

# Estimación de la superficie deforestada en el Parque Natural Nacional la Paya mediante el uso de Sensores Remotos para el periodo 2018-2022

Camilo E. Espinosa Valencia<sup>1</sup>  
camilo.espinosa01@usc.edu.co

Universidad Santiago de Cali  
Facultad de Ingeniería  
Especialización en Sistemas de Información Geográfica

## **Resumen**

La deforestación sobre las zonas protegidas se convierte en una problemática ambiental en la que se cambian coberturas boscosas por otro tipo de superficies como ganadería, cultivos o pastos. Para el caso de Colombia, las entidades ambientales encargadas de administrar y proteger las zonas declaradas como Parques Naturales Nacionales es el Sistema nacional de Áreas Protegidas (SINAP) y el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM). Si bien estas entidades realizan controles y estiman de manera trimestral las pérdidas de bosque sobre estas zonas protegidas, los resultados históricos muestran una tendencia ascendente en los índices de deforestación, generando un detrimento ambiental que afecta directamente a las comunidades cercanas y en general a los recursos del país. Este estudio presenta un monitoreo de bajo costo basado en sensores remotos e imágenes satelitales Landsat 8 y 9 que permite cuantificar las pérdidas de bosque con una temporalidad más alta y una resolución espacial de 30 metros. El procedimiento incluye la descarga y procesamiento de las imágenes dentro del Parque Natural Nacional la Paya, para el periodo 2018-2022 y posteriormente una clasificación supervisada que discrimina las coberturas en 2 clases, definidas como bosque y no bosque. Finalmente se hace una resta de los polígonos clasificados como bosque en la fecha inicial y no bosque en la fecha final para cuantificar y ubicar las zonas deforestadas dentro del parque. Los resultados muestran ser un método acertado para identificar los cambios de cobertura, sin embargo, la precisión se ve limitada por la nubosidad de la zona y la resolución espacial, que genera alteraciones en los límites de coberturas homogéneas.

*Palabras Clave:* deforestación, sensores remotos, zonas de protección, clasificación supervisada.

## **Abstract**

Deforestation on protected areas becomes an environmental problem in which forest cover is exchanged for other types of surfaces such as livestock, crops or pastures. In the case of Colombia, the environmental entities in charge of managing and protecting the areas declared as National Natural Parks are the National System of Protected Areas (SINAP) and the Institute of Hydrology, Meteorology and Environmental Studies (IDEAM). Although these entities carry out quarterly controls and estimate forest losses in these protected areas, historical results show an upward trend in deforestation rates, generating environmental damage that directly affects nearby communities and resources in general. from the country. This study presents a low-cost monitoring based on remote sensors and Landsat 8 and 9 satellite images that allows quantifying forest losses with a higher temporality and a spatial resolution of 30 meters. The procedure includes the download and processing of the images within the Paya National Natural Park, for the period 2018-2022 and subsequently a supervised classification that discriminates the coverage into 2 classes, defined as forest and non-forest. Finally, a subtraction is made of the polygons classified as forest on the initial (USGS, 2022) and non-forest on the final date to quantify and locate the deforested areas within the park. The results show to be a successful method to identify coverage changes, however, the precision is limited by the cloudiness of the area and the spatial resolution, which generates alterations in the limits of homogeneous coverages.

*Keywords:* deforestation, remote sensing, protection zones, supervised classification.

## **1. INTRODUCCIÓN**

La deforestación es un proceso provocado principalmente por la acción humana en el que se eliminan las zonas boscosas por otro tipo de coberturas, para mantener la demanda de la industria maderera, (Lanly, J. P., 2003). Este fenómeno trae consigo cambios negativos en los ecosistemas nativos, el cambio climático y la población local. Por esta razón, la identificación y cuantificación de las áreas afectadas es un aspecto de gran importancia para generar políticas de control y

mitigación que permitan generar un menor impacto ambiental.

Durante el año 2020, en Colombia se generó una pérdida de cobertura boscosa de 171.685 hectáreas, según los resultados del monitoreo de deforestación, emitidos por el instituto de Hidrología, meteorología y estudios ambientales (IDEAM), siendo los departamentos de: Meta, Caquetá, Guaviare, Putumayo y Antioquia los más afectados por esta práctica, concentrando un 70% de la deforestación total del país (SMB & IDEAM, 2021).

Dentro del control y monitoreo que efectúa el IDEAM para contrarrestar los efectos de deforestación, se identifican las zonas en las que esta práctica presenta valores más altos, catalogándolas como núcleos de deforestación. Según los resultados del monitoreo de deforestación del año 2020, el IDEAM estableció un total de 12 núcleos de deforestación en el que se concentra el 67% de la deforestación total de país, siendo el departamento del Putumayo el ocupante del cuarto puesto y representando una tasa nacional del 5,5% (SMBByC-IDEAM, 2021).

Cabe resaltar que la definición establecida por (Cabrera et al., 2014), para precisar la cobertura boscosa está dada por: “Tierra ocupada principalmente por árboles que puede contener arbustos, palmas, guaduas, hierbas y lianas, en la que predomina la cobertura arbórea con una densidad mínima del dosel de 30%, una altura mínima del dosel (in situ) de 5 m al momento de su identificación, y un área mínima de 1,0 ha. Se excluyen las coberturas arbóreas de plantaciones forestales comerciales (coníferas y/o latifoliadas), cultivos de palma, y árboles sembrados para la producción agropecuaria”.

Debido a que la deforestación se presenta como un fenómeno con una distribución espacial concentrada en ubicaciones específicas, es procedente identificar las causas locales que estas lo generan, dentro de las cuales se destacan: falta de monitoreo y políticas de mitigación, la ganadería, infraestructura no planificada, cultivos ilícitos, minería, talas ilegales y agricultura (SMBByC-IDEAM, 2021). Bajo esta problemática, se hace necesario ejercer un control efectivo y a gran escala de las coberturas boscosas, en el cual se pueda identificar las zonas más vulnerables dentro de las regiones en las que esta práctica presenta altos índices, con el fin de poder detectar los cambios de cobertura en el transcurso del tiempo.

Aunque se han realizado avances para dar seguimiento a las prácticas que incentivan la deforestación, como es el caso de la generación de las alertas de deforestación bajo boletines trimestrales emitidos por el IDEAM, este mecanismo presenta una baja temporalidad y ha demostrado ser ineficiente para ejercer un control más oportuno para disminuir las cifras de esta práctica sobre las zonas protegidas de parques naturales nacionales.

Los métodos usados en la actualidad para la identificación de cambios de cobertura están enfocados en el uso de sensores ópticos, los cuales surgen como insumo cartográfico a gran escala para ejecutar modelos de clasificación que cuantifique las pérdidas de cobertura boscosa y así ejercer planes de mitigación que permitan reducir los índices a esta problemática ambiental. (Riaño, O., 2002).

Se han realizado diferentes estudios que permiten monitorear y comprender la distribución espacial de la deforestación mediante el uso de sensores remotos, como es el caso de (Cabrera et al., 2018), que cuantifican la eficiencia de la deforestación bajo zonas reguladas por políticas que prohíben estas prácticas y se definen como áreas protegidas en la Amazonia. Para esto utilizaron 2 fuentes de cambio de cobertura boscosa derivadas de la aplicación del método de árboles de decisión sobre imágenes Landsat y un modelo de índice de fragmentación que se basa en el análisis de componentes principales. Los resultados mostraron que las pérdidas de cobertura boscosa al interior de las zonas protegidas llegan hasta el 0.81% y las zonas externas al 2.93%, concluyendo que es necesario establecer más programas de conservación y protección para tener mayor alcance de protección sobre dichas zonas más vulnerables.

Arekhi (2011), realizó un estudio sobre la distribución espacial de la deforestación mediante un modelo de regresión logística (LRM), en el que se toman en cuenta variables físicas que influyen de manera directa en este fenómeno, tales como: distancia a vías, distancia a poblaciones, índice de fragmentación del bosque, elevación, pendiente y distancia del borde del bosque a la zona deforestada. Para clasificar la deforestación se binarizaron las coberturas definiendo 2 clases definidas como forestal y no forestal. El modelo permitió concluir que los índices más altos de deforestación se dan en las coberturas forestales fragmentadas, en las zonas cercanas al borde de los bosques y, por el contrario, genera una correlación negativa con las latitudes con elevación más alta.

Anderson et al., (2005) realizaron una evaluación de la deforestación por medio de productos MODIS, y validaron la información implementando imágenes de Landsat a partir de polígonos de zonas deforestadas para un año anterior al del estudio. Se enfocaron en el procesamiento de las imágenes, utilizando un modelo de mezcla espectral lineal, lo que

permite sustraer de cada pixel, información sobre cada componente que puede estar relacionado por la respuesta espectral, es decir, permite separar la información por clases para cada pixel. Esto permitió separar lo obtenido en suelo desnudo, vegetación y sombra de nubes. Estas nuevas imágenes clasificadas se utilizaron para el año posterior para identificar las zonas deforestadas y validaron la información con un análisis de regresión lineal entre los valores medios de pixeles a partir de los dos tipos de imágenes, arrojando mayor correlación con datos compuestos de varios días del producto MODIS.

Dong et al., (2012) realizan una comparación de cartografía de cubierta de forestal obtenida por medio de cuatro productos de imágenes satelitales (PALSAR, MERIS, MODIS Y FRA), con el fin de estimar la tasa de deforestación y comprender las limitaciones y los puntos fuertes de cada uno de estos productos. Los resultados obtenidos se validaron con imágenes de campo georreferenciadas y demostraron una mayor precisión de los productos PALSAR tanto para la generación de la cartografía elaborada a escala local como a nivel regional debido a su mayor resolución espacial. Para la cartografía a nivel regional el producto FRA fue el más próximo al resultado obtenido mediante los datos PALSAR, seguido de los productos MCD12 y en último lugar los datos MERIS. Por medio de estos resultados los autores destacan diferentes limitaciones para la estimación de las áreas forestales como la nubosidad que afecta a los productos sensores remotos ópticos y el método utilizado para clasificar las áreas que corresponde a zona forestal.

Da Silva et al., (2019) desarrollaron una metodología para estimar zonas deforestadas por medio de valores de evapotranspiración (ET) obtenidos del producto MOD16A2 de MODIS, un producto TRMM que estima los niveles de precipitación de la zona de estudio para cuantificar los cambios provenientes de la temporalidad y finalmente el producto Prodes que realiza un monitoreo de las coberturas deforestadas que sirvió como medio de validación. El método se basó en un modelo de regresión logística y estadística comparativa para crear mapas de deforestación con base a los niveles de ET. Los resultados mostraron una alta variación en los datos por las condiciones climáticas dadas por la temporalidad y una precisión del 87% en las estimaciones, dando un indicador de que el método representa satisfactoriamente los cambios en las coberturas boscosas.

El objetivo de este proyecto es estimar el cambio de superficie deforestada mediante el uso de sensores remotos, para el periodo 2018-2022 en el Parque Natural Nacional la Paya, mediante lo cual, será necesario: descargar y procesar las imágenes satelitales que servirán como insumo cartográfico; ejecutar un modelo de clasificación que permita identificar las superficies boscosas y finalmente realizar una comparación espacio-temporal de las superficies boscosas para determinar las áreas deforestadas.

Los resultados de este proyecto servirán como insumo cartográfico a las autoridades ambientales, locales y al Sistema Nacional de Áreas protegidas (SINAP), para ayudar a la toma de decisiones de las políticas ambientales que regulan la deforestación en el país, con el fin de mitigar la pérdida de bosques. Galindo et al., (2014).

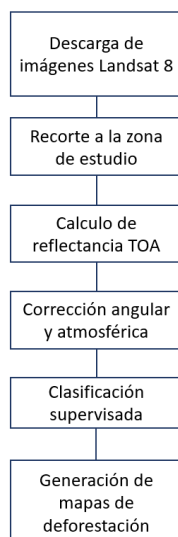
## 2. MATERIALES Y MÉTODOS/METODOLOGÍA

Los conjuntos de datos utilizados y el procedimiento metodológico para este estudio se representan en la figura 1., en donde se inicia con la descarga de las imágenes satelitales correspondientes a Landsat 8, en el tile 8-60 con el fin de cubrir la totalidad de la zona de estudio en cada una de las fechas de estudio. Posteriormente se hizo el recorte de las imágenes al área de estudio, ajustado a los límites del Parque Natural Nacional la Paya.

El procesamiento de las imágenes se realizó siguiendo el protocolo de procesamiento de imágenes satelitales para la cuantificación de la deforestación (Cabrera et al., 2014), en donde se calculan los valores de reflectancia a tope de atmosfera, y se realiza una corrección angular y atmosférica de la imagen. Con los valores de reflectancia es posible operar las bandas y obtener productos de índices de vegetación o aplicar un modelo de clasificación para obtener finalmente los mapas de cobertura deforestada.

El procesamiento de las imágenes se desarrolló en el lenguaje de programación Python, lo que permitió automatizar el recorte de la zona de estudio, la transformación de niveles digitales a reflectancia, el cálculo de la corrección atmosférica y el cálculo de los índices de vegetación.

Figura 1. Esquema metodológico.



### 2.1. Zona de estudio

El departamento de Putumayo está ubicado al sur del país, en la región de la Amazonia, limitando al norte con los departamentos de Nariño, Cauca y el río Caquetá, al sur con el departamento del Amazonas y los ríos de putumayo y san miguel que lo separan de las repúblicas de Perú y Ecuador, por el este con el departamento del Caquetá y por el oeste con el departamento de Nariño. (Gobernación Putumayo, 2020).

El parque natural nacional la Paya toma su nombre por contener la Laguna la Apaya, siendo este el humedal más representativo de la zona con una extensión de 3000 hectáreas. La zona de reserva forestal abarca un área total de 441.000 hectáreas, con una altura media aproximada de 200 metros sobre nivel del mar (PNN COLOMBIA, 2021). La zona de estudio se muestra en la figura 2.

Figura 2. Zona de estudio Parque Natural Nacional la Paya.



### 2.2. Materiales

Para realizar el estudio y monitoreo de las zonas deforestadas dentro del parque nacional natural la Paya en el

departamento del Putumayo, se usará como insumo las imágenes satelitales del sensor OLI, pertenecientes a Landsat 8 y 9. Estas imágenes cuentan con 11 bandas que incluyen el espectro visible, bandas infrarrojas y térmicas. Cuentan con una resolución espacial de 30 metros y temporal de 16 días. Para cubrir la zona de estudio se utilizó el tile 8-60 partiendo en el año 2018 como fecha de inicio hasta el 2022 como fecha final para un total de 5 años. Se aplicó también el filtro de cobertura de nubosidad menor al 40% para cada una de las imágenes descargadas.

Aunque uno de los criterios de selección más relevantes fue el porcentaje de la cobertura nubosa, no fue posible identificar una imagen totalmente libre para las imágenes seleccionadas en la fecha de inicio y fin, por lo cual, se descargó una tercera imagen del año 2021 para validar y completar zonas en las que no fue posible identificar el tipo de cobertura con las 2 imágenes iniciales. Cabe resaltar que la imagen del 2021 fue descargada y seleccionada con los mismos criterios de las 2 anteriores. El nombre, sensor y fecha de cada una de las imágenes que se usaron para este estudio se muestran en la Tabla 1.

**Tabla 1. Imágenes satelitales usadas**

Imágenes Satelitales			
Fecha	Satélite	Sensor	ID Imagen
30/12/2018	Landsat 8	OLI	LC08_L1TP_008060_20181230_20200830_02_T1
18/11/2021	Landsat 9	OLI-2	LC09_L1TP_008060_20211118_20220119_02_T1
12/09/2022	Landsat 9	OLI-2	LC09_L1TP_008060_20220912_20220912_02_T1

Fuente: USGS (2022).

### 2.3. Preprocesamiento de las imágenes satelitales

#### 2.3.1. Conversión a reflectancia TOA

La información capturada por los sensores a bordo de satélites es cuantificada en niveles digitales o (ND). Para hacer uso de los datos espectrales que estas imágenes ofrecen, estos ND se deben transformar a niveles de reflectancia para el estudio de la superficie terrestre y las propiedades de diferentes coberturas vegetales. La transformación de los valores de cada pixel a reflectancia a tope de la atmósfera (TOA) de los sensores TIRS y OLI a bordo del satélite Landsat 8, es realizada por un proceso de calibración radiométrica mediante modelos matemáticos representados por la ecuación (1) (Ariza, 2013)

$$p\lambda' = Mp * ND + Ap \tag{1}$$

Donde,  $p\lambda'$  es la reflectancia,  $Mp$  y  $Ap$  son los factores multiplicativo y aditivo respectivamente y,  $ND$  son los niveles digitales de la imagen.

#### 2.3.2. Corrección atmosférica por valor mínimo del histograma

Antes de realizar la corrección atmosférica, la imagen de reflectancia debe ser corregida angularmente. Esta corrección se hace utilizando la ecuación (2), teniendo en cuenta el ángulo de elevación solar o el ángulo solar cenital (Ariza, 2013). Una vez terminado este proceso, se continúa con la corrección atmosférica por valor mínimo del histograma, que se calcula teniendo en cuenta la ecuación (3).

$$p\lambda = \frac{p\lambda'}{\cos(\theta sz)} = \frac{p\lambda'}{\sen(\theta se)} \tag{2}$$

Donde  $p\lambda$  es la reflectancia corregida angularmente,  $p\lambda'$  es la reflectancia TOA,  $\theta_{sz}$  es el ángulo cenital solar y  $\theta_{se}$  el ángulo de elevación solar.

$$p = p\lambda - vmh \tag{3}$$

Donde  $p$  es la reflectancia con corrección atmosférica y  $vmh$  Es el valor mínimo del histograma.

Para el procesamiento de las imágenes satelitales, se desarrolló un script en el lenguaje Python que permitiera realizar recortes de la zona de estudio, transformación de niveles digitales a reflectancia, y cálculo de correcciones atmosférica.

Para culminar el preprocesamiento de la imagen se terminó haciendo un compilado de la imagen con las bandas espectrales que fueron corregidas en los pasos anteriores, que, para este caso de Landsat 8, incluyo de la banda 1 a la 7 en la que se encuentra la banda de aerosoles, el espectro visible, el infrarrojo cercano e infrarrojos de banda corta. Este procedimiento se llevó a cabo en el software Qgis.

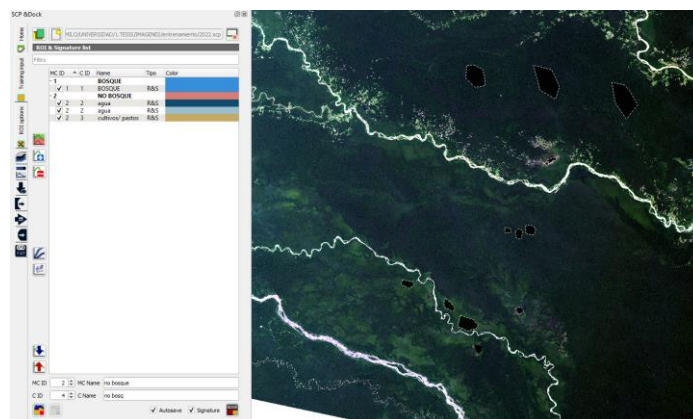
## 2.4. Clasificación de las imágenes

Después de realizado el preprocesamiento de las imágenes se continuó con proceso de clasificación, usando el método de clasificación supervisada. El modelo usado se realizó basado en el proceso de clasificación ejecutado por Arekhi (2011), en la que se definieron 2 clases únicamente para toda la imagen definidas como: Forestal y no forestal.

Para realizar el entrenamiento de cada una de las clases se vectorizaron un grupo de polígonos que contuvieran pixeles únicos de la clase, es decir, para el caso de la clase forestal, se vectorizaron las zonas en las que se evidenciaba en su totalidad cobertura boscosa, y para la no forestal, zonas en las que se evidenciaban cualquier superficie distinta a la boscosa, dentro de las que fue posible reconocer: pastos, cuerpos de agua, suelos, zona urbana, nubes, entre otras.

El proceso de vectorización de los polígonos de entrenamiento para la clasificación supervisada, se realizó en el software Qgis, haciendo uso del Complemento para la Planificación Estructurada de la Conservación de Áreas Marinas Protegidas (SCP-Plugin), (Congedo, L. 2016). En la figura 3 se puede evidenciar parte de los polígonos generados sobre las imágenes satelitales en color verdadero y las clases definidas para la clasificación.

Figura 3. Fase de entrenamiento de la clasificación supervisada



Como se puede evidenciar en la Figura 3, los polígonos de entrenamiento generados se muestran en color negro para facilitar su identificación sobre la imagen y no clasificarlos nuevamente. Adicionalmente, en el panel izquierdo se muestran las clases definidas como Bosque y No Bosque.

El reconocimiento de los polígonos de entrenamiento se generó mediante técnicas de fotointerpretación de las texturas y variación de colores dentro de la imagen (Fragoso-Campón, L., & Quirós, E., 2019), por lo tanto, se usó la función de

renderizador multibanda del software Qgis, mediante el cual es posible modificar los canales de color de la imagen satelital y ajustar los parámetros para obtener combinaciones de bandas en color verdadero y falso color, con el fin de reconocer con una mayor probabilidad de acierto cada una de las superficies, (Alonso, D., 2020). Este procesamiento se ejecutó de manera independiente para cada una de las imágenes que componen este estudio.

El resultado de este procesamiento es una imagen en formato Tif con la clasificación de cobertura Forestal y no forestal con la misma resolución espacial de la imagen satelital utilizada (30 metros). Para perfeccionar la geometría de la clasificación con apariencia “pixelada” y ajustarla al comportamiento real de las superficies, se aplicó un filtro de suavizado, contenido dentro de las funciones de Qgis, el cual es denominado “r.neighbors”.

Las imágenes clasificadas fueron operadas matemáticamente para obtener las zonas en las que se presentó cambio de cobertura forestal a no forestal, partiendo de la cobertura boscosa del año 2018, siendo este el año de inicio del estudio y finalizando en la cobertura boscosa del 2022.

Huesca Mora, J. A. (2018) resaltan la importancia de normalizar los datos a valores de reflectancia y corrección atmosférica, dado a que las detecciones de cambios multitemporales pueden traer consigo errores asociados a variaciones en los procesos de calibración y procesamiento de las imágenes, condiciones atmosféricas de la fecha de toma y cambios en los niveles de humedad del suelo que afectan la dispersión de reflectancia.

Finalmente se procedió a pasar los pixeles clasificados a unidades de área que puedan ser cuantificables y comparables con otras fechas. Para esto se transformaron las imágenes resultantes a formato vectorial para establecer los índices de deforestación y área de pérdida boscosa.

### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 3.1. Zonas no clasificadas

El producto resultante del proceso metodológico anteriormente mostrado fue un archivo vectorial en formato Shapefile con sus valores clasificados en: cobertura forestal y no forestal para cada una de las imágenes seleccionadas, sin embargo, es importante aclarar también que existe un rango de pixeles que el protocolo de clasificación no pudo asignar a ninguna clase, quedando en una tercera clase denominada no clasificado.

Los resultados de la cantidad de datos clasificados y no clasificados se muestran en la tabla 2, expresado en unidades de área y porcentaje para cada una de las imágenes.

Tabla 2. Áreas de clasificación para cada imagen

Año	Área Clasificada (Ha)	Área no Clasificada (Ha)	Área no Clasificada (%)
2018	441.838,61	74,53	0,017
2021	441.820,60	92,54	0,021
2022	441.825,43	87,71	0,020

Como se evidencia en la tabla 2, los valores no clasificados dentro del PNN la Paya tiene una variación aproximada de 74 a 92 hectáreas, para las 3 imágenes usadas en este estudio, lo cual se puede considerar como un resultado satisfactorio, tomando como referencia el área total de la zona de estudio, y con relación a ello, los valores porcentuales de dichas zonas no clasificadas representan una variación del 0,017% al 0,021%.

#### 3.2. Clasificación

Una vez definidas las zonas en las que se presentan la zona clasificada dentro de la zona de estudio, se procedió a revisar los resultados correspondientes a las clases, entre las que se encuentran las definidas como Bosque y No Bosque como se mencionó anteriormente. Los resultados con respecto al área global de cada una de las clases se muestran en la tabla 2 en unidades de área.

Los resultados de la clasificación se muestran en la tabla 3.

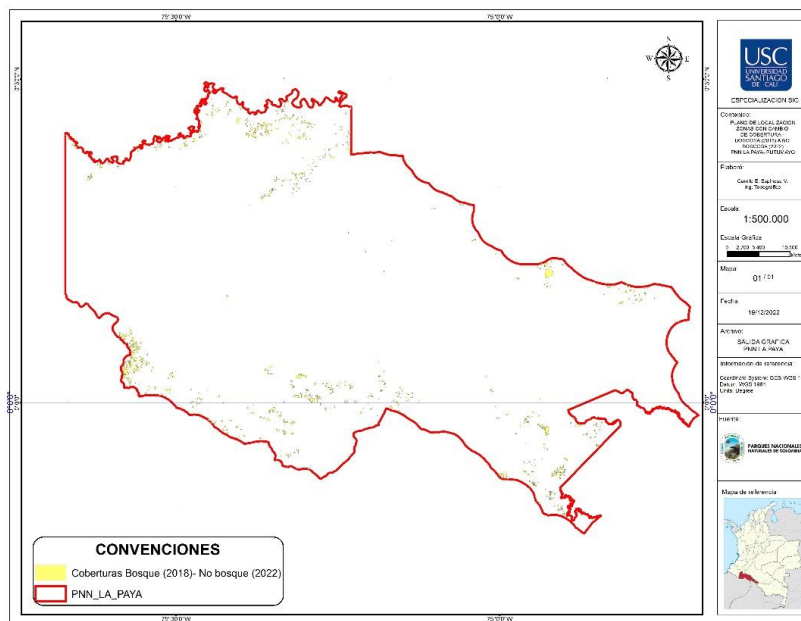
**Tabla 3. Resultados de clasificación para las 3 fechas.**

Año	Clasificación Bosque (Ha)	Clasificación No Bosque (Ha)
2018	407.618,86	34219,75
2021	375.753,53	66067,07
2022	403.930,06	37895,36

Los resultados de la Tabla 3., muestran el comportamiento generalizado de los resultados de clasificación, sin embargo, el estudio busca estimar y cuantificar los polígonos en las que se presentó pérdida de cobertura boscosa dentro del periodo comprendido en el estudio, por lo cual, se realizó una resta de las imágenes clasificadas en donde se filtraron los resultados de las zonas clasificadas como bosque en el 2018 (fecha de inicio) y no bosque en el 2022 (fecha final). El resultado de este procedimiento generó los polígonos en los que el algoritmo de clasificación supervisada identificó un cambio de pérdida de cobertura forestal.

El proceso mostró en primera instancia que existe una alta densidad de polígonos con áreas menores a 900 metros cuadrados, es decir, una resolución espacial mayor a la obtenida por el sensor. La razón de este comportamiento, es por el proceso ejecutado de suavizado de polígonos, en el que los píxeles se transforman a polígonos en formato vectorial, generando variaciones así en la geometría y tamaño de los valores. Se evidenció que el comportamiento de estos polígonos no se ajusta a la clasificación de zonas deforestadas, sino a variaciones de reflectancia que se pueden atribuir a la presencia de sombras o alteraciones en la cantidad de luz incidente, y se encuentran sobre superficies densamente pobladas y definidas como boscosas, por lo cual, se depuraron estos datos de la clasificación y evitar alteraciones en el resultado final. La ubicación espacial de los polígonos resultantes se muestra en la figura 4.

**Figura 4. Zonas con cambio de cobertura bosque a no bosque- periodo 2018-2022**



Los polígonos resultantes que se identificaron como zona forestal en el año 2018 y no forestal en el 2022 son en primera instancia las zonas en las que se presentó deforestación, sin embargo, al hacer una revisión más detallada de los polígonos generados y revisando las coberturas sobre las imágenes satelitales, se puede evidenciar que existe una variación sobre estas clasificaciones que puede subestimar o sobrestimar los polígonos a razón de errores asociados al tipo de superficie terrestre sobre la que se generan los cambios. Para evaluar más a detalle cada una de estas variaciones que generan inconsistencias en las áreas de clasificación, se muestra a continuación un análisis de cada una de las superficies identificadas dentro de la zona de estudio.

### 3.3. Análisis de superficies

#### 3.3.1. Nubes

Aunque uno de los criterios para la selección de las imágenes corresponde al índice de cobertura de nubes, con el fin de evitar en mayor medida variaciones a razón de esta superficie, se presentan zonas puntuales en las que se evidencia presencia de estas, lo que genera alteraciones en la clasificación, tanto en la posición en la que se encuentra cubriendo la nube, como en la sombra proyectada que está genera sobre la superficie. Un ejemplo de esto se da en la figura 5.

**Figura 5. Errores de clasificación asociado a coberturas nubosas**



En la figura 5 se muestran un fragmento de la composición de las imágenes Landsat 8 y 9 en color verdadero de los años 2018 y 2022 respectivamente, en donde se evidencian las zonas de cambio de cobertura, representados con los polígonos de borde rojo. Como se evidencia en la imagen izquierda, la zona está comprendida por una cobertura boscosa densa y en la imagen derecha, la presencia de la nube y su sombra generan un cambio en la clasificación, dado a que, en la fase de entrenamiento de la clasificación supervisada, se seleccionaron los cuerpos oscuros (similar al de la sombra proyectada) y las nubes como zonas pertenecientes a la clase No Bosque, generando así inconsistencias asociadas a la sobrestimación de zonas deforestadas.

#### 3.3.2. Cuerpos de Agua

Dentro de la zona de estudio se identifican ríos que presentan zonas en las que el ancho es muy bajo con relación al tamaño de pixel del sensor, por lo cual, los niveles de reflectancia están altamente condicionados a las coberturas laterales, en las que se identifican en su mayoría coberturas boscosas. Esto presenta un error de clasificación que puede tener 2 variantes, una es que el pixel sea clasificado como cuerpo de agua y por tanto se asociara a la cobertura no forestal y la otra, que el pixel tenga más área forestal, asociándose a esta misma clase. Para el caso de la primera variante, el error de clasificación de superficies deforestadas se dará por defecto, dado a que todo el pixel será considerado cuerpo de agua y por tanto las zonas boscosas que están aledañas a esta superficie se subestimarán. Para el caso contrario, si el pixel es considerado por el algoritmo como zona forestal, el error asociado se dará por exceso, en donde la superficie del cuerpo de agua será tomada como zona forestal, sobreestimando así las zonas deforestadas. En la figura 6 se muestra un error asociado a los cuerpos de agua.

**Figura 6. Errores de clasificación asociados a cuerpos de agua**



La figura 6 muestra un fragmento de la composición de bandas de la imagen Landsat 9 y los polígonos rojos que identifican el cambio de cobertura basado en la comparación de imágenes del 2018 a 2022, en donde se evidencia que estos no logran ajustarse a la geometría real del río, lo cual genera incertidumbres en las tasas de deforestación al no poder identificar con claridad el tipo de superficie y, por tanto, la relación de cambio a razón de la variación temporal.

### 3.3.3. Cultivos

El comportamiento de los cultivos en sus etapas fenológicas tempranas presenta una tendencia a igualar sus valores de reflectancia al suelo, dado a que no tienen altos niveles de biomasa que condicionen la respuesta espectral a un tipo de cobertura vegetal, por lo cual, este tipo de superficies se clasifica dentro de la clase no forestal, sin embargo, cuando los cultivos han llegado a un nivel de madurez cercana a las fechas de corte, en el que existen niveles más altos de biomasa, estos pueden ser asociados a la clase de coberturas boscosas.

Para este caso, la discriminación de estas superficies no es fácilmente detectable por medio de inspección visual sobre las imágenes satelitales, dado a que las texturas de la imagen sobre esta superficie es relativamente similar a pesar de los cambios fenológicos mencionados anteriormente, además se presenta también un alto contraste con las coberturas boscosas aledañas, al presentar una densidad y coloración totalmente diferente como se evidencia en la Figura 7, en donde se muestra un fragmento de la composición de las imágenes Landsat 8 y 9 en color verdadero de los años 2018 y 2022 respectivamente, en donde se muestran las zonas de cambio de cobertura, representados por polígonos de borde rojo.

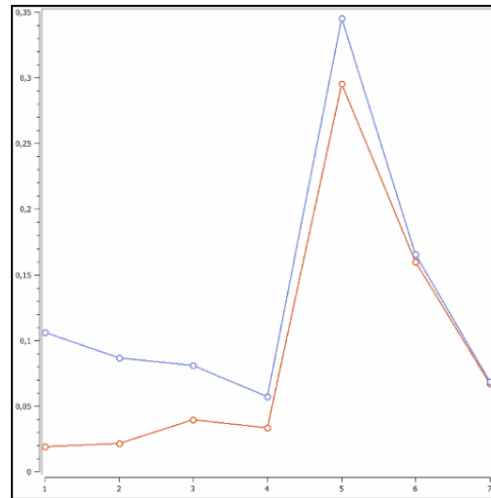
Figura 7. Errores de clasificación asociado a cultivos



El comportamiento de las firmas espectrales en un punto contenido dentro de los polígonos rojos de la figura 7, en donde se identifican las zonas con cambio de cobertura muestra que estas tienen una geometría similar y pico de reflectancia en la región del infrarrojo cercano (BANDAS 5) y desciende en el infrarrojo de banda corta (BANDAS 6, 7). Los cambios más evidentes se denotan en la el espectro visible (BANDAS 2, 3, 4) en donde la imagen del 2022 presenta

valores más altos de reflectancia y un pico local en la banda de aerosoles (BANDA 1), como se muestra en la Figura 8.

**Figura 8. Firmas espectrales en los polígonos de cambio de cobertura por cultivos**



En la Figura 8 se muestra en el eje X el número de banda espectral del sensor Landsat 8 y en el eje Y, los niveles de reflectancia. Cada una de las firmas corresponden a un punto dentro de los polígonos de cambio de cobertura asociada a cultivos, siendo la firma de color Rojo el año 2018 y la firma azul el año 2022.

### 3.3.4 Zonas deforestadas

Por último, se establece el comportamiento de los polígonos con cambio de cobertura en los cuales no se evidencio ningún tipo de anomalía en la clasificación y, por tanto, se puede afirmar que los cambios obedecen a procesos de deforestación durante el transcurso del periodo 2018-2022. Los polígonos se muestran ajustados a la pérdida de cobertura boscosa, lo cual se puede evidenciar mediante la inspección visual en la composición de imágenes Landsat 8 y 9 en color verdadero, mostrando también que la mayor densidad de deforestación se presenta en zonas cercanas a los linderos o límites del parque, en donde se talan los bosques para generar coberturas agrícolas o pastizales usados para la ganadería, como se puede visualizar en la figura 9.

**Figura 9. Zonificación de las coberturas deforestadas periodo 2018-2022**



Como se puede evidenciar en la figura 9, la geometría de los polígonos rojos en donde se establece el cambio de cobertura multitemporal esta ajustado a la comparación visual de las coberturas en los años de inicio y fin lo que permite inferir que el modelo de clasificación supervisada es capaz de discriminar estas variaciones de cobertura salvo las inconsistencias ya mencionadas.

## 3.4. Validación

### 3.4.1. Datos oficiales

El resultado final que consolida las áreas definidas como coberturas deforestadas, basadas en las imágenes satelitales de 2018 y 2022 estableció un área total de 4428,71 hectáreas lo que genera un índice de deforestación anual (deforestación promedio) de 885,74 hectáreas al año.

Según los resultados dados en el informe de monitoreo de bosques sobre áreas protegidas del Sistema de Parques Naturales Nacionales (SPNN), se presentó un reporte basado en una línea de tiempo que calcula la tasa de deforestación desde el 1 de enero de 1991 al 31 de diciembre de 2020, tomando un primer periodo de 9 años (1991-2000), 2 periodos de 5 años (2001-2005 y 2006-2010), un periodo de 2 años (2011-2012) y finalmente con periodicidad anual hasta el año 2020. Para el caso del PNN La Paya, los datos de esta línea de tiempo generaron una tasa de deforestación anual de 555 hectáreas, (Minambiente, 2021).

La relación de las tasas de deforestación entre la línea de tiempo establecida por el Ideam de 29 años y la generada en este estudio de 5 años tiene una diferencia equivalente a 330,74 hectáreas por año. Esta variación puede estar condicionada a zonas en las que se presentó sobreestimación a razón de los errores asociados a la clasificación sobre cada una de las superficies que se mencionaron anteriormente. También es importante aclarar que dicha tasa tiene una amplia variación de deforestación que no es fácilmente predecible con la línea temporal, llegando a extremos en donde el valor mínimo se dio con un total de 397 hectáreas deforestadas dentro del parque natural durante todo el año 2013 y el máximo con 1067 hectáreas deforestadas durante el transcurso del año 2020.

Con el fin de llegar a una tasa de deforestación más ajustada a la temporalidad planteada en este estudio, se estimó la tasa de deforestación de los 3 últimos años de la línea de tiempo mostrada por el Ideam que están traslapados con los contenidos en este estudio, siendo estos: el año 2018 con 630 hectáreas deforestadas, el 2019 con 682 y 2020 con 1067 hectáreas, generando un total de 2379 hectáreas deforestadas en ese periodo con una tasa de deforestación de 793 hectáreas por año.

Si bien no es posible presentar un valor exacto de validación al no tener los resultados oficiales de deforestación para el año 2021 y 2022 sobre el PNN la Paya, es posible proyectar un resultado basándose en la tasa de deforestación de los años en los que se traslapan los resultados del Ideam y este estudio. Partiendo de la tasa de deforestación calculada según los resultados del Ideam de los años: 2018, 2019 y 2020 y asumiendo que el comportamiento mantuviera la misma línea de tendencia por 2 años más, la deforestación de 5 años sería equivalente a 3965 hectáreas, frente a las 4428,71 obtenido en este estudio, representa una diferencia de sobreestimación equivalente a 463,71 hectáreas que representan un 11,6%.

#### 3.4.2. polígonos de deforestación obtenidos

Los polígonos marcados como zonas deforestadas presentaron imprecisiones según el tipo de cobertura como se menciono anteriormente, por lo cual se procedió a validar el nivel de acierto que estos presentaban, basándose en el número de polígonos generados y el área asociada a cada uno de estos. La validación se generó de manera visual sobre un software GIS, sobreponiendo las imágenes satelitales en las distintas fechas y verificando que los polígonos correspondieran a zonas deforestadas y no otro tipo de coberturas.

La deforestación total del PNN la Paya durante los años 2018 y 2022 ocupa un área de 4428,71 hectáreas representados en 644 polígonos, que presenta una variación que va desde las 0,5 hectáreas aproximadamente (5000 metros cuadrados) para los más pequeños, hasta 157 hectáreas aproximadamente (1'570.000 metros cuadrados) para los polígonos más grandes.

La verificación de cada uno de los polígonos se hizo por agrupamiento, seleccionando aquellos que cumplieran con el estándar de delimitar zonas deforestadas en la imagen del año 2022 y dejando por fuera a los erróneos en donde se evidenciaban otro tipo de superficies. El resultado del numero de polígonos clasificados satisfactoriamente y su respectiva área equivalente se muestra en la tabla 4.

**Tabla 4. Validación de las superficies deforestadas**

Clasificación	No. de Polígonos	Área (Ha)	Valor Porcentual
Zonas deforestadas	490	3402,57	76,8%
Otras superficies	154	1026,14	23,2%
Total	644	4428,71	100%

Como se puede evidenciar en la Tabla 4, los resultados de validación sobre las zonas deforestadas tienen una precisión del 77% aproximadamente basándose en la cantidad de área clasificada correctamente, la cual llega a un valor de 3402,57 hectáreas para el periodo 2018-2022.

#### 4. CONCLUSIONES

El modelo de clasificación supervisada sobre imágenes satelitales Landsat 8 y 9 presenta una alta capacidad de discriminar coberturas boscosas y no boscosas, obteniendo resultados de 99% de área clasificada para las 3 imágenes que sirvieron de insumo. El porcentaje restante de zonas no clasificada se evidencia que se da por condiciones relacionadas coberturas nubosas en las que el comportamiento espectral no se ajusta a los polígonos de clasificación y no es posible categorizarlo en alguna de las clases establecidas.

Frente al tema de las coberturas nubosas, estas se presentan como una gran limitante para los sensores remotos pasivos y se acentúa con mayor importancia para las zonas tropicales, en las que este fenómeno se da con una mayor frecuencia, lo que imposibilita la generación de datos para cada una de las fechas en las que el sensor pasa por la zona de estudio, generando así alteraciones en la resolución temporal del sensor que se puede ver representado por imprecisiones en los estudios y dificultando los procesos metodológicos en las que se requerirá más imágenes y métodos para llegar a la cantidad de información requerida.

Una de las recomendaciones para futuros proyectos en los cuales se evidenció la presencia de coberturas nubosas, es generar un enmascaramiento de estas superficies con anterioridad al proceso de clasificación, esto con el fin de segregar dichas zonas de la imagen y no generar alteraciones en las áreas clasificadas resultantes; para cubrir las áreas que queden dentro de las máscaras, se puede usar una imagen de la misma zona en una fecha cercana, en la que se evidencie con mayor claridad la cobertura terrestre y se pueda generar una comparación multitemporal más acertada.

Para el caso de los resultados sobre coberturas agrícolas, fue posible identificar que el efecto de los cultivos genera imprecisiones en los modelos de clasificación supervisada, dada a la alta variación que esta presenta con el cambio de sus estados fenológicos, desde el inicio del cultivo en donde se asemeja a una cobertura de suelo desnudo, y por tanto, no forestal, hasta la fase de maduración o cosecha, en la que la alta densidad vegetativa clasifica esta cobertura como forestal.

Por lo cual, en la medida de lo posible, se recomienda para los proyectos que tengan análisis temporales de periodicidad anual o superior, tener imágenes que sean del mismo mes, para que el comportamiento del cultivo presente condiciones similares y no generen cambios en los datos de clasificación. Cabe resaltar que esto aplica para los cultivos con ciclos agrícolas de 3, 4, 6 y 12 meses.

Para las clasificaciones que se presentan cerca de cuerpos de agua, se concluye que es de gran importancia tener imágenes que tengan una resolución espacial menor a las dimensiones del cuerpo de estudio, como es el caso de los ríos principalmente, en donde las zonas en las que su ancho es menor a 30 metros (resolución espacial de Landsat 8 y 9) los resultados de clasificación generaban una alta incertidumbre a lo largo del cauce en el que esta condición se mantenía, al tener píxeles con coberturas heterogéneas que no permiten discriminar con un buen nivel de precisión a que clase pertenece.

El modelo de clasificación demostró ser una metodología útil y de bajo costo que permite obtener las zonas de deforestación con un nivel de confiabilidad aceptable, sin embargo, se evidenció que estos resultados se podrían

optimizar con imágenes satelitales con una resolución espacial más detallada, mediante la cual la discriminación de superficies será más clara y la cantidad de área clasificada por pixel permitirá separa de mejor manera cada una de las clases.

## REFERENCIAS

- Alonso, D. (2020). Combinación de bandas en imágenes de satélite Landsat y Sentinel. *Sentinel-2-Resolución espacial-MappingGIS*.
- Anderson, L. O., Shimabukuro, Y. E., Defries, R. S., & Morton, D. (2005). Assessment of deforestation in near real time over the Brazilian amazon using multitemporal fraction images derived from terra MODIS. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2(3), 315–318. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.850364>
- Arekhi, S. (2011). Modeling spatial pattern of deforestation using GIS and logistic regression: A case study of northern Ilam forests, Ilam province, Iran. *African Journal of Biotechnology*, 10(72), 16236–16249. <https://doi.org/10.5897/AJB11.1122>
- Ariza. (2013). Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission). *Centro de Investigación y Desarrollo En Información Geográfica Del IGAC -CLAF*, 46.
- Cabral, A. I. R., Saito, C., Pereira, H., & Laques, A. E. (2018). Deforestation pattern dynamics in protected areas of the Brazilian Legal Amazon using remote sensing data. *Applied Geography*, 100(August), 101–115. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.10.003>.
- Cabrera, E., Galindo, G., & Vargas, D. M. (2014). Protocolo de Procesamiento Digital de Imágenes para la Cuantificación de la Deforestación en Colombia, Nivel Nacional Escala Gruesa y Fina. Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales- IDEAM. In *Investigación agraria. Sistemas y recursos forestales* (Vol. 84, Issue 33).
- Congedo, L. (2016). Semi-automatic classification plugin documentation. *Release*, 4(0.1), 29.
- Da Silva, H. J. F., Gonçalves, W. A., & Bezerra, B. G. (2019). Comparative analyzes and use of evapotranspiration obtained through remote sensing to identify deforested areas in the Amazon. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78(January), 163–174. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.01.015>
- Dong, J., Xiao, X., Sheldon, S., Biradar, C., Duong, N. D., & Hazarika, M. (2012). A comparison of forest cover maps in Mainland Southeast Asia from multiple sources: PALSAR, MERIS, MODIS and FRA. *Remote Sensing of Environment*, 127, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.08>.
- Fragoso-Campón, L., & Quirós, E. (2019). Sentinel Toolbox Application (SNAP) aplicado a la clasificación supervisada de imágenes PNOA. In *XVIII Congreso de la Asociación Española de Teledetección: Hacia una visión global del cambio climático. Valladolid (España)*.
- Galindo, G., Espejo, O. J., Rubiano, J. C., Vergara, L. K., & Cabrera, E. (2014). Protocolo de procesamiento digital de imágenes para la cuantificación de la deforestación en Colombia. V 2.0. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales – IDEAM. Bogotá D.C.
- Gobernación Putumayo, (2020). Presentación Ubicación y localización geográfica. Obtenido de <https://www.putumayo.gov.co/index.php/mi-departamento/presentacion>., Date accessed 23/02/2023.
- Huesca Mora, J. A. (2018). Análisis de la deforestación en la región de la Selva Lacandona, mediante imágenes de percepción remota y software libre para la evaluación de riesgos.
- Lanly, J. P. (2003). Los factores de la deforestación y de la degradación de los bosques. In *Quebec city. Canada: El XII World Forestry Congress*.
- Minambiente. (2021). *Cifras de Monitoreo de Bosques para las Áreas Protegidas del SPNN*. <http://www.parquesnacionales.gov.co/portal/es/parques>
- Parques Nacionales Naturales de Colombia. (2022). *Sistema Nacional de Áreas Protegidas – SINAP*. 2022. <https://www.parquesnacionales.gov.co/portal/es/sistema-nacional-de-areas-protegidas-sinap.pdf>
- PNN COLOMBIA. (2021). *Parque Nacional Natural La Paya - Parques Nacionales Naturales de Colombia*. <https://www.parquesnacionales.gov.co/portal/es/parques-nacionales/parque-nacional-natural-la-paya/>
- Riaño, O. (2002). Consideraciones y métodos para la detección de cambios empleando imágenes de satélite en el municipio de Paipa. *Colombia forestal*, 7(15), 41-62.
- SMBYc-IDEAM. (2021). *Presentación - Resultados del Monitoreo de Deforestación 2020*.
- USGS. (2022). *Landsat Satellite Missions | U.S. Geological Survey*. Obtenido de <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions>., Date accessed: 12/02/2023.

