



**EVALUACIÓN METODOLÓGICA PARA
EXTRACCIÓN DE COBERTURA URBANA DEL
PLATO MAGDALENA POR MEDIO DE
CLASIFICACIÓN ORIENTADA A OBJETOS
UTILIZANDO IMÁGENES AÉREAS Y DATOS
LiDAR DEL AÑO 2011**

**METHODOLOGICAL EVALUATION FOR EXTRACTION OF
URBAN COVERAGE OF THE PLATO MAGDALENA
THROUGH AN OBJECT-ORIENTED CLASSIFICATION
USING AERIAL IMAGES AND LiDAR DATA FROM THE
YEAR 2011**

Nidia Marcela Romero

Código: 3101539

Ingeniera Catastral y Geodesta

Director trabajo de grado:

Ph. D. Francisco Javier Briceño Zuluaga

**UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA
ESPECIALIZACIÓN EN GEOMÁTICA
JUNIO DE 2021
BOGOTÁ-COLOMBIA**

**EVALUACIÓN METODOLÓGICA PARA
EXTRACCIÓN DE COBERTURA URBANA DEL
PLATO MAGDALENA POR MEDIO DE
CLASIFICACIÓN ORIENTADA A OBJETOS
UTILIZANDO IMÁGENES AÉREAS Y DATOS
LIDAR DEL AÑO 2011**

**METHODOLOGICAL EVALUATION FOR EXTRACTION OF
URBAN COVERAGE OF THE PLATO MAGDALENA
THROUGH AN OBJECT-ORIENTED CLASSIFICATION
USING AERIAL IMAGES AND LIDAR DATA FROM THE
YEAR 2011**

Nidia Marcela Romero Segura

Estudiante de Geomática, de la facultad de Ingeniería, Ingeniera Catastral y Geodesta.

Universidad Militar Nueva Granada.

Bogotá, Colombia

est.nidia.romero@unimilitar.edu.co

RESUMEN

Colombia ha presentado un significativo cambio de uso de suelo y esta variabilidad ha generado la necesidad de automatizar la extracción de cartografía de manera que la información vaya acorde con el ritmo del cambio. Así, para esta actualización, se propone extraer la cobertura de suelo urbano usando fotografías aéreas y datos LiDAR con un método orientado a objetos; esto es una alternativa para la generación de la cobertura urbana, en este caso, del Plato Magdalena. Se utilizó el software *eCognition* e imágenes multiespectrales de alta resolución y datos LiDAR de un sector del Plato Magdalena del año 2011. El presente trabajo permitió unos resultados frente a la clasificación, por medio de cálculos que establecen los objetos bien clasificados, aplicando el índice Kappa, obtenidos con la información de la matriz de confusión, el cual tiene en cuenta las clases asignadas erradamente. La estimación global de objetos bien clasificados es $p^{\wedge}: 95.03\%$, con un intervalo de confianza de: $|94.97\% \leq p^{\wedge} \leq 95.09\%|$ y un índice Kappa de: $k 90.22\%$. Los datos obtenidos frente al concepto de manzana no son los esperados; en cuanto a la figura geométrica recta o regular sin bordes irregulares, se evidenció que esto se atribuye a la vegetación en las aceras o como elemento de delimitación de cercas vivas que ofrecen un servicio de sombra debido a las altas temperaturas.

Palabras Clave: Clasificación de Imágenes basado en objetos, Cartografía, Percepción Remota.

ABSTRACT

Colombia has presented a significant change in land use, these variations generate the need to automate the extraction of cartography and to keep pace with the change. Extract the urban land cover using aerial photographs and LiDAR data with an object-oriented method with which an alternative is proposed for the generation of the urban cover of the Plato Magdalena. The eCognition software and high resolution multispectral images and LiDAR data of a sector of the Plato Magdalena from 2011 were used. The present work found some results compared to the classification, through calculations that were well classified objects, applying the Kappa index, obtained with the information from the confusion matrix, which takes into account the wrongly assigned classes. The global estimate of well classified objects is $p \wedge: 95.03\%$, with a confidence interval of: $| 94.97\% \leq p \wedge \leq 95.09\% |$ and a Kappa index of: $k 90.22\%$. The data obtained from the concept of a block are not as expected, in terms of the straight or regular geometric figure without irregular edges, it was evidenced that this is attributed to the vegetation on the sidewalks or as an element of delimitation of living fences that offer a service shade due to high temperatures. of delimitation of living fences that offer a service shade due to high temperatures.

Keywords: object-based image classification, Cartography, Remote Sensing.

INTRODUCCIÓN

Colombia ha sufrido un rápido proceso de urbanización desde la mitad del siglo XX, debido a esto, los cambios acaecidos en cortos periodos de tiempo en áreas urbanas no se han mantenido actualizados con información fiable. Esta brecha de información ha generado la necesidad de herramientas o procesos que evidencien el cambio de manera fiable, económica y eficiente. Actualmente, existen dos metodologías para la extracción de coberturas mediante clasificación de imágenes. La primera consiste en la clasificación por pixel (Supervisada y no Supervisada) utilizando la respuesta espectral de los pixeles; la segunda, en la clasificación orientada a objetos que conforman la imagen como lo son forma, tamaño y color, entre otros.

Este proyecto gana relevancia al proponer una alternativa para la extracción de esta información con la combinación de datos LiDAR y fotografías aéreas multiespectrales de alta resolución espacial mediante una clasificación de objetos. Además, la demanda actual de información de precisa, fiable y actualizable, hace necesario que haya estudios que compilen dos fuentes de datos que generen resultados óptimos y adecuados de manera que mejoren las condiciones de tiempo frente a costo permitiendo incluir algoritmos de filtrado, la variable aritmética que se obtiene de la LiDAR - grametría.

ANTECEDENTES

En trabajos anteriores, se evidenció este tipo de análisis aunque solamente con la variable espectral y en casos piloto para coberturas vegetales [5]. En un trabajo de tesis doctoral en la Universidad Politécnica de Valencia, el Dr. Javier Estornel Cremadas realizó un análisis teniendo en cuenta los factores que influyen sobre la precisión de un MDE y midió la estimación de parámetros forestales en zonas arbustivas de montaña mediante datos LiDAR realizando catastro de vegetación de tipo arbustiva en un área del Mediterráneo con datos LiDAR [11]. En la tesis de Maestría de la Universidad Complutense de Madrid, el Master Antonio San José Albacete trabajó en el procesamiento de datos LiDAR con Argis Desktop 10, para posterior uso en aplicaciones forestales [19]. En un trabajo desarrollado en el Aerospace Center en Wesslin, Alemania, los señores Thomas Krauss, Manfred Lehner y Peter Reinartz, desarrollaron modelamiento sobre zonas urbanas con imágenes de satélite estéreo de alta resolución, en el que extrajeron un DSM y DTM [6], E-cognition Guia de Usuario [9]. Si bien, en los últimos años se ha aplicado la metodología de clasificación orientada a objetos para la determinación de coberturas, esta se ha desarrollado en su mayoría partiendo de información espectral en lugares donde la cobertura urbana espacialmente se encuentra determinada por figuras geométricas definidas. Por este motivo, la aplicación de una metodología aplicada en Colombia presenta grandes desafíos debido a la falta de un ordenamiento definido en el crecimiento urbano el cual proporcione una geometría delimitada a las unidades cartográficas que definen las zonas urbanas. La aplicación de metodologías de extracción de cobertura urbana por medio de este proceso no se encuentra totalmente desarrollada y, aunque se presenta en algunos estudios, es importante determinar las variables necesarias que permitan obtener información óptima.

Este trabajo busca establecer la clasificación de la cobertura del suelo urbano por medio de la clasificación orientada a objetos a partir de datos LiDAR y fotografías aéreas multiespectrales. Así, el objetivo primordial de este documento es el de determinar un protocolo que permita la identificación de coberturas mediante la integración de datos LiDAR con fotografías multiespectrales de alta resolución espacial. Para determinar la fiabilidad, se cuantifica el índice Kappa, el efecto de la inclusión de información altimétrica e información espectral, de manera que se logre determinar la eficacia de la segmentación orientada a objetos frente a una metodología que solamente incluya

información espectral.

Este documento está organizado de la siguiente manera: identificación de la zona de estudio; revisión de la información LiDAR y de las fotografías; determinación de los criterios de segmentación; determinación de la jerarquización de clases; clasificación de las imágenes y evaluación de los resultados.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para el desarrollo del trabajo, se utilizaron datos pertenecientes al Municipio del Plato, Departamento del Magdalena, debido a disposición de la información LiDAR. hace parte de un convenio para adquirir la información catastral de la ruta del sol tramo 3, y la información fue facilitada por la empresa Datum Ingeniería SAS y sus derivados. Las características técnicas de la información utilizada es la siguiente:

Los Datos LIDAR con una densidad nominal de pulsos de 3 puntos/m², fotografía aérea registrada por la cámara ADS 40 fabricada por Leica con las bandas espectrales RGB e infrarrojo, con una resolución espacial de 0.2 m y fueron tomadas en el año 2011, DSM Y DTM Clasificado. El software utilizado para la clasificación es e-cognition.

ÁREA DE ESTUDIO



Figura 1. Imagen de Localización Zona de Estudio, elaboración Fuente Propia.

La información descrita anteriormente fue revisada con la finalidad de poder validar que la información presentara las características definidas en los metadatos debido a que está ya se encontraba procesada, con la finalidad de obtener una clasificación de la cobertura urbana. Se procede a realiza una segmentación de la imagen en conjuntos de pixeles que son homogéneos o con características visuales similares, con la finalidad de minimizar la cantidad de pixeles a un número limitado de objetos, para analizar de una manera más óptima la información suministrada, por medio de parámetros de acuerdo al objeto esperado y el método usado.

Existen diferentes tipos de segmentación “chessboard, quadtree-based segmentation, multiresolution segmentation y contrast filter segmentation”¹.

Para el desarrollo del presente se utilizó la segmentación multiresolución, la cual corresponde a un algoritmo el cual minimiza la homogeneidad promedio de los objetos de una imagen para brindar una resolución a los objetos obtenidos. En consecuencia este algoritmo realiza un merge o unión de los pixeles convirtiéndolos en objetos,

¹ [1]

minimizando los promedios de heterogeneidad y maximizando la respectiva homogeneidad, de acuerdo a las siguientes reglas que mejor se ajusten.

Como primer paso del procedimiento, la semilla o el pixel inicial busca un pixel que mejor se ajuste para una posible fusión, si el mejor resultado de la primera semilla no es mutuo, entonces el candidato se convierte en una nueva semilla y de igual manera, busca su mejor opción con la cual fusionarse: de esta manera, el procedimiento continúa hasta encontrar el mejor vecino. Este procedimiento es iterativo hasta que se cumpla el máximo permitido de homogeneidad, esta se modifica por medio del parámetro de la escala, el cual, entre más alto, genera polígonos más grandes y, a una escala menor, polígonos más pequeños.

Dentro del criterio de homogeneidad, se tiene en cuenta tres parámetros: el color, la suavidad y la compacidad. Estos criterios se pueden aplicar de diferentes formas, aunque normalmente el criterio más relevante para la creación de los objetos es el color. No obstante, un cierto grado de homogeneidad de forma, ocasionalmente mejora la calidad de la extracción del objeto, pues la compacidad de objetos espaciales está asociada con el concepto de forma de la imagen, es decir, los criterios de forma son especialmente útiles para evitar resultados donde los resultados no son los esperados a nivel de textura.

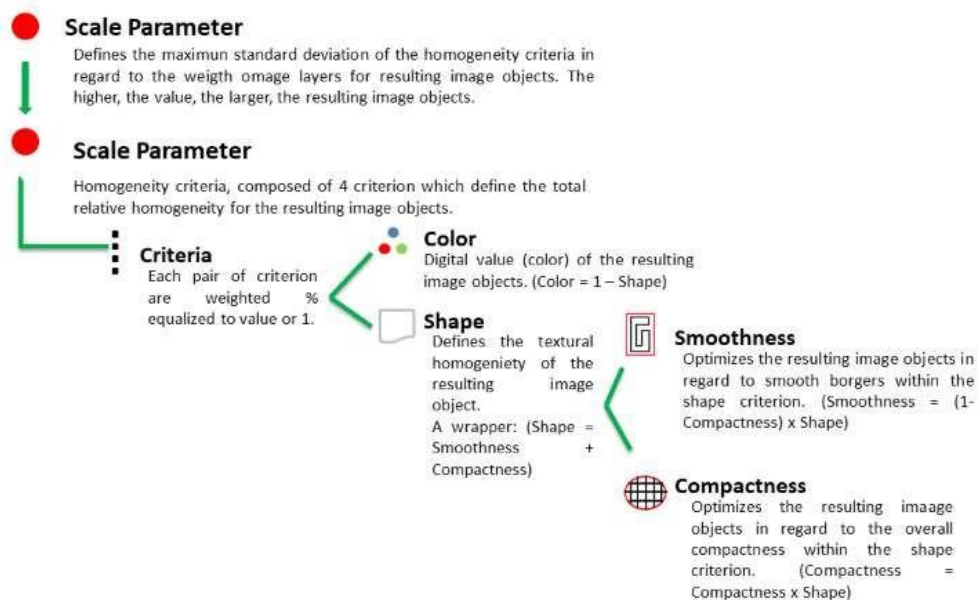


Figura 2. Diagrama de flujo del concepto de multiresolución, Fuente: [1]

El criterio o variable de forma modifica la relación entre los criterios de forma y color, estos se definen como: color = "1" forma. Así, al disminuir el valor del campo *forma*, se

define qué porcentaje de los valores espectrales de las capas de imagen contribuirá a todo el criterio de homogeneidad. Esto se pondera contra el porcentaje de la homogeneidad de la forma.

Cambiando el peso para el criterio de forma a “1”, el resultado es un objeto más optimizado en cuanto a homogeneidad espacial. Sin embargo, el criterio de forma no puede tener un valor mayor que 0.9, debido al hecho de que, sin la información espectral de la imagen, los objetos resultantes no estarían relacionados con la información espectral en absoluto. El criterio de Compacidad (*Compactness*), se debe utilizar cuando diferentes objetos de imagen son bastantes compactos, pero están separados de objetos no compactos solamente por un relativamente débil contraste espectral.² Por otra parte, el criterio de la Compacidad (*Compactness*), permite ajustar los bordes de los objetos generados aproximándolos a formas que se ajustan más y tienen menos bordes irregulares.

Para este caso se utilizaron 3 criterios más, los cuales buscan resaltar y definir dentro de los objetos definidos coberturas específicas, los cuales son:

1. NDVI, el índice de vegetación de diferencia normalizada: es un índice usado para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación con base a la medición por medio de sensores remotos. Esto calcula una medida de vegetación con valores altos cercanos a “1”: representa una vegetación saludable.³

La fórmula con la que se calcula el índice es:

$$\frac{(IR - R)}{(IR + R)}$$

Relación al borde: define la relación de un borde de un objeto que comparte con otro objeto la longitud total de su frontera.

2. Área incluida dentro del polígono: calcula el área de un polígono basado en un teorema de Green's. Incluye todos los polígonos u objetos que se encuentran dentro de otros polígonos u objetos en una determinada área.

Con la finalidad de generar el proceso de clasificación se realiza un proceso de jerarquización de clases, partiendo del objetivo de extracción de cobertura urbana organizándolo en tres niveles como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 1 Coberturas que se encuentran en la imagen

CLASE	COBERTURA
<u>SIN COBERTURA</u>	BACKGROUND
<u>CLASIFICADAS</u>	SUELO
	VEGETACION
	CONSTRUCCIONES
<u>MANZANEO</u>	MANZANAS

Una vez se realiza la aplicación de los parámetros definidos y se obtiene una clasificación con estos, se procede a realizar una evaluación de la información. A sabiendas de que la verificación de esta información es subjetiva, nos ceñiremos al protocolo para la evaluación de la calidad del mapa utilizado por el IAvH en el proyecto “Ecosistemas de los Andes Colombianos”. Este se divide en tres fases que son:

1. Diseño muestral. Se definen las unidades espaciales con contenido temático a evaluar, que, en este caso, son los objetos clasificados.

2. Tamaño de la muestra. Para hallar el tamaño de la muestra, se considera los objetos clasificados en 3 estratos o clases. Se halla un tamaño de muestra

preliminar denotado como n_0 :

$$n_0 = \frac{\sum_{h=1}^3 W_h \sqrt{P_h Q_h}}{\varepsilon^2 / z^2}$$

Donde:

W_h : Proporción o peso de cada estrato según el número de objetos en la clase h respecto al total de objetos en el mapa.

P_h : Proporción de objetos bien clasificados que se supone en la clase h.

Q_h : Proporción de objetos mal clasificados que se supone en la clase h.

Para hallar el tamaño de muestra preliminar, se supone un valor de 0,5 para todas las clases.

ε : Error máximo admisible. Para hallar el tamaño de muestra, se fijó un valor de 0,05.

Z: Valor asociado al nivel de confianza. Para hallar el tamaño de muestra se fijó un valor del 95%, por lo tanto, el valor respectivo es 1,96.

h: indica el subíndice correspondiente a la clase h. (h = 1,2, 3, ...10)

Luego de haber hallado el tamaño de muestra preliminar, se determina el tamaño de muestra denotado.

$$n = \frac{n_0}{\frac{N\varepsilon^2/z^2 + \sum_{h=1}^{10} W_h P_h Q_h}{N\varepsilon^2/z^2}}$$

3. Asignación del tamaño de muestra en el interior de cada clase. Los objetos que hacen parte de la muestra en cada clase se seleccionan aleatoriamente sin reemplazamiento.

$$n_h = n * \frac{W_h \sqrt{P_h Q_h}}{\sum_{h=1}^{10} W_h \sqrt{P_h Q_h}}$$

n_h : indica el tamaño de la muestra en el interior de cada clase h.

4. Estimación global de la proporción de objetos bien clasificados. Luego de realizar el proceso de verificación de cada uno de los n objetos seleccionados, empleando imágenes de satélite, se procede con el proceso de estimación puntual y por intervalo.

Estimación puntual:

$$\hat{p} = \sum_{h=1}^H W_h \hat{p}_h$$

Donde:

\hat{p} : Indica la estimación puntual de la proporción de objetos bien clasificados.

\hat{p}_h : Indica la proporción estimada de objetos bien clasificados en la clase h.

w_h : Indica la proporción (o peso) de cada clase respecto al número de objetos en la clase respecto al total de objetos en el mapa.

Estimación global por intervalo

Límite inferior: $\hat{p} - \hat{\varepsilon}$

Límite superior: $\hat{p} + \hat{\varepsilon}$

El error estimado se define mediante:

$$\hat{\varepsilon} = z \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{h=1}^H N_h^2 \frac{N_h - n_h}{N_h} \frac{\hat{p}_h \hat{q}_h}{n_h - 1}}$$

Donde:

Z: Indica el valor asociado a al nivel de confianza. Para hallar el tamaño de muestra se fijó un valor de 95%, por lo tanto, el valor respectivo es 1,96.

N: Indica el número total de objetos en el mapa.

N_h : indica el número total de objetos en la clase h.

n_h : indica el número total de objetos de la muestra en la clase h.

\hat{P}_h : indica la proporción estimada de objetos bien clasificados en la clase h.

\hat{q}_h : indica la proporción estimada de objetos mal clasificados en la clase h.

5. Índice de Kappa: Los resultados del proceso de verificación se pueden sintetizar en una tabla de contingencia o matriz de confusión, así:

$$\begin{array}{c}
 B_1 \quad B_2 \quad B_H \\
 \begin{array}{l}
 B_1 \\
 B_2 \\
 B_H
 \end{array}
 \begin{bmatrix}
 n_{11} & n_{12} & \cdot & n_{1H} \\
 n_{21} & n_{22} & \cdot & n_{2H} \\
 \cdot & \cdot & n & \\
 n_{H1} & n_{H2} & & n_{HH}
 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

n_{hh} : indica el número de objetos de la clase h que resultan bien clasificados en la misma clase. ($h = 1, 2, \dots, H$). Por lo tanto, el número de objetos bien clasificados están representados por los elementos de la diagonal.

El índice Kappa es un dato estadístico que permite dar una estimación global del porcentaje de objetos bien clasificados teniendo en cuenta el número de casos que se ubican fuera de la diagonal de la matriz de confusión. Se define así:

$$\hat{k} = \frac{p_c - p_a}{1 - p_a}$$

Donde:

$$p_c = \frac{\sum_{h=1}^H n_{hh}}{n}$$

$$p_a = \sum_{h=1}^H p_{h\cdot} \cdot p_{\cdot h}$$

$$p_{h\cdot} = \frac{n_{h1} + n_{h2} + \dots + n_{hH}}{n}$$

Proporción de objetos de la muestra correspondiente la clase h .

$$p_{\cdot h} = \frac{n_{1h} + n_{2h} + \dots + n_{Hh}}{n}$$

Proporción de objetos de la muestra correspondiente la clase h.

El índice Kappa toma valores entre 0 y 1.

El siguiente grafico muestra el procedimiento con el cual se obtuvo la clasificación y la posterior evaluación de resultados de las coberturas en zonas urbanas.

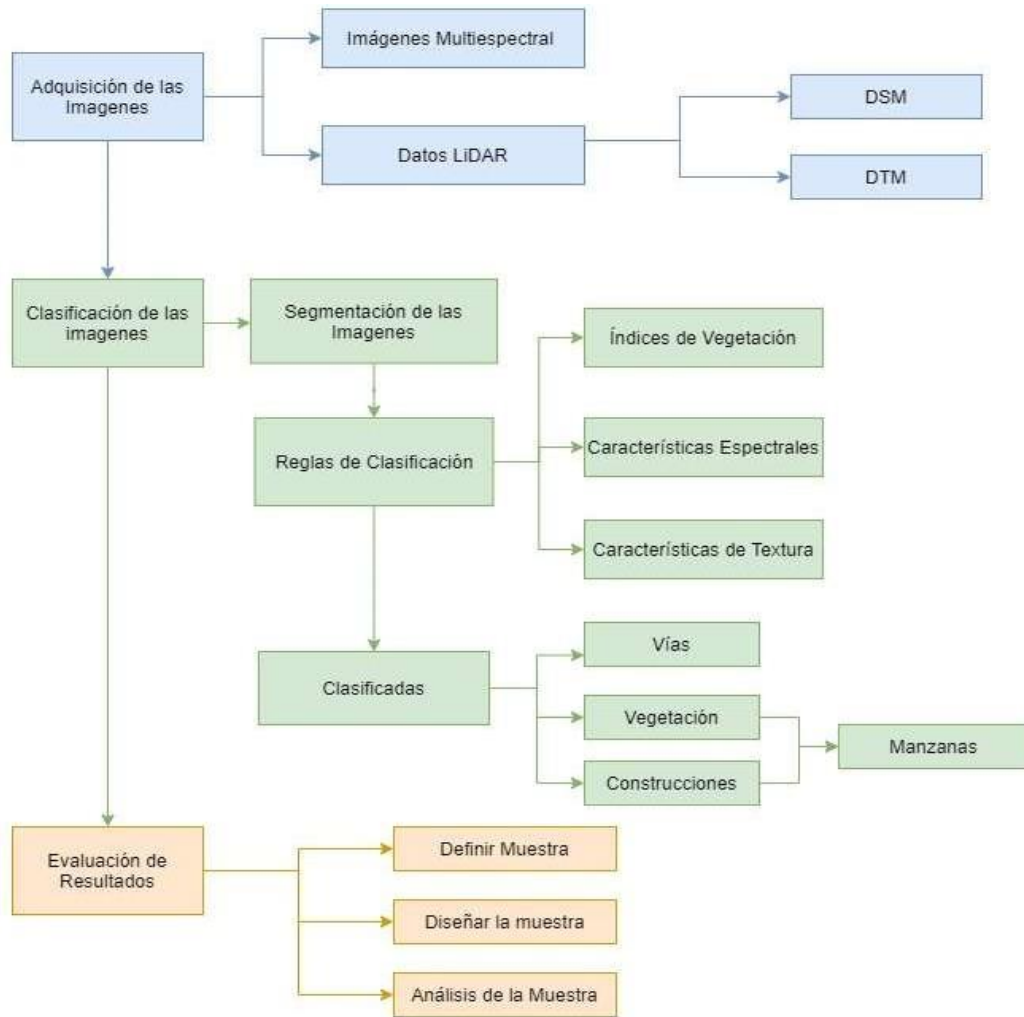


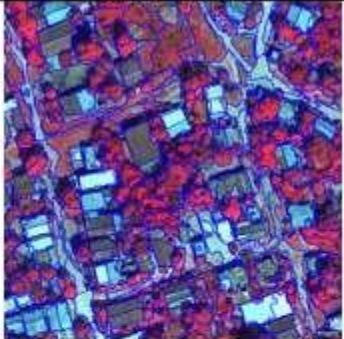
Figura 3. Metodología para obtención de cobertura urbana. Fuente: Propia

RESULTADOS Y DISCUSIONES

Para el inicio de la metodología, se realiza la verificación de la información LiDAR clasificada en dos capas: la primera, el suelo y, la segunda, la capa que contiene el resto de la información como la vegetación y las construcciones, entre otros. Las imágenes que se tienen están separadas en dos imágenes: una, la RGB normal que conocemos y, la otra, la imagen infrarroja. Fue necesario hacer un *layer stack* con la finalidad de mejorar los tiempos y la clasificación.

Con la información desplegada, se procede a realizar pruebas para encontrar la mejor segmentación con base en los criterios de Escala (E), Forma (F) y Compactación (C), y, a su vez, el peso de las bandas (P).

Se realizaron varias pruebas ejemplificadas en las siguientes figuras:

CRITERIO	VALOR	RESULTADO
ESCALA	50	
FORMA	0,3	
COMPACTACION	0,6	
PESO BANDAS	1	

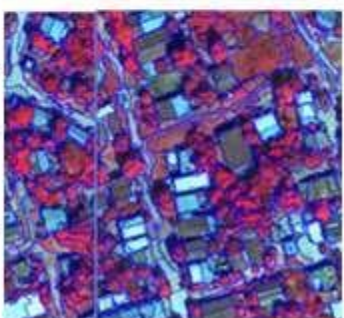
CRITERIO	VALOR	RESULTADO
ESCALA	50	
FORMA	0,3	
COMPACTACION	0,7	
PESO BANDAS	1	

Figura 4. Resultado de pruebas de segmentación. Fuente: Propia

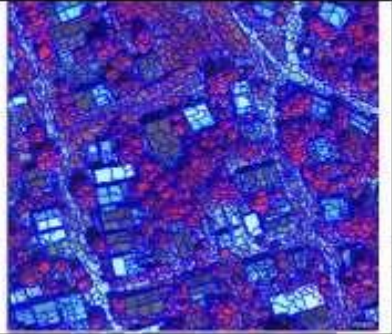
CRITERIO	VALOR	RESULTADO
ESCALA	10	
FORMA	0,6	
COMPACTACION	0,4	
PESO BANDAS	1	

Figura 5. Resultado de pruebas de segmentación escogida para trabajo. Fuente: Propia

La escala más favorable para nuestro trabajo se encuentra en la resolución de las imágenes de 1:2.000. Sin embargo, se trabajó a una escala de 1:5.000, por esto la escala con la que trabajamos es de 10: esta escala muestra unos objetos muy bien delimitados en las clases definidas, igualmente, el lugar de la toma para el estudio es una zona con topografía plana, la cual, en invierno, ha presentado graves inundaciones reflejando variaciones en la cobertura en el aspecto visual.

Con cualquier promedio de tamaño de objeto, la segmentación por multiresolución hasta generar los mejores rendimientos y la mejor abstracción de la información. A pesar de que el consumo de memoria y rendimiento sea más alto que otras técnicas de segmentación, es uno de los mejores métodos de segmentación ofreciendo los mejores resultados.

El utilizar el índice de vegetación que mejora la respuesta espectral de la cobertura ha sido fundamental para la diferenciación de las clases, al ser utilizado como atributo, ha permitido la diferenciación entre coberturas. La definición de los atributos y rangos establecidos para la definición de las coberturas se presenta en la siguiente tabla:

Tabla 2 Atributos de acuerdo con coberturas clasificadas

COBERTURA	ATRIBUTO	RANGO DE DATOS
	NDVI	≥ 0.01
	DSM-DTM	≥ 0.4
	REL. BORDER TO	≥ 0.3

VEGETACIÓN	Desviación Estándar DSM	≥ 6
	CUST RADIO GREEN	>0.36
	AREA (INCLUDING INNER POLYGONS)	≤ 100
SUELO	DSM-DTM	≤ 0.4
CONSTRUCCIONES	NDVI	≤ 0.1
	REL. BORDER TO	≥ 0.5
MANZANA	MERGE	VEG – CONS
	AREA (INCLUDING INNER POLYGONS)	≤ 1000 PXLS

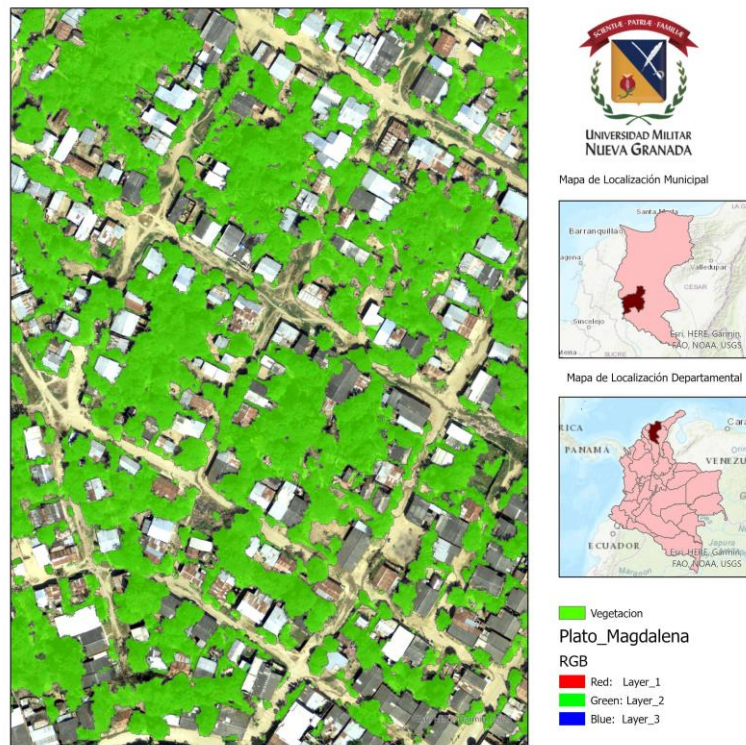


Figura 6. Resultado de la Clasificación cobertura Vegetación, Fuente: Propia

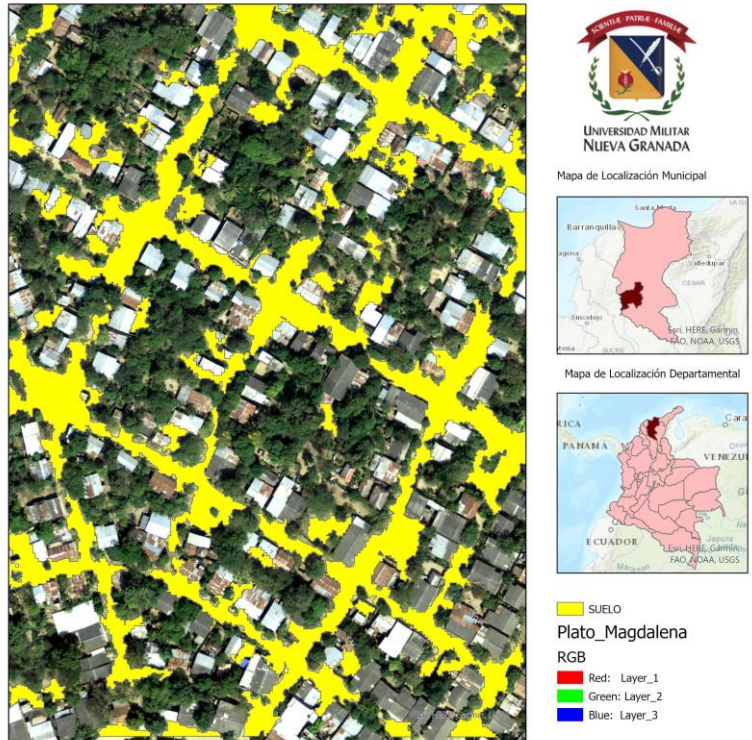


Figura 7. Resultado de la Clasificación cobertura Suelo, Fuente: Propia

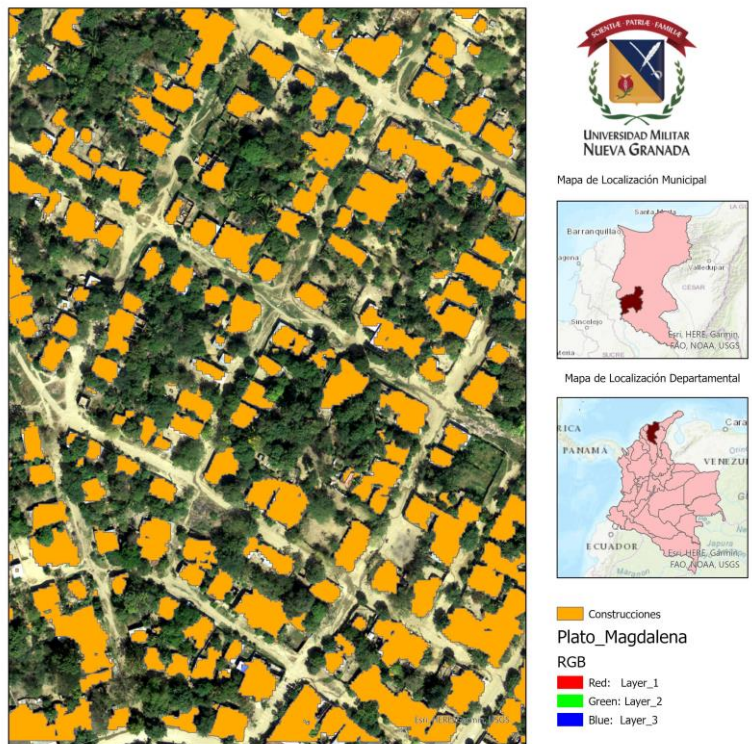


Figura 8. Resultado de la Clasificación cobertura Construcción, Fuente: Propia

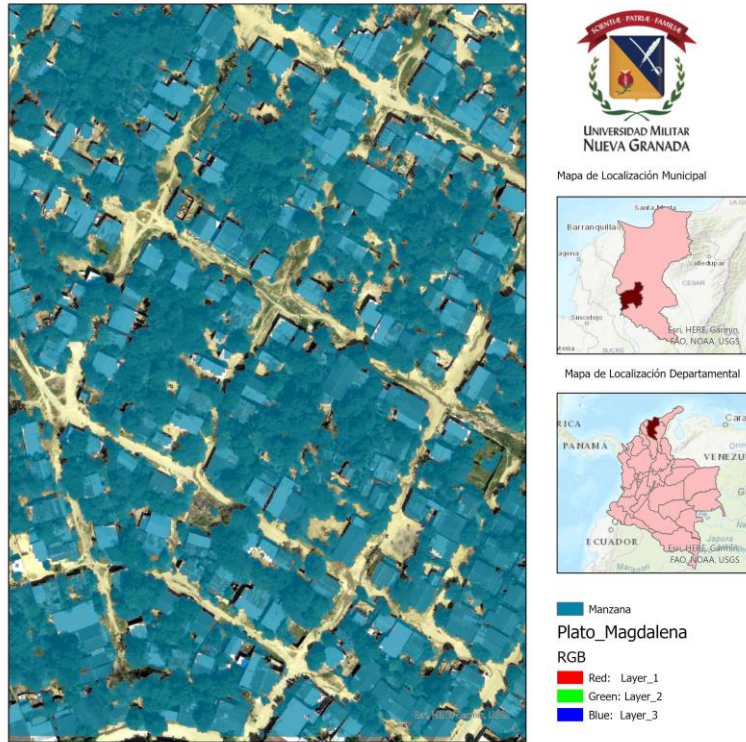


Figura 9. Resultado de la Clasificación cobertura Manzana, Fuente: Propia

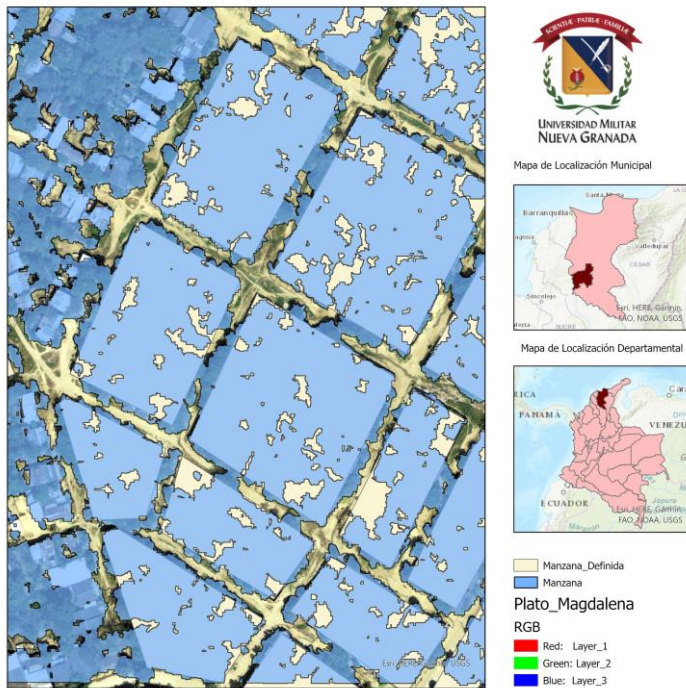
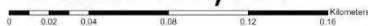


Figura 10. Comparación Resultado de la Clasificación cobertura Manzana y Manzana Definida, Fuente: Propia

MAPA GENERAL



Scale: 1:1,000



Realizado por:
Nidia Marcela Romero Segura

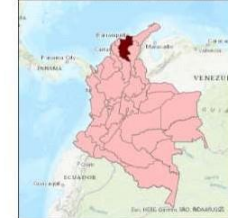


UNIVERSIDAD MILITAR
NUEVA GRANADA

MAPA DE LOCALIZACIÓN MUNICIPAL



MAPA DE LOCALIZACIÓN DEPARTAMENTAL



Legenda

- Vegetación
- Suelo
- Construcciones
- Manzana

Figura 11. Resultado de la Clasificación área definida para el trabajo, Fuente: Propia

Los datos obtenidos, a pesar de no ser el resultado final esperado (de acuerdo con el concepto de manzana(s), que se conoce como una figura geométrica recta o circular sin bordes irregulares), pero, aunque el resultado no fue el esperado para una ciudad con poco desarrollo, ya que no cuenta con la infraestructura vial esperada en una ciudad tan grande como, por ejemplo, Bogotá.

Los datos LiDAR, al ser usados en un municipio de este estilo, optimizan y mejoran los resultados que esperables, ya que facilitan el trabajo de la extracción del suelo debido a la existencia de cobertura vegetal en la malla vial.

La inconsistencia de los polígonos de las manzanas (sin sus lados totalmente definidos como rectas) es atribuida a la vegetación que se presenta en estos cascos urbanos. Es común la vegetación en las aceras o como delimitantes de cercas vivas que sirve como sombra, deseada debido a la alta temperatura que posee este municipio.

Aunque no es uno de cascos urbanos más desarrollados del Departamento del Magdalena, sí es uno de los que más área tiene y solo es seguido por Santa Marta con una extensión aproximada de 1500 metros cuadrados.

El filtrado de los datos LiDAR no es el mejor, ya que en el DTM donde deberían estar los huecos de las manzanas, se encuentra desplazado y en los casos que se mostraron donde en la manzana existen predios de uso predominante de parqueadero(s), o parque(s) o grandes solares, no se logran distinguir si hacen parte de las vías o de las manzanas.

Una acción que permitiría obtener mejores resultados consiste en la realización de una morfología matemática que permita la obtención de los ejes viales, de manera que sea posible calcular de manera aproximada un ancho fijo de las vías, realizar un buffer y así extraer las manzanas.

Para el proceso de evaluación, se realizó una toma de muestras de tres clases: Suelo, Manzanas y una clase denominada "No clasificados con una cantidad" de 535 objetos. Se realizaron los cálculos respectivos para establecer la estimación puntual y el intervalo de confianza del porcentaje de objetos bien clasificados, además del cálculo del índice Kappa, obtenido con la información de la matriz de confusión y el cual tiene en cuenta las clases mal asignadas.

Tabla 3 Matriz de confusión de la clasificación

	SUELO	MANZANAS	NO CLASIFICADOS
SUELO	55	6	0
MANZANAS	5	80	7
NO CLASIFICADOS	0	4	290

La estimación global se objetos bien clasificados es \hat{p} : 95.03%, con un intervalo de confianza de: $[94.97\% \leq \hat{p} \leq 95,09\%]$ y un índice Kappa de: k 90,22%, estos se pueden observar en la siguiente tabla:

Tabla 4 Resultados Indice Kappa

Clase	Objetos	Peso (Wh)	nh	Bien Clasificados	Mal Clasificados	\hat{p}
NO CLASIFICADOS	355	0,664	297	290	7	0,98
SUELO	72	0,135	60	55	5	0,91
MANZANAS	108	0,202	90	80	10	0,89
Total	535	1	447	425	22	

La inclusión de la información altimétrica e información espectral, una vez evaluada mediante el uso del índice kappa, es correcto debido a que el nivel es mayor 85%, lo cual da una gran confiabilidad a la clasificación generada. De ser posible reclasificar la cobertura de manzanas y de suelos, definiendo una que pueda ser usada de acuerdo con este índice, la estimación global de polígonos correctamente clasificados aumentaría.

Si se logra reclasificar la cobertura de manzanas y de suelo, definiendo una que pueda ser vías con la utilización de este índice la estimación global de polígonos bien clasificados aumentaría.

De ser posible reclasificar la cobertura de manzanas y de suelos, definiendo una que pueda ser usada de acuerdo con este índice, la estimación global de polígonos correctamente clasificados aumentaría.

CONCLUSIONES

De este trabajo hemos podido obtener las siguientes conclusiones:

- La utilización de las imágenes de DTM y DSM permite una interpretación y clasificación de la cobertura suelo con una mayor fiabilidad.
- La segmentación multiresolución usando datos LiDAR en zonas urbanas

permitió una mejor delimitación de las coberturas urbanas definidas como construcciones, siendo la imagen de DSM un factor determinante en la definición de la cobertura por medio de diferentes parámetros.

Una buena aplicación de los criterios de homogeneidad y del parámetro de escala en el proceso de segmentación es fundamental para clasificación de objetos. Es importante tener en cuenta qué tipo de cobertura se desea clasificar, esto se debe a que un parámetro de escala muy pequeño, aunque mejore la separación de coberturas, implica un mayor número de objetos, lo cual conlleva un proceso más robusto para la clasificación.

- El despliegue de las imágenes en el software e-Cognition ayuda a que todas ellas queden incluidas en la clasificación llamándolas como capas: con esto se pudo incluir como una capa de clasificación el DTM y el DSM, esto, adicional a la imagen que tienen las cuatro bandas como lo son: rojo, verde, azul y el infrarrojo.
- La utilización de información adicional definida como temática facilita la interpretación y la obtención de coberturas.
- Una limitación para la ejecución del proceso de segmentación de un área de trabajo extensa se genera es la gran cantidad de memoria necesaria. Por este motivo, se realizó un área que podríamos llamar “pequeña”.
- Los datos LiDAR, con un nivel de procesamiento en los que se encuentren clasificado el DTM y el DSM, reducen el tiempo en una clasificación debido a que no es necesario realizar un preprocesamiento de la información.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] Q. Yu, P. Gong, N. Clinton, G. Biging, M. Kelly, and D. Schirokauer, “Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery,” vol. 72, no. 7, pp. 799–811, 2006.
- [2] U. Soergel, *Review of radar remote sensing on urban areas*, vol. 15. 2010.
- [3] Z. Rendenieks, M. D. Nita, O. Nikodemus, and V. C. Radeloff, “Half a century of forest cover change along the Latvian-Russian border captured by object-based image analysis of Corona and Landsat TM/OLI data,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 249, no. July, 2020, doi: 10.1016/j.rse.2020.112010.
- [4] van O. Peter, P. Friso, Z. Sisi, and M. F. Elfriede, *Lecture notes in geoinformation and cartography*. 2008.
- [5] J. Pablo and A. López, “Clasificación y extracción de información temática en imágenes satelitales de zonas rurales mediante la validación y aplicación de una metodología orientada a objetos y clasificadores basados en lógica difusa.” 2004.
- [6] S. Of and T. H. E. Art, “Modeling of Urban Areas From High Resolution,” *Technology*, 2007.
- [7] T. Magedanz, *Lecture Notes in Computer Science: Preface*, vol. 3744 LNCS. 2005.
- [8] I. Lizarazo and P. Elsner, “From pixels to gixels: a unified functional model for geographic-object-based image analysis,” *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 38, no. 4/C1, 2008.
- [9] U. Guide, “eCognition ® Developer.”
- [10] C. Gold, *DIGITAL TERRAIN MODELING PRINCIPLES AND METHODOLOGY*. 2009.
- [11] J. Estornell, “Análisis de los factores que influyen en la precisión de un MDE y

estimación de parámetros forestales en zonas arbustivas de montaña mediante datos LiDAR,” *Tesis Dr.*, p. 127, 2011.

- [12] F. Edition, “ERDAS Field Guide.”
- [13] R. A. de By, “Principles of Geographic Information Systems: An introductory textbook Editors,” *Princ. Geogr. Inf. Syst. An Introd. Textb. Ed.*, p. 490, 2009.
- [14] O. Csillik, C. Eisank, and D. Tiede, “ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers,” vol. 88, pp. 119–127, 2014, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2013.11.018.
- [15] T. Blaschke, “Object based image analysis for remote sensing,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 65, no. 1, pp. 2–16, 2010, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.
- [16] U. C. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, and M. Heynen, “Multi-resolution , object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information,” vol. 58, pp. 239–258, 2004, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002.
- [17] M. Belgiu and O. Csillik, “Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 204, no. November 2017, pp. 509–523, 2018, doi: 10.1016/j.rse.2017.10.005.
- [18] I. Bajwa *et al.*, *Assessing the Impact of Urban Expansion on Land Surface Temperature in Lahore Using Remote Sensing Techniques*, vol. 4, no. 4. 2015.
- [19] S. J. A. Albacete, “Facultad de Geografía e Historia Procesamiento de datos LiDAR con ArcGIS Desktop 10,” p. 110, 2011.