

Nuevo índice espectro-temporal para la detección de pérdida forestal en áreas de bosque tropical. Caso de estudio Amazonia colombiana

New Spectro-temporal index for the detection of forest loss in tropical forest areas. Colombian Amazon Case Study

José Leonardo Hurtado Abril¹

Ivan Lizarazo²

Recibido 23 de agosto de 2021; aceptado 08 de noviembre de 2021

RESUMEN

En la actualidad, una gran problemática a nivel global es la acelerada tasa de pérdida de bosques y los efectos que repercuten en la delicada estabilidad del medio ambiente. Colombia posee una de las mayores extensiones de bosque natural en el planeta, al igual que una alta tasa de deforestación. Existen diversas herramientas y metodologías para la detección de pérdida de bosque teniendo como insumo las imágenes de satélite y productos derivados de ellos. Sin embargo, al momento de iniciar la investigación, la identificación de pérdida de bosque se realizaba usando dos o más índices o transformaciones espectrales al igual que la edición manual, lo que conlleva a mayor tiempo y propagación de errores. El presente estudio tiene como objetivo la generación de un índice espectral y temporal con la capacidad de extraer áreas deforestadas en un rango de tiempo y zona de interés definida por el usuario por medio de imágenes de satélite Landsat. Para ello, se desarrolla una metodología basada en el análisis de series de tiempo usando la herramienta *LandTrendr* para identificar los rangos espectrales que permiten detectar perturbación de bosque y posteriormente proponer una ecuación para el cálculo de un indicador de perturbación por deforestación. La utilidad del índice propuesto se prueba en algunas zonas de la

¹ Universidad Nacional de Colombia, Colombia, correo electrónico: johurtadoa@unal.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8860-1235>

² Universidad Nacional de Colombia, Colombia, correo electrónico: ializarazos@unal.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9954-6921>

Amazonia colombiana en las cuales existen datos de deforestación oficiales para el periodo 2000 a 2017. Los resultados de las pruebas muestran que el índice propuesto permite obtener una exactitud temática superior al 80%. El índice espectral no solo identifica la pérdida de bosque sino su posible regeneración lo que permitiría obtener las cifras de diversos cambios en el bosque. Finalmente, el índice logra identificar las zonas de perturbación en el bosque con buenos resultados en su exactitud temática.

Palabras clave: *deforestación, LandTrendr, índice espectro-temporal, series de tiempo, bosque.*

ABSTRACT

Currently, one of the most serious problems at a global level is the accelerated rate of forest loss and the effects that have an impact on the delicate stability of the environment. Colombia has one of the largest extensions of natural forest on the planet, as well as a high rate of deforestation. There are several tools and methodologies for detecting loss of forest taking as input satellite images and products derived from them. However, at the time of starting the investigation, the identification of forest loss was carried out using two or more indices or spectral transformations as well as manual editing, which leads to longer time and propagation of errors. The present study aims to generate a spectral and temporal index with the ability to extract deforested areas in a range of time and area of interest defined by the user through Landsat satellite images. For this, a methodology based on the time series analysis using LandTrendr tool to identify spectral ranges that detect disturbance of forest and then propose an equation for calculating a disturbance indicator deforestation develops. The usefulness of the proposed index is tested in some areas of the Colombian Amazon in which there are official deforestation data for the period 2000 to 2017. The results of the tests show that the proposed index allows obtaining a thematic accuracy greater than 80%. The spectral index not only identifies the loss of the forest but its possible regeneration, which would allow obtaining the figures of various changes in the forest. Finally, the index can identify areas of disturbance in the forest with good results in its thematic accuracy.

Key words: *deforestation, LandTrendr, Spectro-temporal index, time series, forest.*

1. Introducción

La deforestación en la actualidad es uno de los principales factores en el incremento de las emisiones de carbono en la atmósfera y causa un daño al medio ambiente casi irreparable (Armenteras *et al.*, 2017). Para Colombia, se ha convertido realmente en un reto la disminución en la tasa de deforestación en especial en zonas del país gravemente afectadas, donde grandes extensiones de bosque primario han desaparecido rápidamente (Negret *et al.*, 2019). Pese a los esfuerzos realizados por el gobierno nacional, departamentos como el

Guaviare, Meta y Caquetá es donde se ha concentrado el mayor porcentaje de la deforestación del país derivado de acciones ilegales como la tala, ganadería extensiva, minería a cielo abierto e incendios forestales.

Diferentes entidades a nivel mundial generan productos con énfasis a la detección de deforestación a nivel local y/o global con diversas metodologías basadas en interpretación visual (Coronel, 2015), hasta algoritmos automatizados que generan productos a escalas globales. Algunas de estas metodologías automatizadas como la de la Universidad de Maryland, presentan resultados a escalas globales pero con niveles de exactitud temática muy variable dependiendo la zona del planeta y el tipo de ecosistema (University of Maryland, 2018). Desde el punto de vista nacional, el sistema de monitoreo de bosques y carbono —SMBYC realiza el monitoreo forestal empleando una metodología basada en técnicas digitales apoyadas con interpretación visual generando resultados de muy alta calidad (Galindo *et al.*, 2014). Para la detección de pérdida forestal se han empleado índices de vegetación (índice de vegetación normalizada —NDVI) $(NIR - RED / NIR + RED)$ (Gitelson & Merzlyak, 1997), índice de vegetación ajustado al suelo —SAVI $((NIR - RED) / (NIR + RED + L)) * (1 + L)$ (Huete, 1988), índice de área quemada —NBR $(NIR - SWIR) / (NIR + SWIR)$ (Chen, 1996) entre otros, transformación espectral (Tasseled Cap) (Crist & Cicone, 1984), componentes principales (Carreira & Niell, 1995) y técnicas basadas en aprendizaje de máquinas (Ramírez-Fernández & Lizarazo-Salcedo, 2014) obteniendo diferentes resultados y diferentes tipos de exactitud temática donde la limitante común es que estas técnicas permiten detectar cambios hasta cierto punto, pero persisten errores de omisión y de comisión. No obstante, en los últimos años se ha incursionado en el análisis de series de tiempo donde el cambio de cobertura (pérdida de cobertura boscosa), permite identificar los momentos de cambio, el grado de cambio e incluso los rangos de variación temporal de los diferentes índices y/o bandas espectrales entre los cuales oscila dicha cobertura en los momentos previos, durante y posterior al cambio (Hurtado & Lizarazo, 2019).

Aunque las técnicas e índices espectrales previamente mencionados logran individual o conjuntamente resultados parciales, no logran delimitar plenamente las áreas de cambio entre el bosque y no bosque en un momento de tiempo determinado (R. E. Kennedy *et al.*, 2018). Uno de las principales causas de pérdida de bosque es derivado de los incendios forestales, por lo que el índice NBR logra identificar y categorizar estas áreas por grado de severidad (Heredia *et al.*, 2003). No obstante, las respuestas espectrales asociadas a las talas y a los incendios son muy diferente en términos de reflectividad y absorción de la radiancia solar, por lo que el índice NBR tiene limitaciones en la detección de deforestación resultante de causas diferente a las talas (Hurtado & Lizarazo, 2019). El cambio de reflectancia entre un área de bosque estable y un posterior suelo expuesto se puede diferenciar en las longitudes de onda del infrarrojo de onda corta 1 y 2, por lo que los índices existentes no logran cumplir con la identificación dichas zonas (Araque & Jiménez, 2009).

Algunos estudios previos demuestran como los índices de vegetación son una alternativa en los estudios de pérdida de bosque, pero requieren una considerable edición manual (Mas *et al.*, 2017), fusión con otros resultados o sacrifican sus resultados con errores considerables en las estadísticas finales (Rojas Briceño *et al.*, 2019). Tomando como referencia estudios de pérdida de bosque en diversas regiones de la amazonia suramericana el uso de índices NDVI y SAVI es muy recurrente, pero genera diversas limitaciones. Algunos estudios parten puntualmente del análisis estadístico de muestras donde los índices arrojan resultados de pérdida debajo del 0 (Zhiminaicela-Cabrera *et al.*, 2020), lo cual los hace susceptibles a errores de comisión ya que no diferencia las variaciones en la superficie terrestre. Un estudio enfocado al análisis de firmas derivadas del índice NDVI demuestra como la analítica de datos permite clasificar y diferenciar las diferentes perturbaciones en la vegetación boscosa (Castro, 2013; Pompa, 2008). El punto en común de la mayoría de estudios parte del análisis puntual de muestras de índices de vegetación donde el control de estadísticas permite un error más amplio o requiere de ediciones posteriores basadas en interpretación visual o como otros estudios donde se evalúa la deforestación con fórmulas estadísticas sin tener en cuenta la validación de cada mapa y el análisis multicriterio (Bocco *et al.*, 2001).

Esta investigación tiene como principal propósito la generación de un índice espectral y temporal que logre identificar las áreas de pérdida de bosque independiente de la zona de estudio y del rango de tiempo seleccionado en el estudio. El estudio inicialmente se origina en la amazonia colombiana y las pruebas de evaluación en bosque seco caribe al igual que bosque tropical del Catatumbo. Para obtener dicho índice espectral se propone una metodología que comprende dos fases. La primera fase tiene como intención estudiar la deforestación como un efecto de cobertura del suelo a través de series de tiempo, donde se emplea el algoritmo Landtrends soportado en Google Earth Engine (Cohen *et al.*, 2018; Kennedy *et al.*, 2018; Kennedy *et al.*, 2010). Posteriormente, la fase dos tiene como propósito la formulación matemática del índice denominado Multitemporal Difference Deforestation Index —MDDI, cuya aplicabilidad es valorado en distintos momentos del tiempo y zonas de evaluación con el fin de valorar la exactitud temática obtenida e identificar sus posibles limitaciones.

El artículo se organiza de la siguiente forma. En la sección 2 se encuentran los datos y métodos compuestos de una breve descripción de la zona de estudio, los insumos empleados en la investigación y la descripción de las fases que componen la metodología propuesta para su desarrollo. Luego, en la sección 3 se reportan los resultados obtenidos. Primero se presenta la fórmula del índice espectro-temporal, las pruebas realizadas en distintos escenarios del bosque tropical colombiano y las evaluaciones temáticas realizadas para dichas pruebas. En la sección 4 se analizan los resultados obtenidos, las fortalezas y limitaciones del índice espectral y las condiciones requeridas por el índice para su óptimo uso. Finalmente, la sección 5 se abordan las conclusiones obtenidas a lo largo del estudio.

2. Materiales y Métodos

2.1 Zona de estudio

Aunque la deforestación se distribuye a lo largo del territorio colombiano, existe una zona de alta concentración de áreas de pérdida comprendida básicamente en tres departamentos de la región Orinoquia-Amazonia y que a su vez son los departamentos donde se reportan la mayor cantidad de núcleos trimestrales de alertas tempranas por deforestación a lo largo de los últimos años (SMBYC, 2017). Los departamentos del Meta, Guaviare y Caquetá registran más o menos el 50% de las hectáreas de pérdida de bosque anuales donde se destacan municipios como Cartagena del Chaira, Miraflores, San José del Guaviare y Calamar que son persistentes a lo largo de los últimos años y encabezan las listas de los municipios con mayor afectación del país y sobre los cuales recaen los esfuerzos gubernamentales en la protección de los bosques (Galindo *et al.*, 2014). La importancia ecosistémica de esta zona del país se resalta en la transición del paisaje boscoso de la región amazónica y los llanos orientales de la región de la Orinoquia donde se contrasta el bosque denso primario tropical de la amazonia y los bosques abiertos (fragmentados) y bosques ripiariás predominantes en la Orinoquia (Correa-Gómez & Stevenson, 2010).

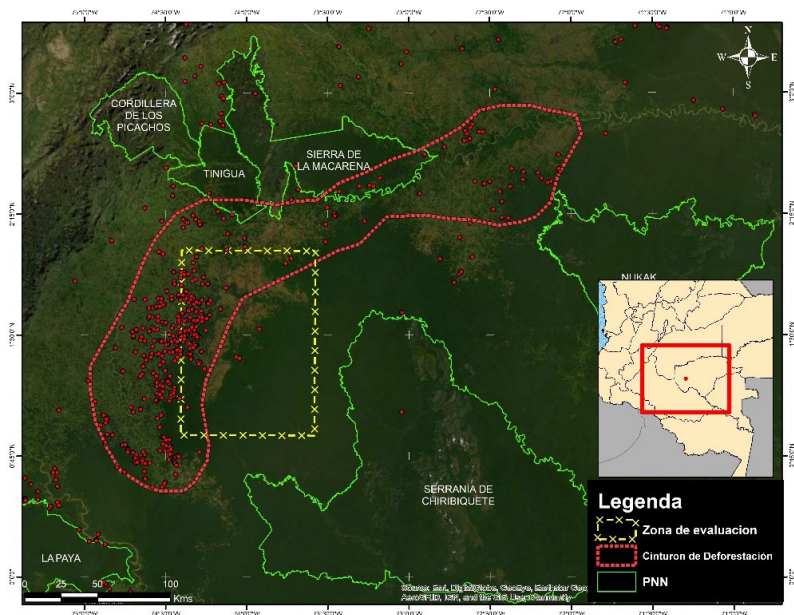


Figura 1. Localización geográfica de la zona de estudio. Las zonas de evaluación realizadas en los resultados se concentran en el rectángulo amarillo con borde interlineado. Imagen base Google Earth, 2019.

Otro aspecto para resaltar de la zona de estudio es la presencia de tres parques nacionales naturales (Tinigua, Picachos y La Macarena) representado en línea verde, que se encuentran en la actualidad amenazados en sus límites e incluso dentro de los parques, lo que enmarca la importancia de esta zona en materia ambiental y su justificación para concentrar los análisis del estudio, ya que ocupa un área aproximada de 1'075.000 hectáreas dentro de la zona de estudio. En la Figura 1, se observa la zona de estudio que abarca un área aproximada de 20.000.000 de hectáreas de las cuales más del 75% pertenecen a los departamentos de Guaviare, Caquetá y Meta. En color rojo se observan los límites del denominado "Cinturón de Fuego de la Deforestación", con una extensión de 2.600.000 hectáreas que alberga alrededor de 468.500 hectáreas de pérdida forestal entre el 2000 y 2017 (Hurtado & Lizarazo, 2019) de un total de 890.000 hectáreas totales de la zona de estudio.

2.2 Datos

Se usaron imágenes satelitales Landsat de los programas TM (Thematic Mapper), ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) y OLI (Operational Land Imager) en un nivel de procesamiento 2, es decir con niveles digitales representando reflectancia de superficie, descargadas del catálogo de Earth Explorer.³ En total se procesaron 1873 escenas Landsat adquiridas entre el 1 de enero del 2000 y el 31 de diciembre de 2017 (la distribución de estas imágenes se puede consultar en la Figura 2) con un nivel de procesamiento de colección 2 y nivel 1 de reflectancias. Para la preparación de los datos se realizó una cadena de procesos compuestos por la selección y apilamiento de las bandas espectrales óptimas (aquellas que permiten identificar las zonas de bosque y la pérdida de bosque según su longitud de onda), el enmascaramiento de nubes y sombras y finalmente la normalización de los datos. Se descargaron las imágenes con un porcentaje de nubosidad menor al 50% para los primeros 10 años del estudio y posteriormente todas aquellas con información útil. Para más detalles del procesamiento puede ser consultado en Hurtado & Lizarazo (2019).

Por otra parte, los sitios de entrenamiento son obtenidos de la información nacional publicada por el SMBYC que reporta bianual entre el año 2000 y 2014 y posteriormente con frecuencia anual. Los datos provenientes de las cifras oficiales anuales para la pérdida de bosque en el país, aunque se concentran en la región de la Amazonia también se encuentran en el resto del país aplicadas a diferentes tipos de ecosistemas naturales. La pérdida de bosque reportada por el SMBYC son aquellos polígonos superiores a una hectárea que fue suprimida del ecosistema en periodos anuales teniendo como insumo imágenes de satélite Landsat. Estos polígonos muestran tanto la extensión como la forma específica que retrata detalladamente las zonas de pérdida de bosque a una resolución espacial de 30 metros y permiten ser la base temática contra la cual se van a validar la calidad de los resultados obtenidos de la presente investigación.

³ Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS). <https://earthexplorer.usgs.gov/>

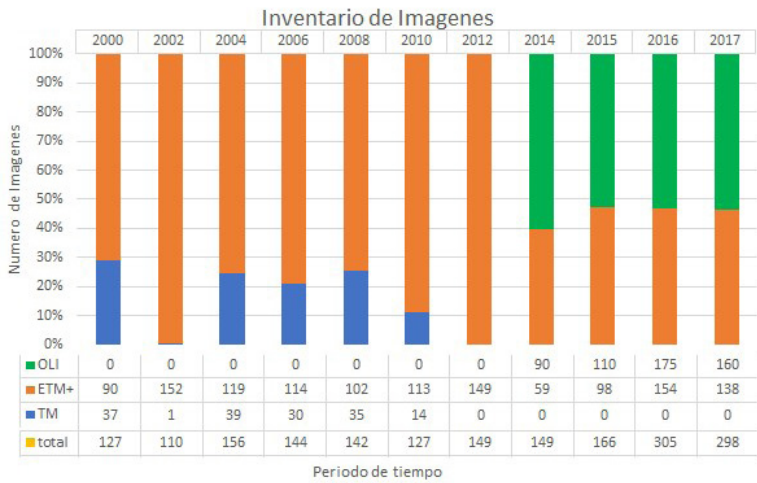


Figura 2. Inventario de imágenes satelitales Landsat por año y clasificado por sensor de captura.

2.3 Metodología

La metodología de la Figura 3 y Figura 4, está articulada de manera tal que cada paso es validado cuidadosamente y en caso de cumplir con los estándares se puede continuar con la siguiente etapa; de lo contrario se debe regresar para ajustar las pruebas, rangos y estadísticas obtenidas en etapas previas. La metodología mezcla una serie de métodos manuales y semiautomatizados que involucra interpretación visual, análisis estadístico y categorización de los cambios. La primera fase tiene como resultado la identificación de rangos estadísticos donde se identifica los valores espectrales por banda donde se encuentra la pérdida de bosque en el momento específico de cambio. El primer proceso “generación de mosaicos de vegetación” tiene como propósito la generación de mosaicos temporales de mediana estadística⁴ (semestral trimestral y bimestral) y mosaicos de los índices de vegetación NDVI-SAVI que permitan monitorear en rangos constantes de tiempo los valores espectrales de cada banda e identificar el momento de cambio, al igual que el comportamiento de dicha zona puntual previa y posterior al cambio. Estos mosaicos se generan a partir de las imágenes de reflectancia descargadas del servicio geológico y la herramienta sugerida fue mosaicpro.

El segundo proceso denominado “Selección de muestreo aleatorio” tiene como propósito la generación del muestreo necesario para recolectar la

⁴ El mosaico de mediana hace referencia a la obtención del valor de mediana de todos los valores correspondientes a cada píxel en un rango de tiempo específico teniendo como resultado una imagen cuyo resultado es la mediana de cada píxel. Proceso adaptado de (Galindo *et al.*, 2014).



Figura 3. Metodología general de la investigación. Fase 1: Análisis de series de tiempo.

información espectral y temática (índices de vegetación NDVI, SAVI y NBR) correspondientes a zonas afectadas por deforestación a lo largo del periodo de tiempo. Dichos sitios de muestreo (representados en Figura 1 con puntos de color rojo) son el resultado de los polígonos de pérdida de bosque con una extensión superior a las 50 hectáreas en un periodo de tiempo fijo (anual o bianual) dentro de la zona de estudio (SMBYC, 2017). Del total de sitios obtenidos bajo este criterio de muestreo, son seleccionados 500 puntos categorizados por el IDEAM como deforestación en la serie de tiempo, pero que al no tener como base el análisis de una serie de tiempo pueden ser categorizados en otro tipo de perturbación como se podrá observar en la Tabla 1. De la selección inicial se tienen en cuenta solo aquellos que cumplen con las siguientes condiciones:

- Centroides de un polígono de cambio superior a las 50 hectáreas obtenidos del mapa de Bosque – No Bosque del país (Galindo *et al.*, 2014).
- Comprendidos entre el año 2000 y 2017 para la zona de estudio.
- Un 70% de los sitios se encuentran dentro del cinturón de fuego y el 30% en sectores aledaños con condiciones similares del tipo de bosque.
- Disponibilidad de información satelital.
- Sitios distanciados espacialmente mínimo a 1 kilómetro

El tercer proceso denominado “Análítica de datos 2000-2017”, parte de los resultados de los procesos 1 y 2 conformando una serie de datos espectrales robusta para la zona de estudio. En este proceso se realiza la categorización del tipo de cambio, que puede ser deforestación, regeneración, plantación forestal o degradación. Luego de categorizar cada uno de los sitios de entrenamiento se extraen solo aquellos que clasifiquen como deforestación y se analizan empleando el algoritmo *LandTrendr*. Los resultados derivados del proceso 3, son incorporados y ajustados con los parámetros del algoritmo *LandTrendr*, en el proceso denominado “Generación de series de tiempo - *LandTrendr*”. En el cuarto proceso se ajustan rangos, se incluyen análisis unibanda y de índices adicionales como el NBR permitiendo obtener como resultado final las series

de tiempo ajustadas. El resultado de esta fase es la “Categorización de la deforestación” en el cual se identifican los rangos donde se observa la pérdida de bosque (deforestación) y se excluyen aquellos cambios derivados de otros tipos de perturbación en la vegetación (regeneración, plantaciones forestales y degradación). Para el estudio se considera vital realizar análisis mutuamente complementario de las imágenes satelitales individuales procesadas y enmascaradas para identificar el comportamiento puntual de cada sitio de muestra y posteriormente compararlos y complementar con el análisis automatizado de *LandTrendr*.

La segunda fase de la metodología que se muestra en la Figura 4 se inicia con los rangos espectrales obtenidos en la fase 1 los cuales sirven de insumo para desarrollar los procesos 1 y 2 de esta fase. Esta fase tiene como resultado la ecuación matemática del índice espectro-temporal para identificar la deforestación. El primer proceso denominado “Generación de la matriz de dispersión espaciotemporal” al igual que el proceso 2 denominado “Generación de la serie de tiempo de correlación espectral” desarrollan análisis de matrices de correlación espectral tomando los mosaicos de los dos años con mayor variación en la pérdida de bosque con los valores de covarianza de las bandas (red, NIR, Swir y swir2). También se desarrolla el análisis de dispersogramas espectrales que combinan la información de las bandas mencionadas en los mismos periodos de tiempo de manera tal que se pueden identificar aquellas bandas con mayor variación espectral que podrían inferir un mayor peso en la detección de pérdida forestal.

El tercer proceso denominado “generación del índice espectral” sintetiza los resultados de los procesos anteriores para formular la ecuación matemática en la cual se involucran diferentes bandas espectrales para obtener mapas de pérdida de bosque en el tiempo. El siguiente proceso de esta fase denominado “Control de Calidad” está enfocado en la realización de pruebas de validación del índice en diversas zonas del país con ecosistemas boscosos y en diferentes periodos de tiempo. Para el efecto se utilizan matrices de confusión y se calcula el índice Kappa donde buscando que la exactitud temática supere el 70% (Willington *et al.*, 2013). Luego de cumplirse estos criterios se generan coropletas para los grados de severidad de cambio y establecen los rangos entre los cuales se clasifica dicha severidad del daño teniendo en cuenta criterios como el estado de la vegetación en el periodo previo. Finalmente, se generan rampas de color y salidas gráficas de los resultados. Se generaron diferentes mapas dentro de subzonas de la zona de estudio para periodos de tiempo diferentes con el fin de validar su exactitud temática del índice en el espacio-tiempo enfocado a los rangos categorizados como deforestación. La evaluación se realizó con 500 sitios por cada mapa temático con un muestreo aleatorio estratificado de la siguiente manera:

- 250 sitios clasificados como “severidad alta”
- 75 sitios clasificados como “severidad media”
- 25 sitios clasificados como “severidad baja”
- 150 sitios clasificados como zonas estables.

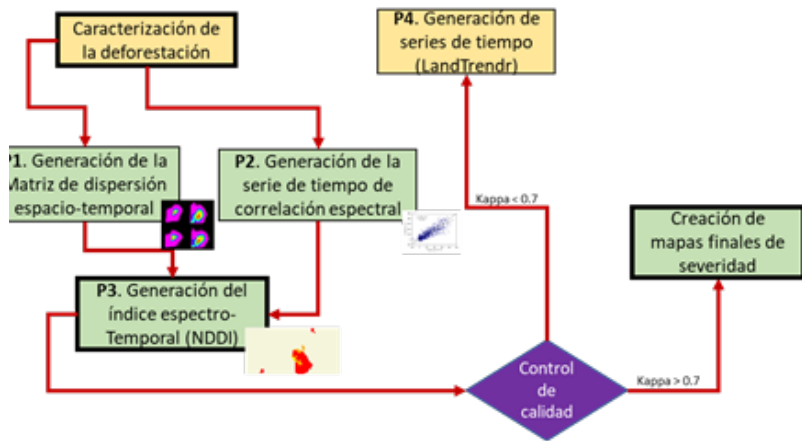


Figura 4. Metodología general de la investigación. Fase 2: Generación de índice espectro-temporal.

3. Presentación de Resultados

3.1 Analítica de datos y Series de Tiempo *LandTrendr*

El propósito del estudio es la generación de un índice espectro-temporal para la identificación de deforestación teniendo como insumo el análisis de series de tiempo con el algoritmo *LandTrendr* haciendo énfasis en los sitios categorizados como real deforestación (sin importar la causa de la pérdida de bosque). Teniendo los mosaicos y los sitios de muestreo identificados se realiza una categorización del tipo de cambio como se muestra en la Tabla 1. Para el caso de Colombia el SMBByC genera los resultados de la detección de pérdida de bosque teniendo en cuenta las imágenes de satélite que conforman la serie de tiempo anual, por lo que dicha categorización permite excluir aquellos puntos del muestreo que tienen una posterior regeneración o se trata de una plantación forestal ya que estos sitios de muestra van a fluctuar los valores de reflectancia en la serie de tiempo y afecta la obtención de rangos espectrales donde se identifica la pérdida de bosque. Esta categorización se realiza incorporando la totalidad de los mosaicos de mediana semestrales con el plugin Acatama de QGIS como muestra la Figura 5.

Tabla 1. Categorización de los 500 sitios de muestreo en zonas de bosque

Categoría	Número de sitios asignados	% clasificado
Deforestación	445	89%
Degradación	30	6%
Regeneración	23	4,6%
Plantaciones	2	0,4%

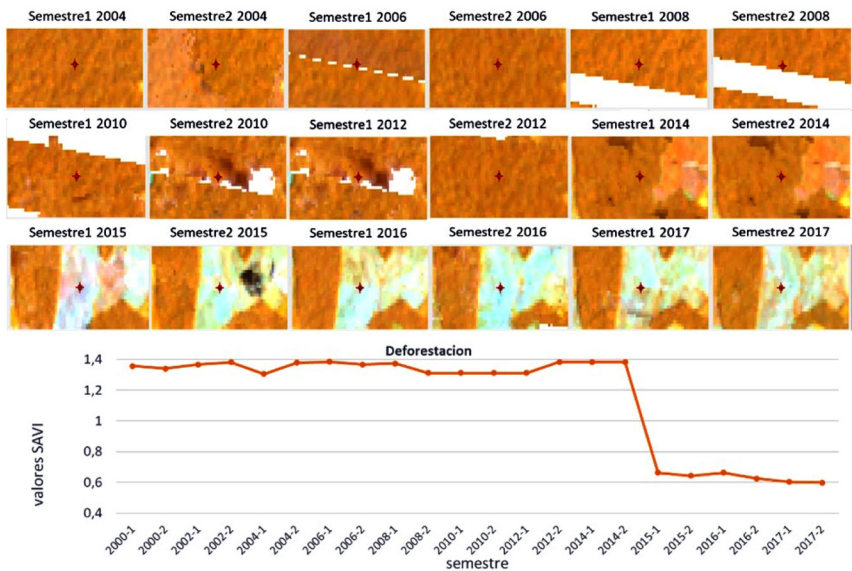


Figura 5. Resultados del proceso de interpretación y categorización de los cambios en la serie de tiempo. Composición de color Landsat RGB 453. El sitio (cruz de color rojo) representa el centroide de un polígono deforestado localizado en la vereda Ciudad Yari del departamento del Caquetá.

El proceso 3 se enfatiza en realizar una analítica de datos, la cual consistió en analizar el tipo de cambio, rango espectral de la variación y cómo se comporta dicha zona en el espacio-tiempo antes y después del cambio. Aunque algunos sitios de entrenamiento respondieron a cambios derivados de procesos de degradación forestal, plantaciones forestales y regeneraciones, fue crucial en la investigación analizarlos ya que permitió identificar los rangos y como se diferencian de los sitios deforestados que permanecen deforestados en el tiempo.

Tabla 2. Resultados del análisis estadístico manual para establecer rangos de fluctuación por banda o índice de vegetación enfocado a detección de deforestación

<i>Banda o índice espectral</i>	<i>Valores de reflectancia en que oscila el periodo previo al cambio</i>	<i>Valores de reflectancia en que oscila el periodo posterior al cambio</i>
NIR	3000-3200	2900-2750
SWIR	1500-1800	2500-3500
SWIR2	450-550	800-1100
NDVI	0,9	0,4-0,5
SAVI	1,4	0,4-0,8

Del proceso de analítica de datos se deriva uno de los resultados más importantes que hace énfasis a la detección de los rangos donde se identifica la deforestación a través de la serie de tiempo. En la Tabla 2 se muestran los rangos espectrales identificados en el espectro del infrarrojo y los índices de vegetación empleados para reforzar los análisis. A su vez, en la Figura 6 se muestra el comportamiento gráfico de la regeneración y las plantaciones forestales, lo que comparada con la Figura 5 permite identificar las diferencias entre las perturbaciones en coberturas boscosas, excluyendo otros tipos de cambios y haciendo énfasis de los análisis de la investigación solo aquellos sitios que representan deforestación duradera.

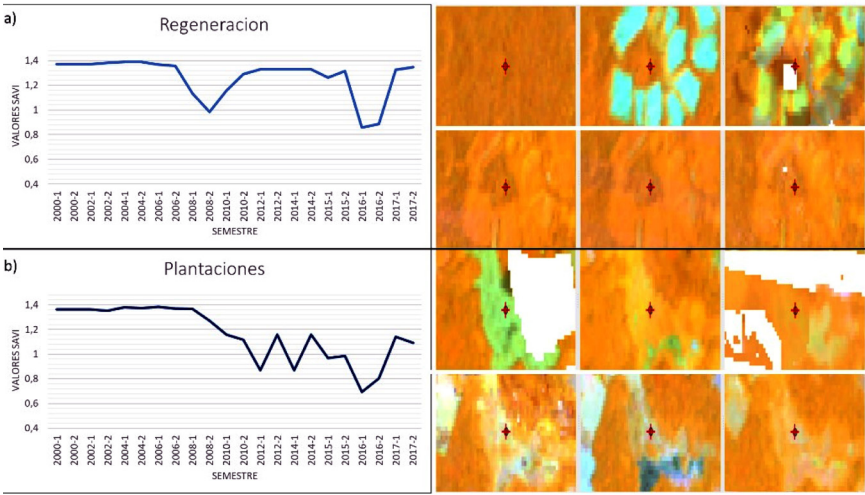


Figura 6. Ejemplos de la categorización de vegetación boscosa usando el índice temático SAVI. a) Regeneración forestal. b) Plantaciones forestales comerciales.

La Tabla 3 muestra la configuración de parámetros requerido para el análisis automatizado de *LandTrendr*, dichos valores son los resultantes del proceso 3 y que permiten realizar este análisis complementario. Ya no solo se tienen en cuenta los parámetros del rango espectral donde se presenta el cambio, sino que se aplican modelos de regresión lineal donde se evalúan diferentes variaciones de la vegetación boscosa teniendo en cuenta el umbral y los parámetros donde fluctúa dicha pérdida de bosque. El resultado de este análisis en *LandTrendr* permite identificar la deforestación en cualquier periodo de tiempo, pero al ser un análisis automatizado a nivel mundial los modelos pueden sobre o subestimar las áreas de cambio por lo que la exactitud espacial puede no ser la mejor. Dicha automatización hace que existan ciertas inconsistencias entre los datos del SMByC y los obtenidos como se presenta en la Tabla 4.

Tabla 3. Parámetros resultantes para la detección automatizada de deforestación en *LandTrendr* propuestos para el análisis con el índice de área quemada NBR

Definición de filtros y parámetros para los mapas de magnitud y duración del cambio		Definición de parámetros para el ajuste de la serie de tiempo	
Tipo de cambio de la vegetación	Pérdida	Número máximo de segmentos de ajuste	5 o 6
Grado de cambio de vegetación	El mayor	Máximo umbral estadístico (tolerancia)	0,7–0,9
Filtro por magnitud del cambio	> de 300m	Sobrepaso del conteo de vértices	3
Filtro de valor pre-distancia	> de 700m	Recuperación por año antes del cambio	True
Mínima Unidad Cartográfica	11 pixeles	Umbral de recuperación	0,2–0,3
Número mínimo de observaciones	5	Umbral p-value	0,05

Tabla 4. Comparación de resultados SMyC vs. *LandTrendr* usando los datos de entrenamiento de deforestación en la serie de tiempo

Resultado	Observación
88% de los sitios	Coinciden con los periodos reportados por SMyC
6% de los sitios	El cambio se detectó previamente
6% de los sitios	El cambio se detectó posteriormente

Adicional a los índices de vegetación tenidos en cuenta durante el primer proceso, en el algoritmo de *LandTrendr* se adiciona el índice NBR (López García & Caselles, 1991), debido a su gran similitud con el objetivo de esta investigación. Para los sitios de entrenamiento incluidos en este algoritmo se obtuvo una tasa promedio de 0,6 en la detección de la pérdida de bosque, resultados que concuerdan con los obtenidos con el índice SAVI y que se analizaran en la siguiente sección.

Tabla 5. Resultados de valores y rangos de cambio usando *LandTrendr*

Banda o índice espectral	Valores de reflectancia (x10000) y temático previo al cambio	Valores de reflectancia (x10000) y temático posterior al cambio
NIR	3100-3200	2900-2700
SWIR	1500-1600	2500-2700
SWIR2	500-600	900-1100
NDVI	0,8 a 0,9	0,3-0,5
NBR	0,8 a 1	0-0,2

En la Figura 7 se observa el resultado en *LandTrendr* para un mismo punto con los valores de los índices NBR y el NDVI donde la pérdida de bosque (en el algoritmo “momento de cambio en la serie de tiempo”) ocurre hacia el primer semestre de 2008 y dicha pérdida se identifica una fluctuación mayor en el NBR que en el NDVI como resultado de las bandas que componen dichos índices. A su vez en la Tabla 5 se obtienen los rangos derivados de *LandTrendr* entre los cuales se identifican las perturbaciones en la vegetación asociadas con la deforestación en la serie de tiempo propuesta y con las bandas espectrales e índices de vegetación propuestos más relevantes.

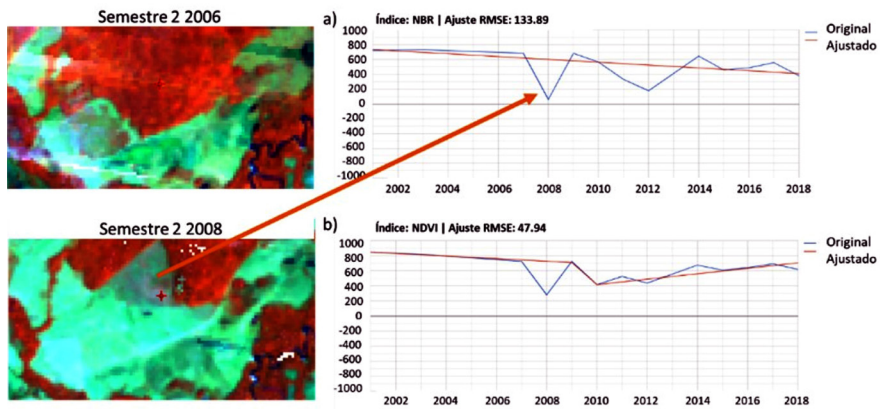


Figura 7. Análisis de un píxel puntual en la serie de tiempo usando los índices NBR y NDVI. a) Serie de tiempo para el índice NBR del punto de interés. b) Serie de tiempo para el índice NDVI para el mismo punto de interés. Resultado del análisis con *LandTrendr*.

3.2 Generación del Índice espectro-temporal Multitemporal Difference Deforestation Index—MDDI

Diversos índices espectrales existentes logran identificar la pérdida o afectación en la vegetación. No obstante, la variación espectral del bosque con respecto a otro tipo de coberturas hacen que no cualquier índice logre discriminar correctamente la deforestación, generando resultados generales y con muchos errores de omisión y comisión (Correa-Gómez & Stevenson, 2010). En la Figura 8 se muestra como existe una diferencia significativa entre las firmas espectrales de la vegetación boscosa y del suelo expuesto (posible cobertura resultante de la tala forestal) y donde no solo existe una variación en el espectro del infrarrojo de onda corta 1 sino que las variaciones también ocurren en la banda de infrarrojo de onda corta 2, por lo que evaluar solo una región del espectro como se emplea en la ecuación del índice de área quemada subestima los daños en la vegetación boscosa.

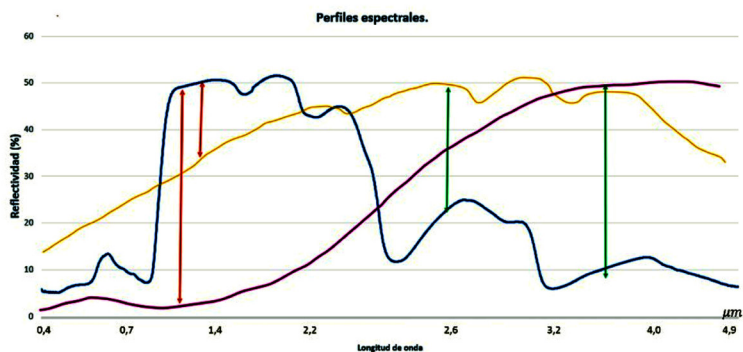


Figura 8. Firmas espectrales para bosque denso natural y suelo expuesto (arcilloso presente en el departamento del Caquetá después de talar). Adaptadas de NASA - speclib. Firma espectral respuesta de áreas quemadas.

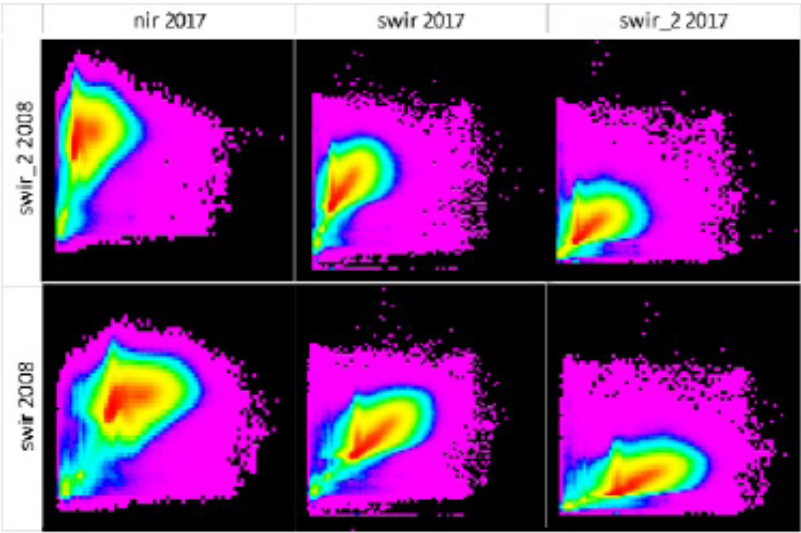


Figura 9. Matriz de dispersogramas espectro-temporales 2008-2017 de Ciudad Yari.

No obstante, el análisis de dispersogramas multitemporales del primer proceso de la fase dos, es un resultado visual que pudo reafirmar la hipótesis planteada y requiere ser validado de un punto de vista estadístico empleando matrices de correlación espacial (López García & Caselles, 1991). En la Tabla 6 se identifican aquellas bandas con mayor contraste en la información espectral que muestra. Aquellos valores más lejanos de 1 permiten inducir una alta probabilidad de encontrar un cambio abrupto de coberturas. Los resultados más significativos se encuentran en las bandas del NIR, SWIR y SWIR2 al igual que los resultados de los dispersogramas de la Figura 9, los valores que oscilan

entre 0.3 y 0.45 muestran una alta variación de los datos que está detectando a diferencia de los valores que se muestran entre las bandas del SWIR y SWIR2 que tienen una alta dispersión de los valores de reflectancia.

Tabla 6. Matriz de correlación espectro-temporal entre 2008 y 2017. Zona “Ciudad Yari. Matriz de correlación para la misma zona del análisis con dispersogramas

		2008				2017			
		RED	NIR	SWIR	SWIR2	RED	NIR	SWIR	SWIR2
2008	RED	1,00	0,13	0,76	0,83	0,75	0,08	0,58	0,62
	NIR	0,13	1,00	0,54	0,39	0,12	0,63	0,43	0,33
	SWIR	0,76	0,54	1,00	0,96	0,57	0,43	0,75	0,70
	SWIR2	0,83	0,39	0,96	1,00	0,62	0,34	0,73	0,70
2017	RED	0,75	0,12	0,57	0,62	1,00	0,06	0,78	0,86
	NIR	0,08	0,63	0,43	0,34	0,06	1,00	0,48	0,33
	SWIR	0,58	0,43	0,75	0,73	0,78	0,48	1,00	0,97
	SWIR2	0,62	0,33	0,70	0,70	0,86	0,33	0,97	1,00

Considerando los análisis estadísticos, matrices de dispersogramas y el análisis teórico de firmas espectrales, que permitieron identificar cómo las bandas del infrarrojo de onda corta presentan una diferenciación considerable contra la banda del infrarrojo cercano y la interacción de las dos bandas del SWIR como una relación de promedios. La fórmula objetivo de esta investigación es la respuesta al índice espectro-temporal denominada “Multitemporal Difference Deforestation Index —MDDI” o su respectiva traducción al español “Índice Multitemporal de Diferencia de Deforestación”, el cual permite identificar la pérdida de bosque comparando un par de imágenes (sean escenas individuales o mosaicos) en un momento previo a la deforestación (t_0) y un momento posterior al cambio (t_1).

$$NDDI = \frac{NIR_{t1} - (SWIR_{t1} + SWIR2_{t1})/2}{NIR_{t1} + SWIR2_{t1}} - \frac{NIR_{t0} - (SWIR_{t0} + SWIR2_{t0})/2}{NIR_{t0} + SWIR2_{t0}}$$

(1)

El índice espectral requiere unas consideraciones básicas para un uso adecuado y obtener resultados muy detallados y libres de error como los siguientes:

- De preferencia imágenes con mínima presencia de nubes, sombras o bruma ya que dichas zonas pueden ser clasificadas como deforestación cuando no ha ocurrido o una posible regeneración inexistente.
- Es necesario tener un co-registro píxel a píxel con las mismas dimensiones en las dos imágenes de análisis y la misma resolución espacial.
- Si es posible contar con un insumo oficial de la base de bosque estable de la zona de estudio sobre la cual se puedan superponer las áreas de cambio.

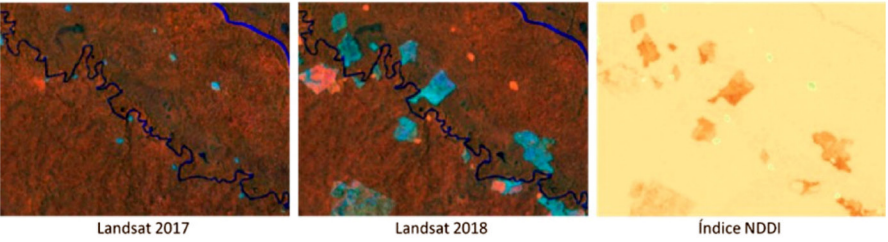


Figura 10. Resultados del índice MDDI. Izquierda Landsat periodo previo. Centro Landsat después y Derecha resultado del índice. Zona 2 para el 2017 a 2018 correspondiente a la vereda Ciudad Yari en el departamento del Caquetá.

En la Figura 10 se muestra un ejemplo de los resultados temáticos en una rampa de color donde el beige indica zonas estables en el tiempo y las zonas rojizas donde se identifica un cambio. La rampa de color indica que entre más rojo mayor severidad tuvo el cambio en el tiempo. En la Tabla 7 se propone una rampa de cálculos de severidad del cambio ocurrido entre el periodo de tiempo de análisis donde se evalúa desde el grado de pérdida hasta la posible regeneración.

Tabla 7. Rangos de severidad de la deforestación obtenida con el índice MDDI

Severidad	Rangos	Rampa de color
Alta severidad	Menor a -0,18	
Moderada severidad	-0,18 a -0,16	
Baja severidad	-0,16 a -0,12	
Estable	-0,12 a 0,06	
Posible regeneración	Mayor a 0,06	

Aplicando los rangos de la Tabla 7 se generan mapas temáticos, dimensionando la extensión del daño, forma y severidad. En la Figura 11 y en la Figura 12 se muestran algunos de los resultados obtenidos para algunas zonas de alta concentración de deforestación. En la Figura 11 se muestran cuatro polígonos de severidad alta identificados entre el 2017 y 2018 para el departamento del Guaviare (vía marginal de la selva) teniendo como referente la capa temática de bosque no bosque oficial para Colombia del SMBYC. Los polígonos identificados en el periodo previo muestran una cobertura de bosque denso y posteriormente suelos altamente reflectivos lo que indica una deforestación muy severa y reciente al momento de captura de la imagen posterior de 2018. Muchos polígonos como el presentado evidencian expansión de la frontera deforestada tomando zonas previamente taladas lo que es un factor claro de deforestación activa en la zona.

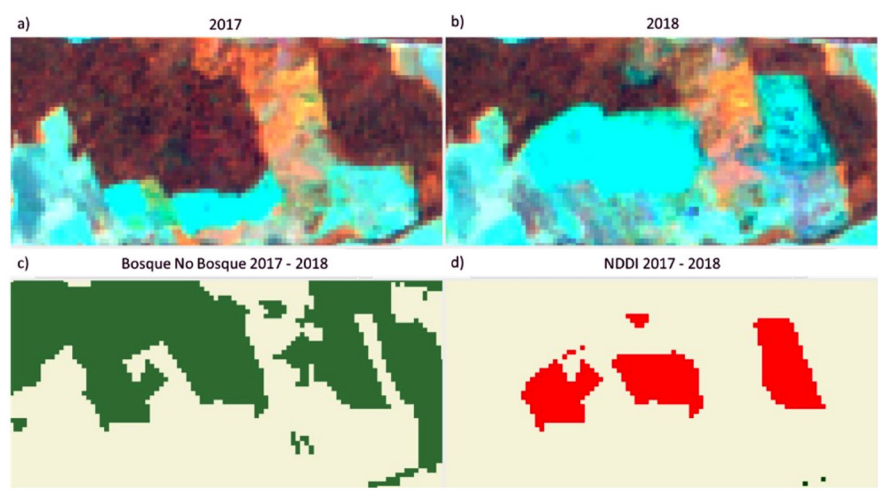


Figura 11. Comparación de los resultados teniendo como base los mosaicos 2017 y 2018. a) Periodo previo —año 2017. b) periodo posterior —año 2018. c) mapa base de bosque —no bosque para Colombia. d) resultado del índice MDDI. En rojo la severidad alta de deforestación para el índice MDDI. Zona de la vía marginal de la selva.

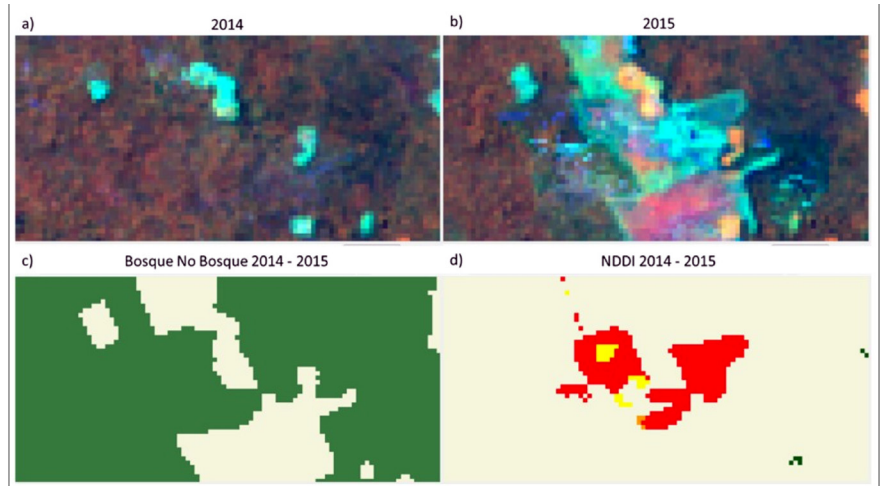


Figura 12. Resultados de la severidad por deforestación para una zona en Ciudad Yari entre 2014 y 2015. a) Periodo previo —año 2017. b) periodo posterior —año 2018. c) mapa base de bosque —no bosque para Colombia. d) resultado del índice MDDI. Rojo representa alta severidad, naranja moderada y amarillo representa baja.

Por otra parte, en la Figura 12 se evidencia para el mismo periodo de tiempo en la zona de Ciudad Yari-Caquetá la pérdida en distinto grado de severidad de

bosque asociado a una zona. Allí, se muestra la gran mayoría como “severidad alta” y algunas pequeñas zonas de “severidad media” y alta asociadas a presencia de vegetación fotosintética posterior al momento de cambio que atenúa el grado de severidad de la pérdida. Estos grados de severidad se asocian al estado del bosque en el momento to y como quedo la zona en el momento posterior al cambio (suelo expuesto, con mínima presencia vegetal, rastrojos).

De los resultados obtenidos se extraen los reportes de exactitud temática con el índice Kappa y los derivados de la matriz de confusión, ya que es importante validar la exactitud del productor en los diversos grados de severidad e identificar las limitantes existentes en los rangos parametrizados para categorizar el grado de daño. Por otra parte, en la Tabla 8 se muestran los resultados del índice kappa para cada una de las zonas de evaluación propuestas en la validación del índice, evaluando polígonos de diversas formas, tamaños y asociaciones diversas. Se observan resultados satisfactorios para las evaluaciones realizadas cumpliendo con el objetivo pactado enfocado a su efectividad en términos de lugar y rangos de tiempo.

Tabla 8. Resultados de exactitud temática kappa obtenidos con el MDDI para las diferentes áreas de validación temática en el espacio-tiempo

Zona 1/15-16	Zona 2/14-15	Zona 3/10-12	Zona 4/16-17	Zona 5/12-17
0,92	0,79	0,89	0,89	0,91
Zona 6/17-18	Zona 7/16-17	Zona 8/17-18	Zona 9/17-18	Zona 10/17-18
0,87	0,89	0,89	0,88	0,90

4. Discusión de resultados

La categorización derivada de la analítica de datos permitió identificar diferentes facetas de la pérdida de bosque tropical, duración, temporalidad y tipo de perturbación. No todas las perturbaciones en el bosque se expresan de la misma manera por lo que considerarlas como un único grupo afectaría la calidad de los resultados y generaría que los rangos fueran más amplios. Estudios empleando el índice NDVI como (Pompa, 2008) permitió tener un punto de partida en dicha categorización y tener en cuenta no solo el valor de la reflectancia (antes, durante y después de la deforestación) sino su estado de fenología y que pasa luego de la perturbación. De igual manera, (Castro Macias, 2013), planteo un análisis de las firmas espectrales para clasificar la pérdida de bosque y sobre sus resultados se decidió proponer un análisis masivos con series de tiempo. El análisis conjunto de los mosaicos de mediana y su homólogo automatizado en *LandTrendr* permitió identificar la gran diferencia de datos emitidos con series de tiempo y rangos de tiempo fijos como el SMByC que emite datos anuales. Comparando los resultados se evidencio en la Tabla 4 como la variación de dichos rangos afectan en la entrega de datos oficiales de deforestación. De igual manera, elegir solo los datos obtenidos de la analítica

de datos donde se analizan los datos de reflectancia sin ningún tratamiento posterior o solo los datos automatizados de *LandTrendr* hacen que se generen sobre o subestimación de los rangos ya que el estudio permitió identificar como son técnicas complementarias y que comparada con los estudios de Pompa y Castro reducen los errores de estimación.

Desde un punto de vista del contexto político nacional los resultados del análisis de series de tiempo demostraron un incremento de la deforestación poco tiempo después de la firma del proceso de paz entre el gobierno nacional y la guerrilla FARC (entre finales de 2016 y principios de 2017) y teniendo en cuenta que la deforestación muestra patrones de expansión en zonas que eran territorio protegido por la guerrilla, se contradice la tesis emitida por (Negret *et al.*, 2019) en la cual se concluye una disminución posterior al proceso de paz.

El objetivo central del estudio estuvo enfocado a la generación de un índice espectral y temporal completamente funcional para detectar deforestación usando imágenes de satélite Landsat. Al ser la primera versión del índice espectral solo fue evaluado en bosque tropical colombiano de diferente ecosistema, pero con condiciones geográficas similares, lo que hace necesario pruebas a futuro en zonas boscosas fuera de la amazonia colombiana con el fin de analizar su potencialidad a nivel global. El factor crítico para la determinación de la ecuación del índice MDDI fue asegurar que fuera completamente replicable (al menos en un contexto nacional), y que tuviera buenos resultados de exactitud temática, por lo cual el estudio teórico y estadístico fue clave al momento de identificar las posibles variables de la deforestación en el tiempo y en los rangos del espectro electromagnético.

A diferencia de las áreas quemadas, se observa en la Figura 8 una variación en el espectro del SWIR2 entre bosque y suelo a diferencia de las áreas quemadas donde la firma espectral es básicamente la misma. Algunos autores de índices espectrales lograban identificar ciertas variaciones en rangos de la longitud de onda que permiten promediar los efectos causados entre dichas porciones del espectro electromagnético (Strachan *et al.*, 2002). De esta manera se planteó una hipótesis donde se buscó identificar las bandas donde se encuentra la mayor dispersión de los datos en el espacio-tiempo, obteniendo resultados congruentes como (Heredia Laclaustra *et al.*, 2003).

A diferencia del índice NBR donde solo una de las bandas del infrarrojo de onda corta mostraba tener incidencia en el resultado final a causa de los altos niveles de absorción de energía por parte del suelo quemado, las demás causas de la deforestación tienen como resultado parcelas de suelo expuesto (desnudo) que dependen del tipo de suelo puede tener mayor o menor reflectancia en diversas regiones espectrales. El índice NBR queda muy limitado para el análisis de deforestación en un contexto global ya que solo permite identificar aquellos derivados de incendios forestales, un efecto que también se identificó con los índices NDVI y SAVI donde al igual que otras investigaciones arrojan resultados de incertidumbre de los valores donde la identificación de pérdida de bosque se realizó con clasificación supervisadas de valores de los índices y generaban

resultados con áreas de comisión ya que los valores identificaban áreas que aun eran bosques estables (Zhiminaicela-Cabrera *et al.*, 2020).

Los resultados obtenidos demuestran que el índice MDDI es eficiente, funcional y replicable cumpliendo los parámetros requeridos en cuanto a detección de cambios en el tiempo y que puede ser aplicado en cualquier tipo de ecosistema boscoso tropical, por el momento con condiciones geográficas y fenológicas similares a las de la zona de estudio. Las evaluaciones realizadas en esta investigación y consignadas en la Tabla 8 permiten identificar zonas de deforestación en bosque denso tropical con valores de exactitud temática mayores al 90%, mientras que en las demás zonas de la Orinoquia y Amazonia la exactitud en la identificación de la deforestación supera el 85%. Los errores más usuales ocurrieron en la clase “severidad baja” y en la “severidad media”, donde la exactitud de productor fue del 90%. En las zonas de bosques riparios la exactitud del productor estuvo por debajo del 80%, como resultado de la interacción de los bordes entre bosque y deforestación. Estos resultados contrastados con la metodología compuesta formulada por (Rojas Briceño *et al.*, 2019) arroja un menor tiempo de ejecución, mayor precisión en la forma de los polígonos deforestados y una mayor exactitud temáticos, pero que podría tener aun mejores resultados de incluir una fase de segmentación como la propuesta por (Mas *et al.*, 2017).

De igual manera, el índice MDDI se evaluó en un par de zonas adicionales, como la región del bosque húmedo tropical del Catatumbo y el bosque seco tropical de la costa Caribe. Las especies forestales del Catatumbo son similares a las de la Amazonia, pero tanto los patrones de deforestación como las condiciones biofísicas de la zona son muy diferentes, mientras que el bosque seco del caribe se caracteriza por la gran presencia de ciénagas lo cual aumenta la absorción de energía y la gran extensión de suelos expuestos lo que significó un gran reto para evaluar la eficiencia del índice MDDI. En la Tabla 9 se muestra como pese a tener una geografía distinta a la de la zona de estudio el índice MDDI logra tener una exactitud cercana al 80%, mostrando un producto confiable en términos de identificar pérdida de bosque. Por su parte, un 68% de exactitud indica que el índice tiene limitaciones para identificar deforestación en ecosistemas de bosque seco y de ciénaga por lo cual se requieren procesos de edición manual adicionales para mejorar el resultado de la exactitud temática.

Tabla 9. Resultados de la evaluación temática para las zonas de mayor deforestación del Catatumbo y región Caribe

Zona	Catatumbo	Caribe
kappa	0,79	0,68

Se recomienda contar con una capa temática base de bosque no bosque de manera que estos cambios bajo No bosque estable no sean clasificados como variación en la vegetación boscosa inexistente como resultado de variables hídricas y presencia de una pequeña capa de vegetación de baja altura sobre zonas de suelos desnudo.

Tabla 10. Resultados de la exactitud de usuario para tres de las zonas evaluadas

<i>Clase</i>	<i>PNN Tinigua</i>	<i>Ciudad Yari</i>	<i>Vía marginal</i>
<i>Severidad baja</i>	0,68	0,64	0,76

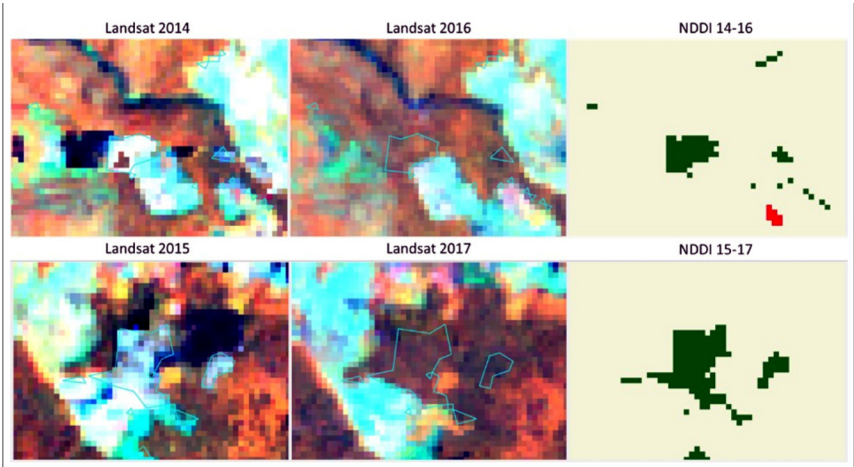


Figura 13. Muestra potencial de los resultados de regeneración forestal con el uso del índice MDDI.

Los errores más altos se presentaron en la “severidad baja” como consecuencia de la interacción entre la proximidad entre el bosque y otras coberturas que se encuentran de manera difusa en el entorno de píxeles produciendo un efecto de borde. En la Tabla 10 se muestran algunos resultados obtenidos para tres de las zonas con mayor presencia de deforestación en la serie de tiempo donde los resultados de exactitud de productor para la “severidad baja” no superan el 80% de exactitud. Aunque el propósito del índice MDDI es identificar deforestación, también se descubrió que también permite identificar posible regeneración forestal. Las pruebas y evaluaciones fueron enfocadas a pérdida de bosque por lo cual no se realizaron análisis de evaluación temática para la eventual “ganancia forestal”, pero en términos visuales como en la Figura 13 se puede hipotetizar que el índice espectro-temporal puede tener la capacidad de categorizar exitosamente la regeneración forestal. Finalmente, los resultados arrojados por el nuevo índice propuesto muestran evidencia de resultados eficientes para los bosques naturales a diferencia de los resultados globales automatizados como los de la Universidad de Maryland donde se tiene en cuenta incluso la pérdida de vegetación leñosa —no boscosa que en la mayoría de los casos hace que se sobreestimen las tasas de deforestación haciéndolas más críticas de lo que realmente son.

5. Conclusiones

Es estudio permitió concluir que el índice generado es muy eficiente al menos para el ecosistema de bosque húmedo tropical colombiano. Los errores de comisión y omisión están asociados a zonas de baja severidad donde la transición de coberturas afecta la identificación de pérdida de bosque. El índice al ser evaluado en otros tipos de bosque como el seco de la costa caribe y bosque húmedo del Catatumbo se muestra competente al momento de delimitar y presentar los polígonos de deforestación aunque no con la misma exactitud temática que las pruebas realizadas en el bosque de la amazonia, esto como consecuencia de las variaciones fenológicas de los diversos tipos de bosques y es un aspecto crítico que se debe evaluar a futuro para ser considerado como un índice espectral con la capacidad de identificar deforestación a nivel global y que sea una herramienta competente frente a algoritmos como los empelados en *LandTrendr* y la universidad de Maryland. Adicionalmente, el análisis de series de tiempo mostro una alta relevancia al momento de tener una base estadística en la generación del índice espectro-temporal donde la variable tiempo cobra protagonismo en fenómenos de cambio de cobertura como la deforestación permitiendo ajustar los rangos de intervalos estadísticos y tener una mayor precisión al momento de comparar valores espectrales a lo largo de la línea de tiempo.

Bibliografía

- Araque, L., & Jiménez, A. (2009). Caracterización de firma espectral a partir de sensores remotos para el manejo de sanidad vegetal en el cultivo de palma de aceite. *Revista Palmas*, 30 (3), 63-79.
- Armenteras, D., Gibbes, C., Anaya, J. A., & Dávalos, L. M. (2017). Integrating remotely sensed fires for predicting deforestation for REDD+. *Ecological Applications*, 27 (4), 1294-1304. <https://doi.org/10.1002/eap.1522>
- Bocco, G., Mendoza, M., & Masera, O. R. (2001). The dynamics of land-use change in the State of Michoacán. A methodological proposal for the study of deforestation processes. *Boletín del Instituto de Geografía*, UNAM, 44 (2448-7279), 18-38.
- Carreira, J. A., & Niell, F. X. (1995). Analisis de componentes principales sobre datos multiespectrales "Landsat-TM" e interpretacion de cubiertas vegetales en las Sierras de Tejeda y Almijara". *Acta Botanica Malacitana*, 20, 153-164. <https://doi.org/10.24310/abm.v20i.8846>
- Castro Macías, D. R. (2013). Monitoreo de bosques utilizando NDVI Rededge de Rapideye. *Revista Geoespacial*, 10 (1390-3993), 58-71.
- Chen, J. M. (1996). Evaluation of Vegetation Indices and a Modified Simple Ratio for Boreal Applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22 (3), 229-242. <https://doi.org/10.1080/07038992.1996.10855178>
- Cohen, W. B., Yang, Z., Healey, S. P., Kennedy, R. E., & Gorelick, N. (2018). A LandTrendr multispectral ensemble for forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment*, 205 (0034-4257), 131-140. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.015>

- Coronel, Y. T. (2015). Método de los promedios anuales en el monitoreo de los cambios de cobertura por deforestación usando el sensor MODIS The average annual changes deforestation monitoring method in coverage using the MODIS model. *Revista ECIPeru*, 11.
- Correa-Gómez, D. F., & Stevenson, P. R. (2010). Estructura y diversidad de bosques de galería en una sabana estacional de los llanos orientales colombianos. *xOrinoquia* (Issue 1).
- Crist, E. P., & Cicone, R. C. (1984). A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data-The TM Tasseled Cap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 3, (0196-2892/84/0500-0256).
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4157507>
- Galindo, G., Espejo, O. J., Vergara, L. K., & Cabrera, E. (2014). *Protocolo de procesamiento digital de imágenes para la cuantificación de la deforestación en Colombia*.
https://doi.org/978958_8067636
- Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1997). Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 18 (12), 2691-2697.
<https://doi.org/10.1080/014311697217558>
- Heredia Laclaustra, A., Martínez Sánchez, S., Quintero, E., Piñeros, W., & Chuvieco, E. (2003). Comparación de distintas técnicas de análisis digital para la cartografía de áreas quemadas con imágenes Landsat ETM+. *Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de La Información Geográfica*, 216-234. www.geo-focus.org
- Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment Fingerprinting Australian ecosystem threats from climate change and biodiversity loss View project Impacts of extreme hydro-meteorological conditions on ecosystem functioning and produ. *Remote Sensing of Environment*, 25, 295-309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Hurtado, L., & Lizarazo, I. (2019). Identification of disturbances in the colombian tropical rainforest from landsat satellite image time series using the landtrendr algorithm. *Revista de Teledetección*, 2019 (54), 25-39.
<https://doi.org/10.4995/raet.2019.12285>
- Kennedy, R. E., Yang, Z., & Cohen, W. B. (2010). Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr-Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 114 (12), 2897-2910.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.008>
- Kennedy, R. E., Yang, Z., Gorelick, N., Braaten, J., Cavalcante, L., Cohen, W. B., & Healey, S. (2018). Implementation of the LandTrendr algorithm on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 10 (5). <https://doi.org/10.3390/rs10050691>
- López García, M. J., & Caselles, V. (1991). Mapping burns and natural reforestation using thematic mapper data. *Geocarto International*, 6 (1), 31-37.
<https://doi.org/10.1080/10106049109354290>
- Mas, J.-F., Lemoine-Rodríguez, R., González, R., López-Sánchez, J., Piña-Garduño, A., & Herrera-Flores, E. (2017). Evaluación de las tasas de deforestación en Michoacán a escala detallada mediante un método híbrido de clasificación de imágenes SPOT. *Madera y Bosques*, 23 (2), 119-131.
<https://doi.org/10.21829/MYB.2017.2321472>
- Negret, P. J., Watson, J. E. M., Possingham, H. P., Sonter, L., Jones, K. R., Suarez, C., Ochoa-Quintero, J. M., & Maron, M. (2019). Emerging evidence that armed conflict

- and coca cultivation influence deforestation patterns. *Biological Conservation*. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2019.07.021>
- Pompa, M. (2008). Deforestation analysis in mountain ecosystems in northwest of Mexico. *Avances en Investigación Agropecuaria*, 12(2), 35-43.
- Ramírez-Fernández, S. E., & Lizarazo-Salcedo, I. A. (2014). Classification of cloud masses from weather imagery using machine learning algorithms. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, 43-57. <https://doi.org/0120-6230>
- Rojas Briceño, N. B., Barboza Castillo, E., Maicelo Quintana, J. L., Oliva Cruz, S. M., & Salas López, R. (2019). Deforestación en la Amazonía peruana: índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG. *Boletín de La Asociación de Geógrafos Españoles*, 81, 1-34. <https://doi.org/10.21138/bage.2538a>
- SMBYC (2017). *Alertas tempranas de deforestación*. <http://smbyc.ideam.gov.co/MonitoreoBC-WEB/pub/alertasDeforestacion.jsp>
- Strachan, I. B., Pattey, E., & Boisvert, J. B. (2002). Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 80 (2), 213-224. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00299-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00299-1)
- University of Maryland (2018). *Global Forest Change 2000-2014*. https://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest/download_v1.2.html
- Willington, E., Nolasco, M., & Bocco, M. (2013). Clasificación supervisada de suelos de uso agrícola en la zona central de Córdoba (Argentina): comparación de distintos algoritmos sobre imágenes Landsat. Congreso Argentino de AgroInformática, 207.
- Zhiminaicela-Cabrera, J., Quevedo-Guerrero, J., & Morocho-Castillo, A. (2020). Deforestación y cambios en la cobertura vegetal del archipiélago de Jambelí, mediante el uso de imágenes satelitales Landsat-8. *Manglar*, 17 (3), 153-157. <https://doi.org/10.17268/manglar.2020.023>