

Corrección de Modelos Digitales de Elevación con Imágenes Multi-Espectrales

Amalia L. Thomas¹, Juan P. D'Amato^{1,2}, Pablo R. Rinaldi^{1,3}

¹UNCPBA, ²CONICET, ³CICPBA
rinaldipablo@gmail.com

Abstract. Se presenta una metodología extensiva para detectar áreas arboladas en zonas rurales de la provincia de Buenos Aires empleando imágenes satelitales multiespectrales *Landsat*. La máscara generada permite corregir las falencias de los Modelos Digitales de Elevación (MDE) radar como los *Shuttle Radar Topographic Mission* (SRTM). En estos modelos, la presencia de árboles genera errores en las mediciones ya que las ondas del radar no penetran la vegetación, dando valores de altura de terreno similares a las copas de los árboles. Con base en imágenes *Landsat* se ajustaron funciones de umbralado independientes para cada espectro. Con la aplicación sucesiva de estos umbrales se logra una máscara que se proyecta sobre el MDE. La máscara luego es corregida evaluando los saltos de altura en las fronteras de la misma. Por último, se aplica un algoritmo de corrección al MDE.

Keywords: MDE, Segmentación, Umbralado, Imágenes Multiespectrales.

1 Introducción

Los Modelos Digitales de Elevación (MDE) son representaciones digitales de información cartográfica en forma de raster, y consisten de arreglos cuyo contenido indica la elevación con respecto al nivel del mar de un número de puntos del suelo espaciados a intervalos regulares. Las técnicas de producción de MDEs generalmente implican un *trade-off* entre costo, precisión, cobertura espacial y resolución [1]. Numerosos autores como Hayakawa et al. [2], Sampson et al. [3] y Baugh et al. [4] reconocen al sistema LIDAR como el que provee mejor calidad de mediciones de elevación, aunque presentan costos muy altos para grandes extensiones por lo cual la disponibilidad de cobertura espacial es muy limitada. Por ejemplo, no se dispone de MDEs públicos de Argentina producidos por esta técnica. En cambio, los productos ASTER GDEM y SRTM son de cobertura global y gratuita. Ambos modelos tienen la misma resolución espacial, pero ASTER GDEM presenta un error considerablemente mayor, por esta razón se eligió utilizar MDEs SRTM en el presente trabajo.

En estos modelos, la técnica de medición empleada tiene el inconveniente de no penetrar la vegetación, y entonces los modelos de elevación toman como altura del suelo una aproximación del tope del follaje en la dirección de medición [5]. Este efecto es aún más significativo en zonas de llanura donde la pendiente del suelo es siempre menor a los saltos abruptos de altura desde la base al tope de los árboles. En

consecuencia, la vegetación puede generar una rugosidad artificial en las mediciones de elevación del suelo, afectando la habilidad de los modelos de escurrimiento superficial como AQUA [6] de identificar cauces naturales [7]. Tal es el caso de la mayor parte de las zonas agrícolas de la provincia de Buenos Aires, Argentina, cuya morfología presenta suaves pendientes y arboledas esporádicas que son utilizadas para sombra y protección. En estas zonas altamente productivas los árboles son plantados por el hombre y dispuestos en filas para proteger sembrados y caminos. Este tipo de vegetación es detectado como una lomada por el MDE que se traduce en una barrera al escurrimiento superficial que simulan los modelos hidrológicos.

1.1 Imágenes Multi-Espectrales

La localización de árboles, e incluso la identificación de especies de los mismos, a partir de imágenes satelitales fue ampliamente trabajada en parte gracias a la gran evolución de los satélites Landsat [8] [9]. La técnica más popular consta de un árbol de decisiones a partir de la evaluación de las bandas multispectrales de Landsat [10] [11]. Esta consiste en establecer umbrales de aceptación para cada banda, y evaluarlos en cada pixel, pero estos umbrales que definen una especie son fuertemente dependientes de la especie y del clima.

La serie de imágenes *Landsat* destaca entre los sistemas proveedores de imágenes satelitales multi-bandas por el amplio rango de información que proporciona, la calidad y la precisión de los datos, su cobertura global, y su fácil y gratuita disponibilidad. Actualmente se encuentran en órbita dos satélites: Landsat-7 y Landsat-8, el último de los cuales proporciona imágenes de gran calidad de la Tierra desde 2013. Landsat-8 provee información en un rango más amplio de bandas para clasificar los tipos de suelos [12].

En estas imágenes, cada pixel consta de un Número Digital (DN) en formato de entero sin signo de 8-bits para Landsat-7 y de 16-bits para Landsat-8, que se puede mapear a una medición científicamente útil en unidades de radiancia espectral. El término radiancia se utiliza para referirse a la cantidad, o más correctamente la densidad de potencia de radiación que recibe un sensor en un determinado tiempo, en tanto que la radiancia espectral se refiere a sólo la radiación de una longitud de onda, o banda de longitudes, en particular. Las unidades de esta magnitud es $Wm^{-2}\Omega^{-1}\mu m^{-1}$ (o sea potencia por unidad de área de la fuente, por unidad de ángulo sólido, por unidad de longitud de onda). Asimismo, la reflectancia espectral se calcula como la porción de la radiación incidente que fue reflejada en una superficie y varía entre 0 y 1. Es la reflectancia *Top Of de Atmosphere* (TOA) la que es característica de un tipo particular de suelo. Los DN se pueden convertir a reflectancia o radiancia planetaria (o TOA) a partir de una transformación de la escala radiométrica [13].

2 Desarrollo

2.1 Segmentación de la vegetación

Una manera muy difundida de identificar la vegetación es mediante el NDVI [14]. Este método tiene la ventaja de ser relativamente simple porque sólo necesita de la información contenida en las bandas roja e infrarroja cercana. Sin embargo, tiene la desventaja de depender de muchos factores ambientales sobre los que no se tiene control, como la fertilidad del suelo y las precipitaciones recientes. En pruebas realizadas se vio que el NDVI selecciona algunas áreas no forestadas, y no selecciona otras que sí lo están. El principal inconveniente radica en que este índice no considera todas las bandas relacionadas a la vegetación que provee Landsat.

En contraste, al realizar la segmentación a partir de las bandas verde, roja, infrarroja cercana e infrarroja lejana, y modificando manualmente los umbrales de cada banda independientemente se obtuvo un filtro mucho más satisfactorio. La Figura 1(a) muestra la imagen visible de una zona elegida para el estudio y la máscara de vegetación correspondiente obtenida determinando manualmente los umbrales para cada capa de la imagen Landsat-8 (b).

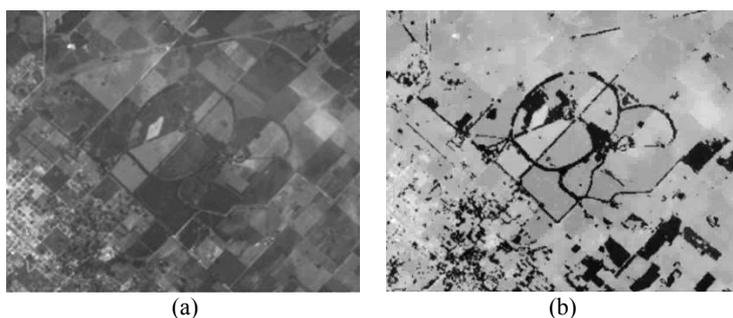


Figura 1. Imagen visible de la zona 1 (a) y máscara resultante de la aplicación de filtros sobre una imagen satelital Landsat-8 (b).

Puede observarse en la esquina inferior izquierda, donde se visualiza un sector de la ciudad, que la máscara detecta incluso la vegetación urbana. Sin embargo, también se incluye en la máscara, zonas de cultivos que en la imagen a color natural aparecen como no forestadas. Este es el caso de los campos cultivados de la esquina inferior derecha. Más adelante, estos píxeles son eliminados de la máscara por el algoritmo de corrección en base a la diferencia de altura en los límites. Es por esto que se prefiere una máscara con falsos positivos en lugar de falsos negativos.

2.2 Determinación de Umbrales.

Para automatizar la obtención de los umbrales es necesario elegir algún criterio para determinar los valores máximos y mínimos de cada banda a partir de los cuales se identifica la vegetación. Como se mencionó anteriormente, para trabajar con una

magnitud que tiene significado físico y que caracteriza las propiedades del suelo, se deben convertir los valores de los píxeles de las imágenes Landsat a unidades de reflectancia planetaria o TOA. Esta transformación a su vez depende de constantes de calibración de los sensores y de propiedades particulares al momento en que se realizaron las mediciones. USGS provee toda esta información en el archivo de texto de metadatos con terminación "_MTL" que se descarga junto a las imágenes de cada banda.

En particular, el archivo de metadatos de los productos de Landsat-8 contiene el factor multiplicativo M_p y el aditivo A_p de escala de la reflectancia. Con estos, se puede obtener fácilmente el valor de la reflectancia TOA correspondiente a cada píxel, ρ'_λ . Por otro lado, el archivo de metadatos de los productos de Landsat-7 no contienen estos parámetros, pero sí al factor multiplicativo M_L y el aditivo A_L de escala de la radiancia con los que se puede calcular la radiancia espectral correspondiente L_λ . A partir del día juliano que puede obtenerse del nombre del archivo, es posible obtener la distancia d entre el sol y la Tierra en unidades astronómicas y, si además se conoce la irradiancia espectral solar exoatmosférica $E_{sol,\lambda}$ se puede calcular la reflectancia espectral ρ'_λ . La distancia d puede calcularse a partir del día juliano, y $E_{sol,\lambda}$ depende de la longitud de onda λ [15]. Aplicando estos cálculos a los píxeles de las imágenes de bandas se obtienen finalmente los valores de reflectancia espectral TOA que son propiedad específica del tipo de suelo. Se decidió no corregir la reflectancia espectral por el ángulo de zenit solar, porque éste involucra una función senoidal que varía con la estación coincidentemente con otros factores que alteran estos valores.

Para realizar un ajuste más preciso, se realizó un análisis de cómo varían los umbrales óptimos determinados manualmente de las bandas relacionadas con la vegetación (verde, roja, infrarroja cercana e infrarroja de onda corta 1) en función del día juliano. La Figura 2 muestra el gráfico resultante de la determinación de umbrales máximos (en rojo) y mínimos (en azul) para la banda infrarroja de onda corta para varias imágenes satelitales tomadas de la zona de estudio 1 entre el año 2000 y el 2003 (por Landsat-7, representados con triángulos), y entre 2013 y 2015 (por Landsat-8, representados con círculos). En primer lugar, resalta que los resultados para Landsat-7 y para Landsat-8 coinciden. Luego, se nota que a gran escala los puntos siguen una función senoidal, y entonces se podrían ajustar a una función del tipo

$$\rho'_\lambda = A \sin \left| \pi \times \frac{(x-x_c)}{\omega} \right| + \rho'_{\lambda,0} \quad (1)$$

donde A es la amplitud de la función, x_c la ordenada al origen, ω el semiperíodo y $\rho'_{\lambda,0}$ el desplazamiento vertical de la función. Entonces, para determinar una función con la que aproximar los umbrales para cada banda de cualquier imagen, se ajustaron funciones como la representada por la Ecuación 1 a los puntos graficados en la Figura 2 y el valor de desplazamiento vertical $\rho'_{\lambda,0}$ se ajustó de manera tal que el 90% de los puntos quedaran dentro de la región contenida por los umbrales máximos y mínimos. En el gráfico de la Figura 2 también se muestra con líneas continuas los resultados de este ajuste en rojo para los umbrales máximos y en azul para los mínimos. Asimismo,

la Tabla 1 muestra los resultados numéricos de los parámetros de la Ecuación 1 para dichos ajustes.

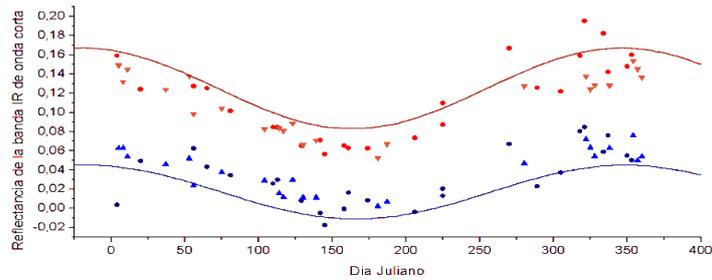


Figura 2. Valores de umbrales máximo (rojo) y mínimo (azul) de reflectancia de la banda infrarrojo de onda corta para Landsat-7 (triángulos) y Landsat-8 (círculos).

Tabla 1. Parámetros resultados de la ecuación 1 para cada función de umbralado

Umbral	A	xc	$\rho^{\lambda,0}$
Máximo IR onda corta	0.042	254.80	0.125
Mínimo IR onda corta	0.028	257.28	0.017
Máximo IR cercano	0.100	255.89	0.245
Mínimo IR cercano	0.073	263.67	0.075
Máximo Rojo	0.016	240.53	0.055
Mínimo Rojo	0.008	245.54	0.013
Máximo Verde	0.015	254.48	0.064
Mínimo Verde	0.012	255.58	0.023

2.3 Máscara de vegetación en el MDE

Para proyectar la máscara generada con las imágenes Landsat sobre el MDE SRTM es necesario transformar las coordenadas a UTM según la información provista en el *header*, y luego aplicar las ecuaciones de Coticchia Surace [16] para obtener las correspondientes coordenadas geográficas.

Como UTM es un sistema de proyección, las imágenes Landsat están en realidad deformadas por una transformación conforme. El resultado es que al proyectar la máscara sobre el MDE de SRTM se ven líneas verticales omitidas por la máscara debido a la menor resolución de las imágenes satelitales, como se aprecia en la Figura 3(a). La primera corrección que se le aplica consiste en rellenar los pixeles no marcados por la máscara que tienen a su lado pixeles que sí lo están. El resultado de esta corrección se muestra en la Figura 3(b). Además, como los bordes de las zonas arboladas son muy difusos y ocupan varios pixeles en ancho, se expande la máscara por dos pixeles en todas las direcciones. La máscara final de la vegetación en la zona de estudio 1 es la presentada en la Figura 3(c).

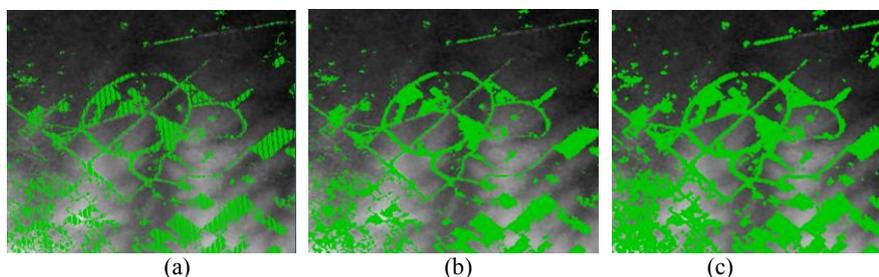


Figura 3. Superposición de la máscara de vegetación sobre el MDE de la zona de estudio 1, y las diferentes etapas de corrección.

2.4 Corrección del MDE

En suelos de estas características, las derivadas segundas de la forma del suelo vegetado puede despreciarse, y en este caso es razonable suponer que la elevación del suelo vegetado es una función lineal cuya pendiente puede determinarse evaluando la diferencia de elevaciones a ambos lados de la región cubierta por la máscara. Por ende, el algoritmo de corrección que se propone aquí no depende de la altura de los árboles, que de por sí no es uniforme, sino que las elevaciones de las regiones identificadas por la máscara son descartadas para evaluarlas en función de la pendiente del suelo circundante. En particular, se toman en cuenta las pendientes en los sentidos Norte-Sur y Oeste-Este, definidas a partir de las elevaciones en los límites de las máscaras.

Gallant *et al.* [17] definieron criterios para definir si la altura de los árboles (que en este caso se toma como la diferencia en elevación entre un punto del MDE original y el corregido) es razonable. Entonces, la corrección en altura h provista por el algoritmo es aceptable si: $h > 3$ m (aproximadamente el menor valor asegurable de la varianza), $h < 25$ m, y la pendiente mediante la cual se calcula h es menor a 5 m cada 30 m. De este modo, se corrige la máscara eliminando los falsos positivos. Las Figuras 4 (a) y 4 (b) muestra la mejora en la máscara provista por este procedimiento.

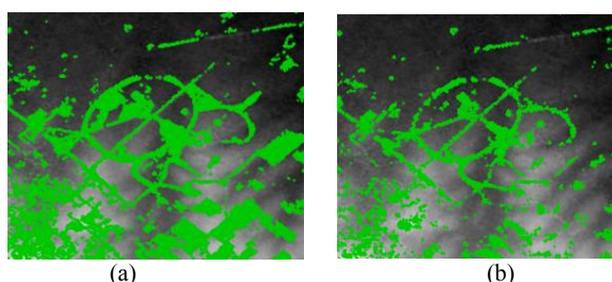


Figura 4. Máscara de vegetación antes (a) y después (b) de la mejora alcanzada aplicando los criterios de aceptación de Gallant *et al.* [17].

Para la corrección del MDE se desestiman las elevaciones en cada punto arbolado y se calculan a partir de los píxeles que los rodean. Además, se ponderan estas dos

pendientes según las inversas del cuadrado de la distancia al borde más cercano en cada dirección. En este caso, se aclara que el método funciona mejor para filas de árboles como son comunes en los campos argentinos pero no tanto para grandes áreas forestadas. Luego, para solventar las diferencias entre pixeles contiguos de los bordes debido al error del mismo MDE, se suaviza el resultado de cada pixel corregido promediándolo con la media de los pixeles a su alrededor.

3 Resultados

Con el fin de testear la aplicabilidad del algoritmo propuesto, se eligieron tres regiones rurales que adhieran a las características de suelo descritas. La primera, presentada en la Figura 1, está ubicada en las afueras de la ciudad de Tandil, provincia de Buenos Aires. Esta zona cuenta con leves pendientes debido a que se encuentra en la región serrana de la provincia. Presenta superficies arboladas con patrones muy característicos que facilitan la comparación entre imágenes y MDEs. La segunda es un área con relieve típico de llanura, se trata de un campo cercano a General Villegas al noroeste de la Provincia de Buenos Aires. Por último, se escogió un área dentro del estado de Indiana en Estados Unidos de América, de similar relieve y vegetación pero de donde se dispone además de los MDE LIDAR en formato *raster*. A continuación, en las Figuras 5, 7 y 9 se muestran los resultados de aplicar la segmentación de vegetación y la corrección final en cada zona respectivamente. También se comparan los correspondientes perfiles de elevación antes y después de la aplicación del algoritmo de corrección en las Figuras 6, 8 y 10.

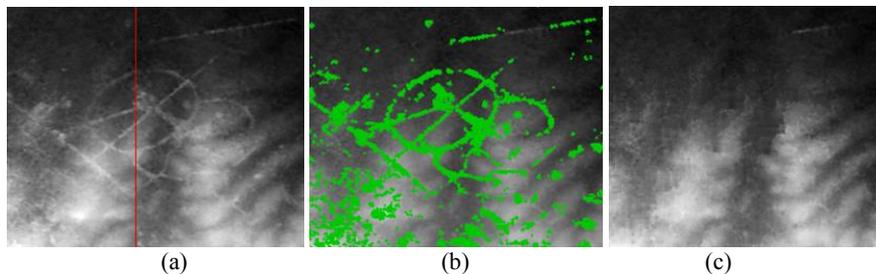


Figura 5. Zona 1. MDE original (a), máscara (b) y MDE corregido (c)

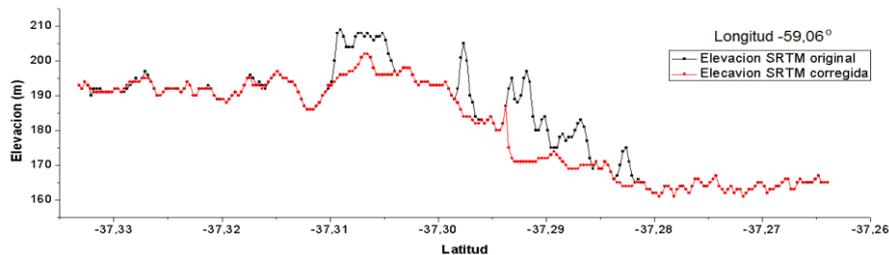


Figura 6. Perfiles de elevación de la Zona 1 para la transecta de la imagen 5^a

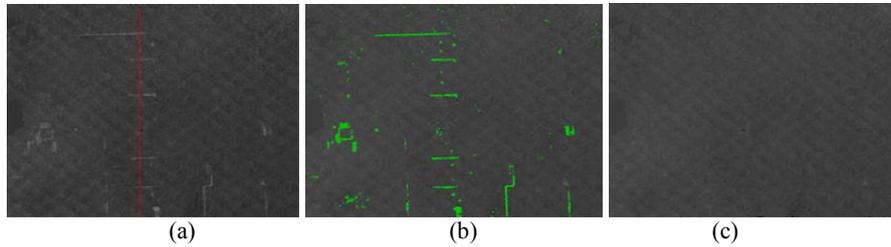


Figura 7. Zona 2. MDE original (a), máscara (b) y MDE corregido (c)

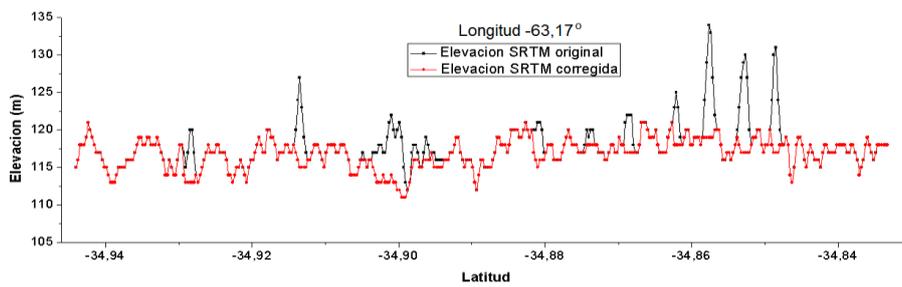


Figura 8. Perfiles de elevación de la Zona 2 para la transecta de la imagen 7a

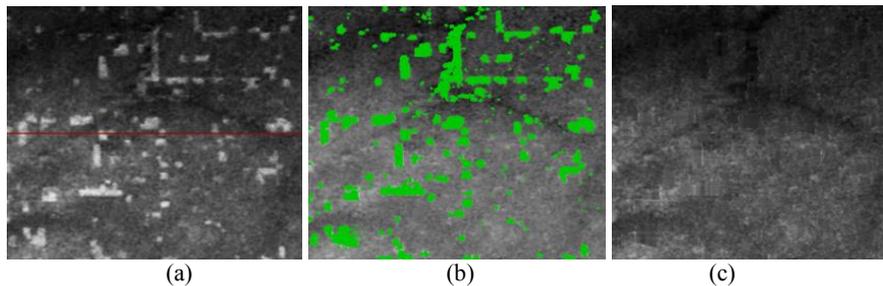


Figura 9. Zona 3. MDE original (a), máscara (b) y MDE corregido (c)

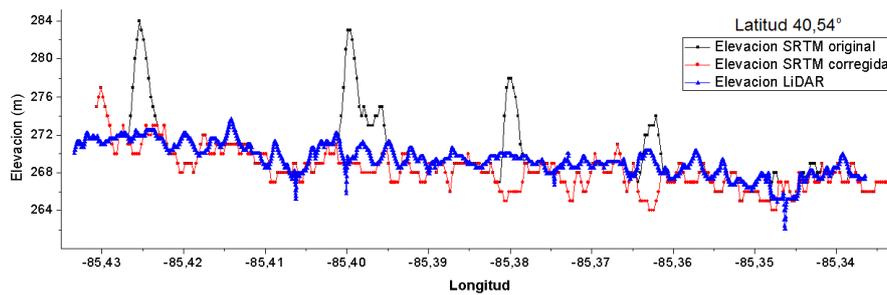


Figura 10. Perfiles de elevación de la Zona 3 para la transecta de la imagen 8a

En esta última zona se observa la similitud lograda entre el perfil del MDE corregido y el MDE de origen LIDAR (en color azul en la Figura 10) de mucha

mayor precisión. Puede verse claramente los picos sobresalientes del SRTM original, causados por la vegetación arbórea y su eliminación exitosa por el algoritmo propuesto en cada uno de los MDE elegidos.

4 Conclusión

En el presente trabajo se describe el desarrollo de una metodología compuesta por varios algoritmos para la corrección extensiva de *Modelos Digitales de Elevación* que reduce el error en las mediciones de SRTM producido por la presencia de árboles. El proceso está enfocado principalmente a la corrección de MDEs de zonas productivas de llanuras como la Provincia de Buenos Aires donde las hileras de árboles son vistas como barreras y generan el efecto de "dique" en los modelos hidrológicos.

En primer lugar, la identificación de la vegetación arbórea se realiza mediante imágenes Landsat definiendo umbrales para las reflectancias punto a punto de la radiación de cuatro bandas: verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta. Los umbrales de estas bandas se definieron ajustando funciones senoidales a una serie de umbrales elegidos manualmente para una zona en diversos momentos del año.

La máscara luego es proyectada sobre el espacio del MDE, rellena y expandida para cubrir las zonas forestadas completamente. Finalmente, se evalúa la corrección de altura descartando de la máscara los puntos para los cuales el nuevo valor de elevación no cumple criterios determinado. El algoritmo de corrección definitivo estima la elevación de puntos en un terreno a partir de su entorno suponiendo que el suelo en el punto de elevación desconocida sigue una pendiente constante en las direcciones Norte-Sur y Oeste-Este.

En todos los casos evaluados los valores con los que reemplazan las elevaciones afectadas por la presencia de árboles se vieron contenidos dentro del error propio de las mediciones de SRTM y resultan en MDE de formas visiblemente más naturales, con menor cantidad de picos y puntos sobresalientes. Estos resultados se aprecian en los perfiles de elevación.

5 Referencias

1. Robinson, N., Regetz, J., Guralnick, R.P.: EarthEnv-DEM90: a nearly-global, void-free, multi-scale smoothed, 90 m digital elevation model from fused ASTER and SRTM data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**, 57–67 (2014)
2. Hayakawa, Y. S., Oguchi, T., Lin, Z.: Comparison of New and Existing Global Digital Elevation Models: ASTER GDEM and SRTM3. *Geophysical Research Letters*, **35** (17). DOI: 10.1029/2008GL035036 (2008)
3. Sampson, C.C., Fewtrell, T.J., Duncan, A., Shaad, K., Horritt, M.S., Bates, P.D.: Use of terrestrial laser scanning data to drive decimetric resolution urban inundation models. *Journal of Advances in Water Resour.*, **41**, 1–17 (2012)
4. Baugh, C.A., Bates, P.D., Schumann, G., Trigg, M.A.: SRTM vegetation removal and hydrodynamic modelling accuracy. *Water Resources Research*, **49** (9), 5276 – 5289 (2013)

5. Austin, A. A., Beacon, P.: Comparación de Modelos Digitales del Terreno realizados con diferentes técnicas: IGM vs. SRTM. *Trabajo Practico Especializado de Agrimensura*, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina (2004)
6. Rinaldi, P. R., Dalponte, D. D., Venere, M. J., Clausse, A.: Cellular automata algorithm for simulation of surface flows in large plains. *Simulation Modelling Practice and Theory*, **15**, 315 – 327 (2007)
7. Schumann, G., Matgen, P., Hoffman, L., Hostache, R., Pappenberg, F., Pfister, L.: Deriving distributed roughness values from satellite radar data for flood inundation modelling. *Journal of Hydrology*, **344** (1–2), 96–111 (2007)
8. Ekstrand, S.: Landsat TM-based forest damage assessment: correction for topographic effects. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **62** (2), 151 – 162 (1996)
9. Asner, G. P., Knapp, D. E., Balaji, A., Páez-Acosta, G.: Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation. *Journal of Applied Remote Sensing*, **3** (1), 33543 – 33543 (2009)
10. Gavier-Pizarro, G. I., Kuemmerle, T., Hoyos, L. E., Stewart, S. I., Huebner, C. D., Keuler, N. S., Radeloff, V. C.: Monitoring the invasion of an exotic tree (*Lingustrum lucidum*) from 1983 to 2006 with Landsat TM/ETM+ satellite data and Support Vector Machines in Córdoba, Argentina. *Remote Sensing of Environment*, **122**, 134 – 145 (2012)
11. Baldeck, C., Asner, G.: Improving remote species identification through efficient training data collection. *Remote Sensing*, **6**, 2682 – 2698 (2014)
12. Espinosa, A. J. M.: Procesamiento de imágenes satelitales multiespectrales. *Proyecto final de carrera, Ingeniería Informática, Universidad del País Vasco* (2014)
13. Conesa Garcia, C., Alvarez Rogel, Y., Martinez Guevara, J. B.: Medio ambiente, recursos y riesgos naturales: Análisis mediante Tecnología SIG y Teledetección. Volumen II. *Universidad de Murcia*, FG Graf, S. L., ISBN: 84-8371-488-4 (2006)
14. Chuvieco, E.: El factor temporal en teledetección: Evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de Teledetección*, **10**: 1–9 (1998)
15. Raponi, M., Wolfram, E., Pallottal, J., Piacentini, R. D., Quel, E.: Medición y modelización de la irradiancia espectral solar UV incidente sobre Buenos Aires, Argentina. Determinación de irradiancia eritémica. *Anales AFA* **16**, 283–286 (2004)
16. Coticchia, A., Surace, L.: Risoluzione di problemi geodetici con le minicalcolatrici elettroniche programmabili. *Bollettino di Geodesia e Scienze Affini*, **1**, 37 (1978)
17. Gallant, J. C., Read, A. M., Dowling, T. I.: Removal of tree offsets from SRTM and other digital surface models. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **39** (4), 275 – 280 (2012)