



COLEGIO DE POSTGRADUADOS
INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN
CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO
POSTGRADO EN CIENCIAS FORESTALES

**DINÁMICA DEL USO DE SUELO Y COBERTURA VEGETAL DE
LA CUENCA METZTITLÁN, HIDALGO, MÉXICO**

ROBERTO REYNOSO SANTOS

T E S I S
PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

MONTECILLO, TEXCOCO, EDO. DE MÉXICO

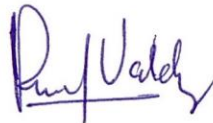
2014

La presente tesis titulada **DINÁMICA DEL USO DE SUELO Y COBERTURA VEGETAL DE LA CUENCA METZTILÁN, HIDALGO, MÉXICO**, realizada por el **Biól. Roberto Reynoso Santos** bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS
POSTGRADO EN CIENCIAS FORESTALES

CONSEJO PARTICULAR

Consejero:



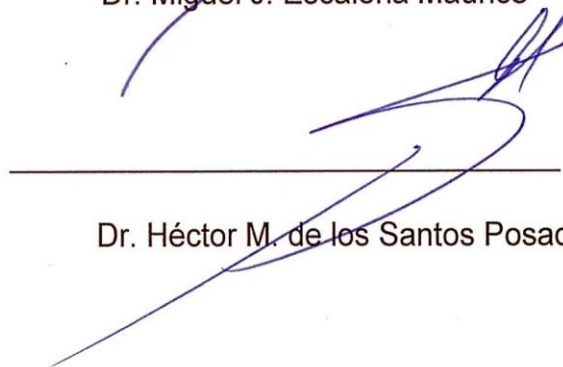
Dr. J. René Valdez Lazalde

Asesor:



Dr. Miguel J. Escalona Maurice

Asesor:



Dr. Héctor M. de los Santos Posadas

Montecillo, Texcoco, Estado de México, México, Diciembre 2014

DINÁMICA DEL USO DE SUELO Y COBERTURA VEGETAL DE LA CUENCA
METZTITLÁN, HIDALGO, MÉXICO

Roberto Reynoso Santos, M.C.
Colegio de Postgraduados, 2014

El cambio de uso y cobertura del suelo es una de las mayores alteraciones ocasionadas por el ser humano sobre la tierra. La presente investigación tiene como objetivo estudiar la dinámica de cambio de uso de suelo y cobertura vegetal en la cuenca de Metztitlán, Hidalgo, para el período 2007-2013 y generar un escenario de cambio de uso de suelo al 2025. La metodología incluye el uso de tecnología de teledetección y sistemas de información geográfica para realizar una clasificación del uso de suelo con imágenes SPOT 2013 y el uso de un modelo lineal generalizado para realizar una proyección al 2025 con base en las dos fechas analizadas. Los pasos metodológicos incluyen dos componentes: 1) Clasificación de los usos de suelo y análisis actual (2013) de la dinámica de cambio de uso de suelo; y 2) Generación de un escenario de cambio de uso del suelo para el 2025 mediante cadenas de Markov-Autómatas Celulares. Los resultados indican que la agricultura de riego y temporal disminuyó en 34.8 y 25.6 %, respectivamente. El análisis de deforestación reveló una tasa positiva de 2.3 % (recuperación de área forestal). La modelación con Markov muestra que la agricultura de temporal, agricultura de riego y bosque tendrán un decremento en superficie. Se registró una tasa positiva de deforestación de la superficie leñosa (1.42 %). Los resultados son importantes para la implementación de políticas públicas en el manejo de los recursos de la cuenca.

Palabras clave: Cambio de uso del suelo, SPOT, Landsat, Markov, Autómatas celulares, cuenca Metztitlán.

DYNAMICS OF LAND USE AND PLANT COVER IN THE METZTITLÁN BASIN,
HIDALGO, MEXICO

Roberto Reynoso Santos, M.C.
Colegio de Postgraduados, 2014

Land use and land cover change is one of the major impacts caused by humans on earth. This research aims to study the dynamics of change in land use and land cover for the period 2007-2013 and to generate a scenario of change in land use to 2025. The methodology includes use of remote sensing and geographic information systems technologies for classifying land use in 2013 whit SPOT images and the use of a generalized linear model for a projection to 2025 based on the two dates analyzed. The methodological steps include two components: 1) Classification of current land uses and analysis (2013) of the dynamics of change in land use; and 2) Generation of a land use change scenario for 2025 throughout Markov chains-Cellular Automata. The results indicate that irrigated and rain fed agriculture decreased by 34.8 and 25.6%, respectively. Deforestation analysis revealed a positive rate of 2.3%. Modeling with Markov shows that rain fed agriculture, irrigation agriculture and forest will have a decrease in surface. A positive rate of deforestation in the woody area (1.42%) was recorded. The results are important for the implementation of public policies in the management of watershed resources.

Keywords: Land use change, SPOT, Landsat, Markov, Celular automaton, Metztlán basin.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al COLEGIO DE POSTGRADUADOS por la oportunidad brindada para seguir preparándome en pro del desarrollo de México. En especial al postgrado forestal campus Montecillo y a todos los Drs. que compartieron su conocimiento durante los dos años de mi estancia en COLPOS.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por haber financiado mis estudios de maestría.

Al INIFAP por haber apoyado económicamente mi estancia en el postgrado.

Al Dr. J. Rene Valdez Lazalde, por su confianza al haberme aceptado como alumno. Gracias por todas sus enseñanzas y disposición amena para compartir sus conocimientos. Por sus acertados comentarios y correcciones para la mejora de este documento. Agradezco su apoyo y buen trato.

Al Dr. Miguel A. Escalona Maurice, por su disposición, confianza y tiempo para llevar a buen término esta investigación. Por sus valiosos comentarios para mejorar este documento.

Al Dr. Héctor M. de los Santos Posadas, por compartir su conocimiento en la materia de inventarios forestales. Por sus valiosas aportaciones durante el desarrollo de la investigación y sus aportes al documento final.

Al Dr. Valentín J. Reyes Hernández, por su participación como sinodal y sus valiosas aportaciones al mismo.

A JEMA, agradezco sinceramente tu ayuda, conocimiento compartido y disposición desinteresada. Gracias!

Ángel, mi carnal, mi amigo. Te agradezco sinceramente todo tu apoyo desde que llegue a Texcoco.

Eileen, amiga, hermana. Tu amistad y apoyo. Gracias.

Cesar, amigo, tu amistad y apoyo incondicional. Tú y Jenny fueron muy buenos amigos. Gracias por su apoyo.

A todas las secretarías del postgrado forestal, en especial a Lupita.

A todos mis amigos y compañeros con los que conviví durante este tiempo en COLPOS.

La presente investigación fue financiada con recursos de la línea de investigación 9: **“Geomática aplicada al estudio y manejo de los recursos naturales y sistemas agropecuarios”** del Colegio de Postgraduados.

DEDICATORÍA

La mayor necesidad del mundo es la de hombres que no se vendan ni se compren; hombres que sean sinceros y honrados en lo más íntimo de sus almas; hombres que no teman dar a la maldad el nombre que le corresponde; hombres cuya conciencia sea tan leal al deber como la brújula al polo; hombres que se mantengan de parte de la justicia aunque se desplomen los cielos. (La educación, p. 57) - año 1894.

Dedico este logro a Dios. Tú me trajiste hasta acá, no solo me ayudaste para terminar el postgrado sino que también restauraste mi vida y mi familia. Sé que falle, pero tú me levantaste y sigues conmigo. Ahora, prosigo a la meta para obtener el premio del soberano llamado celestial en Cristo Jesús.

A mis padres, Roberto y Lupita. Su esfuerzo, consejos y apoyo siguen teniendo fruto. Tengo un profundo amor, respeto y admiración por ustedes. Siempre han sido mi motivación para seguir adelante.

A mis hermanos, Miguel, David y Gaby. Gracias por su invaluable apoyo. Sigamos adelante.

A mi esposa, Mercedes. Este logro es resultado de tu apoyo incondicional. Fue difícil, pero lo logramos juntos. Tu amor sincero, incondicional, es algo que realmente valoro y que cuidaré toda mi vida. Te agradezco por seguir a mi lado. Eres el amor de mi vida.

A mis hijos, Leo y Dany. Terminamos esta aventura de dos años, vamos de vuelta a Chiapas. Ustedes también son mi motivación a seguir adelante. Hijos, quiero verlos triunfar en la vida en todo, solo recuerden no apartarse de los caminos de Dios.

A mis queridos sobrinos, Yaretzi, Diego, Roberto y Tavo.

A mis suegros y cuñadas. Gracias por su apoyo.

CONTENIDO

ÍNDICE DE CUADROS	xi
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
2. OBJETIVOS.....	4
3. REVISIÓN DE LITERATURA	5
3.1 Métodos de clasificación de imágenes	5
3.1.1 Clasificación supervisada	6
3.1.2 Clasificación no supervisada	7
3.2 Validación de la clasificación de imágenes	7
3.2.1 Matriz de confusión.....	7
3.2.2 Coeficiente Kappa	8
3.3 Métodos de análisis de cambio del uso de suelo.....	9
4. LITERATURA CITADA	10
CAPÍTULO I	14
1.1 RESUMEN	14
1.2 INTRODUCCIÓN	15
1.3 MATERIALES Y MÉTODOS.....	17
1.3.1 Localización y descripción del área de estudio.....	17
1.3.2 Material empleado y pre procesamiento de imágenes	19
1.3.3 Clasificación de uso de suelo	21
1.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	25
1.5 CONCLUSIONES	37
1.6 AGRADECIMIENTOS	37
1.7 LITERATURA CITADA.....	38
CAPÍTULO II	46
2.1 RESUMEN	46
2.2 INTRODUCCIÓN	47
2.3 MATERIALES Y MÉTODOS.....	48
2.3.1 Localización y descripción del área de estudio.....	48
2.3.2 Bases de datos	49

2.3.3 Generación de las probabilidades de transición y área de transición de cambio de uso de suelo a través del modelo de Markov	52
2.3.4 Generación del mapa de uso de suelo 2025 a través del modelo cadenas de Markov-Autómatas Celulares	53
2.3.5 Congruencia del mapa de cambio de uso de suelo 2025	54
2.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	55
2.4.1 Generación de las probabilidades de transición, área de cambio de uso de suelo y mapa de uso de suelo al 2025 a través del modelo de Markov-Autómatas Celulares.....	55
2.4.2 Validación del mapa de cambio de uso de suelo 2025	62
2.5 LIMITACIONES Y CONCLUSIONES.....	62
2.6 LITERATURA CITADA.....	64
CAPÍTULO III	68
3.1 CONCLUSIONES GENERALES	68
3.2 LITERATURA CITADA.....	71

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1.1 Características de las imágenes SPOT empleadas.	20
Cuadro 1.2 Sistema de clasificación de uso de suelo y cobertura utilizada para este estudio.....	22
Cuadro 1.3 Matriz de confusión para evaluar la exactitud de la clasificación de las clases temáticas 2013.	29
Cuadro 1.4 Exactitud por clase de la clasificación de uso de suelo 2013.	29
Cuadro 1.5 Matriz de intercambio de superficies de uso de suelo entre el período 2007-2013.....	36
Cuadro 2.1 Esquema de clasificación del uso y cobertura del suelo para las clasificaciones 2007 y 2013.	51
Cuadro 2.2 Matriz de área de transición al 2025 derivados de mapas de uso de suelo 2007 y 2013 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztitlán, Hidalgo.....	58
Cuadro 2.3 Superficie de uso de suelo registrada en 2013 y proyección para 2025 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztitlán, Hidalgo.....	59
Cuadro 2.4 Matriz de probabilidad de transición al 2025 derivados de mapas de uso de suelo 2007 y 2013 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztitlán, Hidalgo.....	61

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Localización de la cuenca del río Metztlán.....	18
Figura 1.3 Comparación de las superficies ocupadas por tipo de vegetación y uso de suelo entre la clasificación 2007 y 2013.	31
Figura 1.4 Mapa de cambio de uso de suelo (2007-2013).....	32
Figura 1.5 A) Imagen Landsat 7 ETM+ (2007), composición R, G, B (B2, B4, B5) y C) acercamiento a una zona agrícola al E del municipio Atotonilco el Grande. B) Mosaico SPOT 5 HRG 2 y SPOT 6 (2013), composición R, G, B (B4, B1, B3) y D) diferentes usos de suelo que puede ser identificados fácilmente.....	34
Figura 2.1 Localización de la cuenca del río Metztlán.....	49
Figura 2.2 A) Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztlán generado con imagen Landsat 7 ETM+ (2007) y B) Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztlán generado con imagen SPOT 5 y 6 (2013)	51
Figura 2.3 Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztlán proyectado al 2025 generado con Markov-Autómatas Celulares.	57
Figura 2.4 Mapa de probabilidad condicional proyectado con Markov al 2025 para la clase de uso de suelo bosque (B).	61
Figura 2.5 Mapa de probabilidad condicional proyectado con Markov al 2025 para matorral (MT).	62

1. INTRODUCCIÓN GENERAL

El cambio de uso del suelo es un proceso que implica la conversión de tierras de uso natural a otros usos (e.g. residencial, agrícola, pecuario, industrial, comercial, otros) en diferentes escalas espacio-temporales (González, 2000). Sus implicaciones han llegado a considerarse como uno de los factores implicados en el cambio climático global, alterando procesos y ciclos biogeoquímicos (Bocco *et al.*, 2001; Pineda *et al.*, 2009).

La aptitud del suelo es la capacidad natural o modificada de éste para soportar un uso definido, y depende principalmente de las características biofísicas y ambientales de cada ecosistema terrestre. La aptitud del suelo puede ser modificada por las acciones humanas (IPCC, 2000), a través del cambio de uso del suelo, el cual ha sido el principal motor en la modificación del paisaje (Ramankutty *et al.*, 2005; Velázquez *et al.*, 2002).

Actividades humanas tales como la tala de bosques, la agricultura intensiva y la expansión de centros urbanos, son ejemplos de las muchas maneras en que los humanos han alterado el uso del suelo en los paisajes del mundo (Farley *et al.*, 2012). Estas y otras situaciones conducen a un aumento en los niveles de desertificación, en las tasas de deforestación, en la pérdida de biodiversidad y en el aumento de los gases de efecto invernadero, principalmente CO₂ (Noble y Dirzo, 1997).

Los sistemas de observación terrestre (e.g.. Landsat y SPOT) han tenido grandes avances en los últimos años, y han permitido la identificación de diferentes tipos de cobertura del suelo sobre grandes áreas a una alta resolución espacial y temporal

(Hett *et al.*, 2012). El rápido avance de las técnicas de procesamiento de imágenes captadas por sensores remotos ha producido herramientas que facilitan la medición de los cambios de uso de la tierra y cobertura del suelo a través del tiempo (Verburg *et al.*, 2006). Consecuentemente, el conocimiento científico (y/o técnico) referente a análisis de cambio de uso de la tierra y cobertura del suelo se ha incrementado considerablemente a partir del uso de series de tiempo de imágenes de satélite, particularmente el referente a la deforestación en paisajes tropicales (Hett *et al.*, 2012).

En la cuenca del río Metztitlán, localizada en la parte oriente del estado de Hidalgo, México, ha ocurrido un fuerte deterioro de los recursos naturales provocado principalmente por el crecimiento poblacional (INEGI, 2000). En el presente trabajo se evalúa la dinámica de cambio de uso de suelo y la cobertura de la vegetación en la cuenca de Metztitlán entre los años 2007 y 2013, a través del uso de imágenes SPOT. También se genera un escenario básico de cambio de uso para el año 2025 a través de la técnica de modelado de cadenas de Markov-Autómatas Celulares.

El documento está integrado de una introducción general y tres capítulos: I) Análisis de la dinámica del uso del suelo y cobertura vegetal de la cuenca de Metztitlán, Hidalgo, México con imágenes SPOT; II) Predicción de cambio de uso de suelo en la cuenca Metztitlán usando modelaje con cadenas de Markov-Autómatas Celulares; III) Conclusiones generales. En los capítulos I y II se reportan los aspectos más relevantes del estudio.

En la introducción general se presenta una revisión de literatura sobre los métodos de clasificación de imágenes de satélite, la validación de las clasificaciones de imágenes, y los métodos de análisis de cambio de uso de suelo. Esta revisión permitió elegir los

algoritmos apropiados y métodos a seguir para la clasificación de las imágenes de satélite, así como la validación en campo de la clasificación final obtenida. Además, se hizo una revisión sobre los principales métodos de cambio de uso de suelo y poder seleccionar el adecuado de acuerdo a tres criterios de clasificación.

En el capítulo I se realizó un análisis bitemporal (2007-2013) de la dinámica de cambio de la cobertura de la vegetación y del uso de suelo en la cuenca del río Metztlán, Hidalgo, México con el objetivo principal de actualizar su estatus. Se utilizó una clasificación generada para 2007 con imágenes Landsat 5 Thematic Mapper (TM) y Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) por Valdez-Lazalde *et al.* (2009), y con imágenes SPOT 5 y 6 de alta resolución, para realizar una detección de cambios entre el período analizado.

El capítulo II tuvo como objetivo el de realizar una modelación de los usos de suelo de la cuenca del río Metztlán al 2025, con cadenas de Markov-Autómatas celulares y analizar las tendencias hacia el futuro.

Finalmente, en el capítulo III se presentan las conclusiones generales de los dos estudios realizados.

2. OBJETIVOS

a. Objetivo general

- Actualizar la dinámica de cambio de uso del suelo y cobertura de la vegetación entre 2007 y 2013 en la cuenca de Metztitlán, Hidalgo, México.

b. Objetivos particulares

- Generar el mapa actual de uso de suelo y cobertura de la vegetación de la cuenca de Metztitlán al 2013.
- Generar un escenario de cambio de uso para el 2025 con base en las tasas de deforestación registradas en la cuenca de Metztitlán entre 2007-2013.

3. REVISIÓN DE LITERATURA

3.1 Métodos de clasificación de imágenes

Las imágenes captadas por sensores remotos pueden ser interpretadas como una matriz rectangular compuesta por un número determinado de píxeles, los cuales representan un área específica de un territorio mediante valores de energía electromagnética emitida por esa superficie particular (Rodríguez, 2011).

La clasificación del uso y cobertura de la tierra basada en técnicas de reconocimiento de patrones estadísticos aplicados a los datos registrados por un sensor remoto multiespectral es uno de los métodos más frecuentemente usados para la extracción de información (Jensen, 2005). Dicha clasificación multiespectral se puede realizar usando una variedad de métodos (Jensen, 2005):

- Algoritmos basados en estadísticas paramétricas (máxima probabilidad, cluster no supervisados) que utilizan la relación y datos de intervalo en escala; y no paramétricas (vecino cercano, redes neuronales) basadas en reglas de clasificación de árbol de decisiones; las cuales también puede incorporar datos de escala nominal.
- El uso de clasificación lógica supervisada y no supervisada.
- El uso de un conjunto de clasificaciones de lógica dura o blanda (*fuzzy*).
- El uso de clasificación lógica a nivel píxel u orientada a objetos.
- Y Enfoques híbridos.

3.1.1 Clasificación supervisada

El método de clasificación supervisada tiene el objetivo de proporcionar información temática útil a través del uso de algoritmos que se basan en los valores espectrales de reflectancia y emitancia compendiados en un grupo de píxeles que representan una clase (Rodríguez, 2011; Jensen, 2005). Esta metodología es la más común para la formación de clases que tienen similar reflectancia espectral. En este enfoque, los píxeles son asignados a una clase (área de entrenamiento) verificada sobre el terreno en áreas seleccionadas, para que el intérprete pueda delimitar sobre la imagen áreas representativas (áreas de entrenamiento) de cada una de las categorías que componen la leyenda (Chuvienco, 1996; Schowengerdt, 1997).

El método consta de dos fases: entrenamiento y asignación. En la fase de entrenamiento se realiza un reconocimiento general de las áreas a estudiar para hacer una determinación de los patrones de formas y colores que caracterizan a cada una de las clases. Se realiza un “entrenamiento” del conjunto de píxeles dentro de cada clase encontrada, desarrollando una descripción numérica de las características espectrales de las bandas que discriminan a los grupos de píxeles que pertenecen a una misma clase mediante la generación de sus firmas espectrales (Lang *et al.*, 2008; Chuvienco, 2008; Rodríguez, 2011).

En la fase de asignación se asigna una lista de clases o nombres a cada patrón observado, el cual se genera mediante un algoritmo apropiado para la obtención de una clasificación general de la imagen (Chuvienco, 2008). Los algoritmos más comúnmente usados para la asignación son: 1) mínima distancia Euclidiana y distancia de Mahalanobis, mediante las cuales cada píxel se asigna a la clase más cercana

espectralmente; 2) paralelepípedos, que permiten señalar al usuario los umbrales de dispersión espectral asociados a cada clase; y 3) máxima probabilidad, en donde el píxel se asigna a aquella clase con la que posee mayor probabilidad de pertenencia (Schowengerdt, 1997; Jensen, 2005; Chuvieco, 2008).

3.1.2 Clasificación no supervisada

El proceso de clasificación no supervisada no requiere conocimiento previo de la zona de estudio y agrupa a los píxeles de manera automática a una clase que no ha sido entrenada previamente, aprovechando las características espectrales de la imagen para definir las agrupaciones con valores similares. A través de un procesador se agrupan los píxeles con características espectrales similares dentro de un clúster único de acuerdo a criterios determinados estadísticamente, que buscan minimizar las desviaciones de las clases y maximizar la distancia al centro de cada grupo de píxeles encontrados (Jensen, 2005; Macedo *et al.*, 2010; Rodríguez, 2011).

3.2 Validación de la clasificación de imágenes

3.2.1 Matriz de confusión

La matriz de confusión o contingencia, permite comparar dos clasificaciones, una de las cuales es definida por el usuario como base y la otra corresponde a la que se desea evaluar. Se construye una comparación matricial de clases realizadas de la clasificación, ubicada generalmente en diferentes sectores o en la totalidad del mapa, confrontando las clases de cada clasificación (LI *et al.*, 2009 citado por Rodríguez, 2011; Santos, 2007). Con la matriz de confusión se generan tres tipos de exactitud:

exactitud global, exactitud del usuario y exactitud del productor (LI *et al.*, 2009 citado por Rodríguez, 2011).

3.2.2 Coeficiente Kappa

Es un estadístico que mide la concordancia de dos metodologías y el cual relaciona el acuerdo que exhiben los observadores, más allá del debido al azar, con el acuerdo potencial también más allá del azar (Congalton y Green, 1998).

El proceso de elaboración del índice es el siguiente: se calcula la diferencia entre la proporción de acuerdo observado y la proporción de acuerdo esperado por azar; si ésta es igual a cero, entonces el grado de acuerdo que se ha observado puede atribuirse enteramente al azar; si la diferencia es positiva, ello indica que el grado de acuerdo es mayor que el que cabría esperar si solo estuviera operando el azar y viceversa. En el caso (ciertamente improbable) en que la diferencia fuera negativa entonces los datos estarían exhibiendo menos acuerdo que el que se espera solo por concepto de azar. Kappa es el cociente entre esa cantidad y el acuerdo máximo que se puede esperar sin intervención del azar (Santos, 1999). Y se expresa por medio de la siguiente ecuación:

$$CK = \frac{\sum_{i,j=1}^r x_{ij} - \sum_{i,j=1}^r (\sum_{i=1}^r x_i \cdot \sum_{j=1}^r x_j)}{N^2 - \sum_{i,j=1}^r (\sum_{i=1}^r x_i \cdot \sum_{j=1}^r x_j)} \quad (1)$$

Donde r es el número de filas en la matriz; x_{ij} , número de píxeles de la fila i , columna j , es decir la diagonal mayor; x_i , fila i ; x_j , columna j y N el total de píxeles de la matriz.

3.3 Métodos de análisis de cambio del uso de suelo

Los métodos basados en la teledetección han mostrado ser una herramienta eficaz para la detección de los cambios de uso de suelo y los ocasionados en el medio físico (Moran, 2010). La detección de cambios es el proceso mediante el cual se comparan bases de datos espacialmente explícitas de dos períodos de tiempo con la finalidad de determinar la ubicación así como la naturaleza de los cambios a través del tiempo. Es importante inventariar dichos cambios con precisión para entender completamente los procesos físicos y humanos (Rincón, 2003; Jensen, 2005).

De acuerdo a Jiménez-Moreno *et al* (2011), existen tres criterios de clasificación de los métodos existentes para la detección de cambios de uso de suelo:

- 1) Métodos de Técnicas de normalización radiométrica (dominio del infrarrojo óptico o el número de bandas, selección de umbrales adecuados), los cuales incluyen a) Álgebra de mapas; b) Transformaciones matemáticas; c) Post-clasificación; d) Modelación (evaluación multicriterio y autómatas celulares).
- 2) Métodos basados en la temporalidad de la información, e incluyen: a) Análisis bitemporal (imágenes de dos fechas); b) Análisis multitemporal (varias fechas o series de tiempo); y c) Predicción de cambios a futuro.
- 3) Métodos basados en el tipo de datos usados, mismos que incluyen: a) Análisis de datos continuos; y b) Análisis de datos categóricos. Los datos continuos incluyen todas las metodologías numéricas tales como: álgebra de mapas, transformaciones matemáticas, y modelación. Los datos categóricos están basados en una post-clasificación con matrices de cambio o a través de cadenas de Markov.

Jensen (2005) menciona que la selección apropiada del algoritmo de detección de cambio es muy importante. Los principales métodos usados son algebra de mapas, post-clasificación y modelación (Jiménez-Moreno *et al.*, 2011).

4. LITERATURA CITADA

Bocco, G., M. Mendoza. y O. Maser. 2001. La dinámica del cambio del uso del suelo en Michoacán. Una propuesta metodológica para el estudio de los procesos de deforestación. Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM 44:18-38.

Congalton, R. G., and K. Green. 1998. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. CRC Press. U.S.A. 137 pp.

Chuvienco, E. 1996. Fundamentos de teledetección espacial. 3ra. Edic. Rialp. Madrid, España. pp. 574.

Farley, K.A., L. Ojeda-Revah., E. E. Atkinson. and B. Eaton-González. 2012. Changes in land use, land tenure, and landscape fragmentation in the Tijuana River Watershed following reform of the ejido sector. Land Use Policy 29: 187-197.

Gonzalez G., M. de J. 2000. Future scenarios of land use in the California Mojave Desert. Dissertation. Forest Resources Department, Utah State University. Logan, Utah. 163 p.

Hett, C., J. C. Castella., A. Heinimann. and P. Messerli. 2012. A landscape mosaics approach for characterizing swidden systems from a REDD+ perspective. Applied Geography 32: 608-618.

INEGI. 2000. Principales resultados por localidad del XII censo general de población y vivienda 2000. INEGI. México.

IPCC. 2007. Climate change 2007: Impacts, adaption and vulnerability. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Jensen, J.R. 2005. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. John R, Jensen 3rd ed.

Jiménez, M. M. J. 2010. Cambio de uso de suelo por crecimiento urbano en la cuenca Metztitlán, Hidalgo. Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados. Postgrado forestal. 111 p.

Lang, R., B. C. Pijanowski., and R. L. Farnsworth. 2008. Optimizing unsupervised classifications of remotely sensed imagery with a data – assisted labeling approach. Computers and Geosciences 34: 1877-1885.

LI *et al.*, 2009. Citado por Rodríguez. V., A. F. 2011. Metodología para detectar cambios en el uso de la tierra utilizando los principios de la clasificación orientada a objetos, estudio de caso piedemonte de Villavicencio, Meta. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ingeniería Agronómica. 94 p.

Macedo, C. A., M. Pajares., y P. M. Santos. Clasificación no supervisada con imágenes a color de cobertura terrestre. Agrociencia 44: 711-722.

Moran, E. F. 2010. Land cover classification in a complex urban-rural landscape with Quickbird imagery. Photogram Engine Remote Sensing 76:1159-1168.

Noble, I.R. y R. Dirzo. 1997. Forest as human dominated ecosystem. *Science* 277: 522-525.

Pineda J, N. B., J Bosque S., M Gómez D. y W Plata R. 2009. Análisis de cambio del uso del suelo en el Estado de México mediante sistemas de información geográfica y técnicas de regresión multivariante. Una aproximación a los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas* 69: 33-52.

Ramankutty *et al.*, 2005. Citada por Jiménez, M., M. J. 2010. Cambio de uso de suelo por centímetro urbano en la cuenca de Metztlán, Hidalgo. Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados. Postgrado forestal. 101 p.

Rincón, R.J.A. 2003. Cambio de uso de suelo en la sierra sur de Oaxaca mediante técnicas geomáticas. Tesis Maestría. Colegio de Posgraduados. México. 98 p.

Rodríguez, V. A. F. 2011. Metodología para detectar cambios en el uso de la tierra utilizando los principios de la clasificación orientada a objetos, estudio de caso piedemonte de Villavicencio, Meta. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ingeniería Agronómica. Bogotá, Colombia. 94 p.

Santos, J.C. 2007. Extracción de atributos de forma y selección de atributos usando algoritmos genéticos para clasificación de regiones. Tesis de maestría. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), Brasil, p.1-102.

Schowengerdt, R. A. 1997. Remote sensing, Models and methods for image processing. Elsevier. USA. 374 p.

Velázquez, A., J.F. Mas, J.R. Díaz, G., R. Mayorga, S., P.C. Alcántara, R. Castro, T. Fernández, G. Bocco, E. Ezcurra., y J.L. Palacio. 2002. Patrones y tasas de cambio de uso del suelo en México. *Gaceta Ecológica* 62:21-37.

Verbug, P.H., K. Kok., R. G. Pontius Jr., and C. Veldkamp. 2006. Modelling Land-Use and Land-Cover Change. In: Lambin, F.E y Geist, H. (Eds.). *Land-Use and Land-Cover Change Local Processes and Global Impacts*. Springer. Germany.

CAPÍTULO I

ANÁLISIS DE LA DINÁMICA DEL USO DE SUELO Y COBERTURA VEGETAL DE LA CUENCA DE METZTITLÁN, HIDALGO, MÉXICO CON IMÁGENES SPOT

1.1 RESUMEN

Se realizó un análisis bitemporal (2007-2013) de la dinámica de cambio de la cobertura de la vegetación y del uso de suelo en la cuenca del río Metztlán, Hidalgo, México con el objetivo de actualizar su estatus. Se utilizó como base una clasificación generada con anterioridad para 2007 con imágenes Landsat 5 Thematic Mapper (TM) y Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). Posteriormente se procesaron imágenes SPOT 5 y 6 de alta resolución para generar una clasificación correspondiente a 2013. Ambos mapas (clasificaciones) fueron comparados a través de una matriz de confusión e indicadores asociados (precisión global, precisión del usuario y coeficiente Kappa). Los resultados para la clasificación 2013 muestran un alto porcentaje de exactitud general (90.7 %) y un valor del coeficiente Kappa de 92.5 %. Las superficies destinadas a la agricultura de riego y temporal disminuyeron en 34.8 y 25.6 %, respectivamente. El análisis de cambios indica que el uso urbano y los cuerpos de agua aumentaron 305.3 y 82.4 %, respectivamente en el periodo de estudio. Estas cifras no necesariamente corresponden a cambios reales y se deben en parte a la diferente resolución espacial con que fueron realizadas ambas clasificaciones, 30 m para Landsat y 10 m para SPOT. Se concluye que para el análisis de la dinámica de usos de suelo a una escala de cuenca es necesario el uso de imágenes de alta resolución espacial como SPOT, ya que proporcionan mayor detalle y una representación más apegada a lo que realmente existe en el paisaje.

1.2 INTRODUCCIÓN

La rápida conversión y degradación de los ecosistemas forestales es un tema actual y de interés internacional (Desclée *et al.*, 2006). El cambio de uso del suelo y de la cobertura vegetal es un componente clave del deterioro ambiental a escala global, regional y local (Ellis *et al.*, 2010). Las principales preocupaciones son los impactos sobre la diversidad biológica mundial (Sala *et al.*, 2000; Heubes *et al.*, 2013), la degradación del suelo (Yang *et al.*, 2003; Li *et al.*, 2012), el ciclo del agua (Sterling *et al.*, 2012), los servicios ecosistémicos (Mendoza-González *et al.*, 2012), los almacenes de carbono (DeFries *et al.*, 2002) y el cambio climático (Pielke *et al.*, 2002; Feddema *et al.*, 2005).

Recientemente se han desarrollado metodologías para evaluar cambios en el uso del suelo y en la cobertura vegetal en varias partes del mundo. Una manera de clasificar tales metodologías es tomando como base el tipo de insumos empleados para la realización de análisis bi-temporales: uso de fotografías aéreas (Jiménez *et al.*, 2011); uso de fotografías aéreas combinadas con imágenes Spot (Lira *et al.*, 2012); uso de imágenes de satélite Landsat (Estes *et al.*, 2012); la combinación de mapas topográficos e imágenes de satélite tipo Landsat (Dewan and Yamaguchi, 2009; Valdez-Lazalde *et al.*, 2011) y la combinación de imágenes Landsat y Spot (Ellis *et al.*, 2010). Dependiendo del tipo de insumos utilizados será el detalle de los resultados, y consecuentemente mayor o menor el apego a lo que realmente existe en el paisaje que se analiza.

Algunos autores consideran que los factores que explican las diferentes formas de cambio de uso del suelo y de cobertura de la tierra, están asociados con un continuo

incremento en la producción de alimentos y con el uso poco eficiente de los recursos (Lambin *et al.*, 2003). Otros señalan que faltan estudios que integren aspectos biofísicos y humanos, para explicar y entender las verdaderas causas del cambio de uso del suelo (Pineda *et al.*, 2009).

En México, es indispensable examinar la dinámica de cambios de uso y cobertura del suelo debido a los procesos de deforestación, mismos que se estiman actualmente en un promedio de 155 000 ha por año para el periodo 2005-2010 (FAO, 2010). En particular, dichos trabajos son necesarios en regiones semiáridas ya que una gran proporción de los estudios realizados en el país se han concentrado en el trópico húmedo o en bosques templados (Rosete *et al.*, 2008).

En la cuenca de Metztlán, Hidalgo, México, aunque para el período 1985-2007 se registró una tasa de deforestación baja (-0.5 % anual), la tasa de crecimiento de la mancha urbana para el mismo período se estimó en 4.3 % anual, lo que representa un crecimiento de 250.8 % en 22 años (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). Dada la magnitud de tales cambios, es indispensable continuar con su monitoreo para proveer información que permita evaluar su impacto sobre los ecosistemas terrestres, formular políticas de manejo e implementar modelos de monitoreo ambiental (Dewan and Yamaguchi, 2009; Valdez-Lazalde *et al.*, 2011; Lupo *et al.*, 2013).

En este trabajo se evalúa la dinámica de cambio de uso de suelo y la cobertura de la vegetación en la cuenca de Metztlán, Hidalgo. El objetivo fue actualizar el estudio de la dinámica de cambios hasta 2013, tomando como base un mapa de cobertura vegetal generado para 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). A diferencia del estudio anterior, aquí se utilizaron imágenes de la plataforma SPOT, de mayor resolución

espacial y técnicas de clasificación supervisada. El uso de imágenes de mayor resolución espacial permitirá obtener datos más precisos de la dinámica de cambios que ocurre en la cuenca de Metztitlán.

1.3 MATERIALES Y MÉTODOS

1.3.1 Localización y descripción del área de estudio

La cuenca del río Metztitlán, con una superficie de 329 053.9 ha se ubica dentro de los paralelos 19°53'41'' y 20°45'05'' latitud norte y los meridianos 98°55'04'' y 98°08'39'' longitud oeste. Se distribuye transversalmente en el estado de Hidalgo (89.9 %), Veracruz (6.4 %) y Puebla (3.7 %) (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011) (Figura 1.1). Se considera el corazón agrícola del estado de Hidalgo con dos distritos de riego, el de Metztitlán (DR 008) y el de Tulancingo (DR 028). Este último es uno de los más importantes de México, después de los distritos del norte del país (INEGI, 2006). La cuenca se origina en el estado de Puebla, con un intervalo de altitud que va de los 3100 m, en la sierra de Singuilucan, hasta los 1250 m, en la laguna Metztitlán. Debido a la representatividad biogeográfica de varios ecosistemas terrestres (matorral xerófilo, matorral submontano, bosque de coníferas y bosque tropical caducifolio), a su biodiversidad con buen grado de conservación, a su alto nivel de endemismo, y a una riqueza cultural importante, el 27 de noviembre de 2000 se le decretó como reserva de la biósfera Barranca de Metztitlán (RBBM) (CONANP, 2003).

La cuenca presenta una amplia variedad de climas, con predominancia del templado subhúmedo (Cw1, Cw2), semiárido templado (BS, Cf), templado subhúmedo con verano muy lluvioso (Cw1, Cw2) (800-1000 mm de precipitación anual) y templado

húmedo (Cf). Su temperatura media anual oscila entre 12 y 18 °C. Dentro de los tipos de suelos predominantes se encuentran Phaeozem (25.9 %), Luvisol (19.5 %), Vertisol (16.8 %), Cambisol (7.7 %) y Regosol (7.1 %) (INEGI, 2000).

Está integrada por 21 municipios, de los cuales 18 corresponden al estado de Hidalgo, dos al estado de Puebla y uno a Veracruz. Cuenta con una población total de 286 543 habitantes. La mayor densidad de población se concentra en el estado de Hidalgo (95.66 %), seguido de Puebla (2.24 %) y Veracruz (2.10 %). En el estado de Hidalgo, los municipios de Tulancingo de Bravo, Atotonilco el Grande y Zacualtipán de Ángeles, concentran a las ciudades de mayor crecimiento poblacional de la cuenca Metztitlán.

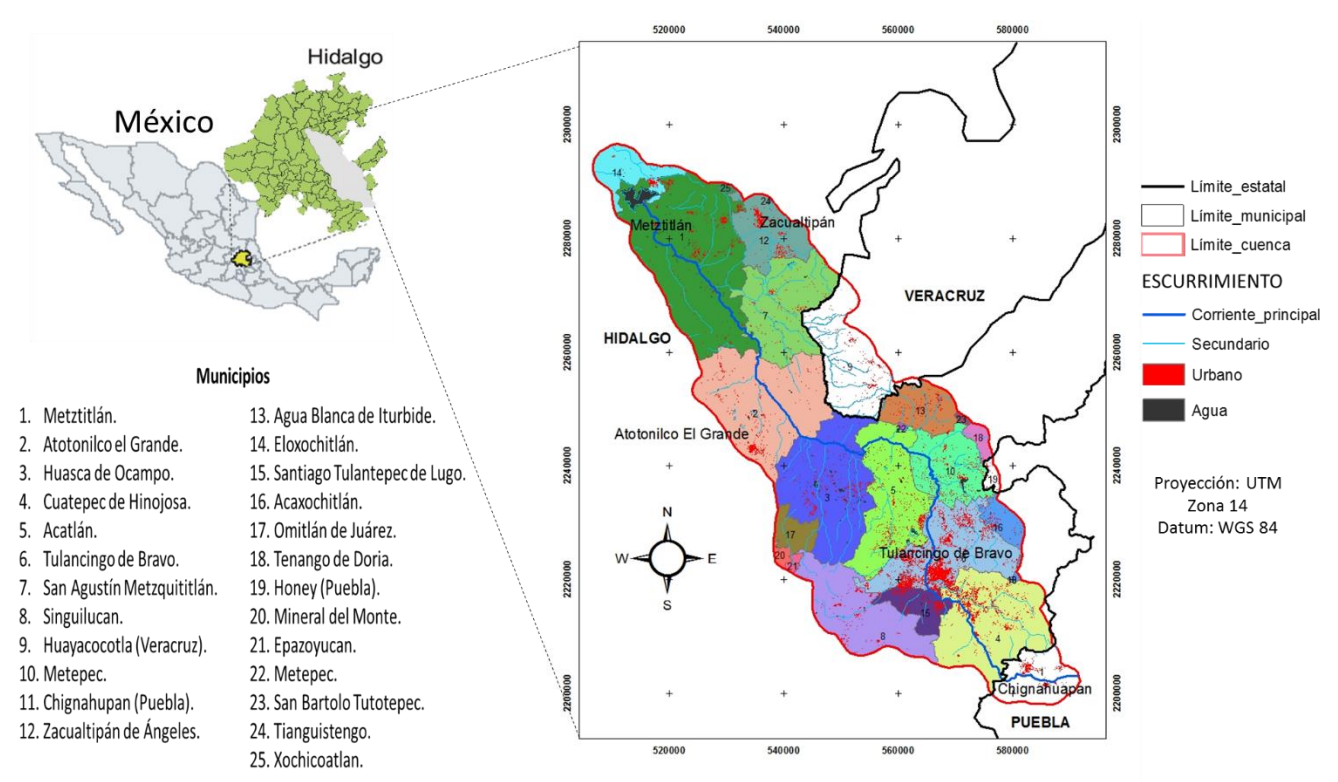


Figura 1.1. Localización de la cuenca del río Metztitlán.

1.3.2 Material empleado y pre procesamiento de imágenes

Como base del análisis se tomó la clasificación de uso de suelo del año 2007, generada a través de una clasificación supervisada con el algoritmo de máxima verosimilitud, a partir de imágenes multiespectrales de dos fechas: Landsat 5 Thematic Mapper (TM) 1985 y Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). Este vector se rasterizó para realizar el análisis de cambio basado en raster.

La clasificación de uso de suelo de la cuenca para el 2013 se realizó a partir de un mosaico compuesto de cuatro imágenes SPOT 5 y una SPOT 6 (Cuadro 1.1), las cuales fueron proporcionadas por la estación de recepción México (ERMEXng), con un nivel de procesamiento 3A. En este formato, la imagen presenta corrección radiométrica básica, corrección geométrica y orthorectificación (SPOT Image, 2010). A pesar del preprocesamiento básico de las imágenes, debido a las diferencias en las condiciones atmosféricas, y al ángulo y elevación solar entre las fechas de imágenes, se realizó una normalización radiométrica para minimizar dichos efectos, los cuales son críticos para la detección de cambios (Chen *et al.*, 2003; Jensen, 2005). Primero, los valores digitales (*DN*) se convirtieron a radiancia y, posteriormente, a reflectancia exoatmosférica adimensional (Soudani *et al.*, 2006). Segundo, las imágenes a nivel de reflectancia se corrigieron combinando la corrección radiométrica y el método mejorado de sustracción del objeto oscuro (Modelo COST) de Chávez (1996), con ERDAS Imagine (ERDAS Inc., 2011).

Con las imágenes SPOT 5 preprocesadas a nivel radiométrico y atmosférico, se generó un mosaico que cubre la totalidad de la cuenca a una resolución espacial de

10 m (tamaño de píxel). Se usó la proyección Universal Transversa de Mercator (UTM) zona 14 N y datum WGS84. Las bandas usadas para elaborar el mosaico fueron: banda 1: IRC (infrarrojo cercano), banda 2 (rojo), banda 3 (verde) y banda 4 (IRM) (SPOT Image, 2010). Debido a que el orden de las bandas reportado en el formato DIMAP de SPOT 5 es diferente al reportado por SPOT Image (2010), se procedió al intercambio de bandas de la siguiente forma: bandas 1: verde; banda 2: rojo; banda 3: IRC y banda 4: IRM (Muñoz, 2012). La imagen SPOT 6 no se incluyó en el mosaico debido a que presenta características radiométricas diferentes a SPOT 5 (SPOT Image, 2010), por lo que se trabajó en una clasificación separada. Los recortes de las imágenes se realizaron con base a los límites de la cuenca establecidos en la clasificación de uso de suelo generado por Valdez-Lazalde *et al.* (2011). El mosaico de SPOT 5 presentó nubosidad en la parte SW y SE de la cuenca, por lo que se realizaron recorridos de campo en dichas zonas para verificar el uso de suelo.

Cuadro 1.1 Características de las imágenes SPOT empleadas.

Año	Satélite	Sensor	Resolución espacial (m)	Path/Row	Bandas usadas	Fecha de toma
2013	SPOT 5	HRG 2	10	588/309	1-4	19 marzo 2013
						9 noviembre 2012
2012	SPOT 5	HRG 2	10	589/309	1-4	3 abril 2013
2013	SPOT 5	HRG 2	10	589/310	1-4	14 abril 2013
2013	SPOT 5	HRG 2	10	590/309	1-4	8 marzo 2013
2013	SPOT 5	HRG 2	10	590/310	1-4	1 diciembre 2013
2013	SPOT 6		6	589/309	1-4	

1.3.3 Clasificación de uso de suelo

a) Desarrollo de las clases de cobertura del suelo y mapa de cobertura vegetal y uso de suelo

La clasificación de uso de suelo del 2013 se homologó con la clasificación de uso de suelo del 2007 obtenida por Valdez-Lazalde *et al.* (2011), con la finalidad de tener equivalencias entre el número y tipo de clases temáticas y así poder realizar el análisis espacial y la detección de cambios. Se generaron campos de entrenamiento y se calcularon los valores de divergencia transformada para evaluar la separación de las firmas entre las clases de entrenamiento (Gambarova *et al.*, 2010). Se seleccionaron entre 30 y 300 píxeles (Gambarova *et al.*, 2010) para cada una de las clases temáticas generadas: 1) agricultura de riego (AR), 2) agricultura de temporal (AT), 3) cuerpo de agua (AGUA), 4) bosque de pino (BP), 5) bosque de encino (BE), 6) bosque de pino-encino (BPE), 7) matorral (MT), 8) matorral erosionado (MTE), 9) pastizal (PZ) y 10) urbano (UR) (Cuadro 1.2).

Cuadro 1.2 Sistema de clasificación de uso de suelo y cobertura utilizada para este estudio.

No.	Uso de suelo	Descripción
1	Agricultura de riego	Cultivos de maíz, cultivos de nogal, zonas de acolchado, pastizales de riego, cultivos chile y otros frutales
2	Agricultura de temporal	Cultivos de maíz, cultivos de maíz-frijol, cultivos de maíz-calabaza y cultivo de nopal
3	Cuerpos de agua	Corrientes y canales, lagunas, presas, jagüey y bordos
4	Bosque de pino	Bosque de <i>Pinus sp</i>
5	Bosque de encino	Bosque de <i>Quercus sp</i>
6	Bosque de pino-encino	Mezcla de <i>Pinus sp</i> y <i>Quercus sp</i>
7	Matorral	Matorral > 50 % de cobertura y matorral submontano
8	Matorral erosionado	Matorral < 50 % de cobertura
9	Pastizales	Pastizales naturales e inducidos y zonas en descanso con vegetación herbácea
10	Urbano	Residencial, industrial, suelo urbano y caminos pavimentados

Se utilizaron las cuatro bandas de las imágenes, probándose diferentes combinaciones de éstas para crear diferentes efectos de composición, y con ello mejorar el entendimiento del área de estudio. Se creó un mosaico compuesto de las bandas 4-3-2 (IRM-IRC-rojo) para el proceso de clasificación. Éste se ejecutó a través de una clasificación supervisada con el algoritmo de máxima verosimilitud implementado en el software ERDAS Imagine. Este clasificador calcula una función de probabilidad estadística (bayesiana) de las entradas para las clases establecidas a

partir de los sitios de entrenamiento. Después, cada pixel se asigna a la clase que posee mayor probabilidad de pertenencia (Erener, 2013).

Finalmente, para comparar ambas clasificaciones, el mapa final de la clasificación de uso de suelo del 2013 se remuestreó a 30 m, para tener la misma resolución espacial que el raster de la clasificación de uso de suelo del 2007 generada por Valdez-Lazalde *et al.* (2011).

b) Validación del mapa de uso de suelo 2013

Se realizó un recorrido de campo para cotejar la clasificación (mapa) inicial obtenida y para corregir las clases temáticas etiquetadas erróneamente. Para evaluar la precisión de la clasificación, se cotejaron 121 puntos de control distribuidos de manera aleatoria sobre las clases temáticas identificadas (Chuvienco, 1996). Con esos datos se construyó una matriz de confusión e indicadores asociados: precisión global, precisión del usuario y el coeficiente Kappa (Jacquin *et al.*, 2008). La precisión global de la clasificación, se calculó dividiendo el número total de pixeles correctamente clasificados (suma de la diagonal mayor) entre el número total de pixeles utilizados en la matriz de confusión (N). La precisión del usuario es la proporción de pixeles de la clase *i* clasificados correctamente con relación al total de pixeles asignados a esa clase. El coeficiente Kappa es un parámetro que evalúa si la clasificación ha discriminado con precisión significativa las categorías de interés (valores cercanos a 1), en comparación con el resultado que se hubiera obtenido en una clasificación al azar (valores cercanos a 0) (Ridd y Liu, 1998).

c) Análisis de cambio

El análisis de cambios se realizó a través de la técnica conocida como postclasificación (Valdez *et al.*, 2011). Inicialmente el mapa final del 2013 fue reclasificado en las clases de bosque previamente definidas (BP, BE y BPE) para obtener el mismo número de clases temáticas que las utilizadas en el mapa de 2007. La técnica postclasificación ha demostrado ser eficiente para detectar la naturaleza, las tasas, y la localización de los cambios entre mapas de uso de suelo derivados de imágenes de satélite de diferentes fechas (Aga y Pontius, 2008). La comparación bitemporal de las clasificaciones se realizó en el módulo Land Change Modeler for Ecological Sustainability implementado en el paquete IDRISI Andes (Clark Labs, 2006). Este proceso generó una matriz de transición de dos vías, en la cual las filas representan las categorías del mapa en un tiempo inicial, y las columnas representan las categorías del mapa en un tiempo subsecuente, además de una nueva capa temática que contiene los cambios de un uso de suelo. También se estimó la tasa de deforestación para obtener el porcentaje de cambio anual en los usos de suelo B (BP, BE, BPE) MT, MTE a AR, AT, PZ y UR, mediante la ecuación propuesta por Palacio-Prieto *et al.* (2004):

$$Td = [(S_2/S_1)^{(1/n)} - 1] \times 100 \quad (2)$$

Dónde: Td = tasa de deforestación anual en porcentaje; S₂ = área arbolada en el año final; S₁ = área arbolada en el año inicial; y n = número de años del periodo de análisis.

1.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

a) Clasificación y validación del mapa de uso de suelo 2013

El mapa generado para 2013 muestra que los usos de suelo más extendidos en la cuenca son la agricultura de temporal (89 596.55 ha), matorral (80 477.42 ha) y bosque (63 409.12) (Figura 1.2). La agricultura de temporal se encuentra extendida en toda la superficie de la cuenca, con mayor presencia en la parte sur, cercana a los asentamientos urbanos con alto número de habitantes (Atotonilco el Grande, Tulancingo de Bravo, Singuilucan, Acatlán y Metepec) y terrenos planos aptos para este tipo de uso (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). En contraste, la agricultura de riego se encuentra localizada en los municipios de Metztlán, Acatlán, Metepec, Tulancingo de Bravo y Huasca de Ocampo con un total de 17 058.81 ha. Su distribución se encuentra asociada a cuerpos de agua grandes (ríos y presas), terrenos planos extensos, y a la presencia de la mancha urbana. Se distinguen dos grandes zonas que conforman dos distritos de riego, el de Metztlán (DR 008) y el de Tulancingo (DR 028), localizados hacia el norte y el sur de la cuenca, respectivamente.

La mayor superficie de matorral se concentra en el área que corresponde a la reserva barranca de Metztlán, caracterizada por climas con bajo contenido de humedad, como es el semiárido templado (BS, Cf) y terrenos con pendientes que van de 0 a 100 %, condiciones propicias para el desarrollo de matorral xerófilo (CONANP, 2003; Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). Por su parte, el bosque se encuentra con mayor extensión en las zonas altas de la cuenca (condición barlovento) donde predomina el clima templado (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011).

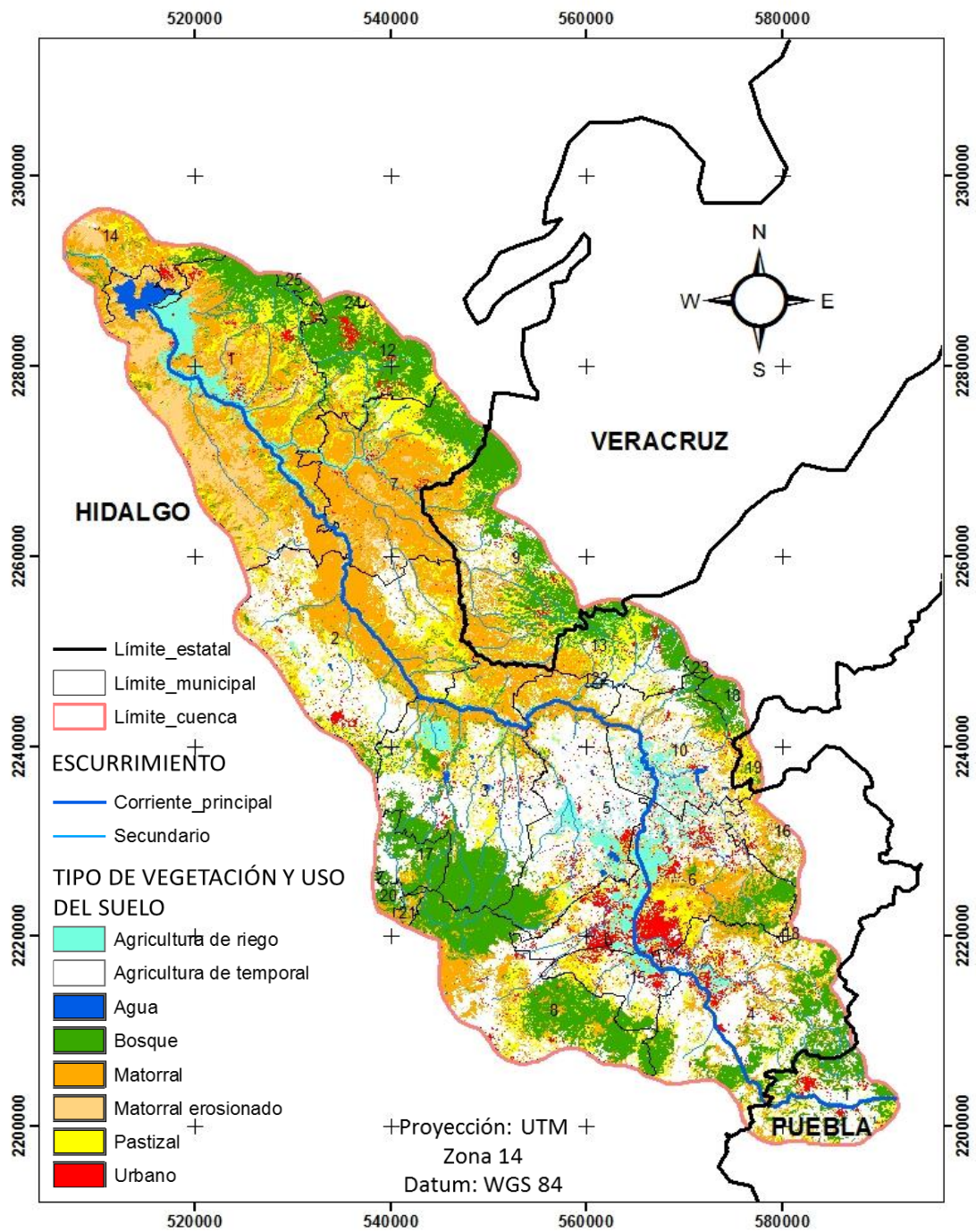


Figura 1.2 Mapa de vegetación y uso de suelo 2013 para la cuenca del río Metztlán.

La exactitud general y el índice Kappa del mapa de uso de suelo son aceptables con valores de 92.2 y 91%, respectivamente (Mas *et al.*, 2003). Estos resultados coinciden con los obtenidos por Valdez-Lazalde *et al.* (2011) con imágenes Landsat 7 ETM+ (2007), quienes obtuvieron un 93% de exactitud general y 91.5% de índice Kappa. El Cuadro 1.3 presenta la matriz de confusión. En la diagonal se muestran los píxeles de la muestra correctamente clasificados para cada categoría, los valores fuera de la diagonal indican los píxeles clasificados incorrectamente y las categorías a las que se asignaron. Con excepción de las clases AT, UR, BE y MTE, las demás presentaron una exactitud general por clase arriba de 90%. Dichas clases mostraron dificultad para su clasificación (Exactitud del productor < 90%) (Cuadro 1.4), debido a que presentan similitud en el comportamiento de sus firmas espectrales.

Existen diferentes razones que pueden causar este problema. Por un lado, la dificultad para separar estas clases se puede explicar por la baja resolución espectral de la imagen SPOT, a pesar de su alta resolución espacial (10x10 m). En el caso de la vegetación se ha encontrado que los valores de exactitud pueden mejorarse cuando se adicionan más bandas del infrarrojo de onda corta, los cuales son importantes para la clasificación de la vegetación (Schmidt y Skidmore, 2003; Lu *et al.*, 2005). Por otro lado, las diferentes fechas en las que fueron tomadas las imágenes SPOT pueden producir dificultades en la clasificación (Jacquin *et al.*, 2008). Aunque las imágenes SPOT fueron adquiridas en su mayoría en la estación de secas (abril-marzo), por causas de su disponibilidad algunas corresponden al período posterior inmediato del período de lluvias (noviembre-diciembre) (Cuadro 1.1).

Se ha registrado que las diferentes condiciones de humedad pueden tener un efecto sobre los valores de reflectancia de la cubierta del suelo y la separación de las clases de uso de suelo (Chuvieco *et al.*, 2001; Lu *et al.*, 2005). A pesar de lo anterior, los valores de precisión para todas las clases son mayores a 80%, por lo que se consideran aceptables (Lesschen *et al.*, 2005; Mas *et al.*, 2005) y el mapa generado confiable.

Para el caso de paisaje urbano se ha encontrado que el análisis de imágenes de alta resolución espacial como la SPOT puede generar clasificaciones de baja exactitud, ésto debido a que los clasificadores tradicionales, basados únicamente en información espectral de los píxeles (*e.g.* máxima verosimilitud), producen resultados engañosos por la alta heterogeneidad espacial de este tipo de paisajes y por consecuencia problemas de alta variación espectral dentro de la misma clase de uso de suelo (Moran, 2010).

Algunos estudios reportan que para mejorar los resultados debido a los problemas mencionados anteriormente es necesario el uso de métodos de clasificación orientados a objetos (Jensen, 2005; Jacquin *et al.*, 2008; Zhou *et al.*, 2008). Otro factor importante, es que las superficies impermeables como caminos de terracería y pavimentados, construcciones y parques (entre otros) tienen diferentes firmas espectrales y es fácil confundirlos con otros tipos de coberturas, como suelo desnudo, agua, humedales, y residuos de cultivos, debido a que las firmas espectrales se pueden comportar de manera similar (Moran, 2010).

Cuadro 1.3 Matriz de confusión para evaluar la exactitud de la clasificación de las clases temáticas 2013.

		PIXELES CLASIFICADOS										
CLASES		AR	MTE	PZ	AGUA	UR	MT	BP	BE	BPE	AT	Total
DATOS REFERENCIA	AR	74	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74
	MTE	0	51	0	0	2	0	0	0	0	0	53
	PZ	2	0	74	0	1	2	0	6	0	3	88
	AGUA	0	0	0	70	0	0	0	0	0	0	70
	UR	0	0	0	0	57	0	0	1	0	2	60
	MT	0	1	0	0	0	77	0	3	1	8	90
	BP	0	0	0	0	0	0	137	1	2	0	140
	BE	0	0	0	0	0	0	0	53	1	0	54
	BPE	0	0	0	0	0	0	0	3	63	0	66
	AT	0	8	4	0	7	3	0	1	0	81	104
Total	76	60	78	70	67	82	137	68	67	94	799	
Exac. General (%)		92.24			Kappa		91					

Cuadro 1.4 Exactitud por clase de la clasificación de uso de suelo 2013.

	Exac. Productor (%)	Exac. Usuario (%)	Comisión (%)	Omisión (%)
AR	97.37	100	0	2.63
MTE	85	96.23	3.77	15
PZ	94.87	84.09	15.91	5.13
AGUA	100	100	0	0
UR	85.07	95	5	14.93
MT	93.9	85.56	14.44	6.1
BP	100	97.86	2.14	0
BE	77.94	98.15	1.85	22.06
BPE	94.03	95.45	4.55	5.97
AT	86.17	77.88	22.12	13.83

*La exactitud del productor es la probabilidad de que un pixel de referencia esté correctamente clasificado, una medida del error por omisión; y la precisión del usuario es la probabilidad de que un pixel clasificado en el mapa en realidad pertenece a esa clase en el suelo, lo que refleja el error de comisión.

b) Detección y análisis de cambios de uso de suelo

El análisis de cambios de cobertura y uso del suelo para el periodo 2007-2013 revela una dinámica importante en las superficies obtenidas para todas las categorías (Figura 1.3). Actualmente 50.2 % de la cuenca está cubierto por B, MT y por asociaciones secundarias como el MTE. Las tierras de cultivo (AT y AR) ocupan 32.1% de la superficie. Los cambios más significativos se centran, por un lado, en la disminución de los usos AR y AT con 34.8 y 25.6% respectivamente, y por el otro, en un aumento de los usos UR (305.3%), B (3.5%), AGUA (82.4%) y PZ (20.3%). La matriz de intercambio de superficies (Cuadro 3.4) muestra que los usos de suelo estudiados no se mantuvieron estables durante el período analizado, sino que mostraron un fuerte intercambio entre todas las clases. Las superficies que mostraron un porcentaje de cambio superior al 50% fueron el uso UR y AGUA (Figura 1.4).

El comparativo entre la superficie de la clase de vegetación leñosa existente en el 2013 (S_2) y la superficie de este tipo existente en 2007 (S_1), mostró que las tasas de cambio estimadas a partir de ambas clasificaciones son sustancialmente diferentes a las obtenidas por Valdez-Lazalde *et al.* (2011) para las dos décadas anteriores a 2007 (Cuadro 1.4). Los resultados sugieren un cambio en la tendencia al pasar de una tasa de deforestación a una tasa de reforestación. En S_2 las superficies de cobertura leñosa (B, MT y MTE) tienen una tendencia positiva de 2.3%, mientras que Valdez-Lazalde *et al.* (2011) reportaron una tendencia negativa de -0.5% en un periodo de 22 años para el mismo tipo de coberturas. La tendencia hacia la recuperación de la vegetación leñosa no es disímil únicamente con lo reportado por los autores mencionados, también lo es con la mayoría de estudios que han analizado la

degradación de los ecosistemas naturales en México. Sin embargo, los resultados sí coinciden con el aumento de los usos antrópicos del suelo.

Existen diferencias marcadas entre las clasificaciones de 2007 y 2013, mismas que no parecen estar relacionadas totalmente a disturbios naturales o antropogénicos, particularmente en las clases de agricultura (AR, AT), en las cuales se resuelve una disminución importante sin que en los últimos siete años se hayan reportado eventos extremos de abandono de tierras de cultivo de riego o temporal y procesos de desarrollo urbano.

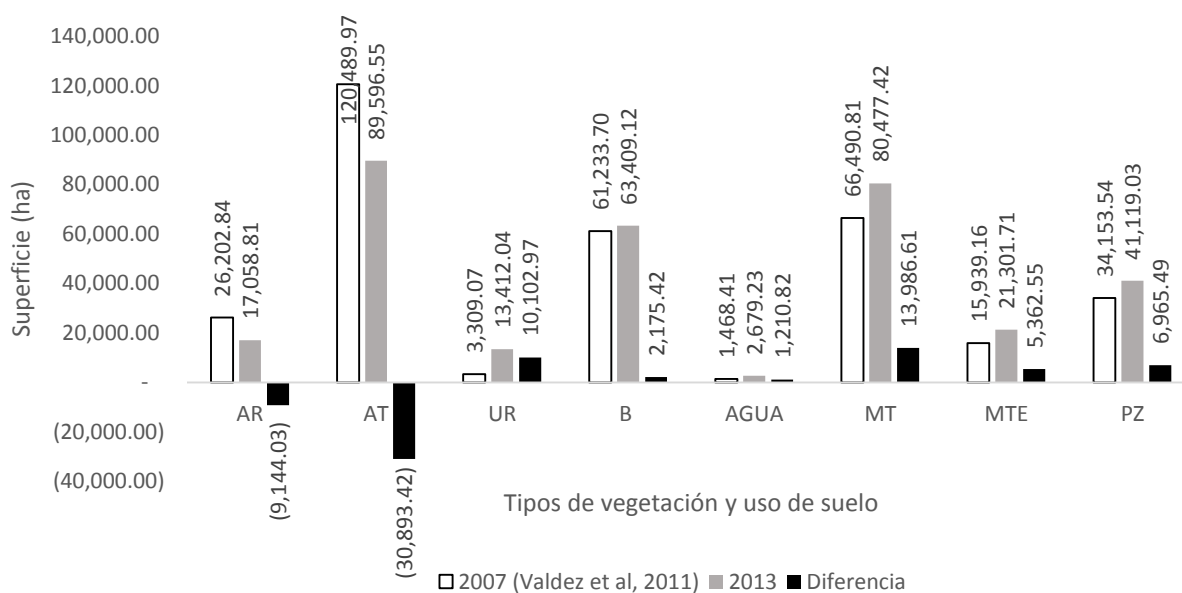


Figura 1.3 Comparación de las superficies ocupadas por tipo de vegetación y uso de suelo entre la clasificación 2007 y 2013.

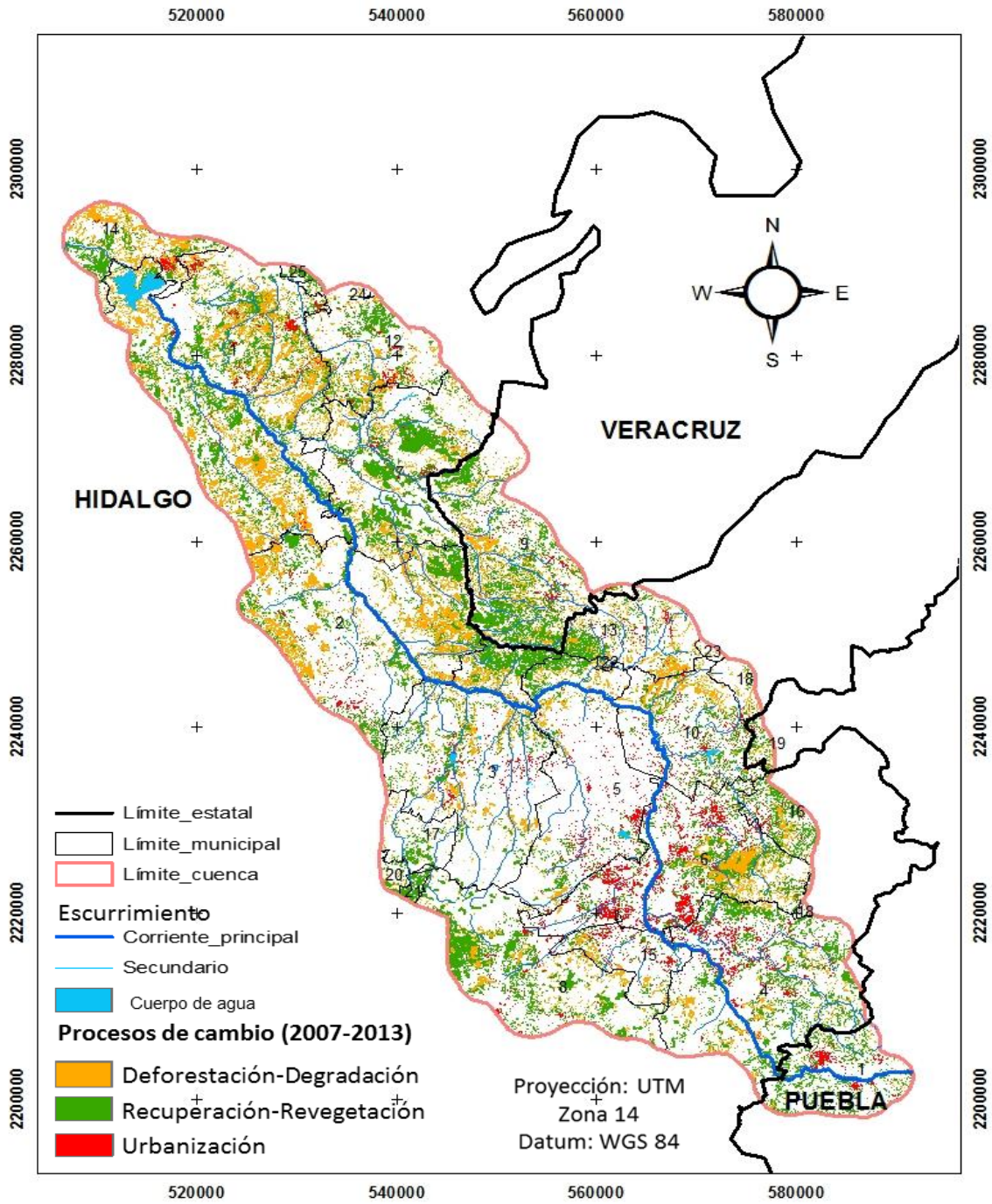


Figura 1.4 Mapa de cambio de uso de suelo (2007-2013).

Una posible explicación a dichas diferencias es que las clasificaciones bajo comparación fueron generadas con datos de sensores con resolución espacial y espectral diferente. La clasificación del 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011) se generó a través de imágenes Landsat con una resolución de píxel de 30 m, mientras que la clasificación de 2013 se obtuvo con imágenes SPOT con resolución de 10 m. Dichas diferencias, no son necesariamente errores atribuibles a las clasificaciones, sino más bien a defectos debidos a la generalización que implica el diferente tamaño de píxel (Chuvieco, 1996). La Figura 1.5, muestra un acercamiento a una parte pequeña del mosaico de la imagen SPOT. Se observa una zona urbana rodeada de diversos usos de suelo (MT, AT, PZ), con predominancia de uso agrícola de temporal, los cuales resultaron en clases de uso de suelo diferentes después de la clasificación. Mientras que en la imagen Landsat 7 ETM+, difícilmente se visualizan los diferentes tipos de uso que existen (resultando en una clasificación completa como AT), en la imagen SPOT es posible discriminar con facilidad el uso agrícola y el uso urbano, entre otros.

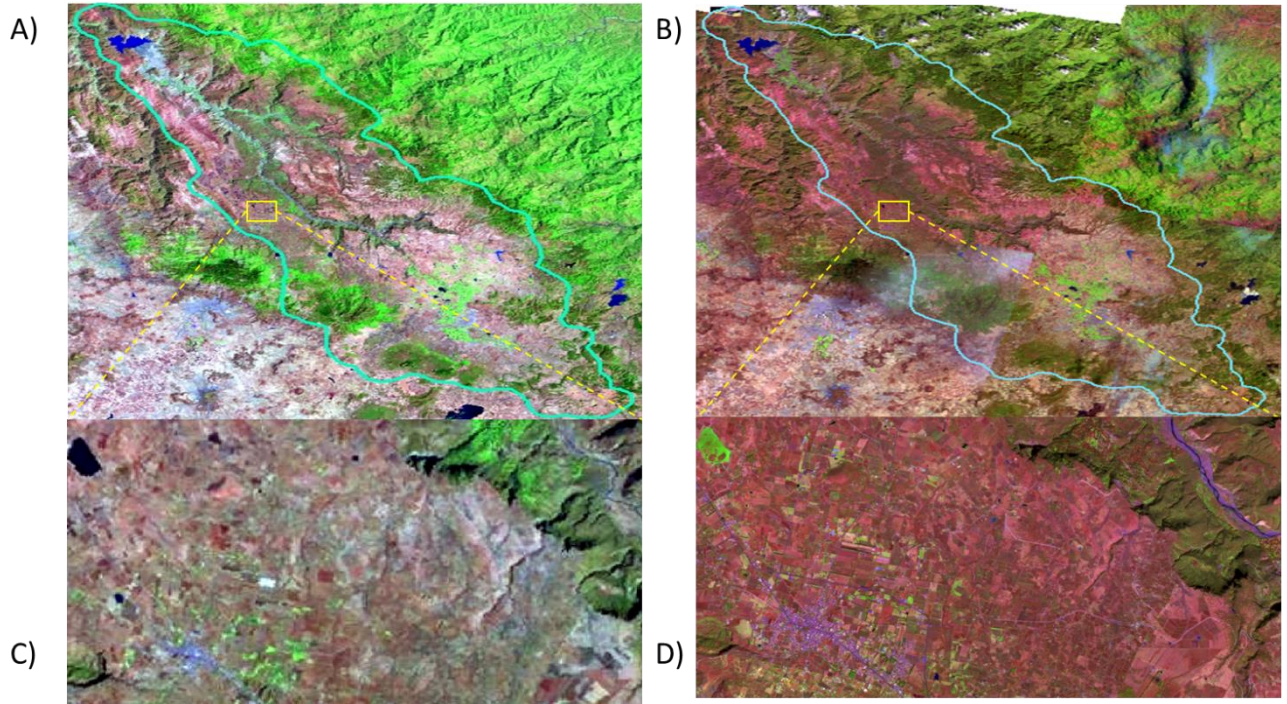


Figura 1.5 A) Imagen Landsat 7 ETM+ (2007), composición R, G, B (B2, B4, B5) y C) acercamiento a una zona agrícola al E del municipio Atotonilco el Grande. B) Mosaico SPOT 5 HRG 2 y SPOT 6 (2013), composición R, G, B (B4, B1, B3) y D) diferentes usos de suelo que puede ser identificados fácilmente.

Al respecto, Velázquez *et al.* (2002) mencionan que para el análisis de cambio de cobertura y uso de suelo es necesario estandarizar los enfoques en cuanto a categorías de mapeo y escalas de trabajo, con la finalidad de poder hacer compatibles cartográfica y estadísticamente las bases de datos. Aunque ambas clasificaciones tuvieron niveles aceptables de exactitud, la resolución espacial media que tiene Landsat (30x30 m), con el consecuente problema de píxeles mixtos en usos de suelo, son solucionados con el uso de una imagen SPOT de alta resolución espacial (10x10 m), reduciendo dicho problema y extrayendo información más detallada sobre el uso de suelo que una imagen de resolución mediana o gruesa (Lu

y Weng, 2009). Por otra parte, la baja variación espectral con que cuenta SPOT (0.48-1.75 μm) comparada con Landsat (0.45-2.35 μm), también pudo haber tenido efectos significativos sobre la clasificación. Moran (2010) menciona que con el fin de mejorar la clasificación de usos de suelo a través de imágenes de alta resolución, un aspecto fundamental es hacer uso al máximo de la información espacial inherente a este tipo de imágenes, mientras se reduce la alta variación espectral dentro de la misma clase de uso de suelo.

Otra posible razón para explicar las diferencias mencionadas es el error asociado a la clasificación 2013, ocasionado por el uso de imágenes SPOT de diferentes fechas. El hecho de que la clasificación 2007 haya sido generada con una imagen Landsat única tiene sus ventajas, mientras que la clasificación 2013 se generó a partir de un mosaico de imágenes SPOT 5 y 6 captadas en diferentes meses (Cuadro 1.1). Lo anterior coincide con Jacquin *et al.* (2008), quienes obtuvieron resultados inconsistentes entre clasificaciones debido al uso de imágenes SPOT con diferentes fechas de adquisición.

Cuadro 1.5 Matriz de intercambio de superficies de uso de suelo entre el período 2007-2013.

		2013									Tasa de cambio (%)
		AR	AT	AGUA	B	MT	MTE	PZ	UR	Total	
2007	AR	10,286.8	3,789.5	485.4	1,010.5	4,984.4	916.2	2,258.2	2,472.9	26,203.8	-6.9
	AT	4,294.4	67,530.8	429.4	6,616.2	16,677.2	3,505.4	15,452.0	5,982.2	120,487.6	-4.8
	AGUA	7.9	27.5	1,354.4	2.4	32.4	22.4	13.4	8.5	1,468.8	10.6
	B	397.8	3,296.7	21.7	48,368.7	5,087.4	230.9	3,307.7	300.2	61,011.0	0.7
	MT	985.5	4,234.7	281.7	3,899.8	41,375.5	5,496.3	9,660.0	558.6	66,492.0	3.2
	MTE	211.3	947.2	44.9	218.8	3,752.9	8,497.3	1,955.5	309.7	15,937.6	5.1
	PZ	743.7	9,118.8	61.8	3,192.2	8,275.0	2,770.8	8,338.9	1,651.9	34,153.1	3.2
	UR	139.2	471.2	4.2	127.3	212.3	12.4	161.6	2,171.9	3,300.1	26.4
	Total	17,066.6	89,416.4	2,683.4	63,435.9	80,397.0	21,451.8	41,147.2	13,455.8	329,053.9	

Los valores en negrita indican el total de hectáreas que se mantienen estables, los valores en color normal indican transiciones entre clases y fechas analizadas. Al final se incluyen las tasas de cambio (TC) entre los dos períodos analizados expresadas en porcentaje.

1.5 CONCLUSIONES

Se detectó un cambio positivo en la tendencia de deforestación en la cuenca del río Metztitlán, Hidalgo en el periodo 2007-2013. Las superficies de cambio identificadas en el paisaje entre ambas clasificaciones (años) no corresponden totalmente a lo acontecido en la realidad. En parte, las diferencias encontradas se deben al efecto de la disímil resolución espacial de las imágenes con que se generaron las clasificaciones para cada año. Sin embargo, es importante transitar del uso de imágenes de mediana resolución espacial (Landsat), al uso de imágenes de alta resolución espacial (SPOT) si la intención es evaluar con detalle los cambios que acontecen en el paisaje de una región. El resultado aquí reportado proporciona las bases para el monitoreo posterior a detalle del uso del suelo en la cuenca del río Metztitlán. Además, con base en los resultados, es posible recomendar el uso de imágenes Landsat para estudios a escala de paisaje nacional y el uso de imágenes SPOT para estudios a nivel de cuenca. Los resultados obtenidos para la clasificación 2013 se consideran aceptables, así lo muestran la exactitud por clase y el estadístico Kappa (91%). La actualización futura de los usos de suelo de la cuenca a través del uso de imágenes SPOT, permitirá tener información comparable para identificar zonas de cambio importantes para el monitoreo de los recursos naturales de la cuenca.

1.6 AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la estación receptora ERMEX por la facilitación de las imágenes SPOT para realizar la clasificación 2013 y a los guardaparques de la reserva Barranca de Metztitlán por el apoyo brindado en los recorridos de verificación.

1.7 LITERATURA CITADA

Aga, A. C., and R. G. Pontius Jr. 2008. Identifying systematic land-cover transitions using remote sensing and GIS: the fate of forests inside and outside protected areas of Southwestern Ghana. *Environment and planning* 35: 280-295.

Alwaik, S. Z., and R. G. Pontius Jr. 2012. Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition. *Landscape and Urban Planning* 106: 103–114.

CONANP. 2003. Programa de manejo Reserva de la Biósfera Barranca de Metztitlán. Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas. 1ra. edi. México, D. F. pp. 208

Chávez, P. S. 1996. Image-based atmospheric corrections. Revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 62: 2025-303.

Chen, J., P. Gong, C. He, R. Pu., and P. Shi. 2003. Land-use/Land-cover change detection using improved change-vector analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69:369-379.

Chuvieco E. 1996. Fundamentos de teledetección espacial. 3ra. Edic. Rialp. Madrid, España. pp. 574.

Chuvieco, E., Salas, F.J, Aguado, I. Cocero., y Riaño, D. 2001. Estimación del estado hídrico de la vegetación a partir de sensores de alta y baja resolución. *GeoFocus* 1:1-16.

Clark Labs. 2006. Software IDRISI Andes. Clark University Worcester, Massachusetts, U.S.A.

Defries, R. S., R. A. Houghton, M. C. Hansen, C. B. Fiel, D. Skole, and J. Townshend. 2002. Carbon emissions from tropical deforestation and regrowth based on satellite observations for the 1980s and 1990s. *Proc. Natl. Acad. Sci. U S A* 99: 14256-14261.

Desclée, B., P. Bogaert, and P. Defourby. 2006. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment* 102:1-11.

Dewan, A. M., and Y. Yamaguchi. 2009. Using remote sensing and GIS to detect and monitor land use and land cover change in Dhaka Metropolitan of Bangladesh during 1960-2005. *Environ Monit. Assess.* 150:237-249.

Ellis, E. A., K. A. Baerenklau, R. Marcos-Martínez R., and E. Chávez. 2010. Land use/land cover change dynamics and drivers in a low-grade marginal coffee growing region of Veracruz, Mexico. *Agroforestry Systems* 80: 61-84.

Erener, A. 2013. Classification method, spectral diversity, band combination and accuracy assessment evaluation for urban feature detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 21:397-408.

ERDAS, Inc. 1997. *Field Guide*. Fifth edition, revised and expanded. Atlanta, Georgia, USA.

Estes, A. B., T. Kuemmerle, H. Kushnir, V. C. Radeloff. and H. H. Shugart. 2012. Land-cover change and human population trends in the greater Serengeti ecosystem from 1984–2003. *Biological Conservation* 147: 255-263.

Feddema, J. J., K. W. Oleson, G. B. Bonan, L. O. Mearns, L. E. Buja, G. A. Meehl, and W. M. Washington. 2005. The importance of land-cover change in simulating future climates. *Science* 310:1674-1678.

Food and Agriculture Organization (FAO). 2010. Global forest resources assessment 2010: progress towards sustainable forest management. FAO Forestry Paper

Gambarova, Y. M., A. Y. Gambarov, R. B. Rustamov. and M. H. Zeynalova. 2010. Remote sensing and GIS as an advance space technologies for rare vegetation monitoring in Gobustan state national park, Azerbaijan. Journal of Geographic Information System 2:93-99.

Heubes, J., M. Schimidt, B. Stuch, J. R. García, M., R. Wittig, G. Zizka, A. Thiombiano, B. Sinsin, R. Schaldach. and K. Hahn. 2013. The projected impact of climate and land use change on plant diversity: An example from West Africa. Journal of Arid Environments 96: 48-54.

INEGI. 2000. Principales resultados por localidad del XII censo general de población y vivienda 2000. INEGI. México.

INEGI. 2006. Mapa de regiones hidrológicas. INEGI. <http://mapserver.inegi.org.mx/geografía/español/hgo/rh.cfm?c=444&e=13>

Jacquin, A., L. Misakova. and M. Gay. 2008. A hybrid object-based classification approach for mapping urban sprawl in periurban environment. Landscape and Urban Planning 84:152-165.

Jensen, J.R. 2005. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Third edition. Upper Saddle River, NJ. pp. 526.

Jiménez M, M. J., M de J González G., M Escalona M., J R Valdez L. y C A. Aguirre. S. 2011. Comparación de métodos espaciales para detectar cambios en el uso del

suelo urbano. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* 17: 389-406.

Lambin, E. F., H. J. Geist, and E. Lepers. 2003. Dynamics of Land-Use and Land-Cover Change in Tropical Regions. *Annual Review of Environment and Resources* 28: 205-241.

Lesschen, J., P. Verburg, and S. Staal. 2005. Statistical methods for analysing the spatial dimension of changes: In land use and farming systems. LUCR Report Series No. 7. The International Livestock Research Institute, Nairobi, Kenya y LUCR Focus 3 Office, Wageningen University, The Netherlands.

Li L., Y. Wang, and C. Liu. 2012. Effects of land use changes on soil erosion in a fast developing area. *Int. J. Environ. Sci. Technol.* DOI 10.1007/s13762-013-0341-x

Lira, P. K., L. R. Tambosi, R. M. Ewers, and J. P. Metzger. 2012. Land-use and land-cover change in Atlantic Forest landscapes. *Forest Ecology and Management* 278: 80-89.

Lu, D.S., M. Batistella, E. F. Moran, and Miranda, E.E. 2005. A comparative study of Terra ASTER, Landsat TM, and SPOT HRG data for land cover classification in the Brazilian Amazon. In: *Proc. 9th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics 2005*, Orlando, FL, VIII. pp. 411–416.

Lu D., and Weng, Q. 2005. Urban classification using full spectral information of Landsat ETM+ imagery in Marion County, Indiana. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 71:1275–1284.

Lupo, F., I. Reginster, and E. F. Lambin. 2001. Monitoring land-cover changes in West Africa with SPOT Vegetation: impact of natural disasters in 1998-1999. *International Journal of Remote Sensing* 22: 2633-2639.

Mas, J. F., J. R. Díaz G, y A. Pérez, V. 2003. Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía UNAM* 51: 53-72.

Mendoza-González, G., M. L. Martínez, D. Lithgow, O. Pérez-Maqueo, and P. Simonin. 2012. Land use change and its effects on the value of ecosystem services along the coast of the Gulf of Mexico. *Ecological Economics* 82: 23-32.

Moran, E. F. 2010. Land cover classification in a complex urban-rural landscape with Quickbird imagery. *Photogram Engine Remote Sensing* 76:1159-1168.

Muñoz, R. M. A. 2012. Estimación de variables dasométricas del bosque templado de Hidalgo, México mediante datos espectrales y del inventario Nacional Forestal. Tesis maestría. Colegio de Postgraduados. México. pp. 88.

Osvaldo, E., O. E. Sala, F. C. Stuart, J. J. Armesto, E. Berlow, J. Bloomfield, R. Dirzo, E. Huber-Sanwald, L. F. Huenneke, R. B. Jackson, A. Kinzig, R. Leemans, D. M. Lodge, H. A. Mooney, M. Oesterheld, N. L. Poff, M. T. Sykes, B. H. Walker, M. Walker, and D. H. Wall. 2000. Global Biodiversity Scenarios for the Year 2100. *Science* 287: 1770-1774.

Palacio-Prieto, J.L., M. T. Sánchez-Salazar, I. Casado, J.M. Propin, F. E., C. J. Delgado, M. A. Velázquez, B. L. Chias, A. M. J. Ortiz, S. J. González, F. G. Negrete, M. J. Gabriel. y H. R. Márquez. 2004. Indicadores para la caracterización y

ordenamiento territorial. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales-Instituto Nacional de Ecología. México D.F.

Pineda J, N. B., J Bosque S., M Gómez D. y W Plata R. 2009. Análisis de cambio del uso del suelo en el Estado de México mediante sistemas de información geográfica y técnicas de regresión multivariante. Una aproximación a los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas* 69: 33-52.

Pielke, R. A., G. Marland, R. A. Betts, T. N. Chase, J. L. Eastman, J. O. Niles, D. Dutta, and S. W. Running. 2002. The influence of land-use change and landscape dynamics on the climate system: relevance to climate-change policy beyond the radiative effect of greenhouse gases. *Phil. Trans. R. Soc. Lond.* 360 (1797): 1705-1719.

Ridd, M. K., and J. Liu. 1998. A comparasion of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sensing of Environment* 63:95-100.

Rosete V. A. F., J. L. Pérez D. y G. Bocco. 2008. Cambio de uso del suelo y vegetación en la Península de Baja California, México. *Investigaciones Geográficas. Boletín del Instituto de Geografía UNAM* 67:39-58.

Sala, O.E., F.S. Chapin III, J.J Armesto, R. Berlow, J. Bloomfield, R. Dirzo, E. Huber-Sanwald, L.F. Huenneke, R.B. Jackson, A. Kinzig, R. Leemans, D. Lodge, H.A. Mooney, M. Oesterheld, N.L. Poff, M.T. Sykes, B.H. Walker, M. Walker, D.H. Wall. 2000. Global biodiversity scenarios for the year 2100. *Science* 287:1770-1774.

Schmidt, K.S., and A.K. Skidmore. 2003. Spectral discrimination types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment* 85:92-108.,

Soudani, K., C. François, G. Maire, V. Le Dantec, and E. Dufrêne. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote Sensing of Environment* 102: 161–175.

Spot Image S. A. 2010. Ficha técnica resolución y modos espectrales de las imágenes SPOT. 4 p.

Sterling, S. M., A. Ducharme, and J. Polcher. 2012. The impact of global land-cover change on the terrestrial water cycle. *Nature Climate Change* 3: 385-390.

Valdez-Lazalde J. R., C. A Aguirre S., y G. Ángeles P. 2011. Análisis de los cambios en el uso del suelo en la cuenca del río Metztlán (México) usando imágenes de satélite: 1985-2007. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente XVII*: 313-324.

Velázquez, A., J.F. Mas, J.R. Díaz, G., R. Mayorga, S., P.C. Alcántara, R. Castro, T. Fernández, G. Bocco, E. Ezcurra, y J.L. Palacio. 2002. Patrones y tasas de cambio de uso del suelo en México. *Gaceta Ecológica* 62:21-37.

Yang, D., S. Kanae, T. Oki, T. Koike, and K. Musiake. 2003. Global potential soil erosion with reference to land use and climate changes. *Hydrological Processes* 17: 2913-2928.

Zakaria, S. A., y R. G. Pontius Jr. 2012. Intensity analysis to unit measurements of size and stationarity of land changes by interval, category and transition. *Landscape and Urban Planning* 106: 103-114.

Zhou W., A. Troy, and Grove J.M. 2008. Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multi-temporal high resolution remote sensing data. *Sensors* 8:1613–1636.

CAPÍTULO II

PREDICCIÓN DE CAMBIO DE USO DE SUELO EN LA CUENCA METZTITLÁN USANDO MODELAJE CON CADENAS DE MARKOV-AUTOMATAS CELULARES

2.1 RESUMEN

Se proyectó un escenario de uso del suelo en la cuenca del río Metztitlán al 2025 utilizando cadenas de Markov-Autómatas Celulares. Se utilizaron como base de la proyección dos clasificaciones generadas con anterioridad, una del 2007 realizada con imágenes Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) y la segunda con imágenes SPOT 5 y 6 de alta resolución espacial de 2013. Los resultados muestran que la agricultura de temporal, la agricultura de riego y el bosque experimentarán un decremento en superficie. Por el otro lado, los usos de suelo urbano, matorral, y matorral erosionado muestran un incremento en superficie. Las clases de uso de suelo que tendrán mayor representación en cuanto a superficie son matorral (27.1 %), agricultura de temporal (20.4 %), bosque (18.9 %) y pastizal (13.5 %). Las probabilidades de permanencia muestran que el uso urbano no representa una amenaza para el bosque con 1.7 %. Se registró una tasa positiva de deforestación para la superficie leñosa (1.42 %). El índice Kappa obtenido (>80 %) muestra buenos resultados entre el mapa modelado y el real. Se recomienda usar los resultados con precaución en temas de planeación urbana dentro de la cuenca, puesto que el modelo tiene limitaciones ya que carece de suficiente información sobre los factores explicativos que limitan o favorecen el cambio de uso de suelo.

2.2 INTRODUCCIÓN

Los modelos de cambio de uso de suelo recientemente se han considerado como herramientas importantes para analizar las causas y consecuencias de la dinámica de cambio de uso del suelo (Nayaran *et al.*, 2014). Los cambios de uso y cobertura del suelo más importantes que deben ser estudiados son derivados de factores antropogénicos, puesto que tienen un impacto sobre los ecosistemas terrestres, la pérdida y la fragmentación de hábitat, y crean impactos negativos sobre la vida humana (Veldkamp y Lambin, 2001; Syphard *et al.*, 2005; Shahidul y Ahmed, 2011).

Debido a lo anterior, existe la necesidad de mejorar el entendimiento de la dinámica de cambio de uso de suelo a través de modelos y proyecciones a escalas globales, regionales y temporales, particularmente con un enfoque sobre la explicación espacial de los procesos y resultados (Geoghegan *et al.*, 2001; Narayan *et al.*, 2014).

Actualmente, con los avances en la tecnología de sensores remotos y sistemas de información geográfica (SIG) se han desarrollado modelos con capacidad adecuada para modelar y predecir el cambio del uso y la cobertura del suelo. También, se han desarrollado varios enfoques para modelar y predecir la dinámica de cambio de uso de suelo (Pontius *et al.*, 2001; Pineda *et al.*, 2009; Shahidul y Ahmed, 2011; Mas y Flamenco, 2011; Hosseinali *et al.*, 2012; Jasso-Arriaga *et al.*, 2013; Díaz-Pacheco y Hewitt, 2013; Narayan *et al.*, 2014; Kumar *et al.*, 2014).

La cuenca de Metztitlán se ubica en el centro de México, es considerada el corazón agrícola del estado de Hidalgo y una de las más importantes del país, tanto por su superficie como por el volumen de sus escurrimientos. Recientemente se reportó un

análisis de la dinámica de cambio de uso de suelo para el periodo 2007-2013, encontrando importantes cambios en el uso urbano, en la superficie agrícola y en el área forestal (Reynoso-Santos *et al.*, en revisión).

En este sentido, existe la necesidad de evaluar periódicamente los cambios de uso y de cobertura del suelo y predecir un escenario futuro de la cuenca Metztitlán. Este documento reporta un análisis de proyección de cambios basado en un enfoque híbrido de modelado con cadenas de Markov-Autómatas Celulares. Este enfoque híbrido ha sido usado ampliamente en la modelación de cambio de uso de suelo (Subedi *et al.*, 2014).

2.3 MATERIALES Y MÉTODOS

2.3.1 Localización y descripción del área de estudio

La cuenca del río Metztitlán, con una superficie de 329 053.9 ha se ubica dentro de los paralelos 19°53'41'' y 20°45'05'' latitud norte y los meridianos 98°55'04'' y 98°08'39'' longitud oeste. Se distribuye transversalmente en el estado de Hidalgo (89.9 %), Veracruz (6.4 %) y Puebla (3.7 %) (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011) (Figura 2.1). Se considera el corazón agrícola del estado de Hidalgo con dos distritos de riego, el de Metztitlán (DR 008) y el de Tulancingo (DR 028). Este último es uno de los más importantes de México, después de los distritos del norte del país (INEGI, 2006). La cuenca se origina en el estado de Puebla, con un intervalo de altitud que va de los 3100 m, en la Sierra de Singuilucan, hasta 1250 m en la laguna Metztitlán.

La cuenca presenta una amplia variedad de climas, con predominancia del templado subhúmedo (Cw1, Cw2), semiárido templado (BS, Cf), templado subhúmedo con

verano muy lluvioso (Cw1, Cw2) (800-1000 mm de precipitación anual) y templado húmedo (Cf). Su temperatura oscila entre 12 y 18 °C. Dentro de los tipos de suelos predominantes se encuentran Phaeozem (25.9 %), Luvisol (19.5 %), Vertisol (16.8 %), Cambisol (7.7 %) y Regosol (7.1 %) (INEGI, 2000).

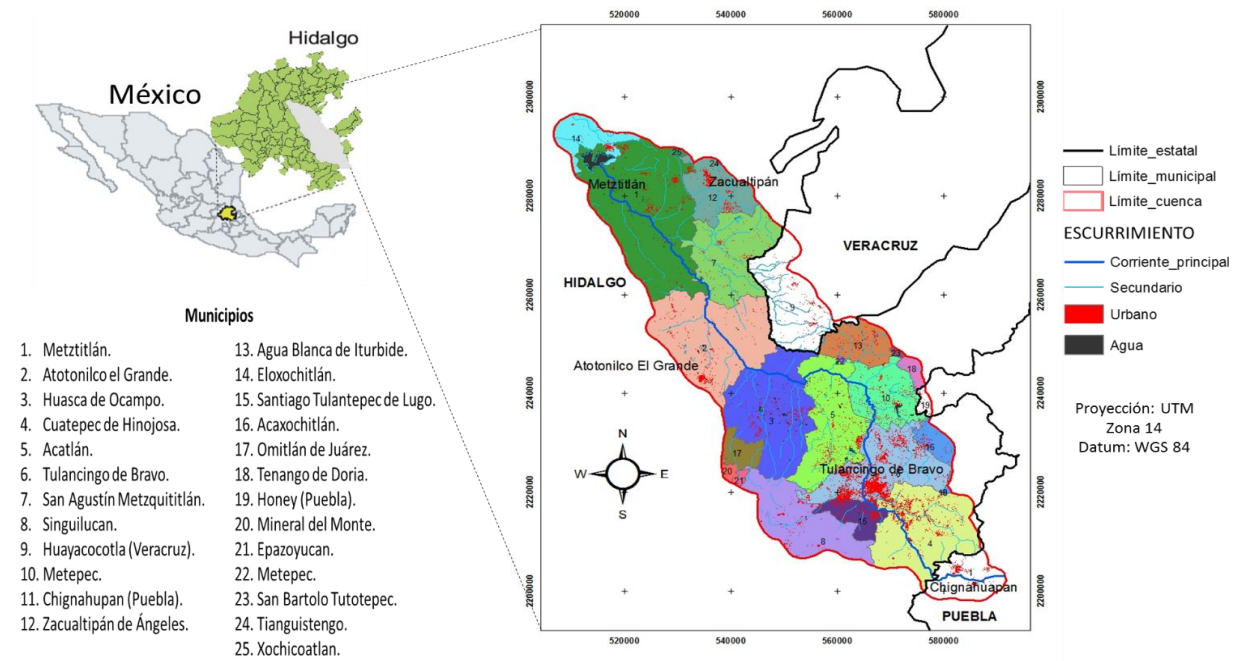


Figura 2.1 Localización de la cuenca del río Metztitlán.

2.3.2 Bases de datos

Se usaron dos mapas de cobertura vegetal y de uso del suelo previamente generados para los años 2007 y 2013. El primero de ellos fue generado a partir de una imagen multiespectral Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011). El mapa correspondiente a 2013 se generó a partir de un mosaico compuesto de cuatro imágenes SPOT 5 y una SPOT 6 (Figura 2.2) (Reynoso-Santos *et al.*, en revisión). Cada mapa fue generado de manera independiente a través de un proceso de clasificación supervisado con el algoritmo de máxima verosimilitud en el

paquete de cómputo ERDAS Imagine, registrando valores aceptables del estadístico Kappa (91.5 y 91 %, respectivamente). Las clases temáticas generadas para ambas clasificaciones fueron: 1) agricultura de riego (AR), 2) agricultura de temporal (AT), 3) cuerpo de agua (AGUA), 4) bosque de pino (BP), 5) bosque de encino (BE), 6) bosque de pino-encino (BPE), 7) matorral (MT), 8) matorral erosionado (MTE), 9) pastizal (PZ) y 10) urbano (UR) (Cuadro 2.1). Ambas clasificaciones fueron homologadas al sistema de coordenadas y proyección Universal Transversa de Mercator (UTM) zona14 N y datum WGS84, con el mismo número y tipo de clases temáticas y una resolución espacial de 30 m. Estos mapas fueron exportados a formato tiff para su posterior análisis con el software IDRISI Selva (versión 17.0), con la finalidad de realizar la predicción de cambio de uso de suelo a través del modelo cadenas de Markov-Autómatas Celulares. Los mapas finales fueron reclasificados en las clases de bosque (BP, BE y BPE) para disminuir el número de categorías a analizar.

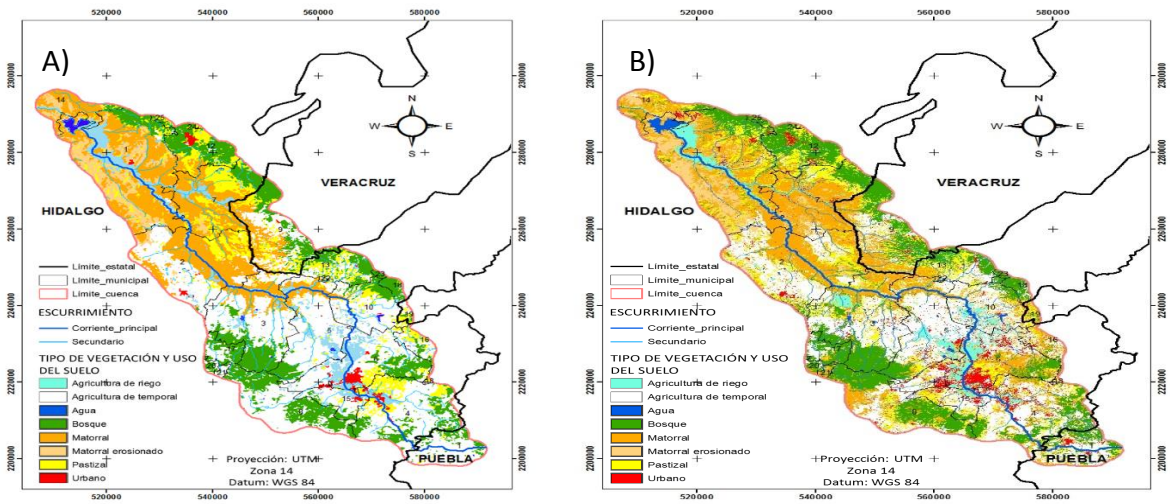


Figura 2.2 A) Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztlán generado con imagen Landsat 7 ETM+ (2007) y B) Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztlán generado con imagen SPOT 5 y 6 (2013).

Cuadro 2.1 Esquema de clasificación del uso y cobertura del suelo para las clasificaciones 2007 y 2013.

No.	Uso de suelo	Descripción
1	Agricultura de riego	Cultivos de maíz, cultivos de nogal, zonas de acolchado, pastizales de riego, cultivos chile y otros frutales
2	Agricultura de temporal	Cultivos de maíz, cultivos de maíz-frijol, cultivos de maíz-calabaza y cultivo de nopal
3	Cuerpos de agua	Corrientes y canales, lagunas, presas, jagüey y bordos
4	Bosque	Bosque de pino (<i>Pinus sp</i>), encino (<i>Quercus sp</i>) y Mezcla de <i>Pinus sp</i> y <i>Quercus sp</i>
5	Matorral	Matorral > 50 % de cobertura y matorral submontano
6	Matorral erosionado	Matorral < 50 % de cobertura
7	Pastizales	Pastizales naturales e inducidos y zonas en descanso con vegetación herbácea

2.3.3 Generación de las probabilidades de transición y área de transición de cambio de uso de suelo a través del modelo de Markov

El modelo de Markov tiene la capacidad de determinar las probabilidades de transición de las distintas coberturas de uso de suelo para simular un escenario en un tiempo futuro (t_2), basado en un estado precedente (t_1). El modelo toma en cuenta un estado pasado para predecir cómo una variable en particular puede cambiar en el tiempo (Subedi *et al.*, 2013; Henríquez *et al.*, 2006). Diversos estudios de cambio de uso de suelo han usado este método para estimar la tendencia de cambio de un sistema a partir de los estados iniciales, obteniendo resultados promisorios debido a su capacidad para cuantificar las probabilidades de conversión y las tasas de conversión entre los tipos de uso de suelo (Narayan *et al.*, 2014; Subedi *et al.*, 2013; Sang *et al.*, 2011; Shahidul y Ahmed, 2011); sin embargo, el modelo de Markov no toma en cuenta las variables explicativas y descriptivas, sino que se basa únicamente en el análisis de la dinámica interna del sistema asumiendo que las causas se mantienen constantes.

A través del módulo cadenas de Markov integrado en el SIG Idrisi, se ingresaron los mapas de uso de suelo del año 2007 y 2013, y se ejecutó el algoritmo con un margen de error del 15 % (Eastman, 2006). A partir de la tabulación cruzada de las imágenes analizadas se obtuvo una matriz de probabilidad de transición y una matriz del área de transición para proyectar el uso de suelo en un período de 12 años ($t_2 = 2025$). La matriz de probabilidad de transición determina la probabilidad de que un píxel en una

clase de uso de suelo cambie a otra clase durante el período analizado. La matriz del área de transición contiene el número de píxeles que se espera cambien de una clase de uso de suelo a otra durante un período de tiempo (Subedi *et al.*, 2013).

Además del análisis anterior se estimó una tasa de deforestación futura, entre la clasificación 2013 y el escenario obtenido para 2025. Con esto se obtuvo el porcentaje de cambio anual en los usos de suelo B (BP, BE, BPE) MT, MTE a AR, AT, PZ y UR mediante la ecuación propuesta por Palacio-Prieto *et al.* (2004):

$$Td = [(S_2/S_1)^{(1/n)} - 1] \times 100 \quad (3)$$

Dónde: Td = tasa de deforestación anual en porcentaje, S₂ = área arbolada en el año final, S₁ = área arbolada en el año inicial y n = número de años del periodo de análisis.

2.3.4 Generación del mapa de uso de suelo 2025 a través del modelo cadenas de Markov-Autómatas Celulares

El modelo de Markov-Autómatas celulares usa los resultados del modelo de Markov, combinados con evaluación multicriterio y asignación de tierras multiobjetivo para agregar contigüidad espacial a la matriz del área de transición al 2025 generada a través del modelo de Markov (Eastman, 2006; Sang *et al.*, 2011).

Por otra parte, debido a que la proximidad física a una clase de uso de suelo existente se considera como un impulsor del cambio a otra clase de uso de suelo en el futuro (Subedi *et al.*, 2013), se consideraron la distancia a caminos y a ríos como variables detonadoras de cambio. Además, se consideró como restricción del uso de suelo al límite de la reserva de la biosfera Barranca de Metztlán.

Con las variables físicas consideradas, el límite de la reserva, y a través de una evaluación multicriterio con el método de intersección Booleana, se generó un mapa de aptitud para la generación del mapa de uso de suelo al 2025. Con dicho mapa, se corrió el modelo de Markov-Autómatas Celulares con 12 iteraciones y un filtro de contigüidad de 5*5 píxeles para generar el mapa simulado al 2025.

2.3.5 Congruencia del mapa de cambio de uso de suelo 2025

Como una manera de evaluar la congruencia (exactitud) del modelo de Markov-Autómatas Celulares para la proyección 2025, se usó un mapa de uso de suelo del 2000 generado a través de imágenes Landsat 7 ETM+ 30 m y el mapa de uso de suelo 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011), para proyectar un mapa de uso de suelo 2013 a través de cadenas de Markov-Autómatas Celulares. Con el mapa generado a partir de imágenes SPOT y el mapa proyectado al 2013, se realizó una comparación de similitud entre ambos mapas usando el modulo VALIDATE de Idrisi Andes. Este módulo proporcionó el estadístico Kappa (K) para evaluar la similitud entre la clasificación actual 2013 y el mapa proyectado al 2013 (Pontius, 2000). Esto permitió tener una referencia sobre la precisión de la proyección al 2025 generado con base en los mapas de 2007 y 2013.

2.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

2.4.1 Generación de las probabilidades de transición, área de cambio de uso de suelo y mapa de uso de suelo al 2025 a través del modelo de Markov-Autómatas Celulares

La matriz de áreas de transición generadas de acuerdo al modelo de Markov muestra que las clases de uso de suelo AT, MT y UR tendrán un cambio notable en superficie al 2025 con respecto a las clases de uso de suelo comparadas de 2013 (Cuadro 2.2). Los resultados de la modelación al 2025, muestran por un lado, que el AT, AR y B tendrán un decremento en superficie. Mientras que por el otro, los usos de suelo UR, MT y MTE muestran un incremento en su superficie (Figura 2.3). Para el 2025, se espera que las áreas urbanas proyectadas de la cuenca Metztlán aumenten un 2.2 % con respecto a 2013, lo cual representa un crecimiento anual bajo con respecto al registrado durante el periodo de 1985 a 2007 (4.3 %) registrado por Valdez-Lazalde *et al.* (2011) y el registrado por Reynoso *et al.* (En revisión) de 26.4 %. Por otro lado, las clases de uso de suelo que tendrán mayor representación para 2025 en cuanto a superficie son MT (27.1 %), AT (20.4 %), B (18.9 %) y PZ (13.5 %) (Cuadro 2.3).

En décadas pasadas la superficie leñosa de la cuenca ha registrado una tasa negativa de crecimiento de -0.5 % (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011), mientras que para 2013 (Reynoso *et al.*, en revisión) y la proyección 2025 se ha registrado una tasa positiva de 2.3 y 1.42 %, respectivamente (Cuadro 2.2). Estos resultados se consideran congruentes ya que para 2025 se esperan tasas negativas de AR (-5.5 %) y AT (-4.63 %), y una tasa baja de crecimiento poblacional de 7.68 % con respecto a la registrada en 2013 (26.4 %), por lo que la presión sobre la superficie leñosa pudiera disminuir.

Existen diversos factores de tipo socioeconómico y físicos que también pudieran influir en la modelación de 2013 a 2025; sin embargo, el modelo de Markov es de tipo lineal y no considera los efectos de dichos factores sobre el cambio de uso de suelo (Pontius, 2000; Shahidul y Ahmed, 2011), sino que se basa únicamente en el análisis de la dinámica interna del sistema (Paegelow *et al.*, 2003). Debido a esto, se consideraron como factores físicos claves las distancias a caminos y a ríos, debido a que en otros estudios de modelación del uso de suelo usando modelos multinomiales y regresión logística dentro de la cuenca Metztlán, dichos factores han resultado ser de los más importantes para la modelación (Cruz, 2014; Chávez, 2014). A pesar de esto, factores físicos y socioeconómicos como crecimiento poblacional, migración hacia áreas urbanas, tamaño de la familia, elevación, infraestructura, etc., pueden no estar siendo contemplados y sí tener una influencia sobre la modelación.

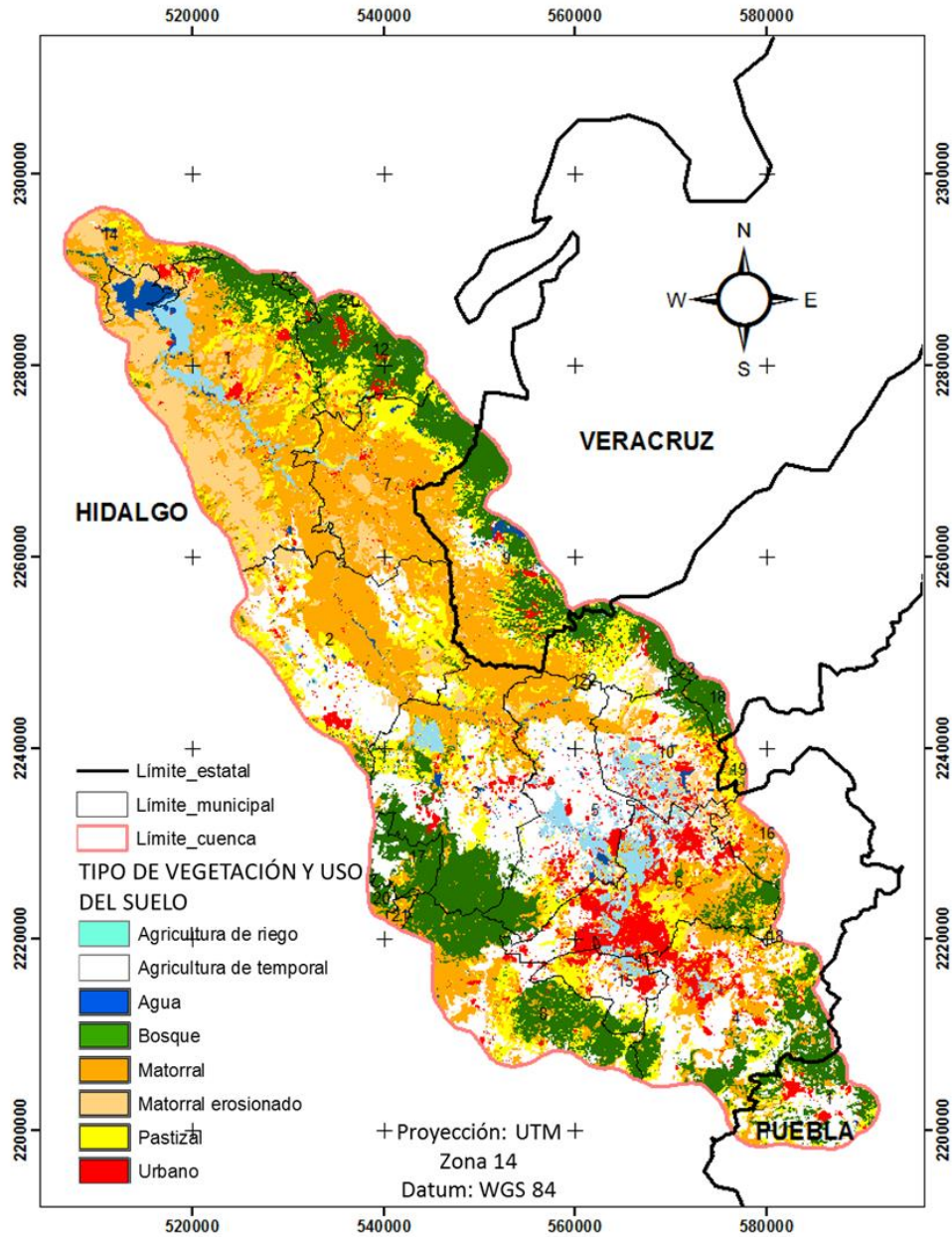


Figura 2.3 Mapa de uso de suelo de la cuenca Metztitlán proyectado al 2025 generado con Markov-Autómatas Celulares.

Cuadro 2.2 Matriz de área de transición al 2025 derivados de mapas de uso de suelo 2007 y 2013 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztlán, Hidalgo.

		2025								
		AR	AT	AGUA	B	MT	MTE	PZ	UR	Total
2013	AR	2,448.15	3,357.98	458.33	1,354.44	4,429.43	1,056.44	1,972.32	1,989.52	17,066.61
	AT	4,060.34	28,441.10	674.92	9,559.66	21,072.22	5,393.95	13,187.50	7,026.66	89,416.35
	AGUA	43.42	170.09	1,940.11	32.62	218.84	127.14	94.15	57.08	2,683.45
	B	992.52	7,629.79	112.08	34,613.10	11,354.81	1,459.61	6,160.06	1,113.87	63,435.84
	MT	2,023.77	11,384.92	686.30	9,253.92	31,369.24	9,967.95	13,511.56	2,199.33	80,396.99
	MTE	492.64	2,712.26	133.24	1,101.28	7,225.91	5,762.73	3,212.67	811.02	21,451.75
	PZ	1,296.48	10,564.74	203.25	5,472.31	11,866.83	3,891.92	5,186.57	2,662.38	41,144.48
	UR	781.67	3,013.09	55.83	1,114.56	1,903.37	294.33	1,168.30	5,124.61	13,455.76
	Total	12,138.99	67,273.97	4,264.06	62,501.89	89,440.65	27,954.07	44,493.13	20,984.47	329,051.23

* Los valores en la diagonal marcados en negrita representan las superficies que se mantendrán estables entre 2013 y 2025. Los valores transversales representan las superficies de intercambio entre las clases de uso de suelo.

Cuadro 2.3 Superficie de uso de suelo registrada en 2013 y proyección para 2025 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztitlán, Hidalgo.

Clases de uso de suelo	Área registrada 2013	Área proyectada 2025	Tasa de cambio 2013-2025 (%)
	(ha)	(ha)	
AR	17,066.61 (5.1)*	12,138.99 (3.6)	-5.52
AT	89,416.35 (27.1)	67,273.97 (20.4)	-4.63
AGUA	2,683.45 (0.8)	4,264.06 (1.30)	8.02
B	63,435.84 (19.8)	62,501.89 (18.9)	-0.24
MT	80,396.99 (24.4)	89,440.65 (27.1)	1.79
MTE	21,451.75 (6.5)	27,954.07 (8.5)	4.51
PZ	41,144.48 (12.5)	44,493.13 (13.5)	1.31
UR	13,455.76 (4.0)	20,984.47 (6.3)	7.68

* El número entre paréntesis indica el porcentaje del área total para cada fecha estudiada.

El Cuadro 2.4 presenta la matriz de probabilidad de transición de las diferentes clases de uso de suelo al 2025; las filas representan las clases de uso de suelo al 2013, mientras que las columnas representan las superficies modeladas con Markov al 2025.

De acuerdo a esta matriz de probabilidad de transición, la superficie leñosa (B, MT, MTE) tiene una alta probabilidad de permanencia en un período de 12 años (27-55 %). En 2025, destacan algunas clases de uso de suelo con alta probabilidad de permanencia, como el AGUA (70%), B (55 %), MT (40 %), UR (39 %) y MTE (27 %). Cabe señalar que las probabilidades más altas de transición del B a otros usos se

registraron en las categorías de MT y AT, con 17 y 12 %, respectivamente. El uso urbano con 1.7 % no representa una amenaza para el B, puesto que el área boscosa está restringida a las partes altas de la cuenca donde el aspecto topográfico limita en parte el crecimiento urbano (Figura 2.4).

El MT y MTE, presentan una alta probabilidad de permanencia con 39.0 y 26.8 %, respectivamente. En ambas clases de uso de suelo, se observan valores altos de probabilidad de que estas clases cambien a AT con 14.1 y 12.6 %, respectivamente. Asimismo, estas mismas clases de uso de suelo tienen una alta probabilidad de cambio a PZ con 16.8 y 14.9 %, respectivamente. Dichas probabilidades son particularmente importantes, ya que estos ecosistemas concentran su mayor superficie en la zona de la reserva barranca de Metztlán, y para 2025 tendrán una alta probabilidad de amenaza por las actividades agrícolas (AT) y pecuarias (PZ) (Figura 2.5).

Cuadro 2.4 Matriz de probabilidad de transición al 2025 derivados de mapas de uso de suelo 2007 y 2013 a través de modelos de Markov en la cuenca Metztitlán, Hidalgo

		2025							
		AR	AT	AGUA	B	MT	MTE	PZ	UR
2013	AR	0.1434	0.1968	0.0269	0.0794	0.2595	0.0619	0.1156	0.1166
	AT	0.0454	0.3181	0.0075	0.1069	0.2357	0.0603	0.1475	0.0786
	AGUA	0.0162	0.0634	0.723	0.0122	0.0816	0.0474	0.0351	0.0213
	B	0.0156	0.1203	0.0018	0.5456	0.179	0.023	0.0971	0.0176
	MT	0.0252	0.1416	0.0085	0.1151	0.3902	0.124	0.1681	0.0274
	MTE	0.023	0.1264	0.0062	0.0513	0.3368	0.2686	0.1498	0.0378
	PZ	0.0315	0.2568	0.0049	0.133	0.2884	0.0946	0.1261	0.0647
	UR	0.0581	0.2239	0.0041	0.0828	0.1415	0.0219	0.0868	0.3808

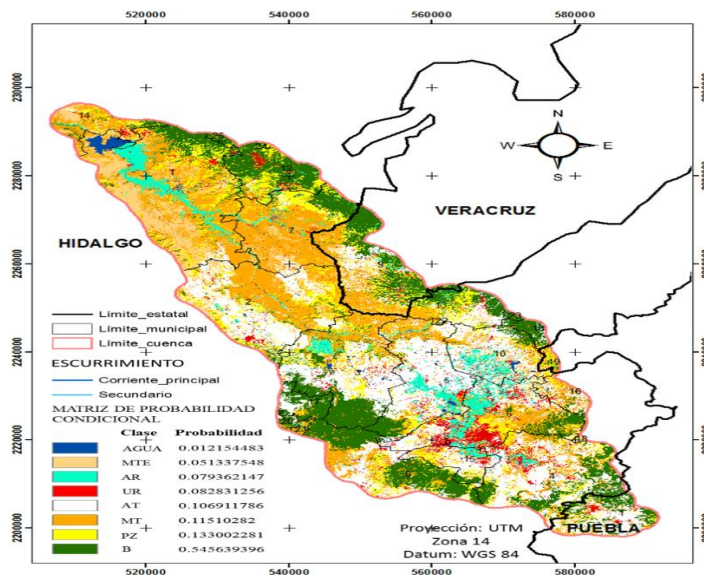


Figura 2.4 Mapa de probabilidad condicional proyectado con Markov al 2025 para la clase de uso de suelo bosque (B).

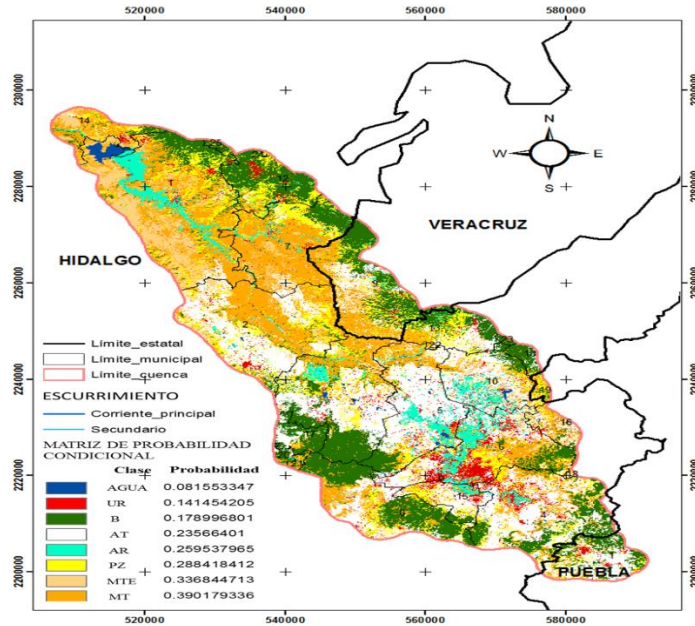


Figura 2.5 Mapa de probabilidad condicional proyectado con Markov al 2025 para matorral (MT).

2.4.2 Validación del mapa de cambio de uso de suelo 2025

Los resultados de la validación del mapa generado con Markov al 2013 y el mapa generado con imágenes SPOT a través del algoritmo VALIDATE de Idrisi, mostraron una alta similitud entre el mapa clasificado y los mapas de probabilidades proyectados a 2025. Todos los estadísticos Kappa estuvieron arriba del 80 % ($K_{\text{standar}} = 81.2\%$, $K_{\text{no}} = 85.01\%$, y $K_{\text{locaty}} = 85.2\%$), por lo que se consideran aceptables (Viera y Garrett, 2005).

2.5 LIMITACIONES Y CONCLUSIONES

Los resultados de la modelación de un escenario al 2025 con el enfoque híbrido cadenas de Markov-Autómatas Celulares, muestran una tendencia positiva en la conservación de la superficie leñosa de la cuenca de Metztitlán, Hidalgo. Aunque se

espera un crecimiento positivo en la superficie urbana, la tendencia de la superficie dedicada a la agricultura (AT y AR) se espera tenga una disminución, por lo que no representa una amenaza en cuanto a deforestación. A pesar de que el modelo tuvo valores aceptables del índice Kappa, deberá usarse con precaución en temas de planeación urbana dentro de la cuenca. Esto debido a que para la generación del escenario al 2025, el modelo no tomó en cuenta factores socioeconómicos y físicos tales como crecimiento poblacional, marginación, migración, elevación, pendientes, y otros factores limitantes que tienen un efecto positivo o negativo sobre el cambio de uso de suelo.

2.6 LITERATURA CITADA

Breuer, J. A., A. Huisman. and H. G. Frede. 2006. Monte Carlo assessment of uncertainty in the simulated hydrological response to land use change. *Journal of Environmental Model Assessments* 11: 209-218.

Chávez, G. H. 2014. Áreas prioritarias mediante escenarios de deforestación y servicios ambientales en la sierra norte de Puebla. Tesis maestría. Colegio de postgraduados. 201 p.

Cruz, H. C. 2014. Áreas prioritarias para captura de carbono en los municipios de Chignahuapan-Zacatlán, Puebla. Tesis maestría. Colegio de postgraduados. 148 p.

Diaz-Pacheco, J., y R. Hewitt. 2013. Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software. *GeoFocus* 14: 1-22.

Eastman, J.R. 2006. *Idrisi Andes Tutorial*. Clark University, Worcester, MA. 284 p.

Geoghegan, J., S. C. P. Klepeis, P. M. Mendoza, O. R. Yelena, R. Chowdhury, B. L. Turner, and C. Vance. 2001. Modeling tropical deforestation in the southern Yucatan peninsular region: comparing survey and satellite data. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 85: 25-46.

Henríquez, C., G. Azócar, y M. Aguayo. 2006. Cambio de uso del suelo y escorrentía superficial: aplicación de un modelo de simulación espacial en Los Ángeles, VIII Región del Biobío, Chile. *Rev. geogr. Norte Gd.* n.36. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34022006000200004>

Houet, T. and H. M. Laurence. 2006. Modelling and projecting land-use and land-cover changes with a cellular automaton in considering landscape trajectories: an improvement for simulation of plausible future states. *EARSeLeProceedings* 5: 63-76.

Hosseinali, F., A. A. Alesheikh, and F. Nourian. 2012. Simulation of land-use development, using a risk-regarding agent-based model. *Advances in Artificial Intelligence*. doi:10.1155/2012/964148

INEGI. 2000. Principales resultados por localidad del XII censo general de población y vivienda 2000. INEGI. México.

INEGI. 2006. Mapa de regiones hidrológicas. INEGI. <http://mapserver.inegi.org.mx/geografía/español/hgo/rh.cfm?c=444&e=13>

Jasso-Arriaga, X., A. R. Martínez-Campos, Y. A. Gheno-Heredia, C. Chavez-Mejía, T. Arteaga-Reyes, y C. Martínez-García. 2013. Escenarios y modelos de usos-suelo dentro de un área natural protegida: Ejido de San Antonio Acahualco. *Agricultura, Sociedad y Desarrollo* 10:265-282.

Kumar, R., S. Nandy, R. Agarwal, and S.P.S. Kuaswaha. 2014. Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model. *Ecological Indicators* 45: 444-455.

Mas, J. F., y A. Flamenco S. 2011. Modelación de los cambios de coberturas/uso del suelo en una región tropical de México. *GeoTropico* 5: 1-24.

Nayaran, V. M., P. Kumar R., and K. Mojan. 2014. Prediction of land use changes based on land change modeler (LCM) using remote sensing: a case study of Muzaffarpur (Bihar), India. *J. Geogr. Inst. Cvijic*. 64: 111-127.

Paegelow, M., M. T. Camacho O., y J. Menor T. 2003. Cadenas de Markov, evaluación multicriterio y evaluación multiobjetivo para la modelización prospectiva del paisaje. *GeoFocus* 3: 22-44.

Palacio-Prieto, J.L., M. T. Sánchez-Salazar, J. M. Casado, I., E. Propin, F., J. Delgado, C., A. Velázquez, M., L. Chias, B., M. L. Ortiz, A., J. González, S., G. Negrete, F., J. Gabriel M. y R. Márquez, H. 2004. Indicadores para la caracterización y ordenamiento territorial. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales-Instituto Nacional de Ecología. México D.F. 161 p.

Pineda J., N. B., J. Bosque S., M. Gómez D. y W. Plata R. 2009. Análisis de cambio del uso del suelo en el Estado de México mediante sistemas de información geográfica y técnicas de regresión multivariante. Una aproximación a los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas* 69: 33-52.

Pontius, R. G. Jr., J. D. Cornell, and C. A. S. Hall. 2001. Modeling the spatial pattern of land-use change with GEOMOD2: application and validation for Costa Rica. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 1775: 1–13.

Pontius, R. G. Jr. 2000. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 66: 1011-1016.

Sang, L., C. Zhang, J. Yang, D. Zhu, and W. Yun. 2011. Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model. *Mathematical and Computer Modelling* 54: 938-943.

Sang, L., C. Zhang., J. Yang., D. Zhu. and W. Yun. 2011. Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model. *Mathematical and Computer Modelling* 54: 938-943.

Shahidul, Md. I., and R. Ahmed. 2011. Land use change prediction in Dhaka city using GIS aided Markov chain modeling. *J. Life Earth Sci.* 6: 81-89.

Subedi, P., K. Subedi., and B. Thapa. 2013. Application of a Hybrid Cellular Automaton – Markov (CA-Markov) Model in Land-Use Change Prediction: A Case Study of Saddle Creek Drainage Basin, Florida. *Applied Ecology and Environmental Sciences* 1: 126-132.

Syphard, A. D., K. C. Clarke, and J. Franklin. 2005. Using a cellular automaton model to forecast the effects of urban growth on habitat pattern in southern California. *Ecological Complexity* 2: 185–203.

Valdez-Lazalde, J. R., C. A. Aguirre S. y G. Ángeles P. 2011. Análisis de los cambios en el uso del suelo en la cuenca del río Metztitlán (México) usando imágenes de satélite: 1985-2007. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* XVII: 313-324.

Veldkamp, A. y E. F. Lambin. 2001. Predicting land-use change. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 85: 1-6.

Viera, A. J. and J.M. Garrett. 2005. Understanding interobserver agreement: the kappa statistic. *Family Medicine* 37: 360-363.

CAPÍTULO III

3.1 CONCLUSIONES GENERALES

Actividades humanas como la tala de bosques, la intensificación de la ganadería y la agricultura, y la expansión de los centros urbanos son ejemplos de las variadas formas en que el ser humano ha alterado sin precedente el uso del suelo en el mundo (Dupuy *et al.*, 2007; Farley *et al.*, 2012). Los efectos de este cambio de uso de suelo conllevan efectos positivos, principalmente con el aumento en la producción de alimentos, pero frecuentemente también resultan aspectos negativos en términos de pérdida de biodiversidad (Sala *et al.*, 2000; Heubes *et al.*, 2013), de degradación del suelo (Yang *et al.*, 2003; Li *et al.*, 2012), desbalance de los ciclo del agua (Sterling *et al.*, 2012), de los almacenes de carbono (DeFries *et al.*, 2002) y del clima (Pielke *et al.*, 2002; Feddema *et al.*, 2005), entre otros.

En la cuenca Metztlán, Hidalgo, México, se ha estudiado la dinámica de cambio de uso de suelo de 1985 a 2007 (Valdez-Lazalde *et al.*, 2011) debido a la importancia ecológica y económica que la cuenta representa para el país. Dicho estudio consistió en un análisis multitemporal basado en imágenes de satélite Landsat 5 Thematic Mapper (TM) 1985 y Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus. Los resultados muestran un proceso de deforestación de 0.5 % anual, principalmente debido al avance de la frontera agrícola sobre las coberturas de matorral y el bosque de coníferas.

Es necesario el monitoreo continuo de la dinámica de cambio de uso de suelo de la cuenca y transitar del uso de imágenes de mediana resolución (Landsat), al uso de imágenes de alta resolución espacial (SPOT), con la intención de evaluar con detalle

los cambios que acontecen en el paisaje de una región. Debido a esto, el presente estudio tuvo como objetivo actualizar la dinámica de cambio de uso de suelo de 2007 a 2013 a través del uso de imágenes SPOT, con la finalidad de poder obtener con más detalle las superficies, ganancias, pérdidas e intercambios de los usos de suelo presentes en la cuenca Metztlán; y generar una proyección del uso de suelo al 2025 para conocer las tendencias en la dinámica de uso de suelo y que éstas sirvan como base para proponer políticas de manejo dentro de la cuenca.

Los resultados del mapa de uso de suelo 2013 muestran que el área destinada a la agricultura de riego y temporal disminuyó en 34.8 y 25.6 %, respectivamente. Por otra parte, el análisis de cambios indica que el uso urbano y los cuerpos de agua aumentaron 305.3 y 82.4 %, respectivamente en el periodo de estudio. Se encontró una tasa de cambio positiva de 2.3 % para la superficie leñosa (B, MT y MTE), la cual sugiere un cambio en la tendencia al pasar de una tasa de deforestación a una tasa de reforestación. Dichas diferencias no parecen estar relacionadas totalmente a disturbios naturales o antropogénicos, sino que pueden ser atribuidas en parte, a las diferentes resoluciones espaciales y espectrales de ambos satélites (Chuvieco, 1996; Schmidt y Skidmore, 2003; Lu *et al.*, 2005).

Merece la pena mencionar que a pesar de que parte de las superficies de cambio identificadas entre ambas clasificaciones no corresponde totalmente a lo sucedido en la realidad, sino más bien a los diferentes satélites utilizados para cada clasificación, es importante transitar del uso de imágenes de mediana resolución espacial (Landsat), al uso de imágenes de alta resolución espacial (SPOT) con la intención de evaluar con detalle la dinámica de cambios dentro de la cuenca Metztlán.

Los resultados muestran que el AR (-5.52 %), AT (-4.63 %) y B (-0.24 %) tendrán una disminución en cuanto a la superficie que ocupan actualmente. Por otro lado, los usos de suelo que aumentarán en cuanto a superficie son UR (7.68 %), MT (1.79 %) y MTE (4.51 %). Se espera un crecimiento anual bajo de 2.2 % para las áreas urbanas proyectadas con respecto a 2007-2013 y al registrado durante el periodo de 1985 a 2007 (4.3 %) registrado por Valdez-Lazalde *et al.* (2011). También, se esperan tasas negativas de AR (-5.5 %) y AT (-4.63 %) y una tasa baja de crecimiento poblacional de 7.68 % con respecto a la registrada en 2013 (26.4 %).

Las probabilidades de permanencia muestran que el uso urbano no representa una amenaza para el B con 1.7 %, por lo que la presión sobre la superficie leñosa pudiera disminuir a una tasa de 1.42 %. Las clases de uso de suelo con alta probabilidad de permanencia en un periodo de 12 años fueron AGUA (70%), B (55 %), MT (40 %), UR (39 %) y MTE (27 %).

Los resultados obtenidos muestran buenos resultados de ajuste (> 80 %). A pesar de esto, el modelo carece de información socioeconómica y suficiente información biofísica que pueda explicar de mejor manera los cambios que ocurrirán en el escenario de uso de suelo al 2025. Por consiguiente, el escenario generado es básico y se debe manejar con cautela si es usado para la planeación de los recursos naturales de la cuenca Metztitlán.

3.2 LITERATURA CITADA

Chuvieco E. 1996. Fundamentos de teledetección espacial. 3ra. Edic. Rialp. Madrid, España. pp. 574.

Defries, R. S., R. A. Houghton, M. C. Hansen, C. B. Fiel, D. Skole, and J. Townshend. 2002. Carbon emissions from tropical deforestation and regrowth based on satellite observations for the 1980s and 1990s. *Proc. Natl. Acad. Sci. U S A* 99: 14256-14261.

Dupuy, R. J. M., J. A. González, I., S. Iriarte, V., L. M. Calvo, I., C. Espadas, M., F. Tun, D., y A. Dorantes, E. 2006. Cambios de cobertura y uso del suelo (19799-2000) en dos comunidades rurales en el noroeste de Quintana Roo. *Investigaciones Geográficas* 62: 104-124.

Farley, K. A., L. Ojeda-Revah., E. E. Atkinson., and B. R. Eaton-González. 2012. Changes in land use, land tenure, and landscape fragmentation in the Tijuana River Watershed following reform of the ejido sector. *Land Use Policy* 29:187-197.

Feddema, J. J., K. W. Oleson, G. B. Bonan, L. O. Mearns, L. E. Buja, G. A. Meehl, and W. M. Washington. 2005. The importance of land-cover change in simulating future climates. *Science* 310:1674-1678.

Heubes, J., M. Schimidt, B. Stuch, J. R. García, M., R. Wittig, G. Zizka, A. Thiombiano, B. Sinsin, R. Schaldach, and K. Hahn. 2013. The projected impact of climate and land use change on plant diversity: An example from West Africa. *Journal of Arid Environments* 96: 48-54.

Li, L., Y. Wang, and C. Liu. 2012. Effects of land use changes on soil erosion in a fast developing area. *Int. J. Environ. Sci. Technol.* DOI 10.1007/s13762-013-0341-x

Lu D., and Weng, Q. 2005. Urban classification using full spectral information of Landsat ETM+ imagery in Marion County, Indiana. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 71:1275–1284.

Pielke, R. A., G. Marland, R. A. Betts, T. N. Chase, J. L. Eastman, J. O. Niles, D. Dutta, and S. W. Running. 2002. The influence of land-use change and landscape dynamics on the climate system: relevance to climate-change policy beyond the radiative effect of greenhouse gases. *Phil. Trans. R. Soc. Lond.* 360: 1705-1719.

Sala, O.E., F.S. Chapin III, J.J. Armesto, R. Berlow, J. Bloomfield, R. Dirzo, E. Huber-Sanwald, L.F. Huenneke, R.B. Jackson, A. Kinzig, R. Leemans, D. Lodge, H.A. Mooney, M. Oesterheld, N.L. Poff, M.T. Sykes, B.H. Walker, M. Walker, D.H. Wall. 2000. Global biodiversity scenarios for the year 2100. *Science* 287:1770-1774.

Schmidt, K.S., and A.K. Skidmore. 2003. Spectral discrimination types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment* 85:92-108.

Sterling, S. M., A. Ducharne, and J. Polcher. 2012. The impact of global land-cover change on the terrestrial water cycle. *Nature Climate Change* 3: 385-390.

Valdez-Lazalde J. R., C. A Aguirre S., y G. Ángeles P. 2011. Análisis de los cambios en el uso del suelo en la cuenca del río Metztlán (México) usando imágenes de satélite: 1985-2007. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* XVII: 313-324.

Yang, D., S. Kanae, T. Oki, T. Koike, and K. Musiaka. 2003. Global potential soil erosion with reference to land use and climate changes. *Hydrological Processes* 17: 2913-2928.