



## CARTOGRAFÍA DE COBERTURA DEL SUELO MEDIANTE DATOS DE TELEDETECCIÓN EN LA PLANICIE DE DESBORDE DEL RÍO APURE (VENEZUELA)

ROSIRIS GUZMÁN<sup>1\*</sup> , MAXIMILIANO BEZADA<sup>2,3</sup>,  
INMACULADA RODRÍGUEZ-SANTALLA<sup>4</sup> 

<sup>1</sup>*Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente, Universidad de Alcalá, Calle Colegios 2, Alcalá de Henares, 28801, Madrid, España.*

<sup>2</sup>*Departamento de Ciencias de la Tierra, Instituto Pedagógico de Caracas, Universidad Pedagógica Experimental Libertador, Av. José Antonio Páez, El Paraíso, 1020, Caracas, Venezuela.*

<sup>3</sup>*Minnesota Geological Survey, University of Minnesota, College of Science and Engineering, Minneapolis, 55455, United States.*

<sup>4</sup>*Departamento de Biología, Geología, Física y Química Inorgánica, Universidad Rey Juan Carlos, Calle Tulipán, Móstoles, 28933, Madrid, España.*

**RESUMEN.** La cobertura del suelo es un indicador fundamental para identificar los factores que actúan en el desarrollo de la geomorfología de una planicie aluvial. Esta cobertura se caracteriza por el control que ejerce la vegetación en los procesos hidromorfológicos, así como el mantenimiento y estabilidad de los canales. Se presenta un registro sobre la distribución de cobertura del suelo en el curso medio del sistema anastomosado del río Apure. Se analiza la distribución de los ambientes geomorfológicos en un área de 65 km<sup>2</sup> a partir de una combinación de datos de imágenes Landsat-8 y Sentinel-2, integrados en un Sistema de Información Geográfica (SIG). Se estableció una clasificación supervisada mediante los algoritmos Máquinas de Soporte de Vectores y Máxima Verosimilitud. La imagen Landsat fue procesada a través de una corrección atmosférica, para posteriormente calcular las firmas espectrales. Se encontró seis coberturas: a) sabana arbolada, b) bosque, c) sabana abierta, d) cultivos, e) cuerpos de agua, y f) matorral. No existen diferencias sustanciales en la fiabilidad lograda con los algoritmos de clasificación Máquinas de Soporte de Vectores y Máxima Verosimilitud. Se mostró que la cobertura de sabana arbolada es la de mayor representatividad en el área de estudio con una extensión total de 5.717,26 ha (39%), de las 14.658,77 ha. La clasificación desarrollada presentó una exactitud temática global de 98,08% e índice de Kappa de 0,98. Como resultado se generó una cartografía de cobertura del suelo a partir del mejor clasificador, basándose en el índice Kappa. Estos hallazgos sirven como un referente para aumentar los registros de caracterización de cobertura del suelo, y pueden ser útiles en estudios sobre gestión y uso del territorio, para identificar lugares más susceptibles a la degradación y proponer medidas para el manejo y conservación de los recursos hídricos, que puede ser potencialmente aplicable en ambientes fluviales similares de otras latitudes.

### *Land cover mapping using remote sensing data in the Apure River Flood Plain (Venezuela)*

**ABSTRACT.** The soil cover is a fundamental indicator to identify the factors that act in the development of the geomorphology of an alluvial plain. This coverage is characterized by the control exercised by the vegetation in the hydromorphological processes, as well as the maintenance and stability of the fluvial channels. A record on the distribution of land cover in the middle course of the anastomosed system of the Apure River is presented. The distribution of geomorphological environments in an area of 65 km<sup>2</sup> is analyzed from a combination of data from Landsat-8 and Sentinel-2 images, integrated into a Geographic Information System (GIS). A supervised

classification was established using the Support Vector Machine and Maximum Likelihood algorithms. The Landsat image was processed through an atmospheric correction, to later calculate the spectral signatures. Six covers were found: a) wooded savannah, b) forest, c) open savannah, d) crops, e) bodies of water, and f) scrub. There are no substantial differences in the reliability achieved with the Support Vector Machines and Maximum Likelihood classification algorithms. It was shown that the woodland cover is the most representative in the study area with a total extension of 5,717.26 ha (39%), out of 14,658.77 ha. The classification presented a global thematic accuracy of 98.08% and a Kappa index of 0.98. As a result, a soil cover cartography was generated from the best classifier, based on the Kappa index. These findings serve as a reference to increase the records of soil cover characterization and can be useful in studies on management and use of the territory, to identify places more susceptible to degradation and propose measures for the management and conservation of water resources, which can be potentially applicable in similar fluvial environments in other latitudes.

**Palabras clave:** Clasificación supervisada, cobertura del suelo, Landsat 8, Sentinel 2.

**Key words:** supervised classification, soil cover, Landsat 8, Sentinel 2.

Recibido: 12 diciembre 2022

Aceptado: 31 mayo 2023

**\*Correspondencia:** Rosiris Guzmán. Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente, Universidad de Alcalá, Calle Colegios 2, Alcalá de Henares, Madrid, España. E-mail: rosiris.guzman@edu.uah.es

## 1. Introducción

La cobertura del suelo es un indicador biofísico que describe los materiales que cubren el territorio (López González *et al.*, 2002) como, por ejemplo, asfalto, vegetación, suelo desnudo, agua, entre otros (Borràs *et al.*, 2017). Es entendida de forma diferente según las disciplinas científicas (Comber *et al.*, 2005). Los ecólogos definen la cobertura del suelo según la presencia y abundancia de especies vegetales, mientras que para los edafólogos es un indicador de la composición y los tipos de suelos. Es muy habitual la utilización conjunta de los conceptos de uso y cobertura (Del Bosque *et al.*, 2005), ya que, en función del objetivo final de la cartografía, se definen leyendas donde coexisten clases que corresponden a usos con otras que corresponden a coberturas (Borràs *et al.*, 2017).

En los últimos años ha aumentado el interés de disponer de una información de usos y coberturas del territorio fiable y actualizada. Debido a la necesidad de más investigación sobre la creación de proyectos de carácter local, nacional e internacional para generar y actualizar bases de datos de usos y ocupación del suelo (Borràs *et al.*, 2017). Dirigido a implementar estrategias para mejorar los planes de gestión y uso del territorio, preservación del ambiente, entre otros. Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) pueden llevar a cabo una evaluación preliminar del estado de los peligros naturales y orientar las actividades de prevención y mitigación. Mediante la aplicación de tecnologías con el uso de drones, Sistemas de Posicionamiento Global (GPS), software, plataformas digitales de mapeo y manejo de datos, usadas en el territorio. En este contexto se ha utilizado la teledetección, que ha demostrado ser efectiva y se ha convertido en una herramienta cada vez más fiable en análisis y cartografía de diferentes coberturas: vegetación (Nie *et al.*, 2018, El Mortaji *et al.*, 2022), agua (Di Vittorio y Georgakakos, 2018), suelo (Bansal *et al.*, 2018), entre otros. Siendo el mapeo de los tipos de suelo una de las aplicaciones más comunes (Argañaraz y Entraigas, 2011), debido a que es esencial para la generación de información acerca de su distribución en el espacio. Permite analizar la estructura del paisaje, planificar el uso del territorio y proponer medidas para el manejo y conservación de los recursos naturales (Argañaraz y Entraigas, 2011).

Si bien existe abundante literatura sobre estudios de teledetección en ecosistemas de ribera, en lo que respecta a Venezuela, algunas instituciones han realizado esfuerzos con el objetivo de determinar la cobertura del suelo por zonificación ambiental y manejo de las Regiones Administrativas. En lo que concierne al río Apure, como parte del eje fluvial Orinoco-Apure, existen algunas referencias donde se han implementado técnicas de teledetección para determinar la cobertura del suelo (e. g. MARN, 1983a y 1983b; Bezada 2000; MARN-Hidromet, 2001). Otros ejemplos de distribución de cobertura vegetal a nivel regional se encuentran en Colombia, donde emplearon imágenes de Sentinel 2, logrando una exactitud temática global de 80% (Perea-Ardila *et al.*, 2019). En Costa Rica, se centraron en combinar algoritmos de clasificación, e imágenes Landsat 8 y Sentinel 2, para identificar coberturas boscosas, y lograron una fiabilidad global de 94, 72% y 96,43% respectivamente (Ávila-Pérez *et al.*, 2020).

Los estudios de laboratorio y de campo que investigan la interacción mutua entre la dinámica de la vegetación ribereña y los procesos fluviales han revelado que la vegetación ribereña puede desempeñar un papel importante en la evolución morfológica de los canales laterales erosionables (Gurnell, 2014). La erosión de las orillas representa un problema relevante para la gestión de los ríos, ha recibido una considerable atención de la investigación durante mucho tiempo. Se han propuesto modelos numéricos de la dinámica relacionada con el flujo de las riberas de los ríos para comprender cómo la biomasa vegetal refuerza las riberas (Pollen y Simon, 2005; Langendoen *et al.*, 2009). Los modelos simples han incluido la influencia general de la vegetación en la estabilidad del banco para explorar la morfología de la forma del río (Millar, 2000; Eaton, Millar, Davidson, 2010). Otro esfuerzo de modelado ha incluido la presencia de vegetación en modelos morfodinámicos basados físicamente en la evolución del río para investigar cómo su presencia influye en la forma del río (Murray y Paola, 2003; Crosato y Saleh, 2011; Zen y Perona, 2020). Además, la cobertura vegetal también juega un papel importante en la dinámica hidrológica de los canales de drenaje, ya que la presencia de vegetación reduce el impacto de las lluvias, aumenta la infiltración de agua en el suelo y reduce el tiempo y velocidad de formación de la escorrentía superficial (Silva *et al.*, 2019; Chagas *et al.*, 2022; Silva *et al.*, 2022).

Tradicionalmente, los estudios de cambio de uso y cobertura de la tierra se han realizado mediante imágenes del programa Landsat (Ávila-Pérez *et al.*, 2020). Su resolución espacial y espectral, son muy apropiadas para el seguimiento de las actividades humanas e impacto al ambiente (Hermosilla *et al.*, 2015). No obstante, el uso de imágenes de satélite Sentinel-2 (S2) es ideal para fines de clasificación de cobertura del suelo, y proporciona imágenes radiométricas de alta calidad.

Una de las formas más empleadas para extraer información temática a partir de imágenes satelitales es la clasificación supervisada. Sin embargo, depende de la capacidad del algoritmo utilizado para discriminar las categorías (Vargas-Sanabria, 2018). La estrategia para aplicarla puede diferir desde el algoritmo de asignación seleccionado, el número de bandas incluidas y el tamaño de las áreas de entrenamiento (Argañaraz y Entraigas, 2011). La fiabilidad de los mapas puede variar dependiendo tanto del tipo de imágenes, como de los algoritmos de clasificación empleados (Ningthoujam *et al.*, 2016), especialmente cuando la matriz de usos de la tierra evaluada es muy heterogénea (Ávila-Pérez *et al.*, 2020). El uso combinado de estos algoritmos, datos geográficos auxiliares, e imágenes de satélite, permiten cartografiar y diferenciar la cobertura del suelo en planicies fluviales.

En el área de estudio, el desafío más crítico en la identificación de cobertura del suelo son las brechas en las observaciones satelitales causadas por el ruido y la capa de nubes persistente, por lo que los datos de teledetección siguen estando infrutilizados, a pesar de su importancia para el seguimiento de la dinámica espacial de la cobertura del suelo. Si bien en los estudios tradicionales a nivel regional o pequeña escala, brindan mediciones a lo largo de los ejes fluviales, impiden estudios comparativos *in situ* de alta calidad sobre las distribuciones de cobertura del suelo en ubicaciones específicas. Esto impide que los estudios de creación y actualización de bases de datos de cobertura y ocupación del suelo contribuyan a un cuerpo de trabajo cada vez mayor que sugiere que las investigaciones sobre influencia de la cobertura del suelo en el comportamiento de los ríos aparentemente universal se vuelvan cada vez más específicas si se examina estadísticamente, utilizando conjuntos de datos detallados de detección

remota. Si bien en la teledetección a gran escala los enfoques no pueden acercarse a la calidad de los estudios de campo tradicionales, se han identificado previamente patrones replicables, de escala continental a global (Wang *et al.*, 2022) de los procesos fluviales. Sin embargo, en los sistemas anastomosados, los estudios de cobertura del suelo, aún no ha sido objeto de un análisis específico comparable. Además, como cuestión práctica, existe una necesidad apremiante de una caracterización detallada de la cobertura del suelo en los sistemas anastomosados, debido a la proliferación de nuevos métodos basados en satélites para estimar densidad de cobertura vegetal.

Aquí se usa imágenes satelitales y análisis geoespacial para cartografiar la distribución de cobertura del suelo, en la planicie de desborde del río Apure, y evaluar su impacto en la dinámica fluvial de este sistema anastomosado. Para hacer esto, se hizo una comparación de imágenes satelitales Landsat-8 y Sentinel-2, aplicando el análisis de la separabilidad espectral de las coberturas, la clasificación supervisada, y validación de los resultados. Estos datos constituyen un caso práctico para mejorar los planes de gestión y uso del territorio. Las técnicas de análisis geoespacial pueden ayudar a identificar lugares más susceptibles a la degradación o que necesitan recomponer su vegetación nativa para una mejor gestión de los recursos hídricos (Silva *et al.*, 2022). Además, permite proponer medidas para el manejo, conservación y restauración de los recursos naturales, que puede ser potencialmente aplicable en ambientes fluviales similares de otras latitudes.

## 2. Área de estudio

El área de estudio está ubicada en los llanos centro occidentales de Venezuela, cubre un área aproximada de 65 km<sup>2</sup>, definida por las coordenadas: UTM19N, N879000-E588000 de Isla Los Padrotes y N884000-E602000 de Samanal. En este sector, el río Apure se muestra anastomosado en su totalidad constituido por numerosos brazos (anastomosis) separados por islas y barras arenosas, de los cuales los principales son Río Apure (actual Caño Ruende), Caño Las Garzas y Caño Las Yeguas (Fig. 1) (Guzmán *et al.*, 2013 y 2021). Esta zona corresponde a una planicie aluvial de desborde formada por napas, diques y cubetas, con meandros aflorando localmente. Se caracteriza por un paisaje plano con pendientes inferiores al 2% hacia el sureste, donde los ríos se desarrollan con una tendencia de problemas de drenaje e inundación.

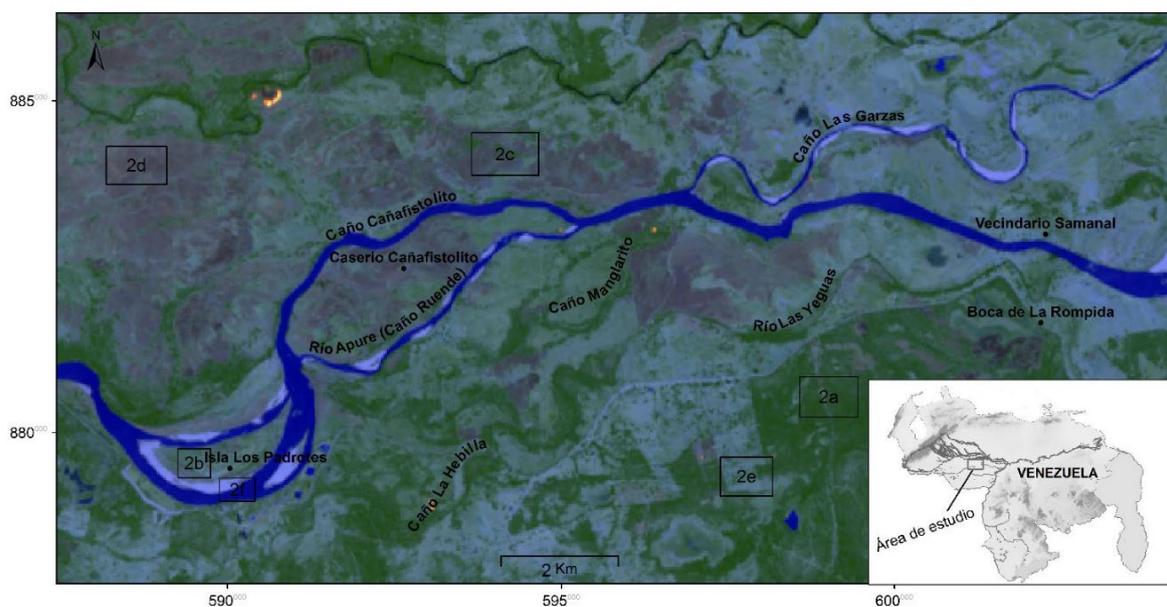


Figura 1. Localización geográfica del área de estudio. Los cuadros indican la ubicación de las escenas aéreas en la Tabla 3. Fuente: imagen Landsat 8, bandas 764, tomada de <http://earthexplorer.usgs.gov/>

El área se caracteriza por un clima tropical lluvioso de sabana, de régimen pluviométrico con dos períodos claramente diferenciados de precipitación: uno lluvioso que se extiende desde mayo hasta noviembre y otro de sequía muy bien definido, con una duración de cuatro meses desde diciembre hasta abril. La temperatura media anual es 24°C y la precipitación media anual es de 1600 mm. La cobertura vegetal predominante es de bosque tropófilo siempreverde, denso, bajo, poco desarrollado en diámetro y altura y de baja diversidad florística, monoestratificado y de régimen hídrico con avenidas periódicas muy breves (bosque de galería). Bosque bajo denso fuertemente intervenido con fines pecuarios, con manchas aisladas de cultivos. Este tipo de vegetación se localiza principalmente en el piso tropical, es decir entre los 0-500 m.s.n.m. (M.A.R.N.- DGS PROA, 1995). Localmente predomina la sabana arbolada con matas y vegetación herbácea (Bezada 2000). Actualmente, la sabana ha sufrido un retroceso en su extensión por la aplicación de herbicidas, quemas y laboreo, en función de mejorar su receptividad con fines pecuarios. Los suelos son de textura fina y muy fina, arcillosa, en todos los horizontes y la permeabilidad es muy lenta. Son recientes de poca evolución debido a una sedimentación muy reciente, y terrenos saturados de agua durante largos períodos, la mayoría de ellos del orden Entisoles y suborden Fluvent y Aquens. La región está sometida a inundaciones periódicas, en función de los factores topográficos, edáficos y climáticos. Esto, sumado a la baja aptitud de los suelos limita la actividad agropecuaria.

En general, en el área de estudio se distinguen tres posiciones geomorfológicas (Tabla 1): a) dique o banco, corresponde a las partes más altas, limitando así el retorno de las aguas desbordadas y la salida de las aguas de lluvia desde la sabana hacia los cauces principales; de manera que no se inundan en la estación de lluvia y se caracterizan por presentar altos contenidos de arena. Por lo general se encuentran cubiertos por bosque de galería; b) napa, posee una topografía plana con suave pendiente hacia los esteros, cubriendo una extensión de cierta amplitud. Se caracteriza generalmente por texturas medianas a base de arena o de limo, según el proceso generador: explayamiento o desbordamiento. Se encuentran bajo vegetación de sabana, lo que la hace de gran valor para fines pecuarios. Se le conoce también como bajío; c) cubeta o estero, se caracteriza por tener una topografía cóncava, corresponde a las posiciones más deprimidas de la planicie aluvial, lo que favorece el estancamiento de las aguas recibidas y hace que permanezcan inundadas durante la estación lluviosa y conserven su lámina durante varios meses del período seco. Se desarrolla una vegetación herbácea o gamelotal y se observa gran cantidad de conchas de caracol lo cual indica el carácter hídrico de este ambiente. Los excesos de agua resultan de las lluvias, donde los desbordes se pueden producir, con crecidas excepcionales (Pouyllau, 1974, MARN, Dirección de Suelos, Vegetación y Fauna, 1981; MARN-Hidromet, 2001; Guzmán *et al.*, 2013 y 2021).

Tabla 1. Patrón de distribución de la vegetación con las unidades geomorfológicas

Unidades geomorfológicas	Formaciones vegetales
Dique	Bosque, bosque de galería, cultivos
Napa	Sabana arbolada, matas
Cubeta	Sabana

Fuente: modificado de MARN-Hidromet (2001).

### 3. Materiales y métodos

El esquema general de procesamiento y análisis de las imágenes se muestra en la Figura 2.

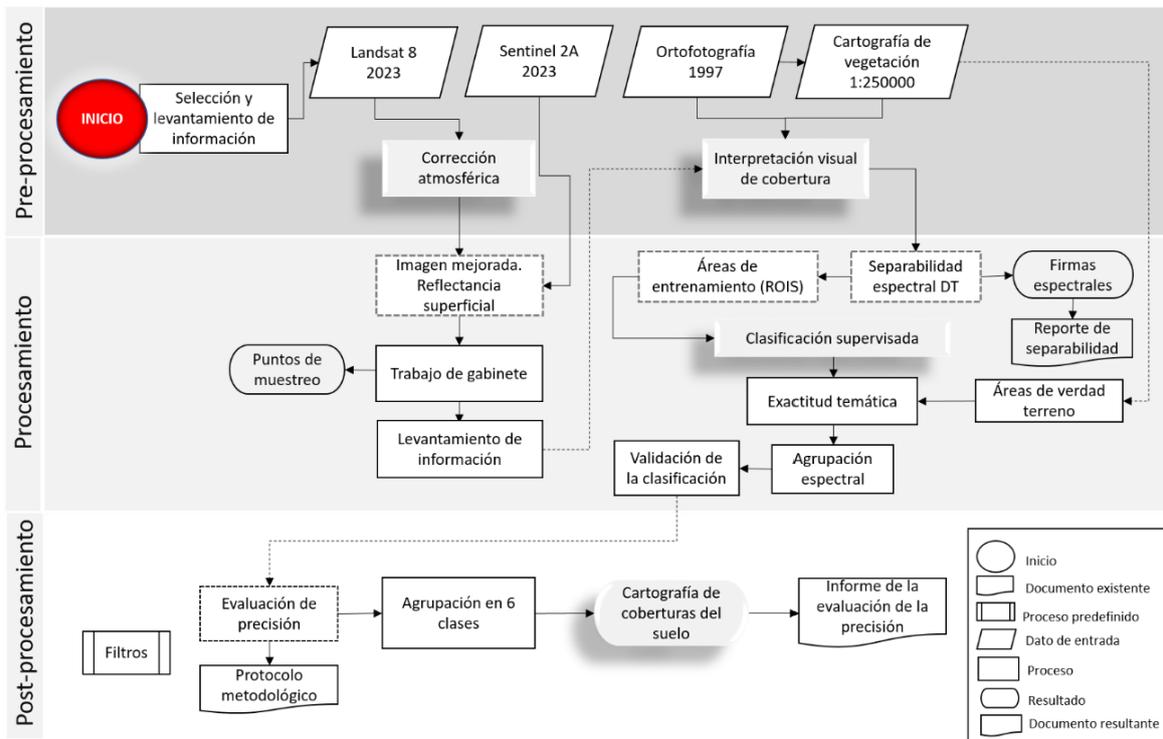


Figura 2. Diagrama metodológico para la cartografía de cobertura del suelo.

#### 3.1. Preprocesamiento de imágenes satelitales

Las clasificaciones se realizaron a partir de imágenes Landsat Operational Land Imager (OLI-TIRS) 8-9 C2 Level-2, de fecha 27 de marzo 2023 con una resolución espacial de 30 m, proporcionado por la *U.S. Geological Survey* (USGS) <http://earthexplorer.usgs.gov/>, y Sentinel 2A con fecha del 26 de febrero 2023 adquirida del Copernicus Open Access Hub (ESA, 2020) <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>. El producto cuenta con una resolución espacial de 10 m para las bandas del espectro visible, 10 m para el infrarrojo cercano (NIR) y 20 m para el infrarrojo cercano estrecho (NIR- *Red edge*) (Tabla 2), para identificar características geomorfológicas del paisaje, como canales activos y abandonados. Las imágenes de nivel 2A se encuentran ortorectificadas con niveles de reflectancia por debajo de la atmósfera (BOA), que corresponden a imágenes corregidas atmosféricamente y ofrecen datos de reflectancia más próximos a la realidad. Se utilizó dos imágenes base ortofotomapas de 1997 adquiridas del Instituto Geográfico de Venezuela Simón Bolívar (IGVSB), 1:25000 (Proyección UTM WGS 84), con 27 puntos de control y un error RMS < 1 píxel, sus características generales se describen en la Tabla 2 y Figura 2. Se usó dos cartas de cobertura vegetal a escala 1:250000 (MARN-Hidromet, 2001). La información secundaria como mapas temáticos de coberturas vegetales, datos de campo y ortofotos de alta resolución espacial, permiten una buena validación de los resultados (García-Mora y Mas, 2008; Chuvieco, 2010). Adicionalmente se efectuaron varios trabajos de campo durante 2019, 2020 y 2021, para verificar la información obtenida de los ortofotomapas.

Tabla 2. Características generales de los productos de sensores remotos empleados

Atributo	Landsat 8 OLI TIRS	Sentinel 2A	Ortofotografía
Fecha de captura	27/03/2023	26/02/2023	1997
Granulo		18NTK	
% Nubes	10,72	46,76	0%
Tamaño de píxel (m)	30	10 (RGB)	0,15
	15	20 (IRC)	
Bandas utilizadas	Banda 1 Banda 2 Banda 3 Banda 4 Banda 5 Banda 6 Banda 7	Banda 2-Azul: 490 nm Banda 3-Verde: 560 nm Banda 4-Roja: 665 nm Banda 8A-IRC: 865 nm	
Ángulo Cenital	90°	26,07°	-
Resolución espacial	30 m	10 m (original)	
Resolución temporal	16 días	5 días	
Sistema de coordenadas	WGS84/UTM19N		

### 3.2. Corrección atmosférica

El procesamiento digital de las imágenes fue desarrollado con los softwares PCI Geomatic, QGIS 3.20.1 – Plugin SCP (*Semi-Automatics Classification Plugin*) y ArcGis. Se realizó la corrección atmosférica de la imagen Landsat 8 OLI, empleando el método DOS1 (*Dark Object Sustraction*) propuesto por Chávez (1996) y parametrizado por Sobrino *et al.* (2004) (Ecuación 1). El valor de los números digitales de los píxeles (DN por sus siglas en inglés) fue representado en valores de reflectancia (Ecuación 2). En el caso de la imagen Sentinel-2A, ya se encontraba en valores de reflectancia, el preprocesado de esta no incluyó corrección atmosférica.

$$L_p = M_L \cdot DN_{\min} + A_L - 0,01 \quad (1)$$

$L_p$  = Efecto bruma,  $M_L$  = Factor de re escalamiento multiplicativo específico de banda,  $DN_{\min}$  = Valor mínimo de conjunto del píxel,  $A_L$  = Factor de re escalamiento aditivo específico de banda.

$$\rho_k = \frac{k \cdot \pi \cdot a_{1,k} \cdot (ND - ND_{\min,k})}{E_{o,k} \cdot \cos \theta_i \cdot \tau_{k,i}} \quad (2)$$

Donde  $\rho_k$  es la reflectividad para la banda  $k$ ;  $K$  es un factor que tiene en cuenta la variación de la distancia Tierra-Sol, y se calcula a partir del día juliano ( $D$ ) siguiendo la siguiente fórmula:

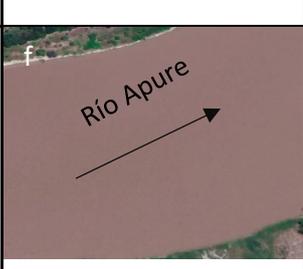
$$k = (+0,0167(\sin(2\pi(D - 93,5)/365)))^2 \quad (3)$$

$E_{o,k}$  es la irradiancia solar en el techo de la atmósfera para la banda  $k$ ;  $\theta_i$  el ángulo cenital solar;  $\tau_{k,i}$  la transmisividad para el flujo descendente en la banda  $k$ , ( $\tau_{k,i} = 0,70, 0,78, 0,85, 0,91, 1, 1$  para las bandas 1, 2 3,4,5,7, respectivamente Chuvieco (2010).

### 3.3. Interpretación visual de coberturas

Se realizó interpretación visual en la ortofoto de 1997 y en las imágenes de satélite. Para el reconocimiento de coberturas, se utilizó el método propuesto por Melo y Camacho (2005) y Chuvieco (2010). Las clases de cobertura usadas fueron las definidas por MARN-Hidromet (2001), y posteriormente reclasificadas en seis categorías: bosque, matorral, sabana arbolada, sabana abierta, cultivos (pastos introducidos) y cuerpos de agua (Tabla 3). Se utilizó cartografía de cobertura vegetal a escala 1:250000 disponible de la zona de interés. Esa cartografía se interpretó y validó en 2019 con ortofotos de alta resolución y visitas de campo en 2019, 2020 y 2021.

Tabla 3. Descripción de los tipos de coberturas de suelo en el curso medio del río Apure

Coberturas	Símbolo	Representación visual. Escala: 1:2.500	Descripción
Bosque	B		Formación vegetal pluriestratificada que se desarrolla en las planicies aluviales o de desborde de los cursos de agua (márgenes y áreas de influencia freática).
Matorral	Mo		Comunidad vegetal dominada por elementos mayormente arbustivos y arbóreos bajos, con dosel irregular, aproximadamente entre 3 a 8 metros de altura. Es un término preferiblemente aplicado a las comunidades secundarias (Ej: Bosques degradados).
Sabana arbolada	Sam		Comunidad vegetal constituida principalmente por gramíneas dispuestas en macollas que forman un estrato ecológicamente dominante con presencia de elementos leñosos.
Sabana abierta	Sa		Formación vegetal natural monoestratificada donde predominan hierbas perennes que forman un estrato continuo exento casi totalmente de elementos arbóreos o arbustivos.
Cultivos	C		Referido a parcelas con manejo semi-intensivo, en su mayoría establecidos para el pastoreo (pastos introducidos).0
Cuerpos de agua	Ca		Cobertura donde se identifica el elemento agua, en los diferentes cursos de agua, ríos o zonas inundadas características de esta zona. Puede presentar diferentes elementos suspendidos y la turbidez en el agua puede afectar el color de esta. Incluye el río Ruende, sus tributarios y otros cursos de carácter temporal, además de las áreas bajas e inundables, con agua en forma temporal o permanente.

### 3.4. Áreas de entrenamiento

Las áreas de entrenamiento se crearon a partir de la información de los puntos tomados en la fase de muestreo de campo y por fotointerpretación de las imágenes de alta resolución. Adicionalmente se establecieron los campos de entrenamiento mediante el reconocimiento de las firmas espectrales de las seis coberturas seleccionadas: bosque, matorral, sabana arbolada, sabana abierta, cultivos y cuerpos

de agua. Se dispusieron 600 muestras aleatorias estratificadas en todas las clases para la comparación y evaluación de la calidad temática entre lo mapeado por la clasificación automática y lo visualizado en la imagen de alta resolución. De forma aleatoria 300 (50%) puntos de control de campo, se usaron como puntos de entrenamiento de los algoritmos de clasificación. Los restantes 300 puntos se utilizaron para la validación de la clasificación (Fig. 3). Los 300 puntos de entrenamiento se proyectaron sobre la imagen satelital Landsat y alrededor de cada punto se recolectaron los valores de reflectancia en ventanas de 3x3 píxeles, centrados en el punto de entrenamiento. Posteriormente se obtuvo el promedio de sus respuestas espectrales a través de los análisis de separabilidad, dispersión, estadísticas e histogramas. Permitiendo determinar los campos de entrenamiento finales, para ser asignados al algoritmo de clasificación (Ortiz y Pérez, 2009). Además, se obtuvo el número de píxeles por cada clase, y se realizaron los cálculos de superficie, consiguiendo una representatividad de 14.658,77 ha del total del área de estudio (Tabla 4).

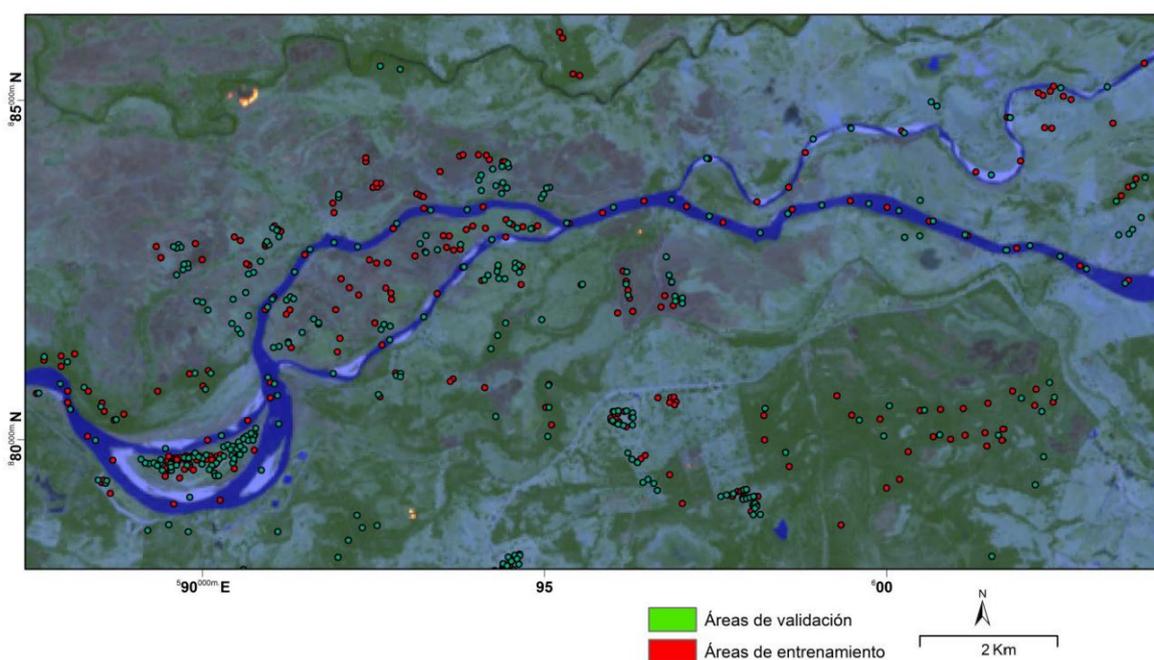


Figura 3. Ubicación de las áreas de entrenamiento y validación. Imagen Landsat 8, bandas 764.

Tabla 4. Asignación de coberturas para áreas de entrenamiento.

Cobertura	Símbolo	Nº Píxeles de Entrenamiento	Área (ha)	Área (%)
Sabana arbolada	Sam	571.726	5.717,26	39,00
Bosque	B	390.045	3.900,45	26,61
Sabana abierta	Sa	287.094	2.870,94	19,59
Cultivos	C	124.569	1.245,69	8,50
Cuerpos de agua	Ca	86.834	868,34	5,92
Matorral	Mo	5.609	56,09	0,38
Total		1.465.877,00	14.658,77	100,00

### 3.5. Separabilidad espectral

Contando con los campos de entrenamiento y las firmas espectrales, se hizo un análisis para valorar la distancia espectral (separabilidad) entre firmas de entrenamiento o píxeles, que permite evaluar si diferentes clases que son muy similares entre sí podrían causar errores de clasificación

(Congedo, 2018). Se estableció la firma espectral promedio de las coberturas del suelo en la imagen Landsat 8, mediante el valor de la reflectancia superficial, por medio de Regiones de Interés (ROI), con el fin de valorar la separabilidad espectral, y evitar errores posteriores en la clasificación supervisada. Se determinó la distancia espectral de las coberturas tomando como base lo establecido por Richards y Jia (2006) adaptado por Congedo (2016). Empleamos el método de *Divergencia Transformada* (DT), que se calcula usando las matrices de la media y covarianza de las clases seleccionadas en la fase de entrenamiento (Jensen, 2005). Este método ha mostrado obtener mejores resultados que métodos como Distancia de Bhattacharyya (García-Mora y Mas, 2008).

Los valores que se obtienen a través del cálculo de separabilidad fluctúan entre 0 y 2,000. Obtiene valores de 0 cuando las firmas espectrales son idénticas (separabilidad muy pobre) y 2,000 representa la separabilidad máxima (buena separabilidad) entre los pares de clases (García-Mora y Mas, 2008).

### 3.6. Algoritmos de clasificación de las imágenes utilizadas

Se aplicaron dos clasificadores: Máxima Verosimilitud (MLC, por sus siglas en inglés) y Máquinas de Soporte de Vectores (SVM, por sus siglas en inglés), para la discriminación de las clases. Debido a que son algoritmos de clasificación supervisada más comunes y de adaptabilidad a los datos de entrada (Richards y Jia, 2006; Chuvieco, 2010). Sin embargo, el rasgo más importante que se necesita en este estudio, entre estos clasificadores, es que estos dos métodos deben explicar la separación espectral de diferentes puntos de vista (Richards, 2013). Las características de cada uno de los algoritmos utilizados están descritas respectivamente por Jesen (2005), Richards (2013), Adankon y Cheriet (2015), Shi y Xue (2016). En el caso de MLC se utilizó un factor de escala de uno y no se implementó un umbral de probabilidad. En el SVM, se calculó las distribuciones de probabilidad para las coberturas, relacionando el teorema de Bayes, estimando si un pixel pertenece o no a una determinada cobertura (Congedo, 2016).

### 3.7. Validación de las clasificaciones

La selección de muestras utilizadas para el entrenamiento y validación del algoritmo de clasificación se realizó utilizando la verdad terreno (Campos-Taberner *et al.*, 2020). Se etiquetó el número de píxeles por cada clase (Tabla 4). Se dispusieron 300 puntos para la validación de la clasificación. Una vez seleccionadas las muestras de entrenamiento para la validación, se localizaron sobre las imágenes para asociar a cada pixel las clases cobertura del suelo identificadas en campo, la clasificación obtenida para cada tipo de imagen satelital, y el algoritmo de clasificación usado.

A fin de evitar que las clasificaciones se vieran influenciadas por la selección de los datos de entrenamiento y evaluación, así como los problemas asociados a la autocorrelación espacial de los píxeles cercanos, los conjuntos utilizados en ambas etapas se obtuvieron mediante un muestreo estratificado al azar (Mather, 2004; Foody *et al.*, 2006; Oommen *et al.*, 2008). En este sistema cada estrato corresponde a cada una de las clases del mapa (Congalton, 1991; Stehman, 2009). De esta manera, se asegura que las categorías de pequeña superficie sean muestreadas (Mas *et al.*, 2003). Para evitar dificultades en la interpretación de ciertas áreas, la información fue apoyada con trabajo de campo. Realizamos la conversión de la clasificación a formato vectorial, donde se generalizaron los polígonos a una unidad mínima cartografiada (UMC) de 1 ha para la generación de cartografía temática a escala 1:25000 según lo recomendado por Priego *et al.* (2010). Con la base de datos en formato vectorial de forma consistente, se utilizaron los polígonos como unidades de muestreo, convirtiéndose en el mapa de referencia o mapa verdad terreno (Ortiz y Pérez, 2009). Se estableció un conjunto con el total de píxeles de verdad de campo (14.658,77 píxeles), que se utilizó para la evaluación de todas las clasificaciones, superando el mínimo de 50 píxeles por clase recomendado por Congalton (1991).

### 3.8. Evaluación

La precisión de las clasificaciones o análisis de confiabilidad se evaluó mediante una matriz de confusión, o *tabla de contingencias*, que permite confrontar la información de los sitios de muestreo y la imagen clasificada (García-Mora y Mas, 2008). A partir de estas matrices se calculó la Precisión Global (PG) de la clasificación de cada producto, considerada como la ratio de píxeles correctamente clasificados (sumatoria de la diagonal principal) respecto del total de píxeles utilizado en la evaluación (Congalton, 1991; Fernández-Gimeno y López-García, 2015). La precisión de cada clase se calculó a través de las Precisiones del Productor (PP) y del Usuario (PU) (Congalton, 1991; Argañaraz y Entraigas, 2011). Se aplicó el Coeficiente de Kappa para establecer la concordancia estadística de la matriz mediante lo propuesto por Bishop *et al.* (1977). Los Kappas se caracterizaron como regulares entre 0,40 y 0,60, buenos de 0,61 a 0,75, y excelentes por encima de 0,75 siguiendo la clasificación de valores de concordancia propuesta por Fleiss (1981).

## 4. Resultados

### 4.1. Clasificación de las coberturas del suelo

Como resultado se presentó una mejor visualización de la imagen frente a los datos originales debido a la distribución de los valores de los píxeles en el histograma de frecuencia. Los valores medios obtenidos de las respuestas espectrales muestran que las coberturas del suelo presentan un contraste entre ellas (Fig. 4). Se observa una baja reflectividad en la región azul (banda 2) del espectro, debido a la absorción de la radiación por la clorofila en la fotosíntesis; un pico en el verde (banda 3), y una alta reflectividad en la región del Infrarrojo Cercano (IRC) (banda 5) que es mucho mayor que en las bandas del visible, debido a que se ubica en longitudes de onda entre 0,85-0,88  $\mu\text{m}$ , las cuales corresponden a la longitud del espectro donde la vegetación sana presenta los más altos valores de reflectividad, siendo originada esta por la baja fracción de energía que absorbe la clorofila, y la estructura celular de las hojas. Al analizar la desviación estándar (Tabla 5), se observa que los valores de reflectividad del bosque pueden confundirse con los valores de reflectancia del matorral, sabana arbolada y sabana abierta, lo que confirma las dificultades que presenta la discriminación de la vegetación, como consecuencia de los diferentes factores que influyen en la radiación final obtenida por el sensor. La cubierta que presenta mayor nivel de reflectividad es el cultivo en el IRC con 0,3823, provocado por el vigor vegetal en que se encuentra al momento de la toma de la imagen. De igual forma presenta valores de reflectancia menores en la banda 1 (0,0400) y 2 (0,0408), cumpliendo con el comportamiento general de la vegetación en el espectro, donde se manifiesta que una cubierta vegetal en óptimas condiciones se caracteriza por un claro contraste espectral en la banda 5 del IRC. El resto de las clases: bosque y matorral, también ofrecen un comportamiento similar, presentan valores de reflectividad en el IRC (0,3673 y 0,3621 respectivamente). En el caso de las coberturas sabana arbolada y sabana abierta, presentan menores valores de reflectividad en el IRC (0,3404 y 0,3185 respectivamente), la tendencia es hacia la banda 5 del IRC. Mientras que, los cuerpos de agua ofrecen el espectro más bajo de todas las bandas, donde se observa mayor reflectancia en la banda 4 (0,1341), y valores inferiores hacia el SWIR. El comportamiento en general se asemeja al de los patrones establecidos para estos tipos de cubiertas, por lo que los valores se ajustan a lo esperable según el vigor vegetal de cada clase.

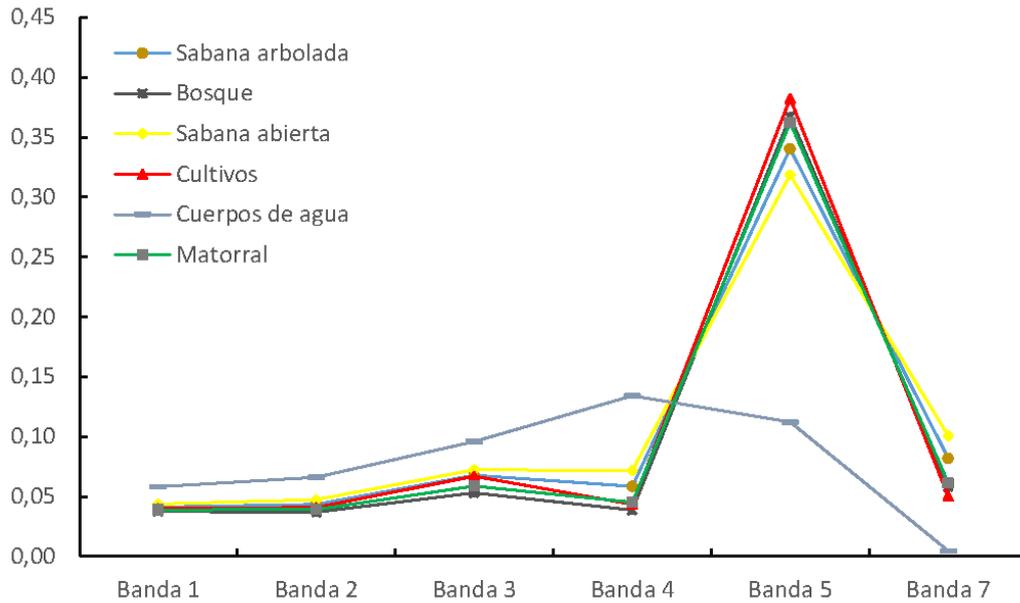


Figura 4. Comparación de la respuesta espectral de reflectividad de coberturas del suelo con base en imágenes Landsat 8.

Tabla 5. Comportamiento espectral de las coberturas del suelo con base en imágenes Landsat 8

Clases	Banda 1		Azul		Verde		Rojo		IRC		SWIR	
	Banda 2		Banda 3		Banda 4		Banda 5		Banda 7			
	Media	Desv.	Media	Desv.								
Sabana arbolada	0,0413	0,0084	0,0434	0,0115	0,0678	0,0136	0,0584	0,0398	0,3404	0,1204	0,0820	0,0420
Bosque	0,0375	0,0076	0,0371	0,0107	0,0530	0,0148	0,0386	0,0358	0,3673	0,1012	0,0582	0,0325
Sabana abierta	0,0438	0,0096	0,0473	0,0132	0,0724	0,0153	0,0718	0,0463	0,3185	0,1412	0,1006	0,0480
Cultivos	0,0400	0,0129	0,0408	0,0179	0,0671	0,0203	0,0435	0,0640	0,3823	0,1910	0,0501	0,0322
Cuerpos de agua	0,0583	0,0459	0,0662	0,0501	0,0958	0,0569	0,1341	0,0693	0,1122	0,0760	0,0047	0,0018
Matorral	0,0389	0,0079	0,0391	0,0110	0,0588	0,0140	0,0451	0,0373	0,3621	0,1093	0,0613	0,0364

#### 4.2. Separabilidad espectral

El análisis de separabilidad de la Divergencia Transformada (DT) arrojó valores entre 1,990000 y 2,000000, para las coberturas analizadas a través de los ROI de entrenamiento, el cual se encuentra dentro del rango más alto de separabilidad (Tabla 6). Una separabilidad promedio 1.999964, que resulta ser adecuada, teniendo en cuenta que los valores por debajo de 1,700000 indican una pobre separabilidad; entre 1,900000 y 2,000000, una separabilidad adecuada, y 2,000000 una separabilidad idónea. La mínima separabilidad se da entre sabana arbolada y sabana abierta (1,999455). Esto es debido a problemas que encuentra el clasificador a la hora de discriminar píxeles entre ambas clases, causado en gran medida por la mala separabilidad espectral y a la gran confusión que existe entre ellas.

Tabla 6. Matriz de separabilidad espectral con Divergencia Transformada entre las categorías. Sentinel 2

Cobertura	Bosque	Sabana arbolada	Sabana abierta	Cultivos	Matorral
Sabana arbolada	2,000000				
Sabana abierta	2,000000	1,999455			
Cultivos	2,000000	2,000000	2,000000		
Matorral	2,000000	2,000000	2,000000	2,000000	
Cuerpos de agua	2,000000	2,000000	2,000000	2,000000	2,000000

Separabilidad promedio: 1,999964, separabilidad mínima: 1,999455, separabilidad máxima: 2,000000. Par de respuestas espectrales de cubiertas con la mínima separabilidad: sabana arbolada y sabana abierta.

### 4.3. Clasificación según tipo de imagen

La clasificación al comparar las imágenes (Landsat-8 y Sentinel-2) presentó resultados semejantes. Las áreas clasificadas como bosques comparten en su mayoría la localización espacial y los límites. Por ejemplo, en la Figura 5a y 5b se observan los resultados de las clasificaciones para el bosque, y en la sección sureste de ambas imágenes se aprecia la forma del área boscosa con la misma localización y forma. Sin embargo, se infiere que existe mayor definición de las áreas en la Figura 5b, debido a que las imágenes de Sentinel 2 poseen mayor resolución espacial.

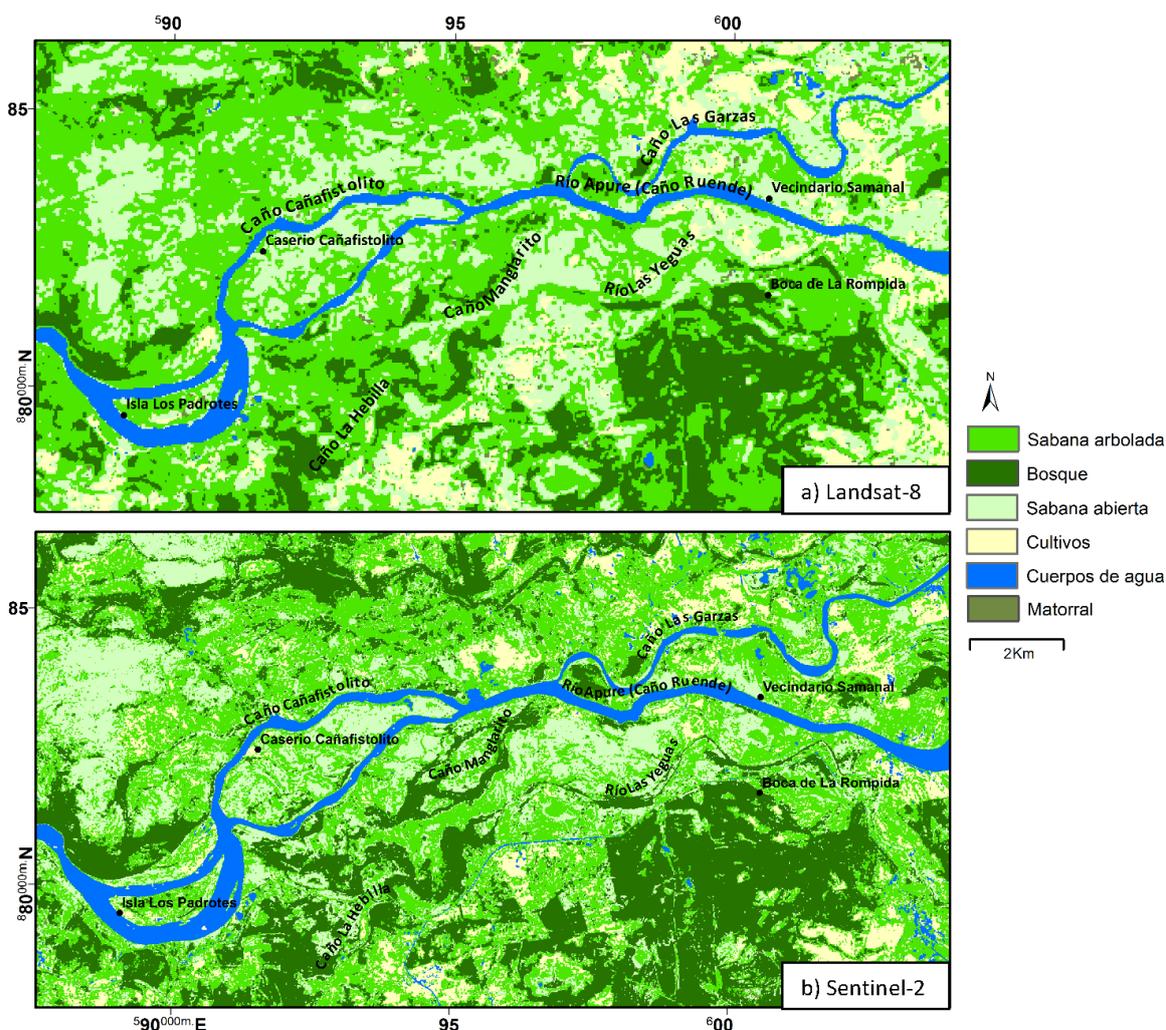


Figura 5. Clasificación según tipo de imagen satelital: a) Landsat y b) Sentinel, con algoritmo SVM.

### 4.4. Clasificación según algoritmo

Se aplicó la clasificación sobre distribución de coberturas del suelo por cada uno de los algoritmos utilizados. Se encontró que la clasificación por los métodos de MLC y SVM, presentan resultados muy similares. Por ejemplo, en ambas clasificaciones las áreas identificadas corresponden en su mayoría a sabana arbolada y bosque que comparten en gran medida la localización espacial y los límites (Figura 6a y 6b). Sin embargo, se puede observar en la sección centro y oeste de la clasificación SVM, que algunas áreas corresponden a sabana abierta; y la clasificación MLC las cataloga como sabana arbolada. Por lo tanto, es posible determinar que se puede obtener resultados con una precisión ligeramente mayor mediante la combinación del uso de las imágenes de Sentinel-2 con el algoritmo SVM.

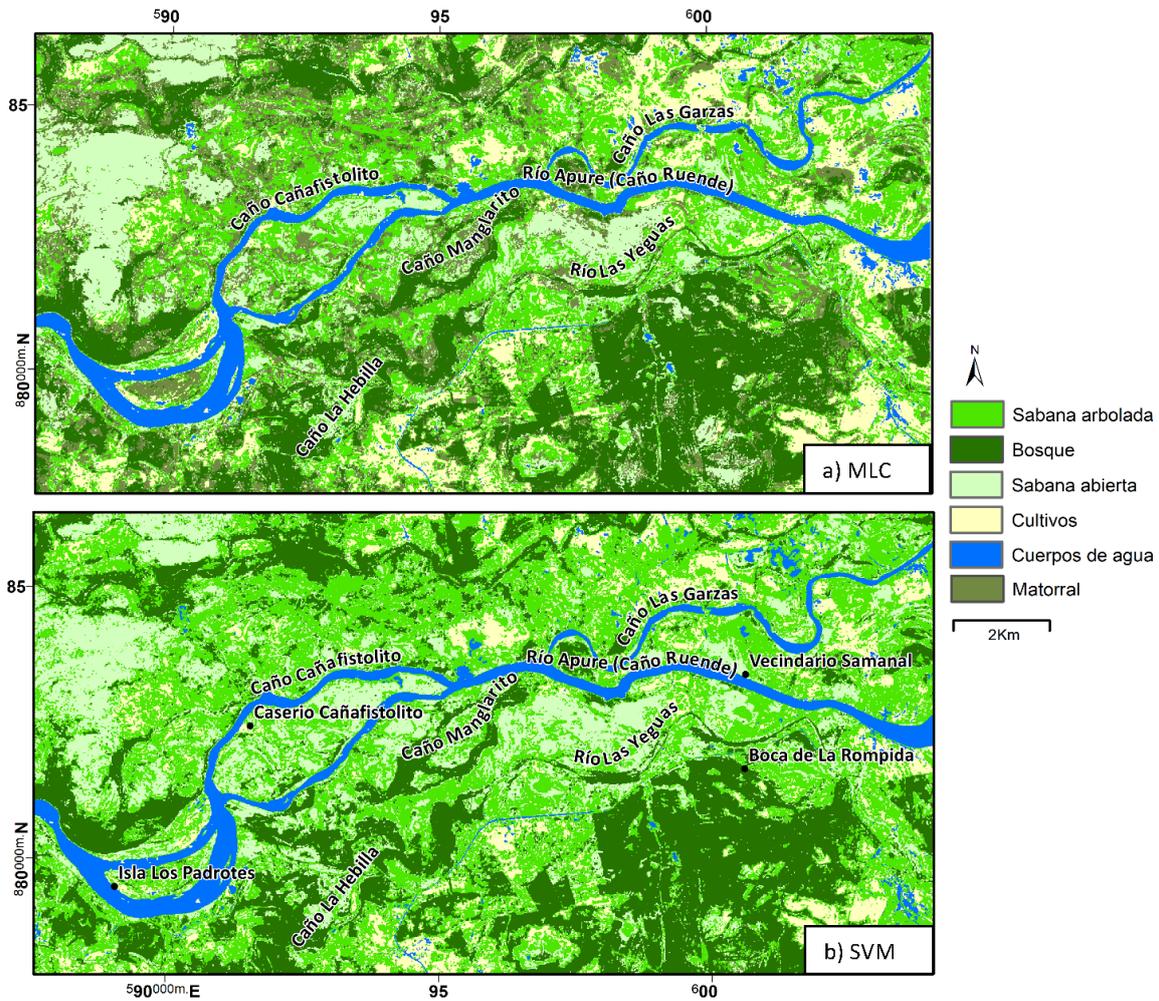


Figura 6. Clasificación de imagen (Sentinel 2) sobre distribución de cobertura del suelo según algoritmos: a) Máxima Verosimilitud y b) Máquinas de Soporte de Vectores.

#### 4.5. Análisis de cobertura del suelo

Se calculó la extensión y porcentaje de participación para las diferentes coberturas del suelo. Se encontró, en el caso de la cobertura sabana arbolada, que MLC, representó 26,10%; mientras que SVM clasificó el 39% del área total dentro de esta cobertura (Tabla 7 y Fig. 6). Para el bosque, los algoritmos MLC y SVM, representaron el 21,83 y 26,61%, respectivamente. En el área sabana abierta el algoritmo MLC representó el 17,07%, y SVM el 19,59%. Para el área de cultivos, MLC clasificó 13,34% y SVM, 8,50%, se observó que MLC presentó un área de cultivos más grande en comparación con el otro algoritmo. Las áreas correspondientes a cuerpos de agua se presentan en el rango de 5,95 a 5,92%. En cuanto a las áreas de matorral los algoritmos MLC y SVM presentaron 15,71 y 0,38% respectivamente; en general SVM, tiene una representación relativamente más pequeña de esta cobertura que MLC.

Tabla 7. Extensiones representativas de las coberturas de suelo

Cobertura	MLC		SVM	
	Área (ha)	Área (%)	Área (ha)	Área (%)
Sabana arbolada	3.834,70	26,10	5.717,26	39,00
Bosque	3.207,65	21,83	3.900,45	26,61
Sabana abierta	2.507,61	17,07	2.870,94	19,59
Cultivos	1.959,96	13,34	1.245,69	8,50
Cuerpos de agua	874,82	5,95	868,34	5,92
Matorral	2.274,03	15,71	56,09	0,38
Total	14.658,77	100,00	14.658,77	100,00

MLC: Máxima Verosimilitud y SVM: Máquinas de Soporte de Vectores

#### 4.6. Evaluación de la calidad de clasificación

La precisión o exactitud de la clasificación supervisada se evaluó a partir de la matriz de confusión, que permitió evaluar los aciertos y errores, en la clasificación de las muestras de validación frente a las coberturas de referencia (Tabla 8 y Tabla 9). Para la cobertura de sabana arbolada, bosque, cultivos y matorral, los mejores resultados se obtuvieron con el algoritmo de SVM. Mientras que la cobertura sabana abierta y cuerpos de agua, tuvo mejores resultados de clasificación con el algoritmo MLC.

A nivel de rendimiento de los algoritmos de clasificación, el algoritmo SVM presentó la mayor precisión general y el índice de Kappa más alto, con un 98% y 0,98, respectivamente. El algoritmo MLC presentó una precisión general del 92,33%, y un índice de Kappa de 0,91 (Tabla 10). De acuerdo con esta categorización, los resultados de la clasificación con SVM, responden a una precisión excelente.

Al analizar la precisión de la clasificación para la cobertura de suelo, encontramos que los bosques, cuerpos de agua y matorral, obtuvieron los mayores porcentajes tanto en la precisión del productor (100%), como en la precisión del usuario (100%, 98% y 100% respectivamente). Seguido por las coberturas cultivos y sabana abierta, que presentaron resultados similares en la precisión del productor (98% y 96%), y precisión del usuario (100% y 94,12% respectivamente). Mientras que la cobertura sabana arbolada presentó una precisión del productor de 94%, y precisión del usuario de 95,92%. En general, estos valores refieren que la superficie clasificada en el mapa está realmente ocupada por estas coberturas, además permite al usuario utilizar esta información con una fiabilidad 98%. Lo que indica una excelente clasificación del algoritmo frente a las demás coberturas de suelo analizadas.

Tabla 8. Matriz de confusión y medidas globales de fiabilidad por coberturas con base en algoritmo MLC sobre imagen Sentinel 2

Cobertura		Verdad Terreno						Exactitud del usuario (%)	Error de Comisión (%)	
		Sabana arbolada	Bosque	Sabana abierta	Cultivos	Cuerpos de agua	Matorral			Total
Clasificación	Sabana arbolada	<b>42</b>	1	6	4	0	2	<b>55</b>	76,36	23,64
	Bosque	2	<b>49</b>	0	0	0	0	<b>51</b>	96,08	3,92
	Sabana abierta	0	0	<b>44</b>	0	0	1	<b>45</b>	97,78	2,22
	Cultivos	0	0	0	<b>46</b>	0	1	<b>47</b>	97,87	2,13
	Cuerpos de agua	0	0	0	0	<b>50</b>	0	<b>50</b>	100,00	0,00
	Matorral	6	0	0	0	0	<b>46</b>	<b>52</b>	88,46	11,54
Total		<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>300</b>		
Exactitud del productor (%)		84,00	98,00	88,00	92,00	100,00	92			
Error de omisión (%)		16,00	2,00	12,00	8,00	0,00	8			
Exactitud global (%)		<b>92,33%</b>								
Índice de Kappa		<b>0,91</b>								

Tabla 9. Matriz de confusión y medidas globales de fiabilidad por coberturas con base en algoritmo SVM sobre imagen Sentinel 2.

Cobertura		Verdad Terreno						Exactitud del usuario (%)	Error de Comisión (%)	
		Sabana arbolada	Bosque	Sabana abierta	Cultivos	Cuerpos de agua	Matorral			Total
Clasificación	Sabana arbolada	<b>47</b>	0	2	0	0	0	<b>49</b>	95,92	4,08
	Bosque	0	<b>50</b>	0	0	0	0	<b>50</b>	100,00	0,00
	Sabana abierta	3	0	<b>48</b>	0	0	0	<b>51</b>	94,12	5,88
	Cultivos	0	0	0	<b>49</b>	0	0	<b>49</b>	100,00	0,00
	Cuerpos de agua	0	0	0	1	<b>50</b>	0	<b>51</b>	98,04	1,96
	Matorral	0	0	0	0	0	<b>50</b>	<b>50</b>	100	0,00
Total		<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>300</b>		
Exactitud del productor (%)		94,00	100,00	96,00	98,00	100,00	100			
Error de omisión (%)		6,00	0,00	4,00	2,00	0,00	0			
Exactitud global (%)		<b>98,00%</b>								
Índice de Kappa		<b>0,98</b>								

Tabla 10. Resultados de la exactitud.

Clasificador	Índice Kappa	Precisión
Máquinas de Soporte de Vectores	0,98	98,00%
Máxima Verosimilitud	0,91	92,33%

## 5. Discusión

Las respuestas espectrales de las coberturas del suelo presentaron un contraste. Para la cobertura cultivo, el comportamiento espectral presentó su mayor reflectividad en la longitud de banda del IRC. Banda sensible a la concentración de humedad (Rodríguez, 1999). El resto de las clases también ofreció un comportamiento similar, típico de la vegetación, donde la tendencia es hacia el IRC y menor hacia el SWIR. Esto coincide con resultados encontrados en áreas de uso agrícola en Colombia (Ortiz y Pérez, 2009), donde la reflectividad de los cultivos, puede confundirse con los valores de reflectividad del pasto y del bosque de galería, lo que confirma las dificultades que presenta la discriminación de la vegetación, como consecuencia de los diferentes factores que influyen en la radiación final obtenida por el sensor; mientras que la cobertura agua se puede discriminar de las demás, efectivamente.

El análisis de las coberturas del suelo reveló la cobertura sabana arbolada, como la de mayor densidad con 39%, seguido por el bosque con 26,61% (Tabla 7), del área total. Si bien existe una verificación de campo, las formaciones vegetales encontradas, se corresponden con las principales formaciones geomorfológicas más frecuentes en la zona. Esto concuerda con otros estudios en la zona que señalan que el paisaje está caracterizado por una alternancia de vegetación de sabana y bosque (MARN-Hidromet, 2001). Se demostró que las unidades de vegetación encontradas en el área presentan un patrón de correlación que en general responde a las condiciones físicas de las diferentes posiciones geomorfológicas. Así, la cobertura sabana arbolada, está asociada a la posición geomorfológica de la napa, corresponde a una topografía plana con suave pendiente hacia los esteros, cubriendo una extensión de cierta amplitud. Se caracteriza generalmente por texturas medianas a base de arena o limo, lo que la hace de gran valor para fines pecuarios, se le conoce también como bajo.

En lo que respecta a la cobertura bosque, con una densidad de 26,61%, está asociada en su mayor parte a las márgenes del río Apure, respondiendo a las posiciones geomorfológicas más elevadas del paisaje, denominadas diques o bancos, limitando así el retorno de las aguas desbordadas y la salida de las aguas de lluvia desde la sabana hacia los cauces principales; de manera que no se inundan en la estación de lluvia y se caracterizan por presentar altos contenidos de arena. Esto es consistente con los resultados obtenidos por otros autores en el área de estudio (Ramia, 1964, Pouyllau, 1974, MARN, Dirección de Suelos, Vegetación y Fauna, 1981; MARN-Hidromet, 2001; Guzmán *et al.*, 2013 y 2021). Por consiguiente, este tipo de vegetación queda restringida a los bordes de los cauces mayores y son poco desarrolladas en altura y diámetro, y con una diversidad florística relativamente baja. Por esta misma causa también se encuentran presente en sectores de banco una cubierta gramínea de *Paspalum*

*fasciculatum*, en ocasiones con algunos arbustos dispersos (M.A.R.N.- DGS PROA, 1995). En la zona del área de estudio, los bosques presenten una apariencia siempre verde, que corresponde a los bosques de galería. Se trata de una asociación edáfica, monoestratificada que se desarrolla bordeando los cursos de agua. Es fundamental considerar la cobertura presente cerca de la red de drenaje ya que el bosque de ribera reduce la colmatación de los canales de drenaje, contribuyendo a la no formación de inundaciones (Castro *et al.*, 2013). En lo que respecta a isla Los Padrotes, se desarrolla la formación vegetal denominada matas o matorral (Fig. 6 y Tabla 3). Se trata de comunidades en proceso de colonización, conformadas por especies rústicas o pioneras, en áreas de bajo substrato orgánico, asociada por lo general al complejo orillar, muy reciente, e islas en formación. Al Norte se localiza relictos del bosque de galería y un bosque bajo ralo. En Caño Manglarito también se observa bosque de galería; mientras que en el sector Caño Cañafistolito, la mayor parte del área está cubierta por la formación sabana abierta. Se trata de un tipo de vegetación herbácea dominada por gramíneas, donde el componente leñoso puede estar ausente, pero cuando se presenta, forma núcleos aislados o dispersos principalmente de chaparro, son utilizadas principalmente con fines agropecuarios. El Caño Manglarito aún conserva su bosque de galería debido a la poca presencia de lugareños en la zona (MARN-Hidromet, 2001).

Los conjuntos de datos aportan resultados de los niveles de distribución de cobertura del suelo, frente a la cartografía ya existente, debido al control que ejerce la vegetación en la geomorfología fluvial y los procesos hidromorfológicos (mantenimiento o estabilidad de canales), considerado como un factor importante en el desarrollo de éstos. En particular, se encontró similitud con el río Gearagh, en Irlanda, que se caracteriza por pequeñas islas separadas por canales interconectados de poca pendiente, donde las islas son relativamente estables y boscosas (Murray y Paola, 2003). Mientras que en el río Pajeú en Brasil, el predominio de pastizales en las zonas de menor pendiente favorece el equilibrio hidrológico, ya que incluso este tipo de cobertura favorece la formación de escorrentías superficiales (Silva *et al.*, 2022). Los componentes bióticos, como presas de escombros y masas de raíces de árboles, juegan un papel clave en la división del canal (Harwood y Brown, 1993). Debido a que la vegetación mejora la resistencia de los bancos a la erosión (Murray y Paola, 2003). Así, la cobertura vegetal define el paisaje fluvial, generando patrones característicos de distribución en los cauces (Volonté *et al.*, 2018). Como en el río Apure, donde a iguales condiciones de sustrato, áreas que no están vegetadas son erosionadas más rápidamente que aquellas que tienen una vegetación bien establecida. Una revisión de la literatura demuestra que el aumento en la estabilidad de las llanuras aluviales y los factores desencadenantes de la avulsión de los canales, fueron proporcionados por el aumento en la diversidad de raíces, la densidad de los bosques de las llanuras aluviales y la producción de desechos leñosos asociados con la expansión de la arborescencia. Se ha demostrado que la expansión de los hábitats arbóreos puede conducir al cruce de un umbral en el control vegetativo de la llanura aluvial y la morfología de los ríos (Davies y Gibling, 2011). Por lo tanto, el análisis de la cobertura del suelo ayuda a planificar su revitalización, permitiendo identificar áreas con mayor vulnerabilidad y canales de drenaje sin vegetación. Estas áreas son prioritarias para la recuperación de la vegetación nativa o la aplicación de prácticas para contener la escorrentía y la erosión (Silva *et al.*, 2022).

Algunas hipótesis atribuyen que el perfil de reconocimiento para un patrón fluvial de anastomosis, corresponde al de múltiples canales circundados, en algunos casos, por el establecimiento de islas boscosas (Smith, 1983). Así mismo la estabilidad del banco, debido a la vegetación, es importante en el mantenimiento del patrón anastomosado, debido a que retarda la migración del canal (Rust, 1981). La confirmación de esta hipótesis puede obtenerse en el río Apure, donde la vegetación contribuye a la estabilidad relativa de las islas y la llanura de inundación, condiciones que favorecen el desarrollo de anastomosis. Además, las condiciones externas estables, la baja tasa de abandono de canales más antiguos, y la independencia de la frecuencia de avulsión, requiere que los bancos tengan una alta resistencia a la erosión, generalmente alcanzada por sedimentos de bancos cohesivos o el refuerzo de los bancos mediante raíces vegetativas. Esto sugiere un tipo de río anastomosado de larga vida en este tramo del Apure (Guzmán *et al.* 2013).

Estudios experimentales han mostrado los efectos de la vegetación sobre la reducción de erosión del banco y la migración lateral por agradación del canal anastomosado, tomando como ejemplo la región del Alexandra River en Alberta (Smith, 1976). Estos estudios establecieron la relación entre tasa de erosión (kg/hr o cm/hr) y porcentaje de vegetación, y encontraron que la vegetación tiene un profundo efecto en la reducción de erosión del material del banco. Como en el Okavango donde el impacto de la vegetación es crucial, debido a que las plantas proporcionan material autóctono para la turba y los depósitos similares a la turba que se acumulan en las áreas entre canales. La presencia de vegetación ribereña y la resistencia de la capa de turba evitan la erosión de las orillas del canal. La invasión de la vegetación ribereña en los canales da como resultado su estrechamiento gradual y la colonización de canales activos ralentiza la corriente y facilita la acumulación de sedimentos minerales, iniciando así un mecanismo de retroalimentación que conduce a condiciones locales de flujo y de poca profundidad (Gradziński *et al.*, 2003).

Las plantas que crecen en las orillas de los ríos modifican las propiedades de los sedimentos impulsando el ancho hacia el cual el río tiende a ajustarse (Micheli, *et al.*, 2004; Allmendinger, *et al.*, 2005). En las llanuras aluviales con vegetación, las plantas ejercen una retroalimentación positiva a través de sus raíces sobre la estabilidad de la orilla del río (Gasser *et al.*, 2019, Micheli, Kirchner, 2002). Como en el río Apure, donde el efecto fortalecedor de las raíces de las plantas y la presencia de sedimentos finos dan cohesión al sedimento del banco, generando una capa cohesiva sobre una no cohesiva.

Si bien la vegetación de ribera parece jugar un papel crucial en el control de la morfodinámica del río en los corredores fluviales con vegetación (Camporeale, *et al.*, 2013; Gurnell, 2014; Zen y Perona, 2020), hay evidencia de que esta no es una *condición sine qua non* para indicar la estabilidad del río. Las observaciones de laboratorio sobre la erosión de las orillas de los canales han demostrado que los sedimentos finos mezclados con sedimentos gruesos no cohesivos proporcionan cohesión a los sedimentos, lo que evita el ensanchamiento descontrolado y mantiene la evolución del canal (Parker, 1998; Van Dijk, *et al.*, 2013). Dichos resultados han sido respaldados por estudios realizados en ríos serpenteantes que vagan en llanuras aluviales sin vegetación, como en cuencas desérticas modernas (Santos *et al.*, 2019) y en la superficie de Marte (Matsubara *et al.*, 2015).

Aunque las técnicas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) asociadas a herramientas de geoprocésamiento y el uso de imágenes satelitales han contribuido a avances significativos en estudios de hidrología (Andrade *et al.*, 2021) y mapeo de cobertura del suelo (Oliveira-Júnior *et al.*, 2022 y Silva *et al.*, 2022). Los mecanismos físicos causantes de la ramificación de los ríos siguen sin estar claros. Algunos aportes de la teledetección al estudio de la dinámica fluvial, encontraron que los análisis globales proporcionados por la teledetección, ofrecen enfoques complementarios a los tradicionales, basados en el campo, para comprender los procesos geomórficos de grandes ríos y formas de canales (Wang *et al.*, 2022.)

Por otra parte, el análisis de separabilidad de la divergencia transformada arrojó valores promedio adecuados entre las diferentes coberturas, en especial la cobertura sabana arbolada y sabana abierta (1.999455). En tanto que los resultados de la clasificación de las imágenes Landsat-8 y Sentinel-2, no mostraron diferencias considerables. Pero se encontró una mejor identificación de las coberturas con la imagen Sentinel-2, lo que concuerda con Zhang *et al.*, (2018), principalmente porque Sentinel-2 cuenta con bandas en *Red Edge*. Estos resultados contrastan con los obtenidos en la región de Estambul, Turquía, donde determinaron que las clasificaciones más exactas se obtienen con las imágenes Sentinel-2, con una fiabilidad entre 3% y 8% mayores en comparación con las del satélite Landsat-8 (Topaloglu *et al.*, 2016). Otros estudios también obtuvieron resultados similares al combinar Sentinel-2 y Landsat 8 en la clasificación de usos de suelo (Bhatnagar, *et al.*, 2018; Jara, *et al.*, 2019). Al utilizar Sentinel-2, ésta tiene una excelente resolución espacial y espectral, especialmente para objetos pequeños y elementos lineales, debido a que las imágenes Landsat 8, proporcionan una precisión de clasificación menor, lo que puede estar relacionado con su menor resolución espacial (Bosquilia y Muller, 2021).

Estadísticamente se muestra que los algoritmos de clasificación supervisada MLC y SVM presentan valores de fiabilidad entre 92,33% y 98% respectivamente. Por su parte el algoritmo SVM obtuvo resultados más eficientes frente a MLC y aumentó la exactitud y la fiabilidad global de la clasificación. Lo que respalda que SVM sea utilizado de forma frecuente en teledetección, debido a que genera buenos resultados en la clasificación, aun cuando se cuenta con volúmenes de datos de entrenamiento pequeños (Argañaraz y Entraigas, 2011). Estos resultados contrastan con los reportados en Costa Rica, donde compararon la fiabilidad obtenida mediante clasificaciones por MLC (96,2%) y SVM (96,3%), entre otros, y no encontraron diferencias entre los promedios obtenidos mediante estos algoritmos (Ávila-Pérez, *et al.*, 2020). Otros estudios realizados en el Estado de Johor en Malasia compararon la fiabilidad obtenida mediante clasificaciones por MLC y SVM, e identificaron el algoritmo SVM como el de mejor rendimiento al obtener valores de fiabilidad de 90,67% en comparación a MLC con 78,33% (Deilmai *et al.*, 2014). De igual manera en el Estado en Odisha, India, se obtuvo mayor rendimiento con SVM en comparación con MLC, donde la fiabilidad general fue cercana al 78% para MLC, mientras que para SVM se obtuvo una fiabilidad global superior al 88% (Mondal *et al.*, 2012). Estos resultados ponen de manifiesto la robustez del algoritmo SVM, sin embargo, difieren con el de otras investigaciones. Por ejemplo, en un estudio realizado en China, compararon el rendimiento de cuatro algoritmos de clasificación entre los que se encontraban MLC y SVM, encontraron que el clasificador MLC es más rápido y estable que los otros (Guo *et al.*, 2008). Además, refieren como otra ventaja, que el algoritmo MLC es menos influenciado por el tamaño de la muestra de entrenamiento.

En problemas de clasificación se suele elegir un algoritmo u otro, básicamente en función de su precisión global. Dicha elección debería fundamentarse no solo en su capacidad predictiva, sino también en su comportamiento y adecuación al tipo de aplicación o problema (Campos-Taberner *et al.*, 2020). No obstante, el éxito de una clasificación de imágenes de satélite depende de factores como la disponibilidad del número de muestras, la alta calidad de las imágenes, el diseño del sistema de clasificación y las habilidades y experiencia del analista (Lu y Weng, 2007).

## **6. Conclusión**

Se generó cartografía sobre distribución de coberturas del suelo de la planicie fluvial del río Apure, Venezuela, a escala 1:25.000, utilizando imágenes Landsat 8-OLI, Sentinel-2, y ortofotografías de alta resolución. Se construyó la firma espectral para las coberturas de suelo analizadas. Se estableció la separabilidad espectral entre las coberturas de sabana arbolada, bosque, sabana abierta, cultivos, cuerpos de agua y matorral, con una exactitud global del 98% con respecto a la verdad terreno. Esta fiabilidad es satisfactoria si se tiene en cuenta la variabilidad de los estados fenológicos de las coberturas que influyen en las respuestas espectrales. Del mismo modo, la cobertura sabana arbolada posee el 39% de la extensión total, siendo la cobertura más representativa en la zona de estudio. Se demostró que las unidades de vegetación encontradas en el área presentan un patrón de correlación que en general responde a las condiciones físicas de las diferentes posiciones geomorfológicas. Así, las áreas de bosque se encuentran asociadas en su mayor parte a las márgenes del río Apure, respondiendo a las posiciones geomorfológicas más elevadas, conocidas como diques. Mientras que las zonas de sabana se encuentran coincidiendo con las posiciones más bajas. Se puede postular una tendencia donde se observa que áreas que no están vegetadas son erosionadas más rápidamente que aquellas que tienen una vegetación bien establecida. Por lo tanto, el análisis de la cobertura del suelo ayuda a planificar su mejor gestión, permitiendo identificar áreas con mayor vulnerabilidad. Estas áreas son prioritarias para la recuperación de la vegetación o la aplicación de prácticas para contener la escorrentía y la erosión.

Se aplicó el método supervisado, para la obtención del mapa de coberturas mediante los algoritmos de clasificación MLC y SVM, para determinar cuál algoritmo clasificaba mejor cada cobertura, según puntos de control tomados mediante trabajo de campo. De acuerdo con el índice de Kappa y valores de precisión, se encontró que SVM es el algoritmo que tiende a presentar rendimiento

superior sobre imágenes Sentinel-2. Sin embargo, no hay diferencia estadística en relación con MLC. Además, se ha demostrado la mejora de Sentinel-2 respecto a Landsat cuantificándose en 5,67% por encima, debido a la diferencia de resoluciones de 10x10 m de Sentinel-2, y de 30x30 m de Landsat-8.

Debido a los aceptables resultados al utilizar los dos clasificadores (MLC y SVM), se propone el uso de otros métodos y técnicas que puedan validar la precisión de estos algoritmos. Si bien las imágenes Landsat-8 y Sentinel-2 han obtenido resultados similares, se recomienda utilizar la imagen Sentinel-2 en el mapeo de coberturas de suelo, en ambientes fluviales similares, en función de mejorar los planes de gestión y uso del territorio.

## Agradecimientos

Los autores hacen especial reconocimiento a la Fundación Gran Mariscal de Ayacucho (FUNDAYACUCHO) por la beca estudio otorgada a la primera autora en el marco del Programa de becas “Salvador Allende: 100 Combates Por La Vida”; al Ministerio del Ambiente y los Recursos Naturales (MARN), a la Dirección General Sectorial Programa Apure Orinoco (DGS-PRAO), y Dirección de Cuencas Hidrográficas, por la valiosa información aportada del Río Apure. Al Vicerrectorado de Investigación y Postgrado de la Universidad Pedagógica Experimental Libertador (UPEL), por el soporte financiero de la investigación. Agradecemos los comentarios de los revisores anónimos que enriquecieron y mejoraron el artículo.

## Referencias

- Adankon, M., Cheriet, M., 2015. Support Vector Machine. En S. Z. Li and A. K. Jain, *Encyclopedia of Biometrics*, London: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7488-4\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7488-4_2).
- Allmendinger, N.E., Pizzuto, J.E., Potter Jr. N., Johnson, T.E., Hession, W.C., 2005. The influence of riparian vegetation on stream width, eastern Pennsylvania, USA. *Geol. Soc. Am. Bull.* 117 (1-2), pp. 229-243. <https://doi.org/10.1130/B25447.1>
- Andrade, C.W., Montenegro, S.M., Montenegro, A.A., Lima, J.R.D.S., Srinivasan, R., Jones, C.A., 2021. Climate change impact assessment on water resources under RCP scenarios: a case study in Mundaú River Basin, Northeastern Brazil. *Int. J. Climatol.* 41, pp. E1045-E1061. <https://doi.org/10.1002/joc.6751>
- Argañaraz, J.P., Entraigas, I., 2011. Análisis comparativo entre las máquinas de vectores soporte y el clasificador de máxima probabilidad para la discriminación de cubiertas de suelo. *Revista de Teledetección* 36, 26-39.
- Ávila-Pérez, I.D., Ortiz-Malavasi, E., Soto-Montoya, C., Vargas-Solano, Y., Aguilar-Arias, H., Miller-Granados, C., 2020. Evaluation of four classification algorithms of Landsat-8 and Sentinel-2 satellite images to identify forest cover in highly fragmented regions in Costa Rica. *Revista de Teledetección* 57, 37-49. <https://doi.org/10.4995/raet.2020.13340>.
- Bansal, S., Katyal, D., Saluja, R., Chakraborty, M., Garg, J., 2018. Remotely sensed MODIS wetland components for assessing the variability of methane emissions in Indian tropical/subtropical wetlands. *Int J Appl Earth Obs Geoinformation* 64, 0303- 2434. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.08.011>.
- Bhatnagar, S., Ghosh, B., Regan, S., Naughton, O., Johnston, P., Gill, L., 2018. Monitoring environmental supporting conditions of a raised bog using remote sensing techniques. *Proc. IAHS* 380, 9-15. <https://doi.org/10.5194/piahs-380-9-2018>
- Bezada, M., 2000. Estudio geomorfológico del cauce del Río Apure, para el estudio de su navegabilidad. *Informe Técnico elaborado para Hidromet C.A.* Caracas, Venezuela, 70 pp.
- Bishop, Y.M.M., Fienberg, S.E., Holland, P.W., Light, R.J., Mosteller, F., 1977. Book Review: Discrete Multivariate Analysis: Theory and Practice. *Applied Psychological Measurement* 1(2), 297-306. <https://doi.org/10.1177/014662167700100218>

- Borràs, J., Delegido, J., Pezzola, A., Pereira, M., Morassi, G., Camps-Valls, G., 2017. Land use classification from Sentinel-2 imagery. *Revista de Teledetección* 48, 55-66. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133>.
- Bosquilia, R.W.D., Muller-Karger, F.E., 2021. Analysis of the wetland classification using optical satellite imagery in the environmental protection area of Guaraqueçaba, PR, Brazil. *Journal of South American Earth Sciences* 112. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103615>.
- Campos-Taberner, M., García-Haro, F.J., Martínez, B., Gilabert, M.A. 2020. Deep learning for agricultural land use classification from Sentinel-2. *Revista de Teledetección* 56, 35-48. <https://doi.org/10.4995/raet.2020.13337>.
- Camporeale, C., Perucca, E., Ridolfi, L., Gurnell, A., 2013. Modeling the interactions between river morphodynamics and riparian vegetation. *Rev. Geophys.* 51 (3), pp. 379-414. <https://doi.org/10.1002/rog.20014>
- Castro, M.N., Castro, R.M., De Souza, C., 2013. A importância da mata ciliar no contexto da conservação do solo. *RENEFARA* 4 (4), pp. 230-241.
- Chagas, A.M.S., De Montenegro, A.A., De Andrade Farias, C.W.L., Lins, F.A.C., Silva, J.R.I., 2022. Use of geotechnologies for morphometric analysis of experimental basin in the semiarid region to support hydrological simulation. *Rev. Eng. na Agric.-REVENG* 30, pp. 19-35. <https://doi.org/10.13083/reveng.v30i1.12629>
- Chávez, P.S.J., 1996. Image-based atmospheric corrections-revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 62(9), 1025-1036.
- Chuvieco, E., 2010. *Teledetección Ambiental* (Tercera Ed.). Barcelona, España: Ariel.
- Comber, A., Fisher, P., Wadsworth, R., 2005. You know what land cover is but does anyone else?... an investigation into semantic and ontological confusion. *International Journal of Remote Sensing* 26(1), 223-228. <https://doi.org/10.1080/0143116042000274032>.
- Congalton, R.G., 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment* 46, 35-46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B).
- Congedo, L., 2016. Semi-Automatic Classification Plugin Semi-Automatic Classification Plugin Documentation.
- Congedo, L., 2018. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation, Scp, <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1219.3524>
- Crosato, A., Saleh, M.S., 2011. Numerical study on the effects of floodplain vegetation on river planform style. *Earth Surf. Processes Landforms* 36 (6), pp. 711-720. <https://doi.org/10.1002/esp.2088>
- Davies, N., Gibling, M., 2011. Evolution of fixed-channel alluvial plains in response to Carboniferous vegetation. *Nature Geosci* 4, 629-633. <https://doi.org/10.1038/ngeo1237>.
- Deilmay, B., Ahmad, B., Zabih, H., 2014. Comparison of two classification methods (MLC and SVM) to extract land use and land cover in Johor Malaysia. En *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 20, 7th IGRSM International Remote Sensing & GIS Conference and Exhibition. Kuala Lumpur, Malaysia, 22-23 de april. pp. 1-7. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/20/1/012052>
- Del Bosque, I., Arozarena, A., Villa, G., Valcárcel, N., Porcuna, A., 2005. Creación de un sistema de información geográfico de ocupación del suelo en España. "Proyecto SIOSE". *Actas del XI Congreso Nacional de Teledetección*, 21-23 septiembre, Puerto de la Cruz, España, 255-262.
- Di Vittorio, C., Georgakakos, A., 2018. Land cover classification and wetland inundation mapping using MODIS. *Remote Sensing of Environment* 204, 1- 17. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.001>
- Eaton, B., Millar, R.G., Davidson, S., 2010. Channel patterns: braided, anabranching, and single-thread. *Geomorphology* 120 (3-4), 353-364. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.04.010>
- El Mortaji, N., Wahbi, M., Ait Kazzi, M., Yazidi Alaoui, O., Boulaassal, H., Maatouk, M., Zaghoul, M.N., El Kharki, O., 2022. High resolution land cover mapping and crop classification in the Loukkos watershed (Northern Morocco): An approach using SAR Sentinel- 1 time series. *Revista de Teledetección* 60, 47- 69. <https://doi.org/10.4995/raet.2021.17426>.

- European Space Agency (ESA), 2020. Sentinel Online, Level C-1. Disponible en: <https://www.harrisgeospatial.com/docs/SupportVectorMachine.html>
- Fernández-Gimeno, L., López-García, M. J., 2015. Expansión urbana del Área Metropolitana de Valencia en el periodo 1984-2011 a partir de imágenes Landsat TM y ETM+. *Revista de Teledetección* 44, 1-14. <https://doi.org/10.4995/raet.2015.3628>
- Fleiss, J.L., 1981. Statistical methods for rates and proportions. New York: John Wiley and Sons.
- Foody, G.M., Mathur, A., 2006. The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: training on mixed spectral responses for classification by a SVM. *Remote Sensing of Environment*. 103: 179-189. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.04.001>
- García-Mora, T.J., Mas, J.F., 2008. Comparación de metodologías para el mapeo de la cobertura y uso del suelo en el sureste de México. *Investigaciones Geográficas* 67, 7-19. <https://doi.org/10.14350/rig.17987>
- Gasser, E., Schwarz, M., Simon, A., Perona, P., Phillips, C., Hübl, J., Dorren, L., 2019. A review of modeling the effects of vegetation on large wood recruitment processes in mountain catchments. *Earth-Sci. Rev.* (194), 350-373. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.04.013>
- Gradziński, R., Baryła, J., Doktor, M., Gmur, D., Gradziński, M., Kędzior, A., Paszkowski, m., Soja, R., Zieliński, T., Żurek, S., 2003. Vegetation-controlled modern anastomosing system of the upper Narew River (NE Poland) and its sediments. *Sed. Geol.* 157 (3-4), pp. 253-276. [https://doi.org/10.1016/S0037-0738\(02\)00236-1](https://doi.org/10.1016/S0037-0738(02)00236-1)
- Guo, J., Zhang, J., Zhang, Y., Cao, Y., 2008. Study on the comparison of the land cover classification for multitemporal MODIS images. Paper presented at the fifth *International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications*, Xi'an, China, 18-20 de Junio. pp 1-6. <https://doi.org/10.1109/EORSA.2008.4620305>.
- Gurnell, A., 2014. Plants as river system engineers. *Earth Surf. Processes Landforms* 39 (1), 4-25. <https://doi.org/10.1002/esp.3397>
- Guzmán, R., Bezada, M., Rodríguez, I., 2013. Cambios de canal durante los últimos 60 años en el sistema anastomosado del curso medio del río Apure, Venezuela. *Interciencia*, 9, 642-649.
- Guzmán, R., Bezada, M., Rodríguez-Santalla, I., 2021. Granulometric characterization of sediments in the anastomosed system of the Apure river Venezuela. *Journal of South American Earth Sciences* 109. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103274>.
- Harwood, K, Brown, A.G., 1993. Fluvial processes in a forested anastomosing river: Flood partitioning and changing flow patterns. *Earth Surface Processes and Landforms* 8, 741-748. <https://doi.org/10.1002/esp.3290180808>
- Hermosilla, T., Wulder, M., White, J., Coops, N., Hobart, G., 2015. An integrated landsat time series protocol for change detection and generation of annual gap-free surface reflectance composites. *Remote Sensing of Environment* 158, 220- 234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.005>.
- Jara, C., Delegido, J., Ayala, J., Lozano, P., Armas, A., Flores, V., 2019. Study of wetlands in the Ecuadorian Andes through the comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 images. *Revista de Teledetección* 53, 45-57. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.11715>
- Jensen, J.R., 2005. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. Series in geographic information science. *Pearson Prentice Hall*, South California. 526 pp.
- Langendoen, E.J., Richard Lowrance, R., Simon, A., 2009. Assessing the impact of riparian processes on streambank stability. *Ecohydrology* 2 (3), 360-369. <https://doi.org/10.1002/eco.78>
- López González, F.J., Crecente Maseda, R., Álvarez López, C.J., 2002. Los usos del suelo analizados mediante S.I.G. *XIV Congreso de Ingeniería Gráfica*. 5-7 junio, Santander, España.
- Lu, D., Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing* 28(5), 823-870. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>

- Mas, J.F., Díaz-Gallegos, J.R., Pérez-Vega, A., 2003. Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión, *Investigaciones Geográficas, Boletín*, 51, Instituto de Geografía, UNAM, México, pp. 53-72. <https://doi.org/10.14350/rig.30414>
- Mather, P.M., 2004. Computer processing of remotely-sensed images: an introduction, Tercera edición, Chichester, John Wiley & Sons, 442 pp.
- Matsubara, Y., Howard, A.D., Burr, D.M., Williams, R.M., Dietrich, W.E., Moore, J.M., 2015. River meandering on Earth and Mars: a comparative study of Aeolis Dorsa meanders, Mars and possible terrestrial analogs of the Usuktuk River, AK, and the Quinn River, NV. *Geomorphology* 240, 102-120. DOI:10.1016/j.geomorph.2014.08.031
- Melo, L., Camacho, M., 2005. *Interpretación visual de imágenes de sensores remotos y su aplicación en levantamientos de cobertura y uso de la tierra* (Instituto Geográfico Agustín Codazzi, Ed.) (1. Ed.). Bogotá D.C.
- Micheli, E., Kirchner, J., 2002. Effects of wet meadow riparian vegetation on streambank erosion. 1. Remote sensing measurements of streambank migration and erodibility. *Earth Surf. Processes Landforms* 27 (6), 627-639. <https://doi.org/10.1002/esp.338>
- Micheli, E., Kirchner, J., Larsen, E., 2004. Quantifying the effect of riparian forest versus agricultural vegetation on river meander migration rates, central Sacramento River, California, USA. *River Res. Appl.* 20 (5), 537-548. <https://doi.org/10.1002/rra.756>
- Millar, R.G., 2000. Influence of bank vegetation on alluvial channel patterns. *Water Resour. Res.* 36 (4), 1109-1118. <https://doi.org/10.1029/1999wr900346>
- Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales. 1983a. *Sistemas Ambientales Venezolanos Proyecto Ven/79/001*. Región de los Andes Estado Barinas, Caracas: Autor.
- Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales. 1983b. *Sistemas ambientales venezolanos Proyecto Ven/79/001*. Región Natural Alto Apure. Caracas: Autor.
- Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales, Dirección de Suelos, Vegetación y Fauna. 1981. *Mapa de vegetación actual de Venezuela*. Caracas: Autor.
- Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales, Dirección General Sectorial Programa Orinoco Apure (DGS PROA). 1995. *Análisis ambiental de los cortes de meandros en los ríos Apure (El Santero) y Portuguesa (El Totumo)*. Caracas: Autor.
- Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales-Hidromet. 2001. *Estudio geomorfológico con énfasis en la dinámica fluvial del Río Apure*. Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales. Caracas, Venezuela. 265 pp.
- Mondal, A., Kundu, S., Kumar, S., Shukla, R., Mishra, P., 2012. Comparison of support vector machine and maximum likelihood classification technique using satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing and GIS* 1(2), 116-123.
- Murray, A.B., Paola, C., 2003. Modelling the effect of vegetation on channel pattern in bedload rivers. *Earth Surf. Processes Landforms* 28 (2), 131-143. <https://doi.org/10.1002/esp.428>
- Nie, S., Wang, C., Xi, X., Lou, S., Li, S., 2018. Estimating the height of wetland vegetation using airborne discrete-return LiDAR data. *Optik* 154, 267-274. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2017.10.016>
- Ningthoujam, R., Tansey, K., Balzter, H., Morrison, K., Johnson, S., Gerard, F., George, C., Burbidge, G., Doody, S., Veck, N., Llewellyn, G., Blythe, T., 2016. Mapping forest cover and forest cover change with airborne s-band radar. *Remote Sensing* 8(7), 577- 597. <https://doi.org/10.3390/rs8070577>.
- Oliveira-Júnior, J.F., Shah, M., Abbas, A., Correia Filho, W.L.F., Da Silva Junior, C.A., De Barros Santiago, D., Teodoro, P.E., Mendes, D., De Suouza, A., Aviv-Sharon, E., Silveira, V.R., Gomes Pimentel, L.C., Barros Da Silva, E., Haq, M.A., Khan, LL., Mohamed, A., Attia, E.A., 2022. Spatiotemporal analysis of fire foci and environmental degradation in the biomes of northeastern Brazil. *Sustainability* 14 (11), 6935. <https://doi.org/10.3390/su14116935>

- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K.C., Prakash, A., Sahoo, B., Bandopadhyay, S., 2008. An objective analysis of support vector machine based classification for remote sensing. *Math. Geosci.* 40, 409-424. <https://doi.org/10.1007/s11004-008-9156-6>
- Ortiz, N., Pérez, U., 2009. Imágenes ASTER en la discriminación de áreas de uso agrícola en Colombia. *Rev. Fac. Nac. Agr.* 62, 4923-1935.
- Parker, G., 1998. River meanders in a tray. *Nature*, 395 (6698), 111. <https://doi.org/10.1038/25832>
- Perea-Ardila, M.A., Oviedo-Barrero, F., Leal-Villamil, J., 2019. Cartografía de bosques de manglar mediante imágenes de sensores remotos: estudio de caso Buenaventura, Colombia. *Revista de Teledetección*, 53, 73-86. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.11684>
- Pollen, N., Simon, A. 2005. Estimating the mechanical effects of riparian vegetation on stream bank stability using a fiber bundle model. *Water Resour. Res.* 41 (7). <https://doi.org/10.1029/2004WR003801>
- Pouyllau, M., 1974. *Estudio geomorfológico del río Apure y zonas adyacentes*. HIDROMET.
- Priego, A., Bocco, G., Mendoza, M., Garrido, A., 2010. *Propuesta para la generación semiautomatizada de unidades de paisaje*. Morelia: Serie Planeación Territorial. Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental Universidades Autónomas de México. <https://doi.org/10.22201/ciga.9789688179239p.2011>
- Ramia, M., 1964. Distribución de las sábanas en Venezuela. *Rev. Geog.* 7, 25-34.
- Richards, J.A., 2013. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer
- Richards, J.A., Jia, X., 2006. *Remote Sensing Digital Image Analysis* (4th ed.). Berlín: Springer.
- Rodríguez, I., 1999. *Evolución geomorfológica de delta del Ebro y prognosis de su evolución*. Universidad de Alcalá de Henares, Tesis de doctorado. Pp. 161.
- Rust, B.R., 1981. Sedimentation in an arid-zone anastomosing fluvial system: Cooper's Creek, Central Australia. *Journal of Sedimentary Petrology* 51, 745-755. <https://doi.org/10.1306/212F7D97-2B24-11D7-8648000102C1865D>
- Santos, M.G., Hartley, A.J., Mountney, N.P., Peakall, J., Owen, A., Merino, E.R., Assine, M.L., 2019. Meandering rivers in modern desert basins: implications for channel planform controls and prevegetation rivers. *Sediment. Geol.* 385, pp. 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.sedgeo.2019.03.011>
- Shi, X., Xue, B. 2016. Parallelizing maximum likelihood classification on computer cluster and graphics processing unit for supervised image classification. *International Journal of Digital Earth* 10(7), 737-748. <https://doi.org/10.1080/17538947.2016.1251502>
- Silva, J.R.I., De Souza, E.S., Souza, R., Dos Santos, E.S., Antonino, A.C.D., 2019. Efeito de diferentes usos do solo na erosão hídrica em região semiárida. *Rev. Eng. na Agric.* 27 (3), 272-283. <https://doi.org/10.13083/reveng.v27i3.867>
- Silva, J.R.I., Montenegro, A.A.A., Farias, C.W.L.A., Jardim, A.M.R.F., Da Silva, T.G.F., Montenegro, S.M.G.L., 2022. Morphometric characterization and land use of the Pajeú river basin in the Brazilian semi-arid region. *J. S. Am. Earth Sci.* 118, 103939. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.103939>
- Smith, D.G., 1976. Effect of vegetation on lateral migration of anastomosed channels of a glacier meltwater river. *Geological Society of America Bulletin* (87), 857-860. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1976\)87<857:EVOVLM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1976)87<857:EVOVLM>2.0.CO;2)
- Smith, D.G., 1983. Anastomosed fluvial deposits: modern examples from Western Canada. In J.D. Collinson, J. Lewin (Eds). *Modern and Ancient Fluvial Systems*. Spec. Publs. Int. Ass. Sediment, (6), 155-168. <https://doi.org/10.1002/9781444303773.ch12>
- Sobrino, J.A., Jiménez-Muñoz, J.C., Paolini, L., 2004. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of Environment* 90 (4), 434-440. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003>
- Stehman, S.V., 2009. Sampling designs for accuracy assessment of land cover. *International Journal of Remote Sensing* 30(20), 5243-5272. <https://doi.org/10.1080/01431160903131000>

- Topaloğlu, R., Sertel, E., Musaoğlu, N., 2016. Assessment of classification accuracies of sentinel-2 and landsat-8 data for land cover/use mapping. *International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLI-B8, 1055-1059. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xli-b8-1055-2016>
- Van Dijk, W., Teske, R., Van de Lageweg, W., Kleinhans, M., 2013. Effects of vegetation distribution on experimental river channel dynamics. *Water Resour. Res.* 49 (11), 7558-7574. <https://doi.org/10.1002/2013WR013574>
- Vargas-Sanabria, D., Campos-Vargas, C., 2018. Sistema multi-algoritmo para la clasificación de coberturas de la tierra en el bosque seco tropical del Área de Conservación Guanacaste, Costa Rica. *Tecnología en Marcha* 31-1, 58-69. <https://doi.org/10.18845/tm.v31i1.3497>
- Volonté, A., Gil, V., Campo, A.M., 2018. Estudio de la vegetación y sus efectos en la dinámica fluvial en cuencas serranas, Argentina. *Revista Geografía Venezolana* 59, 366-380.
- Wang, B., Smith, L.C., Yang, X., Pavelsky, T.M., Altenau, E.H., Gleason, C.J., Pietroniro, A., Rodriguez, E., Bates, P.D., 2022. Remote sensing of broad-scale controls on large river anabranching. *Remote Sensing of Environment* 281. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113243>.
- Zen, S., Perona, P., 2020. Biomorphodynamics of river banks in vegetated channels with self -formed width. *Advances in Water Resources*, 135, 103488. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.103488>.
- Zhang, H., Roy, D., Yan, L., Li, Z., Huang, H., Vermote, E., Skakun, S., Roger, J., 2018. Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote Sensing of Environment* 215, 482-494. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.031>