

---

# Índices de vegetación

---

para la clasificación de coberturas  
del terreno: cuenca del río Combeima,  
Colombia

---

Vegetation indices for land cover classification:  
River Combeima basin, Colombia

**Julián Leal Villamil<sup>1</sup>**

**Mauricio Alejandro Perea Ardila<sup>2</sup>**

**Jaime López Carvajal<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Universidad del Tolima, Facultad de Ingeniería Forestal, Ibagué, Tolima, Colombia

<sup>2</sup> Centro de Investigaciones Oceanográficas e Hidrográficas del Pacífico (CCCCP)

Laboratorio de SIG y Sensores Remotos, Tumaco, Colombia

jlealv@ut.edu.co; mperea@dimar.mil.co; jlopez@ut.edu.co

---

### Resumen

La determinación de las coberturas del terreno es un factor trascendental en el conocimiento y entendimiento de las complejas dinámicas territoriales en un área específica; a su vez, son un insumo básico de la planificación del territorio y sus recursos naturales. El presente estudio tuvo por objeto evaluar la aplicación de cuatro índices de vegetación (RATIO, NDVI, NRVI, CTVI), para determinar las coberturas presentes en la parte media de la cuenca del río Combeima, empleando el proceso de clasificación supervisada de máxima verosimilitud en una imagen *Pleiades* de alta resolución espacial (0,5m). Los resultados demuestran que el uso de los cuatro índices de vegetación, como apoyo al proceso de clasificación supervisada, presentó mejores valores en los índices de calidad temática de la interpretación, siendo el índice RATIO el que registró mayor valor, incrementando en 0,24 el valor Kappa respecto al uso exclusivo de las bandas originales de la imagen.

**PALABRAS CLAVE:** coberturas del terreno; índices de vegetación; máxima verosimilitud; *Pleiades*; teledetección.

### Abstract

Land cover determination is a transcendental factor in the knowledge and understanding of complex spatial dynamics in a specific area, also, they are a basic input in land planning and its natural resources. The purpose of this study was to evaluate the application of four vegetation indices (RATIO, NDVI, NRVI, CTVI) to estimate the land cover present in the middle part of the Combeima river basin by using the maximum likelihood supervised classification method in a high spatial resolution *Pleiades* image (0,5m). The results showed that the use of the four vegetation indices, as a support to the supervised classification process, showed better values in the thematic quality indexes of interpretation, with the RATIO index being the best performer, increasing Kappa value by 0,24 with respect to the use of the original image bands.

**KEY WORDS:** land cover; vegetation index; maximum likelihood; *Pleiades*; remote sensing.

## 1. Introducción

Las coberturas y usos del terreno presentes en un territorio son importantes para establecer indicadores socioeconómicos que permiten identificar las dinámicas en un determinado lugar (Borràs *et al.*, 2017; Rawat y Kumar, 2015; Rujoiu-Mare y Mihai, 2016), lo cual facilita procesos de planificación urbana, monitoreo ambiental, gestión de tierras, entre otras aplicaciones (Karakacan y Bektas, 2017; Rujoiu-Mare y Mihai, 2016). Bajo este contexto, las tecnologías de la información geográfica (TIG), a través de la teledetección y los sistemas de información geográfica (SIG), son una alternativa eficiente y de menor costo para establecer cartografía de coberturas del terreno a diversas escalas espaciales y temporales (Thakkar *et al.*, 2014; Tiwari *et al.*, 2017).

Las características de la vegetación respecto a otros tipos de coberturas pueden ser discriminadas implementando los índices de vegetación (VI por sus siglas en inglés), los cuales proporcionan un conjunto de datos derivados de las operaciones entre bandas de las imágenes de los sensores remotos (Chuvieco, 2010; Reddy y Reddy, 2013). En años recientes, se han realizado numerosas investigaciones que emplean los VI como apoyo para en la delimitación de las coberturas del terreno en un territorio, tal es el caso de Tiwari *et al.* (2017) quienes utilizaron el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) en imágenes Landsat 8, para determinar las coberturas y usos del terreno presentes en la cuenca del río Banjar en la India; de modo similar, Thakkar *et al.* (2014) obtuvieron un aumento en la asertividad de clasificación de coberturas del terreno y usos de la tierra de 7,95%, al emplear el NDVI y el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI) en clasificaciones supervisadas del territorio para la cuenca Khan-Kali (India). Ustuner *et al.* (2014) realizando clasificaciones con máquinas de soporte vectorial sobre la combinación de índices

como el NDVI, el índice de verdor de diferencia normalizada (GNDVI) y el índice de borde de rojo de diferencia normalizada (NDRE) obtenidos de imágenes *RapidEye*, presentaron asertividades superiores al 87%; de otra parte, Xie *et al.* (2019), mediante el uso de seis algoritmos de clasificación y diez índices de vegetación, catalogaron las coberturas del terreno para un área productiva forestal en China.

Además, Karakacan y Bektas (2017) evaluaron la efectividad de tres VI (NDVI, RATIO y SAVI) frente a algoritmos de clasificación supervisada en una imagen SPOT 7 para determinar la cobertura y usos del terreno en Catalca, región de Marmara (Estambul); Reddy y Reddy (2013) emplearon el NDVI en datos del satélite indio IRS y LISS -III y para determinar las coberturas y usos del terreno y sus respectivas dinámicas frente a fenómenos climáticos en la cuenca del río Godavari (India); lo anterior demuestra que los VI pueden llegar a tener un papel importante en la determinación de coberturas y usos del terreno en áreas estratégicas, que son de gran interés dada su importancia socioeconómica y ambiental.

Una de las áreas estratégicas del municipio de Ibagué (Colombia) es la cuenca del río Combeima, ya que es la principal fuente de agua de este municipio brindando múltiples servicios ecosistémicos a las comunidades allí asentadas (Muñoz *et al.*, 2017). Sin embargo, la cuenca presenta dinámicas y afectaciones en sus coberturas naturales debido principalmente a acciones antrópicas que aceleran el deterioro de los recursos naturales (Pérez y Bosque, 2008).

El objetivo de este estudio fue evaluar la aplicación de 4 VI como son el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el Índice de Vegetación Transformada Corregido (CTVI), el Índice de Vegetación de Proporción Normalizada (NRVI) y, la Proporción entre el Infrarrojo Cercano y el Rojo (RATIO), en una imagen *Pleiades* de

alta resolución espacial (0,5m), para determinar las coberturas presentes en la parte media de la cuenca del río Combeima, con la finalidad de establecer el método con el mejor ajuste en cuanto a la discriminación de coberturas. Los resultados encontrados pueden ser de utilidad para mejorar la determinación de coberturas en este tipo de productos de teledetección; a su vez, servirá como antecedente investigativo en la aplicación de los VI como apoyo al incremento de la confiabilidad de los datos de coberturas extraídos de ellos.

## 2. Materiales y métodos

### 2.1 Área de estudio

El área de estudio abarca una extensión de 1.745 ha, localizadas en la parte media de la cuenca del río Combeima entre las coordenadas geográficas  $04^{\circ}32'32''$  y  $04^{\circ}30'22''$  norte, y entre  $75^{\circ}19'10''$  y  $75^{\circ}$

$16'48''$  oeste, sobre el flanco oriental de la cordillera central de los Andes colombianos (FIGURA 1).

De acuerdo con la Corporación Autónoma Regional del Tolima y la Universidad del Tolima (2007), en el área se registran once (11) tipologías de cobertura del terreno bajo la metodología *Corine Land Cover*, con una predominancia de coberturas de bosques protectores (48,1%), mosaicos de cultivos, pastos y espacios naturales (22,6%) y pastos con rastrojos (5,6%).

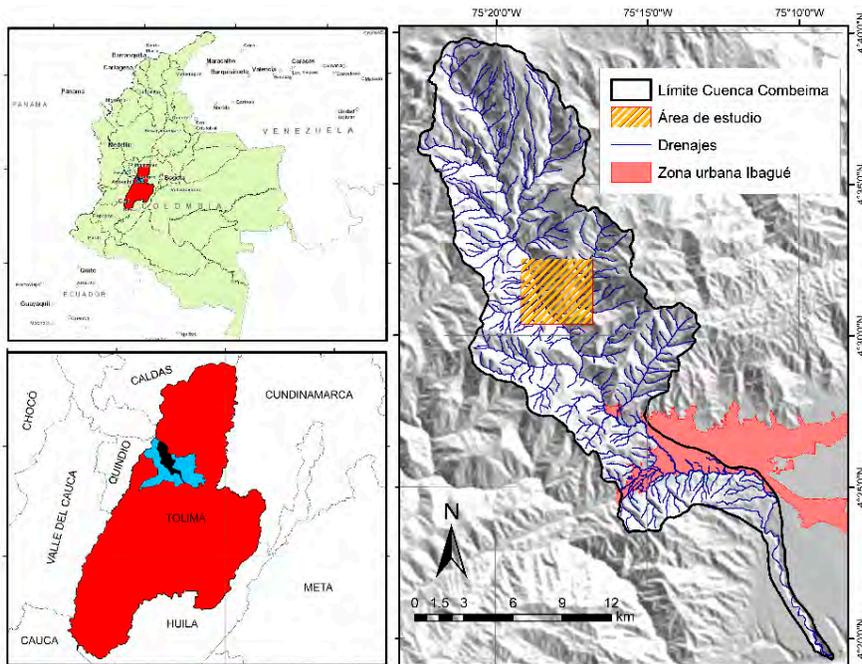
### 2.2 Datos

Se empleó una imagen multispectral orto-rectificada del satélite *Pleiades* (CUADRO 1), (*ApolloMapping*, 2016) suministrada por Muñoz *et al.* (2016).

### 2.1 Método

Se aplicó una secuencia de procesos para el tratamiento de la imagen satelital y su posterior clasificación (FIGURA 2).

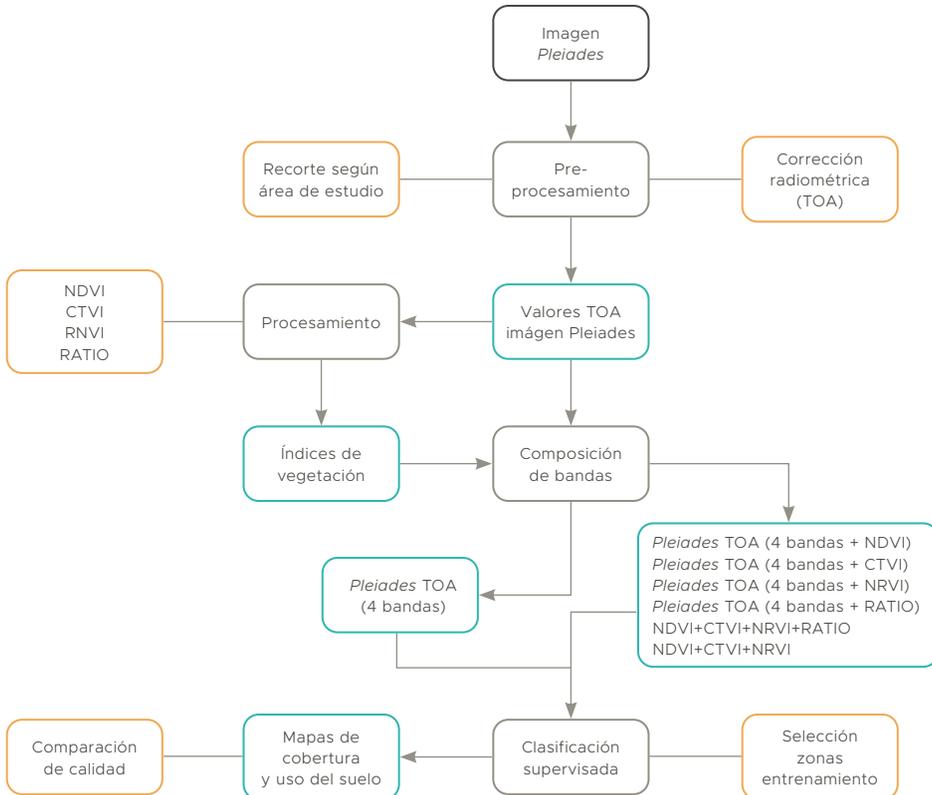
FIGURA 1 Localización espacial del área de estudio



CUADRO 1 Propiedades de la imagen *Pleiades* empleada

Atributo del producto satelital	Descripción
Código	DS_PHR1B_201606121533288_FR1_PX_W076N04_0924_00427
Procesamiento	Orto-rectificada y afinada panorámicamente a 0,5 m
Resolución espectral (4 bandas)	Banda 1 – Blue (0,43 $\mu\text{m}$ – 0,55 $\mu\text{m}$ ) Banda 2 – Green (0,50 $\mu\text{m}$ – 0,62 $\mu\text{m}$ ) Banda 3 – Red (0,59 $\mu\text{m}$ – 0,71 $\mu\text{m}$ ) Banda 4 – Near Infrared NIR (0,74 $\mu\text{m}$ – 0,94 $\mu\text{m}$ )
Resolución espacial	2 m (R, G, B, NIR) – 0,5 m (Pancromática)
Fecha de adquisición	12/06/2016
Sistema de proyección	WGS 84 (EPSG: 4326)

FIGURA 2 Diagrama de flujo de los procesos empleados



Pre-procesamiento de productos satelitales. La imagen fue recortada a los límites del área de estudio; se realizó la corrección radiométrica de la imagen *Pleiades* conforme las especificaciones establecidas por Astrium (2012), la cual consistió en convertir los valores de conteo digital (DC) de cada banda a valores de reflectancia a tope de la atmosfera (TOA).

Procesamiento de productos satelitales. Con los valores de la imagen convertidos a TOA, se procedió al cálculo de los índices de vegetación (VI); en tal sentido, y de acuerdo con la clasificación propuesta por Jackson y Huete (1991), se emplearon exclusivamente índices basados en la pendiente entre el espectro rojo (R) e infrarrojo cercano (NIR) como fueron: Ratio (Birth y McVey, 1968), NDVI (Rouse *et al.*, 1974), NRVI (Baret y Guyot, 1991) y CTVI (Perry y Lautenschlager, 1984), (CUADRO 2). Posteriormente, se realizaron composiciones de bandas empleando la imagen *Pleiades* corregida radiométricamente y los VI, para ello, se empleó la función de composición de bandas en la cual se fusionaron las bandas (R, G, B, NIR) de la imagen *Pleiades* con cada uno de los VI, en tal sentido, se generaron cuatro (4) imágenes compuestas de cinco (5) bandas (RGB-NIR-RATIO, RGB-NIR-NDVI, RGB-NIR-NRVI y RGB-NIR-CTVI); a su vez y para efectos comparativos, se crearon dos

imágenes adicionales, la primera compuesta de ocho (8) bandas correspondiente a la fusión de las bandas *Pleiades* y todos los VI (RGB-NIR-RATIO-NDVI-NRVI-CTVI) y otra elaborada con siete (7) bandas referentes al producto *Pleiades* y tres (3) VI (RGB-NIR-NDVI-NRVI-CTVI).

Clasificación de coberturas del terreno. Se seleccionó el método de clasificación supervisada de máxima verosimilitud (ML, maximum likelihood) para realizar la clasificación de las coberturas del terreno sobre los VI y la imagen multiespectral. El método ML ha brindado mejores resultados en comparación a otras metodologías, ya que considera cada pixel en la imagen y lo compara con pixeles de valores conocidos y clasifica los valores de acuerdo con la más alta probabilidad de pertenecer a alguna de las diversas categorías establecidas (Bolstad y Lillesand, 1991; Jensen, 2005; Karakacan y Bektas, 2017). Para tal fin, se definieron seis (6) categorías de cobertura del terreno, las cuales se corresponden a cuerpos de agua, territorios artificializados, suelo desnudo, coberturas vegetales (bosques, pasturas, cultivos y zonas naturales), nubes y sombras; posteriormente se establecieron las respectivas áreas de entrenamiento para las categorías de cobertura empleando polígonos de forma regular e irregular, distribuidos de manera uniforme dentro del

CUADRO 2 Índices de vegetación calculados para la imagen *Pleiades*

Índice de Vegetación	Formula
Ratio	$RATIO = \frac{NIR}{R}$
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$
Corrected Transformed Vegetation Index (CTVI)	$CTVI = \frac{NDVI + 0,5}{ABS NDVI + 0,5 } \times \sqrt{ABS NDVI + 0,5 }$
Normalized Ratio Vegetation Index (NRVI)	$NRVI = \frac{\left(\frac{R}{NIR}\right) - 1}{\left(\frac{R}{NIR}\right) + 1}$

Abreviaciones: Banda infrarrojo cercano (NIR), Banda rojo (R), Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), Valor absoluto (ABS)

área de estudio; la asignación de la cantidad de polígonos por cobertura trató de asemejar el comportamiento en extensión de dichas categorías (a mayor extensión mayor área de entrenamiento); sin embargo, el número de polígonos fue menor en las zonas más homogéneas (nubes y sombras), (CUADRO 3).

Evaluación de la exactitud temática para clasificaciones de cobertura del terreno. Con base en los resultados obtenidos en las clasificaciones de cobertura del terreno para el área de estudio, se establecieron 170 puntos de control ‘verdad terreno’ distribuidos en toda el área de estudio teniendo en cuenta los criterios propuestos por Congalton (1991), quien recomienda una muestra no inferior a 50 puntos por cada categoría de cobertura, a excepción de las coberturas de cuerpos de agua en la cual se localizaron un mínimo de 10 puntos, dada su poca área, e igualmente para las categorías de sombras y nubes, en las cuales se establecieron mínimo 5 puntos debido a su homogeneidad. Los puntos de validación fueron ubicados dentro de las diferentes coberturas identificadas de manera aleatoria. Se realizó el intersección de los puntos de validación con la información vectorial de las clasificaciones de coberturas y se estableció su exactitud temática conforme los parámetros descritos por Chuvieco (2010); a su vez, se calcularon los índices de Kappa para verificar la concordancia

**CUADRO 3** Áreas de entrenamiento empleadas para la clasificación de las categorías de cobertura del terreno

Categoría de cobertura y uso	Área de entrenamiento empleada (ha)
Cuerpos de agua	0,22
Territorios artificializados	0,92
Suelo desnudo	1,04
Coberturas vegetales (Bosques, pasturas, cultivos y zonas naturales)	11,10
Nubes	13,59
Sombras	1,88

de la clasificación bajo los rangos propuestos por Landis y Koch (1977), (CUADRO 4).

La información geográfica fue estructurada bajo el sistema de referencia MAGNA-SIRGAS, coordenadas planas Gauss-Kruger origen Bogotá, EPSG 3116. Para el manejo, análisis y obtención de cartografía se utilizó el programa QGIS (QGIS Development Team, 2019).

### 3. Resultados

Se obtuvieron los valores TOA para el área de estudio en la imagen satelital, con base en las bandas del rojo e infrarrojo cercano se establecieron los VI correspondientes al NDVI, CTVI, NRVI y RATIO (FIGURA 3); la descripción estadística de los datos resultantes se muestra en el CUADRO 5.

Tomando las cuatro (4) bandas corregidas del producto satelital (RGB-NIR) y los VI calculados (RATIO, NDVI, NRVI, CTVI), se elaboraron cuatro (4) imágenes cada una compuesta por cinco (5) bandas (RGB-NIR-RATIO, RGB-NIR-NDVI, RGB-NIR-NRVI y RGB-NIR-CTVI), una imagen de cuatro (4) bandas (NDVI-NRVI-CTVI) y una de tres (3) bandas (NDVI-NRVI-CTVI).

#### 3.1 Clasificación de coberturas del terreno

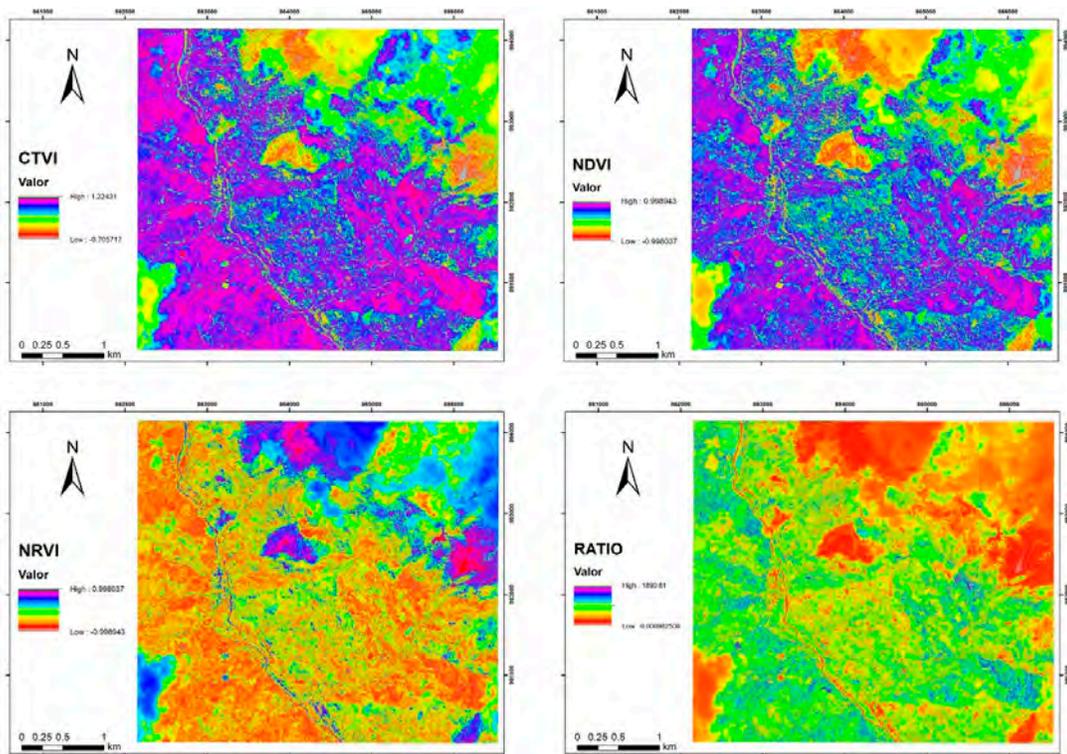
Elaboradas las composiciones de bandas planteadas metodológicamente, y de acuerdo con las zonas

**CUADRO 4** Rango de concordancia para la validación del índice Kappa

FUENTE: LANDIS Y KOCH (1977)

Valor Kappa	Concordancia
0	Nula
0,01 – 0,20	Leve
0,21 – 0,40	Aceptable
0,41 – 0,60	Moderada
0,61 – 0,80	Considerable
0,81 – 1,00	Casi perfecta

FIGURA 3 VI calculados para el área de estudio



CUADRO 5 Estadísticas para de los VI calculados para el área de estudio

	NDVI	NRVI	CTVI	RATIO
Valor mínimo	-0,99803	-0,99894	-0,70571	0,00098
Valor máximo	0,99894	0,99803	1,22431	1.890,61193
Valor promedio	0,39735	-0,39735	0,93965	2,75505
Desviación estándar	+/- 0,21248	+/- 0,21248	+/- 0,12005	+/- 2,85292

de entrenamiento establecidas para el ejercicio de clasificación supervisada, se obtuvieron los valores de los VI para las diversas coberturas del terreno (CUADRO 6) y para los valores TOA de las cuatro bandas de la imagen *Pleiades*.

Como resultado del método de clasificación ejecutado para las composiciones de bandas, se generaron las seis categorías de cobertura en cada una de las composiciones (CUADRO 7 y FIGURA 4),

exceptuando las composiciones establecidas únicamente con los VI, dado que el método de clasificación solo pudo generar una categoría para cada composición, por lo cual no fueron incluidas en los análisis de resultados.

Tomando como referencia el mapa de coberturas del terreno clasificado directamente de la imagen (RGB-NIR) en valores TOA, las composiciones con (RGB-NIR) + (VI) presentaron en promedio una

**CUADRO 6** Valores de VI para las coberturas del terreno de acuerdo a las zonas de entrenamiento establecidas en el área de estudio

Cobertura y uso del suelo		Nubes	Sombras	Cuerpos de agua	Territorios artificializados	Coberturas vegetales	Suelo desnudo
NDVI	Min	0,01	-0,32	-0,81	-1	0,23	-0,09
	Max	0,65	0,24	-0,04	0,98	1	0,78
	Promedio	0,1	-0,01	-0,23	0,01	0,58	0,27
	Desviación estándar	0,08	0,08	0,07	0,12	0,09	0,09
CTVI	Min	0,71	0,42	-0,56	-0,7	0,85	0,64
	Max	1,07	0,86	0,68	1,22	1,22	1,13
	Promedio	0,77	0,7	0,51	0,71	1,04	0,88
	Desviación estándar	0,05	0,06	0,09	0,1	0,04	0,05
NRVI	Min	-0,65	-0,24	0,04	-0,98	0,09	-0,78
	Max	-0,01	0,32	0,81	1	-1	0,09
	Promedio	-0,1	0,01	0,23	-0,01	-0,23	-0,27
	Desviación estándar	0,08	0,08	0,07	0,12	-0,58	0,09
RATIO	Min	1,02	0,52	0,1	0	1,59	0,84
	Max	4,79	1,65	0,93	91,99	1.304,44	8,2
	Promedio	1,25	1	0,63	1,06	3,96	1,79
	Desviación estándar	0,27	0,17	0,09	0,63	2,96	0,38

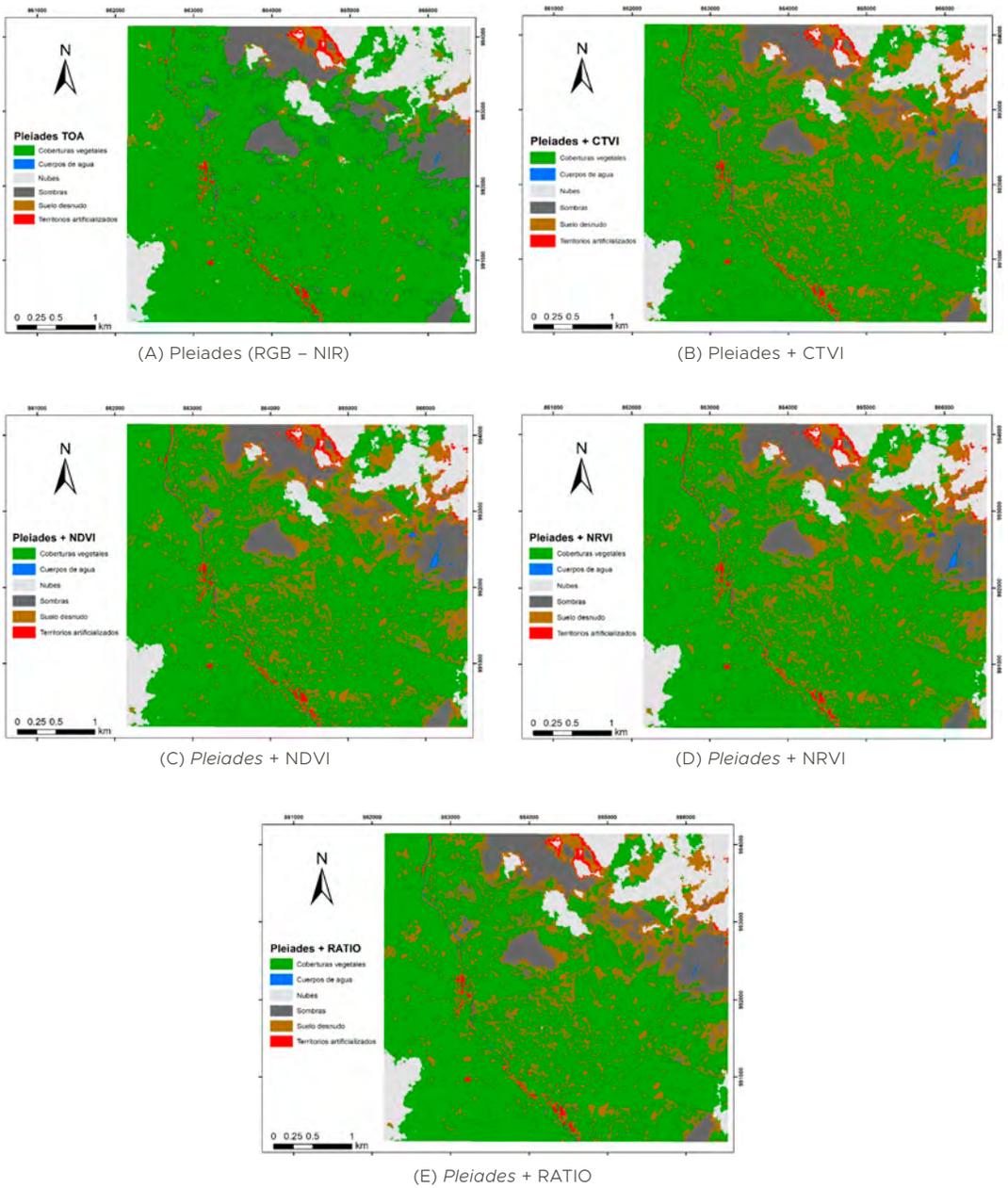
**CUADRO 7** Extensión de las coberturas del terreno clasificadas en el estudio

Cobertura/ Extensión (ha)	Composición				
	RGB-NIR	RGB-NIR-CTVI	RGB-NIR-NDVI	RGB-NIR-NRVI	RGB-NIR-RATIO
Coberturas vegetales	1.258,25	1083,04	1.089,96	1.089,96	1.096,44
Cuerpos de agua	2,34	4,40	4,20	4,20	2,60
Suelo desnudo	66,01	304,73	294,07	294,07	262,74
Territorios artificializados	20,60	23,09	25,20	25,20	21,06
Nube	193,39	160,17	160,70	160,70	180,48
Sombras de nubes	205,04	170,27	171,57	171,57	182,36
<b>Total</b>	<b>1.745,64</b>	<b>1.745,70</b>	<b>1.745,70</b>	<b>1.745,70</b>	<b>1.745,69</b>

disminución en extensión de las áreas de nubosidad (14,4%), sombras (15,2%) y coberturas vegetales (13,4%). Por otro lado, se detectó un aumento de la extensión promedio en las coberturas de cuerpos

de agua (64,5%), territorios artificializados (14,7%) y suelos desnudos (337,7%); este último es sobre estimado por parte del algoritmo de clasificación, ya que se confunde con las sombras de las nubes.

FIGURA 4 Mapas de cobertura del terreno elaborados a partir de las composiciones de bandas



### 3.2 Evaluación de la exactitud temática para clasificaciones de cobertura del terreno

Los resultados de la evaluación de exactitud temática para las clasificaciones de cobertura del terreno demostraron que el uso de los VI, en combinación con las bandas de la imagen mejoraron la exactitud temática del mapa de coberturas del terreno. Así mismo, se evidenció que el uso de la combinación (RGB-NIR-RATIO), a pesar de la sobreestimación de la categoría de suelos desnudos, aumentó la exactitud temática de la clasificación

tradicional realizada con las bandas (RGB-NIR) de la imagen, aumentando la exactitud global en 18,24% e incrementando el índice Kappa en 0,24, dando como resultado una clasificación de coberturas de terreno casi perfecta de acuerdo con las categorías establecidas por Landis y Koch (1977). A su vez, el uso de las bandas y los VI (NDVI e NRVI) presentaron una mejoría en la exactitud global de 16,47% y 0,22 en el Kappa configurando igualmente clasificaciones de cobertura casi perfectas (CUADRO 8).

CUADRO 8 Evaluación de la calidad temática para los mapas de cobertura del terreno obtenidos en el estudio

Combinación	Cobertura	Exactitud Productor (%)	Exactitud Usuario (%)	Exactitud Global (%)	Índice Kappa
RGB-NIR	Coberturas vegetales	3,19	100	70,0	0,60
	Cuerpos de agua	90,0	90,0		
	Suelo desnudo	100,0	1,8		
	Territorios artificializados	97,62	82,0		
	Nube	71,43	100,0		
	Sombras de nubes	62,50	100,0		
RGB-NIR-CTVI	Coberturas vegetales	82,0	97,6	83,53	0,78
	Cuerpos de agua	70,0	100,0		
	Suelo desnudo	94,0	73,4		
	Territorios artificializados	78,0	90,7		
	Nube	100,0	55,6		
	Sombras de nubes	60,0	60,0		
RGB-NIR-NDVI	Coberturas vegetales	84,0	95,5	86,47	0,82
	Cuerpos de agua	90,0	100,0		
	Suelo desnudo	94,0	77,0		
	Territorios artificializados	82,0	95,3		
	Nube	100,0	62,5		
	Sombras de nubes	60,0	60,0		
RGB-NIR-NRVI	Coberturas vegetales	84,0	95,5	86,47	0,82
	Cuerpos de agua	90,0	100,0		
	Suelo desnudo	94,0	77,0		
	Territorios artificializados	82,0	95,3		
	Nube	100,0	62,5		
	Sombras de nubes	60,0	60,0		
RGB-NIR-RATIO	Coberturas vegetales	84,0	100,0	88,24	0,84
	Cuerpos de agua	90,0	100,0		
	Suelo desnudo	98,0	77,8		
	Territorios artificializados	84,0	95,5		
	Nube	100,0	62,5		
	Sombras de nubes	60,0	75,0		

## 4. Discusión

Conocer la distribución y el comportamiento de las coberturas del terreno es un aspecto crucial para entender la dinámica de los procesos que actúan sobre la superficie terrestre, incluyendo algunos como la productividad del suelo, la diversidad de especies vegetales o animales, al igual que los ciclos biogeoquímicos e hidrológicos; esta información es un insumo fundamental para las labores de planificación y manejo del territorio (Borràs *et al.*, 2017; Giri, 2012; Karakacan y Bektsa, 2017; Rawat y Kumar, 2015; Rujoiu-Mare y Mihai, 2016).

En tal sentido, las TIG siguen siendo una alternativa ideal para establecer la distribución y el comportamiento de las coberturas del terreno, permitiendo no solamente realizar su análisis a diversas escalas espaciales y temporales, sino que a su vez, brindan la oportunidad de elaborarlos a menor costo y de manera más eficiente concordando con lo expuesto por autores como Giri (2012), Thakkar *et al.* (2014), Manakos y Braun (2014) y Tiwari *et al.* (2017).

Los resultados establecidos en este trabajo permiten visualizar que los VI pueden ser una valiosa herramienta adicional en la discriminación espectral para realizar clasificaciones supervisadas de coberturas del terreno, siendo congruente con las afirmaciones realizadas por Giri (2012) y Manakos y Braun (2014), quienes añaden que sumados a los VI se pueden contar con otras técnicas digitales como el Análisis de Componentes Principales (ACP) y las de Clasificación Orientadas a Objetos (COO); así mismo, destacan que dichas herramientas de análisis digital pueden ser empleadas para el entendimiento de las dinámicas espacio temporales de las coberturas del terreno.

En esta investigación, la implementación de los VI como apoyo a la clasificación de las coberturas del terreno en la cuenca del río Combeima tuvo un efecto positivo respecto a la mejora en la calidad de la clasificación, siguiendo las conclusiones

presentadas anteriormente por otras investigaciones (Kongwongjan *et al.*, 2013; Luo *et al.*, 2015; Mwakapuja *et al.*, 2013; Reddy y Reddy, 2013; Roy *et al.*, 1997; Rujoiu-Mare y Mihai, 2016; Ustuner *et al.*, 2014). Por otra parte, estos resultados son opuestos a los presentados por Karakacan *et al.* (2017), quienes encontraron que la inclusión de los VI en imágenes SPOT disminuían el índice Kappa de la clasificación de coberturas realizada, aunque esto puede deberse a que el estudio se enfocó en imágenes de mediana resolución espacial (6m), con algunas variaciones en sus rangos espectrales respecto a las empleadas en este estudio.

Dados los resultados presentados en el CUADRO 7, se denota que el CTVI presenta menores áreas clasificadas como coberturas vegetales, esto puede deberse principalmente, a que el componente NIR solo aparece incluido como una parte del NDVI en su algoritmo, lo cual puede ocasionar disminución de su efecto en la diferenciación de vegetación; mientras que, el índice RATIO, cuyo algoritmo asigna mayor relevancia al componente NIR, manifestó claramente un mejor reconocimiento.

La anterior situación puede plantear un argumento congruente para explicar la gran diferencia para el tipo de cobertura de suelos desnudos, donde, el CTVI sobredimensiona en 78% respecto a la clasificación realizada sobre la imagen original y en un 14% el valor obtenido por RATIO. Por otra parte, el área obtenida para la clasificación de las sombras de nubes y nubes tuvo disminuciones significativas respecto a la clasificada en la imagen original, es posible que el uso de los VI haya generado gran incertidumbre en la clasificación y limitó la identificación de rasgos propios de estas coberturas (Polanco López de Mesa, 2012; Bermúdez-Ruiz, 2018), infiriendo que el uso de los VI como apoyo a la clasificación se ve altamente restringido en imágenes donde existan este tipo de coberturas, siendo necesario realizar inicialmente un enmascaramiento de las nubes y

especialmente sus sombras para que estas no sean confundidas con otras tipologías de coberturas como los suelos desnudos.

Aunque los índices de CTVI y RATIO pertenecen a la categoría de índices basados en pendiente, el RATIO está orientado principalmente a la detección de vegetación; esta propiedad pudo resultar favorecida en este ejercicio, ya que el área de estudio posee una alta presencia de coberturas vegetales. Cabe resaltar, que el uso del índice RATIO produce como resultado datos numéricos que usualmente no presentan una distribución normal (Mroz y Sobieraj, 2004), a pesar de ello, su rendimiento fue superior que los demás VI bajo el algoritmo de máxima verosimilitud, el cual asume la normalidad de los datos.

Es importante destacar que el RATIO en comparación con otros VI, no elimina los efectos topográficos y de ángulo solar, pudiendo afectar la capacidad para detectar la vegetación bajo sombras producidas por las nubes o por efecto de la orografía; sin embargo, en este caso, el RATIO presentó una mayor área de clasificación en las coberturas vegetales en comparación a los demás VI empleados, debido posiblemente a las condiciones al momento de la captura de la imagen y las características del sensor implementado (*Pleiades*). En general, el uso de los VI disminuyó el área clasificada como cobertura vegetal; sin embargo, su implementación permitió aumentar los índices de calidad de la clasificación, indicando que su uso permite una mejor delineación espacial de la cobertura vegetal para el algoritmo de clasificación empleado.

Si bien se han realizado múltiples investigaciones relacionando los VI como insumo a la clasificación de coberturas, estos trabajos se han planteado bajo una gran variedad de productos satelitales, implementando múltiples VI y bajo diversos algoritmos, lo cual podría afectar directamente la incidencia de los VI en la labor de clasificación; sin embargo,

autores como Kongwongjan *et al.* (2013), Reddy y Reddy (2013) y Roy *et al.* (1997) destacan aumentos en la calidad de clasificación de coberturas cuando se emplean el NDVI, RATIO y SAVI.

De acuerdo a Lu *et al.* (2014), la firma espectral es uno de los atributos más importantes para la clasificación de las coberturas del terreno, principalmente con imágenes de media y baja resolución espacial, como Landsat y MODIS. Pero actualmente, las imágenes de alta resolución, como *Pleiades*, *Skysat* e *Ikonos*, entre otras, cuales están cobrando mayor relevancia, especialmente por su mayor detalle espacial, que permite la inclusión de otros atributos de importancia en la COO.

Xie *et al.* (2019) encontraron una mejora del 15,5% en la clasificación al combinar múltiples atributos (firmas espectrales junto con VI), comparado frente a la clasificación obtenida solamente con la firma espectral. Esto corrobora, los resultados obtenidos en esta investigación, donde se alcanzó una mejora promedio de 17%. Aunque es interesante resaltar, que ellos obtuvieron mejores resultados con algoritmos diferentes al ML, mientras que esta investigación si se obtuvo una mejora considerable con este clasificador. Sería de gran interés investigativo evaluar el rendimiento de estos algoritmos en una futura extensión de este trabajo.

## 5. Conclusiones

- Las TIG son una alternativa ideal para la determinación de las CS pues permiten obtener alta calidad en la clasificación con un menor costo.
- El uso de las imágenes satelitales de alta resolución es una tendencia actual que va a tener una mayor preponderancia el futuro por lo cual es importante analizar el efecto de los VI en la calidad de la clasificación de CS en estas.
- Se verificó que el algoritmo clasificador de Máxima Verosimilitud (ML) obtuvo un buen

rendimiento en la clasificación de CS para el área de estudio.

- Los VI utilizados en el estudio permitieron obtener mayores índices de calidad en la clasificación supervisada de CS sobre la imagen satelital *Pleiades*.
- La implementación del RATIO presentó el índice de calidad de clasificación más elevado entre los VI ensayados, debido probablemente, a una mayor predominancia del NIR, a las características de las coberturas del terreno, a las propiedades de captura de la imagen y tipología de sensor empleado.

## 5. Agradecimientos

Los autores agradecen al proyecto ‘Servicios ecosistémicos aportados por sistemas agroforestales en laderas de la cuenca del río Combeima (departamento del Tolima, Colombia) a la gestión del recurso hídrico’ por brindar el acceso a la imagen satelital.

## 6. Referencias citadas

- APOLLOMAPPING. 2016. *Imagen Pleiades*. DS\_PHRIB\_201606121533288\_FRI\_PX\_W076N04\_0924\_00427. Image Hunter. Colorado, USA.
- ASTRIUM. 2012. *Pleiades Imagery User Guide*. GEO-Information Services. EADS. Disponible en: <http://www.cscrs.itu.edu.tr/>. [Consulta: mayo, 2019].
- BARET, F. & G. GUYOT. 1991. “Potentials and limits of vegetation indexes for LAI and APAR assessment”. *Remote of Environment*, 35(2-3): 161-173.
- BERMÚDEZ-RUÍZ, G. 2018. *Evaluación del cambio de uso de la tierra y fragmentación de la cobertura forestal en el Corredor Biológico Lago Arenal Tenorio, mediante técnicas de teledetección, Costa Rica*. Maestría en Sistemas de Información Geográfica y Teledetección. Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica. Trabajo de Grado (Maestría).
- BIRTH, G. S. & G. R. McVEY. 1968. “Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer”. *Agronomy Journal*, 60(6): 640-643.
- BOLSTAD, G. S. & T. M. LILLESAND. 1991. “Rapid maximum likelihood classification”. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 57(1): 67-74.
- BORRÀS, J.; DELEGIDO, J.; PEZZOLA, A.; PEREIRA, M.; MORASSI, G. y G. CAMPS-VALLS. 2017. “Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes Sentinel-2”. *Revista de Teledetección*, 48(1): 55-63.
- CHUVIECO, E. 2010. *Teledetección ambiental*. Editorial Ariel. Barcelona, España.
- CONGALTON, G. R. 1991. “A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data”. *Remote Sensing of Environment*, 37: 35-46.
- CORPORACIÓN AUTÓNOMA REGIONAL DEL TOLIMA y UNIVERSIDAD DEL TOLIMA. 2007. *Plan General de Ordenación Forestal para el Departamento del Tolima. Fase de Diagnóstico*. CORTOLIMA. Ibagué, Colombia.
- GIRI, C. P. 2012. *Remote sensing of land use and land cover: principles and applications*. Editorial CRC Press. Boca Raton, USA.
- JACKSON, R. D. & A. R. HUETE. 1991. “Interpreting vegetation indices”. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3-4): 185-200.

- JENSEN, R. J. 2005. *Introductory digital image processing*. Editorial Prentice Hall. New York, USA.
- KARAKACAN KUZUCU, A. & F. BEKTAS BALCIK. 2017. "Testing the potential of vegetation indices for land/cover classification using high resolution data". *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4(4W4): 279-283.
- KONGWONGJAN, J.; SUWANPRASIT, C. & P. THONGCHUMNUM. 2013. "Comparison of vegetation indices for mangrove mapping using THEOS data". *Proceedings of Asia-Pacific advanced network*, 33: 56-64.
- LANDIS, J. R. & G. G. KOCH. 1977. "The measurement of observer agreement for categorical data". *Biometrics*, 33(1) 159-174.
- LU, D.; LI, G.; MORAN, E. & W. KUANG. 2014. "A comparative analysis of approaches for successional vegetation classification in the Brazilian Amazon". *GIScience and Remote Sensing*, 51(6): 695-709.
- LUO, X.; ZHAO, W.; WEI, S. & Q. FU. 2015. "Study on urban remote sensing classification based on improved RBF network and normalized difference indexes". *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 8(10): 257-270.
- MANAKOS, L. & M. BRAUN (Eds). 2014. *Land use and land cover mapping in Europe*. Springer. Ámsterdam, Holanda.
- MUÑOZ RAMOS, J.; ANDRADE, H.; SEGURA, M.; MORA, J.; GUÍO, A.; CANAL, D. y E. SIERRA. 2016. *Servicios ecosistémicos aportados por sistemas agroforestales en laderas de la cuenca del río Combeima (departamento del Tolima, Colombia) a la gestión del recurso hídrico*. Universidad del Tolima. Proyecto 290113. Ibagué, Colombia
- MUÑOZ RAMOS, J.; GUÍO DUQUE, A. J.; ANDRADE CASTAÑEDA, H. J.; SEGURA MADRIGAL, M. A.; BARRIOS PEÑA, M. I.; LOSADA PADO, S. y M. GÓMEZ MARTÍNEZ. 2017. *Incentivo económico de servicios ecosistémicos para la cuenca alta del río Combeima (Ibagué, Colombia). Diseño y revisión de condiciones para establecer el esquema en un sitio específico*. Universidad del Tolima. Ibagué, Colombia.
- MRÓZ, M. & A. SOBIERAJ. 2004. "Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal Spot XS time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification". *Technical Science*, 18(1): 39-66.
- MWAKUPUJA, F.; LIWA, E. & J. KASHAIGILL. 2013. "Usage of indices for extraction of built-up areas and vegetation features from Landsat TM Image: a case of Dar Es Salaam and Kisarawe peri-urban areas, Tanzania". *International Journal of Agriculture and Forestry*, 3(7): 273-283.
- PÉREZ, U. y J. BOSQUE. 2008. "Transiciones de la cobertura y uso de la tierra en el período 1991-2005 en la cuenca del río Combeima, Colombia". *Serie Geográfica*, 14(1): 163-178.
- PERRY, C. R. & L. F. LAUTENSCHLAGER. 1984. "Functional equivalence of spectral vegetation indices". *Remote Sensing of Environment*, 14(1-3): 169-182.
- POLANCO LÓPEZ DE MESA, J. 2012. "QGIS. Teledetección de la vegetación del paramo de Belmira con imágenes Landsat". *Dyna*, 79(171): 222-231.
- QGIS DEVELOPMENT TEAM. 2019. *QGIS*. Open Source Geospatial Foundation. Disponible en: [www.qgis.org](http://www.qgis.org). [Consulta: febrero, 2019].
- RAWAT, J. S. & M. KUMAR. 2015. "Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: a case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India". *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1): 77-84.

- REDDY, J. S. & M. J. REDDY. 2013. "NDVI based assessment of land cover dynamics in a rainfed watershed using remote sensing and GIS". *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 4(12): 87-93.
- ROUSE, J. W.; HAAS, D. W.; DEERING, J. A.; SCHELL, J. A. & J. C. HARLAN. 1974. *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation*. NASA. Greenbelt, USA. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2060/19740022555>. [Consulta: marzo, 2019].
- ROY, D. P.; KENNEDY, P. & S. FOLVING. 1997. "Combination of the normalized difference vegetation index and surface temperature for regional scale European forest cover mapping using AVHRR data". *International Journal of Remote Sensing*, 18(5): 1.189-1.195.
- RUJOIU-MARE, M. R. & B. A. MIHAI. 2016. "Mapping land cover using remote sensing data and GIS technique: a case study of Prahova Subcarpathians". *Procedia Environmental Sciences*, 32(1) 244-255.
- THAKKAR, A.; DESAI, V.; PATEL, A. & M. POTDAR. 2014. "Land use/Land cover classification of remote sensing data and their derived products in a heterogeneous Landscape of a Khan-Kali watershed, Gujarat". *Asian Journal of Geoinformatics*, 14(4) 1-12.
- TIWARI, J.; SHARMA, S. K. & R. J. PATIL 2017. "Land use and land cover mapping based on normalized difference vegetation index using remote sensing and geographical information system in Banjar River watershed of Narmada basin". *Current World Environment*, 12(3): 680-686.
- USTUNER, M.; SANLI, F. B.; ABDIKAN, S.; ESETLILI, M. T. & Y KURUCU. 2014. "Crop type classification using Vegetation Indices of RapidEye Imagery". *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-/ (7): 195-198.
- XIE, Z.; CHEN, Y.; LU, D.; LI, G. & E. CHEN. 2019. "Classification of land cover forest, and tree species classes with ZiYuan-3 multispectral and stereo data". *Remote Sensing*, 11(2): 164-190.