoritmo *Random Forest* indicando que el número de iteraciones sea 500, tal como muestra la Figura 5.8.



**Figura 5.8.** Configuración del clasificador del algoritmo *Random Forest*

Posteriormente se configuró un nuevo algoritmo *Classifier* indicando que la operación deberá aplicarse, tal como muestra la Figura 5.9.



**Figura 5.9.** Configuración de la aplicación del algoritmo *Classifier*

### 5.3.3. Pos-Clasificación del año 2021

#### a. Ajuste de los resultados de la clasificación de coberturas

Sobre los resultados de la clasificación de coberturas se realizó un ajuste manual en las zonas que presentaron imperfecciones propias del procesamiento por clasificaciones erróneas. Este pos-procesamiento se realizó mediante la técnica de la foteointerpretación.



Para ello se utilizó el *software eCognition Developer 10.1 Trial* y se realizaron los siguientes pasos:

- Selección de la clasificación y la clase a ajustar.
- Selección automática de polígonos de píxeles menores a 5 con la herramienta *Manual Editing Tool*.
- Traslado de polígonos seleccionados a la nueva clase con la herramienta *classify image objects*.

#### **b. Conversión de datos en información**

Para la conversión de datos en información se emplearon herramientas de geoprocésamiento del *software ArcGIS*, se realizaron los siguientes pasos:

- Vectorización del ráster de clases de cobertura mediante la aplicación de la herramienta *raster to polygon*.
- Cálculo de áreas (en hectáreas) mediante la aplicación de la herramienta *calculate geometry*.

#### **5.3.4. Evaluación de incertidumbre de la clasificación de coberturas del año 2021**

Se determinó el porcentaje de confianza del mapa mediante la exactitud global de las categorías de cobertura para el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, para lo cual se realizó una validación espacial estadística utilizando como insumo imágenes de mejor resolución (Ortomosaicos RGB de RPAS e Imágenes de Google Earth Pro), así como fichas de validación de campo. Se consideró para la incertidumbre las clases con mayor extensión.

##### **a. Diseño y determinación de la muestra control**

Para el diseño de la muestra de control se procedió utilizar la Matriz Aleatoria Estratificado (en adelante, MAE) pues es flexible en la distribución de las muestras en las clases de cobertura (Olofsson, Foody, Stehman, & Woodcock, 2013).

Para determinar el tamaño de muestra utilizando la MAE se consideró los siguientes parámetros:

- La variable de interés a muestrear
- Los estratos utilizados
- La unidad mínima de muestreo (UMM)
- La información a priori de los parámetros para la estimación de las varianzas y
- Los supuestos de confiabilidad y precisión.

Como parte del proceso en determinar el tamaño de muestra se requiere poner información a priori de las precisiones de Usuario ( $U_i$ ) a nivel de subcategoría (Olofsson et al., 2014). Se requiere que el intérprete defina con criterio de experto en función a la eficiencia de los clasificadores. Es necesario fijar la confiabilidad del muestreo al 95% ( $\alpha=0,95$ ) y a la precisión total de omisión ( $S(O)$ ) permitiendo un error de estimación del 0,01%.

Una vez definida el uso de la MAE como diseño muestral se procedió a estimar el tamaño de muestra (Tabla 5.4) siguiendo conceptualmente a este diseño y orientándose en la propuesta de Olofsson (2013), para ello se procedió de la siguiente manera:



1. Se definirá conceptualmente la estructura de la matriz de confusión del mapa traslapado entre tiempo 1 y el 2, la cual incluya las áreas (o número total de píxeles) de los estratos y sus pesos ( $W_i = \frac{\text{areasclase}}{\text{totaldelárea}}$ )
2. Después, se asignará un valor de precisión de omisión ( $U_i$ ) por estrato (este valor es determinado por el experto de acuerdo al trabajo de clasificación).
3. Posteriormente, se calculará para cada estrato la desviación estándar de la precisión de usuario ( $S_i$ ) con:

$$S_i = \sqrt{U_i(1 - U_i)}$$

4. Una vez calculada  $S_i$ , se fijará el nivel de confiabilidad de la estimación de la precisión total con un 95% y un error del 1%  $S(O) = 0,1$ .
5. Finalmente, se calculará el tamaño total de la muestra bajo un MAE (Cochran, 1977):

$$n = \frac{(\sum W_i S_i)^2}{S(O)^2 + (1/N) \sum W_i S_i^2}$$

Donde:

$W_i$  = Peso de cada clase con respecto al total del área de estudio

$S_i$  = Desviación estándar de la precisión de usuario del estrato  $i$  (definida previamente)

$U_i$  = Precisión de usuario del estrato  $i$  (tomada como dato a priori)

$N$  = Área total o número total de píxeles.

$S(O)$  = Precisión total de omisión

**Tabla 5.4.** Estimación del tamaño de muestra

Clase	Área (ha)	$W_i$	$U_i$	$S_i$	$W_i S_i$
Bosques	6814,65	0,328	0,02	0,122	0,040
Cultivo de Palma	10790,19	0,520	0,02	0,122	0,063
Cultivo de Cacao	836,78	0,040	0,50	0,500	0,020
Suelo	594,53	0,029	0,70	0,458	0,013
No Data	72,93	0,004	0,00	0,000	0,000
Purma	497,19	0,024	0,70	0,458	0,011
Cuerpos de Agua	15,45	0,001	0,00	0,000	0,000
Infraestructura	20,16	0,001	0,00	0,000	0,000
Accesos	1116,90	0,054	0,40	0,490	0,026
<b>Total</b>	<b>20758,78</b>				<b>0,174</b>

De acuerdo con la distribución de muestra al interior de los estratos influye en las estimaciones de la precisión global del Mapa de coberturas. Bajo una matriz aleatoria estratificada, el cual la asignación óptica favorece a la estimación de la precisión total y de las áreas de referencia (Stehman, 2013). Por lo que la cantidad de puntos totales corresponden a la suma de  $(W_i S_i)/S_i$  elevado al cuadrado resultó una muestra de trecientos dos (302).

#### b. Generación de la muestra de control

Una vez definida el tamaño de muestra total de trecientos dos (302), se procedió a la distribución entre las clases del mapa de coberturas 2021 del área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi (Figura 5.10). Para este caso se aplicó una distribución proporcional a las áreas, teniendo en cuenta que algunas clases quedaran sin puntos de validación. Por ende, las clases de coberturas No Data, Cuerpos de agua e infraestructura, no serán parte de la estimación de la incertidumbre. (Tabla 5.5)

Tabla 5.5. Distribución de la muestra

Clase	$W_i$	$U_i$	$S_i$	Distribución proporcional	Distribución uniforme	Distribución final
Bosques	0,328	0,02	0,122	99,0	33,5	100
Cultivo de Palma	0,520	0,02	0,122	156,8	33,5	154
Cultivo de Cacao	0,040	0,50	0,500	12,2	33,5	12
Suelo	0,029	0,70	0,458	8,6	33,5	10
No Data	0,004	0,00	0,000	1,1	33,5	-
Purma	0,024	0,70	0,458	7,2	33,5	10
Cuerpos de Agua	0,001	0,00	0,000	0,2	33,5	-
Infraestructura	0,001	0,00	0,000	0,3	33,5	-
Accesos	0,054	0,40	0,490	16,2	33,5	16
Total				302	302	302

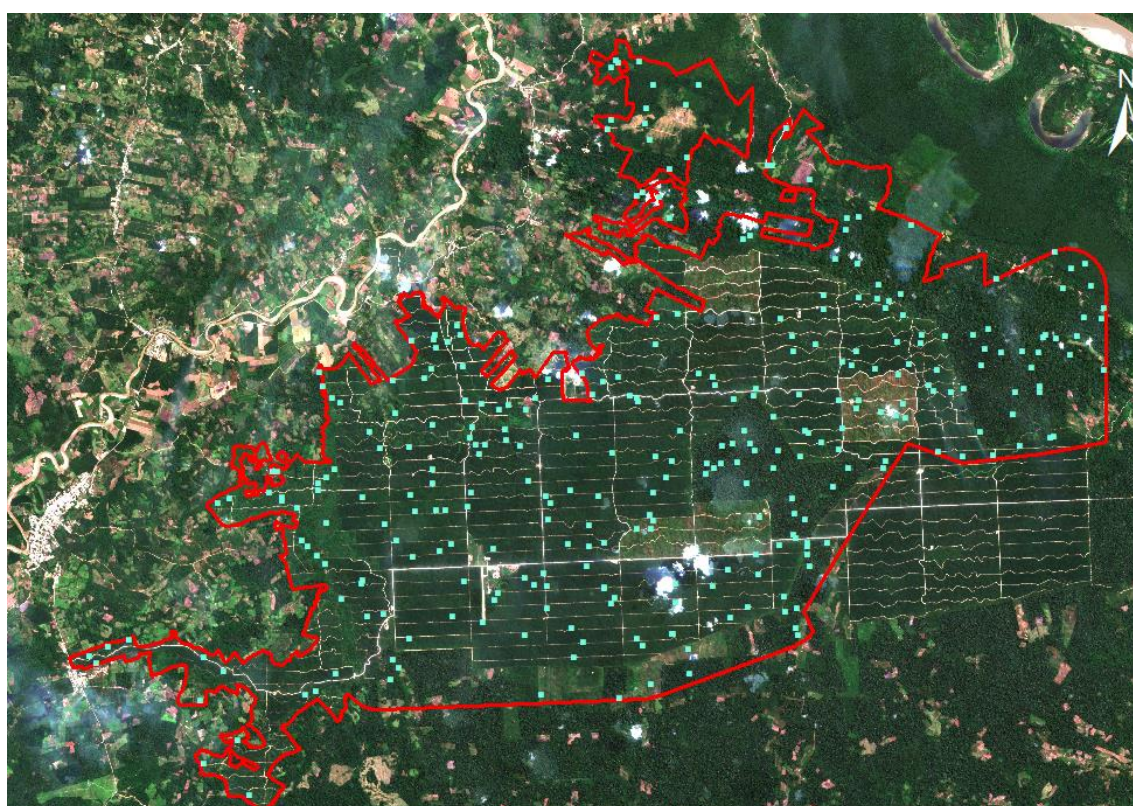


Figura 5.10. Distribución de los píxeles a validar

### c. Validación en campo con RPAS

Una vez obtenido el tamaño y distribución de la muestra, se procedió a levantar información de puntos en campo, el cual consistió en la captura de imágenes de alta resolución con RPAS y fichas de validación de campo. Lo cual consistió en:

- Generar ortomosaicos RGB de alta resolución de grupos de puntos de validación, los cuales fueron sobrevolados mediante levantamiento fotogramétrico con RPAS.
- Generar fichas de validación de campo con información general (punto de validación, responsable, departamento, provincia, distrito, fecha y hora) y descripción de la ubicación del punto (coordenadas, datum, descripción de la cobertura predominante en dicho punto y códigos de fotografías).

Lo descrito se encuentra con mayor detalle en el Reporte de Campo N.º 020-2021-ITEGI (Anexo 3).



#### d. Evaluación de incertidumbre

Para el cálculo del error de la clasificación obtenida, se utilizó la matriz de confusión, de acuerdo con Comber et al (2012) y Ariza et al (2018), la matriz de confusión se aplica como un estándar para informar sobre la exactitud y la calidad temática de cualquier producto derivado de la teledetección espacial. En esta matriz se contabiliza el grado de semejanza entre: un conjunto de datos bajo control y un conjunto de datos de referencia.

Este último corresponde a los datos de muestreo que se han seleccionado previamente, los cuales representan la realidad del terreno. El grado de certeza se verá reflejado en las celdas de la diagonal la cual contiene las cantidades correspondientes a los ítems bien clasificados, es decir donde hay una coincidencia; mientras que las cantidades fuera de esta diagonal representan los errores o la no coincidencia.

A partir de la matriz de confusión se deducen índices relativos a la exactitud de la clasificación, a través del *software Envi 5.3* se analizó el comportamiento y exactitud de dicha clasificación. Los resultados de la matriz se exponen en la Tabla 5.6.

**Tabla 5.6.** Matriz de confusión

CLASES	Bosques	Accesos	Cultivo de Cacao	Cultivo de Palma	Suelo	Purma	Total
Bosques	99	0	1	1	0	0	101
Accesos	0	11	0	4	0	0	15
Cultivo de Cacao	1	0	10	0	0	0	11
Cultivo de Palma	6	3	0	146	0	0	155
Suelo	2	0	0	0	7	1	10
Purma	2	0	0	0	1	7	10
Total	110	14	11	151	8	8	302

Hay dos versiones de resultados equivalentes en la matriz; la primera, cuyas entradas se expresan en píxeles y la segunda en que se expresan como porcentajes. Los elementos en negro de la diagonal indican los píxeles que fueron correctamente clasificados. Todos los elementos fuera de la diagonal indican errores de omisión o de comisión. Los errores de omisión corresponden a los elementos no diagonales de las columnas.

A partir de la matriz de confusión se calculó la exactitud global, dividiendo el número total de píxeles correctamente clasificados por el número total de píxeles de referencia y expresándolo como porcentaje. En el presente estudio se obtuvo:

$$\text{Exactitud global} = (280/302) * 100 = 92,72 \%$$

Cabe precisar que este índice es global y no nos indica cómo la exactitud se reparte entre las diversas categorías individuales.

Luego de calcular la matriz de confusión se usó el coeficiente de kappa (K) para definir la exactitud, según Congalton (1991), este coeficiente sirve también para medir la exactitud de un mapa, pero de forma más precisa que la matriz de confusión puesto que mide la diferencia entre la exactitud lograda en la clasificación con un clasificador automático y la chance de lograr una clasificación correcta con un clasificador aleatorio. Asimismo, incluye dentro del cálculo todos los valores de la matriz y no solamente sus extremos.



El coeficiente kappa se define como:

$$K = (\text{exactitud observada} - \text{chance de acierto}) / (1 - \text{chance de acierto})$$

Mediante la siguiente fórmula computarizada:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r (x_{ii}) - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Donde:

$r$  = Número de filas en la matriz

$x_{ii}$  = Número de observaciones en el elemento de la fila  $i$  y la columna  $i$  (es decir sobre la diagonal mayor)

$x_{i+}$  = Total de observaciones en la fila  $i$  (es el total marginal a la derecha de la matriz)

$x_{+i}$  = Total de observaciones en la columna  $i$  (es el total marginal al pie de la matriz)

$N$  = Número total de observaciones incluidas en la matriz

El valor de  $K$  varía usualmente entre 0 y 1, como se muestra en la Tabla 5.7.

**Tabla 5.7.** Valoración del coeficiente de Kappa

Coeficiente de Kappa ( $k$ )	Fuerza de concordancia
0,00	Pobre
0,01 – 0,20	Leve
0,21 – 0,40	Aceptable
0,41 – 0,60	Moderada
0,61 – 0,80	Considerable
0,81 – 1,00	Casi perfecta

*Fuente:* Protocolo de Evaluación de la Exactitud temática del Mapa de deforestación (MINAM)

Para el presente estudio, el coeficiente kappa resultó 0,8818 que se encuentra en el rango de fuerza de concordancia «Casi perfecta».

### 5.3.5. Identificación de conflictos de uso de suelo

#### a. Análisis de cambio de uso

Para el análisis de cambio de uso, se utilizó como insumo el mapa de coberturas del año 2021 y el mapa de Clasificación de Tierras por su Capacidad de Uso Mayor del MINAGRI, el cual consistió en superponer las capas correspondientes y determinar áreas donde exista incompatibilidad de uso (sitios en uso no concordantes a su vocación natural), así como conflictos entre actividades existentes. Para ello se empleó la herramienta de geoprocésamiento *Tabulate Area* del software *ArcGIS*.

#### b. Conversión de datos en información

Para la conversión de datos en información se emplearon herramientas de geoprocésamiento del software *ArcGIS*, para lo que se realizaron los siguientes pasos:

- Vectorización del ráster de clases de cobertura mediante la herramienta *raster to polygon*.
- Cálculo de áreas (en hectáreas) mediante la herramienta *calculate geometry*

## 5.4. Detección y clasificación de cambios de coberturas para los periodos 2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021

### 5.4.1. Compilación de insumos



### a. Selección de imágenes satelitales

En esta sección se describe la selección de imágenes satelitales para los años 2011, 2015 y 2019, ya que la imagen satelital seleccionada para el año 2021 se encuentra descrita en la sección b del subtítulo 5.3.1.

Para los años 2011, 2015 y 2019, se trabajó con escenas de imágenes satelitales de las misiones Landsat 5 MT, Landsat 8 OLI y Sentinel 2A respectivamente, las cuales están disponibles de forma gratuita.

La escena del 2019 fue seleccionada teniendo en consideración tres (3) criterios: El primer criterio es la fecha en la que fue tomada la imagen satelital; el segundo criterio es que la imagen satelital sea de nivel 2A (imagen ortorectificada y corregida atmosféricamente); por último, el tercer criterio es que la imagen satelital tenga el menor porcentaje de cobertura de nubes sobre el área de interés, en la medida que se pueda disponer de la mayor cantidad de datos en el área de estudio.

Para la descarga de las imágenes satelitales para el año 2019, seleccionadas dentro del entorno de la plataforma de *Google Earth Engine*, se empleó el siguiente código:

```
//Definición de "geometry"
var table = ee.FeatureCollection("users/OEFA_DSAP_SHANUSI"),
    geometry =
    /* color: #d63000 */
    /* shown: false */
    /* displayProperties: [
      {
        "type": "rectangle"
      }
    ] */

ee.Geometry.Polygon(
  [[[-76.28530517704671,-6.187040544205193],
    [-75.97425476200765,-6.187040544205193],
    [-75.97425476200765,-5.96923211145338],
    [-76.28530517704671,-5.96923211145338]]], null, false);

//Imagen para SENTINEL 2A
var IMGSentinel= ee.ImageCollection ('COPERNICUS/S2')
    .filterBounds (geometry)
    .filterDate ('2019-04-01','2019-04-30')
    .filterMetadata ('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 'Less_Than', 30);
var SentinelFiltro = ee.Image(IMGSentinel.median());
var SentinelClip = SentinelFiltro.clip (geometry);

//Imprimimos la lista de imágenes disponibles en la pestaña de Console
print (SentinelFiltro);

//Añadimos la imagen a la vista haciendo una composición de colores y asignando un nombre de etiqueta
en la vista
Map.addLayer (SentinelClip, {
  max: 5000.0,
  min: 0.0,
  gamma: 1.2,
```



```
bands: ['B4','B3','B2'],
'Capa Sentinel');
```

```
// exportar
```

```
Export.image.toDrive({
  image: SentinelClip.select("B2", "B3", "B4", "B8"),
  description: '2019_shanusi_TOA_04',
  scale: 10,

  region: geometry});
```

Las escenas del 2011 y 2015 fueron seleccionadas teniendo en consideración dos (2) criterios: El primer criterio fue la fecha en la que se tomó la imagen satelital; y el segundo criterio fue que la imagen satelital tenga el menor porcentaje de cobertura de nubes sobre el área de interés, en la medida que se pueda disponer de la mayor cantidad de datos en el área de estudio. Sobre estas imágenes satelitales se realizaron las correcciones atmosféricas con niveles de reflectancia por encima de la atmósfera (TOA).

La selección y descarga de las imágenes satelitales para los años 2011 y 2015, se realizó en el entorno de la plataforma de la USGS<sup>10</sup> (<https://glovis.usgs.gov/app>), siendo las siguiente:

- Imagen satelital del sensor Landsat 5 TM con fecha de captura 20 de julio del 2011 y código «LT05\_L1TP\_008064\_20110720\_20161007\_01\_T1».
- Imagen satelital de sensor Landsat 8 OLI con fecha de captura 31 de julio del 2015 y código «LC08\_L1TP\_008064\_20150731\_20170406\_01\_T1».

En la Tabla 5.8 se detallan las características de la imagen Landsat 5 TM, y en la Tabla 5.9 se detallan las características de la imagen Landsat 8 OLI.

**Tabla 5.8.** Característica de la imagen Landsat 5 TM

Bandas espectrales	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)
Banda 1 - <i>Blue</i>	0,45 - 0,52	30
Banda 2 - <i>Green</i>	0,52 - 0,60	30
Banda 3 - <i>Red</i>	0,63 - 0,69	30
Banda 4 - <i>NIR</i>	0,76 - 0,90	30
Banda 5 - <i>IR medio</i>	1,55 - 1,75	30
Banda 6 - <i>Térmico</i>	10,40 - 12,50	120
Banda 7 - <i>IR medio</i>	2,90 - 2,35	30

**Tabla 5.9.** Característica de la imagen Landsat 8 OLI

Bandas espectrales	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)
Banda 1 - <i>Coastal aerosol</i>	0,435 - 0,451	30
Banda 2 - <i>Blue</i>	0,452 - 0,512	30
Banda 3 - <i>Green</i>	0,533 - 0,590	30
Banda 4 - <i>Red</i>	0,636 - 0,673	30
Banda 5 - <i>NIR</i>	0,851 - 0,879	30
Banda 6 - <i>SWIR 1</i>	1,566 - 1,651	30
Banda 7 - <i>SWIR 2</i>	2,107 - 2,294	30

<sup>10</sup> Del inglés United States Geological Survey «Servicio Geológico de Estados Unidos»



Bandas espectrales	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)
Banda 8 - <i>Panchromatic</i>	0,503 - 0,676	15
Banda 9 - <i>Cirrus</i>	1,363 - 1,384	30
Banda 10 - <i>TIR 1</i>	10,60 - 11,19	100
Banda 11 - <i>TIR 1</i>	11,50 - 12,51	100

Finalmente, en la Tabla 5.10 se enlista un resumen de las imágenes satelitales usadas para el presente estudio.

Tabla 5.10. Resumen de imágenes satelitales usadas

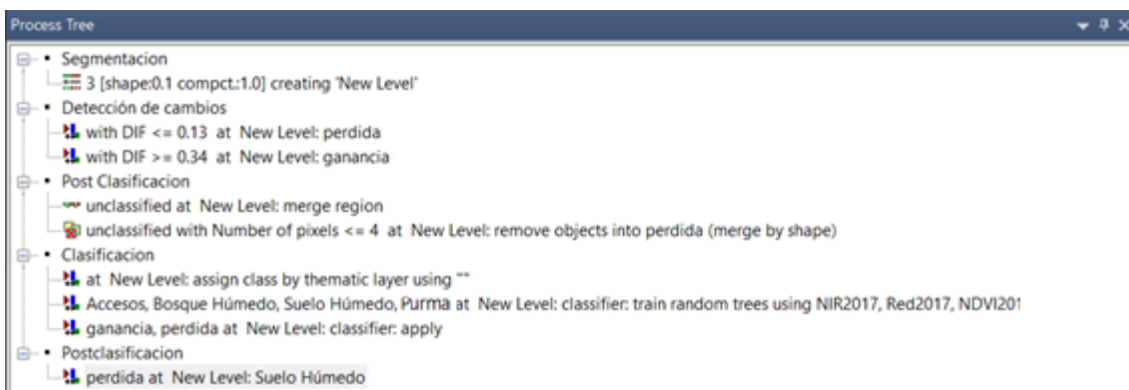
Año	Sensor	Fecha de captura	Tipo de descarga	Nivel de tratamiento
2011	Landsat 5 TM	20-05-2011	Imagen independiente	Reflectancia TOA
2015	Landsat 8 OLI	25-07-2015	Imagen independiente	Reflectancia TOA
2019	Sentinel 2A	2019-04-01 / 2019-04-30	Mosaico de imágenes	Reflectancia TOA
2021	Sentinel 2A	2021-08-01 / 2021-08-30	Mosaico de imágenes	Reflectancia TOA

### 5.4.1 Detección de cambios

#### a. Generación del árbol de procesos

Para la generación del árbol de procesos se empleó el *software eCognition Developer 10.1 Trial* (Figura 5.11), siendo necesario generar una secuencia de procesos que contenga lo siguiente:

- Segmentación; configurando el algoritmo de *Multiresolution Segmentation* en el cual se asignan los parámetros de tamaño, escala, forma y peso.
- Detección de Cambios, configurando el algoritmo de *assing class* y definiendo los valores de los parámetros del NDVI para detectar los cambios ocurridos.
- Importación de muestras; configurando el *Assing Class Thematic Layer* cuya función es asignar clases al proyecto y *Classified Objects Samples* para vincular las muestras con los segmentos. Las muestras han sido creadas previamente mediante el *software ArcGIS*.
- Clasificación usando los algoritmos de; *assing class thematic layer* cuya función es asignar clases al proyecto, *classified objects samples* que permite relacionar las clases de las muestras con los segmentos de detección de cambios y, el algoritmo *classifier* usando el método de Random Forest.





**Figura 5.11.** Regla de procesos para la detección y clasificación de coberturas en *eCognition Developer 10.1 Trial*.

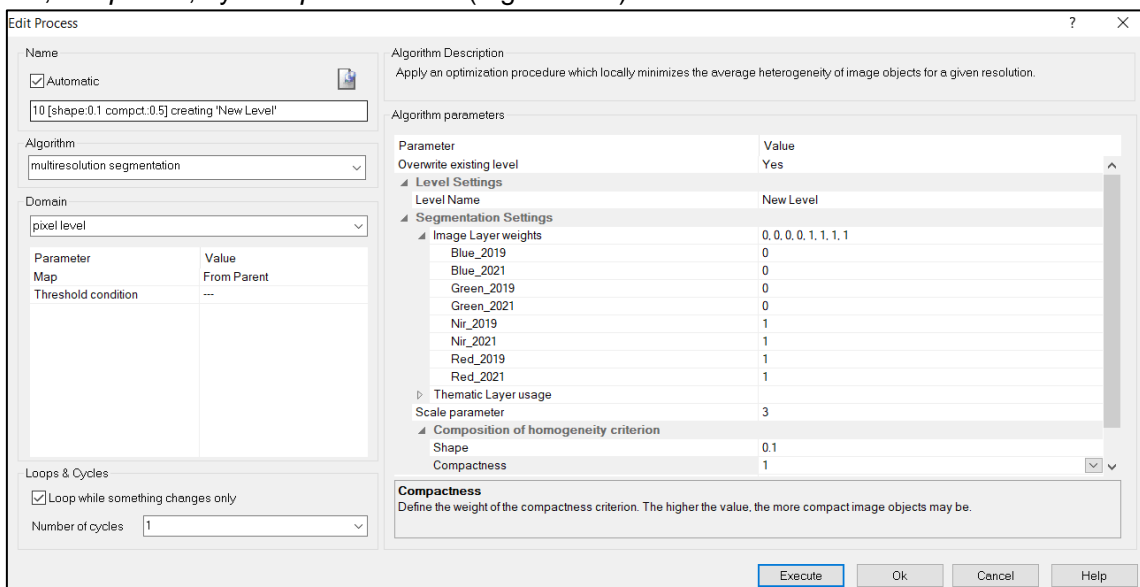
## b. Segmentación del cambio

Para la detección de las áreas de cambio del Año 1 (base) al Año 2 (cambio) mediante una selección de objetos, fue necesario realizar una sola segmentación (algoritmo *Multiresolution Segmentation*) y que esta sea capaz de detectar todos los cambios ocurridos en este periodo. Para ello se realizaron pruebas donde se concluyó que las bandas RED y NIR (insumos para el NDVI) de cada año ayudan a una discriminación más exacta frente a las otras bandas de la imagen.

El proceso de segmentación se configuró utilizando los siguientes criterios:

- Los pesos correspondientes a la banda *RED* y *NIR* de ambos años tengan valores a uno (1), y a las demás bandas dejar con valor nulo (cero), dada la importancia de las bandas para segmentar dos imágenes de diferente año.
- Parámetro de Escala; el cual determina el tamaño del segmento basándose en una medida de varianza (espectral y de forma). Estos segmentos crecen hasta alcanzar el umbral de varianza del parámetro de escala.
- Parámetro de Forma; el cual modifica el tipo de varianza determinada en la escala, el cual el umbral varía de 0 a 0,9 donde:
  - 0 = La varianza es estrictamente espectral
  - 0,9 = La varianza hace referencia principalmente a la forma
- Parámetro de Compactibilidad; el cual modifica el parámetro de Forma (varianza de forma), variando el umbral de 0 a 1. A medida que se aumenta el umbral de forma la compactibilidad también aumenta.

Para realizar la segmentación se configuraron los siguientes parámetros: *Escale Parameter* = 3, *Shape* = 0,1 y *Compactness* = 1 (Figura 5.12).



**Figura 5.12.** Resultado de la configuración de parámetros para la segmentación en *eCognition Developer 10.1 Trial*.

## c. Generación del Índice de Vegetación Normalizada (NDVI)

Para el proceso de detección de cambios es de suma importancia contar con los NDVI de cada año, y con este resultado se hizo un proceso matemático simple, que es una diferencia



de ambos NDVI (Año 1 - Año 2), lo que nos generó los cambios producidos en una determinada superficie de la tierra.

Esta diferencia de NDVIs, permitió reconocer donde hubo pérdida de cobertura boscosa, así como también cambios suscitados entre clase y clase.

En el software *eCognition Developer 10.1 Trial*, se comprobó “visualmente” los cambios suscitados en una determinada superficie realizando la siguiente combinación de bandas: R: Infrarroja cercana del Año 1, G: Infrarroja cercana del Año 2, B: Infrarroja cercana del Año 1.

Al hacer esta combinación, se observó dos tonalidades fuertemente marcadas: el color magenta, representa los cambios y/o pérdidas dentro una superficie cualquiera, por otro lado, el color verdoso indica que se está produciendo algún tipo de revegetación de una zona que ha sido intervenido en el Año 1, a lo que uno puede interpretar como una ganancia de la cobertura vegetal.

#### **d. Detección de Umbrales del NDVI**

La detección de cambios se realizó en base a Umbrales del NDVI, para ello se utilizó el algoritmo *assign class* configurando los umbrales que cubren todos los sectores de pérdida y/o ganancia de la imagen. Todos los objetos que no están dentro de este rango son discriminados para el análisis de detección de cambio.

Se definió que el umbral más adecuado para la pérdida son todos aquellos valores menores a 0,13, y aquellos valores que representan la ganancia son mayores a 0,34.

### **5.4.2 Clasificación de coberturas de cambio**

#### **a. Selección de muestras de entrenamiento**

La segmentación y detección del cambio generaron muestras de entrenamiento (puntos) con sus respectivos atributos (nombre de clases) con apoyo de la fotointerpretación de las imágenes satelitales. Se definieron clases de cobertura por cada periodo de años analizados considerando el mismo criterio de selección de muestras mencionado en la sección b del subtítulo 5.3.2.

#### **b. Clasificación de coberturas**

Esta clasificación se realizó para el año de cambio, para lo cual en el Árbol de Procesos se configuraron los parámetros del algoritmo de clasificación que permitieron interactuar con las muestras de entrenamiento. Se introdujeron los índices y ratios, así como las medianas de las bandas RED y NIR con la finalidad de aportar en la discriminación de las coberturas y obtener mejores resultados en la clasificación.

#### **i. Creación de clases:**

En el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se generó un proceso y se configuró el algoritmo *Assign Class by Thematic Layer*, el cual permitió relacionar los atributos de las muestras de entrenamiento y crear las clases (jerarquía de las clases), como se muestra en la Figura 5.13.

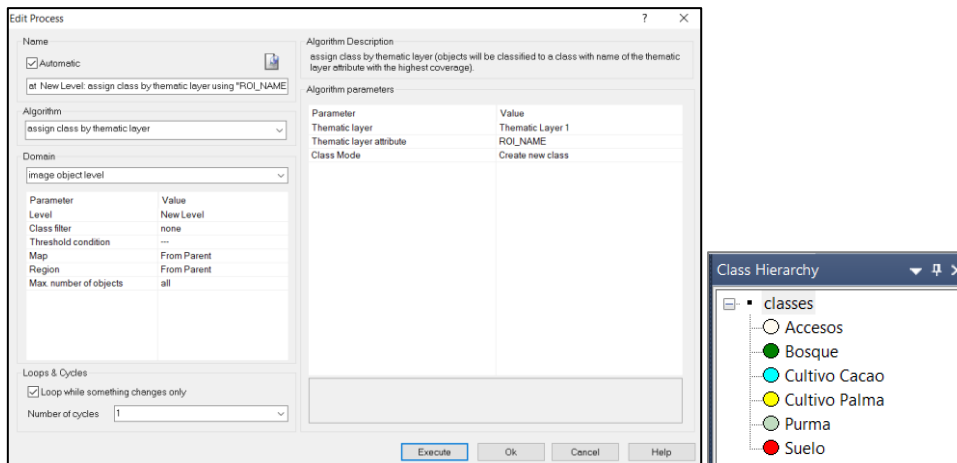


Figura 5.13. Relación de atributos y creación de clases

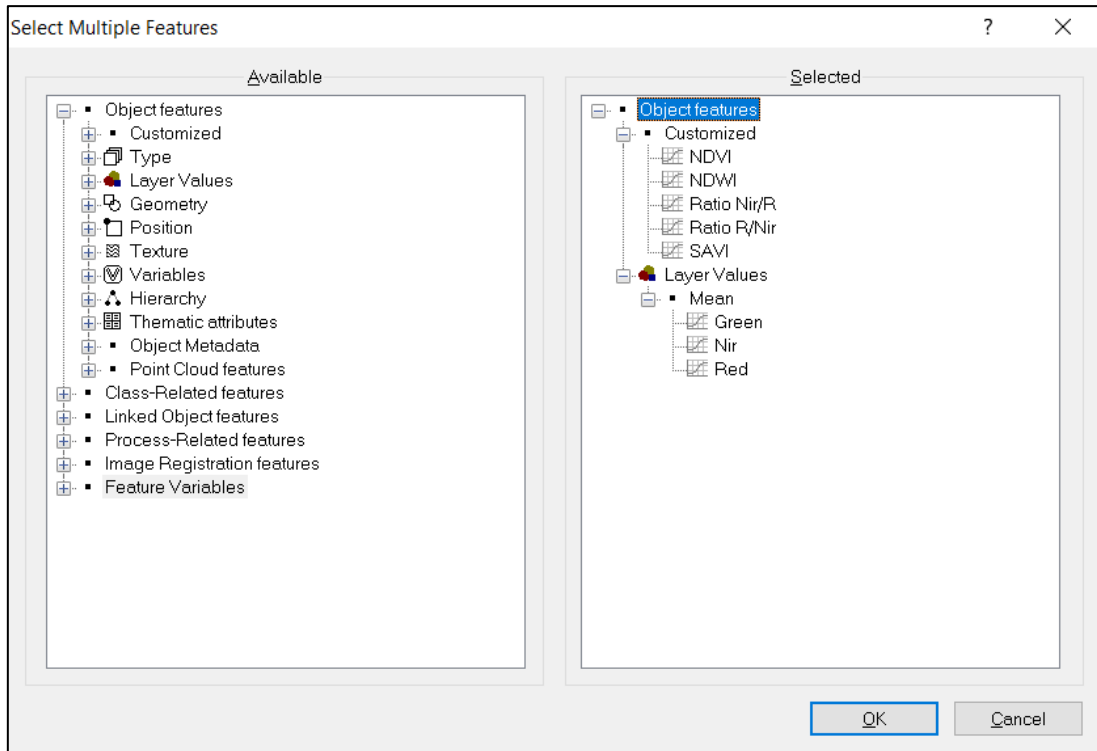
## ii. Asignación de clases a los segmentos:

Posteriormente en el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se configuró el algoritmo *Classified Image Objects to Samples*, el cual convirtió las muestras de entrenamiento de puntos a segmentos, relacionando los atributos y asignándole las clases, generando finalmente las muestras a nivel de segmento.

## iii. Clasificación usando el algoritmo *Random Forest*

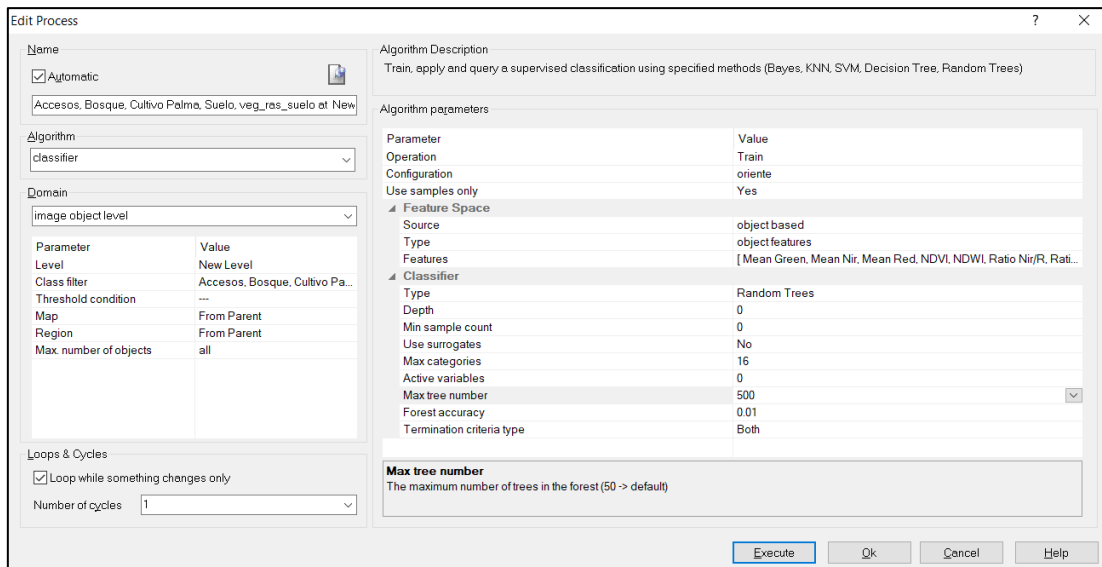
Para la clasificación de imágenes se utilizó el algoritmo *Random Forest* el cual es un clasificador que produce múltiples árboles de decisiones. Estos árboles se crean en base a la selección aleatoria de un subconjunto de muestras y variables de entrenamiento mediante un enfoque de *bagging*. Esto quiere decir que la misma muestra puede ser seleccionada en los subconjuntos varias veces, mientras que otras pueden no ser seleccionada en lo absoluto. Se emplea alrededor de dos tercios de las muestras para entrenar a los árboles y el tercio restante se emplean en una técnica de validación cruzada para estimar que tan bien funciona el modelo de *random forest*. La clasificación final se da en base al promedio de las probabilidades de la asignación de clases calculadas por todos los árboles producidos. Cada árbol de decisión vota por una etiqueta de clase. La etiqueta con el máximo de votos será la que uno seleccione finalmente (Belgiu & Drăgu, 2016; Breiman, 2001).

En el software *eCognition Developer 10.1 Trial* se configuró el algoritmo *Classifier* usando como clasificador el *Random Trees*. Se seleccionaron las muestras de entrenamiento, así como los valores de las medianas de las bandas de la imagen (*RED* y *NIR*) y de los índices generados (*SAVI*, *NDVI*, *NDWI* y ratios) que influyen en la clasificación, tal como muestra la Figura 5.14.



**Figura 5.14.** Ventana de Select Múltiple Feature, que permite agregar parámetros e índices a la clasificación

Se escogió como clasificador el algoritmo *Random Forest* indicando que el número de iteraciones sea 500. Asimismo, en la opción *Class filter* se seleccionaron las clases entrenadas tal como muestra la Figura 5.15.



**Figura 5.15.** Configuración del clasificador del algoritmo *Random Forest*

Posteriormente se configuró un nuevo algoritmo *Classifier* indicando en la opción *Class filter* las áreas de detección de cambio para su clasificación, tal como muestra la Figura 5.16.

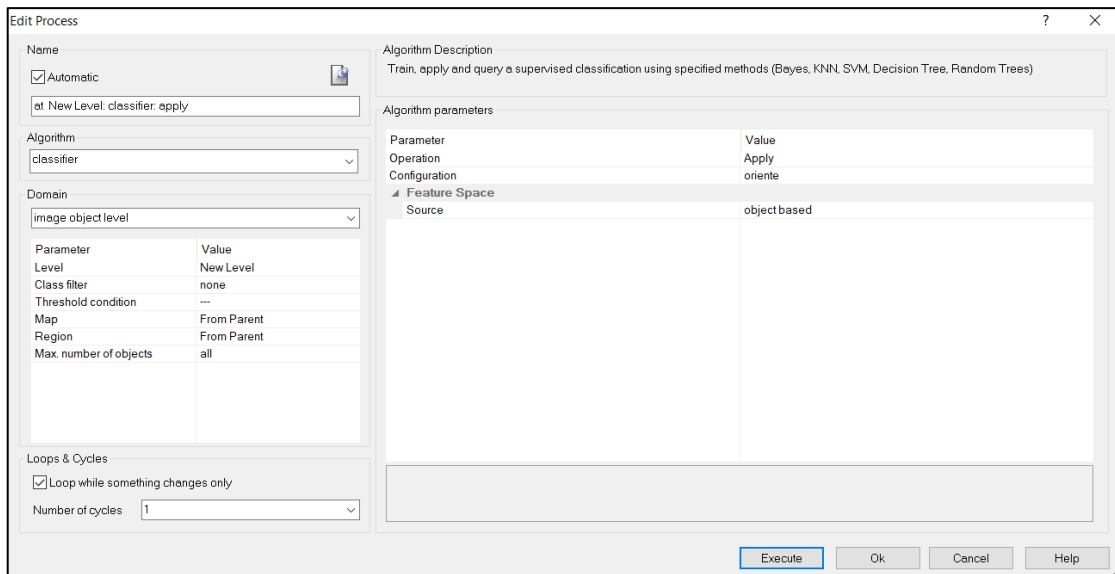


Figura 5.16. Configuración de la aplicación del algoritmo Classifier

### 5.4.3 Pos-Clasificación

#### a. Ajuste de los resultados de la clasificación de coberturas

Sobre los resultados de la clasificación de coberturas en las áreas de cambio se realizó un ajuste manual en las zonas que presentaron imperfecciones propias del procesamiento por clasificaciones erróneas. Este pos-procesamiento se apoyó en la técnica de la fotointerpretación. Para ello se usó el *software eCognition Developer 10.1 Trial* y se realizaron los siguientes pasos:

- Selección de la clasificación y la clase a ajustar.
- Selección automática de polígonos de píxeles menores a 5 con la herramienta *Manual Editing Tool*.
- Traslado de polígonos seleccionados a la nueva clase con la herramienta *classify image objects*.

#### b. Conversión de datos en información

Para la conversión de datos en información se emplearon herramientas de geoprocésamiento del *software ArcGIS*, para lo que se realizaron los siguientes pasos:

- Vectorización del ráster de clases de cobertura mediante la herramienta *raster to polygon*.
- Cálculo de áreas (en hectáreas) mediante la herramienta *calculate geometry*.

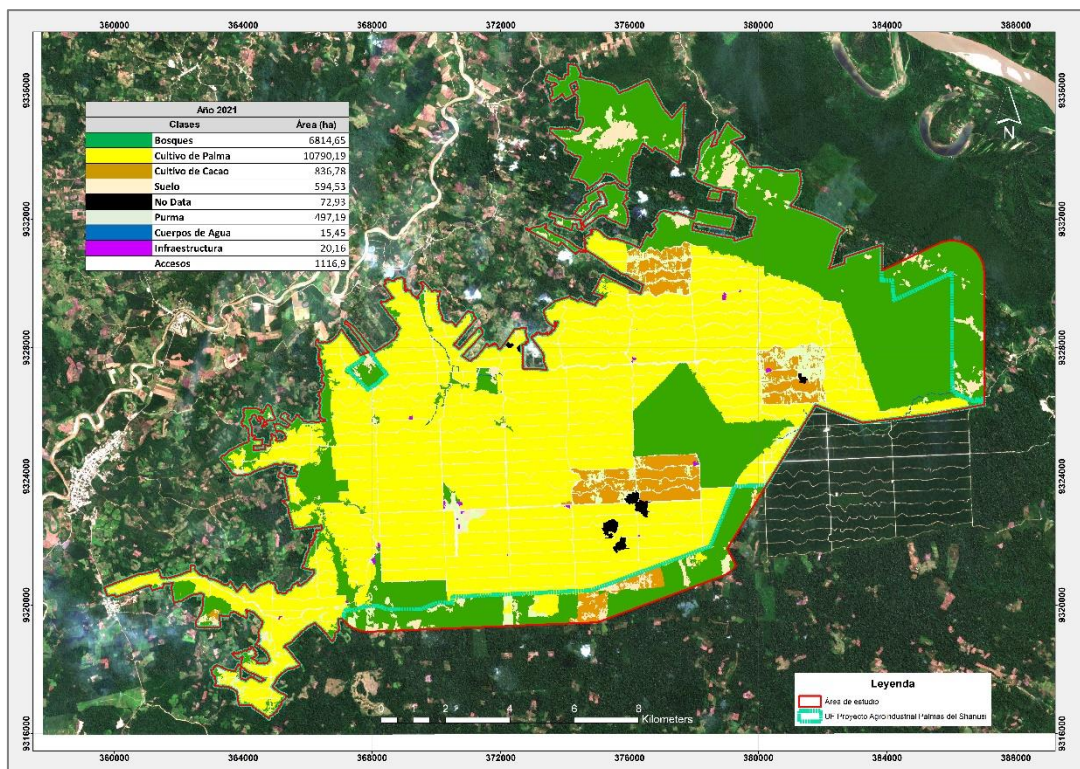


## 6. RESULTADOS

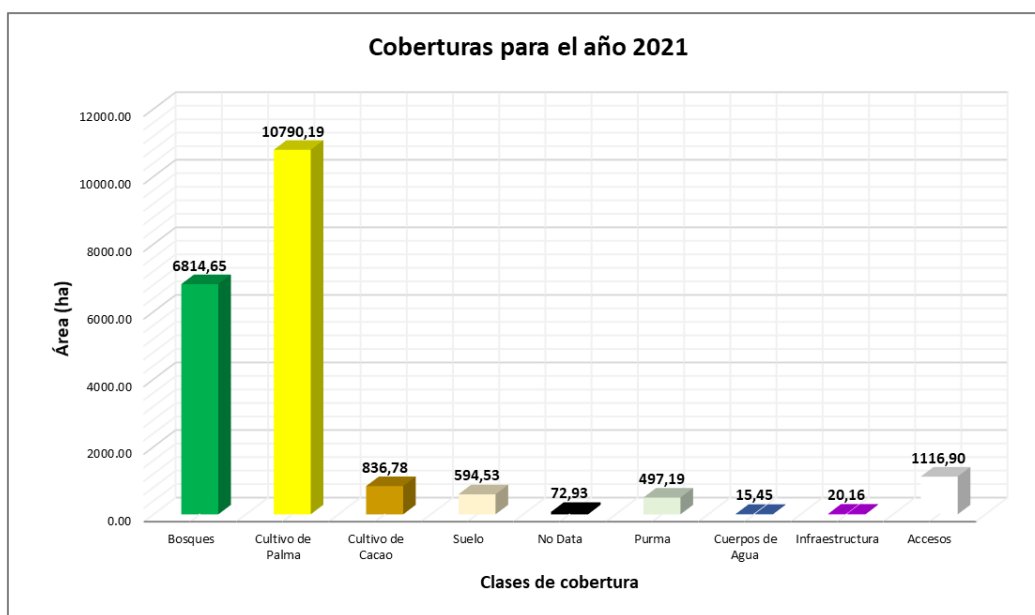
A continuación, se presentan los resultados de la identificación de clases de coberturas y determinación de la extensión de los cambios de uso en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi de la empresa Palmas del Shanusi SA.

### a. Identificación de áreas de conflicto de uso entre la clasificación de coberturas del año 2021 con el CTCUM 2013 y el CTCUM 2019 de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi del MIDAGRI.

Para el año 2021 se identificaron nueve (9) clases de coberturas; Bosque húmedo con una extensión de 6814,65 ha, cultivo de palma una extensión de 10790,19 ha, cultivo de cacao una extensión de 836,78 ha, Suelo con una extensión 594,53 ha, Purma con una extensión de 497,19 ha, cuerpos de agua con una extensión de 15,45 ha, Infraestructura con una extensión de 20,16 ha, accesos con una extensión de 1116,9 ha y No data (sombras y nubes) con una extensión de 7,93 ha. (Figura 6.1 y Figura 6.2)



**Figura 6.1.** Clases de cobertura del año 2021 en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi



**Figura 6.2.** Extensión de cobertura para el año 2021

Se identificaron áreas de conflicto de uso entre la clasificación de coberturas del año 2021 con el CTCUM 2013 y el CTCUM 2019 de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi del MIDAGRI, donde las áreas de color rojo pertenecen a zonas que por su capacidad de uso mayor debieron mantenerse como coberturas de aptitud forestal, sin embargo, se presentan actividades de cultivos, siendo áreas de conflicto de uso. Las áreas en color verde son zonas donde según su capacidad de uso mayor son aptos para producción forestal, y sobre las cuales no se han realizado un uso distinto, por ende, son áreas sin conflicto. En la Figura 6.3 se muestran las zonas con conflictos de uso, en la Tabla 6.1 las áreas donde se determinan las extensiones correspondientes a la clasificación del año 2021 de acuerdo con su aptitud agrologica de la CTCUM 2013 y en la Tabla 6.2 las áreas donde se determinan las extensiones correspondientes a la clasificación del año 2021 de acuerdo con su aptitud agrologica de la CTCUM 2019.

**Tabla 6.1.** Análisis de clases de cobertura 2021 y el mapa de CTCUM 2013

Clases Año 2021	Capacidad de Uso Mayor – CTCUM 2013					Total
	F2s-P3s	A2s	F2se-Xse	C3se-Pse	C2s-F3s	
Bosques	0,6	1504,41	483,73	5,95	0,11	1994,8
Cultivo de Palma	315,95	3669,43	-	-	116,26	4101,64
Cultivo de Cacao	-	367,78	-	-	-	367,78
Suelo	-	23,62	0,11	-	-	23,73
No Data	-	60,45	-	-	-	60,45
Purma	-	100,36	-	-	-	100,36
Cuerpos de Agua	0,81	2,57	-	-	0,89	4,27
Infraestructura	0	11,72	-	-	1,37	13,09
Accesos	23,03	347,98	-	-	8,15	379,16

Tierras Aptas para cultivos en Limpio con limitaciones suelo (A2s)

Tierras Aptas para cultivos permanentes con forestales limitaciones suelo (C2s -F3s)

Tierras Aptas para cultivos permanentes con partos limitaciones suelo y pendientes (C3se -P3se)

Tierras Aptas para producción forestal con protección limitaciones suelo y pendiente (F2se – Xse)

Tierras Aptas para producción forestal con pastos limitaciones suelo (F2s - P3s)



Tabla 6.2. Análisis de clases de cobertura 2021 y el mapa de CTCUM 2019

Clases Año 2021	Capacidad de Uso Mayor – CTCUM 2019										Total
	F2sw	F2s	C3se	F2se	C3s	C3sw	Xswi	F2swi	P3s	Xsw	
Bosques	188,07	1782,43	52,18	149,88	640,34	254,31	48,96	51,87	21,24	127,58	3316,86
Cultivo de Palma	20,26	3633,9	12,48	-	2163,87	408,74	11,74	10,69	341,62	-	6603,3
Cultivo de Cacao	-	128,74	-	-	208,08	15,3	-	-	-	-	352,12
Suelo	46,18	181,52	1,81	9,56	97,91	14,27	-	1,09	0,2	-	352,54
No Data	-	0,72	-	-	11,75	-	-	-	-	-	12,47
Purma	1,63	111,64	1,22	1,16	177,27	16,26	-	-	0,13	0,72	310,03
Cuerpos de Agua	-	0,25	-	-	2,46	7,84	-	-	-	-	10,55
Infraestructura	-	4,97	-	-	2,1	-	-	-	-	-	7,07
Accesos	2,33	395	1,81	-	256,84	45,22	0,5	3,43	26,21	-	731,34

- Tierras aptas para producción forestal de calidad agrológica media con limitaciones por suelo y drenaje (F2sw).
- Tierras aptas para producción forestal de calidad agrológica media con limitación por suelo (F2s).
- Tierras aptas para cultivo permanente de baja calidad agrológica con limitaciones por suelo y riesgo de erosión (C3se).
- Tierras aptas para producción forestal de calidad agrológica media con limitaciones por suelo y riesgo de erosión (F2se).
- Tierras aptas para cultivo permanente de baja calidad agrológica con limitación por suelo (C3s).
- Tierras aptas para cultivo permanente de baja calidad agrológica con limitaciones por suelo y drenaje (C3sw).
- Tierras de protección con limitaciones por suelo, drenaje e inundación (Xswi).
- Tierras aptas para producción forestal de calidad agrológica media con limitaciones por suelo, drenaje e inundación (F2swi).
- Tierras aptas para pastos de baja calidad agrológica con limitación por suelo (P3s).
- Tierras de protección con limitaciones por suelo y drenaje (Xsw).

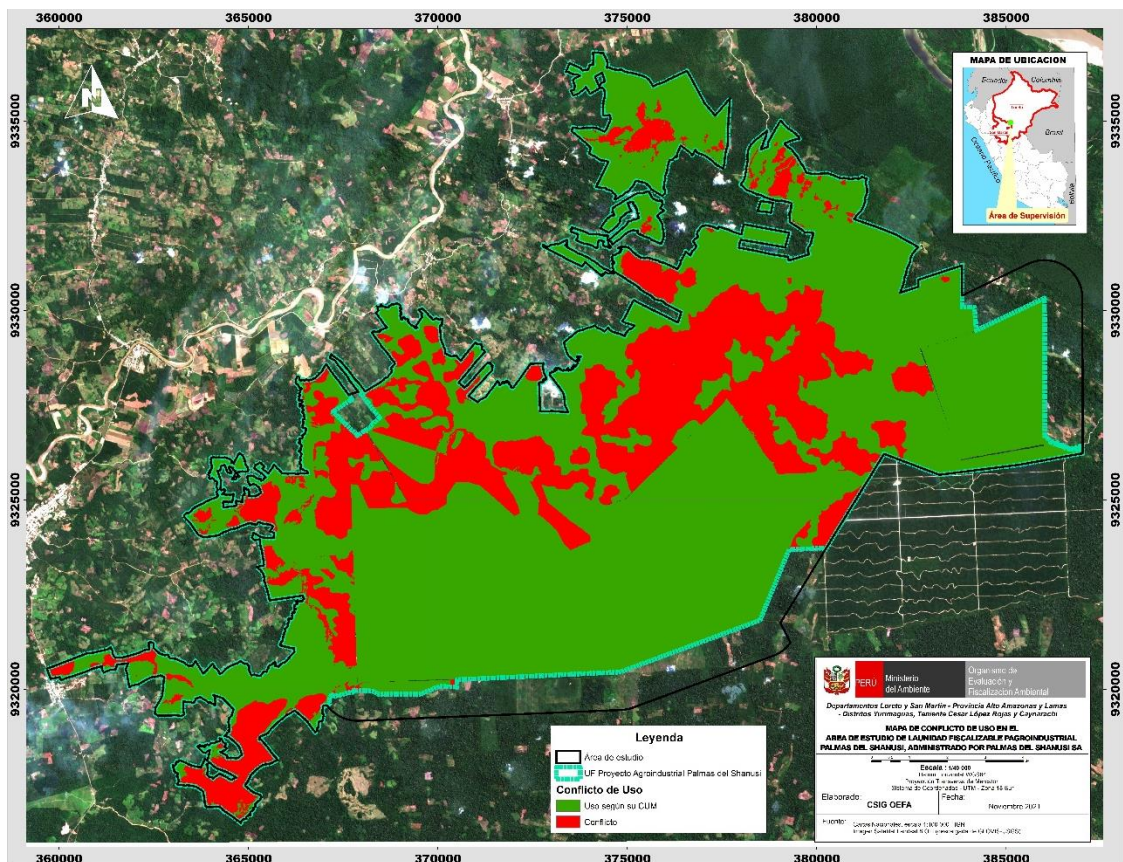
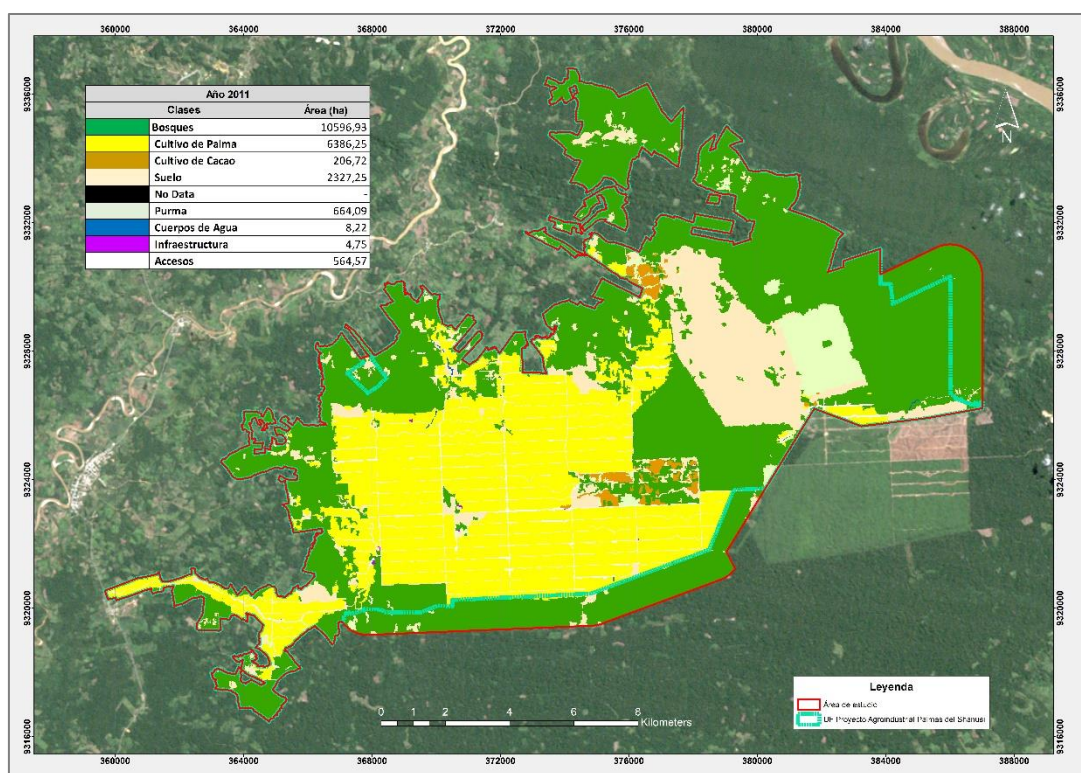


Figura 6.3. Conflicto de uso entre las coberturas del año 2021, CTCUM 2013 y el CTCUM 2019  
b. Calcular las extensiones de las áreas de cambio de cobertura por cada periodo de análisis (2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021) en la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.



Se identificaron clases de cobertura y se determinaron las extensiones en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, para los años 2011, 2015 y 2019. Considerando que en el apartado anterior ya se realizó la clasificación de coberturas para el 2021.

Para el año 2011 se identificaron ocho (8) clases de coberturas; Bosque húmedo con una extensión de 10596,93 ha, cultivo de palma una extensión de 6386,25 ha, cultivo de cacao una extensión de 206,72 ha, suelo con una extensión 2327,25 ha, Purma con una extensión de 664,09 ha, cuerpos de agua con una extensión de 8,22 ha, infraestructura con una extensión de 4,75 ha y accesos con una extensión de 564,57 ha (Figura 6.4 y Figura 6.5).



**Figura 6.4.** Clases de cobertura del año 2011 en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

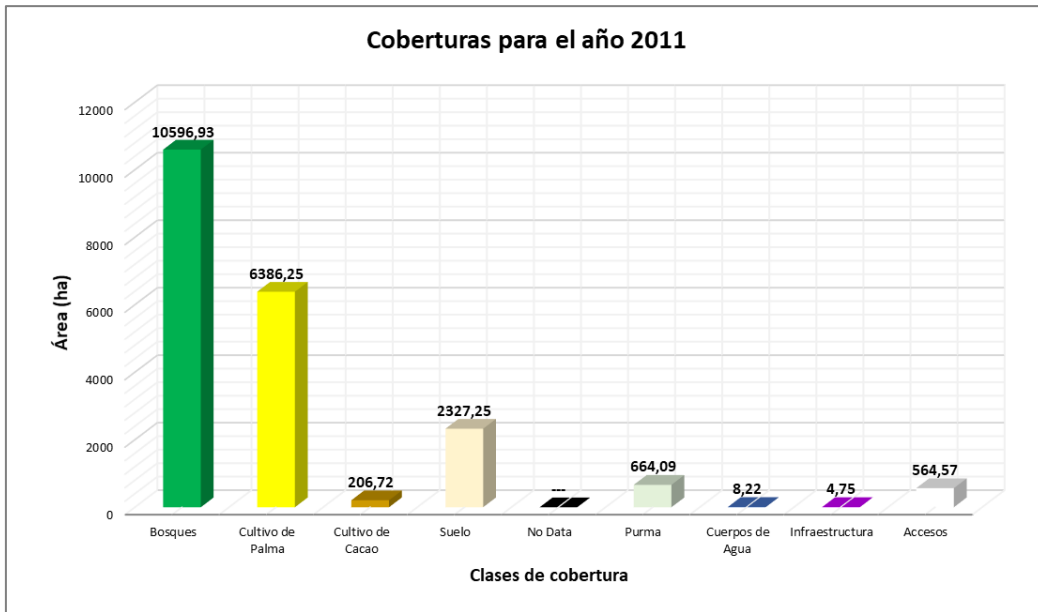


Figura 6.5. Extensión de cobertura para el año 2011.

Para el año 2015 se identificaron ocho (8) clases de coberturas; bosque húmedo con una extensión de 7169,55 ha, cultivo de palma una extensión de 10500,48 ha, cultivo de cacao una extensión de 670,11 ha, suelo con una extensión 779,95 ha, Purma con una extensión de 511,60 ha, cuerpos de agua con una extensión de 12,70 ha, infraestructura con una extensión de 16,11 ha y accesos con una extensión de 1098,48 ha (Figura 6.6 y Figura 6.7).

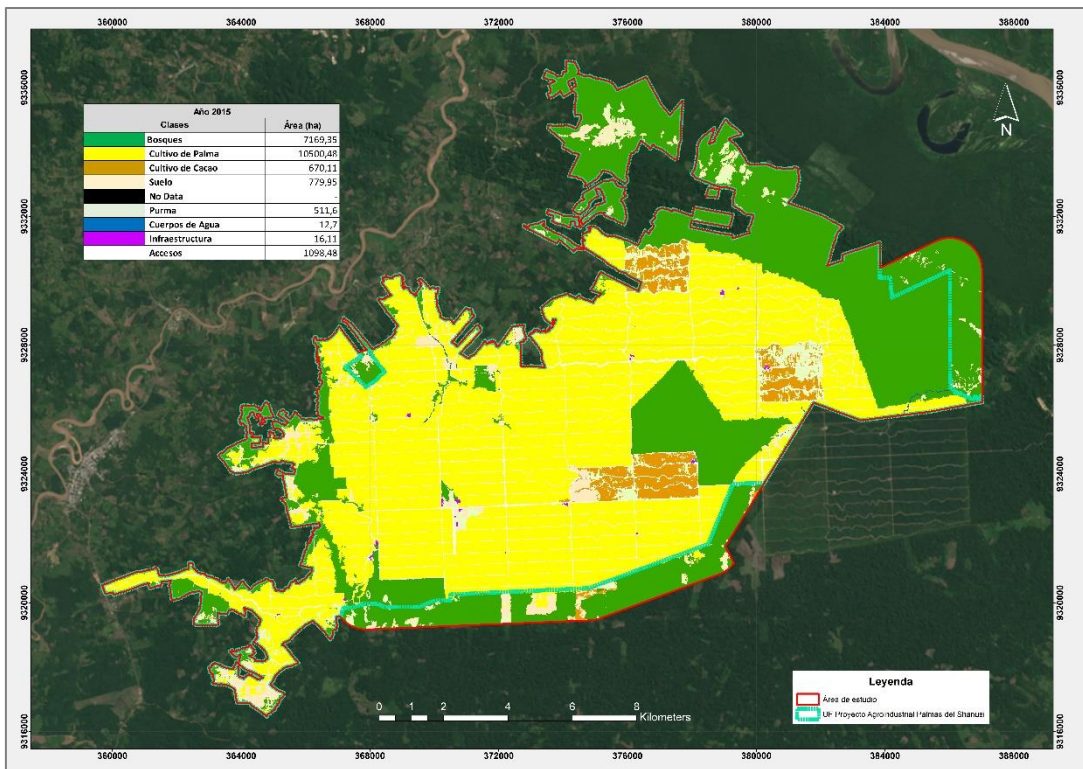


Figura 6.6. Clases de cobertura del año 2015 en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

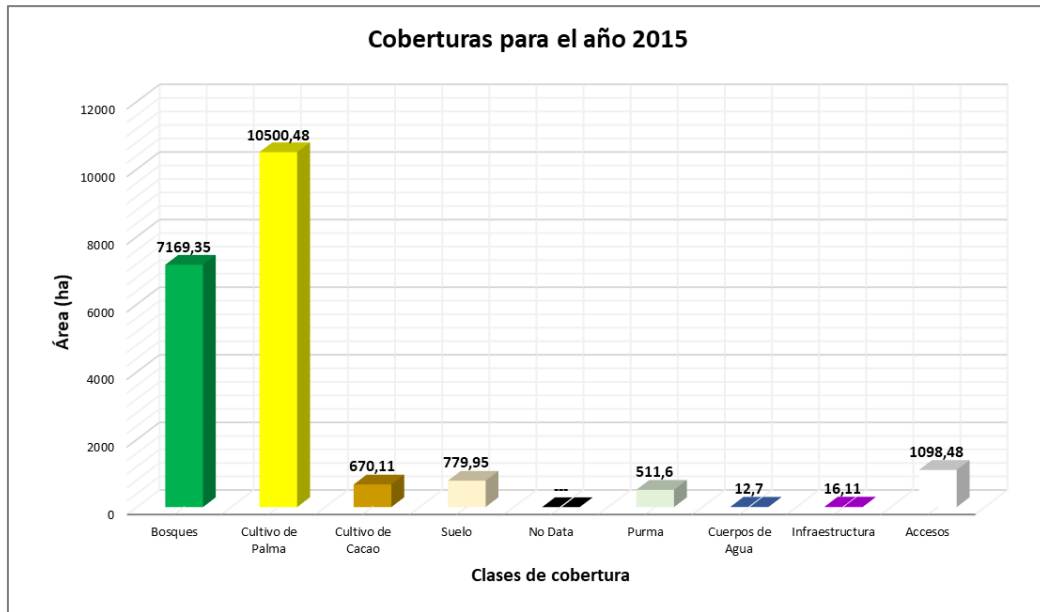


Figura 6.7. Extensión de cobertura para el año 2015.

Para el año 2019 se identificaron ocho (8) clases de coberturas; Bosque húmedo con una extensión de 69035,28 ha, cultivo de palma una extensión de 10811,61 ha, cultivo de cacao una extensión de 776,18 ha, Suelo con una extensión 495,16 ha, Purma con una extensión de 595,74 ha, cuerpos de agua con una extensión de 14,05 ha, Infraestructura con una extensión de 16,62 ha y accesos con una extensión de 1114,14 ha (Figura 6.8 y Figura 6.9).

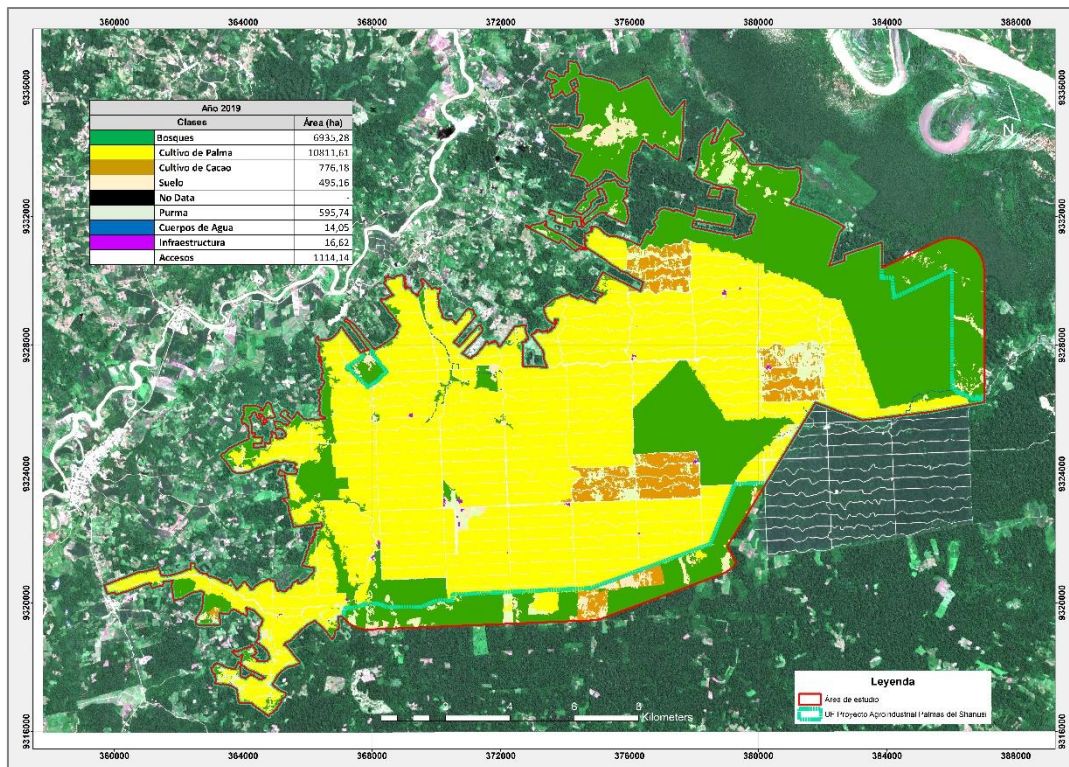


Figura 6.8. Clases de cobertura del año 2019 en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

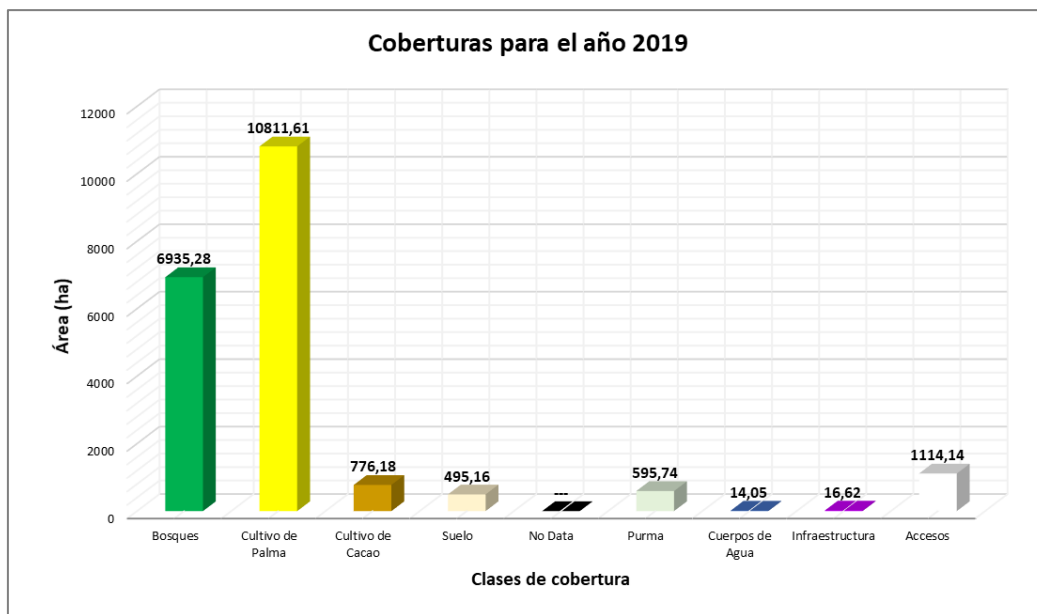


Figura 6.9. Extensión de cobertura para el año 2019

Haciendo un análisis general desde al año 2011 al 2021 (Tabla 6.3), se tiene que el Bosque húmedo ha tenido una pérdida de cobertura de 3782,28 ha (equivalente al 36% de su cobertura inicial). Dentro de estas áreas de pérdida, se evidencia que las clases de coberturas; Cultivo de Palma y Cultivo de Cacao han aumentado debido al crecimiento en la producción agrícola de la zona en un 70% y 304% respectivamente. Asimismo, el acceso ha aumentado en 552,33 ha equivalente al 98% de su cobertura inicial. Para el año 2021 se ha considerado la cobertura de No Data (sombras y nubes) debido a que la imagen satelital a disposición presentaba nubosidad en partes del área de la unidad fiscalizable.

Tabla 6.3. Superficie de coberturas por año clasificado

Clases	Clases	Año 2011	Año 2015	Año 2019	Año 2021
	Bosque húmedo	10596,93	7169,35	6935,28	6814,65
	Cultivo de Palma	6386,25	10500,48	10811,61	10790,19
	Cultivo de Cacao	206,72	670,11	776,18	836,78
	Suelo	2327,25	779,95	495,16	594,53
	No Data	-	-	-	72,93
	Purma	664,09	511,60	595,74	497,19
	Cuerpos de Agua	8,22	12,70	14,05	15,45
	Infraestructura	4,75	16,11	16,62	20,16
	Accesos	564,57	1098,48	1114,14	1116,90



Decenio de la igualdad de oportunidades para mujeres y hombres  
Año del bicentenario del Perú: 200 años de independencia

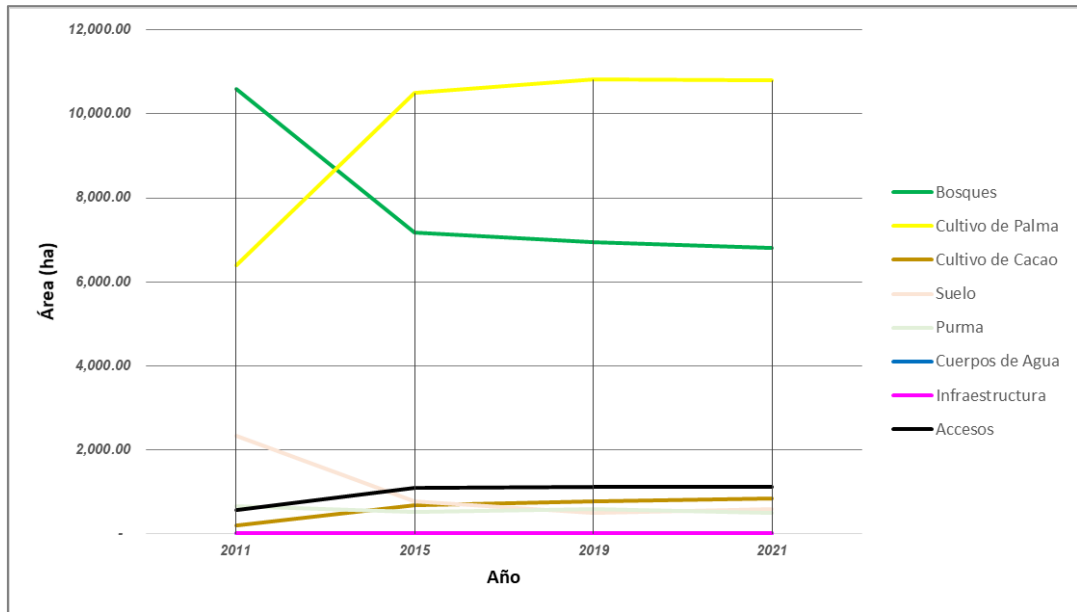


Figura 6.10. Análisis multitemporal (2011-2021) de coberturas

Se calcularon extensiones de las áreas de cambio de cobertura por cada periodo de análisis (2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021) en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi, las celdas resaltadas en amarillo son las extensiones de las coberturas que no han sufrido cambio, tal como se muestra en las tablas 6.4, 6.5 y 6.6.

Tabla 6.4. Áreas de cambio para el periodo 2011-2015

Año 2015										
	Clases	Bosques	Cultivo de Palma	Cultivo de Cacao	Suelo	Purma	Cuerpos de Agua	Infraestructura	Accesos	Total
Año 2011	Bosques	7169,43	2325,63	209,90	451,46	160,73	1,28	5,32	273,26	10597,01
	Cultivo de Palma	-	6328,13	0,53	7,73	5,35	0,26	0,86	43,47	6386,33
	Cultivo de Cacao	-	0,02	189,23	4,60	11,09	-	-	1,86	206,80
	Suelo	-	1422,96	238,33	297,21	135,39	3,79	5,05	223,93	2326,66
	Purma	-	366,59	30,24	16,06	194,36	-	-	56,92	664,17
	Cuerpos de Agua	-	0,77	-	-	0,01	7,45	-	0,07	8,30
	Infraestructura	-	0,07	0,08	0,11	0,01	-	4,46	0,10	4,83
	Accesos	-	56,39	1,72	2,86	4,74	-	0,50	498,45	564,66
<b>Total</b>		7169,43	10500,56	670,03	780,03	511,68	12,78	16,19	1098,06	20758,76

Tabla 6.5. Áreas de cambio para el periodo 2015-2019

Año 2019										
	Clases	Bosques	Cultivo de Palma	Cultivo de Cacao	Suelo	Purma	Cuerpos de Agua	Infraestructura	Accesos	Total
Año 2015	Bosques	6935,28	48,52	77,03	88,41	19,18	-	-	1,01	7169,43
	Cultivo de Palma	-	10500,56	-	-	-	-	-	-	10500,56
	Cultivo de Cacao	-	-	655,19	6,81	7,05	-	-	0,98	670,03
	Suelo	-	262,26	43,90	392,56	65,31	1,27	0,43	13,63	779,36
	Purma	-	-	0,06	7,38	504,20	-	-	0,04	511,68
	Cuerpos de Agua	-	-	-	-	-	12,78	-	-	12,78
	Infraestructura	-	-	-	-	-	-	16,19	-	16,19
	Accesos	-	0,25	-	-	-	-	-	1098,48	1098,73
<b>Total</b>		6935,28	10811,59	776,18	495,16	595,74	14,05	16,62	1114,14	20758,76

**Tabla 6.6.** Áreas de cambio para el periodo 2019-2021

		Año 2021									
	Clases	Bosques	Cultivo de Palma	Cultivo de Cacao	Suelo	No Data	Purma	Cuerpos de Agua	Infraestructura	Accesos	Total
Año 2019	Bosques	6814,63	3,62	0,07	98,77	5,16	7,20	0,50	0,05	5,28	6935,28
	Cultivo de Palma	-	10763,18	0,18	0,77	43,33	0,25	0,04	0,41	3,45	10811,61
	Cultivo de Cacao	-	-	775,19	-	0,99	-	-	-	-	776,18
	Suelo	-	7,83	46,85	410,97	1,22	20,37	0,89	0,14	6,88	495,15
	Purma	-	9,83	11,58	82,65	15,49	468,01	0,03	1,17	6,98	595,74
	Cuerpos de Agua	-	-	-	-	0	0,07	13,98	-	-	14,05
	Infraestructura	-	-	-	-	0	-	-	16,62	-	16,62
	Accesos	-	5,73	2,91	1,37	6,74	1,29	0,01	1,77	1094,31	1114,13
	<b>Total</b>		6814,63	10790,19	836,78	594,53	72,93	497,19	15,45	20,16	1116,90

## 7. CONCLUSIONES

- i. Se identificaron ocho (8) clases de cobertura: Bosque húmedo, cultivo de palma, cultivo de Cacao, Purma, Suelo, Infraestructura, cuerpos de Agua y Accesos para los años 2011, 2015 y 2019, adicionalmente la clase de cobertura No Data para el año 2021 en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.
- ii. Se identificaron áreas con conflicto de uso entre la clasificación de coberturas del año 2021 con el CTCUM 2013 y el CTCUM 2019 del MIDAGRI en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Agroindustrial Palmas del Shanusi.
- iii. Se calcularon las extensiones de las áreas de cambio de cobertura por cada periodo de análisis (2011-2015, 2015-2019 y 2019-2021) en el área de estudio de la Unidad Fiscalizable Proyecto Agroindustrial Palmas del Shanusi.

## 8. ANEXOS

Anexo 1: Acta de Inicio.

Anexo 2: Plan de Servicio.

Anexo 3: Reporte de Campo.

Anexo 4: Ficha de almacenamiento de coberturas clasificadas

Anexo 5: Mapas

Atentamente:

[LFAJARDO]



PERÚ

Ministerio  
del Ambiente

Organismo de Evaluación y  
Fiscalización Ambiental - OEFA

STEC: Subdirección  
Técnica Científica

Decenio de la igualdad de oportunidades para mujeres y hombres  
Año del bicentenario del Perú: 200 años de independencia

**[MCBALLERO]**

Visto este informe la Dirección de Evaluación Ambiental ha dispuesto su aprobación.

Atentamente:

**[DRAMOS]**



"Esta es una copia auténtica imprimible de un documento electrónico archivado por el OEFA, aplicando lo dispuesto por el Art. 25 de D.S. 070-2013-PCM y la Tercera Disposición Complementaria Final del D.S. N° 026-2016-PCM. Su autenticidad e integridad pueden ser contrastadas a través de la siguiente dirección web: <https://sistemas.oefa.gob.pe/verifica> e ingresando la siguiente clave: 07460238"



07460238