



Uso y aplicación de imágenes Radarsat-2 y datos LIDAR para la clasificación de la ocupación del suelo

Use and application of Radarsat-2 images and LIDAR data for land cover classification

Diana Carolina Borda Beltrán¹ y J. Camilo Matiz León²

Para citar este artículo: Borda, D. y Matiz, J. (2016). Uso y aplicación de imágenes Radarsat-2 y datos LIDAR para la clasificación de la ocupación del suelo. *Revista de Topografía Azimut*, (7), 74-80.

Recibido: 15-septiembre-2016 / **Aceptado:** 18-octubre-2016

Resumen

El presente artículo tiene como objetivo integrar los análisis de textura aplicados a imágenes Radarsat-2 de múltiple polarización con datos LIDAR, con esto se busca la obtención de clasificación de ocupación del suelo en medios urbanos densos con topografía variable. Teniendo en cuenta los análisis de imágenes de múltiples polarizaciones, los análisis de textura y los datos LIDAR, se identificaron clases con mayor exactitud que permitieron obtener la cartografía de la ocupación del suelo para el área de estudio (San Francisco, California) a nivel I del sistema de taxonomía de Anderson.

Palabras clave: análisis de textura, LIDAR, ocupación del suelo, polarización, radar.

Abstract

This article aims to integrate the texture analysis applied to Radarsat-2 images of multiple polarization with LIDAR data to obtain land use classification in dense urban environments with variable topography. Taking into account the analysis of the images of multiple polarizations, the texture analysis, and LIDAR data, classes were identified with greater accuracy, allowing to obtain the cartography of land occupation to the area of study (San Francisco, California) to level I of Anderson's taxonomy system.

Keywords: analyse de texture, la polarisation, LIDAR, occupation des sols, radar.

INTRODUCCIÓN

La utilización de imágenes radar para la clasificación de la ocupación del suelo comenzó hacia la década de los noventa, gracias a la puesta en marcha de satélites provistos con antenas radar de apertura sintética (ERS 1 y 2, JERS, Radarsat-1).

Algunos estudios urbanos a partir de las imágenes derivadas de estos satélites no permitieron obtener análisis contundentes debido a que un bajo número de clases de ocupación lograron identificarse (Herold, *et al.*, 2004). El procesamiento de imágenes de radar mediante el análisis de textura mejoró el tipo de clasificaciones obtenidas, pero no

1 Université du Québec à Montreal. Correo electrónico : borda_beltran.diana_carolina@courrier.uqam.ca

2 Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Correo electrónico: jcmatizl@correo.udistrital.edu.co

los resultados encontrados (Tadesse, *et al.*, 2014); este hecho se atribuye a la única polarización con la que fueron capturadas las imágenes (HH o VV). A partir de la puesta en marcha de satélites con sensores de radar (ALOS PALSAR, Radarsat-2, TerraSar-X, entre otros) con capacidad de captura en múltiples polarizaciones (HH, VV, HV y VH (Dieudonné, 2004)) se generó un especial interés en cartografiar la ocupación del suelo en el medio urbano, no solo por la clasificación realizada, sino por el nuevo número de productos logrados por medio del análisis de textura (Codjia, *et al.*, 2012).

A su vez, la incursión de nuevas tecnologías como LIDAR han generado gran expectativa, incluso se ha masificado su uso en la gestión y planificación territorial y en la realización de análisis de vegetación en bosques con atributos como la altura de la copa de los árboles, la cual es una medida directa que permite analizar su naturaleza y estado (Lewis and Hancock, 2007), como también el cálculo y modelamiento de índices y volúmenes de biomasa (Lima, *et al.*, 2003). Una de las grandes ventajas en el levantamiento de información LIDAR es el volumen de datos capturados que permite contar con un sin número de registros para la obtención de productos como patrones de homogeneidad para la elevación, tendencia o textura (Filin, 2004).

METODOLOGÍA

Zona de estudio

Debido a la naturaleza de la ciudad de San Francisco, localizada en la costa oeste de Estados Unidos, la interacción y complejidad de los elementos constitutivos del paisaje urbano con la topografía la constituyen como una zona susceptible al análisis a partir de sensores remotos; la zona específica de estudio (Figura 1) comprende los barrios de Financial District, South Beach, South of market, Portero-Hill, Hunters Point, Mision District, y Visitation Valley. Estos vecindarios ostentan una estructura

variada, por ejemplo, los rascacielos presentes en Financial District, la zona portuaria en Dogpath, las zonas industriales en Bayview- Hunters Point y las zonas de uso residencial en Portero-Hill.



Figura 1. Localización área de estudio, distrito de San Francisco, estado de California, Estados Unidos

Insumos

Las imágenes objeto de esta investigación están clasificadas según el tipo de sensor: Radar y LIDAR; las imágenes de Radar provienen del satélite Radarsat-2, el cual tiene la posibilidad de enviar y recibir las ondas del radar en dos polarizaciones, correspondiente a cuatro canales, dos de ellos con señales co-polarizadas (HH, VV) y los otros dos con polarización cruzada (HV, VH) (Centre Canadien de Télédétection, Ressources Naturelles, 2008). Aprovechando la múltiple polarización, es posible obtener la caracterización de las propiedades de difusión y propiedades físicas de las diferentes superficies (Institut National de la Recherche Scientifique, 2010).

La fecha de adquisición de las imágenes de radar corresponden al 9 de abril del 2008 y el tipo de imagen es Single-Looking Complex-SLC, lo que significa que los datos no procesados contienen información de la fase de amplitud. Con respecto a los datos LIDAR, los Modelos Digitales de Terreno (MDT) y Modelos Digitales de Elevación

fueron proporcionados por el USGS para el área de San Francisco, cuyo objetivo era producir productos de alta precisión de elevación en 3D.

Análisis de datos

Imágenes de radar

El procesamiento de las imágenes incluyó correcciones radiométricas y geométricas para la reducción del ruido (tratamiento y eliminación del efecto de sal y pimienta) presente en las imágenes radar. La calibración radiométrica es necesaria para hacer el ajuste de todas las contribuciones en los valores radiométricos, ya que con esto los valores de retrodifusión de los objetos puedan ser comparados (PCI, 2014). La imagen SLC, fue descargada sin el nivel de procesamiento que involucra las correcciones anteriormente descritas, pero a su vez se adquirieron las tablas de comparación (LUT) que permiten convertir los valores numéricos en valores sigma-nought (δ), beta-nought (β) y gamma (γ), aplicando un desplazamiento y una ganancia en los niveles digitales (Khalid and Gill, 2014). Previo a las correcciones geométricas, se aplicó un realce radiométrico a la imagen, con el objetivo de no hacer ninguna alteración a la señal de radar, considerando las transformaciones (Institut National de la Recherche Scientifique, 2010); el realce radiométrico o eliminación del ruido, denominado speckle, de las imágenes SAR (radar de apertura sintética), tiene por objetivo mejorar la interpretación radiométrica; se utilizaron diferentes tipos de filtros con diferentes tamaños de ventana, con el fin de seleccionar el que presentara una mejor reducción del speckle, preservando los contornos y evitando las homogenizaciones. El filtro seleccionado correspondió al Lee Enhanced con un tamaño de ventana de 5 x 5.

Posteriormente, las correcciones geométricas se aplicaron para corregir los problemas de distorsión como causa de la geometría de observación (lateral); la ortorectificación se aplicó como corrección, en la cual los parámetros de entrada fueron: la imagen corregida (eliminación de speckle), una capa vectorial de vías, y un Modelo Digital del Terreno (MDT) con resolución de diez metros descargado del National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). El sistema de proyección utilizado fue UTM zona diez y el método de remuestreo aplicado correspondió al vecino más cercano (Centre Canadien de Télédétection, Ressources Naturelles, 2008).

Imágenes de LIDAR

A partir de las imágenes LIDAR se generó un Modelo Digital de Superficies (MDS) y un MDT con una resolución espacial de dos metros cada uno. Para la elaboración del MDT, se identificaron, clasificaron y filtraron los puntos LIDAR de acuerdo a los códigos de clasificación para formatos LAS, predefinidos por la American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ASPRS) (American Society for Photogrammetry & Remote Sensing, 2011).

Zonas de entrenamiento

Las clases de ocupación del suelo están regidas generalmente por el sistema taxonómico de la USGS (Anderson, *et al.*, 1976). En nuestro caso particular, se utilizaron casi todos los niveles taxonómicos, por ejemplo, el nivel III de Anderson, en donde son clasificadas las zonas residenciales de baja y alta densidad (Jensen, 2007), constituyendo así la selección de zonas de entrenamiento. Por consiguiente, las siguientes clases fueron objeto de estudio: agua, vegetación, zona asfaltada; las zonas con edificaciones, fueron divididas en: edificios de baja densidad, edificios de alta densidad y edificios industriales.

RESULTADOS

Textura

Diferentes medidas de textura fueron evaluadas para la clasificación de la imagen radar, todas ellas basadas en medidas de segundo orden (Presutti, 2004), las cuales tienen en cuenta la matriz de coocurrencia o de niveles de gris (Grey level Co-Ocurrence Matrix, GLCM) (Santé, 2010). Se decidió retener seis de las ocho medidas de textura definidas por Harilack (1979), las cuales fueron calculadas a una escala de 32 niveles de gris, selección, consistente con los hallazgos de (Soh and Tsatsoulis, 1999) y (Codjia, *et al.*, 2013). La distancia entre píxeles (dx/dy) de uno y una ventana de oscilación de 11 x 11. Los cálculos de textura fueron ejecutados para cada uno de los canales de polarización, es decir, HH, HV, VV, el canal de polarización VH fue ignorado, teniendo en cuenta la correlación casi perfecta con el canal HV, en total dieciocho imágenes de textura fueron producidas (seis medidas de textura por tres canales de polarización). Las imágenes de la media, la entropía y la correlación, ofrecieron los contrastes más prominentes, otras imágenes realzan algunas clases del suelo en detrimento de otras.

Para evitar la correlación entre diferentes medidas de textura, se realizó un análisis de correlación necesario para la selección final de los canales de textura a utilizar en la clasificación. Estos, a su vez, se utilizaron para definir la combinación óptima donde fueron necesarias las mediciones de separabilidad (Figura 2).

Como medida de grado de superposición, se utilizó la distancia de Bhattacharyya o la divergencia transformada y el método de clasificación utilizado correspondió al método estándar de clasificación de máxima verosimilitud (Presutti, 2004) (Figura 3).

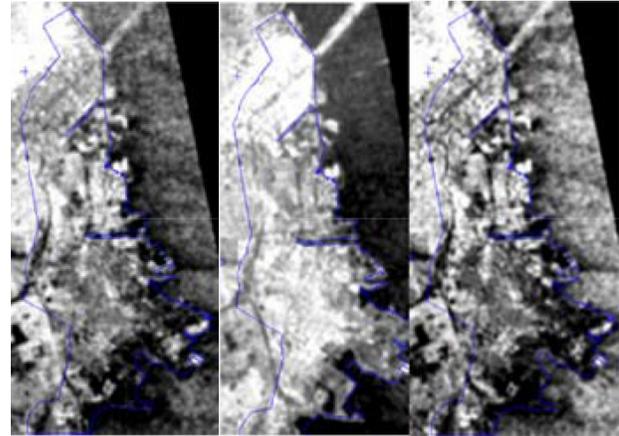


Figura 2. Imágenes de textura-Entropía

| Correlation bande HH | | | | | | Correlation bande HV | | | | | | | |
|----------------------|-------|-------|------|-------|-------|----------------------|----|-------|-------|------|-------|-------|----|
| | HO | DI | MO | EN | CO | EI | | HO | DI | MO | EN | CO | EI |
| HO | 1 | | | | | | HO | 1 | | | | | |
| DI | 0.90 | 1 | | | | | DI | 0.91 | 1 | | | | |
| MO | -0.47 | 0.55 | 1 | | | | MO | -0.5 | 0.61 | 1 | | | |
| EN | 0.98 | 0.87 | 0.49 | 1 | | | EN | 0.98 | 0.88 | 0.51 | 1 | | |
| CO | -0.34 | 0.21 | 0.19 | 0.42 | 1 | | CO | -0.33 | 0.23 | 0.23 | 0.42 | 1 | |
| EI | 0.11 | -0.07 | 0.24 | -0.10 | -0.01 | 1 | EI | 0.06 | -0.04 | 0.07 | -0.06 | -0.01 | 1 |

| Correlation bande VV | | | | | | |
|----------------------|-------|-------|------|-------|------|----|
| | HO | DI | MO | EN | CO | EI |
| HO | 1 | | | | | |
| DI | 0.91 | 1 | | | | |
| MO | -0.55 | 0.6 | 1 | | | |
| EN | 0.98 | 0.87 | 0.57 | 1 | | |
| CO | -0.34 | 0.21 | 0.24 | 0.42 | 1 | |
| EI | 0.08 | -0.03 | 0.18 | -0.07 | 0.02 | 1 |

Figura 3. correlación entre los diferentes tipos de textura con respecto a cada canal de polarización

Las correlaciones mostraron que los comportamientos de textura en todos los canales de polarización (HH, HV, VV) son casi los mismos, en efecto existe una alta correlación entre las texturas de homogeneidad y disimilitud, entre la homogeneidad y la entropía y entre la disimilitud y la entropía; para el resto de casos, las otras imágenes de textura no presentan correlaciones significativas (Figura 4). Las imágenes que presentaron correlaciones bajas son entre la entropía y la correlación.

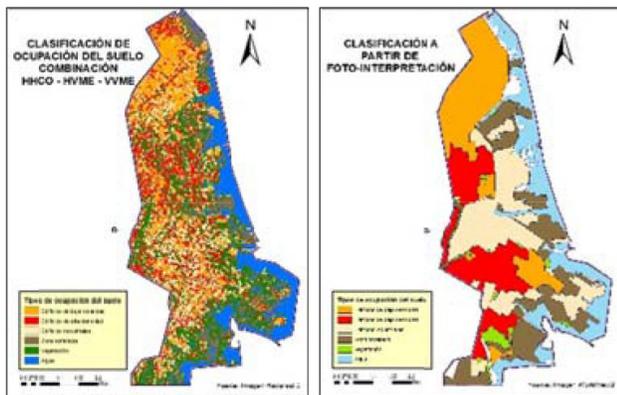


Figura 4. comparación entre clasificación a partir de Radar y fotointerpretación

Con respecto a la separabilidad por canal de polarización pero con la totalidad de imágenes de textura, los resultados son similares; en efecto, los tres canales de polarización ofrecen excelentes separabilidades con excepción de la clase asfalto, la cual tiene similitudes con la clase agua, y con la clase vegetación en la polarización HV; ocasionalmente, las clases de edificaciones son confusas entre sí. Partiendo de los análisis de correlación obtenidos a partir de las diferentes combinaciones de las polarizaciones, con el fin de seleccionar la mejor combinación para la clasificación, donde se encontró que la combinación más óptima es la imagen de correlación del canal HH y las medias de los canales HV y VV (Figura 3). Luego de la selección, la clasificación fue ejecutada.

Según la comparación entre una clasificación a partir de fotointerpretación y la clasificación dada por el radar, se puede observar que la vegetación y el agua fueron generalmente bien delimitados por todas las combinaciones, aunque en algunos casos presenta confusión con las zonas asfaltadas; las clases de edificaciones se encuentran relativamente bien delimitadas, aunque existe una subestimación de los sectores industriales en detrimento de otras clases. Partiendo de esta primera clasificación se incluyeron las alturas de

los elementos del paisaje a partir de los datos LIDAR, siguiendo la hipótesis de que dichas alturas resolverían los conflictos entre las diferentes clases, especialmente las clases de edificaciones.

Una vez construidos el Modelo Digital de Terreno (MDT) y el Modelo Digital de Superficie (MDS) se procedió a hacer la diferencia entre estos dos productos; posteriormente fueron extraídos los histogramas por cada clase de ocupación del suelo. A partir del análisis de dichos histogramas se observa que el análisis de textura no es del todo concluyente, debido a que no existe una clara tendencia a caracterizar cualquier clase; se establecieron umbrales por alturas para cada clase de ocupación del suelo, los resultados de los umbrales muestran una mejor separación entre las clases de edificaciones, sin embargo, aún subsisten algunos solapamientos; con los umbrales definidos y los canales de polarización se procede a hacer la clasificación y el suavizado de la misma. El mismo método de clasificación dirigida fue aplicado para el suavizado de la imagen, un filtro modal fue aplicado, este permite retener el valor modal que corresponde a la frecuencia más elevada presentada en el kernel (Caloz and Collet, 2001) (Figura 5).

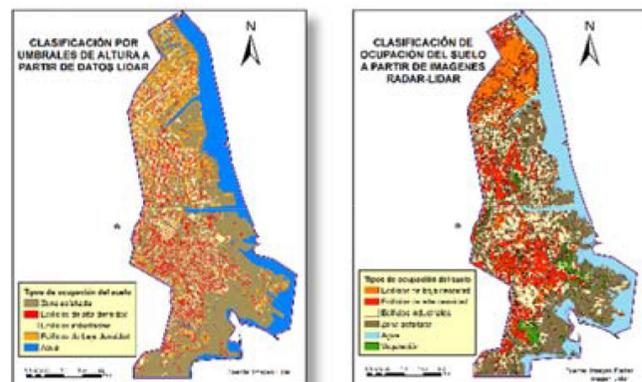


Figura 5. Clasificación por umbrales de altura de la imagen Lidar Vs Clasificación a partir de datos Radar-Lidar

A pesar de que la imagen sigue siendo rugosa, esta muestra una mejor homogeneización y discriminación de clases, con un kappa alrededor del 96% y una precisión media del 88%, porcentajes que, con respecto a las clasificaciones anteriores, reafirman el potencial (Gamba, *et al.*, 2003) y las ventajas de la fusión entre estas clases de datos (Barbanson, *et al.*, 2015). Aunque las matrices de confusión mostraron que existen aún errores de comisión, omisión, estos son más o menos aceptables; las peores confusiones se presentaron entre las edificaciones de alta densidad e industriales y en menor medida entre estas y las edificaciones de baja densidad y las zonas asfaltadas. Con respecto a las demás clases, presentan valores por debajo del 10% de mezcla entre ellas.

CONCLUSIONES

Los análisis iniciales en la selección de una combinación óptima no han permitido optimizar con claridad la separabilidad presente en las clases; las confusiones observadas, por ejemplo, entre las zonas asfaltadas y las superficies de agua, son dadas por la similaridad de su textura o por cuerpos flotantes. La disponibilidad de modelos digitales de terreno y de superficie nos permitió profundizar más en el análisis al incorporar la altura de los objetos como canal adicional dentro de la clasificación; los resultados de la clasificación mejoraron notablemente con la separación de la clase edificación de baja densidad de otras clases de edificación. Las edificaciones de baja densidad y las edificaciones industriales, continúan en confusión; las compensaciones de la radiometría radar por los efectos cardinales, antes de la generación de imágenes de textura (Codjia, 2012), es necesario tenerla en cuenta si se quiere lograr una clasificación de mejor calidad. Las diferentes alturas presentes en las edificaciones de baja densidad pueden causar problemas al realizar la clasificación, por cuanto, una separación por altura de esta clase puede resolver este problema y lograr una mejor clasificación. La definición de umbrales más

precisos puede desencadenar mejores resultados al momento de la clasificación; a su vez, una redefinición de los niveles taxonómicos de Anderson, permitirá que no se solapen las clases, por ejemplo, edificaciones de baja densidad y edificaciones industriales.

REFERENCIAS

- American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (2011). *Las specification*. Maryland: ASPRS.
- Anderson, J., Hardy, E., Roach, J. and Witmer, R. (1976). A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. *Geological Survey Professional, 964*.
- Barbanson, C. *et al.* (2015). Fusion of lidar and radar data for land-cover mapping in natural environments. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 3715-3718.
- Caloz, R. and Collet, C. (2001). Précis de télédétection, traitements numériques d'images de télédétection. *Presses de l'Université du Québec*.
- Centre Canadien de Télédétection, Ressources Naturelle. (2008). *Notions fondamentales de télédétection*. Canada : Ressources naturelles Natural Resources.
- Codjia, C., Cavayas, F. and Desjardains, R. (2012). Effets cardinaux sur les images SAR en milieu urbain et possibilités de compensation. *Canadian Journal of Remote Sensing, 37(5)*, 510-519.
- Codjia, C., Cavayas, F. and Desjardains, R. (2013). Caractérisation des types d'occupation du sol en milieu urbain à partir de l'imagerie Radarsat-1 et -2: Approche texturale. *Canadian Journal of Remote Sensing, 38(4)*, 496-513.
- Filin, S. (2004). Surface classification from airborne laser scanning data. *Computers & Geosciences, 30(9)*, 1033-1041.
- Gamba, P., Dell'acqua, F. and Houshmad, B. (2003). Comparison and fusion of LIDAR and InSAR digital elevation models over urban areas. *International Journal of Remote Sensing, 24(22)*, 4289-4300.
- Haralick, R., Shanmugam, K. et Dinstein, I. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE*

- Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (6), 610-621.
- Henderson, F. and Xia, Z. (1997). AR Applications in Human Settlement Detection, Population Estimation and Urban Land Use Pattern Analysis: A Status Report. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 35(1), 79-85.
- Herold, N., Haac, B. and Solomon, E. (2004). An evaluation of radar texture for land use/cover extraction in varied landscapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 5(2), 113-128.
- Institut National de la Recherche Scientifique (2010). Étude du potentiel des données polarimétriques RADARSAT-2 pour le suivi de l'humidité du sol en milieu agricole. *Rapport technique No R-1194*.
- Jensen, J. (2007). *Remote sensing of the environment, an earth resource perspective*. Upper Saddle River, New Jersey. Editorial: Prentice-Hall.
- Khalid, E. and Gill, E. (2014). *Understanding the Significance of Radiometric Calibration for Synthetic Aperture Radar Imagery*. Faculty of Engineering and Applied Science Memorial University of Newfoundland, St. John's.
- Lewis, P. and Hancock, S. (2007). *LiDAR for vegetation applications*. Londres: s.n. Editorial : London's Global University.
- Lima, K. et al. (2003). *LIDAR remote sensing of forest structure*. *Progress in Physical Geography* 27. pp 88-106.
- Mouafo, D. (2000) Télédétection radar et délimitation des formes urbaines : application à la ville de Douala au Cameroun. In J.-M. Dubois, R. Caloz et P. Gagnon (éd.) *La télédétection en francophonie : analyse critique et perspectives* (pp. 71-84). Montreal : Agence universitaire de la Francophonie.
- PCI. (2014). *SAR processing with Geomatica and SPTA Training Guide*. PCI Geomatics Enterprises Inc. Ontario, Canada.
- Presutti, M. (2004). La matriz de co-ocurrencia en la clasificación multispectral: tutorial para la enseñanza de medidas texturales en cursos de grado universitario. 4ª Jornada de *Educação em Sensoriamento Remoto no Âmbito do Mercosul*, 10-19.
- Rottensteiner, F. et al. (2004). Building Detection by Dempster-Shafer Fusion of LIDAR Data and Multispectral Aerial Imagery. Proceedings of the Seventeenth International Conference on Pattern Recognition. *International Conference on Pattern Recognition*, 339-342.
- Santé, I. (2010). *Notes de curse, Apuntes teledetección*. Compostela : Universidad de Santiago de Compostela.
- Soh, L. and Tsatsoulis, T. (1999). Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 37, 780-795.
- Tadesse, H. (2014). Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 780-795.