

ACTUALIZACIONES SUCESIVAS DE MAPAS DE CUBIERTA DEL SUELO COMBINANDO SEGMENTACIÓN DE IMAGEN E INTERPRETACIÓN VISUAL

Jean-François MAS^a, Rafael GONZÁLEZ^a, Richard LEMOINE-RODRÍGUEZ^a, Jairo LÓPEZ-SÁNCHEZ^b, Andrés PIÑA-GARDUÑO^b y Evelyn HERRERA-FLORES^b

^a Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, Universidad Nacional Autónoma de México, Morelia, Michoacán, email: jfmas@ciga.unam.mx

^b Escuela Nacional de Estudios Superiores, Universidad Nacional Autónoma de México, Morelia, Michoacán.

RESUMEN

En este artículo se presenta un método híbrido que combina segmentación de imágenes, análisis espacial (SIG) e interpretación visual para actualizar cartografía de uso/cubierta del suelo y evaluar sus cambios. El método se aplicó para elaborar una base de datos del uso/cubierta del suelo multifecha para el Estado de Michoacán utilizando imágenes SPOT 5. Se mejoró la resolución de un mapa de uso/cubierta del suelo escala 1:100,000 producido a través de la interpretación visual de imágenes SPOT de 2007. Se segmentaron imágenes SPOT 2007, creando objetos espectralmente homogéneos. Cada segmento recibió la categoría de "mayoría" con base en el mapa. Además, se calcularon los índices espectrales de la imagen SPOT para cada banda y segmento. Esto permitió caracterizar cada segmento con base en las imágenes (índices espectrales) y el mapa (categoría). Con el fin de detectar áreas de incertidumbre donde difieren la respuesta espectral y la categoría obtenida del mapa, se determinó una función de densidad que describe la probabilidad relativa para cada objeto de pertenecer a una categoría de CUS. Los segmentos con valores atípicos fueron etiquetados como "inciertos" y se determinó una probable categoría alternativa mediante una clasificación digital. Posteriormente, los segmentos fueron inspeccionados visualmente para asignar una categoría final. El mismo procedimiento se aplicó para generar los mapas de 2004 y 2014. Finalmente, se realizó una evaluación de la fiabilidad utilizando sitios de verificación seleccionados a partir de un muestreo aleatorio estratificado e interpretado visualmente utilizando imágenes de alta resolución y datos de campo.

Palabras clave: Base de datos de cubierta del suelo, Actualización cartográfica, Segmentación de imágenes, Interpretación visual

ABSTRACT

This article presents a hybrid method that combines image segmentation, GIS analysis, and visual interpretation in order to detect discrepancies between an existing land use/cover map and assess land use/cover changes. It was applied to the elaboration of a multirate land use/cover database of the State of Michoacan, Mexico using SPOT 5 imagery. The method was first applied to improve the resolution of an existing 1:100,000 map produced through the visual interpretation of 2007 SPOT images. A segmentation of the 2007 SPOT images was carried out to create spectrally homogeneous objects. Each segment receives the "majority" category from the map. Furthermore, spectral indices of the SPOT image were calculated for each band and each segment. This allowed characterized each segment from the images (spectral indices) and the map (class label). In order to detect uncertain areas which present discrepancy between spectral response and class label, a multivariate trimming, which consists in truncating a

distribution from its least likely values, was applied. The segments that behave like outliers were detected and labeled as “uncertain” and a probable alternative category was determined by means of a digital classification. Then, the segments were visually inspected to assign a final category. The same procedure was applied to generate the 2004 and 2014 maps. As a final step, an accuracy assessment was carried out using verification sites selected from a stratified random sampling and visually interpreted using high resolution imagery and ground truth.

Keywords:-Land cover database, Updating, Image segmentation, Visual interpretation

1 INTRODUCCIÓN

Debido a su posición latitudinal, su diversidad topográfica, climática y geológica, México presenta una gran biodiversidad. En particular, se encuentran muchos tipos de vegetación, incluyendo bosques templados y tropicales (Toledo, 1994). Además, México presenta altas tasas de cambio de cubierta/uso del suelo (CCUS) incluyendo importantes procesos de deforestación y degradación forestal (Mas et al., 2004, Velázquez et al., 2010). Estos cambios propician la creación de paisajes complejos compuestos por un mosaico de diferentes usos del suelo y fragmentos de vegetación nativa. Como resultado de esta gran diversidad, los sistemas clasificatorios de los mapas de uso/cubierta del suelo (CUS) son complejos. Por ejemplo, el mapa de uso del suelo y vegetación del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), tiene 57 tipos de vegetación y 20 tipos de uso del suelo (INEGI, 2011). En las imágenes de satélite, diferentes tipos de cubiertas presentan una respuesta espectral similar y el mismo tipo de cubierta puede presentar diferentes respuestas espectrales dependiendo de la densidad de la vegetación y de su estado fenológico y de conservación. Debido a esta complejidad y diversidad, el mapeo de la cubierta y uso del suelo no es una tarea fácil.

Debido a los CCUS, los mapas de CUS requieren una actualización frecuente. Adicionalmente, la elaboración de bases de datos cartográficos multifechas permite evaluar los CCUS. Se pueden utilizar diferentes enfoques para elaborar y actualizar mapas de CUS existentes. Por un lado, la interpretación visual, a menudo asistida por computadora, ha sido ampliamente utilizada para elaborar cartografía de CUS, incluyendo cartografía de grandes extensiones como Europa

(Feranec et al., 2007), África (Disperati y Virdis, 2015) y China (Zhang et al., 2014). Dicho procedimiento permite a los productores del mapa incluir una gran diversidad de criterios de clasificación tales como la textura, forma, diseño, tamaño y proximidad entre objetos, así como los conocimientos del intérprete. Este enfoque ha mostrado a menudo permitir la obtención de resultados más exactos que enfoques de clasificación digital (Sader et al., 1990, Mas y Ramírez, 1996, Palacio Prieto y González, 1994, van den Broek et al., 2004). Además, la interpretación visual permite evaluar los CCUS con precisión (Zhang et al., 2014, y Disperati Virdis, 2015).

Por otro lado, la clasificación digital de imágenes con procesamientos totalmente automáticos utilizando la información espectral eventualmente combinada con datos auxiliares (Gebhardt et al., 2014), permite un análisis más rápido pero presentan a menudo más errores de clasificación que la interpretación visual.

Este estudio tuvo como objetivo desarrollar un método híbrido (procesamiento semiautomático basado en interpretación visual y algoritmos automáticos) que combina la segmentación de imágenes, el análisis espacial y la interpretación visual para elaborar una base de datos cartográfica multifecha que permita producir cartografía actualizada y evaluar los CCUS (con principal énfasis en la deforestación).

2 ÁREA DE ESTUDIO

El Estado de Michoacán (Fig.1), que abarca aproximadamente 60,000 kilómetros cuadrados, es uno de los estados más diversos de México. Presenta diferentes tipos de bosques tropicales y

templados así como importantes procesos de CCUS (Bocco et al., 2001).



Figura 1. Ubicación geográfica del estado de Michoacán, México. El cuadro en rojo representa el área de las figuras subsiguientes.

3 MATERIALES

Utilizamos 32 imágenes SPOT 5 de 2007 junto con un mapa de CUS escala 1:100,000 obtenido con base en la interpretación visual de una imagen SPOT de 2007. El procesamiento de imágenes se llevó a cabo utilizando la plataforma de modelado espacial DINAMICA EGO (Soares-Filho et al., 2002), el programa de segmentación de imagen BIS Cloud (Berkeley Image Segmentation on the cloud) (Berkeley Image Segmentación, 2015), el sistema de información geográfica QGIS (QGIS development team, 2015) y R (R Core Team, 2013).

4 MÉTODOS

El método es una adaptación del enfoque propuesto por Radoux y Defourny (2010) y Radoux et al. (2014) para actualizar cartografía y/o detectar cambios. Este enfoque consiste en utilizar

un mapa de CUS desactualizado o de baja escala para clasificar una imagen reciente. En este caso, se procedió a mejorar el detalle de un mapa escala 1:100,000 de 2007. Para ello, se llevó a cabo una segmentación de datos SPOT 2007 usando un algoritmo de región de crecimiento, lo que permitió la creación de objetos espectralmente homogéneos con un área mínima de una hectárea. En un paso siguiente, la imagen segmentada y el mapa con escala 1:100,000 se superpusieron (operación de “overlay” en un SIG) con el fin de asignar a cada segmento la categoría que cubre la mayor proporción de su área. Además, se calculó la respuesta espectral de cada segmento y fue asociado a una categoría (del mapa) y a índices espectrales de la imagen (media y desviación estándar de los valores numéricos digitales para cada banda espectral).

A continuación, cada categoría se definió por una función de densidad (Fig. 2), que describe la probabilidad relativa para un objeto con un dado valor espectral de pertenecer a una categoría particular. Los segmentos cuya categoría no coincidía con la respuesta espectral “típica” de su categoría fueron identificados como segmentos atípicos (outliers) por el recorte (eliminación de valores atípicos) de la función de densidad. Se asignó a estos segmentos una categoría alternativa determinada por un clasificador de árbol C5 utilizando la respuesta espectral, que fue la categoría de apoyo para el intérprete visual. La categoría definitiva fue determinada a través de la interpretación visual de una composición en falso color de las imágenes SPOT 5. En una etapa siguiente, se aplicó el mismo método para “desactualizar” el mapa de 2007 a 2004 utilizando imágenes SPOT de 2004.

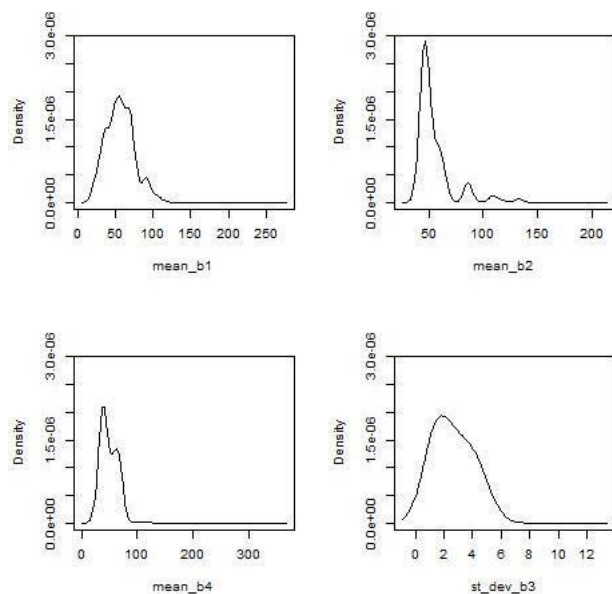


Figura 2. Función de densidad por banda analizada.

Con la finalidad de mejorar la precisión de ambos mapas (el mapa que se verificaba; 2004 y el de referencia; 2007), la verificación visual se hizo en ambos sentidos, inspeccionando también si las categorías ya asignadas a los segmentos para 2007 eran correctas. En los casos que existieron errores de clasificación estos fueron reclasificados y se actualizaron a la capa de referencia (2007).

Debido a que el presente trabajo tuvo énfasis en detectar deforestación se incluyó una segunda verificación, la cual consistió en inspeccionar las zonas deforestadas detectadas por Hansen et al. (2013) para el periodo de nuestro estudio. En el caso de los cambios detectados por Hansen et al. (2013) que se corroboraron visualmente como verdadera deforestación, se procedió a actualizarlos a nuestro mapa de 2007.

Los procesamientos y verificaciones aplicadas a ambos mapas permitieron obtener como resultado mapas de CCUS para los años 2004 y 2007 escala 1:50,000.

El mismo procedimiento se aplicó para actualizar el mapa para 2014 con imágenes SPOT 5. En la actualización del mapa de 2007 a 2014, se puede asumir razonablemente que muchas discrepancias corresponden a verdaderos CCUS. Por último, se llevó a cabo una evaluación de la

fiabilidad utilizando sitios de verificación derivados de un muestreo aleatorio estratificado utilizando imágenes SPOT pancromáticas fusionadas. Los cálculos de los índices de fiabilidad se hicieron siguiendo el método propuesto por Card (1982).

5 RESULTADOS

Se elaboró un sistema de clasificación de 25 categorías incluyendo 25 categorías de CUS (Tabla 1). En el mapa de CUS a escala 1:100,000 de 2007, la representación de objetos depende de normas cartográficas como el área mínima cartografiada y la generalización de polígonos. La segmentación de las imágenes SPOT 2007 creó objetos espectralmente homogéneos con una superficie mínima de una hectárea (Fig. 3). La imagen segmentada era, por lo tanto espacialmente más detallada que el mapa escala 1:100,000 de 2007 obtenido a través de la interpretación visual (Fig. 4).

Categoría CUS	código
Agricultura de riego	1
Agricultura de temporal	2
Cultivo perenne	3
Asentamientos humanos	4
Pastizal inducido / pastizal cultivado	5
Bosque de encino / veg primaria arbórea	6
Bosque de encino / veg secundaria herbácea	7
Bosque de oyamel primario	8
Bosque de oyamel secundario	9
Bosque de pino / veg primaria	10
Bosque de pino / veg secundaria	11
Bosque mesofilo primario	12
Bosque mesofilo secundario	13
Bosque Pino encino / veg primaria	14
Bosque Pino encino / veg secundaria	15
Matorral subtropical	16
Matorral subtropical secundario	17
Selva baja caducifolia / veg primaria	18
Selva baja caducifolia / veg secundaria	19
Selva mediana caducifolia / veg primaria	20
Selva mediana caducifolia / veg secundaria	21
Cuerpos de agua	22
Manglar	23
Popal-tular	24
Sin vegetación aparente	25

Tabla 1. Clases de CUS.

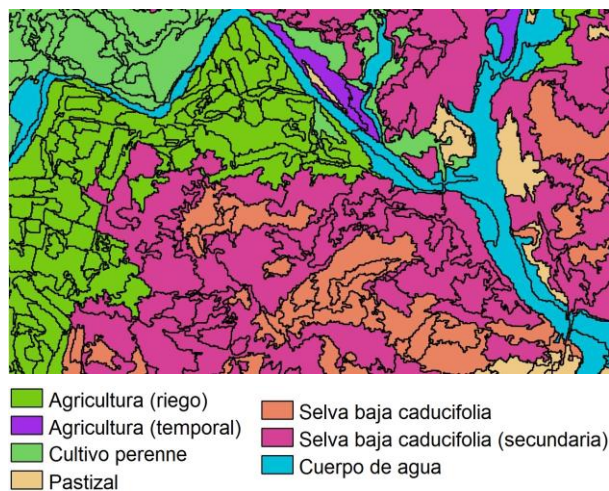


Figura 3. Segmentos clasificados a partir de una imagen SPOT 5 2007.

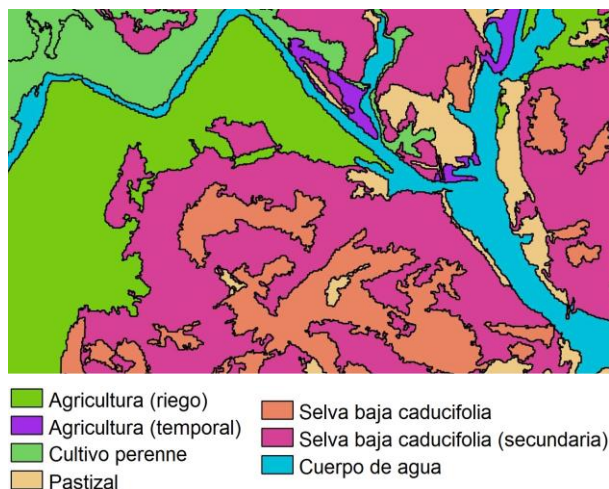


Figura 4. Mapa escala 1:100,00 de 2007.

El método empleado permitió generar la cartografía correspondiente para identificar los CUS del estado de Michoacán en una fecha anterior (2004) y posterior (2014) a partir del mapa de CCUS de 2007.

La evaluación de la fiabilidad del mapa 1:50,000 de 2007 indica una fiabilidad global de $79,5\% \pm 3,3$ y fiabilidades del usuario y del productor entre el 50 y el 100%.

El mapa 2007 se utilizó para actualizar la información empleando imágenes SPOT 5 de 2014 (Fig. 5). En resumen, este método permitió

actualizar los mapas mediante diferentes insumos e imágenes.

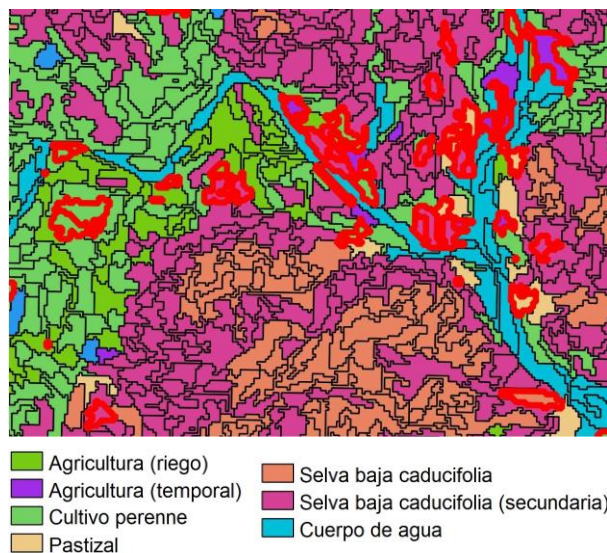


Figura 5. Probable clasificación mediante el algoritmo C5 de la segmentación actualizada con base en una imagen SPOT 5 (2014). Se resaltan en rojo los segmentos detectados como "incierto" antes de la interpretación visual.

6 DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

La interpretación visual es ampliamente utilizada para actualizar cartografía existente. De acuerdo con Zhang et al. (2014) los procesos de CCUS son cuantificados con mayor precisión mediante la interpretación visual que por clasificación digital. Sin embargo, en el caso de la elaboración de la nueva cartografía (sin mapa anterior existente) o cuando el mapa anterior existente está en una escala más burda, la delimitación visual de polígonos es una tarea que requiere de una inversión de tiempo muy grande. En estos casos, la segmentación de imágenes digitales es una manera de capturar los límites entre los diferentes tipos de CUS. Además, el enfoque híbrido permite optimizar el trabajo del intérprete identificando áreas con posibles errores o cambios. Así, se utiliza la clasificación espectral pero la "última palabra" se da a la interpretación visual, ya que, debido a la confusión espectral, consideramos más precisa la opinión del intérprete (conocimiento experto) al verificar visualmente.

La fiabilidad obtenida es mayor que aquella comúnmente obtenida mediante enfoques digitales en México. Estamos utilizando este método para la elaboración de una serie de mapas multifecha para monitorear CCUS en Michoacán. Se requieren nuevos análisis para evaluar más a detalle los errores de clasificación. Para ello, intérpretes expertos del INEGI evaluarán el mapa de CUS y los sitios de verificación utilizados en la primera evaluación de la fiabilidad serán interpretados de nuevo por un segundo intérprete y, eventualmente serán verificados en campo en caso de existir incongruencias entre la primera y la segunda interpretación. Por último, se integrará en la base de datos la información de parcelas de campo del Inventario Forestal Nacional y de Suelos (INFyS).

AGRADECIMIENTOS

Este estudio fue apoyado por el proyecto "Monitoreo de la cubierta del suelo y la deforestación en el Estado de Michoacán: un análisis de Cambios Mediante Sensores Remotos una escala regional (Fondo Mixto Conacyt - Gobierno del Estado de Michoacán, clave 192429). Agradecemos a Luis Giovanni Ramírez Sánchez y Marisol González Rodríguez su participación en la interpretación de imágenes. Las imágenes SPOT fueron obtenidas a través del acuerdo ERMEXS-UNAM.

REFERENCIAS

- Berkeley Image Segmentation, 2015.
- Bocco, G., Mendoza, M. and Masera, O. R., 2001. La dinámica del cambio del uso del suelo en Michoacán. Una propuesta metodológica para el estudio de los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas* 44, pp. 18–38.
- Card, D. H., 1982. Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy.
- Disperati, L. and Viridis, S. G. P., 2015. Assessment of land-use and land-cover changes from 1965 to 2014 in Tam Giangcau Hai lagoon, central Vietnam. *Applied Geography* 58(0), pp. 48 – 64.
- Feranec, J., Hazeu, G., Christensen, S. and Jaffrain, G., 2007. Corine land cover change detection in europe (case studies of the Netherlands and Slovakia). *Land Use Policy* 24(1), pp. 234 – 247.
- Gebhardt, S., Wehrmann, T., Ruiz, M. A. M., Maeda, P., Bishop, J., Schramm, M., Kopeinig, R., Cartus, O., Kelldorfer, J., Ressler, R. et al., 2014. Mad-mex: Automatic wall-to-wall land cover monitoring for the mexican redd-mrv program using all landsat data. *Remote Sensing* 6(5), pp. 3923–3943.
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O. and Townshend, J. R. G., 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342(6160) pp. 850–853.
- INEGI, 2011. Metodología para la Generación y Actualización de la Información de Uso de Suelo y Vegetación, escala 1:250,000, Serie IV. Technical report.
- Mas, J. and Ramirez, I., 1996. Comparison of land use classifications obtained by visual interpretation and digital processing. *ITC Journal* (3), pp. 278–283.
- Mas, J.-F., Velázquez, A., Díaz-Gallegos, J., Mayorga-Saucedo, A., Alcántara, C., Bocco, G., Castro, R., Fernández, T. and Pérez-Vega, A., 2004. Assessing land use/cover changes: A nationwide multivariate spatial database for Mexico. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 5(4), pp. 249-261.
- Palacio Prieto, J. and González, L., 1994. Clasificación espectral automática vs. clasificación visual: un ejemplo al sur de la ciudad de México. *Investigaciones Geográficas Boletín* 29, pp. 25–40.
- QGIS Development Team, 2015. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project.
- R Core Team, 2013. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Radoux, J. and Defourny, P., 2010. Automated image-to-map discrepancy detection using iterative trimming. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 76(2), pp. 173–181.
- Radoux, J., Lamarche, C., Van Bogaert, E., Bontemps, S., Brockmann, C. and Defourny, P., 2014. Automated training sample extraction for global land cover mapping. *Remote Sensing* 6(5), pp. 3965–3987.
- Sader, S. A., Stone, T. A. and Joyce, A. T., 1990. Remote sensing of tropical forests: an overview of research and applications using non-photographic sensors. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 56(10), pp. 1343–1351.
- Soares-Filho, B. S., Cerqueira, G. C. and Pennachin, C. L., 2002. Dinamica - a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an amazonian colonization frontier. *Ecological modelling* 154(3), pp. 217–235.

- Toledo, V. M., 1994. La biodiversidad de México. *Ciencias* 34, pp. 43–57.
- van den Broek, A. C., Smith, A. J. E. and Toet, A., 2004. Land use classification of polarimetric SAR data by visual interpretation and comparison with an automatic procedure. *International Journal of Remote Sensing* 25(18), pp. 3573–3591.
- Velázquez, A., Mas, J.-F., Bocco, G. and Palacio-Prieto, J. L., 2010. Mapping land cover changes in Mexico, 1976-2000 and applications for guiding environmental management policy. *Singapore Journal of Tropical Geography* 31(2), pp. 152–162.
- Zhang, Z., Wang, X., Zhao, X., Liu, B., Yi, L., Zuo, L., Wen, Q., Liu, F., Xu, J. and Hu, S., 2014. A 2010 update of national land use/cover database of china at 1:100000 scale using medium spatial resolution satellite images. *Remote Sensing of Environment* 149(0), pp. 142 – 154.