

Análisis multitemporal automatizado de zonas de bosque y no bosque sobre las cuencas hidrográficas de la región del Catatumbo, Norte de Santander

Automated multi-temporal analysis of forest and non-forest areas on the hydrographic basins of the Catatumbo region, Norte de Santander

M. Tabares-Mosquera 1¹
mauricio.tabares00@usc.edu.co

F. Velandia-González 2¹
francy.velandia00@usc.edu.co

Universidad Santiago de Cali, Facultad de Ingeniería, Programa Especialización en Sistemas de Información Geográfico (1,2)

Resumen

Los sistemas de información geográfico y la teledetección se utilizan frecuentemente como apoyo en la planificación territorial, desarrollo de trabajo de campo y el estudio de cambios en la superficie. El método de calcular y clasificar índices espectrales se utiliza ampliamente para caracterizar grandes áreas en un período de tiempo específico, lo que permite identificar tendencias y monitorear cambios en el uso y cobertura de la tierra. Este estudio analizó la vegetación y el fenómeno de conversión de tierras en cuatro cuencas hidrográficas de la región del Catatumbo, Norte de Santander, Colombia, empleando imágenes SENTINEL-2 capturadas en los años 2019 y 2022, que luego de someterse a correcciones, se emplearon para calcular y comparar los índices espectrales NDVI y SAVI. En este proceso se programó un *script* en lenguaje *Python* para desarrollar una herramienta de geoprocetamiento ArcToolbox. Con esta herramienta se valoraron dos escenarios para estimar la influencia de la expansión de la frontera agrícola y los centros urbanos del área de estudio. Durante el período de estudio, mientras la cobertura de bosques se redujo en 334 km², los pastos y arbustos crecieron en 260 km², evidencia de la conversión de tierras sobre esta área con presencia cuantiosa del cultivo de la palma de aceite, cultivos ilícitos y actividades ganaderas. La validación de resultados demostró una precisión de 84% de las coberturas generadas por el modelo frente a la capa oficial de coberturas de Colombia *Corine Land Cover*.

Palabras Clave: Catatumbo; Conversión de tierra; Frontera agrícola; SIG; Teledetección; Índice espectral; NDVI; SAVI; Vegetación; SENTINEL-2; *Python*

Abstract

Geographic information systems and remote sensing are frequently used as support in land planning, field work and the study of changes over the surface of the Earth. The method of calculating and classifying spectral indices is widely used to characterize large areas in a specific time period, allowing trends to be identified and changes in land use and cover to be monitored. This study analyzed the vegetation and the phenomenon of land conversion in four hydrographic basins of the Catatumbo region, Norte de Santander, Colombia, using SENTINEL-2 images captured in the years 2019 and 2022, which, after undergoing corrections, were used to calculate and compare NDVI and SAVI spectral indices. In this process, a Python language script was programmed to develop an ArcToolbox geoprocessing tool. With this tool, two scenarios were evaluated to estimate the influence of the expansion of the agricultural frontier and the urban centers of the study area. During the study period, while forest cover was reduced by 334 km², grasses and shrubs grew by 260 km², evidence of land conversion in this area with a significant presence of oil palm cultivation, illicit crops, and livestock activity. The validation stage showed an accuracy of 84% for the land cover generated by the model compared to the official land cover layer of Colombia *Corine Land Cover*.

Keywords: Catatumbo; Land conversion; Agricultural frontier; GIS; Remote sensing; Spectral index; NDVI; SAVI; Vegetation; SENTINEL-2; *Python*

1. INTRODUCCIÓN

La Región del Catatumbo se encuentra al nor-orienté de Colombia, comparte límite con Venezuela, se ubica en el departamento de Norte de Santander y está conformada por 13 municipios. Es una región particularmente conocida a nivel nacional por el conflicto social: cuenta con presencia de grupos ilegales armados los cuales constantemente están luchando por el control territorial de la región (Santiago Reyes, 2018).

En la región del Catatumbo se ubica el Parque Nacional Natural (PNN) Catatumbo Barí, pero a pesar de su riqueza natural y ecosistemas estratégicos, Mongabay (2020) demostró el aumento en el tiempo de la deforestación en esta importante reserva: entre enero y octubre de 2020, se registraron 4700 alertas de deforestación debido a dos actores principales: cultivadores de coca y de palma africana.

El municipio de Tibú es el que presenta mayor índice de deforestación en Norte de Santander con 7103 ha para 2019 (IDEAM, 2020). Con la deforestación se presentan las condiciones para que la frontera agrícola se extienda a nuevas áreas, se reduce el área de bosque y disminuye el caudal de las fuentes hídricas por la alteración de la ronda hídrica. La población general junto con sus necesidades básicas insatisfechas y oportunidades que ofrece la economía de la región se involucra en el cultivo de coca, generando deforestación alterando los componentes orgánicos del suelo acelerando la pérdida de biomasa (Defensoría Del Pueblo, 2006).

La situación ambiental y social de la región del Catatumbo representa un reto para los gestores públicos o privados del territorio y de apoyo a las comunidades, para quienes es fundamental contar con información constante en el tiempo, con criterio científico, recuperada y procesada de manera ágil, al momento de diagnosticar y formular políticas o implementar proyectos productivos sostenibles, en los cuales se incentive la producción, pero a la vez se tenga el equilibrio con el medio ambiente.

Por estos motivos, este estudio propuso la construcción de una herramienta SIG automatizada que permitió analizar el territorio generando información geográfica a partir de imágenes satelitales para evidenciar las zonas impactadas por la deforestación en el tiempo, calcular y postprocesar índices espectrales como el NDVI y SAVI, clasificar zonas de bosque y no bosque con sus áreas y atributos respectivos. Dicha herramienta se programó en *Python* y se desarrolló como una herramienta de ArcToolbox para ArcMap. La implementación de esta herramienta permitió la valoración de múltiples escenarios de análisis para el área objeto de estudio.

La unidad de análisis empleada para este estudio fue la cuenca hidrográfica, entendiéndose como el área o extensión territorial que refleja las relaciones entre los sistemas naturales y antrópicos en función al agua en un contexto espacial definido (Buitrago, 2016). Asumiendo las cuencas hidrográficas desde este enfoque fue posible caracterizar las superficies y estimar los cambios en el tiempo para un área con límites definidos.

En estas condiciones, la propuesta de este trabajo es útil para diferentes entidades territoriales, la academia, autoridades ambientales, fondos de agua y otras instituciones articuladoras de propuestas tipo REDD+ a favor de estrategias integrales para recuperar zonas y ecosistemas degradados, como el control de la deforestación y la gestión sostenible de los bosques, o más estrategias necesarias para promover un ordenamiento territorial que consolide territorios más resilientes frente a fenómenos naturales o antrópicos y que ofrezcan beneficios directos e indirectos a la comunidad. Este trabajo es de gran importancia ya que genera información geográfica para identificar y cuantificar la degradación de los ecosistemas naturales de una manera rápida, veraz y con la capacidad de replicarse en el tiempo, y así orientar la toma de decisiones y estrategias más adecuadas con prontitud.

Este estudio resalta los beneficios del geoprocésamiento automatizado en el campo de los SIG y la teledetección como método para el monitoreo de superficies de gran extensión, y así producir información geográfica constante, con parámetros definidos para generar resultados de alta certidumbre a partir de fuentes de acceso público.

2. MATERIALES Y MÉTODOS/METODOLOGÍA

2.1 Área de estudio

El área corresponde a cuatro cuencas hidrográficas: Caño Victoria, Presidente, Sardinata y Tibú. El área se definió a partir de un ejercicio de delimitación de cuencas empleando ArcGIS 10, un modelo de elevación digital del terreno y el conjunto de herramientas *hydrology*, así fue posible modelar el flujo de agua a través de la superficie definiendo los límites para las cuencas en estudio. Como resultado se obtuvo una capa de polígonos con las cuencas delimitadas. Sobre esta capa se definió una topología sin permitir huecos o superposición entre capas.

El mapa de la Figura 1 muestra el área de estudio definida para este proyecto, abarca principalmente los municipios de Bucarasica, Lourdes, Sardinata, Tibú y Villa Caro. La imagen de satélite permite inferir que es un área de abundante vegetación y cultivos con centros urbanos de pequeña extensión distribuidos sobre su área.

La Tabla 1 enseña la extensión por Cuenca y el número de centros urbanos predominantes relacionados a su área. En conjunto, las cuencas suman un área total de 3423 Km².

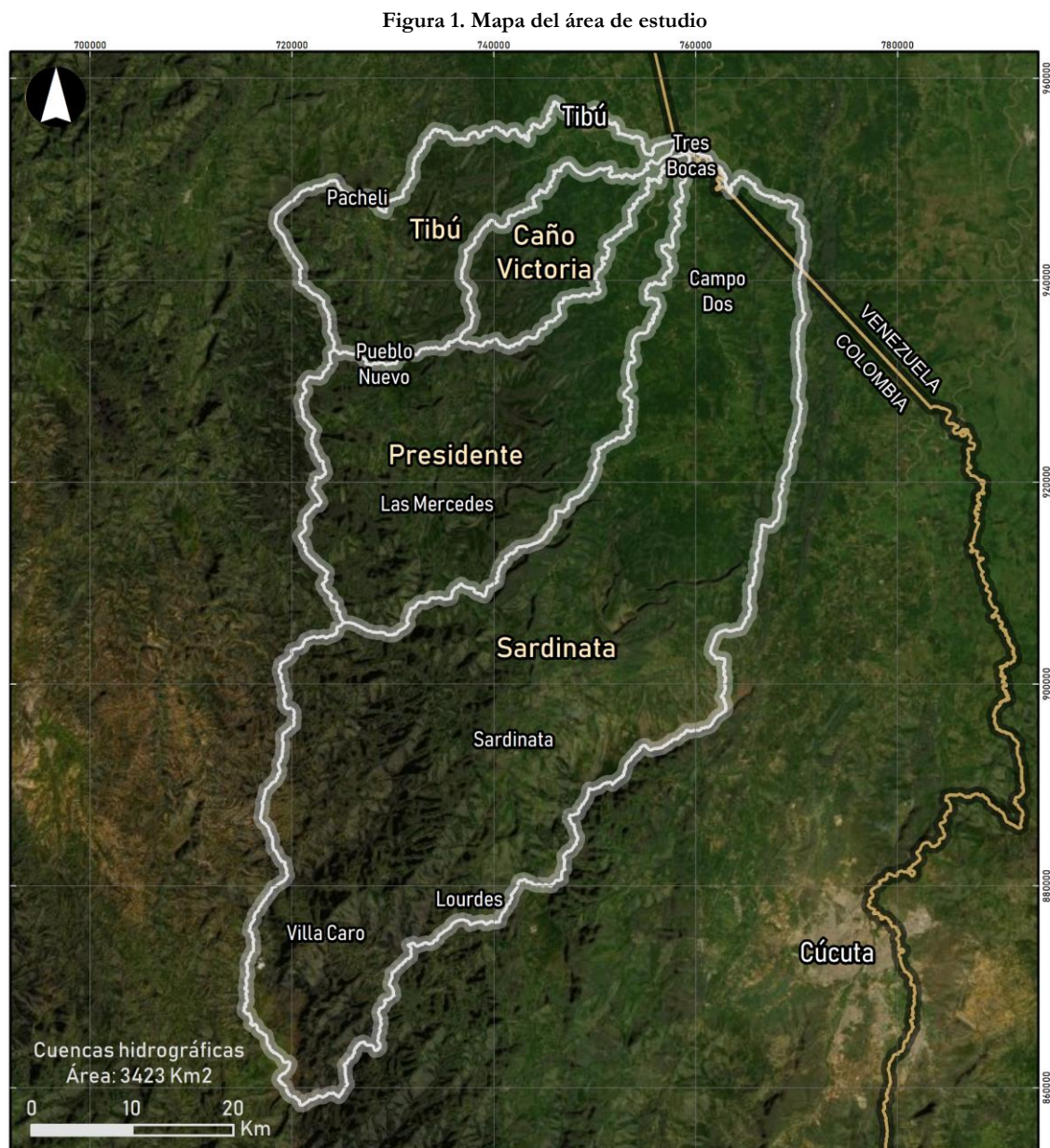
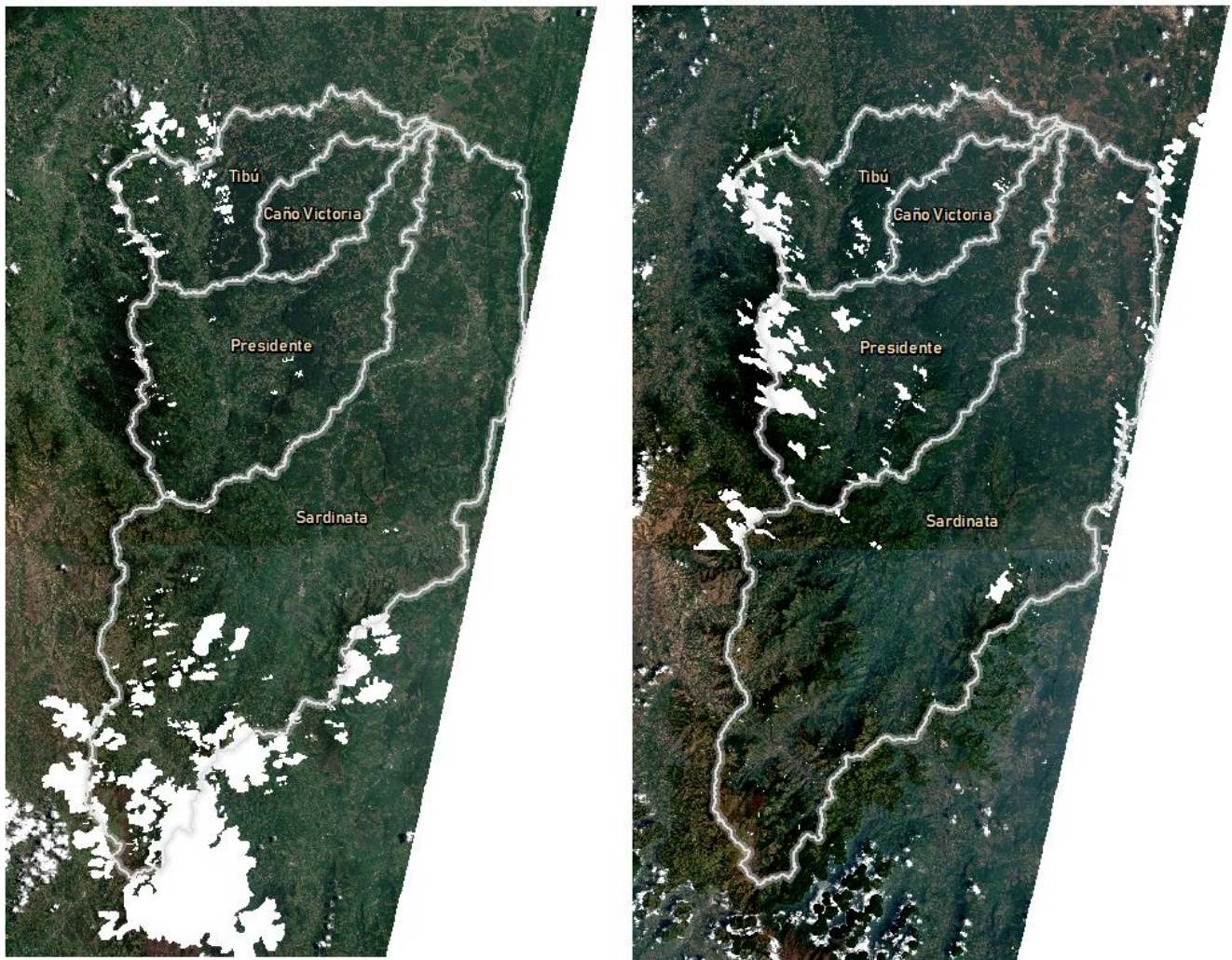


Tabla 1. Cuencas y principales centros urbanos

Cuenca hidrográfica	Área (En Km ²)	Centros urbanos
Caño Victoria	191,6	N/A
Presidente	782,9	1
Sardinata	2042,4	4
Tibú	406,0	4
TOTAL	3422,9	9

2.2 Geoprocesamiento: automatización y monitoreo de superficies

El monitoreo del área de estudio se realizó a partir de imágenes satelitales de la constelación SENTINEL-2. Los criterios empleados para su elección fueron: a) cobertura de área de estudio; b) fecha de captura más reciente y no superior a cuatro años; c) fecha de captura para un mismo período del año; y c) porcentaje de nubes del 10% o menos. Las imágenes que cumplieron con estos criterios fueron capturadas en las fechas 2019-03-29 y 2022-05-03, distribuidas con un nivel de procesamiento L-1C (ver Figura 2).

Figura 2. Imágenes SENTINEL-2 procesadas. Izquierda: 2019-03-29. Derecha: 2022-05-03

El nivel de procesamiento L-1C incluye correcciones radiométricas, geométricas, ortorectificación y asignación del sistema de referencia global WGS84 - UTM 18N (European Space Agency, 2015). Su reflectancia por píxel se calcula sobre el sensor al Techo de la Atmósfera (*top of atmosphere* [TOA]) y se transformaron a valores de reflectancia al Nivel de Superficie (*bottom of atmosphere* [BOA]). Las imágenes fueron descargadas, corregidas, enmascaradas y unidas en mosaicos con el software QGIS, módulo *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP). El área enmascarada conjunta por nubes fue del 9,2% (315,8 Km²). El producto fueron dos mosaicos limpios de nubes con 13 bandas espectrales (ver Tabla 2).

Tabla 2. Características de imágenes SENTINEL-2

N.º	Banda	Longitud de onda (µm)	Resolución espectral (mt)
1	Aerosol	0,43 - 0,45	60
2	Blue	0,45 - 0,52	10
3	Green	0,54 - 0,57	10
4	Red	0,65 - 0,68	10
5	Red edge 1	0,69 - 0,71	20
6	Red edge 2	0,73 - 0,74	20
7	Red edge 3	0,77 - 0,79	20
8	NIR 1	0,78 - 0,90	10
8A	NIR 2	0,85 - 0,87	20
9	Water vapour	0,93 - 0,95	60
10	Cirrus	1,36 - 1,39	60
11	SWIR 1	1,56 - 1,65	20
12	SWIR 2	2,10 - 2,28	20

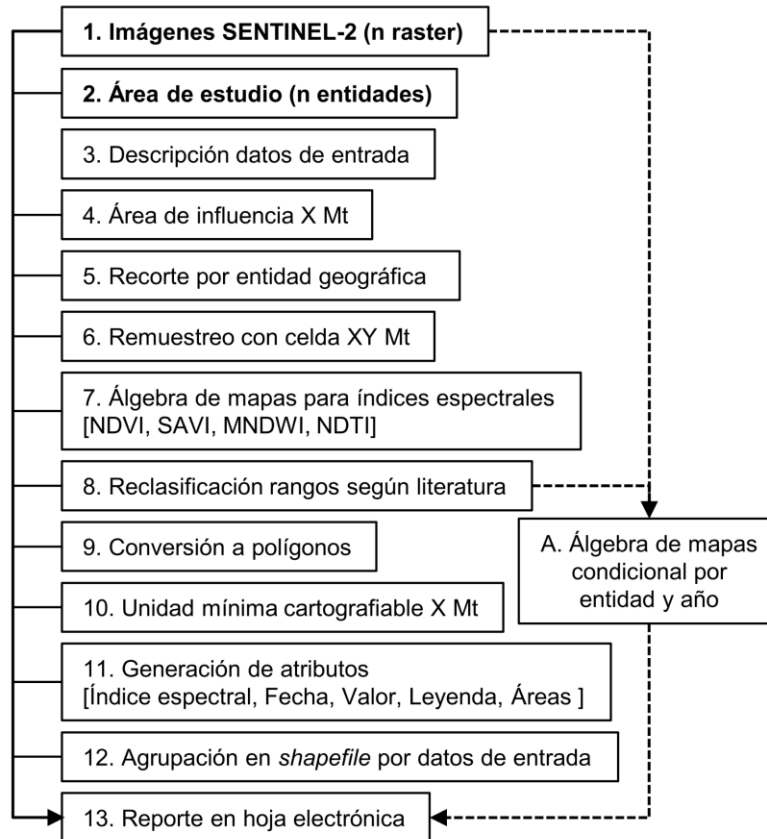
Fuente: Adaptado de European Space Agency, 2015

El modelo de geoprocésamiento automatizado se desarrolló en lenguaje de programación *Python*, importando la librería *ArcPy* y las herramientas respectivas de ArcGIS. Se diseñó una herramienta ArcToolbox con la versión final del *script*, que se calibró para un área de estudio más pequeña hasta alcanzar los resultados esperados. A partir del conjunto de datos *raster* y el *shapefile* del área de estudio, la herramienta realiza el monitoreo automatizado en dos bloques como muestra la Figura 3. A continuación se describe cada una:

2.2.1 Etapa 1: cálculo de índices espectrales, *shapefile* y reporte

Esta etapa comprende los numerales 1 al 13 de la Figura 3. El componente principal de esta etapa es el cálculo y reclasificación de índices espectrales empleando las herramientas *Map algebra* y *Reclassify*, respectivamente. *Map algebra* es una herramienta que permite la ejecución de operadores y funciones de Spatial Analyst para realizar análisis con datos geográficos (Environmental Systems Research Institute, 2021). *Reclassify* permite modificar y clasificar los valores de un *raster* a partir del criterio que defina el usuario (Environmental Systems Research Institute, 2021). Empleando estas herramientas fue posible obtener un *raster* con clases definidas para índices espectrales asociados a vegetación, agua, y entornos construidos.

Figura 3. Modelo de geoprocésamiento desarrollado



El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) es un índice simple y efectivo para cuantificar la vegetación verde. Normaliza la dispersión de hojas verdes en longitudes de onda del infrarrojo cercano con la absorción de clorofila en longitudes de onda rojas. El rango de valores del NDVI es de -1 a +1. Este índice es el más empleado en la literatura científica, sin embargo, tiende a saturarse en sus valores altos exagerando la estimación (Sykas, 2022). La Tabla 3 enseña la fórmula y clasificación definida por defecto para el NDVI en este estudio. Los índices de vegetación como el NDVI reflejan las características de la vegetación en diferentes umbrales, útil para identificar las condiciones de la superficie en análisis (Sahebjalal & Dashtekian, 2013; Ozyavuz et al., 2015; Gandhi et al., 2015).

Tabla 3. Fórmula y reclasificación del NDVI

$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red)$			
Clase	Valor mínimo	Valor máximo	Leyenda
0	-1,000	0,400	Sin / Mínima vegetación
1	0,400	0,605	Arbustos y pastizales
2	0,605	+1,000	Bosque denso

El Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) es una transformación que minimiza las influencias del brillo del suelo sobre los índices que involucran longitudes de onda rojas e infrarrojas cercanas (NIR). El rango de valores del SAVI es de -1 a +1. Este índice permite discriminar entre la vegetación más densa ya que su punto de saturación es más bajo que el NDVI (Sykas, 2022). La fórmula y clasificación por defecto para el SAVI se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Fórmula y reclasificación del SAVI

$$SAVI = ((NIR - Red) / (NIR + Red + 0.5)) * 1.5$$

Clase	Valor mínimo	Valor máximo	Leyenda
0	-1,000	0,300	Sin / Mínima vegetación
1	0,300	0,410	Arbustos y pastizales
2	0,410	+1,000	Bosque denso

El Índice Modificado de Agua por Diferencia Normalizada (MNDWI) se utiliza para monitorear los cambios relacionados al contenido de agua en la superficie (Xu, 2006). Como los cuerpos de agua absorben fuertemente la luz en el espectro electromagnético visible e infrarrojo, MNDWI utiliza bandas verdes e infrarrojas de onda corta (SWIR) para resaltar los cuerpos de agua. El rango de valores del MNDWI es de -1 a +1. La Tabla 5 enseña la fórmula y clasificación definida para el MNDWI en este estudio.

Tabla 5. Fórmula y reclasificación del MNDWI

$$MNDWI = (Green - SWIR 1) / (Green + SWIR 1)$$

Clase	Valor mínimo	Valor máximo	Leyenda
0	-1,000	0,080	No es agua
1	0,080	+1,000	Cuerpo de agua

Fuente: Adaptado de Watik & Jaclani, 2019; Xu, 2006

El Índice de Labranza de Diferencia Normalizada (NDTI) además de emplearse en agricultura, puede resaltar áreas edificadas y separarlas de otras clases de cobertura de la tierra, como suelo descubierto, mientras que los índices edificados tradicionales no lo permiten. Osgouei et al., 2019, emplearon el NDTI y mostraron que la diferencia de reflectancia entre las bandas SWIR 1 y 2 fue mayor para los píxeles seleccionados de la tierra desnuda que para los píxeles seleccionados de las áreas edificadas. Esto indicó la eficiencia de estas dos bandas SWIR para diferenciar el área edificada del suelo descubierto. El rango de valores del NDTI es de -1 a +1. La fórmula y clasificación definida por defecto para el NDTI se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6. Fórmula y reclasificación del NDTI

$$NDTI = (SWIR 1 - SWIR 2) / (SWIR 1 + SWIR 2)$$

Clase	Valor mínimo	Valor máximo	Leyenda
0	-1,000	-0,400	No construido
	0,175	+1,000	
1	-0,400	0,175	Construido

Fuente: Adaptado de Osgouei et al., 2019

Con el índice espectral calculado su transformación en *shapefile* requiere la eliminación por borde de polígonos inferiores al valor definido como Unidad Mínima Cartografiable (UMC). La UMC es la superficie en metros cuadrados de menor tamaño que puede representarse sobre un mapa (Salitchev, 1979). La UMC establece una relación entre la escala del mapa, la resolución de la imagen y el tamaño del elemento digitalizado. La escala de trabajo definida para este trabajo fue de 1:25.000 para representar de manera coherente los fenómenos de la superficie asociados a la vegetación considerando la extensión del área estudiada. Así las cosas, la UMC para esta escala son 10.000 Mt², es decir, una hectárea.

Con esta capa se inicia la creación de campos y captura de atributos a partir de los datos de entrada, es decir, el *raster* y el *shapefile* del área de estudio. Esto se realiza con el módulo *Data Access (arcPy.da)* que permite controlar las sesiones de edición y trabajar con datos (Environmental Systems Research Institute, 2021). Para este caso un cursor (*UpdateCursor*) regresó al campo de interés y actualizó los registros de la entidad. Luego, las capas con atributos generados se agrupan con base en el *shapefile* de entrada para unir atributos entre tablas a partir del identificador único de entidad (FID). Las capas resultantes conservan la información de entrada y salida del modelo de geoprocresamiento. Finalmente, se genera un reporte de resultados en hoja electrónica para cada *shapefile* útil para realizar estimaciones, tablas dinámicas y gráficas de apoyo al análisis.

2.2.2 Etapa 2: comparación y detección de cambios, *shapefile* y reporte

Los numerales A, 8 al 13 del modelo de geoprocresamiento están asociados a esta etapa. La detección de cambios temporales se puede realizar mediante la comparación de dos *raster* con diferente fecha de captura. Por ejemplo, es posible detectar cambios en la cubierta vegetal utilizando imágenes multiespectrales y calcular índices espectrales de vegetación para diferentes períodos de tiempo. Los resultados óptimos se obtienen con *raster* postprocesados, normalizados y clasificados (Environmental Systems Research Institute, 2020).

Esta comparación se puede realizar empleando *Map algebra* y la función *Con* (condicional) para cuantificar las áreas de cambio a partir de las clases definidas a los índices espectrales. La Tabla 7 enseña la fórmula empleada y la clasificación que reflejó el cambio para el área en análisis con su respectiva leyenda. Luego, el *raster* clasificado se convierte a *shapefile*, se generan sus atributos, se agrupa con base en los datos de entrada y se genera un reporte en hoja electrónica.

Tabla 7. Fórmula y clasificación para la detección de cambios

$$R.nuevo > R.viejo, 2, Con (R.nuevo == R.viejo, 1, 0)$$

Clase	Leyenda
0	Recent period decreased coverage. Land cover loss from initial to final date
1	No change between periods. Land cover unchanged
2	Recent period increased coverage. Land cover recovery from initial to final date

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

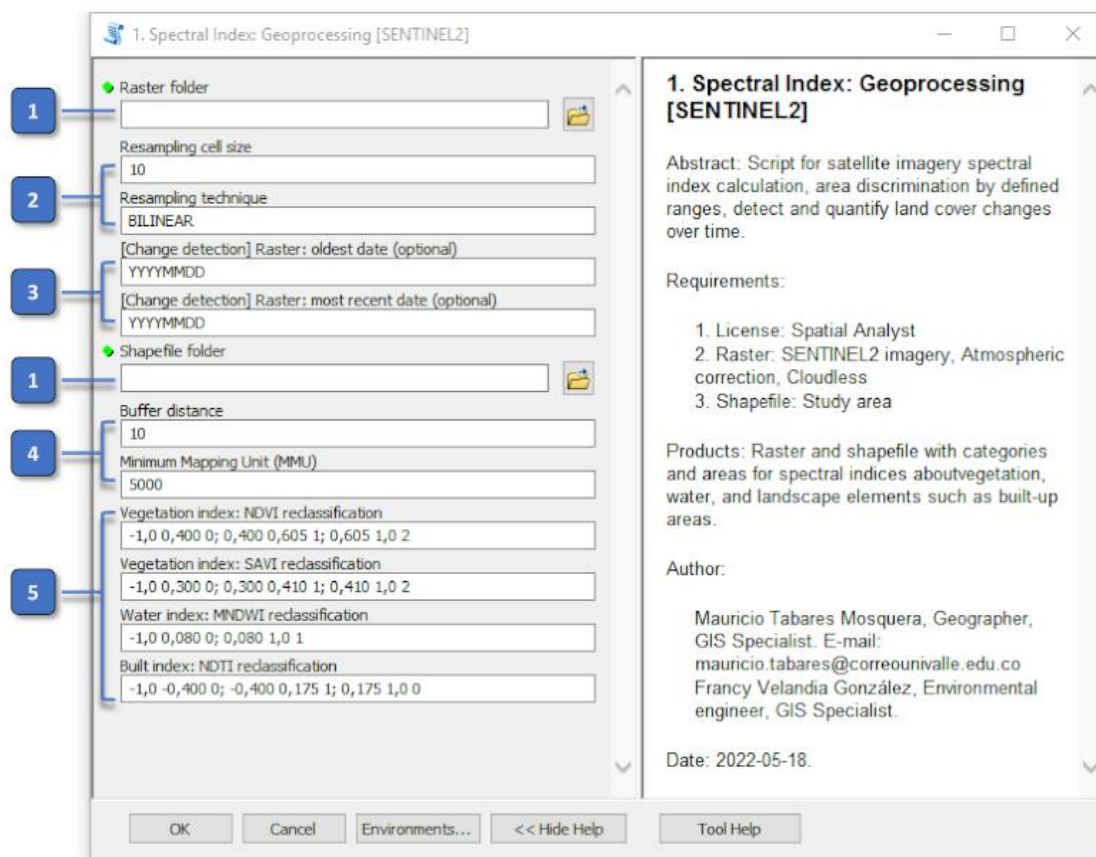
A continuación, se dan a conocer los resultados, donde se resalta la importancia de optimizar los procesos mediante la creación de herramientas con lenguajes de programación que faciliten los estudios orientados a la toma de decisiones.

3.1 Herramienta ArcToolbox: Spectral Index Analysis Tool [SENTINEL-2]

El *script* calibrado se trasladó a una herramienta de ArcToolbox de ArcGIS. De esta forma, el geoprocesamiento de índices espectrales y su información geográfica se ejecutó de forma ágil y constante como beneficio de la automatización de procesos con mínima interacción del usuario. El desarrollo de una herramienta con interfaz gráfica permitirá replicar estos análisis a otros períodos, zonas de estudio, indicadores, fenómenos u objetivos.

Los parámetros de la herramienta cuentan con su texto guía y opciones de configuración. La herramienta se diseñó para el idioma inglés. La interfaz de la herramienta se muestra en la Figura 4 con sus parámetros por defecto.

Figura 4. Interfaz de la herramienta ArcToolbox



La descripción de las secciones y parámetros de la herramienta se muestran en la Tabla 8.

Tabla 8. Secciones de la herramienta ArcToolbox

Num.	Parámetros	Descripción
1	- Raster folder	- Raster folder Folder where satellite imagery is located. It can contain one or many files inside the folder. Note: Raster files must have their original naming scheme from SENTINEL 2 Hub. In this way it is possible to process multiple images simultaneously discriminating by their capture date: E.g. "T18NUJ_20151224T153612.tif"
	- Shapefile folder	- Shapefile folder Folder where study area is located. It can contain one or many files inside the folder and the number of entities is unlimited.

2	- Resampling cell size	- Resampling cell size The cell size of the new raster. Use a single number specifying a square cell size using spatial units from your input raster. E.g. 10; 20; 30.
	- Resampling technique	- Resampling technique Specifies the resampling technique to be used. Valid input values are: NEAREST: Nearest neighbor is the fastest resampling method; it minimizes changes to pixel values since no new values are created. It is suitable for discrete data, such as land cover. BILINEAR: Bilinear interpolation calculates the value of each pixel by averaging (weighted for distance) the values of the surrounding four pixels. It is suitable for continuous data, such as a satellite image, an elevation model, or aerial photos. CUBIC: Cubic convolution calculates the value of each pixel by fitting a smooth curve based on the surrounding 16 pixels. This produces the smoothest image but can create values outside of the range found in the source data. It is suitable for continuous data. MAJORITY: Majority resampling determines the value of each pixel based on the most popular value in a 3 by 3 window. Suitable for discrete data.
3	- [Change detection] Raster: oldest date	- [Change detection] Raster: oldest date Type the oldest date from the raster filename using Year and/or Month and/or Day. Valid inputs are: E.g. "2015" or "201501" or "20150130". Note about vegetation: The NDVI/ SAVI rasters must be aligned and cover the same spatial extent. Additionally, to detect annual changes, acquire rasters calculated for the same window of the year. Otherwise, rasters calculated in different seasons reflect vegetation changes over seasons, and not years.
	- [Change detection] Raster: most recent date	- [Change detection] Raster: most recent date Type the most recent date from the raster filename using Year and/or Month and/or Day. Valid inputs are: E.g. "2020" or "202003" or "20200324".
4	- Buffer distance	- Buffer distance Creates buffer polygons around input features to a specified distance. The distance around the input features will be buffered using spatial units from your input shapefile, like meters. E.g. 50; 100; 500. A value of zero (0) is not valid for buffering. Note: As a generic rule, input raster cell size value it's the minimum recommended to be used to avoid border conflict with multiband raster processing. E.g. SENTINEL-2: 10; 20; 60.
	- Minimum Mapping Unit (MMU)	- Minimum Mapping Unit (MMU) The Minimum Mapping Unit (MMU) is the specific size of the smallest feature that is being reliably mapped in your map (Salitchev, 2009). The MMU determines a relationship between the scale of the map, the resolution of the image and the size of the digitized element. Input area unit is square meters (Mt2). E.g. SENTINEL-2 bands imagery: Spatial resolution: 10 mt - 20 mt - 60 mt Maximum scale: 1:15000 - 1:25000 - 1:100000 MMU: 5000 mt2 - 10000 mt2 - 160000 mt2
5	- Vegetation index: NDVI	- Vegetation index: NDVI This tool uses remap values: A numeric list identifying individual input values to be reclassified to in an output raster. The list basic scheme is: "Low range1" "High range1" "New class1"; "Low range2" "High range2" "New class2"; n n n The NDVI default classification aims to identify this classes: 0-Non / Minimum vegetation 1-Shrub and grassland / Crop earliest season 2-Temperate and tropical rainforest / Crop mid-late season
	- Vegetation index: SAVI	- Vegetation index: SAVI The SAVI default classification aims to identify this classes: 0-Non / Minimum vegetation 1-Shrub and grassland / Crop earliest season 2-Temperate and tropical rainforest / Crop mid-late season
	- Water index: MNDWI	- Water index: MNDWI The MNDWI default classification aims to identify this classes:

	0-Non-water 1-Water bodies
- Built index: NDTI	- Built index: NDTI The NDTI default classification aims to identify this classes: 0-Non-built 1-Built-up

3.2 Comparación entre NDVI y SAVI

La Tabla 9 muestra los resultados de los índices espectrales NDVI y SAVI para los años 2019 y 2022 (Figura 5 y 6, respectivamente). Los principales resultados fueron los siguientes: en el año 2019 para las cuencas el NDVI mínimo osciló entre (-0,62 y -0,74) y el SAVI mínimo entre (-0,42 y -0,49), el NDVI su valor máximo se registró en la cuenca Sardinata con un valor de 0,99 mientras que el SAVI máximo para esta cuenca fue de 0,66, para el año 2022 el comportamiento fue similar al año 2019 presentándose valores máximos para el NDVI con respecto al SAVI.

Tabla 9. Comportamiento del NDVI y SAVI en cada una de las cuencas de la zona de estudio

Cuenca hidrográfica	2019				2022			
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI	
	NDVI mín	NDVI máx	SAVI mín	SAVI máx	NDVI mín	NDVI máx	SAVI mín	SAVI máx
Caño Victoria	-0,62	0,98	-0,42	0,65	-0,38	0,85	-0,25	0,57
Presidente	-0,65	0,95	-0,43	0,64	-0,36	0,86	-0,24	0,57
Sardinata	-0,62	0,99	-0,42	0,66	-0,40	0,90	-0,26	0,60
Tibú	-0,74	0,97	-0,49	0,65	-0,39	0,86	-0,26	0,57

La existencia de valores extremos para el cálculo del NDVI muestra que se superó el punto de saturación de dicho índice espectral, situación no preferible para discriminar entre la vegetación a partir de su densidad, color y humedad del suelo.

Con esta situación se confirma la diferencia fundamental entre los índices espectrales NDVI y SAVI. SAVI reduce la influencia del brillo del suelo al tener en su cálculo un factor adicional ($L = 0,5$) que elimina casi por completo las variaciones inducidas por el suelo en los índices de vegetación (Huete, 1988).

Visualmente, el índice SAVI discrimina de forma deseable el pasto y arbustos contra la vegetación densa sin efecto de saturación. Por consiguiente, reclasificar el índice SAVI resultó deseable para identificar las zonas de bosque y no bosque en cada una de las cuencas del área de estudio.

Figura 5. Comparativo entre el NDVI 2019 y 2022 para las cuencas objeto de estudio

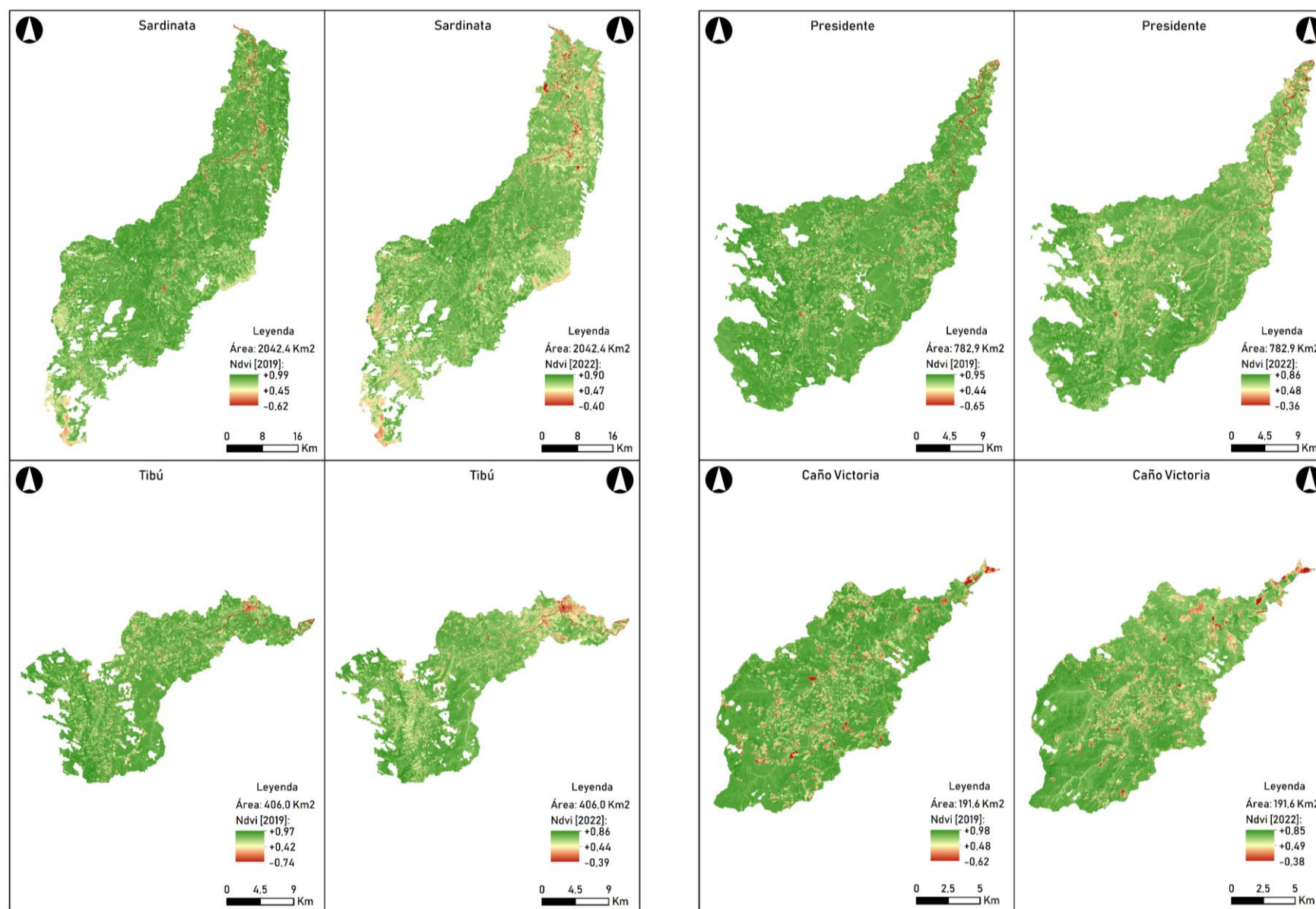
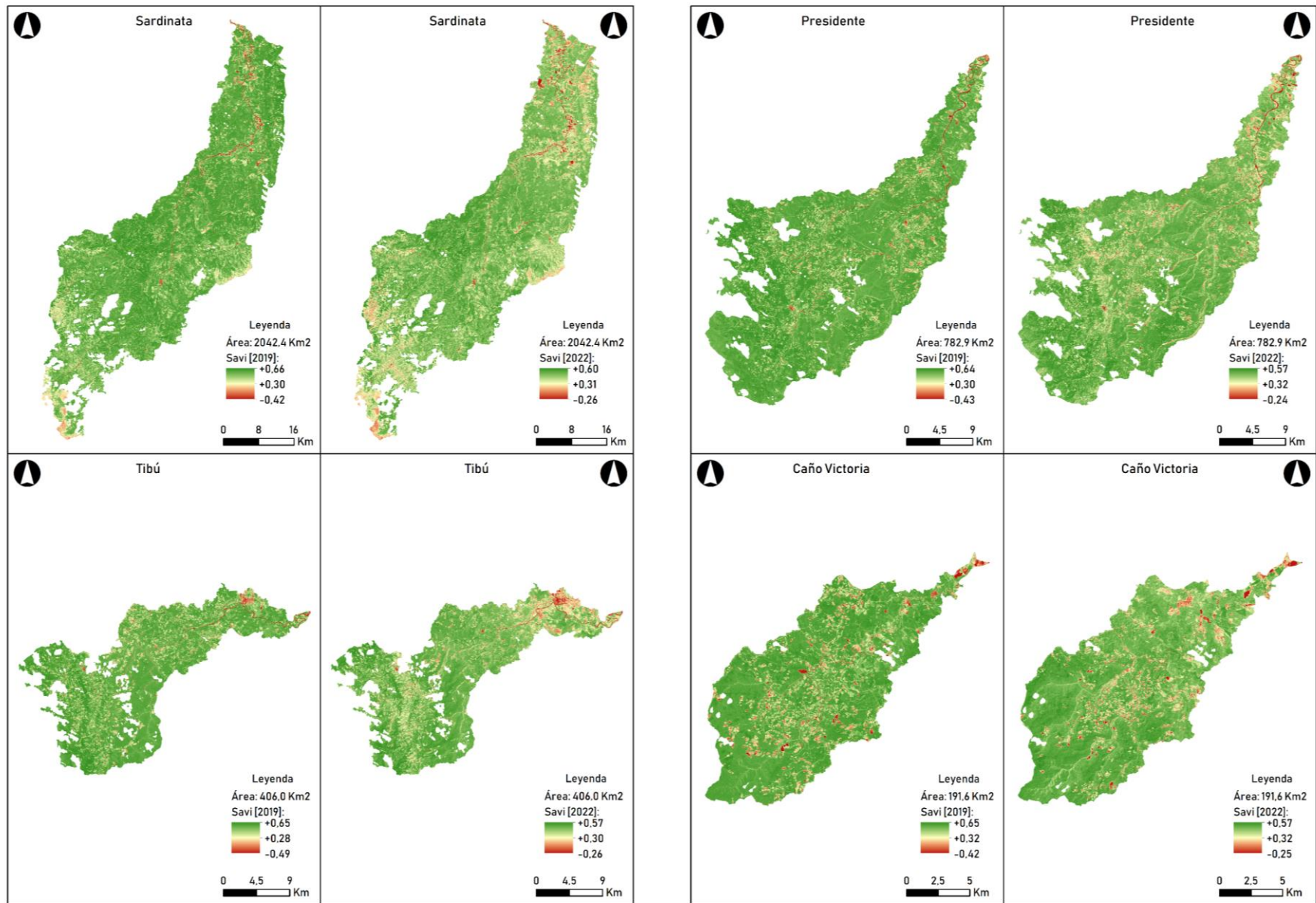


Figura 6. Comparativo entre el SAVI 2019 y 2022 para las cuencas objeto de estudio



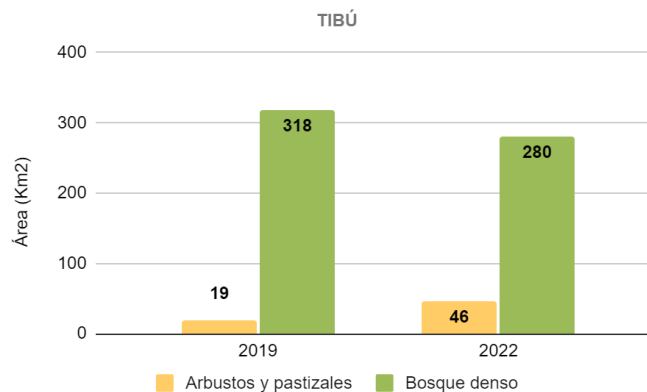
3.3 Análisis multitemporal de las cuencas: Tibú, Caño Victoria, Presidente y Sardinata

Se presenta a continuación el análisis para cada una de las cuencas hidrográficas del año 2019 al 2022, las cuales se analizaron con el índice de vegetación SAVI teniendo en cuenta que arrojó mejores resultados.

3.3.1 Cuenca Tibú

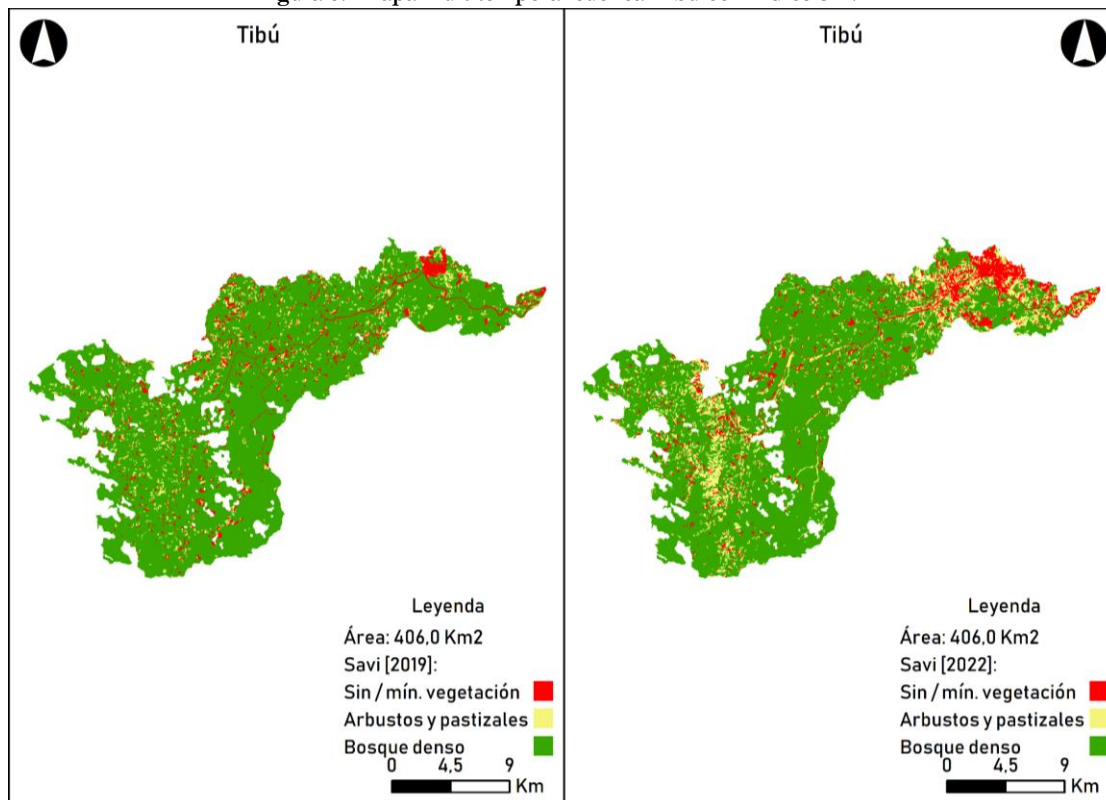
La cuenca Tibú cuenta con un área de 406 km², en el 2019 se distribuyó el 88% en bosque denso y un 5,3% de arbustos y pastizales, sin embargo, para el año 2022 se evidenció la pérdida de cobertura boscosa aproximadamente en 37 km² tal y como se da conocer en la Figura 7. De igual forma se evidenció un aumento de 27 km² de arbustos y pastizales, posiblemente relacionada a zonas de expansión de la frontera agrícola y/o actividades ganaderas en la región.

Figura 7. Análisis multitemporal cuenca Tibú con índice SAVI



Según la Figura 8, los cambios significativos se presentaron en la zona NE de la cuenca donde se encuentra el casco urbano de Tibú, en las veredas: Venecia Guamalito, Playa Rica, Las Delicias, Club los Leones y La Perla. Otro aspecto para destacar es la zona SO de esta cuenca, en donde se evidenció un proceso de conversión de tierras de bosques (color verde oscuro) a pastizales y arbustos (color amarillo).

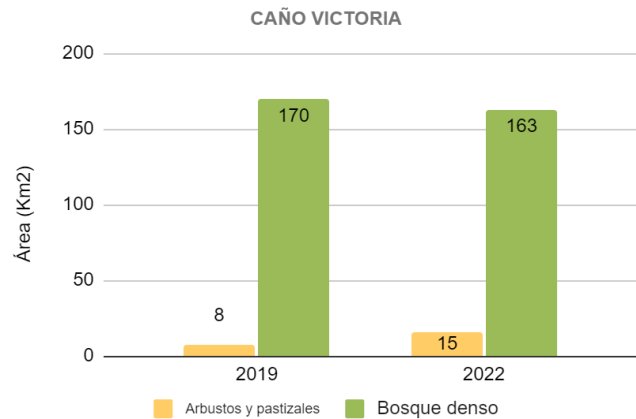
Figura 8. Mapa multitemporal cuenca Tibú con índice SAVI



3.3.2 Cuenca Caño Victoria

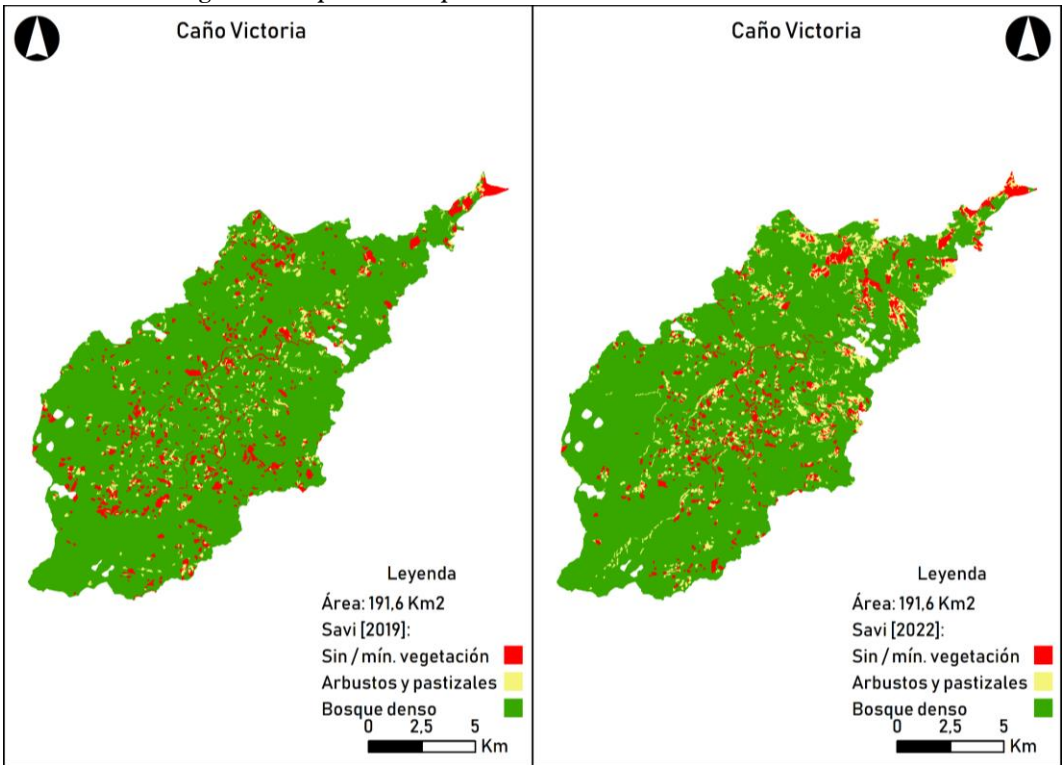
La cuenca Caño Victoria cuenta con un área de 191,6 km², para el año 2019 estuvo ocupada en el 89% como bosque y 4% de arbustos y pastizales. En el periodo analizado se evidenció la pérdida de cobertura boscosa de alrededor de 7 km² según la Figura 9.

Figura 9. Análisis multitemporal cuenca Caño Victoria con índice SAVI



En la Figura 10, se evidencia la mayor pérdida de cobertura boscosa en el municipio de Tibú, específicamente en la zona NE de la cuenca, en las veredas Caño Victoria Norte, Punta de Palo y Club Los Leones. Es la cuenca hidrográfica que presentó menos variación para el período analizado.

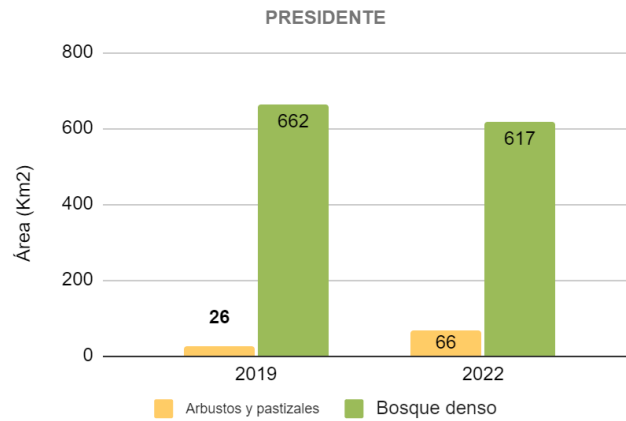
Figura 10. Mapa multitemporal cuenca Caño Victoria con índice SAVI



3.3.3 Cuenca Presidente

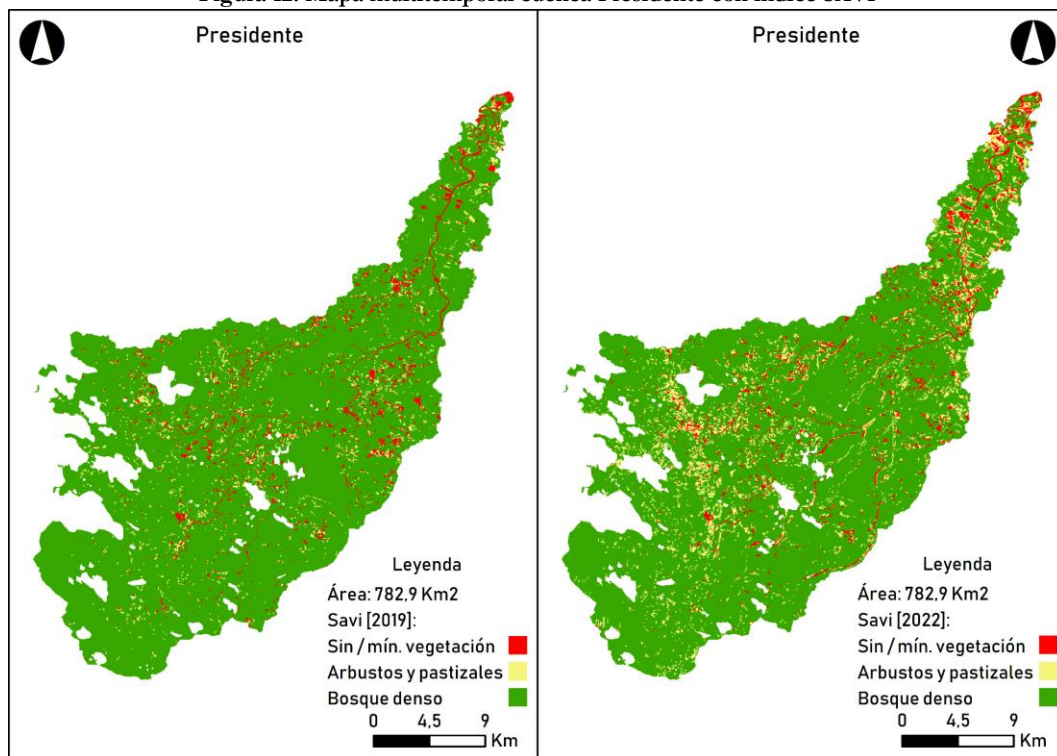
La Cuenca Presidente cuenta con un área de 782,9 km², el 92% se ocupó en bosques y el 4% en arbustos y pastizales para el año 2019, abarcando parte del municipio de Tibú y Sardinata. Entre los años 2019 y 2022, mientras se evidenció una pérdida de cobertura boscosa de 45 km² los arbustos y pastizales aumentaron en 40 km² (Figura 11).

Figura 11. Análisis multitemporal cuenca Presidente con índice SAVI



En el municipio de Tibú se evidencio un cambio drástico en las veredas: Caño Victoria Norte, La Esmeralda 2, La Vorágine, La Selva y el Doce, de igual forma en el municipio de Sardinata los cambios más representativos se evidenciaron en las veredas: Las Palmas, El Rodeo, Las Filipinas, Las Pita y La Pradera. La conversión de tierras se concentró en dos zonas: a) sobre el área de influencia del drenaje principal de la cuenca, río Presidente y b) sobre el sector oeste de la cuenca donde aumentaron los pastizales (Figura 12).

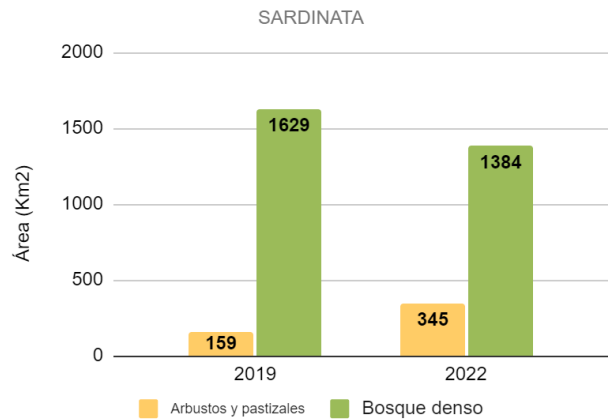
Figura 12. Mapa multitemporal cuenca Presidente con índice SAVI



3.3.4 Cuenca Sardinata

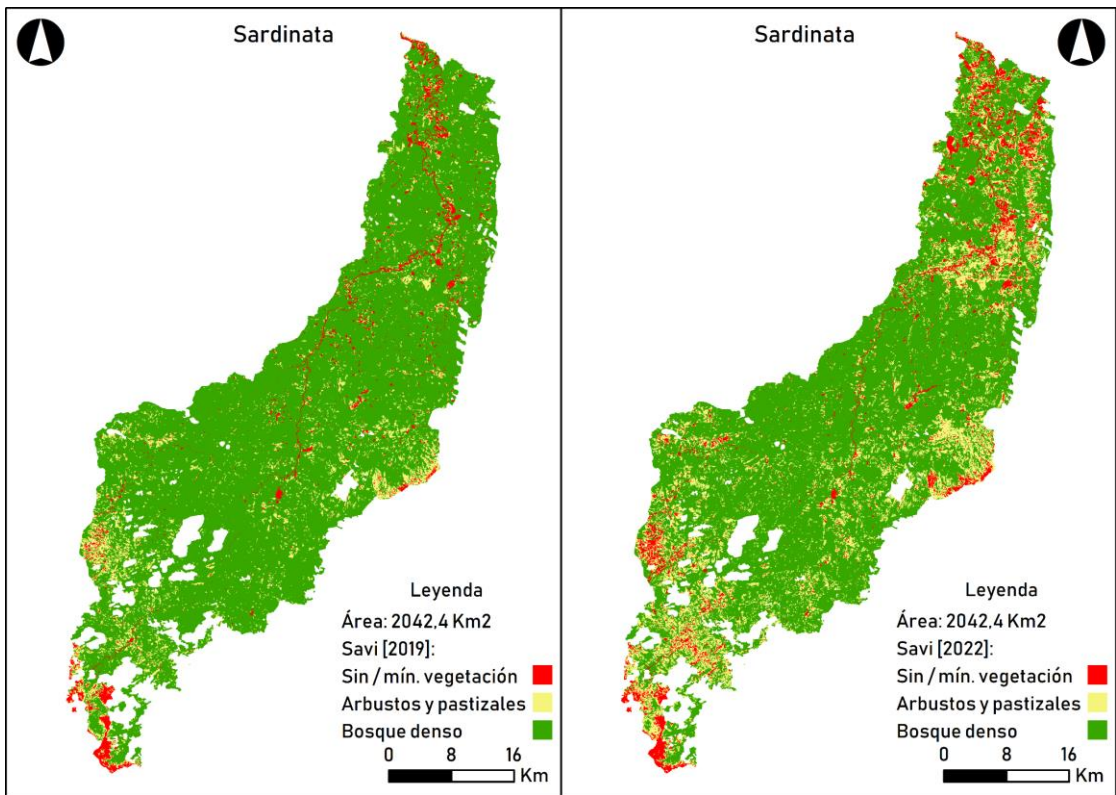
La cuenca de Sardinata es la más grande del área de estudio abarcando 2042,4 Km², que para 2019 contó con el 87% en bosques y el 8,5% en arbustos y pastizales. Sobre esta cuenca se encuentran los municipios de Villa Caro, Bucarasica y una parte en los municipios de Sardinata y Tibú. Entre los años 2019 y 2022, se perdió cobertura boscosa a razón de 245 Km² y aumentó la cobertura de arbustos y pastizales en 186 Km² (Figura 13).

Figura 13. Análisis multitemporal cuenca Sardinata con índice SAVI



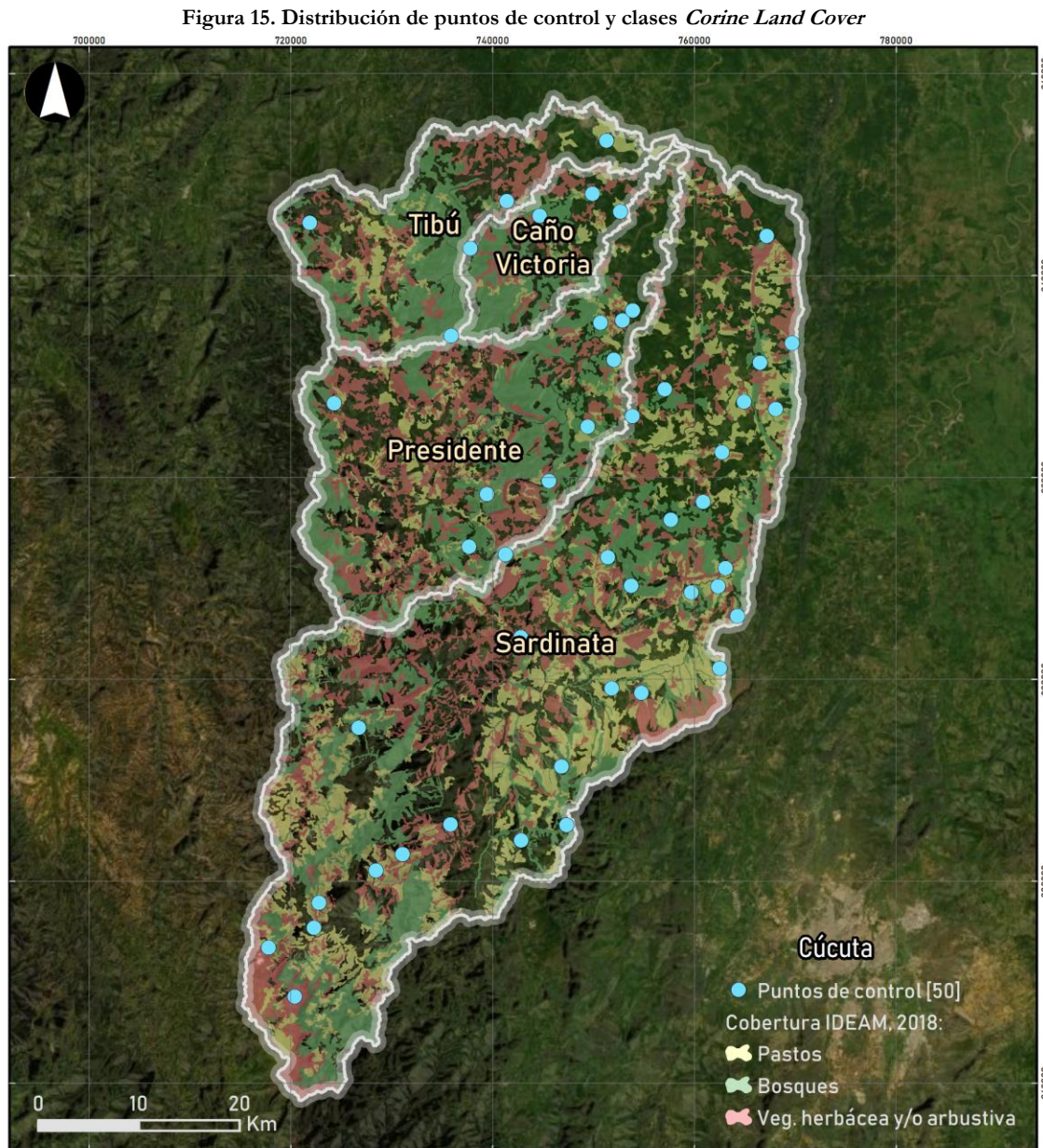
En el municipio de Villa Caro se evidenció la pérdida de bosque denso posiblemente debido a la expansión de la frontera agrícola, en las veredas: Él Último, El Carrizal, La Ramada, Palermo, La Cueva y el Alto principalmente. En el municipio de Bucarasica se evidencio la expansión de la frontera agrícola en las veredas: El Silencio, San Antonio, Pueblecitos y la Ciénaga. En el municipio de Tibú en la zona NE de la cuenca se evidenció cambio de uso del suelo en las veredas: Brisas del Río Nuevo, La Rochela, Villa, Nueva, El Porvenir, Campo Tres, Campo Dos, Ambato, Barco la Silla, Petrolea, Llano Grande, El Doce y Campo Hermoso (Figura 14). Para la cuenca Sardinata se presentaron cambios en mayor proporción sobre el área de influencia del casco urbano de Tibú, volcándose en las zonas NE de la cuenca hidrográfica, algunas de las causas de la deforestación en la región es la ampliación de la frontera agrícola y la ganadería.

Figura 14. Mapa multitemporal cuenca Sardinata con índice SAVI



3.3.5 Validación de resultados

Los resultados del índice SAVI, año 2019, se sometieron a una etapa de validación frente a la capa de coberturas de la tierra oficial para Colombia: *Corine Land Cover Colombia* actualizada para el año 2018 (IDEAM, 2010). Esto se realizó a partir de la generación de 50 puntos al azar sobre el área de estudio (Figura 15). Se capturó el atributo “clase de cobertura” entre capas con una operación de intersección espacial entre geometrías tipo punto y polígono. Luego, se realizó una matriz cruzada para identificar los aciertos y desaciertos de las clases entre los conjuntos de datos.



Fuente: Elaborado con datos IDEAM, 2018

La matriz resultada de la etapa de validación se muestra en la Tabla 10. En primer lugar, las tres clases identificadas con el índice SAVI se relacionaron con nueve clases *Corine Land Cover* relacionadas al tipo vegetación, incluyendo pastos, bosques, herbazales y vegetación secundaria. En la Tabla 10, mientras las celdas de color verde enseñan los aciertos del modelo de geoprocresamiento para la clase “Bosque denso”, el color amarillo muestra los aciertos para la clase “arbustos y pastizales”, y el color azul indica los aciertos para la clase “Sin / mín. vegetación”. Por último, los desaciertos del modelo se presentan en color rojo.

Tabla 10. Matriz de validación de puntos de control entre índice SAVI 2019 y *Corine Land Cover* 2018

Clase de cobertura <i>Corine Land Cover</i>	Clase SAVI			Total general
	Sin / mín. vegetación	Arbustos y pastizales	Bosque denso	
2.3.1. Pastos limpios	2	15	2	19
2.3.3. Pastos enmalezados		3	1	4
3.1.1.1.1. Bosque denso alto de tierra firme			8	8
3.1.1.2.1. Bosque denso bajo de tierra firme			1	1
3.1.3.1. Bosque fragmentado con pastos y cultivos			3	3
3.1.3.2. Bosque fragmentado con vegetación secundaria		1		1
3.2.1.1.1.1. Herbazal denso de tierra firme no arbolado	1			1
3.2.3.1. Vegetación secundaria alta		1	9	10
3.2.3.2. Vegetación secundaria baja		1	2	3
Total general	3	21	26	50

La validación arrojó los siguientes resultados:

- Bosque denso: precisión del 80,7% con 21 aciertos de 26 puntos.
- Arbustos y pastizales: precisión del 90,5% con 19 aciertos de 21 puntos.
- Sin / mín. vegetación: precisión del 66,7% con 2 aciertos de 3 puntos.
- Precisión conjunta de la clasificación: 84% con 42 aciertos de 50 puntos.

En general, la etapa de validación del modelo arrojó un resultado alto, con una precisión por encima del 80% para el índice SAVI calculado para el año 2019. Sin embargo, en la Tabla 10 sobresale la relación entre la clase *Corine Land Cover* “Vegetación secundaria alta” y la clase SAVI “Bosque denso”. Para el IDEAM la clase “Vegetación secundaria alta” corresponde a: “*vegetación de variada altura que generalmente es producto del proceso de sucesión de pastos o cultivos, hacia coberturas arbóreas. Se encuentran rastrojos y cobertura vegetal en estado de sucesión temprano*” (IDEAM, 2018). En este sentido, el modelo automatizado ofrece un panorama bastante acertado ya que la “Vegetación secundaria alta” es la vegetación que está en proceso de recuperación hacia su estado natural y es adecuado asociarla con elementos arbóreos y no con otro tipo de vegetación, por ejemplo, pastos.

3.3.6 Discusión

En la zona del Catatumbo se ha extendido la frontera agrícola por la presencia de cultivos ilícitos y ganadería. Diferentes alternativas y proyectos piloto se han desarrollado, por ejemplo, desde el año 2005 se perfiló la palma de aceite como alternativa para sustituir estos cultivos (Camargo Vargas, 2017). No obstante, al realizar la evaluación del impacto ambiental se identificaron efectos no deseados como el cambio del uso del suelo, la intervención de bosque natural, ocupación de cauces y la pérdida de biodiversidad.

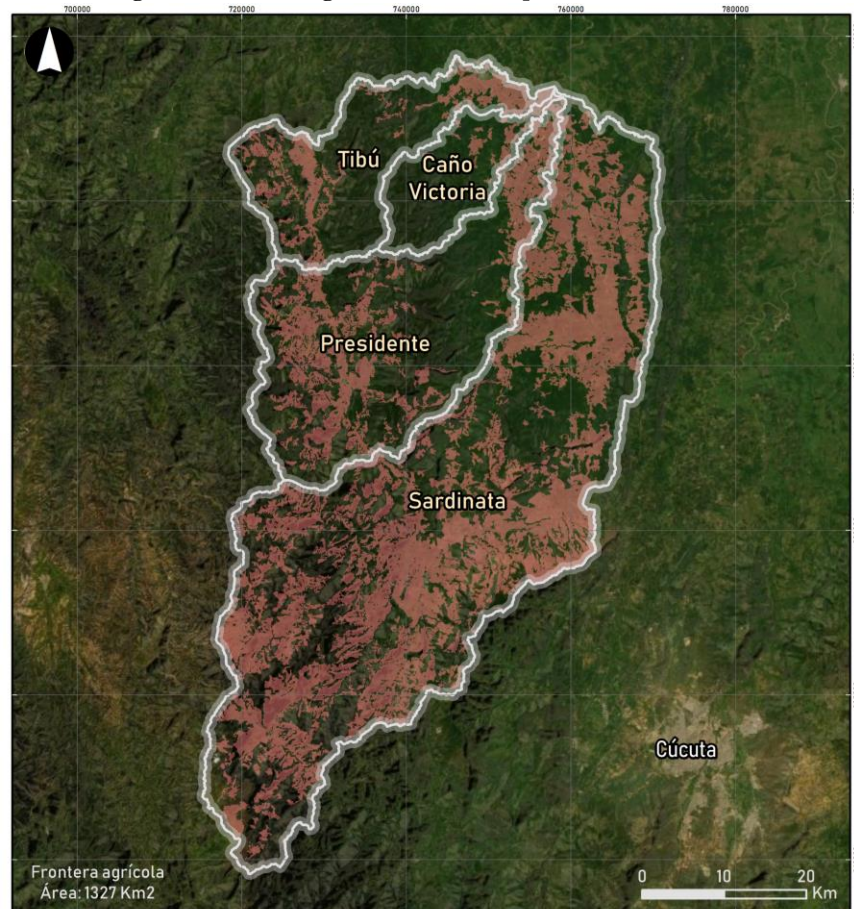
A raíz de esta situación, se modeló un escenario geográfico específico para la valoración del fenómeno agrícola: la exclusión de la cobertura agrícola, empleando la información espacial de la Unidad de Planificación Rural Agropecuaria (UPRA) publicada en noviembre de 2021 y los cascos urbanos del área de estudio que fueron digitalizados a partir de la imagen de satélite y el apoyo de mapas base de *Esri* y *OpenStreetMaps*. La herramienta automatizada de ArcToolbox se configuró con parámetros similares de ejecución para esta nueva área. Sus resultados confirmaron los hallazgos anteriores: la tendencia expansiva de la frontera agrícola frente al detrimento de las áreas de bosque natural (Tabla 11).

Tabla 11. Conversión de tierras del área estudio excluyendo área agrícola y urbana, años 2022 y 2019

Cuenca	Arbustales y pastizales [Área en +/- Km ²]	Bosques densos [Área en +/- Km ²]
Caño Victoria	+5.75	-3.72
Presidente	+14.31	-12.29
Sardinata	+43.09	-54.70
Tibú	+10.47	-11.39
TOTAL	+73.62	-82.10

El informe de la UPRA evidenció lo siguiente: “*Las áreas deforestadas se han transformado principalmente en praderas para ganadería y en áreas agrícolas. La degradación del bosque está ligada con las intervenciones del territorio asociadas a la expansión de minería, los cultivos de uso ilícitos y la extracción de maderas tropicales.*” MADR-UPRA (2018). Situación que se corroboró al estimar la ocupación de la frontera agrícola en proporción al 39% del área total de la zona de estudio (Figura 16), de manera importante se comprobó el aumento de la frontera agrícola en riberas de los drenajes principales de las microcuencas Tibú, Presidente y Sardinata, lo cual puede ser un factor condicionante en la generación de fenómenos naturales y aumento del estrés hídrico del área para actividades diferentes a las agrícolas.

En la región del Catatumbo la disputa del territorio por la presencia de grupos ilegales es una de las principales causas para el aumento de la deforestación y por ende la degradación de los ecosistemas. En la región se identifican ecosistemas estratégicos como los humedales en donde habitan diversas especies de mamíferos, reptiles entre otros, los cuales dependen de la conservación de la lámina de agua. Según Rozo-Jaimes (2019), la región del Catatumbo cuenta con 170 humedales identificados, muchos bajo presiones antrópicas sometidos a desaparecer. Según la Corporación Autónoma Regional de la Frontera Nororiental (CORPONOR), para el año 2015 y 2016, el 35% de los humedales estuvieron afectados principalmente por la expansión de la frontera agrícola, lo cual resulta preocupante debido a todos los beneficios directos e indirectos que prestan estos importantes ecosistemas para el territorio.

Figura 16. Frontera agrícola identificada para el área de estudio

Fuente: Elaborado con datos MADR-UPRA, 2018

4. CONCLUSIONES

Se desarrolló una herramienta ArcToolbox de geoprocésamiento con lenguaje *Python* que genera información geográfica y emplea fuentes de información públicas para analizar el comportamiento de índices espectrales y la detección de cambios en la superficie con reportes automáticos y mínima interacción del usuario en un entorno *offline*. La herramienta se beneficia de la automatización de procesos, es configurable y fácilmente adaptable por lo que ofrece la posibilidad de replicar los análisis a otras zonas de estudio, indicadores y fenómenos. Se recomienda complementar los resultados que genera la herramienta con referentes y datos de campo según los objetivos planteados.

Al contar con un factor adicional de transformación, se determinó que el índice espectral SAVI discrimina mejor la vegetación densa frente al NDVI, sin embargo, se recomienda el cálculo del NDVI como línea base para establecer comparaciones entre índices espectrales. También, a partir de la etapa de validación, se estimó que el índice SAVI arrojó una precisión general del 84% en la clasificación de cubiertas frente a la información oficial de coberturas de la tierra de Colombia: *Corine Land Cover Colombia*.

La cuantificación de cambios arrojó los siguientes resultados: durante el período de estudio, mientras la cobertura de bosques se redujo en 334 km², correspondiente al 11,5% del área total de la zona de estudio, los pastos y arbustos crecieron en 260 km², evidencia de la conversión de tierras naturales sobre esta área con presencia del cultivo de la palma de aceite, cultivos ilícitos y actividades ganaderas. Se evidenció un aumento fuerte en la conversión de tierras a fecha de 2022 en mayor medida en el municipio de Tibú, lo cual resulta preocupante debido a los impactos ambientales negativos que esto genera como la disminución de los humedales, extinción de la biodiversidad, aumento de la erosión de las cuencas entre otros.

REFERENCIAS

- Buitrago, Ó. (2016). Planificación de cuencas hidrográficas. Algunos principios básicos. Caso de la cuenca del río Cali. *Entorno geográfico*, 4, 125-142.
<https://entornogeografico.univalle.edu.co/index.php/entornogeografico/article/download/3587/5515>
- Camargo Vargas, L. C. (2017). *Lineamientos Para La Gestión De La Deforestación, Generada Por Los Cultivos Ilícitos Asociados Al Conflicto Armado, En El Municipio De Tibú, En El Contexto Del Posconflicto*. Repositorio Institucional - Pontificia Universidad Javeriana. Retrieved July 15, 2022, from <https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/38071/CamargoVargasLauraCecilia2017.pdf?sequence=1>
- Defensoría Del Pueblo. (2006). *Situación social y ambiental de la región del Catatumbo - Norte de Santander*
- Environmental Systems Research Institute. (2020, May 4). *How To: Detect and quantify temporal changes using the Raster Calculator tool*. Esri Support. Retrieved June 20, 2022, from <https://support.esri.com/en/technical-article/000001209>
- Environmental Systems Research Institute. (2021). *Reclassify—Help | ArcGIS Desktop*. ArcMap Resources for ArcGIS Desktop | Documentation, Tutorials & More. Retrieved June 20, 2022, from <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/reclassify.htm>
- Environmental Systems Research Institute. (2021). *What is Map Algebra?—ArcMap | Documentation*. ArcMap Resources for ArcGIS Desktop | Documentation, Tutorials & More. Retrieved June 20, 2022, from <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/extensions/spatial-analyst/map-algebra/what-is-map-algebra.htm>
- Environmental Systems Research Institute. (2021). *What is the Data Access module—ArcMap | Documentation*. ArcMap Resources for ArcGIS Desktop | Documentation, Tutorials & More. Retrieved June 20, 2022, from <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/analyze/arcpy-data-access/what-is-the-data-access-module-.htm>
- European Space Agency. (2015). *Sentinel-2 Products Specification Document* (13.1 ed.). ESA.
https://sentinel.esa.int/documents/247904/349490/s2_msi_product_specification.pdf

- Gandhi, M., Parthiban, S., Thummalu, N., & Christy, A. (2015). Ndvi: Vegetation change detection using remote sensing and gis – A case study of Vellore District. *Procedia Computer Science*, 57, 1199-1210. 10.1016/j.procs.2015.07.415
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295-309. 10.1016/0034-4257(88)90106-X
- IDEAM. (2010). *Leyenda Nacional de Coberturas de la Tierra. Metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia Escala 1:100.000*. IDEAM. Retrieved July 31, 2022, from <http://documentacion.ideam.gov.co/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=10707>
- IDEAM. (2020). *Resultados de la deforestación 2019*. IDEAM. Retrieved June 26, 2022, from <http://www.ideam.gov.co/documents/10182/105413996/presentacionbalancedeforestacion2019/7c9323fc-d0a1-4c95-b1a1-1892b162c067>
- MADR-UPRA. (2018, January 31). *Identificación General De La Frontera Agrícola En Colombia*. Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. Retrieved July 15, 2022, from https://www.minagricultura.gov.co/Normatividad/Projects_Documents/IDENTIFICACION%20GENERAL%20DE%20LA%20FRONTERA%20.pdf
- Mongabay. (2020, December 17). *¿Quién está detrás de la deforestación en el parque Catatumbo Bari en Colombia? | Historia gráfica*. Mongabay Latam. Retrieved June 26, 2022, from <https://es.mongabay.com/2020/12/quien-esta-detras-de-la-deforestacion-en-el-parque-catatumbo-bari-en-colombia-historia-grafica/>
- Osgouei, P., Kaya, S., Sertel, E., & Alganci, U. (2019). Separating Built-Up Areas from Bare Land in Mediterranean Cities Using Sentinel-2A Imagery. *Remote Sensing*, 11(3), 24. <https://doi.org/10.3390/rs11030345>
- Ozyavuz, M., Bilgili, B., & Salici, A. (2015). Determination of Vegetation Changes with Ndvi Method. *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 16(1), 264-273. <https://hdl.handle.net/20.500.11776/7610>
- Rozo Jaimes, E. (2019, April 7). *Los Humedales Abundan En El Catatumbo*. PressReader.com. Retrieved June 26, 2022, from <https://www.pressreader.com/colombia/la-opinion-ea57/20190407/281479277788023>
- Sahebjalal, E., & Dashtekian, K. (2013). Analysis of land use-land covers changes using normalized difference vegetation index (NDVI) differencing and classification methods. *African Journal of Agricultural Research*, 8(37), 4614-4622. <https://doi.org/10.5897/AJAR11.1825>
- Salitchev, K. (1979). *Cartografía*. Pueblo Y Educación
- Santiago Reyes, J. C. (2018). *Orden, Conflicto Armado Y Juntas De Acción Comunal En El Catatumbo*. Colombia. <https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/40817/Orden%2C%20Conflicto%20Armado%20y%20Juntas%20de%20Acci%C3%B3n%20Comunal%20en%20el%20Catatumbo.%20VF.%20-%20copia.pdf?sequence=5&isAllowed=y>
- Sykas, D. (2022). *SAVI and NDVI spectral index comparison*. GEO University. Retrieved June 20, 2022, from <https://www.geo.university/pages/savi-and-ndvi-spectral-index-comparison>
- Watik, N., & Jaelani, L. (2019). Flood evacuation routes mapping based on derived- flood impact analysis from Landsat 8 imagery using network analyst method. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-3(W8), 455-460. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W8-455-2019>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025-3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>