

Obtención de parámetros óptimos en la clasificación de nubes de puntos LiDAR, a partir de sensores aerotransportados

Obtaining optimal parameters in the classification of LiDAR points clouds, from airborne sensors

William Benigno Barragán Zaque¹, Lusette Karime Escobar Rey², Leydi Garcia³

¹Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia, wbarraganz@udistrital.edu.co

²Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia, lkescobarr@correo.udistrital.edu.co

³Ciclas ingeniería. Bogotá, Colombia, leydi@ciclas.com.co

Fecha de recepción: 15/06/2017

Fecha de aceptación del artículo: 09/11/2017



Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional.

DOI: doi.org/10.18041/1794-4953/avances.1.1280

Cómo citar:

Barragán Zaque, W., Escobar Rey, L., & García, L. (2017). Obtención de parámetros óptimos en la clasificación de nubes de puntos LiDAR, a partir de sensores aerotransportados. AVANCES: Investigación en Ingeniería, 14, 9-20. doi.org/10.18041/1794-4953/avances.1.1280

Resumen

En el presente trabajo se utilizó información adquirida a partir de los datos de dos sensores topográficos aerotransportados Light Detection and Ranging - LiDAR¹, Riegl VQ 580 y Leica ALS70, obteniendo nubes de puntos de la misma zona con ambos sensores. Realizando un análisis iterativo comparado, obteniendo los parámetros óptimos de ángulo de iteración, terreno, pendiente y distancia de iteración, utilizados en la clasificación semiautomática de nubes de puntos generando modelos digitales del terreno (DTM, por sus siglas en inglés). Para analizar el comportamiento de las nubes de puntos y comprobación de la precisión, se realizó un control de cotas y se generaron comparaciones de los diferentes modelos digitales de terreno, construyendo así, esta metodología.

Palabras claves: ALS - Airbone laser Scanning, clasificación de nubes de puntos, métodos de interpolación, MDT -Modelos digitales del terreno, nube de puntos LiDAR, validación de datos.

¹ LiDAR es el acrónimo Light Detection and Ranging o Laser Imaging Detection and Ranging, que se utiliza como técnica en teledetección para obtener la distancia desde un emisor a la superficie de la tierra, produciendo mediciones exactas en coordenadas x, y z.

Abstract

In the present work the information obtained from the data of two airborne topographic sensors LiDAR, Riegl VQ 580 and Leica ALS70 is used, obtaining cloud of points of the same zone. By performing a comparative iterative analysis, obtaining the optimal parameters of iteration angle, terrain, slope and iteration distance, used in the semiautomatic classification of points clouds and generate digital terrain models - DTM. In order to analyze the behavior of the point clouds and precision check, a control of dimensions was carried out and comparisons of the different digital terrain models were obtained, obtaining, therefore, this methodology.

Keywords: ALS - Airbone laser Scanning, Data validation, Dot cloud classification, Digital field models, DTM Interpolation methods, Point cloud LiDAR

1. Introducción

La tecnología LiDAR a nivel mundial es una de las principales herramientas para realizar modelos tridimensionales del terreno y posteriormente poder ser aplicados a diferentes estudios, por ejemplo, diseño y mantenimiento vial, localización de obra de infraestructura e inventarios forestales. A pesar de esto, el procesamiento de nubes de puntos LiDAR es conocido y su utilización puede ser poco común, en algunos casos, se desconocen las precisiones y calidad de los datos, en comparación a otras metodologías para la representación del terreno [1].

En medio de la construcción de proyectos de diseño es importante contar con un “SET²” de datos adecuado, el cual garantice la precisión. Es fundamental que el modelo basado en datos LiDAR vaya acorde con la realidad del terreno [2]. Dependiendo del tipo de terreno sobre el cual se va a trabajar se puede garantizar cierta precisión, debido a que en zonas de alta montaña y gran vegetación es

difícil realizar trabajos que brinden datos confiables o que cumplan con precisiones altas [3]. Para el análisis de la calidad de los datos es necesario tener en cuenta factores como: la topografía del terreno y la cobertura.

En este trabajo, se planteó una metodología que permita garantizar la obtención de parámetros óptimos en la clasificación de nubes de puntos LiDAR [4] para zonas de alta y baja densidad de vegetación, así como alta pendiente. Para tal fin, se realizaron comparaciones entre nubes de puntos tomadas con dos tipos de sensores LiDAR (Riegl VQ 580 y Leica ALS70) con diferentes densidades por metro cuadrado, se aplicaron métodos de clasificación para procesar información, validando y garantizando el cumplimiento de estándares de calidad en Colombia [5].

Por otra parte, las zonas de estudio escogidas para realizar el análisis iterativo comparado para la obtención de parámetros óptimos en la clasificación de nubes de puntos LiDAR con los sensores Riegl VQ580 y leicaALS70, fueron aquellas que presentaron alta y baja densidad de vegetación, y altas pendientes respectivamente [6]. Para esto fue necesario realizar

² Hace referencia a una colección de elementos de datos agrupados de manera organizada que permiten registrar más información.

comparaciones entre las clasificaciones de terreno, realizar control de cotas y analizar el comportamiento de los modelos digitales de terreno mediante métodos de validación cruzada [7].

2. Metodología

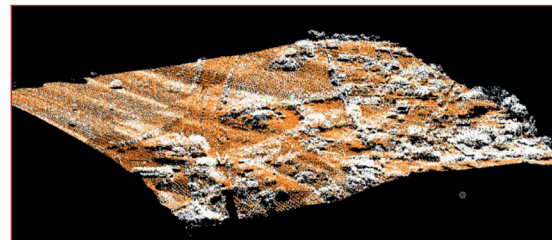
El proyecto se desarrolló en tres etapas. Inicialmente se realizó la obtención y manejo de los datos, etapa que permitió identificar las zonas que cumplieran con las tres condiciones requeridas (Alta, baja densidad de vegetación y altas pendientes) y que hubieran sido tomadas con los dos sensores LiDAR (Riegl VQ580 y leicaALS70) con sus respectivas densidades de puntos por metro cuadrado.

En la segunda etapa, se preparó la información para procesarla y posteriormente obtener productos cartográficos, considerando los tipos de vegetación y la pendiente del terreno, donde se aplicaron rutinas de programación [8], con el fin de realizar la clasificación de los set de datos, determinando parámetros óptimos de ángulo de iteración, terreno y distancia de iteración, utilizados en la clasificación semiautomática de nubes de puntos para generar modelos digitales del terreno [9]. Finalmente, se obtuvo isólinas con valores de altura para comparar los modelos obtenidos y realizar un análisis de los resultados utilizando métodos de validación cruzada [9].

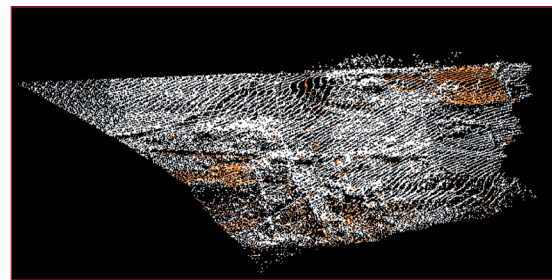
2.1. Etapa I - Captura y manejo de datos

Las clasificaciones de terreno se realizaron utilizando cuatro nubes de puntos LiDAR, en la Figura 1 se muestran tres de ellas, donde 1 (a) presenta una nube de

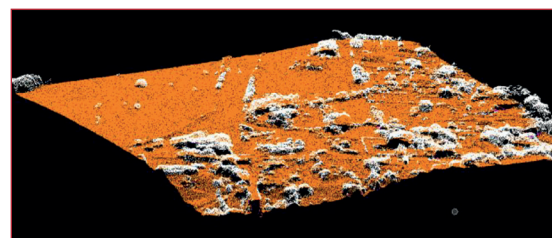
puntos tomada con un sensor topográfico aerotransportado Riegl VQ 580 con una densidad de 22 puntos por m^2 que cubre 75 ha, con 22'944.284 de puntos. En 1(b) una nube de puntos tomada con un sensor topográfico aerotransportado Leica ALS70 con una densidad de 4 puntos por m^2 de la misma zona, con 6'520.310 de puntos. En 1(c) una nube de puntos obtenida por métodos fotogramétricos a partir de correlación automática de imágenes, con una densidad de 22 puntos por m^2 que cubre la zona con un total de 9'196.347 puntos.



(a)



(b)



(c)

Figura 1. Nubes de puntos de la misma zona de trabajo, obtenidas con diferentes sensores y métodos.

Fuente: Los autores.

Para el manejo de la información y el desarrollo del proyecto, se tuvo en cuenta los estándares emanados por ISPRS³, representando de manera organizada y estructurada las rutinas de macros⁴ que ayudaron a la categorización del terreno [10]. Posteriormente se realizó la comparación de los diferentes modelos digitales del terreno, presentando de manera gráfica el producto de la comparación y ejecutando el análisis estadístico de los datos que conforman cada uno de los modelos digitales.

2.2. Etapa II - Definición de parámetros clasificación

En esta parte, se seleccionaron tres zonas de trabajo. La primera con una densidad de vegetación alta, una segunda con baja vegetación y finalmente otra con altas pendientes. En cada una de estas zonas se ejecutó un procedimiento diferente a través de una rutina de clasificación, teniendo en cuenta variaciones, ángulo de iteración, distancia de iteración, ángulo del terreno y pendiente [9].

Para poder aplicar las rutinas de clasificación a las zonas seleccionadas para cada nube de puntos fue necesario identificar los datos LiDAR sin procesar, determinados en clase 0 (sin ninguna clasificación) [11], por tal razón, fue necesario darle propiedades de tipo cobertura a la nube de puntos; generalmente existen niveles de clasificación oficiales, los cuales se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Clasificación de datos LiDAR.

Fuente: Los autores.

Código	Descripción
(1)	Puntos por defecto
(2)	Terreno
(3)	Vegetación Baja
(4)	Vegetación Media
(5)	Vegetación Alta
(6)	Edificios
(7)	Puntos bajos
(8)	Puntos principales del modelo

Para este proyecto solo se tuvo en cuenta las clasificaciones de (1) Puntos por defecto y (2) Terreno (ver Tabla 1), por esta razón, las rutinas se realizaron en torno a clasificar únicamente el terreno en cada nube de puntos. De acuerdo con los parámetros de clasificación de la macro se pudo obtener distintos resultados al momento de densificar el terreno [12]. La rutina de clasificación de terreno categorizó los puntos por medio de la creación de un modelo de superficie triangulada de forma iterativa [13]. Dicha rutina es sensible a los puntos más bajos del SET de datos, por lo tanto, antes de ejecutarlo, se debe realizar uno o más procesos de clasificación utilizando la rutina de puntos bajos [14].

El procedimiento comenzó seleccionando puntos localizados en las zonas más bajas [15]. La selección del punto inicial se controló con el parámetro "Max building size" [16]. Por ejemplo, si el tamaño máximo de un edificio mide 40 m, la rutina asume que cualquier área 40 x 40 m tiene al menos un punto sobre el nivel del suelo y que el punto más bajo está en el nivel del terreno. A continuación,

³ Sociedad Internacional de Fotogrametría y Sensores Remotos.

⁴ Hace referencia a la secuencia de acciones que en una aplicación computacional se pueda realizar de manera automatizada.

la rutina construye un modelo de superficie de triángulos irregulares - TIN5, de los puntos iniciales en la tierra [17]. Los triángulos en este modelo inicial están en su mayoría por debajo del nivel de la superficie y sólo los vértices están tocando el suelo. En el siguiente paso, la macro utilizó iteraciones para añadir cada vez más puntos de terreno.

El parámetro de ángulo de iteración se entiende como el ángulo máximo entre un punto, su proyección entre el plano del triángulo y el vértice del triángulo más cercano. Este es el parámetro que controló la cantidad de puntos que se clasifican como terreno [18]. En cuanto menor sea en ángulo de iteración, la macro es menos sensible a las variaciones del terreno. Por lo general, para terrenos planos se usa un ángulo pequeño y para zonas montañosas se aplica un valor más grande [19].

La distancia de iteración por su parte asegura que los valores no den grandes saltos hacia arriba, si los triángulos son grandes; esto evita clasificar puntos de terreno que son demasiado altos, que por ende no corresponden a la categoría de suelo, como se muestra en la Figura 2.

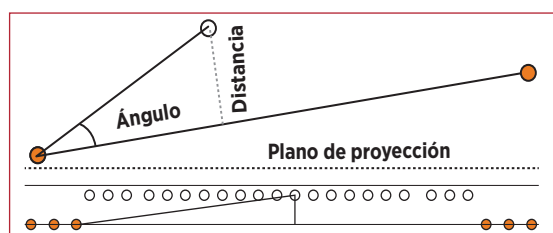


Figura 2. Explicación gráfica de parámetros de clasificación.

Fuente: Los autores.

⁵ Es una forma de representación de datos geográficos digitales, conectados con una serie de aristas para formar una red de triángulos.

En la Tabla 2, se muestra la descripción de las acciones que realizaron cada uno de los parámetros utilizados dentro de las macros para poder clasificar los puntos presentes en la nube.

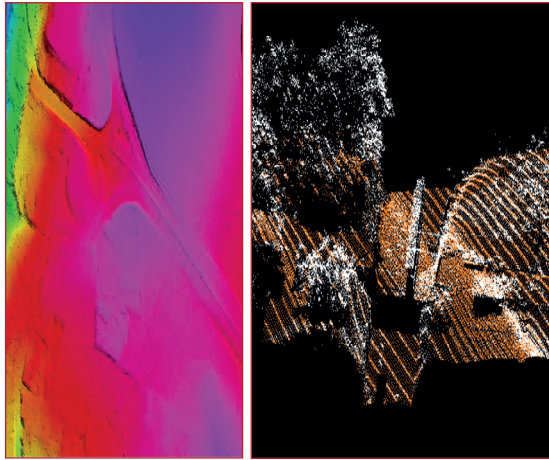
Tabla 2. Parámetros de clasificación.

Fuente: [19].

Parámetros	Acciones
Tamaño máximo de edificación	Define el área de búsqueda de puntos de terreno iniciales. El valor debe estar cerca del borde del edificio más grande en el área del proyecto.
Ángulo del terreno	Es el ángulo máximo permitido en la superficie del terreno. Por lo general se usa de 88 a 90 grados en zonas intervenidas por el hombre, por ejemplo, en ciudades. Por otra parte, en terreno natural se puede añadir de 10° a 15 ° al ángulo del terreno.
Ángulo de iteración	Es el ángulo máximo entre un punto, su proyección en el plano del triángulo y el vértice del triángulo más cercano.
Distancia de iteración	La distancia máxima desde un punto al plano triángulo. Valores aplicados normalmente están entre 0,5 y 1,5 m.

Luego de aplicar las rutinas de clasificación automática a la nube de puntos, se obtuvo como resultado la clasificación (2) Terreno y (1) puntos por defecto de los datos (Tabla 1), como se ve en la Figura 3. Las variables que se usaron para ejecutar las macros de clasificación de terreno vienen de la clase (1) puntos por defecto a la clase (2) terreno. Con una inicialización de puntos en un tamaño máximo de edificación de valor 1m. Clasificación de máximos con 1 grado, en ángulo de terreno, 1 grado de ángulo de

iteración al plano y una distancia máxima de iteración al plano de 1m.



(a)

(b)

Figura 3. Resultado de clasificación automática de puntos de las clases (a) terreno y (b) puntos por defecto.

Fuente: Los autores.

En total se construyeron cinco rutinas de clasificación, donde se dispusieron valores diferentes para cada uno de los parámetros tal como se consigna en la Tabla 3.

Tabla 3. Parámetros de clasificación.

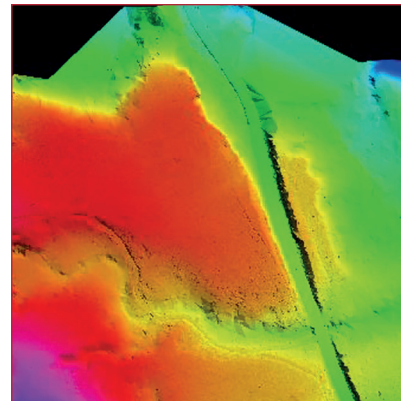
# Macro	Tamaño máximo de edificación (metros)	Angulo del terreno (Grados)	Angulo de iteración (Grados)	Distancia de iteración (metros)
1	250	88	6	1,4
2	60	90	7	1,2
3	70	100	4	1,5
4	80	70	8	1,7
5	100	80	9	1

Fuente: Los autores.

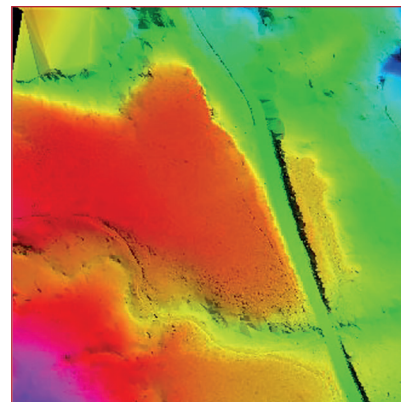
Las anteriores rutinas fueron aplicadas a las nubes de puntos 1, 2 y 3. Por otro lado para obtener la nube de puntos 4, se hizo una clasificación manual, con el fin, de me-

jorar la información del terreno, esta nube de puntos clasificada sirvió de referencia para comparar el nivel de clasificación que tiene cada una de las rutinas.

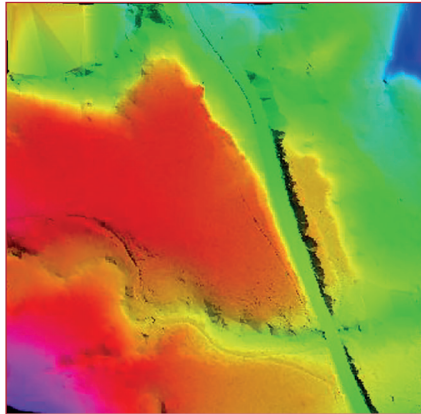
Como se puede observar en la Figura 4, las macros que se aplicaron a la nube de puntos no clasifican la totalidad de la información. En (a) se muestra el resultado en la nube de puntos 1, con baja vegetación, cuando se aplican los parámetros de la rutina de clasificación 1. En (b), (c), (d), (e) cuando se aplica la rutina de clasificación 2, 3, 4 y 5, respectivamente. En (f) el resultado de la Clasificación Manual para la misma nube de puntos. Se pudo colegir que los diferentes parámetros de clasificación generan pérdida de información en algunas nubes y que modifican las alturas.



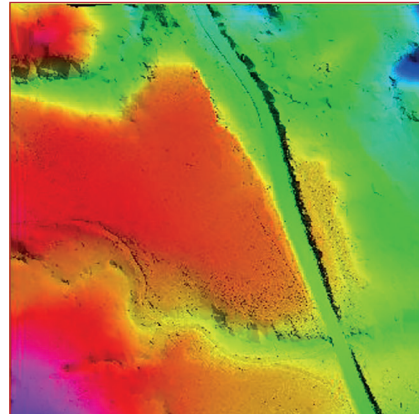
(a)



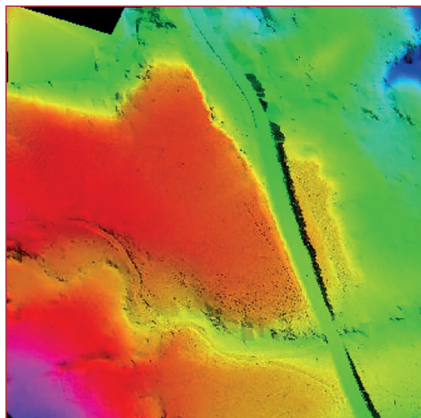
(b)



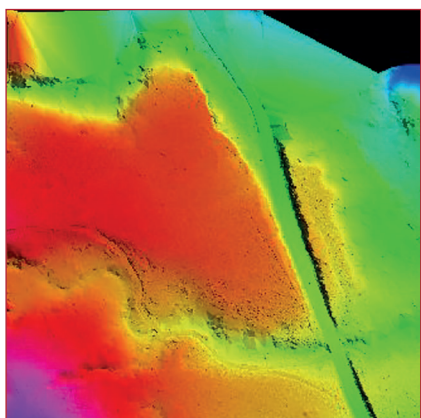
(c)



(f)



(d)



(e)

Figura 4. Resultados de las diferentes nubes de puntos obtenidas después de aplicar los parámetros de macro de clasificación.

Fuente: Los autores.

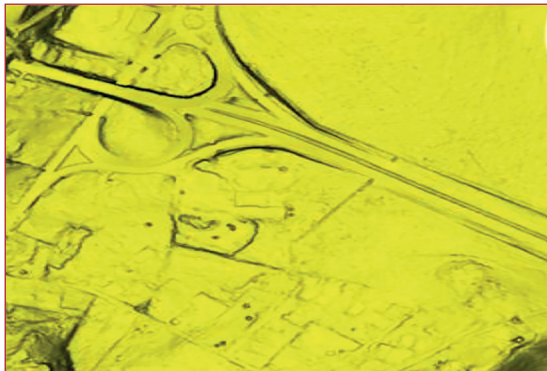
2.3. Etapa III - Obtención de resultados

En esta etapa se realizó la generación de modelos digitales del terreno, obtención de curvas de nivel y perfiles. Finalmente, se brinda un análisis estadístico de cada una de las nubes de puntos y una validación con una comparación de modelos digitales de terreno [20].

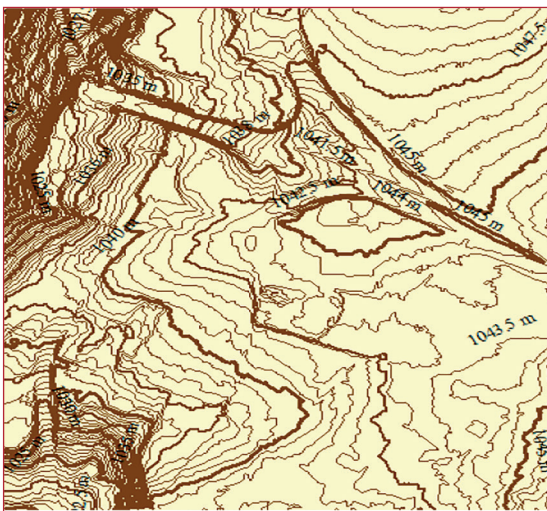
3. Resultados gráficos

En la Figura 5 (a), se observa la generación de los modelos digitales de terreno (MDT), después de haber clasificado las nubes de puntos. De igual manera se generaron las curvas de nivel cada 0,5 metros, como se observa en la Figura 5 (b), con el fin de realizar comparaciones entre cada una de las nubes de puntos. Con el objetivo

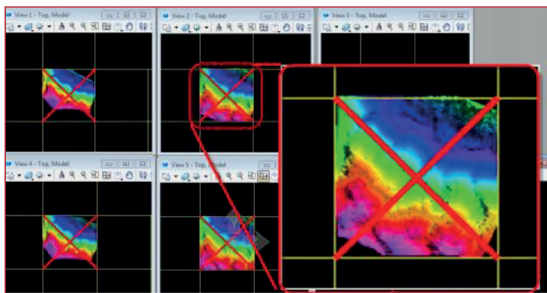
de realizar un cotejo visual, se generaron cinco perfiles trazando dos transversales a lo largo de los modelos (Figura 5 (c)), para cada una de las macros aplicadas, como lo muestra la Figura 5 (d).



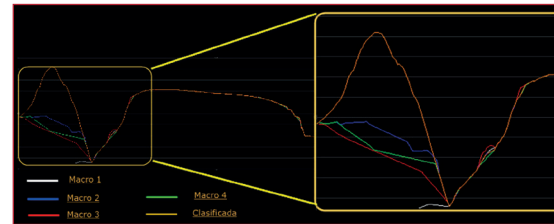
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 5. Presentación de DTM, curvas de nivel y perfiles de la zona de estudio.

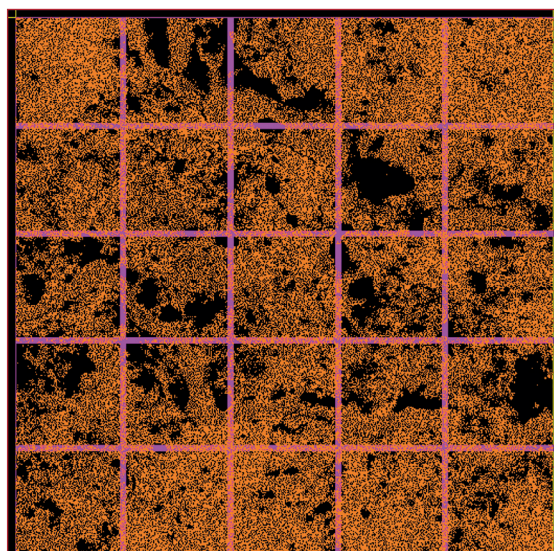
Fuente: Los autores.

3.1. Análisis estadístico

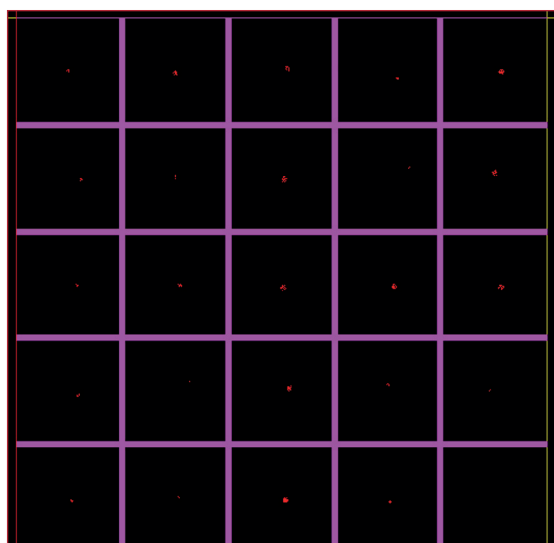
Con el fin de generar estadístico de la información, se generaron un total de 30 Modelos digitales del terreno - MDT, realizando una comparación de la aplicación de las cinco macros utilizadas, con los tres tipos de terreno (altas pendientes, Baja y alta vegetación) y las dos nubes de puntos (nube de puntos 1, tomada con un sensor topográfico aerotransportado Riegl VQ 580 y otra tomada con un sensor topográfico aerotransportado Leica ALS70)

Como parte de los métodos de validación de la información entre las diferentes nubes de puntos, se realizó un control de cotas, donde se encuentra la diferencia de elevación entre la nube de puntos 1, (22 puntos por m^2) que es la nube que tiene mejor densidad de puntos, comparado con la nube de puntos 2 (4 puntos $\times m^2$) y la nube de puntos 3 (obtenida por métodos fotogramétricos).

Para llevar a cabo el control de cotas, se realizó una cuadrícula de 100 m \times 100 m a lo largo del área de estudio en el terreno. Posteriormente, se tomaron pequeñas zonas de muestras, con las cuales se comparó la información entre cotas, como se muestra en la Figura 6.



(a)



(b)

Figura 6. Zonas de muestra para control de cotas.

Fuente: Los autores.

3.2. Validación de la información

Para realizar la validación de los datos obtenidos y tener una comparación de los diferentes modelos digitales de

terreno, se hizo esta misma con cada una de las nubes de puntos. En la Figura 7 se puede visualizar una de las múltiples comparaciones realizadas. En este caso, se visualiza, la comparación entre la nube de puntos clasificada automáticamente y la nube de puntos 1 tomada con el sensor Rigel VQ 580, donde se presenta la diferencia de los puntos en altura, que están por debajo y por encima de un metro.

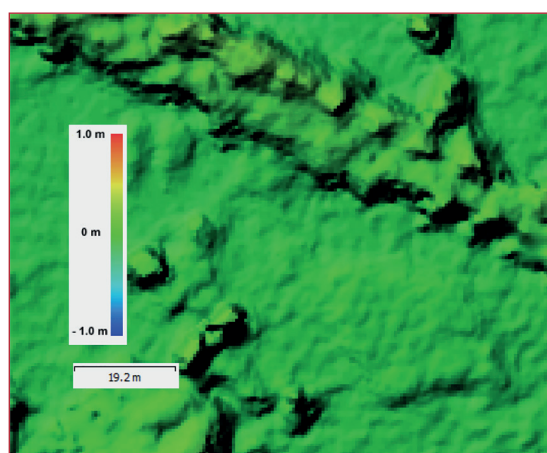


Figura 7. Comparación entre dos modelos digitales de terreno.

Fuente: Los autores.

Por otra parte, para realizar la comprobación de los resultados obtenidos se utilizó el método de validación cruzada, aplicando la ecuación 1 a los datos obtenidos.

$$R^2 = \frac{SCM}{SCT} = 1 - \frac{SCE}{SCT} \quad (1)$$

Ecuación 1. Validación cruzada.

Fuente: [21].

Donde SCM es la suma de los cuadrados de las mediciones y SCT es la suma de los cuadrados de los datos observados. El Coeficiente de Determinación, evalúa el

ajuste de cada uno de los modelos al fenómeno, generando un valor de elevación en un punto desconocido, a partir de los demás puntos [21]. Se utilizó el método de validación cruzada, entendiendo que es un método de evaluación del modelo que produce mejores resultados cuando se evalúa únicamente por medio de residuales [11].

4. Conclusiones

La variación de los parámetros de clasificación en los diferentes tipos de cobertura (Baja y alta densidad de vegetación, así como en altas pendientes) tuvo diferencias notorias, las cuales se pudieron observar en los resultados de los modelos digitales del terreno. Así mismo, otras de las técnicas usadas para determinar cuál de las rutinas generaron resultados satisfactorios, fue mediante la medición de densidades, es decir, determinar cuántos puntos de terreno se logran clasificar al aplicar cada una de estas.

De acuerdo con las pruebas realizadas con las macros, para terrenos montañosos (o de altas pendientes), el ángulo de iteración óptimo debe ser cercano a diez. Este parámetro es el que controla la cantidad de puntos que se clasifican como terreno, entre menor sea el ángulo, la rutina va a notar en menor proporción las variaciones de nivel del suelo. Por esta razón, a medida que el ángulo sea más grande, los cambios en el terreno fueron percibidos (y por ende clasificados) más fácilmente. Como se observa en los resultados de clasificación, al visualizar los modelos de terreno generados, se tuvo un aspecto más cercano a la realidad, cuando el ángulo de iteración que se maneja tiene un valor de nueve.

La generación de perfiles como método de comparación entre modelos es una opción rápida pero poco precisa, sin embargo, es importante resaltar que al visualizar estos, se hizo notoria la diferencia entre la nube de puntos obtenida con métodos fotogramétricos y las tomadas con los sensores LiDAR como Rigel VQ580 y Leica ALS70.

En los cálculos realizados para el control de cotas, con los cuales se obtuvo los valores del error medio cuadrático, permitieron estimar que la nube de puntos obtenida por métodos fotogramétricos no es confiable, puesto que el error que presenta es superior a 4,5 metros.

El coeficiente de determinación R^2 calculado en los métodos de validación, indicó que, si los valores de este son cercanos a 1, los modelos comparados eran equivalentes, si por el contrario tiende a 0, los modelos no se pueden catalogar como semejantes, lo anterior permite concluir que la nube de puntos obtenida por métodos fotogramétricos no es precisa respecto al set de datos clasificado manualmente, puesto que los valores obtenidos para el coeficiente oscilan entre -0,00275 y -0,00924.

5. Referencias

- [1] Jancso, T., & Melykuti, G. (2011). Comparison of Digital Terrain Models Gained by Different Technologies. *Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services (ICSDM)*, 6.
- [2] A. Ruiz, W. K. (2012). *Experiencias y aplicaciones del lidar*. Cataluña: Parc de Montjuïc, s/n.

- [3] Gruen, A. (2012). Development and Status of Image Matching in Photogrammetry. *The Photogrammetric Record*, 22.
- [4] Barragán, W. (2013). Historical documentation in San Agustín (Huila), Colombia, world historical heritage using close range photogrammetry techniques. Taking the Benefits of Geographic Information Technologies 93, *Applied Geoinformatics for Society and Environment (AGSE Conferences)* Stuttgart.
- [5] IDEAM, IGAC y CORMAGDALENA. (2008). Mapa de Cobertura de la Tierra Cuenca Magdalena-Cauca: Metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia a escala 1:100.000. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. Bogotá, D.C.: Instituto Geográfico Agustín Codazzi y Corporación Autónoma Regional del río Grande de La Magdalena.
- [6] Barragán, W. (2016) Automatic generation of building mapping using digital, vertical and aerial high resolution photographs and lidar point clouds. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLI-B7, doi:10.5194/isprsarchives-XLI-B7-171. Prague, Czech Republic
- [7] Duque Martinez, J. S. (2015). Comparación Estadística de Métodos Interpolación Determinísticos y Estocásticos para la generación de Modelos Digitales del Terreno a partir de datos LIDAR, en la parroquia de Tumbabiro, cantón San Miguel de Urucuquí, provincia de Imbabura. Quito.
- [8] Gallo, I., Binaghi, E., & Raspanti, M. (2008). Neural disparity computation for dense two-frame stereo correspondence. *Pattern Recognition Letters*, 15.
- [9] Li, B., Schnabel, R., Klein, R., Cheng, Z., Dang, G., Jin, S., 2010. Robust normal estimation for point clouds with sharp features. *Computers & Graphics* 34 (2), 94-106.
- [10] Binaghi, E., Gallo, I., Marino, G., & Raspanti, M. (2004). Neural adaptive stereo matching. *Pattern Recognition Letters*, 16.
- [11] Chong, M. M., GAY, R. K., NGEETAN, H., & LIU, J. (2000). GEOMETRIC KNOWLEDGE-BASED SYSTEMS FRAMEWORK FOR STEREO IMAGE MATCHING. In N. T. University. Singapore: Academic Press.
- [12] Hsieh, Y. C., Perlant, F., & McKeown, D. M. (1990). Recovering 3D Information from Complex Aerial Imagery. *IEEE*, 11.
- [13] Gruen, A. W. (1985). adaptive least squares correlation: a powerful image matching technique. *s Afr J of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography*, 13.
- [14] Lee, H.-Y., Kim, T., Park, W., & Lee, H. K. (2003). Extraction of digital elevation models from satellite stereo images through stereo matching based on epipolarity and scene geometry. *Image and Vision Computing*, 8.
- [15] Durgham, M., Habit, A., Kersting, A., & Quackenbush, P. (2008). Error budget of lidar systems and quality control of the derived point cloud. *Calgary*.
- [16] Hannah, M. (1988). Digital Stereo Image Matching Techniques. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 14.
- [17] Räsänen, A., Kuitunen, M., Tomppo, E., & Lensu, A. (2014). Coupling high-resolution satellite imagery with ALS-based canopy height model and digital elevation model in object-based boreal forest habitat type classification. *ISPRS*

- Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (94), 169-182.
- [18] Nurminen, K., Karjalainen, M., Yu, X., Hyypä, J., & Honkavaara, E. (2013). Performance of dense digital surface models based on image matching in the estimation of plot-level forest variables. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 12.
- [19] Survey, O. (2015). *TerraSan User's guide*. Intergraph corporation.
- [20] Cai, X., Zhou, D., Li, G., & Zhuang, Z. (2005). A Stereo Matching Algorithm Based on Color Segments. 6.
- [21] Arranz Justel, J. J. (2013). *Diseño, optimización y análisis de sistemas basados en técnicas láser, para el modelado geométrico, registro y documentación, aplicados a entidades de interés patrimonial*. Madrid.