

ANÁLISIS COMPARATIVO DE ASERTIVIDAD PARA TRES ÍNDICES DE ZONAS CONSTRUIDAS APLICADOS A CIUDADES COLOMBIANAS

Comparative analysis of assertiveness for three built-up zone indexes applied to Colombian cities

Julián Leal Villamil¹, Mauricio Alejandro Perea Ardila², Gabriel Alexis Santa Ramírez³

¹ Universidad del Tolima, Departamento de Suelos y Aguas, Grupo Interdisciplinario de Investigación en Fruticultura Tropical, Colombia. ² Centro de Investigaciones Oceanográficas e hidrográficas del Pacífico-CCCP, Área de Manejo Integrado de Zona Costera - AMIZC, Colombia. ³ Corporación Autónoma Regional del Tolima – CORTOLIMA, Colombia. Email: ¹jlealv@ut.edu.co, ²mapereaa@ut.edu.co, ³gasanta@ut.edu.co

(Recibido 02 de junio de 2022 y aceptado 28 de junio de 2022)

Resumen

La delimitación y caracterización espacio-temporal de las zonas construidas o urbanizadas en las ciudades es un insumo fundamental para la planificación territorial. Los Índices de Zonas Construidas son empleados para identificar las zonas urbanas utilizando sensores remotos. Este estudio tuvo por objetivo evaluar la asertividad multitemporal (1997, 2002, 2007 y 2018) de tres Índices de Zonas Construidas (NDBI, UI e IBI) calculados en imágenes Landsat para tres ciudades colombianas. Las imágenes fueron mejoradas a través de técnicas de Teledetección y se determinaron los Índices de Zonas Construidas teniendo en cuenta los parámetros establecidos por sus creadores. Se emplearon 700 puntos verdad terreno (350 para zonas construidas y 350 para zonas no construidas) para establecer la asertividad multitemporal usando el Índice de Kappa. Los resultados muestran que el índice con mejor asertividad multitemporal global fue el NDBI (Kappa = 0.382), el cual también fue el de mejor desempeño para la ciudad de mayor tamaño (Kappa = 0.566); para la ciudad de tamaño intermedio el índice más acertado correspondió al UI (Kappa = 0.545). Los Índices evaluados tuvieron valores nulos de Kappa en la ciudad de Espinal; descartando los resultados obtenidos en esta última ciudad, la asertividad global de los índices puede incrementarse hasta 0.573. Se infiere la necesidad de realizar nuevas investigaciones que permitan evaluar a mayor detalle la aplicabilidad y asertividad de estos índices en el contexto colombiano, al igual que los ajustes a los rangos de valores óptimos para cada ciudad en particular de acuerdo a sus características arquitectónicas.

Palabras clave: índice kappa, landsat 8, planificación urbana, teledetección, zona urbana.

Abstract

The delimitation and Spatio-temporal characterization of built-up or urbanized areas in cities is a fundamental input for territorial planning. Built-up Zone Indices are used to identify urban areas using remote sensing. The objective of this study was to evaluate the multitemporal assertiveness (1997, 2002, 2007 and 2018) of three Built-up Zone Indices (NDBI, UI and IBI) calculated in Landsat images for three Colombian cities. The images were enhanced through Remote Sensing techniques and the Built-up Zone Indices were determined by taking into account the parameters established by their creators. It means that 700 ground truth points (350 for the built-up zone and 350 for the non-built-up zone) were used to establish the multitemporal assertiveness using the Kappa Index. The results show that the index with the best overall multitemporal assertiveness was the NDBI (Kappa = 0.382), which was also the best performing for the largest city (Kappa = 0.566); for the intermediate size city, the most successful index was the UI (Kappa = 0.545). The evaluated indexes had null Kappa values in the city of Espinal; discarding the results obtained in the latter city, the global assertiveness of the indexes

can be increased to 0.573. Further research is needed to evaluate in detail the applicability and assertiveness of the indices in the Colombian context, as well as the adjustments to the optimal value range for each particular city according to its architectural characteristics.

Key words: *kappa index, landsat 8, urban planning, remote sensing, urban area.*

1. INTRODUCCIÓN

Las ciudades son asentamientos creados por los seres humanos, los cuales albergan comunidades que están en constante crecimiento y desarrollo [1]. Comprender la distribución espacial y el crecimiento de las áreas urbanas es esencial para la planificación del territorio, estudios de paisajes, desarrollo urbano y la gestión de recursos naturales [2,3]. Las imágenes de sensores remotos en conjunto con las técnicas de la Teledetección, proveen una alternativa eficiente y eficaz para identificar y clasificar las zonas urbanas o construidas (ZC, en adelante) frente a otros tipos de cobertura del suelo; lo anterior, es una información necesaria tanto para las comunidades locales como para los responsables de la toma de decisiones [3,4].

Diversos índices espectrales para detectar ZC (IZC, en adelante) han sido desarrollados a lo largo del tiempo, entre ellos puede mencionarse el Índice de Construcción de Diferencia Normalizada (NDBI, por sus siglas en inglés) propuesto por [5], el cual relaciona las bandas del infrarrojo cercano ($0.76 - 0.90 \mu\text{m}$) y el infrarrojo medio ($2.11-2.29 \mu\text{m}$) permitiéndole identificar las ZC; su escala de medición oscila entre -1 y +1 en donde los valores mayores a 0 corresponden directamente a la ZC. El Índice Urbano (UI, por sus siglas en inglés) postulado por [6], relaciona las bandas infrarrojas de espectro para la identificación de ZC, sin embargo, difiere respecto al NDBI pues emplea un rango espectral de infrarrojo medio ($2.08 - 2.35 \mu\text{m}$), permitiéndole discriminar ZC de otras coberturas [7]. Al igual que el NDBI, el UI presenta como resultado valores entre -1 y +1 siendo los valores positivos aquellos con ZC o urbanizadas.

El Índice de Construcción Basado en Índices (IBI, por sus siglas en inglés) fue formulado por [4], desarrollado a

partir de otros índices como el NDBI, Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI, por sus siglas en inglés) y el Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado (MNDWI, por sus siglas en inglés); se distingue por reducir en gran medida la dimensionalidad de los datos y la redundancia de la imagen multiespectral original, evitando la confusión espectral al usar directamente otros índices temáticos [8]. De igual manera, su escala de medición (al igual que los demás índices anteriormente mencionados) está comprendida en el rango de valores entre -1 y +1, las áreas correspondientes a ZC son representadas por los valores comprendidos entre +0.018 y +0.308.

Las principales ventajas de los IZC que no son basados en las bandas térmicas, radica en su relativa facilidad de estimación y practicidad en la identificación de ZC y ZNC empleando varias plataformas satelitales [5], Sin embargo, a pesar de que los IZC han sido utilizados en múltiples casos prácticos alrededor del mundo, son escasas las reseñas académicas sobre sus posibles limitaciones para su uso en diferentes sitios alrededor del mundo, tamaños de ciudades, materiales de construcción, tipos de sensores remotos, entre otras características [9,10].

Si bien, los IZC han sido empleados para determinar áreas de ZC, son pocos los ejemplos dedicados a evaluar su asertividad de los índices propiamente, en este sentido, algunos ejemplos son los mismos ratificados por los creadores. Tal es el caso de [4], quien validó la capacidad del IBI para discriminar ZC en imágenes Landsat ETM+ en la ciudad de Fuzhou en el sureste de China, donde utilizó 310 píxeles para la evaluación de la asertividad obtenido un Kappa de 0.930. Del mismo modo, [5] determinó la capacidad del NDBI en discriminar ZC en imágenes Landsat TM en la ciudad de Nanjing al Este de China, donde seleccionó al azar 68 píxeles para la validación del resultado, encontrando una precisión del 92,6%.

En Colombia, [11] utilizaron el IBI para determinar el crecimiento urbano de la zona norte de la Ciudad de Bogotá para el periodo 1989 y 2018 con imágenes Landsat, aunque en este estudio no se determinó la asertividad del método, lograron establecer el valor máximo del IBI para ambas fechas (0.229 y 0.170 respectivamente) y delimitar espacialmente el desarrollo urbano en ese sector de la ciudad.

Bajo este contexto, se generó el siguiente interrogante ¿Podemos emplear IZC en cualquier ciudad?, para ello se comparó el grado de asertividad multitemporal (1997, 2002, 2007 y 2018) de tres índices de clasificación de ZC (NDBI, UI e IBI) determinados en productos Landsat para tres ciudades colombianas que poseen diferentes tamaños y grados de desarrollo urbano (Bogotá D.C. – Cundinamarca, Ibagué – Tolima y Espinal – Tolima). Con los resultados obtenidos se espera aportar en gran medida al uso de productos satelitales y de Teledetección para la identificación de ZC en Colombia; asimismo, brindar información relevante para el uso de los tres índices en ciudades de varios tamaños, lo cual permitirá a otras investigaciones tener un punto de referencia para el uso de estos índices en otras ciudades colombianas de similar desarrollo.

2. METODOLOGÍA

2.1 Área de estudio

El área de estudio comprendió tres límites urbanos (polígonos) localizados en la región Andina, zona central de la República de Colombia (Figura 1), los cuales cuentan con una extensión total de 77.193.69 ha. El primer polígono se localiza entre las coordenadas geográficas 4°50'12.5" y 4°27'1.7" latitud norte y 74°13'24.9" y 73°59'10" longitud oeste y corresponde a la zona urbana de Bogotá D.C. - Cundinamarca (64.507.316 ha); Bogotá D.C. es la ciudad capital de Colombia y concentra el mayor desarrollo industrial y urbano del país. El segundo polígono pertenece a la ciudad de Ibagué (10.913.581 ha), se localiza entre las coordenadas geográficas 4°28'33.8" y 4°22'23" latitud norte y 75°16'57.6" y 75°6'28.5" longitud oeste; Ibagué es la capital del departamento del Tolima y

es un centro urbano de mediana densidad y desarrollo intermedio que puede ser definida como una ciudad de provincia.

La tercera área corresponde a la ciudad del Espinal, considerada la segunda ciudad de importancia en el departamento del Tolima, se localiza entre las coordenadas 4°9'51.7" y 4°7'55" latitud norte y 74°54'41" y 74°51'11.5" longitud oeste (1.772.801 ha); esta ciudad cuenta con vocación agropecuaria y es la que posee menor desarrollo urbano de entre las seleccionadas. Según el Departamento Administrativo Nacional de Estadística-DANE estas ciudades cuentan con poblaciones al año 2020 de 7.715.778, 501.991 y 51.211 habitantes respectivamente [12].

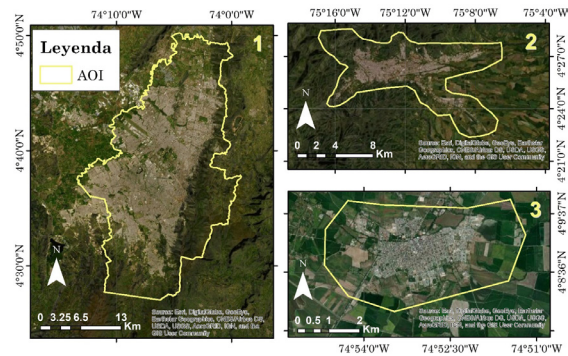


Figura 1. Localización del área de estudio.

2.2 Datos empleados

Se utilizaron cuatro imágenes Landsat, una imagen Landsat 5 TM del año 1997, dos productos Landsat 7 ETM+ para los años 2002- 2007 y una imagen Landsat 8 OLI del año 2018 (Tabla 1).

Las imágenes fueron seleccionadas de acuerdo con los criterios de nubosidad (libres de nubes); además, se seleccionaron teniendo en cuenta cuatro años diferentes con lo cual se propendió por tener diferencias en el crecimiento perimetral y la variabilidad de cada producto como parte de la aplicabilidad de los índices. Las imágenes fueron adquiridas sin costo alguno por medio del repositorio de imágenes Landsat del USGS [13].

2.3 Métodos

El esquema metodológico general empleado en este estudio se muestra en la Figura 2.

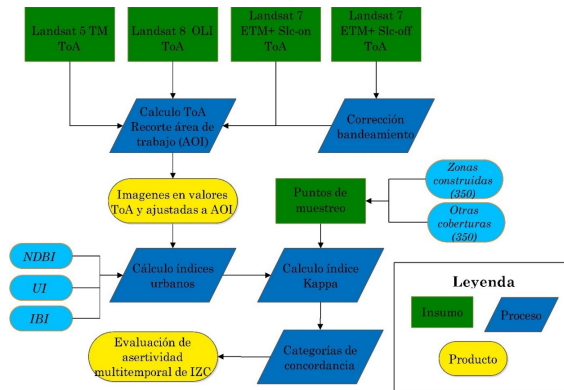


Figura 2. Esquema metodológico empleado.

Tabla 1. Características generales de las imágenes Landsat empleadas.

Tipo	Landsat 5 TM
ID Producto	LT50080571997242XXX03
Fecha	1997/08/30
Columna/Fila	8- 56
Cobertura de nubes	9%
Ángulo solar	56.51°
Resolución radiométrica	8 bits
Longitud de onda	Banda 1- Azul (0.45-0.52), Banda 2 - Verde (0.52-0.60), Banda 3- Roja (0.63-0.69), Banda 4- NIR (0.77-0.90), Banda 5 – SWIR1 (1.55-1.75), Banda 7 – SWIR2 (2.09-2.35)
Tipo	Landsat 7 ETM+ Slc-on
ID Producto	LE70080572002056EDC00
Fecha	2002/02/25
Columna/Fila	8- 56
Cobertura de nubes	28%
Ángulo solar	55.07°
Resolución radiométrica	8 bits
Longitud de onda	Banda 1- Azul (0.45-0.52), Banda 2 - Verde (0.52-0.60), Banda 3- Roja (0.63-0.69), Banda 4- NIR (0.77-0.90), Banda 5 – SWIR1 (1.55-1.75), Banda 7 – SWIR2 (2.09-2.35)
Tipo	Landsat 7 ETM+ Slc-off
ID Producto	LE70080572007038EDC00

Fecha	2007/02/07
Columna/Fila	8- 56
Cobertura de nubes	8%
Ángulo solar	52.44°
Resolución radiométrica	8 bits
Longitud de onda	Banda 1- Azul (0.45-0.52), Banda 2 - Verde (0.52-0.60), Banda 3- Roja (0.63-0.69), Banda 4 - NIR (0.77-0.90), Banda 5 – SWIR1 (1.55-1.75), Banda 7 – SWIR2 (2.09-2.35)
Tipo	Landsat 8 OLI
ID Producto	LC80080572018076LGN00
Fecha	2018/03/17
Columna/Fila	8- 56
Cobertura de nubes	11.12%
Ángulo solar	61.03%
Resolución radiométrica	12 bits
Longitud de onda	Banda 2- Azul (0.45-0.51), Banda 3 - Verde (0.53-0.59), Banda 4- Roja (0.64-0.67), Banda 5 - NIR (0.85-0.88), Banda 6 – SWIR1 (1.57-1.65), Banda 7 – SWIR2 (2.11-2.29)

2.3.1 Pre-procesamiento y cálculo de índices

Las imágenes fueron transformadas a unidades de reflectancia al Techo de la Atmosfera (ToA, por sus siglas en inglés) a través de los parámetros descritos por [14,15]. Las bandas del producto satelital del año 2007 presentaron vacíos debido a la desconfiguración del corrector de línea de exploración (SLC por sus siglas en inglés) sucedida en el año 2003 [15]. Debido a esta situación, se realizó el relleno de datos faltantes utilizando las bandas auxiliares "Gap_Mask" con ayuda de la herramienta de rellenos de datos de QGIS versión 3.10 [16]. Adicionalmente, las imágenes ToA obtenidas fueron recortadas a la extensión del área de trabajo (AOI, en adelante). Para cada una de las imágenes seleccionadas, se calcularon los tres índices de detección de zonas urbanas propuestos (IBI, UI, NDBI) conforme las especificaciones técnicas de cálculo establecidas en la Tabla 2.

Tabla 2. Índices de detección de zonas construidas empleados.

Índice	Ecuación / Rango / Autor
Índice de construcción de diferencia normalizada (NDBI)	$NDBI = \frac{SWIR1 - NIR}{SWIR1 + NIR}$ <p>> 0 (Zona construida) < 0 (Otras coberturas) [5]</p>
Índice urbano (UI)	$UI = \frac{SWIR2 - NIR}{SWIR2 + NIR}$ <p>> 0 (Zona construida) < 0 (Otras coberturas) [6]</p> <p>little is known about the optimal organization of care of these postacute facilities. This study examines the relationship of patient volume and service concentration with successful GR (short length of stay and discharge home</p>
Índice de construcción basado en índices (IBI)	$IBI = \frac{NDBI - (SAVI + MNDWI) / 2}{NDBI + (SAVI + MNDWI) / 2}$ $SAVI = \frac{(NIR + R)}{(NIR + R + I)}(R + I) *$ $MNDWI = \frac{(V - NIR)}{(V + NIR)}$ <p>< 0.018 Zona no urbana. 0.018-0.308 Zona construida. > 0.308 Suelo desnudo. [4]</p>

Nota: Para aplicación del SAVI se empleó el factor de ajuste (I) propuesto por [4] equivalente a 0.5. Abreviaciones: Infrarrojo cercano (NIR), infrarrojo de onda corta 1 (SWIR1), infrarrojo de onda corta 2 (SWIR2), Rojo (R), Verde (V), Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI), Índice de agua de diferencia normalizada modificada (MNDWI).

2.3.1 Evaluación de asertividad

Para la evaluación de calidad del proceso de clasificación de los tres índices estudiados (IBI, NDBI, UI), se emplearon 700 puntos de muestreo (verdad terreno) distribuidos en los tres AOI. Los puntos fueron localizados espacialmente empleando interpretación visual sobre la imagen Landsat 5 TM de 1997, de modo tal que, correspondieran a

zonas construidas y zonas no construidas (350 puntos para ZC y 350 puntos para ZNC); se eligieron puntos de muestreo que no presentaran cambios en todo el periodo comprendido por el estudio (1997- 2018), situación que fue validada visualmente con apoyo de imágenes en Google Earth al año 2018 (Figura 3).

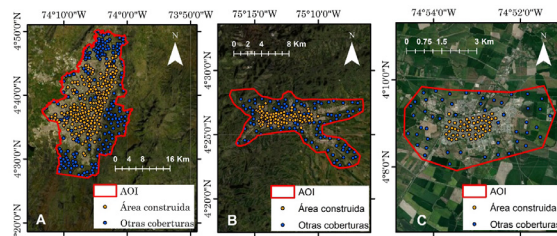


Figura 3. Localización de los puntos de muestreo para evaluación de calidad de clasificación en las AOI empleadas. (A) Bogotá D.C. – Cundinamarca; (B) Ibagué – Tolima. (C) Espinal – Tolima.

Debido a la diferencia de extensión en las tres AOI empleadas, los puntos de muestreo fueron asignados en diferentes proporciones a cada de ellas, tal cual se presenta en la Tabla 3; siendo un número de puntos acorde con los criterios de muestreo establecidos por [17,18]. Posteriormente, se obtuvieron los valores de los índices calculados en cada uno de los puntos de muestreo (para cada índice y año evaluado) en las AOI mediante el algoritmo de extracción de valores por puntos. Para determinar la asertividad de los IZC analizados, se calculó el índice de concordancia Kappa propuesto por [19] empleando los valores obtenidos en cada punto de muestreo y se evaluó su respectiva categoría de asertividad conforme las reportadas en [20]. (Tabla 4).

Tabla 3. Índices de detección de zonas construidas empleados.

AOI	Bogotá D.C.	Ibagué	Espinal
Extensión (ha)	64.507.316	10.913.581	1.772.801
Puntos de evaluación Categoría "zona construida"	200	100	50

AOI	Bogotá D.C.	Ibagué	Espinal
Puntos de evaluación categoría "Otras coberturas" Total puntos empleados AOI	200	100	50
	400	200	100

Tabla 4. Índices de detección de zonas construidas empleados.

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 – 1.0	Casi perfecta

Fuente: [20]

3. RESULTADOS

Se obtuvieron cuatro imágenes radiométricamente corregidas correspondientes a los años 1997, 2002, 2007 y 2018 ajustadas a los polígonos AOI; así mismo, se realizó la corrección del bandeamiento presentado en el producto del 2007 (Landsat 7 ETM+ Slc-off). Se calcularon los índices de zonas construidas IBI, UI y NDBI para cada producto satelital, tal como se muestra en la Figura 4 y Tabla 5.

Tabla 5. Estadística descriptiva para los índices de zonas construidas obtenidos en los productos satelitales.

Índice	Estadístico	Landsat 5 TM (1997)	Landsat 7 ETM+ Slc-off (2002)
UI	Max	0.715	0.570
	Med	-0.241	-0.093
	Min	-0.937	-0.782
	Sd	0.241	0.220

Índice	Estadístico	Landsat 7	Landsat 8
		ETM+ Slc-off (2007)	OLI (2018)
IBI	Max	0.341	0.251
	Med	-0.02	0.033
	Min	-0.805	-0.668
	Sd	0.111	0.070
NDBI	Max	0.500	0.413
	Med	-0.080	-0.069
	Min	-0.846	-0.739
	Sd	0.151	0.138
UI	Max	0.665	0.798
	Med	-0.098	0.114
	Min	-0.958	-0.967
	Sd	0.236	0.107
IBI	Max	0.335	0.401
	Med	-0.024	-0.053
	Min	-0.828	-0.985
	Sd	0.111	0.107
NDBI	Max	0.456	0.777
	Med	-0.071	-0.106
	Min	-0.777	-0.988
	Sd	0.148	0.144

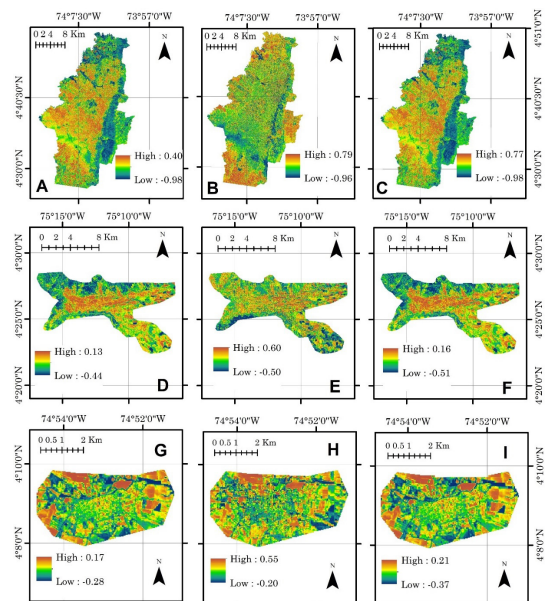


Figura 4. Mapas de índices de zonas construidas obtenidos para el 2018. (A) IBI Bogotá D.C.; (B) UI Bogotá D.C.; (C)

NDBI Bogotá D.C; (D) IBI Ibagué; (E) UI Ibagué; (F) NDBI Ibagué; (G) IBI Espinal (H) NDBI Espinal; (I) UI Espinal.

Una vez determinados los valores de los índices e interpretándolos de acuerdo con los rangos umbral para ZC y ZNC dispuestos en la (Tabla 2) se denotaron irregularidades en la tendencia de los datos (Tabla 6) en las tres ciudades; ya que, en algunos casos, existen serias sobreestimaciones y subestimaciones de la ZC obtenida especialmente en el año 2018.

Tabla 6. Frecuencia relativa de pixeles identificados como zonas construidas y no construidas para las ciudades objeto de estudio.

Ciudad	Año	Índice	Zona construida (%)	Zona no construida (%)
Bogotá D.C.	1997	IBI	41.50%	58.50%
	2002		72.80%	27.20%
	2007		50.80%	49.20%
	2018		36.30%	63.70%
	1997	NDBI	36.10%	63.90%
	2002		41.30%	58.70%
	2007		42.70%	57.30%
	2018		33.20%	66.80%
	1997	UI	21.00%	79.00%
	2002		47.00%	53.00%
	2007		45.80%	54.20%
	2018		91.90%	8.10%
Ibagué	1997	IBI	43.40%	56.60%
	2002		50.10%	49.90%
	2007		20.70%	79.30%
	2018		10.10%	89.90%
	1997	NDBI	38.60%	61.40%
	2002		14.90%	85.10%
	2007		17.90%	82.10%
	2018		10.40%	89.60%
	1997	UI	8.90%	91.10%
	2002		12.70%	87.30%
	2007		15.10%	84.90%
	2018		69.90%	30.10%
Espinal	1997	IBI	61.30%	38.70%
	2002		65.30%	34.70%
	2007		29.90%	70.10%
	2018		30.40%	69.60%
	1997	NDBI	52.60%	47.40%
	2002		30.00%	70.00%
	2007		26.90%	73.10%
	2018		29.90%	70.10%
	1997	UI	10.10%	89.90%
	2002		25.80%	74.20%
	2007		20.50%	79.50%
	2018		90.10%	9.90%

Los resultados de la validación mostraron que en la ciudad de Bogotá el mejor clasificador multitemporal de ZC correspondió al índice NDBI (Kappa promedio

= 0.626) y el menos acertado al IBI (Kappa promedio = 0.533). De modo opuesto, en la ciudad de Ibagué el mejor índice de clasificación de ZC correspondió al UI (Kappa promedio = 0.545), mientras que el UI y el IBI tuvieron comportamientos inferiores muy similares (Kappas promedio = 0.520 y 0.513 respectivamente). En el caso de la ciudad del Espinal, el comportamiento general de los IZC evaluados no presentó un resultado positivo en el índice de Kappa, indicando que, bajo las condiciones de esta ciudad, ninguno de los índices empleados tuvo asertividad en la discriminación de ZC para los años establecidos (ver Tabla 7).

Tabla 7. Análisis de asertividad para los índices de zonas construidas evaluados en los diferentes años.

Ciudad	Año	Índice	Exactitud (%)	Kappa	Concordancia
Bogotá D.C.	1997	IBI	83.00	0.66	Considerable
	2002		77.25	0.54	Moderada
	2007		81.50	0.63	Considerable
	2018		79.00	0.58	Moderada
	1997	NDBI	89.50	0.79	Considerable
	2002		68.25	0.36	Aceptable
	2007		79.50	0.59	Moderada
	2018		91.25	0.82	Casi perfecta
	1997	UI	76.25	0.52	Moderada
	2002		83.75	0.67	Considerable
	2007		50.00	0.00	Nula
	2018		80.50	0.61	Considerable
Ibagué	1997	IBI	69.00	0.38	Aceptable
	2002		68.50	0.37	Aceptable
	2007		69.50	0.39	Aceptable
	2018		77.00	0.54	Moderada
	1997	NDBI	88.00	0.76	Considerable
	2002		76.50	0.53	Moderada
	2007		78.00	0.56	Moderada
	2018		86.00	0.72	Considerable
	1997	UI	76.50	0.53	Moderada
	2002		80.00	0.60	Moderada
	2007		66.50	0.33	Aceptable
	2018		80.00	0.60	Moderada

Espinal	IBI	1997	18.00	0.00	Nula	
		2002	45.00	0.00	Nula	
		2007	17.00	0.00	Nula	
	NDBI	2018	28.00	0.00	Nula	
		1997	34.00	0.00	Nula	
		2002	17.00	0.00	Nula	
	UI	2007	38.00	0.00	Nula	
		2018	53.00	0.06	Leve	
		1997	38.00	0.00	Nula	
		UI	2002	30.00	0.00	Nula
			2007	44.00	0.00	Nula
			2018	26.00	0.00	Nula

El comportamiento del índice Kappa promedio multianual para cada IZC y ciudad se describe en la Figura 5. El índice con mejor comportamiento en asertividad a través de los años evaluados fue el NDBI (Kappa promedio de 0.382), el UI presentó un Kappa promedio de 0.362, mientras que el de menor asertividad fue el IBI con kappa promedio de 0.348. Sin embargo, cabe resaltar que estos datos (en el caso de la ciudad de Espinal) contemplan valores de Kappa iguales a 0, y si no se consideraran estos datos, los valores de Kappa pueden incrementarse a 0.573, 0.543 y 0.523 respectivamente para cada índice empleado.

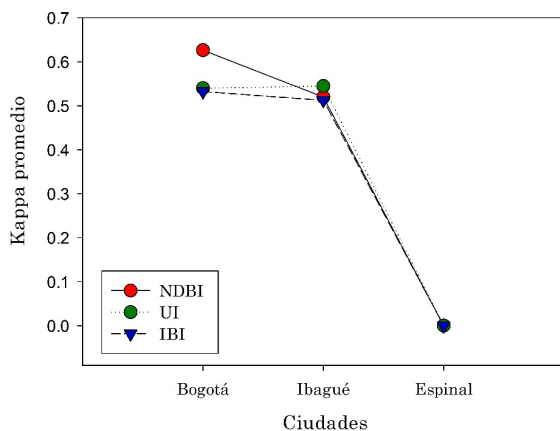


Figura 5. Comportamiento de Kappa promedio para los diversos índices de zonas construidas evaluados en las tres ciudades.

4. DISCUSIÓN

En esta investigación se realizó un análisis comparativo en el grado de asertividad multitemporal (1997, 2002, 2007 y 2018) de tres índices de clasificación de zonas construidas

(NDBI, UI e IBI) determinados en productos Landsat para tres ciudades colombianas de diverso tamaño y desarrollo urbano.

El uso de productos de sensores remotos para la determinación de ZC es una alternativa moderna y viable debido no solo a su practicidad sino que también ayuda a la disminución de casos comparando el método frente a labores directamente en campo [3,4]. Se puede resaltar que el uso de IZC permite realizar análisis multitemporales del crecimiento urbano, apoyando la toma de decisiones para la planeación territorial y otros procesos que requieran este tipo de información espacial [9-21].

Si bien, existen diversos IZC como los son el NDBI, el UI y el IBI, son pocas las recomendaciones brindadas por sus creadores respecto a las posibles limitaciones de uso y asertividad en la clasificación de estos en diferentes productos satelitales, tamaños de ciudades, materiales de construcción y niveles de desarrollo económico – arquitectónico.

Por otra parte, como destacan [9], el uso de IZC basados en bandas no térmicas (como los empleados en este estudio) poseen una menor asertividad respecto a aquellos que las involucran, lo cual limita aún más su uso. Otra problemática en la aplicación de los IZC usados, radica en que los rangos de valores umbral para la detección de ZC están previamente establecidos por sus autores (de acuerdo a los casos específicos bajo los cuales fueron creados), implicando la posibilidad de que dichos rangos de valores no sean óptimos para todas las regiones o ciudades del mundo [21]; ya que las otras ciudades pueden poseer características notoriamente diferentes a las empleadas en el desarrollo del índice, llevando posiblemente a la ocurrencia de generalizaciones que son inadecuadas en el uso de los IZC en diversas localidades. Por lo tanto, es recomendable ajustar los valores umbral de cada IZC a cada caso específico (ciudad) mediante el uso de técnicas exploratorias que incluyan las características espectrales del sitio en diversos productos satelitales.

A pesar de que se logró calcular exitosamente los IZC con base en las ecuaciones relacionadas en el apartado metodológico, estos presentaron serias inconsistencias en la tendencia multitemporal de los rangos de ZC o ZNC identificados en los píxeles de las imágenes. Se evidenciaron sobreestimaciones y subestimaciones de dichos porcentajes, lo cual se podría atribuir a varias situaciones como pueden ser: la capacidad de los algoritmos para distinguir los diversos tipos ZC presentes en las ciudades, las respuestas espectrales particulares de los variados tipos de materiales de construcción en cada ciudad, las diversas condiciones atmosféricas y características de los productos satelitales empleados y el tamaño de píxel en los productos satelitales en relación con el tamaño de las ciudades evaluadas.

El hecho de que en la ciudad del Espinal no se hayan obtenido valores positivos en el índice Kappa puede estar relacionado con la relación entre el tamaño de píxel empleado y el tamaño de la ciudad (ya que es la más pequeña del estudio); sumado a lo anterior, el hecho de que esta ciudad posea un entorno agrícola puede afectar el desempeño de los IZC a ese tamaño de píxel evaluado.

El estudio realizado por [21], destaca una excelente asertividad en la clasificación de ZC, ZNC y cuerpos de agua usando los índices NDBI, IBI y UI en imágenes Sentinel 2A y Landsat 8 OLI (Kappa > 0.94) en China; esta situación contrasta fuertemente con los resultados obtenidos en este estudio ya que los resultados de Kappa empleando los productos Landsat 8 en las 2 ciudades colombianas tuvo un máximo valor de 0.67.

Es importante resaltar que el estudio de [21] tuvo diferencias en el procesamiento de las imágenes Landsat 8 en comparación a la presente investigación, pues emplearon los datos del sensor transformados a niveles reflectancia sobre la superficie del terreno (en este estudio empleamos los valores ToA) en conjunto con el método de Otsu y máquinas de vectores (SMV) de soporte para la clasificación de los datos (en nuestro caso se aplicaron los valores de clasificación referidos por los autores de los algoritmos).

Es posible que el método empleado por [21] sea más eficiente en el análisis de la información espectral y clasificación de las ZC y ZNC con base en los tres índices debido a que los valores espectrales se relacionan mediante SVM para clasificar el territorio. Si bien, en nuestro caso, el IBI tuvo la menor asertividad en la clasificación de ZC, la investigación reportada por [11], destaca su buen comportamiento para la detección de zonas impermeables, siendo usado conjuntamente con datos térmicos en la ciudad de Bogotá.

De modo similar, [22,23] lograron obtener exactitudes generales de clasificación de 84% para detección de asentamientos urbanos usando el IBI en Indonesia; mientras que otros autores como [4,8] exponen el buen comportamiento del IBI para determinar ZC en ciudades de la China e India.

No obstante, es importante comentar que se requieren nuevas investigaciones en la aplicación de IZC con objeto de evaluar el comportamiento espectral de estos bajo diferentes materiales de construcción y diferentes desarrollos urbanos o arquitectónicos en las ciudades, tanto en Colombia como en el mundo.

5. CONCLUSIONES

Si bien, se ha reportado en la literatura que los IZC son adecuados para la detección de ZC, su aplicación no debe ser generalizada, ya que los resultados obtenidos mostraron inconsistencias multitemporales en los valores de cada índice para cada producto satelital empleado. Estas inconsistencias pueden deberse a situaciones como el tamaño de los píxeles empleados en relación al tamaño de las ciudades, los rangos de valor establecidos para los IZC, las características propias de cada sensor remoto y los materiales de construcción presentes en las ciudades.

A nivel de las tres ciudades evaluadas, el índice con mejor asertividad fue el NDBI (Kappa = 0.382 considerando resultados de la ciudad de Espinal y 0.573 sin considerarlos). Los resultados obtenidos en esta investigación pueden ser tomados como un punto de

referencia para otras investigaciones que usen los mismos IZC ciudades colombianas, resaltando que en cada caso se requiere realizar análisis particulares de desempeño dependiendo de las características propias de la ciudad como es su tamaño, materiales de construcción, grado de desarrollo, entre otros.

Es necesario realizar mayores esfuerzos investigativos en el campo de los IZC, su aplicación y evaluación de asertividad tanto en el contexto colombiano como internacional. Adicionalmente, se requieren estudios que permitan establecer rangos de valores de IZC ajustados a las condiciones propias de cada ciudad y que empleen diversas técnicas o algoritmos para determinar la asertividad de los mismos.

6. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés) por facilitar el acceso gratuito de los productos Landsat empleados.

REFERENCIAS

- [1] W. Tu *et al.*, "Portraying Urban Functional Zones by Coupling Remote Sensing Imagery and Human Sensing Data", *Remote Sens.*, vol. 10, no. 1, pp. 1-20, Ene. 2018. <https://doi.org/10.3390/rs10010141>
- [2] S. S. Bhatti and N. K. Tripathi, "Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery", *GIScience Remote Sens.*, vol. 51, no. 4, pp. 445-467, Jul. 2014. <https://doi.org/10.1080/15481603.2014.939539>
- [3] R. C. Estoque and Y. Murayama, "Classification and change detection of built-up lands from Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices", *Ecol. Indic.*, vol. 56, pp. 205-217, Sep. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.03.037>
- [4] H. Xu, "A new index for delineating built-up land features in satellite imagery", *Int. J. Remote Sens.*, vol. 29, no. 14, pp. 4269-4276, Jul. 2008. <https://doi.org/10.1080/01431160802039957>
- [5] Y. Zha, J. Gao, and S. Ni, "Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery", *Int. J. Remote Sens.*, vol. 24, no. 3, pp. 583-594, Ene. 2003. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>
- [6] M. Kawamura, S. Jayamanna, and Y. Tsujiko, "Relation between social and environmental conditions in Colombo Sri Lanka and the urban index estimated by satellite remote sensing data", *Int. Soc. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 31, no. 7, pp. 321-326, 1996. Disponible en: <https://a-a-r-s.org/proceeding/ACRS1996/Papers/GLE96-3.htm>
- [7] M. Ichsan Ali, A. Hafid Hasim, and M. Raiz Abidin, "Monitoring the Built-up Area Transformation Using Urban Index and Normalized Difference Built-up Index Analysis", *Int. J. Eng.*, vol. 32, no. 5, May 2019. Disponible en: http://eprints.unm.ac.id/13396/8/Turnitin_Monitoring%20the%20Built-up%20Area%20Transformation%20Using%20Urban%20Index%20and%20Normalized%20Difference%20Built-up%20Index%20Analysis.pdf DOI:10.5829/ije.2019.32.05b.04
- [8] Shahfahad *et al.*, "Indices based assessment of built-up density and urban expansion of fast growing Surat city using multi-temporal Landsat data sets", *GeoJournal*, vol. 86, no. 4, pp. 1607-1623, Ago. 2021. <https://doi.org/10.1007/s10708-020-10148-w>
- [9] P. Sinha, N. K. Verma, and E. Ayele, "Urban Built-up Area Extraction and Change Detection of Adama Municipal Area using Time-Series Landsat Images", *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, vol. 5, no. 1, pp. 1886-1895, Ago. 2016. <https://doi.org/10.23953/cloud.ijarsg.67>
- [10] Abhishek Bhatt, S. K. Ghosh, and Anil Kumar, "Spectral Indices Based Change Detection in an Urban Area Using Landsat Data", en *Proceedings of Fifth International Conference on Soft Computing for Problem Solving. Advances in Intelligent Systems and Computing*, K. Pant, M., Deep, K., Bansal, J., Nagar, A., Das, Ed. Singapur: Springer, 2016, pp. 425-441. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0451-3_39

- [11] C. Salas Pérez, D. Coy Castro, K. Acuña Ramírez, L. Páez Cuervo, and E. Upegui, "Crecimiento urbano e impermeabilización del suelo alrededor de la Reserva Forestal Thomas van der Hammen, en la ciudad de Bogotá", *Ambient. y Desarro.*, vol. 23, no. 44, Feb. 2019. <https://doi.10.11144/Javeriana.ayd23-44.cuis>
- [12] Departamento Administrativo Nacional de Estadística, "Proyecciones de población municipal para el periodo 2018 – 2035 con base en el CNPV 2018", *Secretaría Distrital de Planeación*, 2019. Disponible en: <https://www.sdp.gov.co/gestion-estudios-estrategicos/estudios-macro/censo-2018/proyecciones-de-poblacion>.
- [13] USGS, "Landsat Collection 2 level-1", *EarthExplorer*, 2021. Disponible en: <https://earthexplorer.usgs.gov/>.
- [14] A. Ariza, "Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission) Versión 1.0", 2013. Disponible en: <https://www.unspider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf>
- [15] G. Yin, G. Mariethoz, and M. McCabe, "Gap-Filling of Landsat 7 Imagery Using the Direct Sampling Method", *Remote Sens.*, vol. 9, no. 1, pp. 1-20, Dic. 2016. <https://doi.10.3390/rs9010012>
- [16] QGIS, "QGIS Development Team 'QGIS'", *Open Source Geospatial Foundation*, 2019. <https://qgis.org/es/site/>.
- [17] R. G. Congalton, "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data", *Remote Sens. Environ.*, vol. 37, no. 1, pp. 35-46, Jul. 1991, [https://doi.10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- [18] S. V. Stehman, "Sampling designs for accuracy assessment of land cover", *Int. J. Remote Sens.*, vol. 30, no. 20, pp. 5243-5272, Sep. 2009. <https://doi.10.1080/01431160903131000>
- [19] J. Cohen, "A Coefficient of Agreement for Nominal Scales", *Educ. Psychol. Meas.*, vol. 20, no. 1, pp. 37-46, Abr. 1960. <https://doi.10.1177/001316446002000104>
- [20] J. R. Landis and G. G. Koch, "The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data", *Biometrics*, vol. 33, no. 1, p. 159, Mar. 1977. <https://doi.10.2307/2529310>
- [21] Y. Xi, N. X. Thinh, and C. Li, "Preliminary comparative assessment of various spectral indices for built-up land derived from Landsat-8 OLI and Sentinel-2A MSI imageries", *Eur. J. Remote Sens.*, vol. 52, no. 1, pp. 240-252, Ene. 2019 <https://doi.10.1080/22797254.2019.1584737>
- [22] D. K. Ghosh, A. C. Mandal, R. Majumder, P. Patra, and G. S. Bhunia, "Analysis for Mapping of Built-Up Area Using Remotely Sensed Indices – A Case Study of Rajarhat Block in Barasat Sadar Sub-Division in West Bengal (India)", *J. Landsc. Ecol.*, vol. 11, no. 2, pp. 67-76, Nov. 2018. <https://doi.10.2478/jlecol-2018-0007>
- [23] F. Yulianto, B. Tjahjono, and S. Anwar, "Detection Settlements and Population Distribution Using GIS And Remotely Sensed Data, In The Surrounding Area of Merapi Volcano, Central Java, Indonesia", *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 1-10, Mar. 2014. Disponible en: https://ijetae.com/files/Volume4Issue3/IJETAE_0314_01.pdf