XVI SIMPOSIO INTERNACIONAL SELPER 2014

La Geoinformación al Servicio de la Sociedad

Memorias

Sociedad Latinoamericana en Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial
Capítulo Colombia

30 AÑOS

Medellín, Colombia
29 de Septiembre al 3 de Octubre de 2014

Análisis de los patrones de deforestación en México

Jean-François Mas, Gabriela Cuevas, Adriana Rodríguez, Jaime Paneque Gálvez, Yan Gao y Jaime Octavio Loya-Carrillo

Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental

Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM)

Antigua Carretera a Pátzcuaro No. 8701

Col. Ex-Hacienda de San José de La Huerta

C.P. 58190 Morelia Michoacán MÉXICO

jfmas@ciga.unam.mx

Resumen

México, con una extensión de cerca de dos millones de km^2, tiene altos niveles de biodiversidad y a la vez presenta altas tasas de deforestación y degradación forestal. Durante la última década, los esfuerzos permitieron cartografiar y monitorear los cambios de cubierta/uso de suelo (CCUS) de forma más detallada y confiable. Sin embargo, los procesos de cambio aún son poco conocidos en lo que se refiere a su distribución espacio-temporal y el efecto de los factores medioambientales y socio-económicos que los promueven.

Dada la complejidad del territorio mexicano, se espera que los procesos de cambio presenten variaciones importantes a lo largo del territorio. El uso de métodos de análisis local como la detección de puntos calientes o fríos ("hot spots" y "cold spots") así como modelos de regresión ponderada geográficamente, permiten identificar las variaciones de los procesos de CCUS en el espacio. En particular, las regresiones ponderadas geográficamente permiten mapear la variación espacial del efecto de un factor de cambio.

En este estudio, se elaboraron mapas de cambios utilizando mapas de uso del suelo y vegetación del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) y de la base de datos *Forest Cover Change* de la Universidad de Maryland (Hansen, 2013). Se construyó también una base de datos espacial que incorpora factores potenciales de los cambios, incluyendo variables medioambientes (topografía, clima, suelos...), socio-económicas (densidad poblacional, marginación, actividades económicas...), de accesibilidad (vías de comunicación, poblaciones), de políticas de fomento al sector agropecuario y de conservación. Se identificaron áreas con tasas de cambio altas y se evaluó el efecto de variables sobre los cambios para finalmente delimitar regiones con dinámicas y factores de cambio similares.

Palabras claves: Deforestación, patrones espaciales, índice de Getis-Ord, modelos de regresión ponderada geográficamente.

Abstract

Mexico, with an area of about two million km^2, is a biodiverse country but also has high rates of deforestation and forest degradation. During the last decade, improvements have been made to carry out land use/cover changes (LUCC) mapping and monitoring. However, the processes of change are still poorly understood with respects to their spatial-temporal distributions and the effect of environmental and socio-economic factors that promote them. Given the complexity of the Mexican territory, significant variations of these processes throughout the territory are expected. Methods of local analysis, such as the detection of hot or cold spots and geographically weighted regression models, are able to

identify such variations. In particular, the geographically weighted regressions enable the mapping of the spatial variation of the effect of a LUCC factor. In this study, changes maps were produced using maps of land use and vegetation from the National Institute of Statistics and Geography (INEGI) and the database *Forest Cover Change* at the University of Maryland (Hansen et al., 2013). We elaborated a spatial database of potential factors, including environments variables (topography, climate, soils...), socio-economic (population density, marginalization, economic activities...), accessibility (roads, population), public policies to promote agriculture, cattle ranching and conservation. Areas with high rates of change were identified and the effect of variables on changes was evaluated.

Key words: Deforestation, spatial patterns, Getis-Ord index, geographically weighted regression models

Introducción

México, con una extensión de cerca de dos millones de km^2, es un país megadiverso que presenta sin embargo altas tasas de deforestación y degradación forestal. Durante las últimas décadas, los sectores académico y gubernamental llevaron a cabo importantes esfuerzos para monitorear los cambios de cubiertas/uso de suelo (CCUS) con un especial énfasis en la deforestación, logrando evaluar las tasas de cambio de manera mucho más confiable. No obstante los procesos de cambios son aún poco conocidos.

Dada la complejidad del territorio mexicano, un estudio global de los conductores de la deforestación no es idóneo ya que es probable que los procesos de cambio y sus factores

sean muy diferentes dependiendo de la región. Sin embargo es difícil determinar *a priori* regiones homogéneas en cuanto a estos procesos, es decir, regiones en las cuales los mismos conductores actúan de la misma forma. El uso de métodos de análisis local como las regresiones ponderadas geográficamente (RPG), permite identificar las variaciones de los procesos en el espacio. Las regresiones ponderadas geográficamente permite identificar las variables espaciales de las relaciones entre una variable dependiente (por ejemplo tasa de deforestación) y variables explicativas o independientes (por ejemplo tenencia de la tierra, densidad de población, etc.). Este enfoque se aplicó a estudiar patrones espaciales de fenómenos tan diversos como deforestación (Pineda Jaimes et al., 2010), reforestación (Clement et al., 2009), índices delictivos (Cahill & Mulligan, 2007) y valor de casas (Fotheringham et al., 2002; Mennis, 2006).

Materiales

Se elaboró una base de datos geográficos multitemporal integrando la información a continuación en un sistema de información geográfica:

- Mapas de cubierta/uso del suelo (CUS), escala 1:250,000 del Instituto Nacional de Geografía, Estadística e Informática (INEGI) para 2002, 2007 y 2012. Estos mapas son compatibles en términos de escala y sistema de clasificación. En este estudio, se simplificó el sistema de clasificación para obtener categoría muy generales (Matorrales, Agricultura, Asentamientos humanos, Pastizales y Áreas forestales).
- Mapas de cambio de la base de datos Global Forest Change 2000-2012) (Hansen/UMD/Google/USGS/NASA).
- Mapas de datos auxiliares (límites municipales, modelo digital de elevación,

pendientes, suelos, clima, carreteras, asentamientos humanos).

- Datos socio-económicos del INEGI a nivel municipal (Censos de población de 2000 y 2005, tenencia de la tierra).
- Datos sobre políticas gubernamentales (apoyo al campo PROCAMPO, a la ganadería PROGAN, áreas protegidas).

La elaboración de la base de datos espaciales se llevó a cabo con los programas ArcGIS (ESRI, Redlands, CA) y Q-GIS (www.qgis.org/). El análisis estadístico y las gráficas se crearon usando R (R Development Core Team 2009). Los modelos de regresión geográficamente ponderada se llevaron a cabo usando los paquetes gwrr (Wheeler, 2007 y 2012) y spgwr (Bivand y Yu, 2012) en R.

Monitoreo de Cambios de Cobertura/Uso del Suelo (CCUS)

Los mapas de CCUS se elaboraron mediante la superposición de los mapas de CUS de las diferentes fechas y los datos de cambio forestal de Hansen et al. (2013). Con base en los mapas de CCUS se calcularon las áreas y tasas de cambio, incluyendo tasas brutas y netas de deforestación.

Relación entre CCUS y sus conductores

Para determinar cuáles conductores son los que más probablemente estén asociados a la deforestación, se calcularon tasas de cambio durante los periodos 2002-2007 y 2002-2012 para cada municipio. Se comparó estos índices con las variables que describen factores medio-ambientales, de accesibilidad, presión antrópica, actividades socioeconómicas y

políticas gubernamentales.

La RPG proporciona un modelo local de la variable dependiente que intenta entender y/o prever al ajustar una ecuación de regresión a cada entidad en el espacio. La RPG construye ecuaciones individuales mediante la incorporación de las variables dependiente e independiente(s) de las entidades que caen dentro del ancho de banda de cada entidad de destino con la ayuda de ventana “kernel” de análisis (figura 1).

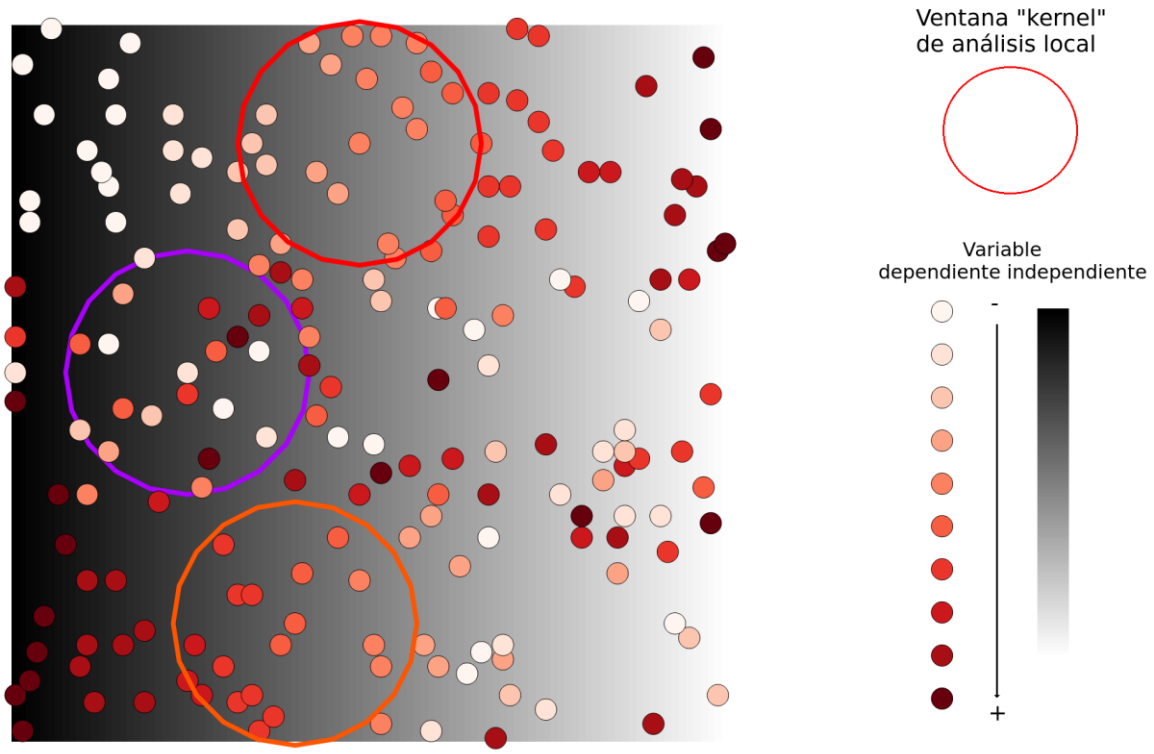

Figura 1 – Ventanas de análisis de dos variables espaciales. En la parte norte del área, se puede observar una relación positiva entre la variable dependiente (círculos en tonos de rojo) y la variable independiente en tonos de gris. En una sección al suroeste del área se observa una relación negativa mientras que en el resto del área de estudio no hay relación obvia.

En la figura 1, se puede observar los valores de una variable dependiente (en escala de rojo) que se pretende explicar con la variable de la imagen en escala de gris. Con un modelo de regresión global, no se puede mostrar ninguna relación entre ambas variables. Sin embargo, los análisis locales (ventanas rojas y naranjas que corresponden a los símbolos del mismo color en la figura 2) revelan asociaciones locales entre las dos variables en el norte y sudoeste del área de estudio (Figura 2).

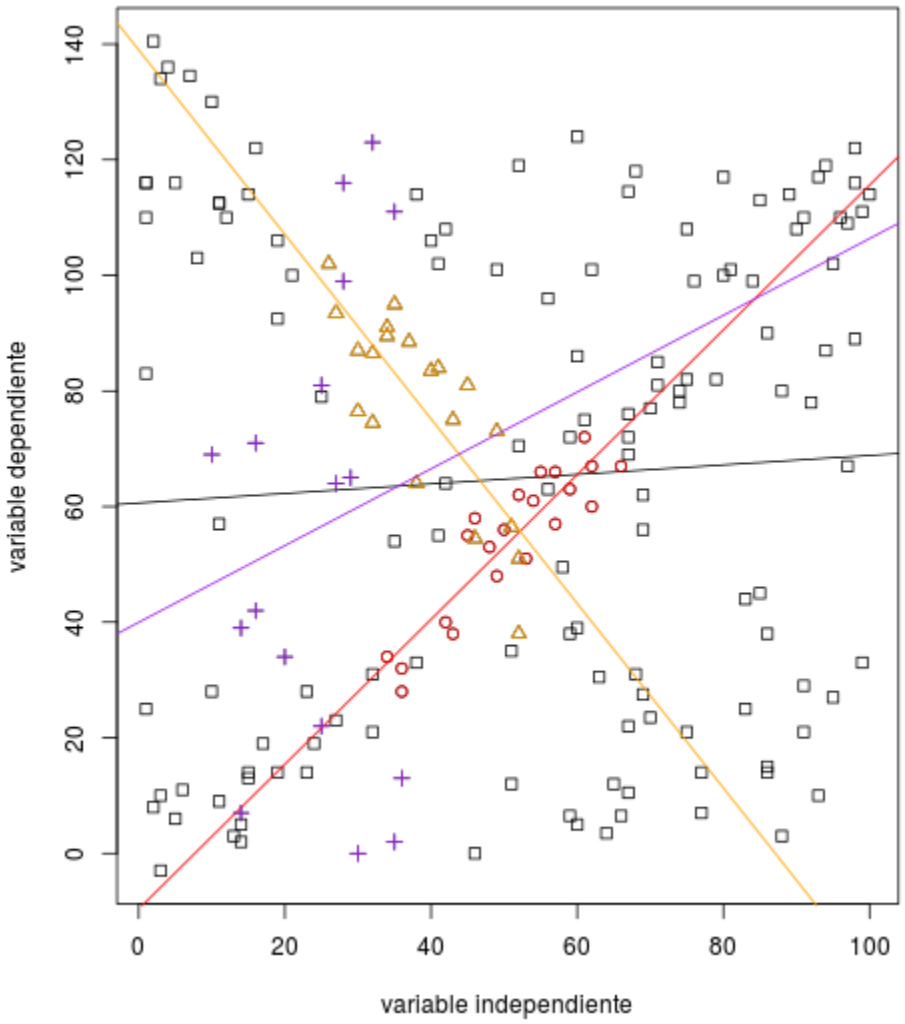

Figura 2 - Regresión global (en negro) y locales (en colores que corresponden a las ventanas de análisis de la figura 1).

Para escoger la forma y el tamaño del ancho de banda, se llevó a cabo un proceso de búsqueda iterativa que encuentra el ancho de banda que permite optimizar el criterio de información de Akaike, índice que toma en cuenta la complejidad del modelo y el grado de ajuste. En este estudio preliminar usamos como variable dependiente la tasa de deforestación 2002-2007.

Resultados

Monitoreo de CCUS

La figura 3 muestra los hot spots de deforestación neta de acuerdo a los datos de INEGI.

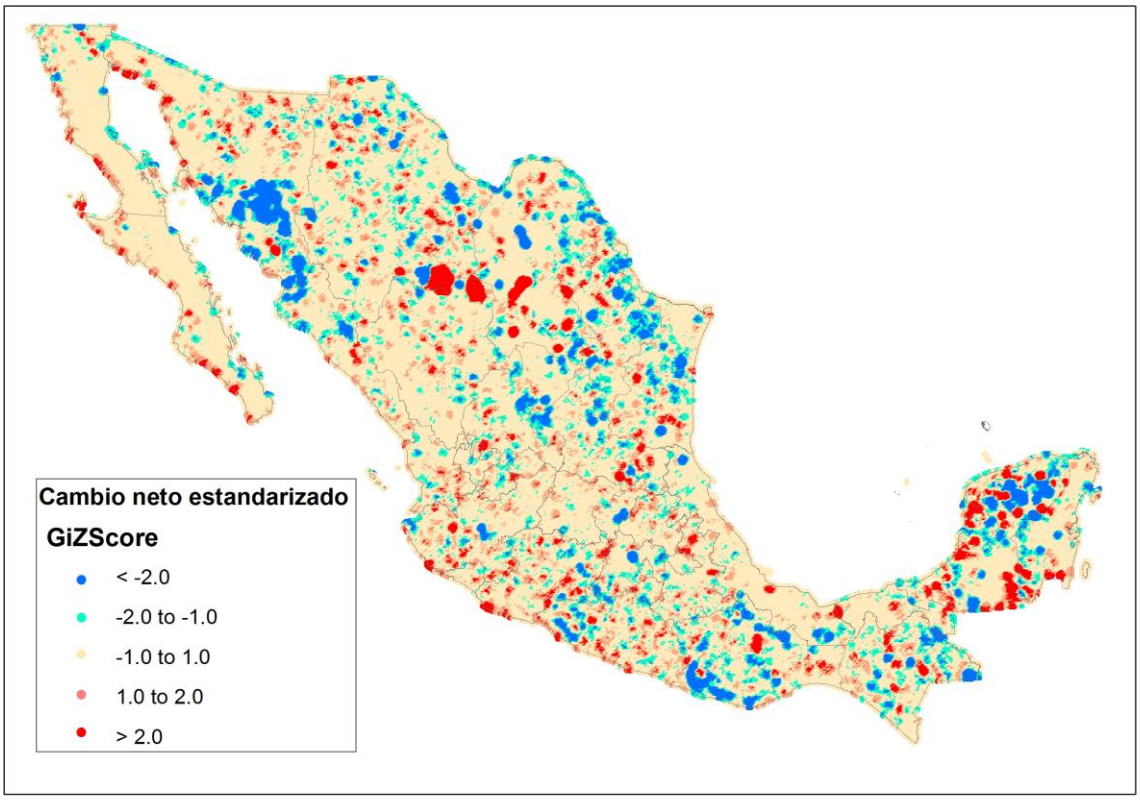

Figura 3 – Hot y cold spots de cambio (índice de Getis-Ord)

Análisis de los conductores

El proceso de selección del ancho de banda más idóneo llevó a escoger un ancho adaptable de 1.4% de las observaciones, lo cual es equivalente a 32 municipios. Las regresiones locales permitieron un mejor ajuste que el modelo global con un R^2 promedio de 0.73 variando de 0.39 a 0.90. Sin embargo se puede observar que hay grandes diferencias espaciales: en algunos regiones el modelo se ajusta muy bien ($R^2 > 0.7$) mientras en otras las variables explicativas utilizadas explican muy parcialmente la variable dependiente (figura 4).

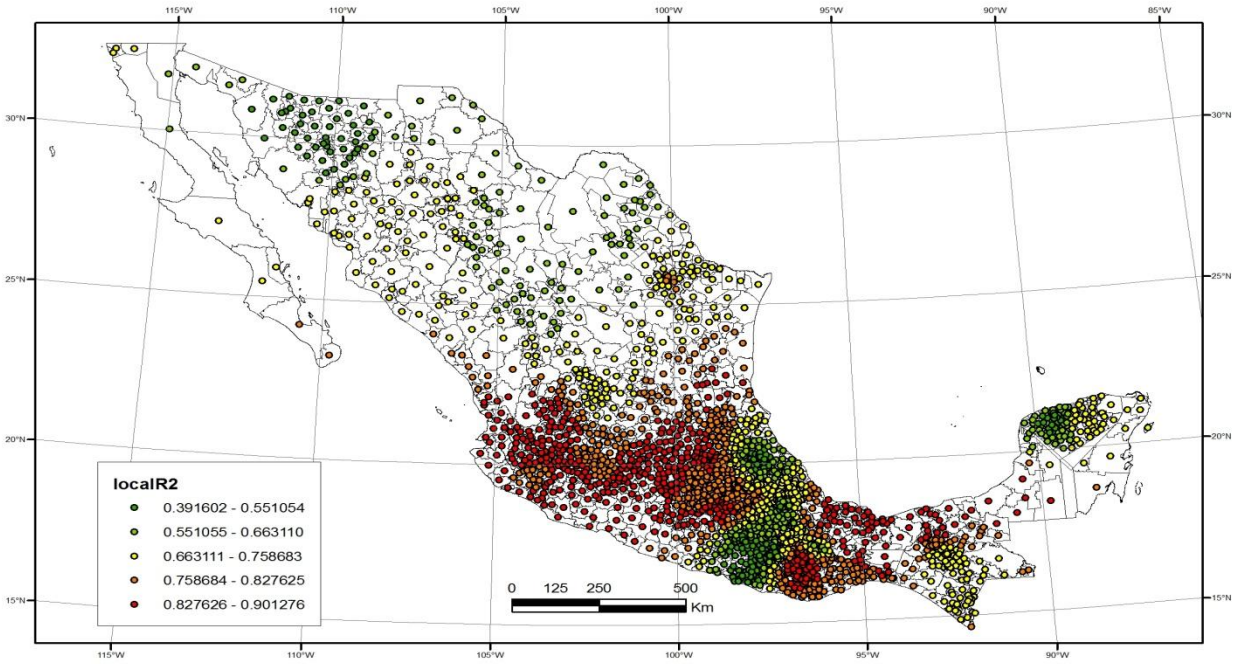

Figura 4 – Ajuste del modelo por municipio (R^2)

La distribución del coeficiente asociado a las variables independientes (posibles factores de la deforestación) así como su significancia presenta patrones muy diferenciados. En

algunos casos, el mismo factor puede asociarse de manera positiva o negativa con la tasa de deforestación. La interpretación de estos patrones no es trivial y debe basarse en una revisión de las condiciones regionales y de las actividades económicas que produjeron los cambios. Estamos en el proceso de interpretación de los resultados.

Conclusiones

Esperamos identificar patrones regionales de cambio que permitirán entender mejor los procesos de cambio y ayudar el diseño de políticas de conservación y manejo del territorio.

Agradecimientos

Este estudio se llevó a cabo en el ámbito de proyecto SEP-CONACyT 178816.

Referencias

Bivand, R. & Yu, D. (2012). Package 'spgwr', Geographically weighted regression, [en lina] http://ncg.nuim.ie/ncg/GWR/index.htm

Cahill, M. & Mulligan, G. (2007). Using Geographically Weighted Regression to Explore Local Crime Patterns. Social Science Computer Review, 25, 174-193

Clement, F., Orange, D., Williams, M., Mulley, C., & Epprecht, M. (2009). Drivers of afforestation in Northern Vietnam: Assessing local variations using geographically weighted regression. Applied Geography 29, 561–576.

Fotheringham, S.A., Brunsdon, C. & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships.* John Wiley & Sons.

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. L., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. Science, 342, 850–53. [en linea] http://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest

Mennis, J.L. (2006). Mapping the results of geographically weighted regression. The Cartographic Journal 43(2), 171-179.

Pineda Jaimes, N.B., Bosque Sendra, J., Gómez Delgado, M., & Franco Plata, R. (2010). Exploring the driving forces behind deforestation in the state of Mexico (Mexico) using geographically weighted regression. Applied Geography 30, 576–591.

Wheeler, D.C. (2007). Diagnostic tools and a remedial method for collinearity in geographically weighted regression. Environment and Planning A, 39, 2464-2481.

Wheeler, D.C. (2012). Package ‘gwrr’, Geographically weighted regression with penalties and diagnostic tools.