

Análisis multitemporal de cambios de uso de la tierra en San Fernando, Tamaulipas, durante el periodo 1987 a 2017 Multitemporal land use change analysis in San Fernando, Tamaulipas for the Period 1987 to 2017

Wilver Enrique Salinas-Castillo^{1*}, Marijose Terrazas-Ruiz¹, Arturo Mora-Olivo², Cutberto Uriel Paredes-Hernandez¹

RESUMEN

El cambio de uso de la tierra (CUT) tiende a impactar de manera negativa los procesos atmosféricos y climáticos globales. El presente artículo tuvo como objetivo evaluar el CUT en el municipio de San Fernando, Tamaulipas, México, durante el periodo 1987 a 2017. Se utilizó el método de clasificación por segmentación de imágenes satelitales, de los años 1987, 1997, 2007 y 2017, el cual, permitió reducir el ruido característico de la clasificación basada en pixeles. Sin embargo, fue necesario editar los resultados, para recuperar los asentamientos humanos, eliminar nubes y sombras, y reducir los efectos de confusión entre cobertura vegetal y zonas agrícolas con cultivos presentes, para evitar introducir CUT artificiales en las estadísticas obtenidas. El análisis multitemporal mostró una clara tendencia en la reducción de la cobertura vegetal (-6.53 %) y del área sin vegetación aparente (-1.71 %). También se observó un importante incremento en el uso agrícola (+7.61 %), que no pareció estar asociado a un incremento en asentamientos humanos (+0.08 %). La metodología desarrollada parece ser adecuada y fácil de implementar para el análisis de CUT en regiones de interés.

PALABRAS CLAVE: uso de la tierra, detección de cambios, segmentación, Landsat.

ABSTRACT

Land Use Change (LUC) tends to have a negative effect on global atmospheric and climate processes. The objective of this paper was to assess the LUC for the San Fernando, Tamaulipas, Mexico municipality, during the period comprehended between 1987 and 2017. The classification by segmentation method was applied to satellite images obtained from 1987, 1997, 2007 and 2017, which allowed for a reduction in the noise that is characteristic of pixel-based classification. However, it was necessary to edit the results in order to recover human settlements, eliminate clouds and shadows, and reduce the confusion between vegetation cover and cultivated agricultural land in order to avoid introducing artificial LUC in the statistics produced. The multitemporal analysis showed a clear trend in the reduction of vegetation cover (-6.53 %) and of areas devoid of vegetation (-1.71 %). Likewise, the results also highlight a significant increase of agricultural land (+7.61 %), which seems to be unassociated with the increase of human settlements (+0.08 %). The developed methodology seems to be appropriate and of easy implementation to carry out the LUC analysis in other regions of interest.

KEYWORDS: land use, change detection, segmentation, Landsat.

*Correspondencia: wsalinas60@hotmail.com/Fecha de recepción: 14 de mayo de 2019/Fecha de aceptación: 4 de octubre de 2019/Fecha de publicación: 31 de enero de 2020.

¹Universidad Autónoma de Tamaulipas, Instituto de Ingeniería y Ciencias, Centro Universitario Adolfo López Mateos, Edificio Centro de Gestión del Conocimiento, Ciudad Victoria, Tamaulipas, México, C. P. 87149. ²Universidad Autónoma de Tamaulipas, Instituto de Ecología Aplicada, Ciudad Victoria, Tamaulipas, México.

INTRODUCCIÓN

El término uso de la tierra se refiere al conjunto de actividades humanas que se desarrollan en cierto tipo de cobertura de la tierra. El cambio de uso de la tierra (CUT), se refiere a cambios en el uso o manejo de la tierra que pueden resultar en cambios en la cobertura terrestre, de acuerdo al Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés: Intergovernmental Panel on Climate Change) (IPCC, 2012). Es importante mencionar que, en México, el término uso del suelo se utiliza como sinónimo de uso de la tierra, por lo que la mayoría de la información oficial se publica bajo este nombre, como por ejemplo el Conjunto de Datos Vectoriales de Uso de Suelo y Vegetación, de acuerdo al Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2015). El CUT normalmente se presenta de manera local, pero dichos cambios pueden llegar a afectar procesos atmosféricos y climáticos globales, motivo por el cual, el CUT se toma como referencia, tanto en estudios ambientales y climáticos, como en el diseño de políticas públicas, para el manejo sostenible de los recursos naturales (INEGI, 2015). Para la evaluación de CUT se han propuesto diferentes metodologías, que se apoyan en el uso de herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y Percepción Remota (PR), siendo el procedimiento más confiable el estudio de la dinámica espaciotemporal de la cobertura de la tierra, mediante clasificación de imágenes satelitales (López-Vazquez y col., 2015).

Una de las fuentes de información más populares, para estudios de CUT, son las imágenes satelitales Landsat, debido a la cobertura espacial y temporal que estas ofrecen (Lu y col., 2010). El programa Landsat, patrocinado por la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA, por sus siglas en inglés: National Aeronautics and Space Administration) y el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés: United States Geological Survey) inició operaciones en 1972 con el satélite Landsat-1, por lo que actualmente es el archivo de imágenes satelitales de acceso gratuito más completo y consistente en términos radiométricos y geoespaciales (Goméz y col., 2016). Este archivo de imágenes provee una excelente oportunidad para generar series de tiempo de CUT e identificar tendencias de cambio hasta el nivel de parcela (Yin y col., 2018).

En diferentes sitios, se han llevado a cabo estudios usando el programa Landsat. Sexton y col. (2013) investigaron el CUT en una región de Carolina del Norte, E.E.U.U., clasificando imágenes Landsat para el periodo 1984 a 2007, y concluyeron que los cambios en la cobertura natural del terreno estaba siendo causada por actividades antropogénicas, y que la detección de estos cambios era posible gracias al análisis multitemporal hecho por la extensión del archivo Landsat. También, en México, Osuna-Osuna y col. (2015) utilizaron imágenes Landsat para evaluar el cambio en la cobertura vegetal en la cuenca del río Tecolutla, Veracruz, en un periodo de 16 años (1994 a 2010), y encontraron una tendencia a la reducción de la cobertura vegetal (-1.1 % anual). Sahagún-Sánchez y Reves-Hernández (2018) estudiaron el CUT en las Áreas Naturales Protegidas (ANP) de la Sierra Madre Oriental, durante el periodo de 1989 a 2005, mediante mapas elaborados a partir de imágenes satelitales Landsat, y descubrieron pérdida de cobertura vegetal, dentro y fuera de las ANP. Además, Cárdenas-Hernández y Gerritsen (2015), analizaron la dinámica paisajista de una comunidad en la Reserva de la Biosfera Sierra de Manantlán, utilizando imágenes Landsat, y detectaron que entre 1972 y el año 2000, los bosques disminuyeron en un 20 %, siendo la agricultura y la ganadería las causas del CUT. Por su parte, Alva-Álvarez y col. (2018) examinaron, apoyándose en índices derivados de imágenes Landsat, los cambios de cobertura causados por incendios en Madera, Chihuahua en el periodo 2000 a 2010, y encontraron que la cobertura se vuelve más heterogénea después de los incendios forestales.

Por otro lado, la NASA (2018) planea continuar operando el programa Landsat, por lo menos hasta el año 2025, con lo que se podrá dar continuidad a los estudios de CUT basados en imágenes capturadas por estos satélites.

Uno de los principales retos que se ha encontrado, en el análisis de CUT, es la heterogeneidad en el paisaje urbano y rural, que resulta en variaciones espectrales dentro de cada tipo de cobertura de la tierra en las imágenes satelitales. Estas variaciones espectrales introducen ruido en el análisis de CUT, cuando se utilizan métodos de clasificación que asignan una clase a cada pixel (Lu y col., 2010). Para reducir este ruido, se puede recurrir a métodos como la clasificación por segmentación, en la cual, primero se segmenta la imagen satelital, y posteriormente, se le asigna una clase a cada segmento para finalmente agrupar pixeles en regiones homogéneas con continuidad espacial y espectral (Jensen, 2004). La clasificación en los diferentes tipos de cobertura de la tierra, se realiza, entonces, utilizando clasificadores que toman como entrada segmentos en vez de pixeles y producen un resultado cercano al óptimo para la producción cartográfica y el análisis de CUT (Eastman, 2012).

El presente trabajo tuvo como objetivo evaluar el cambio de uso de la tierra en el municipio de San Fernando, ubicado en la zona norte del estado de Tamaulipas, utilizando la serie histórica disponible del programa Landsat, desde la década del 80 hasta el año 2017.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El municipio de San Fernando, Tamaulipas (Figura 1), cuenta con una extensión aproximada de 6 915 km², y se encuentra localizado entre las coordenadas geográficas extremas (98°25'32" W, 25°26'40" N) y (97°31'36" W, 24°17'53" N), limita al norte con los municipios de Río Bravo y Matamoros, al oeste con Méndez, Burgos y Cruillas, al sur con Abasolo y Soto la Marina, y al este con el Golfo de México (INEGI, 2018).



Figura 1. Localización del área de estudio. Figure 1. Location of the study area.

Selección de imágenes Landsat

La selección de imágenes Landsat se realizó a través del portal EarthExplorer del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés: United States Geological Survey) (USGS, 2018). Los parámetros de búsqueda utilizados fueron el Path 26 y Row 43, y el rango de fechas del 1 de enero al 31 de diciembre, de los años 1987, 1997, 2007 y 2017. Los resultados de la búsqueda reflejaron el avance en la capacidad de cómputo y almacenamiento disponible para la adquisición y procesamiento de imágenes satelitales Landsat (Phiri y Morgenroth, 2017). Para 1987, el archivo Landsat contiene únicamente 6 imágenes para los parámetros definidos, correspondientes al año 1987; mientras que para 2017 se encontraron disponibles 23 imágenes. Esta diferencia, en la cantidad de imágenes adquiridas para cada año, dificultó la selección de imagen para 1987, debido a la presencia de nubes en las 6 imágenes disponibles. De manera similar, del año 2007 tampoco fue posible localizar una imagen libre de nubosidad. Por tal motivo, para ambos años se seleccionó la imagen con menor nubosidad. La Tabla 1 muestra las características de las imágenes seleccionadas para cada año evaluado e incluve la fecha de cada imagen. En la Figura 2 se muestran las imágenes recortadas al contorno del área de estudio. En ellas se puede apreciar nubosidad, la cual es más marcada en la imagen correspondiente a 1987. También es posible observar que, las imágenes Landsat-5, del Path 26 y Row 43, no cubrían la tota-

Tabla 1. Imágenes Landsat utilizadas en el estudio.

Table 1. Landsat images used in the study.

Path/Row	Satélite	Sensor	Fecha		
26/43	Landsat-5	TM^*	18/09/1987		
26/43	Landsat-5	ТМ	29/09/1997		
26/43	Landsat-5	ТМ	08/08/2007		
26/43	Landsat-8	OLI**	23/11/2017		

*TM: Thematic Mapper.

**OLI: Operational Land Imager.

lidad del municipio de San Fernando, Tamaulipas, siendo el área faltante de 40 km² en el extremo norte del municipio. Esta superficie se descartó de la imagen correspondiente al 2017 en la detección y cuantificación de cambios, para evitar la introducción de CUT artificial en el resultado final del estudio.

Segmentación de imágenes

Para la segmentación de imágenes se utilizó ArcMap 10.4.1, el cual, internamente aplica el algoritmo desplazamiento de la media (meanshift) propuesto por Comaniciu y Meer (2002). La herramienta utilizada toma como entrada tres bandas. Debido a esta limitación, únicamente se utilizaron las bandas infrarrojo de onda corta 1, infrarrojo cercano y azul, correspondientes a la combinación de bandas (5, 4, 1) en Landsat-5 y (6, 5, 2) en Landsat-8. El resto de las entradas definen el nivel de detalle espectral, detalle espacial y tamaño mínimo del segmento. En el presente estudio se especificó el máximo nivel de detalle espectral (20), con la finalidad de reducir la confusión en la definición de segmentos, un nivel de detalle espacial medio (10), para evitar una posible sobresegmentación y un tamaño mínimo de segmento de 10 pixeles, equivalentes a 9 000 m², si se considera que la resolución espacial de las imágenes Landsat es de 30 m.

Polígonos de entrenamiento

Una vez segmentadas las cuatro imágenes, se procedió a la recolección en pantalla de muestras para entrenar el algoritmo clasificador de segmentos. Las clases para las cuales se recolectaron polígonos de entrenamiento fueron las de Nivel 1 del USGS (Lillesand y col., 2004), y estas se listan en las primeras filas de la Tabla 2. Adicional a las clases de Nivel 1, también se recolectaron muestras auxiliares para clasificar nubes y sombras, en caso de que estas estuvieran presentes en las imágenes seleccionadas. Se definieron polígonos de entrenamiento que cubrieran por lo menos 1 000 pixeles segmentados para las clases Nivel 1 y 300 pixeles segmentados para las clases auxiliares. La



Figura 2. Imágenes Landsat en color natural para el municipio de San Fernando, Tamaulipas en los diferentes años estudiados.

Figure 2. Landsat images in natural color for the San Fernando, Tamaulipas municipality per year over the research period.

Tabla 2. Clases utilizadas para entrenar el clasificador de segmentos.

Table 2. Varieties used to train the segment classifier.

Clase de entrenamiento	Nivel			
Agrícola	1			
Cuerpos de Agua	1			
Sin vegetación aparente (SVA)	1			
Vegetación	1			
Nubes	Auxiliar			
Sombras	Auxiliar			

Figura 3 muestra, como ejemplo, la distribución espacial de los polígonos de entrenamiento para la imagen de 1987. Para los años 1997, 2007 y 2017 se utilizó una distribución espacial similar.

Clasificación de las imágenes segmentadas

Las imágenes segmentadas fueron clasificadas utilizando el Clasificador de Máquina de Vectores de Soporte (SVM, por sus siglas en inglés: Support Vector Machine), entrenado con los polígonos definidos arriba. El clasificador SVM se seleccionó considerando su capacidad de manejar imágenes segmentadas y su baja susceptibilidad a un número dispar de polígonos de entrenamiento, según el Instituto de Investigación sobre Sistemas Ambientales (ESRI, por sus siglas en inglés: Enviromental Systems Research Istitute) (ESRI, 2018a). Internamente, el clasificador SVM busca maximizar la separación entre clases, definiendo un hiperplano para dividir los puntos definidos por los segmentos de entrenamiento (Press y col., 2007), reduciendo así la confusión en la asignación de clase a cada segmento, y arrojando resultados más apegados a lo definido por los segmentos de entrenamiento.

Edición de las clasificaciones

Los resultados de las clasificaciones fueron vectorizados y editados en ArcMap para incluir asentamientos humanos, eliminar nubes y sombras, y realizar las correcciones al mismo resultado de la clasificación, en caso de



Figura 3. Polígonos de entrenamiento recolectados en ArcMap para la imagen Landsat-5 de 1987. Figure 3. Training polygons collected with ArcMap for the 1987 Landsat-5 scene. que existiesen errores. Los asentamientos humanos se identificaron visualmente y se agregaron manualmente, ya que estos no fueron incluidos en la clasificación, debido a que en las localidades de San Fernando predomina la cobertura vegetal. La eliminación de nubes y sombras se realizó de manera automática, anexando dichas zonas a las áreas de mayor superficie contiguas a estas. Las correcciones se realizaron manualmente, y evaluando de manera visual el resultado de la clasificación contra la imagen original, para detectar y corregir errores antes de generar las estadísticas y mapas de CUT. La evaluación y corrección visual de los resultados de clasificación se considera válida, debido a la ausencia de datos históricos de referencia que coincidan con las fechas del análisis realizado, y permitan evaluar la exactitud de la clasificación (Cohen y col., 2010).

Detección y cuantificación de cambios

Previo a la detección y cuantificación de cambios, las clasificaciones editadas se recortaron al área común de las 4 imágenes procesadas. Una vez hecho este procedimiento, la detección de cambios se realizó mediante el Análisis Espacial de Combinación (ESRI, 2018b) de los resultados editados. Este análisis combina los atributos de las capas de entrada, de manera que, es posible detectar la presencia/ausencia de cambios, al comparar los atributos de clase de la capa resultante del análisis. La cuantificación de cambios se realizó comparando las estadísticas de superficie, por clase de cobertura, para cada una de las imágenes utilizadas en el presente estudio.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Segmentación de imágenes

La Figura 4 muestra el resultado de la segmentación de las imágenes Landsat. Debido a la combinación de bandas utilizadas (infrarrojo de onda corta 1, infrarrojo cercano y azul), las zonas con cobertura vegetal se observan en color verde obscuro, las zonas agrícolas con cultivo en verde claro, las zonas agrícolas sin cultivo en café y rosa (dependiendo de la condición y tipo de suelo), los cuerpos de agua en color azul, las zonas sin vegetación aparente (SVA) en gris claro, las nubes en color blanco y las sombras de estas en color negro. Al estudiar con detalle la Figura 4 es posible evaluar de manera cualitativa el CUT que ha ocurrido en los últimos 30 años en el municipio de San Fernando, observándose un cambio en el perfil de cobertura vegetal a través del tiempo. El nivel detalle del resultado de la segmentación se presenta en la Figura 3, donde se puede observar cómo la segmentación reduce la homogeneidad de la imagen original, y los segmentos separan los diferentes tipos de cobertura de la tierra, por lo tanto, es válido continuar con la clasificación de las imágenes segmentadas para asignar un tipo de cobertura a cada segmento.

Clasificación de las imágenes segmentadas

En la Figura 5 se muestra el resultado de la clasificación de las imágenes segmentadas. Es posible apreciar que el resultado de la clasificación por segmentación es de calidad cartográfica (Phiri y Morgenroth, 2017), es decir, no exhibe el ruido característico de la clasificación basada en pixeles (Lu y col., 2010). Sin embargo, el resultado de la clasificación refleja la condición original de las imágenes satelitales seleccionadas para el estudio (Tabla 2). En la Figura 6, la clasificación de la imagen para 1987 muestra las nubes (en color verde menta) y las sombras de estas (en color amarillo). De manera similar, la clasificación para el 2007 muestra algunas nubes dispersas. En la clasificación para este mismo año, también se observó que existió confusión entre las zonas de cobertura vegetal y las zonas agrícolas, causada principalmente por la cercanía en la coloración que en la imagen original muestran las zonas con cobertura vegetal y las zonas con cultivo en estado vegetativo. Adicionalmente, en ninguna de las clasificaciones se incluyen los asentamientos humanos, ya que no fueron identificados en los polígonos de entrenamiento. Es debido a estas limitaciones de las imágenes clasificadas que, fue necesario editar el resultado de las clasificaciones.



Figura 4. Imágenes Landsat segmentadas en falso color para el municipio de San Fernando, Tamaulipas en los diferentes años estudiados.

Figure 4. Segmented false color Landsat images for the San Fernando, Tamaulipas municipality per year over the research period.



Figura 5. Detalle de la imagen Landsat-5 de 1987. Original en color natural (arriba) y segmentada en falso color (abajo).

Figure 5. Close-up of the 1987 Landsat-5 image. Original in natural color (up) and segmented in false color (bottom).



Figura 6. Imágenes Landsat clasificadas para el municipio de San Fernando, Tamaulipas en los diferentes años estudiados.

Figure 6. Classified Landsat images for the San Fernando, Tamaulipas municipality per year over the research period.

Edición de las clasificaciones

El proceso de clasificación, edición y sus efectos, se ejemplifican en la Figura 7. El proceso de edición de las clasificaciones resultó en la inclusión manual de los asentamientos humanos, los cuales no pudieron ser separados de la cobertura vegetal. La misma figura muestra la adhesión de nubes y sombras a la clase con mayor superficie contigua a estas. Las clasificaciones de las 4 imágenes fueron editadas de manera similar y el resultado de estas ediciones se muestra en la Figura 8. Con base en estas 4 coberturas de la tierra es posible eva-

luar el CUT, mediante la comparación entre ellas (Sahagún-Sánchez y Reyes-Hernández, 2018).

Detección y cuantificación de cambios

La Tabla 3 muestra las estadísticas por cobertura de la tierra para cada uno de los años estudiados. Las cifras están redondeadas a 2 dígitos decimales, y en ellas se descartaron los 40 km² no cubiertos por las imágenes Landsat-5. Utilizando las estadísticas de cobertura de la tierra, es posible determinar la reducción en cobertura vegetal en el área de estudio. Entre 1987 y 2017, se observó una



Figura 7. Detalle de la imagen original (arriba), clasificación (en medio) y edición de la clasificación (abajo) de la imagen Landsat-5 de 1987.

Figure 7. Close-up of the original image (up), classification (middle) and edited classification of the 1987 Landsat-5 Scene (bottom).

pérdida del 6.53 % con respecto al total del municipio, así como el incremento de la frontera agrícola (7.61%) y de los asentamientos humanos (0.88%). La similitud en la magnitud de los cambios de cobertura vegetal y agrícola no significa un CUT directo entre estas clases, ya que, como se observa en la Figura 9, donde se muestra gráficamente el comportamiento de las diferentes coberturas a través del tiempo, el comportamiento del uso de la tierra es dinámico, con apertura y abandono de tierra agrícola. Este dinamismo es posible observarlo en la Figura 10, donde se muestra el CUT entre 1987 y 2017. En esta figura, el cambio a cobertura vegetal, entre 1987 y 2017 se simboliza en color verde; el cambio a uso agrícola en color gris; y el crecimiento de asentamientos humanos en color rojo. Es evidente que, la apertura y abandono de tierras agrícolas es uno de los principales causantes del CUT en San Fernando, Tamaulipas, como sucede en otras regiones del país (López-Vazquez y col., 2015; Sahagún-Sánchez y Reyes-Hernández, 2018) y del mundo (Yin y col., 2018). Los cambios a cuerpos de agua y zonas SVA no se despliegan, ya que estas coberturas se mantienen estables en el periodo estudiado y las variaciones observadas pudieran ser reflejo de las condiciones ambientales bajo las que se adquirieron las imágenes por los satélites Landsat.

Limitantes

Las principales limitantes de la metodología utilizada en este estudio son 1) que no se





Figura 8. Clasificación de la cobertura de la tierra para el municipio de San Fernando, Tamaulipas en los diferentes años estudiados.

Figure 8. Land cover classification for the San Fernando, Tamaulipas municipality per year over the research period.

Tabla 3. Superficie por cobertura de la tierra para San Fernando, Tamaulipas, en los diferentes años estudiados.

Table 3. Land coverage surface for the San Fernando, Tamaulipas municipality per year over the research period.

Clase	1987		1997		2007		2017	
	km ²	%						
Vegetación	3 687.62	53.64	3 303.3	48.05	3 061.41	44.53	3 239.09	47.11
Agrícola	1970.71	28.67	2 059.99	29.96	2 637.55	38.36	2 494.06	36.28
Cuerpos de agua	1022.5	14.87	1 0 5 9.18	15.41	1089.67	15.85	1059.85	15.42
Sin vegetación aparente (SVA)	154.73	2.25	413.87	6.02	48.76	0.71	37.31	0.54
Asentamientos humanos	39.46	0.57	38.68	0.56	37.63	0.55	44.71	0.65



Figura 9. Evolución de la cobertura de la tierra en el municipio de San Fernando, Tamaulipas. Figure 9. Land coverage evolution in the San Fernando, Tamaulipas municipality.



Figura 10. Cambio de cobertura de la tierra entre 1987 y 2017 en el municipio de San Fernando, Tamaulipas.

Figure 10. Land coverage change between 1987 and 2017 in the San Fernando, Tamaulipas municipality.

contó con información histórica de referencia para evaluar la exactitud de la clasificación de las imágenes; y 2) que aun cuando el archivo de imágenes Landsat inicia su cobertura en 1972, existen pocas imágenes disponibles al inicio del archivo, y en algunos casos es difícil encontrar una imagen libre de nubosidad para el área de estudio. Para subsanar estas deficiencias, futuras investigaciones se pueden enfocar en evaluar la utilización de cartografía heredada (ej. las cartas de Uso de Suelo y Vegetación del INEGI), como información de referencia para determinar la exactitud de la clasificación de las imágenes satelitales. Respecto a la poca disponibilidad de imágenes al inicio del archivo Landsat, sería conveniente explorar la opción de imágenes multitemporales compuestas de parches libres de nubes y otros efectos atmosféricos.

CONCLUSIONES

El método de clasificación por segmentación de imágenes Landsat permitió evaluar detalles a nivel de parcelas, en el cambio de uso de la tierra (CUT), aunque los objetos pequeños fueron asimilados por áreas homogéneas de mayor tamaño. Este inconveniente pudo ser subsanado mediante su recuperación manual y posterior edición. El estudio permitió establecer que en el municipio de San Fernando, Tamaulipas, en los últimos 30 años años, la frontera agrícola creció un 7.61 %, y la cobertura vegetal se redujo 6.53 %, sin una asociación clara con el incremento en asentamientos humanos (+0.08 %).

REFERENCIAS

Alva-Álvarez, G. I., Reyes-Hernández, H., Palacio-Aponte, A. G., Núñez-López, D. y Muñoz-Robles, C. (2018). Cambios en el paisaje ocasionados por incendios forestales en la región de Madera, Chihuahua. *Madera y Bosques*. 24(3): e2431694.

Cárdenas-Hernández, O .G. and Gerritsen, P. R. W. (2015). Dinámica paisajista y cambio de cobertura en la comunidad indígena de Cuzalapa (1972 a 2000). *CienciaUAT*. 9(2): 30-40.

Cohen, W. B., Yang, Z., and Kennedy, R. (2010). Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 2. Time Sync-Tools for calibration and validation. *Remote Sensing of Environment*. 114(12): 2911-2924.

Comaniciu, D. and Meer, P. (2002). Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 24(5): 603-619.

Eastman, J. R. (2012). *IDRISI Selva. Guía para SIG y Procesamiento de Imágenes. Manual Versión 17.* Clark Labs – Clark University. [En línea]. Disponible en: https://clarklabs.org/wp-content/up loads/2016/10/IDRISI-Selva-Spanish-Manual.pdf. Fecha de consulta: 23 de octubre de 2018.

ESRI, Environmental Systems Research Institute (2018a). *Preparar clasificador de máquina de vectores de soporte*. [En línea]. Disponible en: http://des ktop.arcgis.com/es/arcmap/10.4/tools/spatialanalyst-toolbox/train-support-vector-machineclassifier.htm. Fecha de consulta: 24 de octubre de 2018.

ESRI, Environmental Systems Research Institute (2018b). *Información general sobre el conjunto de herramientas Superposición*. [En línea]. Disponible en: http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.4/ tools/analysis-toolbox/an-overview-of-the-overlay-toolset.htm. Fecha de consulta: 24 de octubre de 2018.

Gómez, C., White, J. C., and Wulder, M. A. (2016). Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 116: 55-72.

INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía (2015). Guía para la Interpretación de Cartografía: Uso del suelo y Vegetación. Escala 1:250,000, Serie V. [En línea]. Disponible en: http: //www.inegi.org.mx/geo/contenidos/recnat/uso suelo/doc/guia_interusosuelov.pdf. Fecha de consulta: 20 de octubre de 2018.

INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía (2018). *Marco Geoestadístico, Febrero 2018*. [En línea]. Disponible en: http://www.beta.inegi.org. mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463526636. Fecha de consulta: 20 de octubre de 2018.

IPCC, Intergovernmental Panel on Climate Change (2012). Glossary of terms. In C. B. Field, V. Barros, T. F. Stocker, D. Qin, D. J. Dokken, K. L. Ebi, M. D. ..., and P. M. Midgley (Eds.), *Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation*. [En línea]. Disponible en: http://www.ipcc.ch/pdf/special-reports/ srex/SREX-Annex_Glossary.pdf. Fecha de consulta: 25 de octubre de 2018.

Jensen, J. R. (2004). *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective* (Third edition). USA: Prentice Hall. 526 Pp.

Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., and Chipman, J. W. (2004) *Remote Sensing and Image Intrerpetation*. *Fifth Edition*. USA: John Wiley & Sons. 763 Pp.

López-Vazquez, V., Balderas-Plata, M., Chávez-Mejía, M., Juan-Pérez, J. y Gutiérrez Cedillo, J. (2015). Cambio de Uso de Suelo e Implicaciones Socioeconómicas en un Área Mazahua del Altiplano Mexicano. *CIENCIA Ergo-Sum.* 22(2):136-144.

Lu, D., Hetrick, S., and Moran, E. (2010). Land Cover Classification in a Complex Urban-Rural Landscape with QuickBird Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 76(10):1159-1168.

NASA, National Aeronautics and Space Administration (2018). Landsat 9: Continuing the Legacy-2020 and beyond. [En línea]. Disponible en: https:// landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-9/. Fecha de consulta: 23 de octubre de 2018.

Osuna-Osuna, A. K., Díaz-Torres, J. J., Anda-Sánchez, J. A., Villegas-García, E., Gallardo-Valdez, J. y Davila-Vazquez, G. (2015). Evaluación de cambio de cobertura vegetal y uso de suelo en la cuenca del río Tecolutla, Veracruz, México; periodo 1994-2010. Ambiente & Água-An Interdisciplinary Journal of Applied Science. 10(2): 350-362.

Phiri, D. and Morgenroth, J. (2017). Developments in Landsat Land Cover Classification Methods: A Review. *Remote Sensing*. 9(9): 967.

Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., and Flannnery, B. P. (2007). *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing*. Third Edition. UK: Cambridge University Press. 1235 Pp.

Sahagún-Sánchez, F. J. y Reyes-Hernández, H. (2018). Impactos por cambio de uso de suelo en las áreas naturales protegidas de la región central de la Sierra Madre Oriental, México. *CienciaUAT*. 12(2): 6-21.

Sexton, J. O., Urban, D. L., Donohue, M. J., and Song. C. (2013). Long-term land cover dynamics by multi-temporal classification across the Landsat-5 record. Remote Sensing of Environment. 128: 246-258.

USGS, United States Geological Survey (2018). EarthExplorer. [En línea]. Disponible en: https://earthexplorer.usgs.gov/. Fecha de consulta: 2 de enero de 2018.

Yin, H., Prishchepov, A. V., Kuemmerle, T., Bleyhl, B., Buchner, J., and Radeloff, V. C. (2018). Mapping agricultural land abandonment from spatial and temporal segmentation of Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*. 210: 12-24.