



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
POSGRADO EN GEOGRAFÍA
FACULTAD DE FILOSOFÍA Y LETRAS
INSTITUTO DE GEOGRAFÍA
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL

**DISTRIBUCIÓN Y CAMBIO DE COBERTURA DEL BOSQUE
HÚMEDO DE MONTAÑA DE MICHOACÁN, MEXICO**

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN GEOGRAFÍA

PRESENTA:
CARLOS ENRIQUE DOBLER MORALES

TUTORES

JEAN FRANÇOIS MAS CAUSSEL
CIGA-UNAM

MANUEL MENDOZA CANTÚ
CIGA-UNAM

MÉXICO, D.F. ENERO 2013



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradezco al proyecto DGAPA-PAPIIT IN111811 “Dinámica espacio temporal del bosque mesófilo de montaña del Sistema Volcánico Transversal en el estado de Michoacán bajo un enfoque de paisaje” por su apoyo financiero en la realización de esta tesis.

Agradezco a CONACYT por la beca otorgada en el transcurso de mi maestría.

Agradecimientos

A mis tutores Jean François Mas y Manuel Mendoza, por su valiosa orientación en la compleja y a veces difusa geografía; por compartir conmigo su tiempo, lecciones y experiencia.

A mis sinodales Diego Pérez, Erna López por sus comentarios e interés en mi trabajo, y en especial al buen cordobés Adrián Ghilardi por sus palabras esperanzadoras en el mundo del píxel.

A mis nuevos amigos de maestría: Ana, Yunuen, Abe, Jerry, Bety, Lupita, Laura, y en especial a Yuri y Camilo. Por los memorables asados y la omnipresente charanda.

Otras nuevas misceláneas adquisiciones: a Boni y nuestra caballeriza; a Dani y el insistente mate; a la avanzada europea de reconquista: Gonzalo, Iván y Jaime; al crack de Berna, Ramón, por dignificar al Vikingos F.C.; a Brian y su recurrencia doñaahermiana; y a Espe por las lecciones sobre el uso correcto del castellano...molas mazo.

Al Diego y al Pelón, por apadrinarme en la indomable Morelia.

A Adriana, por los maratones de Soy tu fan.

Mención especial para Pedro Urquijo, por la Mansión, por la parroquia de Zacarías, por los préstamos bibliotecarios, y en especial, por su fé en mi proyecto.

Ya de paso, a los amigos de Querétaro y el D.F., siempre ahí.

A mi familia, y en especial a mis papás Carlos y Gabriela. Aunque elegí esta "inestable" profesión, llegar a casa y ser recibido con su certeza en mi éxito, será siempre mi mejor recompensa (...y tu comida ma). Gracias eternas por su apoyo.

Por último, expreso mi enorme orgullo por pertenecer a aquella institución que en muchos sentidos representa lo mejor de México: la UNAM. Gracias a ella y a mi raza, mi espíritu habla. Agradezco al CIGA y a todos su integrantes, por hacer de mi maestría una etapa de importante conocimiento y formación, pero también una etapa de muy grata y feliz convivencia.

Índice

Resúmen	1
----------------------	---

Capítulo 1: Introducción general

1. Deforestación de los bosques templados de México.....	2
1.1 Causas de la deforestación.....	2
1.2 Consecuencias de la deforestación.....	4
2. Modelos espaciales: ¿cómo pueden contribuir en la conservación de los bosques?.....	4
2.1 ¿Qué es un modelo espacial?.....	4
2.2 El papel de SIGs y PR en la construcción de modelos espaciales	5
2.3 El potencial de los modelos espaciales en la conservación de bosques.....	5
2.4 Las limitantes.....	6

Capítulo 2: Clasificación fuzzy por objetos para modelar la distribución espacial del bosque húmedo de montaña de Michoacán, México

Resúmen.....	9
Introducción.....	9
Zona de estudio.....	11
Método.....	11
1. Materiales	11
2. Modelo de distribución.....	13
3. Validación.....	16
4. Cálculo de la superficie de BHM.....	18
Resultados.....	18
1. Selección de capas de información.....	18
2. Evaluación de las funciones de pertenencia: modelo espectral+auxiliar	18
3. Cálculo de la superficie de BHM.....	20
Discusión.....	21
Conclusiones.....	24

Capítulo 3: Cambio de cobertura del bosque húmedo de montaña de Michoacán, México

Resúmen.....	26
Introducción.....	26
Zona de estudio.....	28
1. Características generales.....	28
2. Antecedentes: deforestación en la meseta purépecha.....	28
Método.....	30
1. Clasificación de cobertura para 4 fechas.....	30
2. Construcción del modelo.....	31
3. Probabilidad de cambio del BHM.....	34
Resultados.....	34
1. Variables seleccionadas y sus pesos de evidencia.....	34
2. Validación y potencial de transición final.....	36
3. Amenaza de deforestación del BHM.....	37
Discusión.....	38
Conclusiones.....	40

Conclusiones generales	42
-------------------------------------	----

Resumen

En México, el bosque húmedo de montaña (BHM) corresponde a un tipo de vegetación que se distribuye en un clima "húmedo de altura": por arriba de las comunidades tropicales de tierras bajas, y por debajo de los bosques templados de las regiones montañosas; entre los 1,000 y 3,000 msnm; con altos niveles de humedad que se expresan frecuentemente en forma de neblina. Debido a que es una comunidad que varía en estructura y composición dependiendo de su localidad, es también una comunidad difícil de definir y delimitar con respecto a otros tipos de bosque.

Como parte de los bosques templados de México, representa junto con éstos, uno de los tipos de vegetación más amenazados y menos conservados del país. Michoacán no es la excepción: la tala, las presiones demográficas, la agricultura, y el cultivo de frutícolas, en especial de aguacate, ha acelerado la pérdida de estos bosques en este estado. Aunado a esto, en Michoacán el BHM se encuentra sumamente fraccionado y reducido, distribuido en hondonadas, cañadas y plegamientos de montañas.

Existen grandes vacíos de información sobre la comunidad en esta región, y se considera que no se encuentra inventariada adecuadamente. El presente estudio tiene el objetivo de contribuir con información para: a) conocer la distribución del BHM, y b) evaluar su grado de amenaza a ser deforestado. Para realizar esto, los modelos espaciales representaron la base sobre la cual este trabajo se elaboró. Un modelo consiste en una representación abstracta y simplificada de la realidad, la cual permite la comprensión de ciertos aspectos sobre un fenómeno o proceso, y más aún, simular y predecir su comportamiento en un escenario futuro. Las aplicaciones de los modelos son varias, pero destaca su potencial para, a través de la generación de información oportuna, mejorar la planeación y la toma de decisiones en torno a un problema dado.

La tesis se estructura en los siguientes capítulos:

El primero representa una introducción general al estudio. Por una parte se abordan algunas generalidades sobre el proceso de deforestación, sus causas y consecuencias. Por otra, se define qué es un modelo espacial, y se escribe sobre sus potenciales en la generación de información útil para conservar los bosques y mejorar la toma de decisiones.

En el segundo capítulo, se expone la modelación de la distribución del bosque húmedo de montaña (BHM) en una zona del estado de Michoacán. Representa un modelo estático, que utilizando variables espectrales y morfométricas, se construyó mediante una clasificación basada en técnicas fuzzy y por objetos. Esto permitió resolver los problemas de ubicar una comunidad ambigua en definición, como lo es el BHM.

En el tercer capítulo, se lleva a cabo un modelo de cambio de cobertura en la misma zona. Se realizó mediante la clasificación de coberturas forestales en cuatro periodos de tiempo cercanos entre ellos (2000, 2003, 2007, 2011). Se utilizaron distintas variables físicas y socio-económicas relacionadas con el proceso de deforestación. El resultado es un modelo dinámico, y los resultados exponen el potencial de deforestación que presentan los BHM de la zona en un escenario estable y reciente.

Por último, se exponen las conclusiones generales del trabajo. Se describen los alcances y limitantes que tiene el usar los modelos presentados, así como su potencial para futuras aplicaciones, tanto metodológicas como de planeación.

Capítulo 1

Introducción general.

1. Deforestación de los bosques templados de México.

Los bosques templados de México, asociados estrechamente a zonas montañosas, representan uno de los tipos de vegetación más transformados por la población debido al establecimiento de asentamientos y la realización de muchas actividades productivas, entre ellas, las agropecuarias (Challenger, 2003; Price, 2011). Esto los convierte en uno de los ecosistemas más amenazados y menos conservados del país (Challenger, 2003). Se ha reportado que en las últimas tres décadas más de 2 millones de hectáreas de bosque templado se han perdido para dar lugar a pastizales y tierras de cultivo principalmente. La cantidad mencionada representa una reducción del 6% de la cobertura que ocupaba en los 70s, a un ritmo de 0.25% al año (Velázquez et al., 2002).

Los bosques templados albergan especies económica y biológicamente importantes. La presencia de numerosos endemismos, así como una fuente de materias prima (madera, celulosa, leña, plantas medicinales, resinas), complementan beneficios como alta captación de agua y conservación de suelos (Challenger, 2003; Sánchez et al., 2003; Price et al., 2011). Sin embargo, la segunda mitad del siglo XX ha sido testigo de cambios importantes en la cobertura de estos bosques: un auge que coincide con la modernización e industrialización del país (Challenger, 2003).

1.1 Causas de la deforestación

Las causas de la deforestación en México son diversas, y derivan de factores que operan en múltiples niveles. De manera inmediata, la pérdida de cobertura forestal (por atribución humana) se asocia con un cambio de uso de suelo, extracción de productos maderables, e incendios (no controlados) (Barbier y Burgess, 1996; Merino, 2003). Sin embargo, tipificar las causas subyacentes a estas actividades es lo que, actualmente, se considera más relevante. Para muchos, los dos principales impulsores indirectos de la deforestación son pobreza y población (Deininger y Minten, 1999; Lambin et al., 2001; Uusivuori et al., 2002; Challenger, 2003; Merino, 2003). Definitivamente el ingreso per cápita y la densidad demográfica tienen un fuerte efecto en el tipo, en la cantidad, y en la manera en que la población obtiene sus recursos naturales. Pero de nuevo, el problema es mucho más complejo; Lambin et al. (2001) sugieren que, más que pobreza, las rutas que llevan a la deforestación parten de las oportunidades y limitantes económicas que, con frecuencia, son reguladas institucionalmente en todos los niveles. Desde lo internacional hasta lo local, podemos mencionar algunas generalidades para ilustrar la complejidad del tema:

- Se ha reconocido que la apertura de mercados (comúnmente llamados modelos neoliberales, de globalización) aplicado a productos agropecuarios tiene relación estrecha con la deforestación (García-Romero et al., 2010). La desregulación financiera en forma de tratados como el TLCAN, estimulan la liberación de precios de numerosos cultivos, por lo que muchas veces cultivar se vuelve más rentable que mantener el bosque en pie (Barbier y Burgess, 1996). Mercados globales, oferta y demanda de productos, y el consiguiente efecto en sus precios agregan complejidad a esta relación (Deininger y Minten, 1999; Uusivuori et al., 2002; Merino, 2003). Por ejemplo: una vez que un producto adquiere importancia económica global, se produce una separación entre la zona de producción y la fuente de demanda, lo que suele derivar en que la primera se especialice sólo en

el producto en cuestión, y a su vez, en mayor deforestación en aras de satisfacer esa demanda (Lambin et al., 2001).

- En México, ciertas políticas públicas que fomentan actividades agropecuarias (en forma de subsidios) inciden en la pérdida de bosques (Barbier y Burgess, 1996; Deininger y Minten, 1999; Challenger, 2003; Merino, 2003; Braña y Martínez, 2005). La conformación del régimen político mexicano en actores formales (autoridades municipales, estatales, federales, comisarios ejidales, etc.) e informales (caciques, líderes agrarios, ONGs, etc.) influye en la manera en que estas políticas públicas se aplican (o no); y esta misma estructura frecuentemente opera bajo un régimen de corrupción, desvío de recursos con fines electorales y control político, menosprecio a formas de organización autónoma, indígena, campesina; todos estos factores que favorecen el proceso de deforestación (Deininger y Minten, 1999; Uusivuori et al., 2002; García-Romero et al., 2010). De manera adicional, las estrategias para mejorar la situación económica nacional y modernizar al país también se relacionan con la deforestación. Un ejemplo concreto es la ampliación de la red carretera en zonas forestales. Esta actividad resulta en una mejor infraestructura para el transporte de productos y facilita el acceso de personas al bosque. Por lo tanto, es frecuente que la construcción de una carretera vaya acompañada de un desarrollo (económico) en las zonas que intersecta y un consecuente deterioro forestal, ya sea por explotación del bosque o por cambios de uso/cobertura (Barbier y Burgess, 1996; Soares-Filho et al., 2004).

- A nivel local, la tenencia de la tierra es un factor sumamente importante, ya que entre 7000 y 9000 comunidades y ejidos del país poseen cobertura forestal (Barton y Merino, 2004). La relación entre deforestación y tenencia de la tierra no es una constante (Deininger y Minten, 1999). En general, las tierras comunales -por su definición de no exclusividad- están sujetas a escenarios de rivalidad: una carrera por la apropiación y control físico sobre el terreno que deriva en invasiones, asentamientos irregulares y desmonte (Braña y Martínez, 2005). En el mismo tenor, el PROCEDE, un programa del sexenio salinista (1988-94) que permitió la parcelación de tierras comunales (la adquisición de títulos de propiedad individual para rentar o venderla) permitió que el mercado mexicano agrícola se ajustara a los requerimientos para que el país ingresara al TLCAN (Braña y Martínez, 2005). Para que las tierras fueran elegibles a parcelarse a través del PROCEDE, requerían estar desprovistas de cubierta forestal. Esto se tradujo en ejidatarios con fuertes incentivos para cambiar el uso de suelo de forestal a agrícola o ganadero. En este contexto, se pensaría que la organización interna del ejido podría limitar el cambio de uso, pero realmente no es garantía de conservación, pues existen casos en los que miembros se coluden para expandir de manera conjunta su frontera agrícola y sea elegible a parcelarse (Braña y Martínez, 2005). Sin embargo, también existen casos de éxito: comunidades y ejidos organizados y dedicados a la extracción de madera han logrado mantener y conservar sus bosques (eg. Capulalpam de Méndez, San Juan Nuevo Parangaricutiro, San Pedro el Alto, San José Atzintlimaya, etc.) (Barton y Merino, 2004). Esto hace pensar que los impulsores de deforestación varían dependiendo la actividad económica que se realice en el núcleo agrario (Braña y Martínez, 2005). Y es innegable el papel que la cultura de la población local tiene en estas capacidades (Merino, 2003).

- Por último, las decisiones individuales. ¿Cuáles son los factores que una persona evalúa para decidir deforestar un predio? Este es quizá el elemento más difícil de caracterizar, ya que los motivos difieren entre individuos. Entre los más comunes para México están la falta de un empleo (campesino) bien remunerado, y la falta de productividad en sus actividades agropecuarias dentro de un esquema altamente competitivo (Uusivuori et al., 2002; Challenger, 2003). Se vuelve necesario entonces recurrir al bosque, ya sea para extraer recursos, o bien para

ampliar la frontera agrícola-pastoril.

No debe perderse de vista que los distintos factores en diferentes niveles actúan de manera conjunta. La incorporación del país a mercados globales expansivos reorganizan -inevitablemente- factores locales (Lambin et al., 2001).

1.2 Consecuencias de la deforestación

La deforestación trae consigo numerosas consecuencias. Entre las más evidentes, la pérdida de especies, acelerada erosión de suelos, y alteraciones micro/meso climáticas (Uusivuori et al., 2002; Challenger, 2003; Price et al., 2011). De manera análoga a las causas, las consecuencias subyacentes también son complejas, y en algunos casos representan “círculos viciosos”: la pobreza deriva en la necesidad de extraer recursos, que a su vez deriva en degradación del bosque, la cual a su vez acentúa la pobreza cuando los recursos escasean y su consiguiente extracción ya no es redituable (Challenger, 2003).

Comúnmente, a las fases iniciales del cambio de cobertura le sigue el aprovechamiento de grupos con mayor acceso a capital. La competencia redefine entonces las reglas del uso de suelo (a veces con enfrentamientos) en donde los que antes ocupaban son desplazados a las zonas menos productivas, más marginadas, y que por lo regular coinciden con zonas montañosas. Aquellos que se apropian suelen quedarse con las mejores tierras. Como puede verse, un cambio inicial genera un nuevo proceso de cambio, pues ambos grupos tienen un efecto en la pérdida de cobertura forestal: los primeros por recurrir a esos recursos tan “inmediatos” en la montaña y para compensar la poca productividad agropecuaria en la zona a la que fueron desplazados; y los segundos, dadas sus ventajas económicas, transformando el uso de suelo a gran escala (Lambin et al., 2001; Challenger, 2003).

2. Modelos espaciales: ¿cómo pueden contribuir en la conservación de los bosques?

Para un manejo ambiental exitoso, Skidmore (2002) menciona tres componentes necesarios: política, participación, e información. La política opera a partir de la regulación en el desarrollo, organización, y aprovechamiento de recursos naturales. La participación está relacionada en cómo la población se beneficia -y a su vez beneficia- a su entorno. Pero para llegar a consolidar un aprovechamiento ambiental exitoso (“sustentable”) requieren del tercer componente: información precisa, exacta y oportuna. De ahí la suma importancia de la información: su capacidad de dirigir y orientar los otros dos componentes.

Como parte de la información, los modelos espaciales (y el análisis espacial) abren un nuevo panorama en las maneras de estudiar problemas y procesos ambientales. Revelan patrones, procesos y estructuras que, sin ellos, serían muy difíciles de detectar y comprender (Linke et al., 2006; Murayama y Thapa, 2011). La relación de los modelos y el potencial para un mejor manejo ambiental es clara: mejor información (gracias a los modelos) resulta en una mejor planeación y toma de decisiones (Skidmore, 2002; Merino, 2003; Linke et al., 2006).

2.1 ¿Qué es un modelo espacial?

Un modelo es una simplificación idealizada de fenómenos o sistemas que suceden en la realidad (Skidmore, 2002; Goodchild, 2005; Perry, 2009). En un modelo se busca que la representación de “la realidad” contenga únicamente lo que es relevante para resolver un problema dado (proceso llamado “abstracción”), y contiene alteraciones

(agregadas deliberadamente) que puedan ayudar a comprenderlo (Briassoulis, 2000; Perry, 2009). Es quizá el potencial de “comprender” la razón principal por la cual se construyen modelos. Cuando un modelo es aplicado al ambiente, se espera que pueda proveer una mirada interna de sistemas físicos, biológicos, y socio-económicos. También que permita la simulación y predicción de escenarios futuros (Skidmore, 2002).

Dentro del proceso de construcción de un modelo, existen dos pasos que son siempre necesarios (Paegelow y Camacho Olmedo, 2008). El primero, la calibración, significa comprobar la consistencia del modelo, lográndolo cuando éste coincide con “datos de entrenamiento” (datos para construir el modelo). El segundo, la validación, es lo que le da credibilidad al modelo, y es el paso final en el que se evalúa su precisión; los datos utilizados en este paso no deben ser “conocidos” por el modelo (no debieron haberse usado para su construcción). Aún así, nótese que por su naturaleza abstracta, un modelo es siempre, inherentemente falso (Perry, 2009). Los pasos mencionados certifican sólo la fracción de la realidad que se está modelando.

Los modelos espaciales son una herramienta que cada vez se utiliza más. Algunos incluso reconocen el surgimiento de una rama ya consolidada: la “geocomputación” (Paegelow y Camacho Olmedo, 2008), que contiene técnicas complejas y novedosas a través de SIGs, simulaciones, e ingeniería computacional.

2.2 El papel de SIGs y PR en la construcción de modelos espaciales

Un SIG es un sistema computacional que, por sus capacidades (captura, almacenaje, análisis, despliegue de información) se diferencia de cualquier otro sistema espacial. Las tareas que posibilita son diversas, entre ellas, la modelación espacial. Por otra parte, los datos espaciales utilizados en un SIG provienen principalmente de la percepción remota (clasificación de imágenes para coberturas, fotogrametría para elevación, etc.), por lo que la PR es ahora una parte integral de los SIGs (Skidmore, 2002).

Las ventajas de utilizar SIGs en la construcción de modelos espaciales (y cualquier análisis espacial) se centran en las tareas para las que el mismo SIG fue construido: cálculos masivos, exploración de datos y patrones (*mining*), visualización espacial de la información, generación y reconstrucción de datos, análisis de relaciones (Bonham-Carter, 1994; Goodchild, 2005; Maguire, 2005; Murayama y Thapa, 2011). Las ventajas mencionadas han resultado en que, desde la década de los 90, los SIGs se encuentren en un continuo proceso de desarrollo, abriendo la posibilidad de modelar cada vez con más detalle y precisión (Rogan y Miller, 2006; Perry, 2009; Murayama y Thapa, 2011).

Previo al análisis, a la calibración, y a la validación, un modelo espacial inicia con una hipótesis. El SIG se convirtió, no sólo en la herramienta para probarlas, sino para formularlas: buscar datos en campo, encontrarles un orden, y estructurarlos, es un proceso a través del cual se busca “explicar fenómenos con datos”, y esa es la especialidad del SIG (Murayama y Thapa, 2011). Cabe mencionarse que, al partir de una hipótesis (la cual se origina por un proceso inductivo y/o deductivo), el potencial del SIG para construir un modelo espacial depende de la capacidad del usuario para estructurar el problema y la solución.

2.3 El potencial de los modelos espaciales en la conservación de bosques

Como ya se mencionó, ninguno de los factores causantes de la deforestación actúan de manera aislada. Es un complejo proceso en el que influyen numerosos elementos de diferentes dimensiones que forman una intrincada red (Merino, 2003; Wulder y

Franklin, 2006). Las fallas en las políticas y decisiones que buscan conservar un bosque obedecen a concepciones incorrectas sobre cómo está articulada esta red. Pero los modelos espaciales pueden contribuir: pueden mejorar el entendimiento de estas implicaciones conjuntas, y así mejorar las capacidades de manejo y toma de decisiones (Rogan y Miller, 2006; Wulder y Franklin, 2006).

En el caso de deforestación, los modelos representan un laboratorio. Experimentar en la realidad con cambios de cobertura es prácticamente imposible, pero con un modelo es posible poner a prueba distintas hipótesis (o escenarios) y observar los distintos resultados; así como probar qué tan sensibles son los cambios ante diferentes variables (físicas, socio-económicas, etc.) (Goodchild, 2005; Verburg et al., 2006; Wulder y Franklin, 2006). Con la “experimentación”, vacíos de información sobre el proceso de deforestación se hacen obvios (Verburg et al., 2006). En este contexto, un modelo puede considerarse también un “almacén” del conocimiento que se tiene hasta el momento de un fenómeno, con la posibilidad de transferirse y enriquecerlo (Goodchild, 2005).

Los modelos también ayudan en la realización de investigación conjunta entre diferentes campos y especialidades (Murayama y Thapa, 2011), lo cual es muy útil si se quiere comprender la intrincada red antes mencionada. Los modelos son un medio ideal para transmitir información, y no sólo entre académicos, sino entre otros actores involucrados en planeación y toma de decisiones (Batty, 2005; Perry, 2009). Dos maneras de ilustrar la contribución de los modelos en este aspecto son: a) un modelo consolidado y probado puede ser utilizado por personas no especializadas, convirtiéndolos en herramientas operacionales (Paegelow y Camacho Olmedo, 2008); y b) dadas sus capacidades predictivas/de simulación, un modelo es un sistema de alerta temprana sobre las rutas que puede tomar la deforestación, y sus posibles consecuencias (Goodchild, 2005; Verburg et al., 2006).

2.4 Las limitantes

Si bien los modelos espaciales pueden contribuir aportando información para conservar los bosques, su adecuada utilización también debe considerar sus limitantes.

Como se mencionó, la relación entre percepción remota y modelos es que la primera provee los insumos principales para la construcción de los segundos. Si bien es un campo en continuo avance, muchos disturbios forestales (diferentes a la tala formal) son muy difíciles de detectar (Perry, 2009). Extracción selectiva, plagas, especies invasoras, etc. son modificaciones al bosque que el satélite no siempre puede percibir, pero son parte del proceso de degradación forestal, y por lo tanto, su desconocimiento influye en la apreciación de las consecuencias, y en las interpretaciones que se le den al fenómeno de deforestación en su totalidad. En caso de estudiar una zona montañosa (como en la mayoría de los bosques templados), la probabilidad de no detectar cambios aumenta, ya que comúnmente se confunden variaciones espectrales ocasionadas por la topografía, con aquellas ocasionadas por deforestación (Perry, 2009).

En el caso de modelar para simular y predecir, debe tenerse en cuenta que el proceso de deforestación, además de complejo, es muy dinámico. Querer predecir un sistema tan cambiante puede derivar en resultados con altos niveles de incertidumbre, con lo cual su propósito de brindar información para la toma de decisiones puede no cumplirse (o incluso, llevar a la toma de una mala decisión) (Perry, 2009). Por lo tanto es preferible limitarse a modelar periodos cortos de tiempo, y utilizando variables relativamente estables (Perry, 2009).

Por último, en el proceso de modelar se busca representar sólo ciertos factores de un proceso. El caso tan complejo de la deforestación no es la excepción: los modelos suelen enfocarse a variables que puedan espacializarse fácilmente. Aún cuando el

ajuste con las observaciones empíricas sea perfecto, el modelo es incapaz de explicarlo todo (Perry, 2009). Las respuestas individuales, procesos sociales, mercados, políticas, oportunidades y limitantes institucionales, son todos factores difíciles de cuantificar y espacializar, y por lo tanto de modelar (Lambin et al., 2001). Existen muchos tipos de modelos, pero la mayoría no incorporan lo antes mencionado, haciendo que se basen principalmente en variables que sí sean cuantificables y utilizando técnicas estadísticas. La naturaleza tan cuantitativa de estos modelos es una de sus mayores críticas, pues en el análisis se excluyen particularidades locales y muchas variables sociales, lo que hace que no se lleguen a exponer las estructuras más profundas que originan el cambio (Perry, 2009). Un modelo es una herramienta que se diseña para entender una fracción la realidad, y así debe concebirse. Conforme se persigue el detalle y la complejidad, la conexión con la realidad puede perderse (Perry, 2009).

Bibliografía

- Barbier, E.B., y J.C. Burgess. 1996. Economic analysis of deforestation in Mexico. *Environment and Development Economics* 1: 203-239.
- Barton, B., y L. Merino. 2004. La experiencia de las comunidades forestales en México. INE-SEMARNAT.
- Batty, M.. 2005. Approaches to modeling in GIS: Spatial representation and temporal dynamics. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, Spatial Analysis, and Modeling. ESRI Press.
- Bonham-Carter, G.F. 1994. Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS. Pergamon.
- Braña, J., y A.L. Martínez. 2005. El PROCEDA y su impacto en la toma de decisiones sobre los recursos de uso común. *Gaceta Ecológica* 75: 35-49.
- Briassoulis, H.. 2000. Analysis of Land Use Change: Theoretical and Modeling Approaches. The Web Book of Regional Science (www.rri.wvu.edu/regscweb.htm), Regional Research Institute, West Virginia University.
- Challenger, A.. 2003. Conceptos generales acerca de los ecosistemas templados de montaña de México y su estado de conservación. En: Sánchez, O., E. Vega, E. Peters, y O. Monroy-Vilchis (Eds.). Conservación de Ecosistemas Templados de Montaña. INE-SEMARNAT.
- Deininger, K., y B. Minten. 1999. Poverty, policies, and deforestation: The case of Mexico. *Economic Development and Cultural Change* 47: 313-344.
- García-Romero, A., Y. Montoya, M.V. Ibarra, y G.G. Garza. 2010. Economía y política en la evolución contemporánea de los usos del suelo y la deforestación en México: el caso del volcán Cofre de Perote. *Interciencia* 35: 321-328.
- Goodchild, M.F.. 2005. GIS and modeling overview. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, Spatial Analysis, and Modeling. ESRI Press.
- Lambin, E.F., B.L. Turner, H.J. Geist, S.B. Agbola, A. Angelsen et al.. 2001. The causes of land-use and land-cover change: Moving beyond the myths. *Global Environmental Change* 11: 261-269.
- Linke, J., M.G. Betts, M.B. Lavigne, y S.E. Franklin. 2006. Introduction: Structure, function and change of forest landscapes. En: Wulder, M.A., y S.E. Franklin (Eds.). Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern: Remote Sensing and GIS Approaches. Taylor & Francis.
- Maguire, D.J.. 2005. Moving toward a GIS platform for spatial analysis and modeling. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, Spatial Analysis, and Modeling. ESRI Press.

- Merino, L.. 2003. Procesos de uso y gestión de los recursos naturales comunes. En: Sánchez, O., E. Vega, E. Peters, y O. Monroy-Vilchis (Eds.). Conservación de ecosistemas templados de montaña. INE-SEMARNAT.
- Murayama, Y., y R.B. Thapa. 2011. Spatial Analysis: Evolution, Methods, and Applications. En: Murayama, Y., y R.B. Thapa (Eds.). Spatial Analysis and Modeling in Geographical Transformation Process: GIS-based Applications. Springer.
- Paegelow, M., y M.T. Camacho Olmedo. 2008. Advances in geomatic simulations for environmental dynamics. En: Paegelow, M., y M.T. Camacho Olmedo (Eds.). Modelling Environmental Dynamics: Advances in Geomatic Solutions. Springer.
- Perry, G.L.W. 2009. Modelling and Simulation. En: Castree, N., D. Demeritt, D. Liverman, y B. Rhoads (Eds.). A Companion to Environmental Geography. John Wiley & Sons.
- Price, M.F., G. Gratzler, L. Alemayehu Duguma, T. Kohler, D. Maselli, y R. Romeo (Eds.). 2011. Mountain forests in a changing world - Realizing values, addressing challenges. FAO/MPS/SDC.
- Rogan, J., y J. Miller. 2006. Integrating GIS and remotely sensed data for mapping forest disturbance and change. En: Wulder, M.A., y S.E. Franklin (Eds.). Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern: Remote Sensing and GIS Approaches. Taylor & Francis.
- Sánchez, O., E. Vega, E. Peters, y O. Monroy-Vilchis (Eds.). 2003. Conservación de ecosistemas templados de montaña. INE-SEMARNAT.
- Skidmore, A. (Ed.). 2002. Environmental modelling with GIS and remote sensing. Taylor and Francis.
- Soares-Filho, B., A. Alencar, D. Nepstad, G. Cerqueira, M. Del Carmen Vera Diaz et al.. 2004. Simulating the response of land-cover changes to road paving and governance along a major Amazon highway: The Santarém-Cuiabá corridor. *Global Change Biology* 10: 745-764.
- Uusivuori, J., E. Lehto, y M. Palo. 2002. Population, income and ecological conditions as determinants of forest area variation in the tropics. *Global Environmental Change* 12: 313-323.
- Velázquez, A., J.F. Mas, J.R. Días Gallegos, R. Mayorga Saucedo, P.C. Alcántara et al.. 2002. Patrones y tasas de cambio de uso de suelo en México. *Gaceta Ecológica* 62: 21-37.
- Verburg, P.H., K. Kok, R.G. Ponius Jr., y A. Veldkamp. 2006. Modeling land-use and land-cover change. En: Lambin, E.F., y G. Helmut (Eds.). Land-Use and Land-Cover Change, Local Processes and Global Impacts. Springer.
- Wulder, M.A., y S.E. Franklin. 2006. Understanding forest disturbance and spatial pattern, information needs, and new approaches. En: Wulder, M.A., y S.E. Franklin (Eds.). Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern: Remote Sensing and GIS Approaches. Taylor & Francis.

Capítulo 2

Clasificación fuzzy por objetos para modelar la distribución espacial del bosque húmedo de montaña de Michoacán, México.

Resumen

El bosque húmedo de montaña (BHM) representa un tipo de vegetación cuya definición es ambigua, y la delimitación con respecto a otros tipos de vegetación, poco clara. Aunado a esto, en Michoacán estos bosques se encuentran sumamente fraccionados y reducidos, distribuidos en hondonadas, cañadas y plegamientos de montañas. El presente estudio tiene el objetivo de cartografiar la distribución del BHM utilizando una clasificación "fuzzy por objetos". Con esta técnica se aprovecha la capacidad de manejar clases poco definidas por parte de la lógica fuzzy, y la contextualización espacial alcanzada por la utilización de objetos. Adicionalmente a una imagen satelital (SPOT), se utilizaron capas de datos auxiliares debido a la imposibilidad de obtener la distribución del bosque con información exclusivamente espectral. El resultado es un modelo espacial con objetos que presentan diferentes niveles de pertenencia al BHM: cuanto más alto el nivel, mayor pertenencia a este bosque. Se utilizaron puntos independientes de verificación para validar el modelo, con lo cual se determinó que el estudio modela de manera satisfactoria la distribución del BHM.

Palabras clave

Bosque húmedo de montaña, clasificación por objetos, lógica fuzzy, Michoacán.

Introducción

En México, el bosque húmedo de montaña (BHM) (*sensu* Villaseñor, 2010) corresponde a un tipo de vegetación que se distribuye en un clima "húmedo de altura": por arriba de las comunidades tropicales de tierras bajas, y por debajo de los bosques templados de las regiones montañosas; entre los 1,000 y 3,000 msnm; con altos niveles de humedad que se expresan frecuentemente en forma de neblina (Rzedowski, 1978; Villaseñor, 2010). Debido a que es una comunidad que varía en estructura y composición dependiendo de su localidad, es también una comunidad difícil de definir y delimitar con respecto a otros tipos de vegetación (Rzedowski, 1996; CONABIO, 2010; Villaseñor, 2010).

En Michoacán, los BHM se encuentran sumamente fraccionados y reducidos, distribuyéndose en hondonadas, orillas de cañadas, y plegamientos de zonas montañosas. Contienen como dominantes a varias especies de encinos y pinos, y es notable la ausencia de ciertos elementos como el género *Liquidambar* (CONABIO, 2010). Se encuentran inmersos en una matriz de bosques de encino más secos, pino,

y pino-encino; y junto con éstos, están sujetos a presiones como la tala ilegal, agricultura, presiones demográficas, y cultivos frutícolas, especialmente aguacate (CONABIO, 2010; Garibay y Bocco, 2011).

En el estado existen grandes vacíos de información con respecto al BHM, y a la fecha no existe cartografía que indique su distribución de manera satisfactoria. Su complejidad espacial y la ambigüedad en su delimitación requiere de técnicas especializadas para ser cartografiado. Dos técnicas capaces de lograr este objetivo son: a) la clasificación por objetos, y b) la clasificación fuzzy.

a) Dentro de los múltiples algoritmos y técnicas para clasificar imágenes por medios digitales, se encuentra la clasificación por objetos. Un objeto es una agrupación de píxeles que presentan cierto nivel de homogeneidad espectral, y contigüidad espacial entre ellos. El proceso automatizado de agrupar (denominado “segmentación”) asemeja el primer paso de una interpretación visual, en la que el humano divide la imagen en entidades homogéneas con significado en el mundo real (Hay et al., 2005; Hofmann et al., 2011). La clasificación por objetos se basa en la clasificación de estas entidades “reales”, y no de píxeles individuales. El contexto espacial que representa trabajar con objetos hace que las clasificaciones sean (frecuentemente) superiores a aquellas realizadas por píxeles (Blaschke et al., 2004). Nótese que un píxel no tiene significado en el mundo real, pues su tamaño, forma y valor está impuesto por el sensor. Un objeto, en contraparte, posee parámetros estadísticos intrínsecos (e.g. textura) y topológicos (e.g. vecindad) (Blaschke y Strobl, 2001; Benz et al., 2004; Gao, 2008).

Como ya se mencionó, la morfología es determinante para la distribución del BHM (i.e. la presencia de cañadas y hondonadas). Además de utilizar información espectral, la segmentación también puede llevarse a cabo utilizando información morfométrica para obtener unidades homogéneas de terreno (Drăguț y Blaschke, 2006). Este potencial puede aprovecharse para delimitar unidades que representen crestas, hondonadas, y laderas intermedias, lo que significaría una posible mejora en la clasificación de BHM.

b) Las clasificaciones fuzzy surgen a raíz de los resultados poco satisfactorios que representa el establecer límites discretos entre diferentes tipos de coberturas. En el mundo real no existe un límite exacto para dividir dos tipos de bosque contiguos. La cartografía de coberturas vegetales requiere entonces de límites “idealizados”. Una clasificación fuzzy resuelve ese problema al considerar niveles de pertenencia a una cobertura. Con límites discretos, un píxel tiene un valor de 1 ó 0 (pertenencia o no, respectivamente) para un tipo de cobertura, pero con una clasificación fuzzy el píxel puede tener cualquier valor entre 1 y 0. Este tipo de clasificación es muy útil en casos de resolución limitada, pero también para el mapeo de coberturas poco definidas (verbalmente) (Tsatsoulis, 1993; Bonham-Carter, 1994; Benz et al., 2004; Murayama y Thapa, 2011). Este tipo de clasificaciones se realizan a partir de “reglas fuzzy” que el usuario establece, ya sea a partir de datos o de conocimiento experto. El control del usuario hace de este método un proceso más “transparente”, así como potencialmente transferible a otras zonas o a otros sensores (Hofmann et al., 2011). Frecuentemente, la clasificación fuzzy también se utiliza cuando se desea mapear más de una cobertura. En ese caso, cada píxel posee un nivel de pertenencia diferente para cada cobertura. El paso final consiste en otorgarle a cada píxel aquella cobertura con la pertenencia más alta.

La lógica fuzzy tiene la capacidad de resolver el problema de ambigüedad en la definición del BHM. Al estar inmerso en una matriz de otros bosques templados con algunas especies en común, sería muy arriesgado delimitar de manera discreta la presencia o ausencia de BHM. Un mapa fuzzy, en cambio, representaría el grado de afinidad de BHM en un lugar dado. Valores altos indicarían presencia y bajos ausencia, pero valores medios no lo excluyen totalmente, alcanzando así una representación más realista del bosque.

Con el fin de aumentar el conocimiento sobre el BHM en Michoacán, el presente estudio tiene el objetivo de modelar la distribución espacial de este bosque en una zona del estado. Se utilizó una combinación de lógica fuzzy y clasificación por objetos para obtener resultados realistas y fiables. En la clasificación se recurrió al uso de capas auxiliares (morfométricas) debido a la imposibilidad de discriminar al BHM de otros tipos de bosque con información exclusivamente espectral.

Zona de estudio

La zona de estudio comprende la parte oriental de la denominada “meseta purépecha” de Michoacán. Abarca los municipios de Tingambato, Pátzcuaro, Huiramba, Acuitzio, Villa Madero, Tacámbaro, Salvador Escalante, Taretán, y Ziracuaretiro. Es una región montañosa, con altitudes que van de los ~720 a los 3,420 msnm. Debido a la actividad volcánica reciente, los suelos predominantes son andosoles. El clima es templado sub-húmedo, con precipitaciones entre los 800 y 1100mm anuales, y temperaturas medias entre 11 y 18°C (Guerrero et al., 2008). La altitud variable y sus condiciones climáticas hacen de esta región diversa en tipos de vegetación, pero predominan los bosques de pino, pino-encino, encino, y cultivos agrícolas (INEGI, 2010). La localización de la zona de estudio se observa en la figura 1.

Método

1. Materiales

Como insumo espectral, se utilizó una escena SPOT con fecha de enero del 2011. La imagen cuenta con 4 bandas multiespectrales (rojo, verde, infrarojo cercano, e infrarojo medio) con una resolución de 10m.

Como insumos auxiliares, se calcularon capas auxiliares a partir de un MDE interpolado de las curvas de nivel de INEGI (equidistancia: 20m) con “splines” (*regular spline with tension*). Las capas de información utilizadas se muestran en la tabla 1.

Tabla 1. Capas de información y su origen: espectral (imagen SPOT) o morfométrico (MDE).

Capa de información	Origen de la información
4 bandas SPOT (R, G, IRC, IRM)	Espectral
NDVI	Espectral
Curvatura del terreno (<i>mean</i>)	Morfométrico
Pendiente	Morfométrico
Altitud	Morfométrico
Radiación (Wh/m/día)	Morfométrico
Tiempo de insolación (h/día)	Morfométrico
Índice de humedad	Morfométrico

El SIG libre y gratuito GRASS (2011) fue el utilizado en prácticamente la totalidad de este estudio. De manera complementaria se utilizó SPRING (Cámara et al., 1996) e IDRISI (Eastman, 2009) para la segmentación y el análisis de separabilidad respectivamente (explicados más adelante).

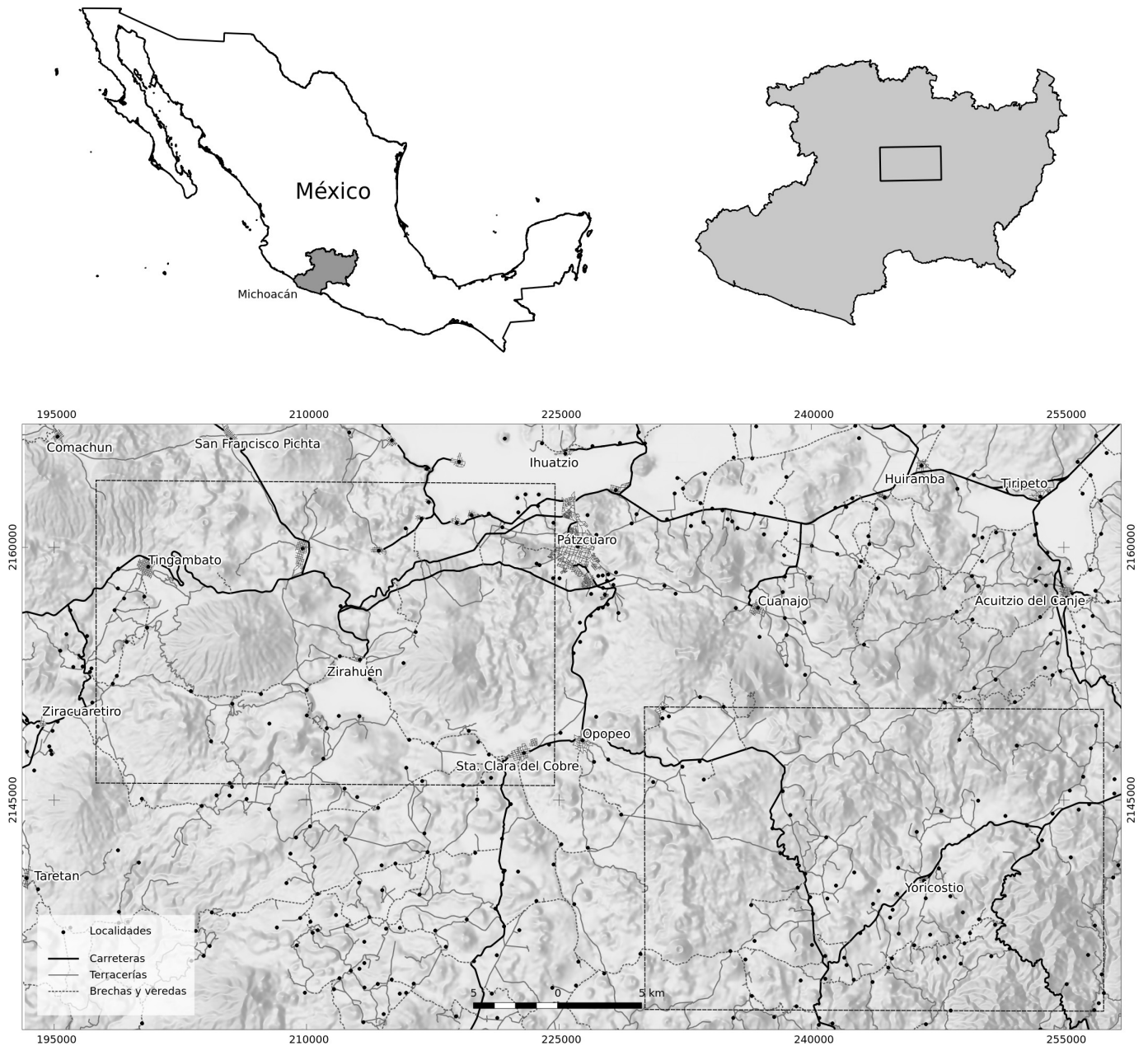


Figura 1. Localización de la zona de estudio dentro del estado de Michoacán. Los dos recuadros en la figura representan las áreas de acercamiento utilizadas para ilustrar los resultados del modelo.

2. Modelo de distribución

2.1 Muestreo y clases de cobertura

La recolección de puntos de muestreo se enfocó en aquellas localidades en donde INEGI (2010) reportara la presencia de BHM, ya que era la única manera de conocer de manera general y *a priori* su distribución. Se definieron siete clases de cobertura: 1) BHM, 2) bosques templados (incluye, pino, encino, y pino-encino), 3) bosques secundarios (perturbados), 4) cultivos de aguacate, 5) agricultura de riego, de temporal y pastizales, 6) asentamientos humanos, y 7) cuerpos de agua. La definición de la clase "BHM" se estableció con base en un nivel considerable de humedad en el suelo y presencia media a elevada de epífitas y trepadoras en los puntos de muestreo. Como un requisito secundario, se consideró la composición florística. Se procuró la presencia de especies que, aunque no son exclusivas de BHM, pueden expresar presencia de la comunidad en conjunto con las otras variables (e.g. *Quercus laurina*, *Q. rugosa*, *Ternstroemia lineata*, *Styrax argenteus*) (Alcántara et al., 2002; Cornejo-Tenorio e Ibarra-Manríquez, 2008; González-Espinosa et al., 2011). Se recopilaron 136 puntos de muestreo, de los cuales 51 son BHM, y a su vez, de éstos se seleccionaron 29 puntos para ser utilizados como puntos de validación (no fueron considerados en la construcción del modelo).

2.2 Segmentación y agrupación de capas de información

El propósito de la segmentación fue obtener unidades homogéneas en respuesta espectral y en curvatura (laderas cóncavas y convexas: hondonadas y crestas). Por lo tanto, las cuatro bandas SPOT y la capa de curvatura del terreno (derivada de MDE) fueron utilizadas para este proceso. El algoritmo utilizado fue el de "crecimiento de regiones" (*region growing*) del SIG SPRING (Câmara et al., 1996). Consiste en la generación de "semillas" distribuidas al azar, y posteriormente en la anexión de píxeles contiguos de manera iterativa, siempre que éstos cumplan con los criterios de homogeneidad. Cuando esto no se cumple, i.e. que el contraste con el píxel vecino sea mayor, se establece una frontera (la cual va a delimitar al objeto). El proceso termina cuando todos los píxeles de la imagen pertenecen a un objeto, lo que garantiza siempre regiones cerradas. El usuario determina dos parámetros: el umbral de homogeneidad (que determina si dos píxeles vecinos se agrupan: conforme este umbral aumenta, los objetos agrupan más píxeles y se vuelven menos homogéneos, resultando en una imagen menos segmentada), y el número mínimo de píxeles por objeto (tamaño mínimo de objetos). La segmentación se llevó a cabo otorgando valores arbitrarios a ambos parámetros. El resultado se examinaba visualmente sobreponiendo los objetos con una composición de color. Si se observaba una sub-segmentación o sobre-segmentación, el proceso se repetía con nuevos parámetros hasta obtener un grado de segmentación aceptable (i.e. que delimitara unidades espectralmente diferentes, pero que no dividiera demasiado una misma unidad).

En una clasificación por objetos, como en cualquier otra técnica de clasificación digital, las capas de información representan los insumos necesarios para caracterizar, discriminar, y clasificar coberturas. Sin embargo, la diferencia es que en este caso, los píxeles no se clasifican de manera individual, sino que se agrupan (por objetos). Para lograr esto, la capa de objetos se sobrepone a cada capa de información (fig. 2 a,b,c). Después, se obtienen las características de cada objeto a través del cálculo de la media de los píxeles que éste abarca. Esto puede verse como una "transformación" de las capas de información originales, en donde ya no cuentan con valores individuales para cada píxel, sino un valor para cada objeto (fig. 2d). En el caso de las bandas de SPOT y el NDVI, también se calculó la desviación estándar como una medida de textura (Walter, 2004; Gao, 2008). Nótese que la obtención de

las características (media y desv. est.) se realiza utilizando los *mismos* objetos para todas las capas de información originales.

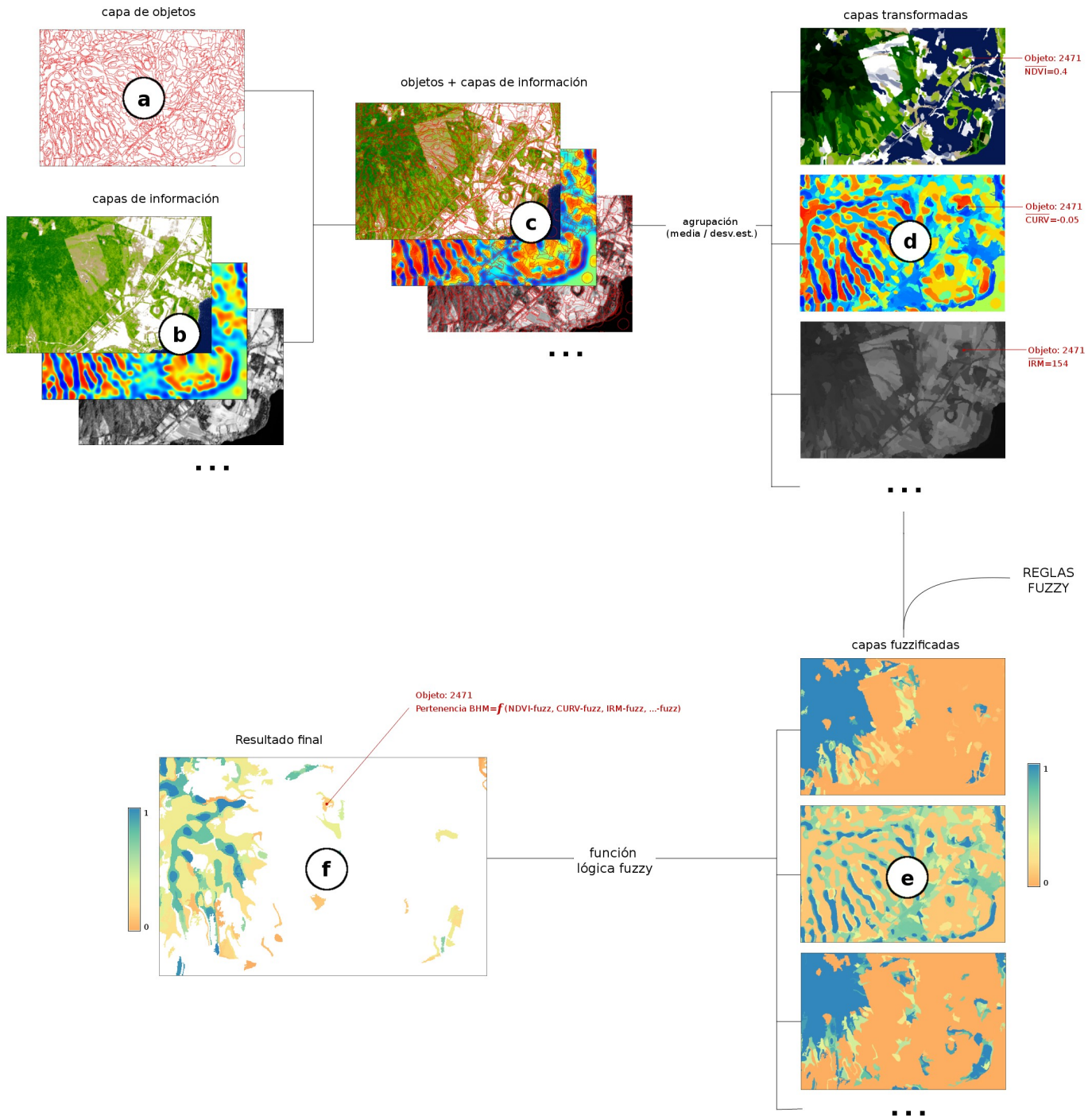


Figura 2. La capa de objetos (a) es el resultado de la segmentación, en la que se utilizó la capa de curvatura y las cuatro bandas de SPOT. Esta capa se sobrepuso a cada capa de información (b, c) y se calculó la media y desv. est. para obtener las características de cada objeto (d). La aplicación de reglas fuzzy dieron lugar a capas de información fuzzificadas, las cuales presentan valores más altos cuando la pertenencia a BHM es mayor (e). Por último, se aplicaron funciones de lógica fuzzy para combinar las capas fuzzificadas y así obtener la pertenencia final del BHM para cada objeto (f).

2.3 Separabilidad y correlación entre capas de información

La información de aquellos objetos que contenían un punto de muestreo se utilizó para crear una base de datos, la cual se organizó por tipo de cobertura y por capa de información. La base de datos corresponde a la construcción de “perfiles ambientales” (caracterización de los valores espectrales y morfométricos que cada cobertura posee). La base de datos se utilizó para llevar a cabo un análisis de separabilidad de firmas, con el fin de elegir las capas de información que mejor discrimináran al BHM de otras coberturas, en particular con bosques templados, por ser la clase más similar y difícil de distinguir del BHM. Para este análisis se utilizó el SIG IDRISI (Eastman, 2009). Posteriormente, se calculó la correlación (r^2) entre las capas con mejor separabilidad, con el fin de evitar un efecto aditivo entre variables muy correlacionadas.

2.4 Lógica fuzzy

La base de datos antes mencionada también se utilizó para establecer las reglas fuzzy para las capas de información seleccionadas (óptima separabilidad y no correlacionadas). Las reglas se establecieron favoreciendo la presencia de BHM, resultando en capas “fuzzificadas” (*fuzzified*), en donde cada una posee objetos con valores de 0 (poca pertenencia a BHM) a 1 (alta pertenencia a BHM) (fig. 2e).

El paso siguiente fue aplicar una función de lógica fuzzy. Estas funciones son operaciones particulares para combinar las pertenencias provenientes de las capas de información fuzzificadas, de modo que, en conjunto, expresen un nivel de pertenencia (combinado) a BHM para cada objeto (fig. 2f). Existen diversas funciones, siendo las más comunes las funciones “OR” y “AND”.

Con la función “AND”, la pertenencia final en un punto dado es igual a la pertenencia más baja de las capas fuzzificadas. Esto significa que, independientemente de las otras pertenencias, basta con que un criterio no se cumpla para que la pertenencia final sea nula. La función “OR” trabaja a la inversa; la pertenencia final en un punto dado es igual a la pertenencia más alta de las capas fuzzificadas, interpretando que basta con que un criterio se cumpla para compensar que las demás no se cumplan.

Como se puede observar, ambas funciones toman en cuenta sólo una de las pertenencias en un punto dado (la mínima o la máxima). Debido a que previamente se habían seleccionado las capas de información que pudieran separar el BHM de los bosques templados, se consideró utilizar otro tipo de funciones que consideraran todas las capas seleccionadas para establecer la pertenencia final; éstas son (Bonham-Carter, 1994):

a) **Producto:** consiste en la multiplicación de las pertenencias de las capas fuzzyficadas. Los niveles de pertenencia final que resultan de esta función suelen ser muy bajos, debido al efecto de multiplicar valores menores a 1; para un punto dado, la pertenencia final siempre es menor o igual al valor más bajo de las capas fuzzificadas para ese punto. De manera similar a la función AND, la manera en que la función producto combina las capas de información representa la “imposición” de la pertenencia más baja. Esto significa que si uno de los criterios representa una limitante (no se cumple, o se cumple de manera reducida), la pertenencia final será baja, sin importar que los demás criterios sí se cumplan. Aún cuando todas las pertenencias son altas, si éstas no son perfectas (valores de 1), la pertenencia final tampoco será perfecta (1).

$$\mu_{\text{producto}} = \prod_{i=1}^n \mu_i$$

b) **Suma**: esta función es contraria a la función “producto”. En este caso, los niveles resultantes suelen ser altos, pues para un punto dado, la pertenencia final siempre es igual o mayor a la pertenencia más alta. Nótese que la pertenencia final aumenta con cada capa fuzzificada, aún cuando éstas presentan una pertenencia baja. Similar a la función OR, basta con que una presente valores altos (sea favorable) para que la pertenencia final sea alta. Se entiende por lo tanto, que las limitantes no son tan importantes como la presencia de algún criterio que eleve la pertenencia, es decir, el cumplimiento de un criterio compensa que otros no se cumplan.

$$\mu_{suma} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i)$$

c) **Gamma**: el resultado de esta función depende del valor asignado a la constante “ γ ” (con valores entre 0 y 1). Cuando “ γ ” tiende a 0, los valores de pertenencia serán cercanos a la función “producto”; cuando tiende a 1, serán cercanos a la función “suma”. Gamma es entonces un compromiso entre el efecto decreciente y aditivo de las funciones “producto” y “suma”, respectivamente.

$$\mu_{gamma} = (\mu_{suma}^{\gamma}) * (\mu_{producto}^{1-\gamma})$$

En este estudio, se utilizaron y compararon las tres funciones para modelar la distribución del BHM. Para la función Gamma, se utilizaron valores de 0.25, 0.5, y 0.75 para la constante “ γ ”.

3. Validación

Los resultados de las cinco funciones de pertenencia (producto, suma, y gama [$\times 3$]) se evaluaron en conjunto para conocer cuál tenía el mejor desempeño. Los puntos de validación consistieron en los 29 puntos de BHM no utilizados en la construcción del modelo, y adicionalmente se utilizaron 200 puntos colocados al azar en zonas con $NDVI > 0.2$. Estos 200 puntos representan puntos de ausencia de BHM (no-BHM), y se colocaron en zonas con alto NDVI para que la validación fuera más rigurosa, pues las coberturas que cumplen con esta condición, son aquellas que son más difíciles de distinguir del BHM (bosques templados principalmente).

La validación se llevó a cabo a través del cálculo de curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*) y el índice DiP (*Difference in Potential*, también llamado PSS: *Pierce Skill Score*) (ver Pontius Jr. y Schneider, 2001; Eastman et al., 2005; Pérez-Vega et al., 2012). Ambos análisis son útiles para evaluar “aciertos y falsos positivos” en un mapa predictivo de valores continuos.

Sobreponiendo los puntos de verificación con cada uno de los cinco modelos resultantes se puede evaluar qué niveles de pertenencia obtienen los puntos de BHM y qué niveles obtienen los puntos de no-BHM. En un caso ideal, puntos de BHM coincidirían con niveles altos, y a su vez, puntos de no-BHM coincidirían con niveles bajos. En ambos análisis de validación (ROC y DiP), la ocurrencia de esto se define como “acierto”. Puntos de no-BHM que coinciden con niveles altos, se define como “falso positivo”.

La curva ROC se construye contabilizando la proporción de aciertos y falsos positivos que se presentan a ciertos intervalos de pertenencia. Se inicia con el intervalo más alto (e.g. 0.9-1.0 de pertenencia a BHM) y se contabiliza qué porcentaje de puntos de BHM se localizan en este intervalo. De igual manera, se contabiliza qué porcentaje de puntos no-BHM se localizan en el mismo intervalo. Ambos resultados sirven para ubicar lo que correspondería a la primera coordenada de la curva (Y, X respectivamente). El procedimiento se repite para el siguiente intervalo, pero éste debe considerar el intervalo anterior (e.g. 0.8-1.0), por lo que puede decirse que es

una curva “acumulada”. En el caso ideal de que todos los puntos de BHM se localicen en el intervalo más alto, y ningún punto no-BHM coincida con el mismo, la ROC se visualizaría como una curva en forma de escuadra que sube hasta el 100% en el eje “Y” (aciertos) y posteriormente avanza en el eje de las “X”. En la figura 3 se muestran algunos ejemplos de la forma que la ROC puede tomar. Nótese que, en la interpretación de un modelo a partir de una curva ROC, adquieren mayor importancia los primeros intervalos de la curva, pues representan los niveles de pertenencia más altos, y por lo tanto, de mayor interés. Para complementar la ROC, el área bajo la curva (AUC: *Area Under the Curve*) representa un índice numérico del desempeño del modelo. El caso ideal antes mencionado obtendría un AUC de 1. Valores cercanos a 0.5 indicarían falta de poder de predicción (un modelo que no supera a un modelo aleatorio). Valores por debajo de 0.5 indicarían un error sistemático.

El DiP, por otra parte, es la diferencia entre la media de la pertenencia de puntos BHM, y la media de los otros puntos que no son BHM. En un caso ideal, la media de los puntos BHM sería muy alta, mientras que la media de los no-BHM sería baja, por lo que la diferencia entre ambas (el DiP) sería alta. Se considera que este índice es más riguroso que la ROC/AUC, ya que presta mayor atención a los niveles altos de pertenencia donde hay BHM. El AUC, además, también se “beneficia” con puntos de no-BHM que coinciden con bajas pertenencias (una condición más fácil de cumplir, y es por esto que el AUC frecuentemente es mayor que el DiP). Un modelo predictivo perfecto obtendría un DiP de 1, mientras que un modelo aleatorio de 0.

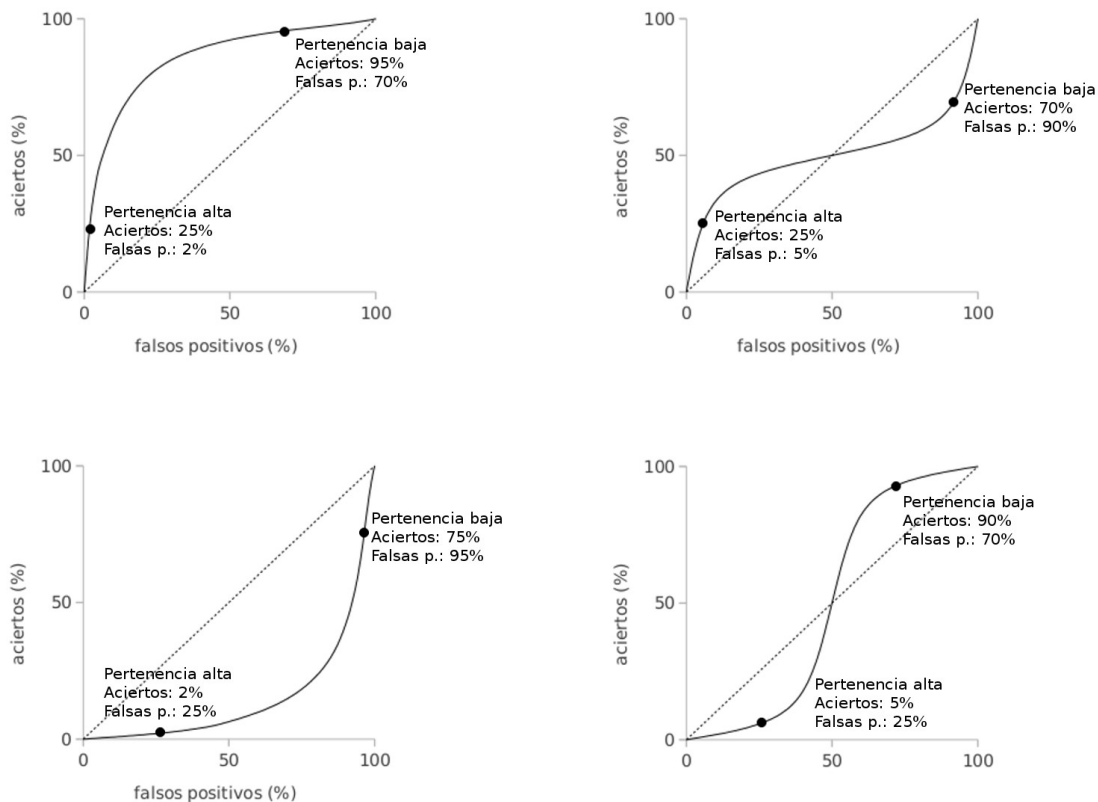


Figura 3. Distintas formas generales que una curva ROC puede tomar. Se especifica la posición de un intervalo con niveles altos de pertenencia y otro con niveles bajos para cada caso. En sentido de las manecillas, el orden en el desempeño de los modelos es de mejor a peor.

A través de ambos análisis, se seleccionó el mejor de los cinco modelos. El mejor modelo se comparó con un modelo elaborado con información exclusivamente espectral (cuatro bandas SPOT fuzzificadas, a las cuales se le aplicó una función de promedio). La comparación sirve para evaluar la diferencia en el desempeño de nuestro modelo, y revelar la potencial mejora predictiva que tiene utilizar información auxiliar (morfométrica). El modelo elaborado con información espectral le llamaremos “espectral”; al mejor modelo de los cinco evaluados le llamaremos “espectral+auxiliar”.

4. Cálculo de la superficie de BHM

Como resultado adicional, se discretizó (*defuzzification*) el modelo espectral+auxiliar procurando equilibrar la cantidad de errores de omisión y de comisión. Este resultado representa la posibilidad de cuantificar el área ocupada por BHM para su comparación con otras fuentes. En este caso, se comparó con la serie IV de la carta “Uso de Suelo y Vegetación” de INEGI (2010).

Resultados

1. Selección de capas de información

Las capas más importantes para discriminar al BHM de los otros tipos de bosque, y que no se correlacionan entre ellas fueron: curvatura (media), NDVI (media), y la banda IRM (media y desv. est.). Como ya se sabía, la curvatura es determinante en la distribución de este bosque. La alta separabilidad de la banda IRM (en forma de desviación estándar) significa que existe una diferencia en textura con respecto a los otros bosques (en este caso, el BHM presentó menor textura). El análisis de separabilidad reveló que las bandas roja e IRC, así como la pendiente, y la elevación no fueron tan importantes, lo que indica que los otros tipos de bosque coinciden en respuesta espectral, altitud y pendiente con el BHM.

2. Evaluación de las funciones de pertenencia: modelo espectral+auxiliar

En la tabla 2 se muestran los diferentes desempeños en AUC y DiP que obtuvieron las cinco funciones evaluadas, y se incluyen los resultados para el modelo espectral. Se observa que la función que obtiene puntuaciones más altas es Gamma [0.5]. La distribución del BHM bajo esta función (modelo espectral+auxiliar) se muestra en la figura 4 (zonas de acercamiento: ver fig. 1). Considerando los niveles más altos de pertenencia, la distribución del BHM se encuentra sumamente fraccionada; la comunidad se concentra en las zonas montañosas, y específicamente, en áreas dentro de éstas con baja curvatura (i.e. cóncava: barrancas y hondonadas). Los niveles altos de pertenencia están siempre rodeados de niveles menores, lo que representa la conformación espacial del BHM dentro de la matriz de bosque de pino, encino, y pino-encino.

Tabla 2. Resultado en desempeño de las funciones evaluadas

Función	AUC	DIP
Producto	0.88	0.58
Gamma [0.25]	0.87	0.58
Gamma [0.5]	0.90	0.60
Gamma [0.75]	0.87	0.56
Suma	0.68	0.10
Modelo espectral	0.70	0.29

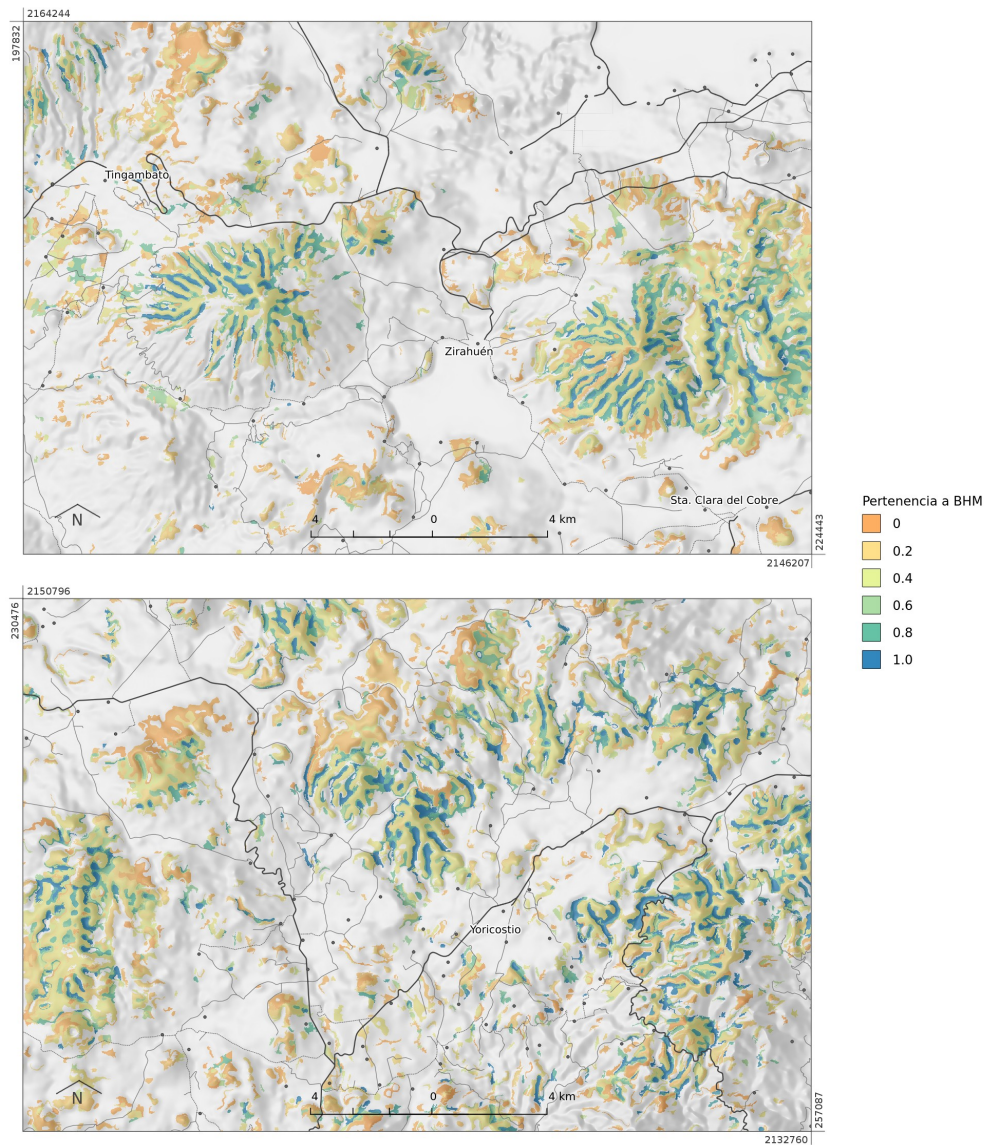


Figura 4. Niveles de pertenencia a BHM. Las porciones mostradas coinciden con las áreas de acercamiento de la figura 1.

En la figura 5 se muestran las curvas ROC del modelo auxiliar+espectral y del modelo espectral. La forma de la curva del primero confirma que para los niveles de pertenencia más altos, se presenta un mayor porcentaje de puntos BHM y menor porcentaje de puntos no-BHM. El modelo espectral tuvo un desempeño inferior: a niveles de pertenencia altos, el porcentaje de puntos de BHM es superado por el porcentaje de puntos de no-BHM. La diferencia en AUCs se observa en la tabla 2.

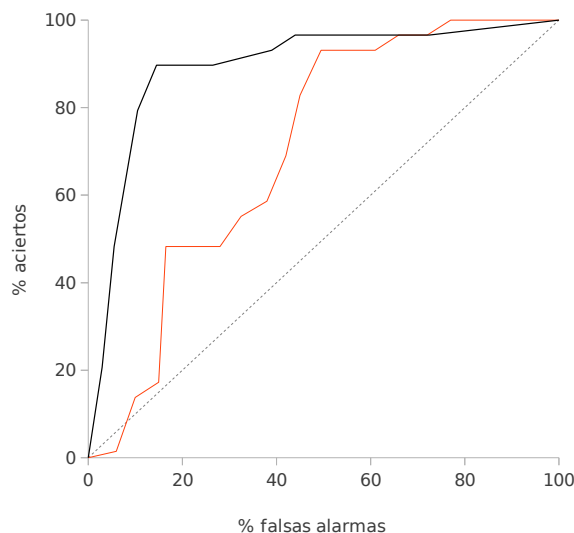


Figura 5. Curvas ROC para el modelo espectral+auxiliar (curva negra) y el modelo espectral (curva roja).

Como se muestra en la tabla 2, el DiP para el modelo espectral+auxiliar alcanzó un nivel de 0.60. Como se mencionó, este índice es mucho más riguroso, por lo que era de esperarse que el resultado fuera inferior al AUC. Considerando que un modelo ideal obtendría un DiP=1, el resultado obtenido indica que el modelo, como cualquier abstracción de la realidad, no es perfecto. Sin embargo, es muy superior al modelo espectral.

3. Cálculo de la superficie de BHM

En la figura 6 se muestra la cantidad de errores de omisión y comisión para determinados umbrales a los que se discretizó el modelo espectral+auxiliar. A umbrales bajos, la mayoría de puntos de verificación (>80%) de BHM son clasificados como BHM (bajo error de omisión), pero también una gran cantidad de puntos pertenecientes a otros bosques (>50%) son clasificados como BHM (alto error de comisión). Conforme el umbral aumenta, se “comisionan” menos puntos de otros bosques a BHM, y a su vez, algunos puntos de BHM no se clasifican como tal. El mejor equilibrio se encuentra en el umbral de 75% de pertenencia, en el que los errores de omisión y comisión no son ni muy bajos, ni muy altos, respectivamente.

A 75% de pertenencia, el BHM en la zona de estudio ocupa 5,650ha. Por otra parte, el mapa de Vegetación y Uso de Suelo (INEGI, 2010) delimita 6,318ha para “Bosque Mesófilo de Montaña”. La diferencia principal entre ambos resultados se encuentra en las distintas distribuciones de la comunidad, las cuales se muestran en la figura 7. Pese a exponerlo altamente fragmentado, el modelo espectral+auxiliar considera como BHM a otros fragmentos que presentan condiciones favorables para la comunidad. Adicionalmente, el mapa de INEGI se elaboró a una escala menor (1:250,000), por lo que se pierde detalle y no considera los fragmentos antes mencionados.

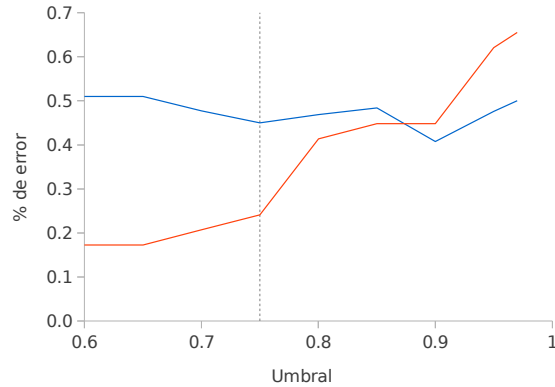


Figura 6. Errores de omisión (curva roja) y comisión (curva azul) para diferentes umbrales de pertenencia la BHM. El umbral en el que los errores se equilibran se encuentra a 75% de pertenencia.

Discusión

La selección de capas de información fue de gran importancia, pues permitió afinar el modelo identificando aquellas variables -no correlacionadas- que eran más favorables para el BHM que para las demás coberturas. La curvatura del terreno fue una de las capas con alta importancia. Como se mencionó, esta variable es muy influyente en la presencia del BHM. Cuando se presenta en forma de hondonadas y barrancas, se crean micro-ambientes protegidos del viento e insolación, lo que a su vez promueve las condiciones de humedad que el BHM requiere para su presencia (Rzedowski, 1978). La importancia de las banda IRM en forma de desviación estándar indican que la textura dentro de estas hondonadas difiere de los alrededores. En este caso, la textura del BHM resultó menor que la de los bosques templados. El dosel más frondoso y exuberante en las hondonadas podría ser responsable de este fenómeno.

Las bandas IRC y roja (medias) así como la altitud no resultaron ser capas que permitieran distinguir al BHM de otros bosques templados. Esto indica que estos últimos poseen los mismos valores espectrales que el BHM para esta banda. La altitud no ayuda a discriminar ya que la distribución del BHM se encuentra inmersa en una matriz de otros bosques, sin estar separados en franjas altitudinales. Otra capa con poca importancia fue la pendiente. Pese a estar reportado que suele ser una variable influyente para el BHM, consideramos que en Michoacán, la distribución del BHM no responde tanto a fenómenos climáticos de macro escalas (e.g. vientos húmedos que impactan las laderas de las montañas) como a condiciones más micro-climáticas (de nuevo, aquellas encontradas en hondonadas). Por otra parte, el proceso de segmentación puede ser también responsable, pues un objeto agrupa distintos valores de pendiente (y otras variables), por lo que se pierde variabilidad y relación con los datos puntuales de BHM.

Con lo anterior se hace evidente la importancia de una segmentación idónea. ¿Qué significaría una sobre- ó sub-segmentación? En primera, la delimitación de objetos sin relación con la realidad. Y en segunda, una propagación drástica del error, ya que todo el método está basado en las entidades obtenidas en este paso. En este estudio se llevó a cabo una inspección visual para determinar si los objetos realmente contenían unidades homogéneas (objetos reales). Es un método subjetivo, pero el mejor a falta de técnicas cuantitativas convincentes para evaluar si la imagen está sub-, o sobre-segmentada (Benz et al., 2004; Gao, 2008; Hirata y Takahashi, 2011). La calidad de la segmentación también está respaldada por la utilización del SIG

SPRING. En un estudio, Meinel y Neubert (2004) evaluaron distintos algoritmos de segmentación, y concluyeron que este SIG es el segundo mejor, sólo superado por el software comercial eCognition (Definiens, 2006).

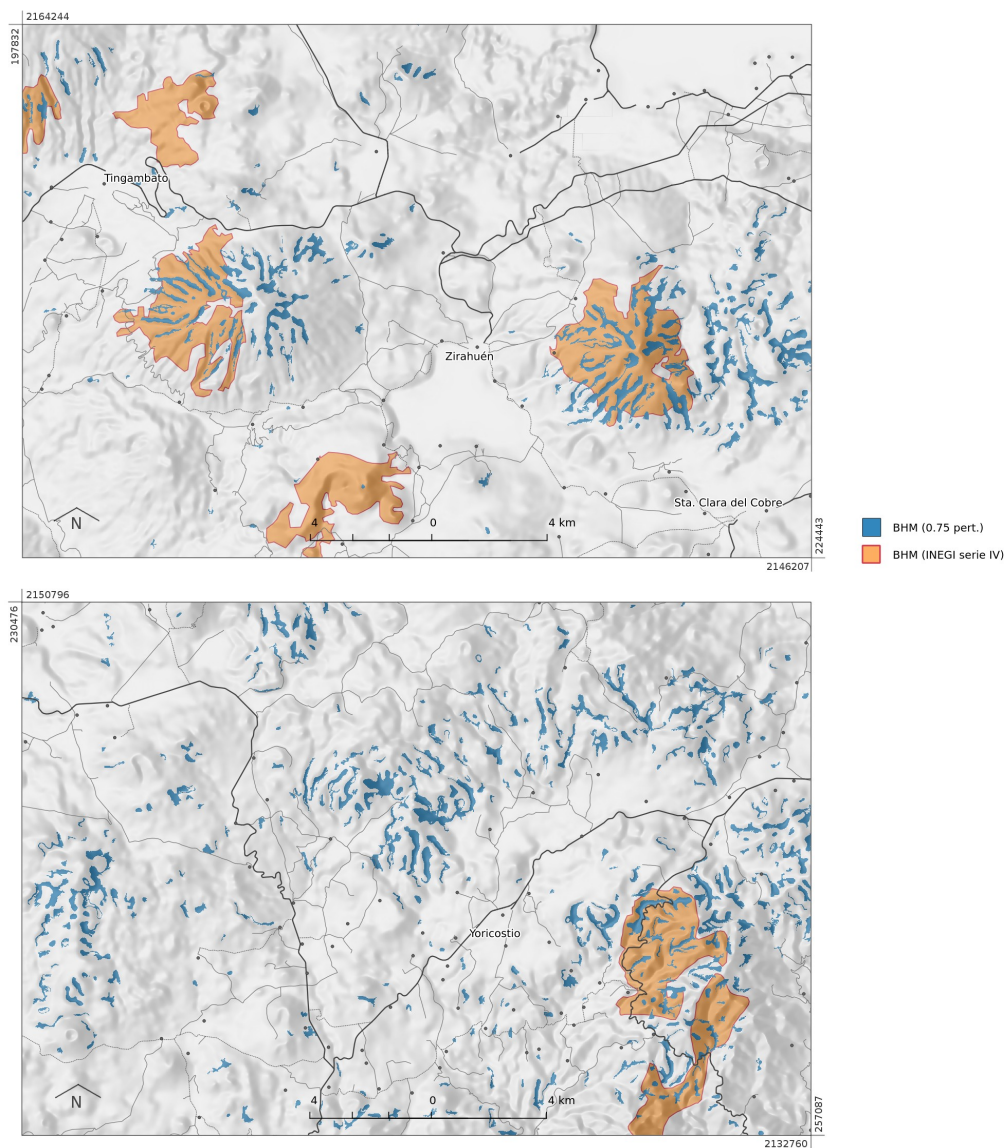


Figura 7. Comparación entre el resultado del BHM (a 75% de pertenencia) y el bosque mesófilo de montaña del conjunto Vegetación y Uso de Suelo de serie IV, INEGI.

El uso de la técnica fuzzy en el estudio resultó ser muy útil, y se distinguen dos razones: por una parte, el resultado final refleja una distribución “más real” de la comunidad. La curvatura del terreno, siendo tan influyente, indica que a curvaturas muy bajas (laderas cóncavas) la presencia del BHM es favorable. Curvaturas altas, lo inhibe. La “realidad” del modelo radica en las curvaturas intermedias en donde el BHM pierde pertenencia, es decir, “es menos BHM”; pero no se asevera que esté ausente en estas condiciones. La ventaja de la lógica fuzzy para un tipo de bosque definido de manera tan ambigua, como el BHM, es insuperable si se compara con clasificaciones booleanas. En éstas, por arriba de un límite de curvatura, se establecería que no existe BHM bajo ninguna de sus expresiones. La otra ventaja es

la posibilidad de establecer reglas flexibles y controladas. Si bien esto puede ser subjetivo, tiene también el potencial de incluir conocimiento experto, y más aún, ser transferible a otra zona o a otro sensor (Hofmann et al., 2011). Nuestro modelo contempla ambas ventajas: aquellos objetos con niveles medio-altos no deben interpretarse como coberturas completamente distintas al BHM. Debido a la compleja heterogeneidad de esta comunidad, cuestiones como su conectividad y ecología del paisaje pueden abordarse desde esta perspectiva para estudiar, por ejemplo, su pérdida de cobertura (Cayuela et al., 2006). Asimismo, el establecimiento de reglas se hizo de manera muy explícita y controlada apoyándose en los puntos de muestreo. Como ya se mencionó, con el suficiente muestreo y validación, estas reglas incluso pueden modificarse y transferirse a una zona similar para mapear BHM.

Con respecto a la evaluación de las funciones de pertenencia, es posible comparar el diferente desempeño que cada una tiene. A diferencia de las funciones "OR" y "AND", las funciones que sí fueron utilizadas (Producto, Suma, y Gamma) toman en cuenta todas las capas de información. Considerando que las capas fueron previamente seleccionadas por su capacidad de distinguir al BHM de otros bosques, se pensó que estas funciones eran mejores para este estudio. Aún considerando todas las capas, la función "producto" es similar a la función "AND", pues la pertenencia final suele estar muy influenciada por el valor más bajo de las capas fuzzificadas, interpretando que basta con que un criterio no se cumpla para que la presencia del bosque no se dé. Por el contrario, la función "suma" es similar a la función "OR", ya que la pertenencia final está muy influenciada por el valor más alto de las capas fuzzificadas, interpretando que un criterio es suficiente para que la presencia del bosque se dé, sin importar que las otras no sean favorables. Gamma representa entonces un punto intermedio. Y el hecho de que el mejor resultado ocurre cuando $\gamma=0.5$ reafirma esto.

El modelo espectral+auxiliar ilustra la compleja distribución del BHM: una distribución fragmentada, inmersa en la matriz de otros bosques, y recluida en barrancas y hondonadas. Los resultados de la curva ROC y el índice DiP validan el modelo. La mayoría de los puntos de verificación de BHM coinciden con niveles altos de pertenencia. Como se mencionó, el DiP es un índice más riguroso y eso explica que el resultado obtenido sea menor al AUC. Sin embargo, para ambos, el modelo espectral+auxiliar fue superior al modelo espectral (elaborado únicamente con las cuatro bandas SPOT). Esto indica que la utilización de información auxiliar representa una mejora significativa para el modelo.

Es claro que el estudio tiene sus deficiencias. Por la misma naturaleza del modelo, es imposible identificar las otras coberturas en la zona de estudio. Simplemente las agrupa en niveles de pertenencia más bajos. Por supuesto, el mismo procedimiento para modelar la distribución de BHM puede realizarse para las demás coberturas; y un mapa final de coberturas resultaría de asignarle a cada objeto la cobertura con pertenencia más alta. Un modelo fuzzy también tiene ciertas desventajas en comparación con un sistema booleano, pues para cuantificar el área ocupada por el BHM es necesario discretizar (defuzzificar) el modelo. El establecer un límite por debajo del cual una cobertura no se puede considerar BHM, permite contabilizar áreas, pero también se pierde toda intención de exponer una distribución más realista de la comunidad. Por último, la segmentación agrupa unidades que tienen significado en el mundo real, pero dependiendo de las variables utilizadas para segmentar, otras variables pueden quedar generalizadas dentro de los objetos. Esto significa cierta pérdida de detalle para las variables, y por lo tanto, su relación con la presencia de BHM puede quedar "enmascarada".

Conclusiones

La técnica de clasificar por objetos tiene la ventaja de tratar con objetos significativos, que tengan una relación con el mundo real. El proceso asemeja el primer paso de una clasificación visual, considerada por algunos superior a las clasificaciones digitales (Mas y Ramírez, 1996). Clasificar con objetos es más rápido y barato que clasificar de manera visual. Y tiene la ventaja adicional de poder calcular estadísticas intrínsecas y contextuales de los objetos, así como de incluir capas adicionales que visualmente complicarían la clasificación.

La técnica fuzzy permitió el establecimiento de reglas explícitas y controladas. El significado que tiene que el resultado también sea fuzzy resuelve el problema de la ambigüedad en la definición del BHM. La mejor función de pertenencia es Gamma cuando $\gamma=0.5$. Esto denota un equilibrio entre funciones que, por la manera de combinar las capas fuzzificadas, tienden a otorgar niveles bajos de pertenencia en donde la mayoría de los criterios para encontrar BHM sí se cumplen (función producto); o el caso contrario, otorgan niveles altos de pertenencia en donde la mayoría de los criterios no se cumplen (función suma).

Los análisis ROC y DiP fueron muy útiles para validar el modelo. Comparado con un modelo elaborado con información exclusivamente espectral, nuestro modelo es superior, lo que indica un alto poder predictivo, y expone las ventajas de utilizar información auxiliar.

Se contribuye entonces a aumentar la escasa información existente sobre el BHM en el estado de Michoacán. Es un modelo que tiene ciertos alcances, como la identificación de las variables que favorecen su presencia, y por supuesto, expone su distribución espacial en la zona de estudio. También tiene sus deficiencias, en especial aquellas derivadas de las representaciones fuzzy (poco convencionales para estudios posteriores) y de la segmentación (generalización de variabilidad).

Bibliografía

- Alcántara, O., I. Luna, y A. Velázquez. 2002. Altitudinal distribution patterns of Mexican cloud forests based upon preferential characteristic genera. *Plant Ecology* 161: 167-174.
- Benz, U., P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, y M. Heynen. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58: 239-258.
- Blaschke, T., C. Burnett, y A. Pekkarinen. 2004. Image Segmentation Methods for Object-based analysis and Classification. En: de Jong, S., y F. van der Meer (Eds.). *Remote Sensing and Digital Image Analysis. Including the Spatial Domain*. Kluwer Academic Publishers.
- Blaschke, T., y J. Strobl. 2001. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *Geo-Information-Systeme* 14: 12-17.
- Bonham-Carter, G.F. 1994. *Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS*. Pergamon.
- Câmara, G., R.C.M. Souza, U.M. Freitas, y J. Garrido. 1996. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. *Computers & Graphics* 20: 395-403.
- Cayuela, L., D. Golicher, y J. Rey-Benayas. 2006. The extent, distribution, and fragmentation of vanishing montane cloud forest in the Highlands of Chiapas, Mexico. *Biotropica* 38: 544-554.
- CONABIO. 2010. *El Bosque Mesófilo de Montaña en México: Amenazas y Oportunidades para su Conservación y Manejo Sostenible*. CONABIO, México.

- Cornejo-Tenorio, G., y G. Ibarra-Manríquez. 2008. Flora ilustrada de la Reserva de la Biósfera Mariposa Monarca. CIECO-UNAM/CONABIO, México.
- Definiens. 2006. Definiens professional User Guide 5. Definiens AG.
- Drăguț, L., y T. Blaschke. 2006. Automated classification of landform elements using object-based image analysis. *Geomorphology* 81: 330-344.
- Eastman, J.R., L.A. Solórzano, y M.E. Van Fossen. 2005. Transition Potential Modeling for Land-Cover Change. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, spatial analysis, and modeling. ESRI Press.
- Eastman, J.R.. 2009. IDRISI Taiga. Clark University.
- Gao, Y. 2008. Comparación de distintos métodos de clasificación de imágenes de satélite. Tesis de doctorado. Facultad de Filosofía y Letras, UNAM.
- Garibay, C., y G. Bocco. 2011. Cambios de uso del suelo en la meseta purépecha (1976-2005). SEMARNAT-INE/UNAM, México.
- González-Espinosa, M., J.A. Meave, F.G. Lorea-Hernández, G. Ibarra-Manríquez, y A.C. Newton (Eds.). 2011. The Red List of Mexican Cloud Forest Trees. Fauna & Flora International.
- GRASS Development Team. 2011. Geographic Resources Analysis Support System (GRASS), GNU General Public License. <http://grass.osgeo.org>.
- Guerrero, G., O. Masera, y J. Mas. 2008. Land use / Land cover change dynamics in the Mexican highlands: current situation and long term scenarios. En: Paegelow, M., y M.T. Camacho-Olmedo (Eds.). Modelling Environmental Dynamics. Springer-Verlag.
- Hay, G., G. Castilla, M. Wulder, y J. Ruiz. 2005. An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 7: 339-359.
- Hirata, Y., y T. Takahashi. 2011. Image segmentation and classification of landsat thematic Mapper data using a sampling approach for forest cover assessment. *Canadian Journal of Forest Research* 41: 35-43.
- Hofmann, P., T. Blaschke, y J. Strobl. 2011. Quantifying the robustness of fuzzy rule sets in object-based image analysis. *International Journal of Remote Sensing* 32: 7359-7381.
- INEGI. 2010. Conjunto Nacional de Uso de Suelo y Vegetación escala 1:250,000 Serie IV. DGG-INEGI, México.
- Mas, J.F., y I. Ramírez. 1996. Comparison of land use classifications obtained by visual interpretation and digital processing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 3: 278-283.
- Murayama, Y., y R.B. Thapa. 2011. Spatial Analysis: Evolution, Methods, and Applications. En: Murayama, Y., y R.B. Thapa (Eds.). Spatial Analysis and Modeling in Geographical Transformation Process: GIS-based Applications. Springer.
- Pérez-Vega, A., J. Mas, y A. Ligmann-Zielinska. 2012. Comparing two approaches to land use/cover change modeling and their implications for the assessment of biodiversity loss in a deciduous tropical forest. *Environmental Modelling and Software* 29: 11-23.
- Pontius Jr., R.G., y L.C. Schneider. 2001. Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 85: 239-248.
- Rzedowski, J.. 1978. Los tipos de vegetación de México. Limusa Wiley, .
- Rzedowski, J.. 1996. Análisis preliminar de la flora vascular de los bosques mesófilos de montaña de México. *Acta Botánica Mexicana* 35: 25-44.
- Tsatsoulis, C.. 1993. Expert systems in remote sensing applications. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Newsletter* June: 7-15.
- Villaseñor, J.L.. 2010. El bosque húmedo de montaña en México y sus plantas vasculares: catálogo florístico-taxonómico. CONABIO/UNAM, México.
- Walter, V. 2004. Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58: 225-238.

Capítulo 3

Cambio de cobertura del bosque húmedo de montaña de Michoacán, México.

Resumen

Los bosques templados, entre ellos, los bosques húmedos de montaña (BHM), representan una de las comunidades vegetales más amenazadas y menos conservadas del país. La meseta purépecha, en el estado de Michoacán, no es la excepción. La tala, y en especial, el cambio de uso de suelo de forestal a agropecuario, ha causado un acelerada pérdida en la cobertura forestal de la zona en las últimas décadas. El presente estudio tiene el objetivo de evaluar el grado de amenaza de deforestación de los BHM en una zona de la meseta. Para este fin, se modeló el potencial de cambio de cobertura tomando como antecedentes las transiciones desde el año 2000 al 2011. La técnica se basó en el cálculo de pesos de evidencia para variables (físicas y socio-económicas) que pudieran indicar dónde aumenta la probabilidad de cambio. Los resultados consisten en la espacialización de los remanentes de BHM más propensos a perderse bajo una tendencia reciente. El estudio también aporta información básica sobre la influencia de algunos factores en la deforestación de la zona.

Palabras clave

Bosque húmedo de montaña, modelos de cambio de cobertura, pesos de evidencia, potencial de transición, meseta purépecha, Michoacán.

Introducción

El bosque húmedo de montaña (BHM) representa una comunidad vegetal que, en el estado de Michoacán, se distribuye en hondonadas, cañadas y plegamientos de montañas. Su presencia se favorece cuando se dan condiciones de temperatura templada y alta humedad, lo cual explica su replegada distribución en el estado (Rzedowski, 1978; CONABIO, 2010; Villaseñor, 2010). Como parte de los bosques templados de México, representa junto con éstos uno de los tipos de vegetación más amenazados y menos conservados del país (Challenger, 2003). En Michoacán, la tala, las presiones demográficas, la agricultura, y el cultivo de frutícolas, en especial de aguacate, ha acelerado la pérdida de estos bosques (CONABIO, 2010; Garibay y Bocco, 2011). Los efectos de la pérdida de BHM son muchos, entre ellos la alteración en la composición de especies vegetales, y cambios en la calidad y cantidad de agua que este bosque suministra (Martínez et al., 2009).

Una herramienta cada vez más popular para estudiar y evaluar la deforestación son los modelos de cambio de cobertura. Un modelo de cambio de cobertura es una representación artificial de las interacciones inmersas en el proceso de cambio (Verburg et al., 2006). Al igual que todos los modelos espaciales, es una abstracción basada en simplificar las relaciones que existen entre ciertas variables y el cambio de cobertura hasta un punto en que sean detectables y comprensibles (Briassoulis, 2000).

Las aplicaciones que se le dan a los modelos de cambio son muchas. Pueden ser útiles en la propuesta de políticas y toma de decisiones, bajo la premisa de que los modelos pueden revelar las razones o factores que están impulsando el cambio (Briassoulis, 2000; Verburg et al., 2006; Koomen y Stillwell, 2007). Pueden también predecir la configuración espacial de la cobertura en un escenario futuro. Una predicción “posible” depende de los supuestos teóricos y técnicos, de la precisión y especificidad, y de las variables consideradas para construir el modelo (Briassoulis, 2000; Verburg et al., 2006).

La complejidad en el tema de cambio de cobertura deriva en una gran diversidad de disciplinas y enfoques para estudiarlo (Verburg et al., 2006). De igual manera, esta diversidad se traduce en distintos aspectos sobre los cuales modelar. Una primera distinción es entre cobertura (*sensu stricto*: atributos superficiales) y uso de suelo (cómo la población utiliza la cobertura) (Verburg et al., 2006; Horning et al., 2010). Cobertura y uso de suelo están estrechamente relacionadas (en ocasiones, el uso determina la cobertura, y en otras, viceversa), sin embargo, esta distinción hace evidente los diferentes niveles de análisis que se pueden considerar a la hora de modelar sus cambios. Para Coleman (1990 citado en Verburg et al., 2006), un nivel de análisis “macro” corresponde al estudio del cambio a partir de técnicas empíricas (e.g. detección de cambios a través de percepción remota); mientras que un nivel “micro” se especializa en los procesos subyacentes que determinan los patrones del mismo cambio (e.g. decisiones individuales, políticas públicas). La incorporación de ambos niveles es lo ideal en la modelación del cambio, sin embargo la mayoría de los modelos se realizan a un nivel macro. Esto debido a la dificultad de recopilar datos a nivel micro, así como de generalizar y espacializar variables sociales (Verburg et al., 2006; Perry, 2009).

Nótese que el nivel de análisis está relacionado con la *escala* del estudio, factor que determina el vínculo entre la dimensión analítica, y la resolución y extensión tanto espacial como temporal del trabajo. El manejo incorrecto de la escala puede resultar en la agregación de detalles (micro), y por lo tanto, en la interpretación errónea en niveles más altos (macro) (Verburg et al., 2006).

Otras distinciones entre modelos se basan en la manera misma de modelar. Por ejemplo, un modelo estático calcula la situación del proceso en un tiempo dado (*cross-sectional*); mientras que un modelo dinámico considera pasos de tiempo intermedios. Éste último permite proyectar el posible desarrollo del fenómeno, reconstruyendo un comportamiento más realista. Otro ejemplo es la distinción entre modelos específicos para un sector (o fenómeno, e.g. urbanización, o deforestación) y modelos integrados. Los primeros describen el sector en cuestión con la mayor precisión posible; los integrados consideran las relaciones entre diferentes sectores y otras variables, e.g. biofísicas (Koomen y Stillwell, 2007). Las distinciones entre modelos no son estrictas, y existen modelos constuidos de manera “híbrida”. Las distinciones más bien definen la orientación metodológica y teórica bajo la cual el modelo se construye (Verburg et al., 2006).

La estructura de un modelo de cambio contempla dos componentes principales: a) el cálculo de la magnitud de cambio (tasa de cobertura ganada/pérdida), y b) la ubicación de ese cambio (*allocation*) (Eastman et al., 2005; Verburg et al., 2006). Frecuentemente, la magnitud se obtiene a través de la cuantificación de cambios pasados (matrices de probabilidad de cambio). Pero para saber qué relación tiene la magnitud con su ubicación, existen muchas técnicas y herramientas que permiten modelar “potenciales de transición”, es decir, la probabilidad de que en un lugar dado, la cobertura cambie de un tipo a otro basandose en factores que influyan en el proceso (i.e. variables explicativas) (Eastman et al., 2005). Las maneras de analizar, así como de seleccionar las variables explicativas, es crucial en la modelación de cambios. Puede estar basado en aptitudes físicas del terreno (e.g. un tipo de suelo preferencial para la agricultura), infraestructurales (e.g. cercanía a vías de comunicación para trasladarse), socioeconómicas (e.g. tamaño de la población y sus

requerimientos de espacio y/o recursos), etc. (Koomen y Stillwell, 2007). Para este fin, los análisis estadísticos son la herramienta a la que la mayoría de los modelos recurren. Aunque frecuentemente adolecen de fundamentos teóricos sólidos, los modelos basados en análisis estadístico tienen la ventaja de ser relativamente fáciles de construir. Debe tenerse presente que al estar basados principalmente en estadística, las simulaciones que permiten están limitadas a escenarios estables (principalmente socioeconómicos) y proyecciones de tiempo corto (Koomen y Stillwell, 2007).

Por último, la validación del modelo representa un paso necesario para probar el poder predictivo del mismo. Nótese que de darse una alta relación entre las variables explicativas y los cambios de cobertura para las fechas del modelo, ésta relación sólo refleja el nivel de calibración (bondad de ajuste). La validación consiste en evaluar el desempeño del modelo con un periodo de tiempo (o un lugar) que no fueron considerados para construir el modelo. Si las predicciones del modelo se ajustan a ese periodo de validación, se dice que el modelo podría extrapolar de manera acertada el proceso de cambio a otro tiempo (o lugar) (Verburg et al., 2006).

Zona de estudio

1. Características generales

La zona de estudio comprende la porción oriental de la denominada “meseta purépecha” de Michoacán. Abarca los municipios de Tingambato, Pátzcuaro, Huiramba, Acuitzio, Villa Madero, Tacámbaro, Salvador Escalante, Taretán, y Ziracuaretiro. Ha sido una zona marginada y permanece relativamente subdesarrollada en comparación con el resto de Michoacán (Kemper, 1987; CONAPO, 2010). La topografía es montañosa, con altitudes que van de los ~720 a los 3,400 msnm. Debido a la actividad volcánica reciente, los suelos predominantes son andosoles. El clima es templado sub-húmedo, con precipitaciones entre los 800 y 1100mm anuales, y temperaturas medias entre 11 y 18°C (Guerrero et al., 2008). La altitud variable y sus condiciones climáticas hacen de esta región diversa en tipos de vegetación, pero predominan los bosques de pino, pino-encino, encino, y cultivos agrícolas (INEGI, 2010). La localización de la zona de estudio se observa en la figura 1.

2. Antecedentes: deforestación en la meseta purépecha

Por muchos años, la meseta purépecha ha estado sujeta a profundos procesos de cambio de uso de suelo. A partir de finales del siglo XIX, la extracción de madera se intensifica: la construcción del ferrocarril demandó grandes volúmenes de madera -en especial para los durmientes- y posteriormente el mismo ferrocarril facilitó su transporte (Maser et al., 1998). Desde entonces, se da una compleja dinámica de cambio ocasionada por diversos factores, pero se podría decir que la modernización en las últimas décadas representa uno de los más relevantes. Como parte del proceso de modernización, es indiscutible el papel que ha tenido la ampliación de la red carretera. En los 40 se construye “La Panamericana”, que comunica Cd. de México-Morelia-Guadalajara (con un ramal a Uruapan) (Garibay y Bocco, 2011); y en 1989, se pavimenta la carretera de terracería que conecta Uruapan-Los Reyes (Roth Seneff et al., 2004). Por supuesto, la diferencia en fechas y en la magnitud de las obras deriva en diferentes efectos, y a diferentes niveles (nacional y regional). Pero sirven de ejemplos para explicar los cambios que la zona ha sufrido. Se hablará específicamente de aquellas consecuencias relacionadas con el proceso de deforestación.

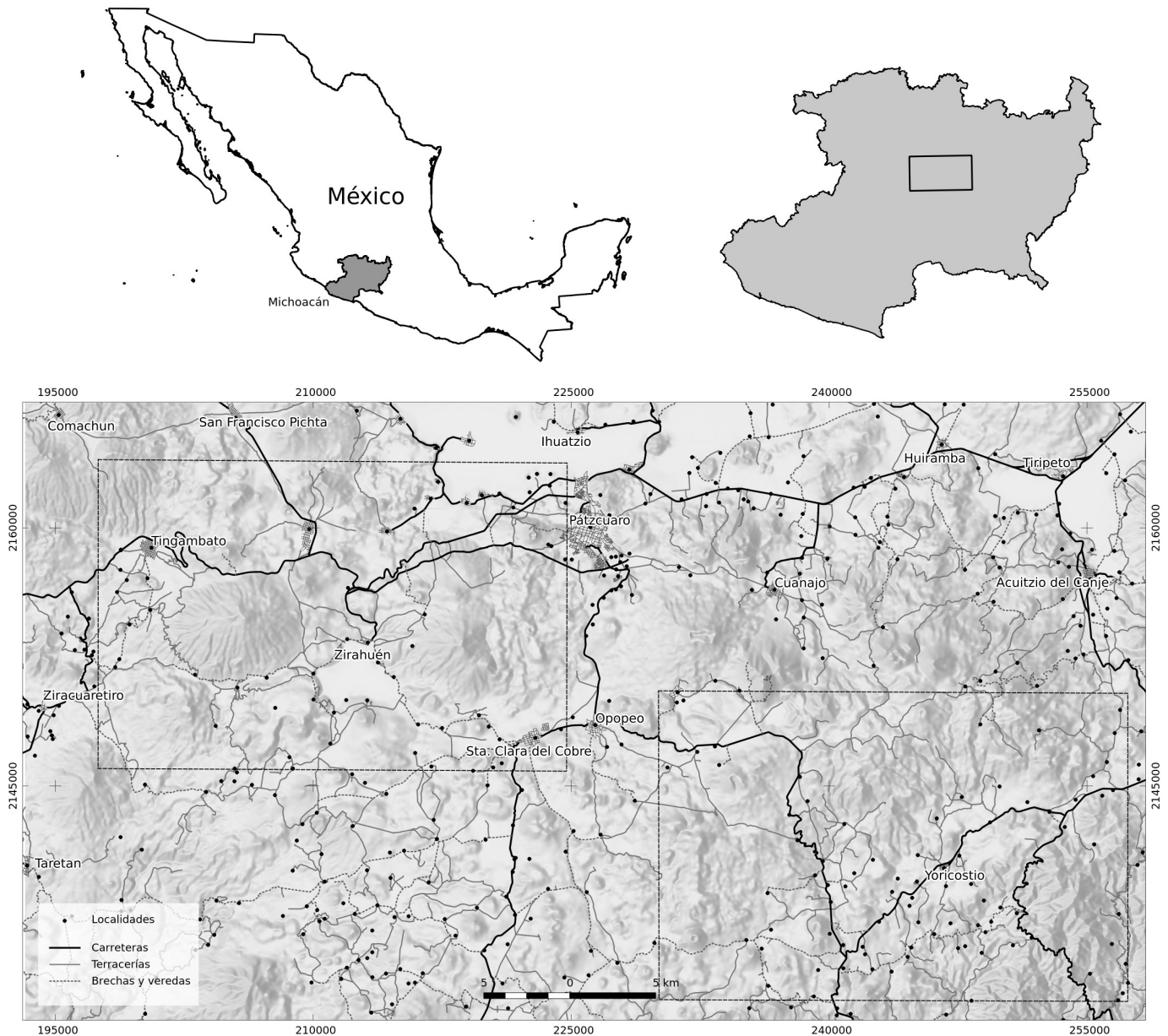


Figura 1. Localización de la zona de estudio dentro del estado de Michoacán. Los dos recuadros en la figura representan las áreas de acercamiento utilizadas para ilustrar los resultados del modelo.

La supuesta modernización de la región trajo consigo un aumento poblacional, especialmente en las cabeceras municipales (Kemper, 1987). Dado el carácter precarista de gran parte de la expansión urbana, los nuevos colonos talaron los bosques en sus inmediaciones para usos domésticos de combustible, e incluso para negociar madera tomada ilegalmente del bosque (Maserá et al., 1998; Garibay y Bocco, 2011).

La ampliación de la red carretera integró a la región con el mercado industrial nacional e internacional, ya que el transporte masivo de productos se volvió mucho más factible (Kemper, 1987). Dentro de estos productos, el aguacate cobró una gran importancia, y su cultivo, aún hoy, es quizá la principal actividad que amenaza la permanencia de los bosques. Adicionalmente tuvo otro gran efecto negativo: el

declive del mercado regional campesino-tradicional (Garibay y Bocco, 2011). Antes de los 60s, el aguacate se utilizaba como árbol de sombra para el cultivo de café en la región. Pero con la introducción de la variedad Hass (California), su cultivo ha tenido un enorme incremento desde los 70s y hasta la fecha, convirtiendo a Michoacán en el líder mundial de la producción de este fruto, con más de 67,000 ha cultivadas y más de 1 millón de toneladas producidas sólo en la meseta purépecha (Guerrero et al., 2008; Garibay y Bocco, 2011).

Si bien se ha reportado que en el inicio del auge aguacatero, las huertas de este cultivo reemplazaban en su mayoría parcelas de agricultura de temporal, se ha visto que la expansión de la frontera aguacatera sobre bosques primarios es cada vez mayor (Morales y Cuevas, 2011). Aun así, el reemplazo sobre tierras de cultivo de temporal también afecta al bosque, pues la diferencia en ingresos entre cultivos tradicionales y aguacate ha orillado a familias y pueblos campesinos a recurrir al bosque para compensar las pérdidas por una producción agrícola que dejó de ser competitiva (Guerrero et al., 2008; Garibay y Bocco, 2011).

Por último, la madera requerida para cajas de empaque de aguacate es otro factor que ha estado perjudicando severamente los bosques. Se reporta que para finales de los 80, cerca de la conclusión de la carretera Uruapan-Los Reyes, existían 45 sierracinteros en Angahuán (poblado ubicado al centro de dicha carretera), cada uno con la capacidad de producir en promedio más de mil cajas diariamente, lo que da una idea de las presiones sobre el bosque (Roth Seneff et al., 2004).

Cabe mencionar que existen zonas de la meseta cuya cobertura forestal se ha recuperado. Este es el resultado del abandono (incluso generacional) de tierras de cultivo debido a altas tasas de migración hacia las ciudades y al país del norte (Guerrero et al., 2008, Garibay y Bocco, 2011). La migración permanece siendo “la regla más que la excepción en muchos hogares de esta región” (Kemper, 1987).

Método

1. Clasificación de cobertura para 4 fechas

Los insumos para conocer la trayectoria de los cambios consistieron en cuatro imágenes satelitales de diferentes fechas: 2000 (ETM+); 2003 (TM); 2007 (SPOT); y 2011 (TM). La clasificación de la cobertura se realizó a través de una técnica híbrida (digital/visual).

El componente digital consistió en realizar una segmentación de un “conjunto” (*stack*) de capas: cuatro bandas (roja, verde, IRC, y IRM) para cada una de las cuatro fechas (conjunto de 16 capas). La segmentación, además de delimitar objetos homogéneos para todas las coberturas, también delimita zonas que en alguna fecha eran bosque, y en otras se encuentran deforestadas. Esto debido a que esas zonas proyectan una respuesta espectral particular, y el proceso de segmentación lo detecta y delimita. El fundamento de esta técnica se basa en los trabajos de Horning (2010) y Chen et al. (2012).

El componente visual consistió en etiquetar los objetos resultantes de la segmentación. Debido a que el propósito del estudio es estudiar deforestación, las clases se limitaron a: a) bosque, y b) no-bosque. La clasificación se apoyó en el Inventario Forestal Nacional (Palacio-Prieto et al., 2000), las series III y IV de “Uso de Suelo y Vegetación” de INEGI (serie III publicada en 2005 y elaborada con información del 2002-2003; serie IV publicada en 2010 con información del 2007-2008), y el estudio de Morales y Cuevas (2011) sobre el impacto ambiental del aguacate en Michoacán.

2. Construcción del modelo

El modelo aquí presentado consiste en un modelo dinámico, enfocado exclusivamente al proceso de deforestación (no considera recuperación, ni tipo de conversión). Asimismo, el resultado consiste en la espacialización de potenciales de transición (probabilidad de cambio de bosque a no-bosque) y no modela la ubicación de cambios concretos.

De manera general, la construcción del modelo consistió en a) obtener variables explicativas, b) calcular y ajustar sus pesos de evidencia con respecto a la presencia de cambios, c) seleccionar las variables que tengan alta relación con los cambios y que no estén correlacionadas, d) validar el modelo, y e) calcular un mapa de potencial de transición. A continuación se describen a detalle estos pasos.

La serie de variables utilizadas (tabla 1), representan factores físicos y socio-económicos que potencialmente tienen influencia con el proceso de deforestación. La espacialización de estas variables y su análisis en conjunto con los cambios de cobertura es el fundamento para detectar qué áreas tienen una mayor probabilidad de perder su cobertura forestal.

Para detectar esta relación (variables explicativas vs. cambios en cobertura) se llevó a cabo un análisis de “pesos de evidencia”. Los pesos de evidencia consisten en el cálculo de probabilidades a partir de datos empíricos. En un contexto espacial, la ocurrencia de un evento se ve favorecida dependiendo de evidencias potenciales. Los pesos de evidencia se calculan midiendo la asociación entre los cambios de cobertura (el evento) y los impulsores o variables explicativas (las evidencias) (Bonham-Carter, 1994; Murayama y Thapa, 2011). Utilizar este método tiene la ventaja de ser objetivo (por estar basado en datos empíricos: cambios). En el cálculo de pesos de evidencia se asume que la distribución del evento es bien conocida (óptimo muestreo), y que las variables explicativas no están correlacionadas (Bonham-Carter, 1994; Batty, 2005). Cumpliendo con estos supuestos, modelar cambios de cobertura con pesos de evidencia es bastante eficiente para conocer la probabilidad de cambio (Eastman et al., 2005).

Debido a que los pesos requieren de la conversión de variables continuas (a ordinales), ciertos intervalos pueden no contener cambios (o estar submuestreados), por lo que la asignación de pesos para ese intervalo puede ser errónea. Esto se corrigió mediante el ajuste (manual) de los pesos.

Seleccionar variables explicativas significa descartar aquellas variables que, tras el análisis de pesos de evidencia, resultaron no tener relación con la deforestación en la zona. La relación se detecta observando el comportamiento de los pesos de evidencia, es decir, que la tendencia entre los valores de la variable y los pesos sea clara (e.g. a mayor altitud, menor evidencia de cambio). De manera adicional, de este subconjunto de variables, se descartan otras más que estén correlacionadas entre ellas. Esto se realizó a través del cálculo del índice V de Cramer.

El paso siguiente es la combinación de los pesos de evidencia de las variables seleccionadas. Mediante esta operación, se obtiene un mapa de potencial de transición. Éste posee distintos valores para cada píxel, en donde valores altos indican la coincidencia de criterios (físicos y socio-económicos) que promueven el proceso de deforestación, y valores bajos indican la coincidencia de criterios que lo impiden o limitan. Por último, la validación del modelo consistió en analizar si las zonas con mayor potencial de transición coinciden con cambios reales, en cuyo caso, el mapa representaría un buen poder predictivo.

El modelo de cambio se construyó y calculó con el software DINAMICA EGO (Soares-Filho et al., 2002).

Tabla 1. Variables explicativas utilizadas en el modelo. Se incluye la supuesta relación que tienen con el proceso de deforestación.

Variable	Descripción	Supuestos
1. Distancia-costo desde las localidades	Distancia desde las localidades calculada a partir de un mapa de "fricción" (accesibilidad) considerando pendientes, vías de comunicación, y cuerpos de agua.	Una mayor accesibilidad desde las localidades al bosque se relaciona con mayor deforestación.
2. Distancia desde las localidades (todas)	Distancia euclidiana desde todas las localidades del área de estudio.	Se presenta una mayor deforestación en áreas cercanas a localidades.
Subdivisiones:		
3. Loc. con <500 habitantes	Distancia euclidiana desde localidades con poca población.	El diferente tamaño poblacional de las localidades puede estar relacionado con la demanda de recursos provenientes del bosque, y por lo tanto, del grado de presión sobre éste.
4. Loc. con 500-2500 habitantes	Distancia euclidiana desde localidades con mediana población.	
5. Loc. con >2500 habitantes	Distancia euclidiana desde localidades con gran población.	
6. Loc. con grado de marginación "bajo"	Distancia euclidiana desde localidades con baja marginación	El grado de marginación está relacionado con diferentes necesidades y usos que la población le da al bosque.
7. Loc. con grado de marginación "medio"	Distancia euclidiana desde localidades con media marginación	
8. Loc. con grado de marginación "alto" y "muy alto"	Distancia euclidiana desde localidades con alta marginación	
9. Distancia desde vías de comunicación (todas)	Distancia euclidiana desde todas las vías de comunicación del área de estudio	La presencia de vías de comunicación indican mayor accesibilidad al bosque y por lo tanto, mayor presión sobre éste.
Subdivisiones:		
10. Carreteras	Distancia euclidiana de las carreteras	Diferente tipo de vías representan distinto nivel de accesibilidad, y por lo tanto, una presión variable sobre el bosque.
11. Terracerías	Distancia euclidiana de las terracerías	
12. Brechas y veredas	Distancia euclidiana de brechas y veredas	
13. Elevación	-	Las formas del terreno se relacionan con la aptitud que tiene un área para ser cultivada, urbanizada, etc.
14. Pendiente	-	
15. Curvatura del terreno	-	
16. Distancia desde no-bosque	Distancia euclidiana desde la frontera de no-bosque	Las áreas más lejanas de la frontera no-forestal (núcleos forestales) son menos propensos a ser deforestados.
17. Densidad de cambios	Cantidad de superficie deforestada en un radio de 4km.	Remanentes de bosque en áreas con gran deforestación son más propensos a ser deforestados.

2.1 Particularidades del modelo

Cuatro fechas diferentes significa que se cuenta con tres periodos de cambio ($p_{[1,2]}$, $p_{[2,3]}$, $p_{[3,4]}$). En este estudio, los primeros dos periodos ($p_{[1,2]}$ y $p_{[2,3]}$) se utilizaron para calibrar el modelo, y el tercero ($p_{[3,4]}$) para verificar. Contar con dos periodos de calibración representa la obtención de pesos de evidencia más “sólidos”. Con la evidencia de ambos periodos, por una parte, se reitera la influencia de una variable sobre la presencia de cambios de cobertura; o bien, se pueden detectar modificaciones en los pesos de una misma variable (trayectoria de cambio). Por lo tanto, este paso consistió en la comparación de los pesos de los primeros dos periodos: si se observaba una tendencia similar, los pesos modificados se establecían conjuntando ambos (fig. 2a). Si la tendencia cambiaba (tendencia similar, pero con pesos diferentes), los pesos modificados se establecían tratando de seguir la trayectoria de cambio (fig. 2b).

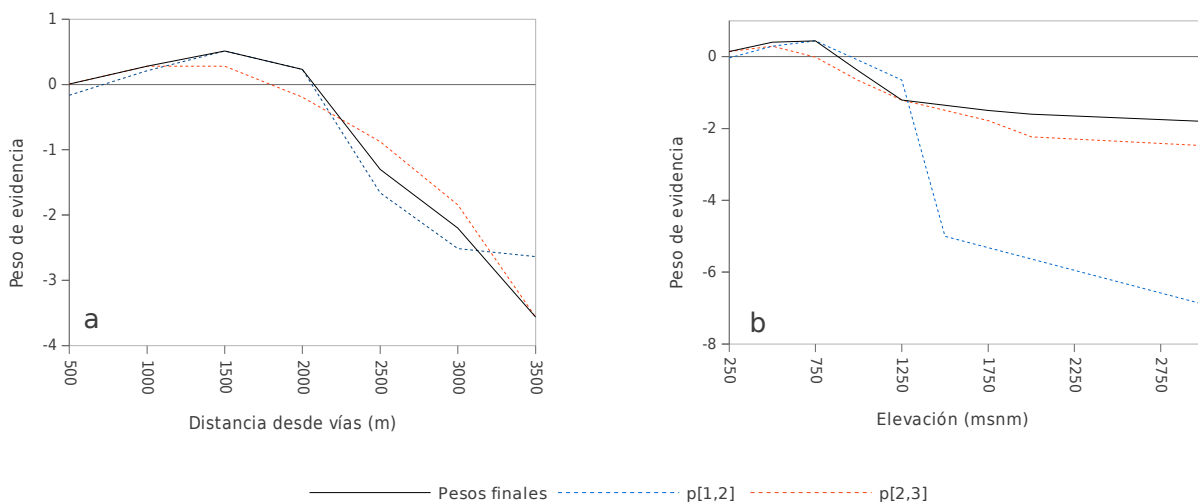


Figura 2. Ejemplos en la modificación de pesos de evidencia. a) muestra la modificación de pesos para la variable “distancia desde vías”, la cual representa el caso cuando los periodos previos ($p_{[1,2]}$ y $p_{[2,3]}$) muestran una tendencia similar (mayor deforestación en zonas medianamente cercanas a vías, y menor en áreas lejanas de las mismas); b) muestra la modificación de pesos para “distancia desde no-bosque”, la cual representa el caso cuando las transiciones previas muestran una tendencia variable (los pesos aumentan de $p_{[1,2]}$ a $p_{[2,3]}$ cuando la distancia desde no-bosque es mayor a 1250m. Esto podría suponer que con el tiempo, se presenta cada vez más deforestación dentro de los núcleos forestales. Los pesos finales pretenden simular esa tendencia y por eso se sitúa ligeramente por encima de las tendencias anteriores a partir de 1250m).

Otra ventaja de utilizar dos periodos en el proceso de calibración es que es posible incorporar una variable adicional: densidad de cambio. El supuesto para utilizar esta variable (cantidad de cambios por unidad de superficie) es que los remanentes de áreas sujetas a numerosos (y extensos) cambios de cobertura, son más propensos a ser deforestados. Nótese que: a) es una variable que difiere de la distancia a la frontera forestal, pues ésta última asume que los cambios son más probables conforme más cerca se esté de la frontera (poco probable en núcleos forestales); y b) los pesos de evidencia de esta variable se tienen que ajustar con los cambios del periodo siguiente, por lo que sólo se utilizó $p_{[1,2]}$ para calcularla, y se ajustó con $p_{[2,3]}$. Esta variable, a diferencia de las demás, no cuenta con evidencia conjunta de dos periodos, pues utilizar $p_{[2,3]}$ para calcularla significaría ajustar los pesos con $p_{[3,4]}$ (periodo de validación, y por lo tanto, manipulación del resultado).

El resultado de estos pasos consiste en un mapa de potencial de transición (de bosque a no-bosque). Para verificar el poder de predicción de este mapa, se calculó una curva ROC (Pontius Jr. y Schneider, 2001; Eastman et al., 2005), la cual mide el grado de coincidencia entre los cambios reales del último periodo ($p_{[3,4]}$) con los potenciales más altos de transición.

Tras corroborar el desempeño del modelo, se actualizaron ciertas variables (frontera forestal y densidad de cambio) con la última fecha (2011). Con los mismos pesos calculados previamente, se obtiene un mapa de potencial de transición final, que expresa el potencial de pérdida de cobertura forestal en un futuro.

3. Probabilidad de cambio del BHM

Una vez que se contó con el mapa de potencial de transición final, éste se sobrepuso al mapa de BHM (resultado capítulo 2). El grado de amenaza se divide en 9 clases, que dependen del nivel de pertenencia al BHM, y la probabilidad de cambio.

Resultados

1. Variables seleccionadas y sus pesos de evidencia

Las variables con una clara relación con los cambios de cobertura forestal y que no se encuentran correlacionadas son las siguientes: a) distancia desde las localidades (todas); b) distancia desde vías de comunicación (todas); c) elevación; d) pendiente; e) curvatura; f) distancia desde la frontera no-bosque; y g) densidad de cambio.

Del resto de las variables, algunas se descartaron debido a que no se relacionaban con los cambios, y por lo tanto, no eran útiles para predecir el proceso de deforestación. Otras variables guardaban relación con los cambios, pero se encontraban correlacionadas con las variables antes mencionadas.

En la figura 3 se muestran los pesos de evidencia de las variables que fueron seleccionadas para generar el modelo. Con estos gráficos es posible inferir de qué manera las variables influyen en la presencia de cambios. De manera general, se puede decir que la mayoría de las variables tienen una influencia mayor en valores bajos. Tal es el caso de la distancia desde las localidades y vías de comunicación. Esta misma tendencia la tienen la altitud, la pendiente, y la curvatura del terreno (esta última, valores cercanos a cero). Esta relación se traduce en una mayor aptitud para cambiar el uso de suelo en elevaciones bajas, así como en pendientes y laderas (curvatura) planas. En el caso de la distancia desde no-bosque, se puede inferir que la deforestación ocurre con mayor facilidad a partir del borde del bosque, que a partir del centro o núcleo. Por último, la densidad de cambio es una tendencia opuesta a las anteriores, en la que valores más altos (mayor densidad de cambio) se relaciona con mayor deforestación. Esto indica que, en zonas que han estado sujetas a extensos y numerosos cambios, existe mayor probabilidad de que se deforeste los remanentes de bosque.

Con los gráficos también es posible observar la magnitud de la influencia. De las variables mencionadas, aquellas con pesos mayores (en valores absolutos) son: la distancia desde las vías de comunicación; la elevación; la pendiente; y la densidad de cambio. La obtención de pesos mayores indican que estas variables son las que guardan mayor relación con el cambio.

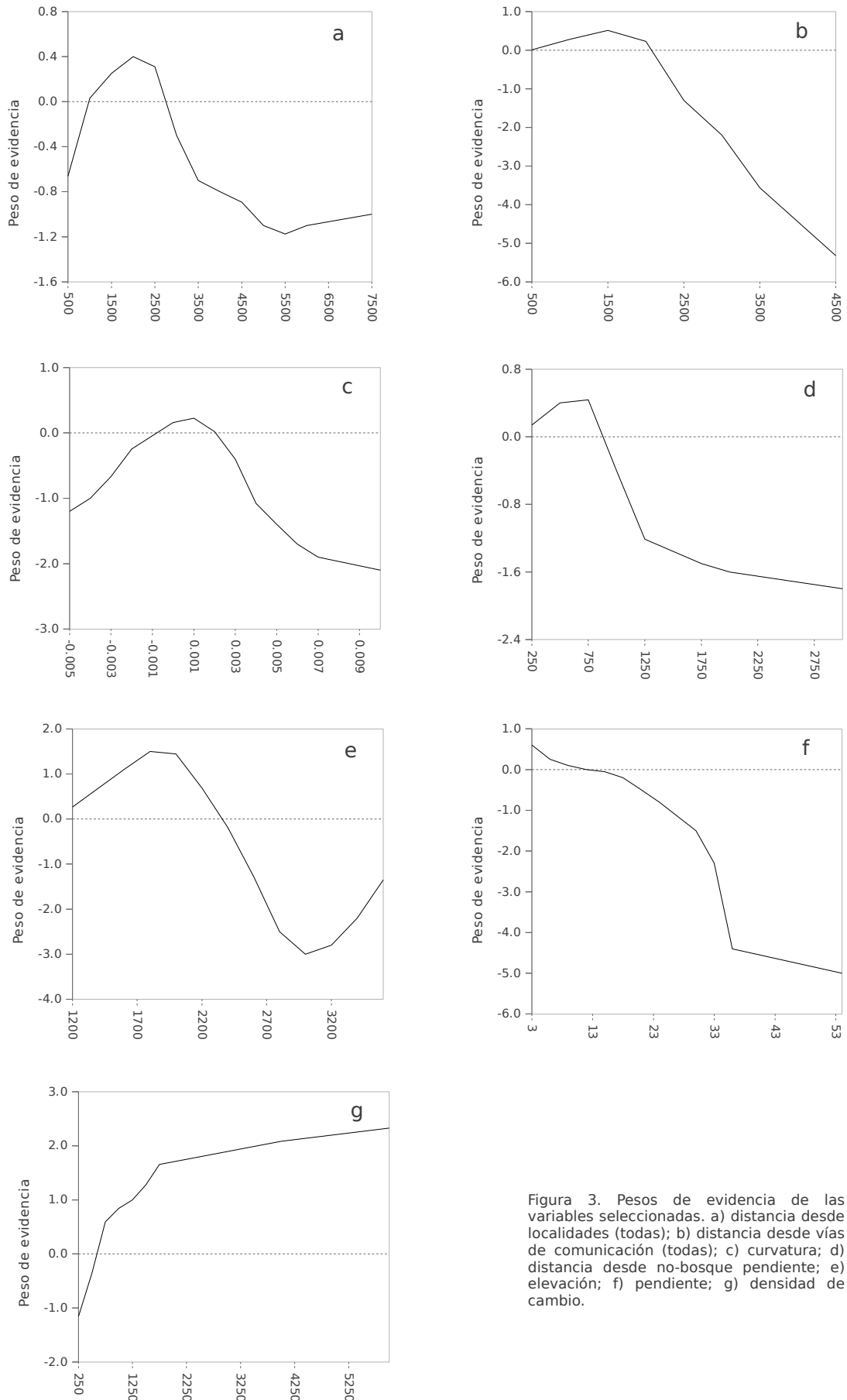


Figura 3. Pesos de evidencia de las variables seleccionadas. a) distancia desde localidades (todas); b) distancia desde vías de comunicación (todas); c) curvatura; d) distancia desde no-bosque pendiente; e) elevación; f) pendiente; g) densidad de cambio.

2. Validación y potencial de transición final

En la figura 4 se muestra la curva ROC del modelo. Ésta representa el análisis de validación para el modelo resultante de combinar los pesos de evidencia de las variables seleccionadas. Su forma indica que, para altos potenciales, existe un porcentaje mayor de cambios reales, que de no-cambios (del periodo $p_{[3,4]}$). El área bajo la curva (AUC) es de 0.76.

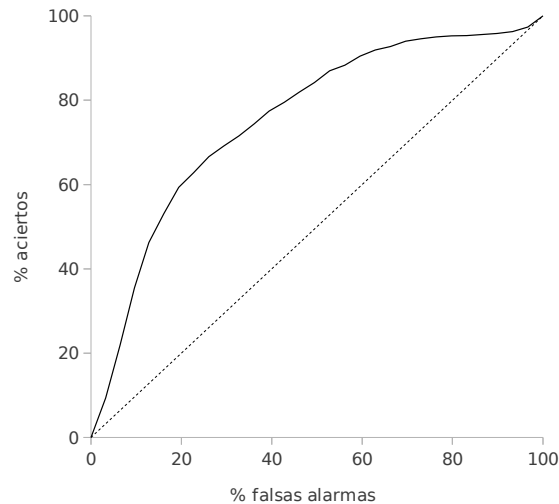


Figura 4. Curva ROC del potencial de transición y cambios reales para la última transición. El AUC para esta curva es de 0.76.

El análisis validación permitió corroborar que el modelo predice de manera satisfactoria la localización de los cambios reales para el último periodo. Bajo esta premisa, se actualizaron algunas variables (frontera forestal y densidad de cambio) para la última fecha clasificada, y el modelo se volvió a calcular, lo que resultó en el mapa de potencial de transición final (fig. 5, zonas de acercamiento: ver fig. 1). Valores cercanos a "1" indican alto potencial de transición (de forestal a no-forestal), y valores cercanos a "0", bajo potencial. Las zonas con algún potencial corresponden a coberturas forestales para el año 2011 (última fecha clasificada).

Como ya se mencionó, ciertas variables se encuentran más relacionadas con el proceso de deforestación. Principalmente, se puede observar que los potenciales más altos coinciden con elevaciones bajas y pendientes planas, así como zonas cercanas a vías de comunicación (muy accesibles). En la figura no se muestran los cambios de cobertura para fechas pasadas, pero se observaría una alta relación entre la densidad de éstos y potenciales altos.

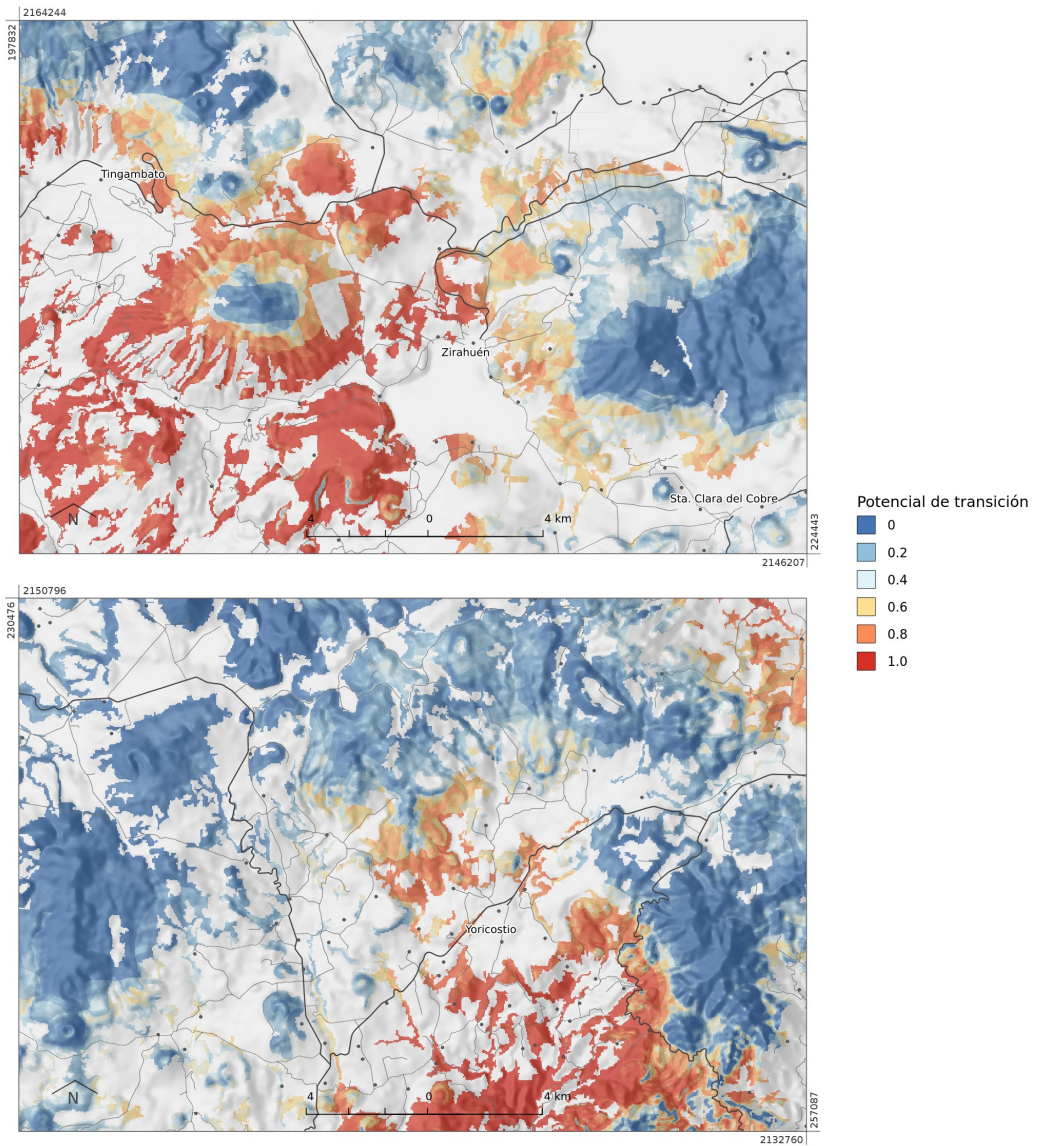


Figura 5. Potenciales de transición. Las porciones mostradas coinciden con las áreas de acercamiento de la figura 1.

3. Amenaza de deforestación del BHM

En la figura 6 se muestra el resultado de la sobreposición entre el mapa de potenciales transición y el mapa de pertenencia a BHM (resultado capítulo 1). Se observa el grado de amenaza por deforestación del BHM dividido en nueve clases, siendo las más afectadas aquellas áreas con alto potencial de transición y alto nivel de pertenencia a BHM. Debido a la sobreposición de los mapas, estas áreas coinciden con zonas bajas y accesibles (cercanas a vías de comunicación), así como de áreas sujetas a cambios de cobertura previos. El mejor caso se da cuando se tienen fragmentos de BHM con alto nivel de pertenencia y bajo potencial de transición, lo que ocurre cuando éstos se distribuyen en cañadas y hondonadas inaccesibles y de elevaciones altas.

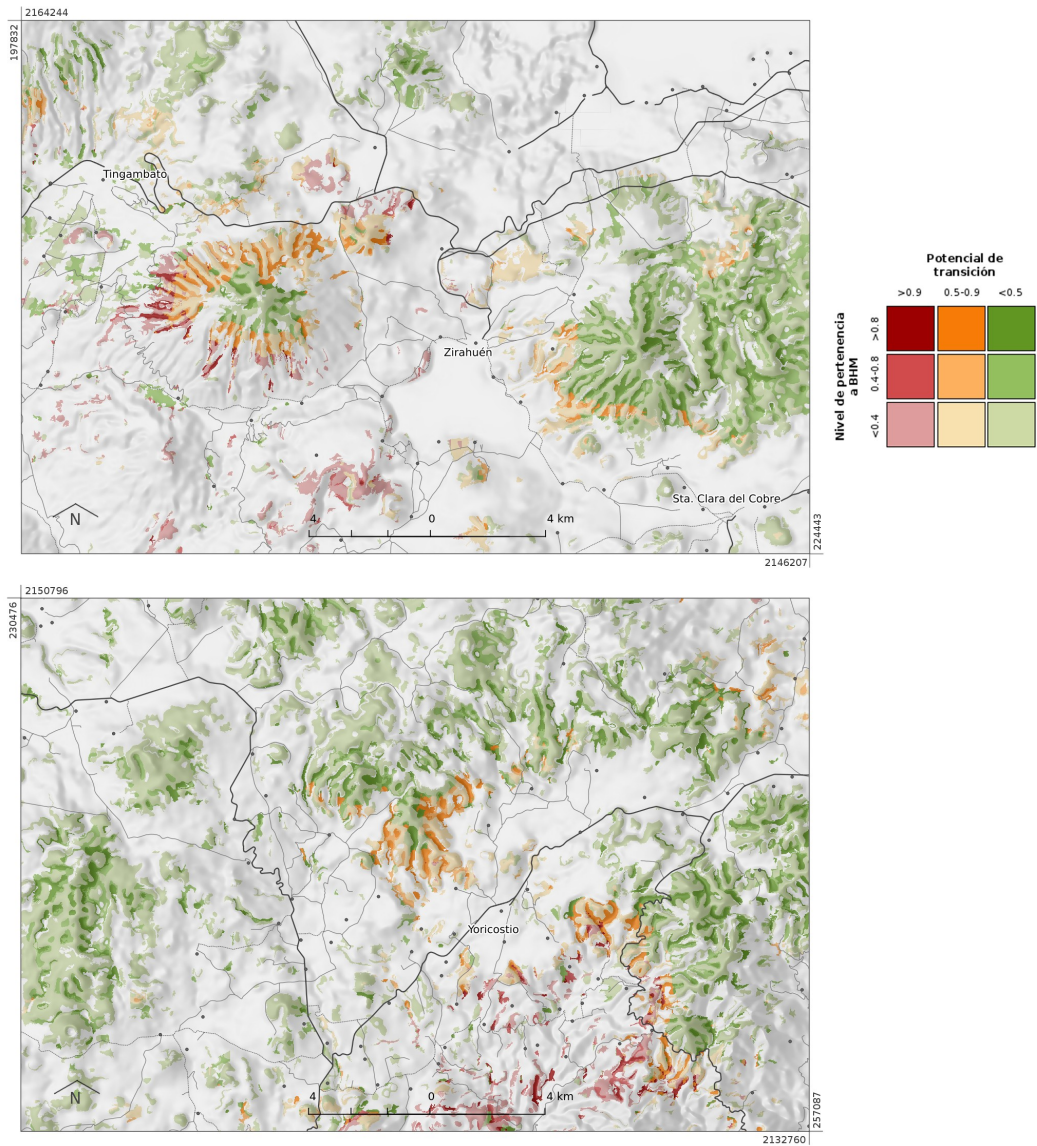


Figura 6. Grado de amenaza de deforestación del BHM. La leyenda consiste en nueve clases dependiendo del nivel de pertenencia a BHM y el potencial de transición a ser deforestado.

Discusión

La selección de variables representó un paso crucial en la construcción del modelo. Además de permitir su misma construcción, este paso revela la magnitud de influencia, y la manera en que las variables se relacionan con el proceso de cambio. Con respecto a la distancia a localidades y vías de comunicación, es indudable la relación entre la cercanía del recurso (bosque) a los nodos de demanda y los medios para transportarlo. Por lo tanto, mayor accesibilidad deriva en mayor deforestación. Ocurre lo mismo con las variables morfométricas: la baja altitud, así como pendiente y curvatura planas, se relacionan con mayor accesibilidad; pero también con una mejor aptitud para cambiar el uso de suelo. A elevaciones bajas, el clima es más favorable, y a pendientes y curvaturas planas, el terreno es más estable. Estos factores propician o facilitan el desarrollo de actividades productivas, principalmente agrícolas.

A diferencia de la mayoría de los modelos -construidos a partir de tres fechas (y por lo tanto dos periodos: uno para calibrar y otro para validar)- este modelo se calculó con cuatro fechas (tres periodos). Como ya se mencionó, contar con dos periodos para calibrar permitió el cálculo de pesos de evidencia más “sólidos”. El resultado es la utilización más certera de variables explicativas estrechamente relacionadas con los cambios de cobertura, por lo menos para un escenario estable y próximo. Nótese también que debido a la cercanía entre fechas, el número de cambios reales entre fechas resultan ser muy pocos. Esto deriva en una alta sensibilidad de los pesos de evidencia ante los cambios, por lo que la importancia en la utilización de pesos más sólidos se reitera. Por otra parte, dos periodos permitieron el cálculo de la densidad de cambio: una variable que se calcula con el primer periodo, y se ajusta con el segundo. El tercer periodo es utilizado para validar, por lo que en modelos que utilizan sólo dos periodos, esta variable puede representar un sesgo de ser utilizada.

La validación consistió en el cálculo de una curva ROC, elaborada a partir de las coincidencias entre el mapa de potenciales de transición y los cambios reales de $p_{[3,4]}$. La curva revela que a potenciales altos, existe un mayor porcentaje de cambios reales que de no-cambios. Que la forma de la curva no se encuentre más cercana al eje de las “Y” indica que el modelo calculó potenciales de transición altos en donde no ocurrieron cambios reales. Debe entenderse que hacer coincidir los potenciales más altos con cambios reales es una tarea sumamente difícil. Esto debido a que se utilizan variables explicativas cuyo rango “óptimo” para que se de un cambio puede ser muy amplio a través del área de estudio. Aún así, el resultado de la validación indica que el modelo es bastante satisfactorio para predecir dónde se localizan las áreas con mayor potencial a ser deforestadas. En el estudio de Eastman (2005) se reportan algunos AUCs para diferentes modelos que calculan potenciales de transición. Nuestro AUC (0.76) se sitúa ligeramente por debajo de los AUCs obtenidos por Eastman (0.82 el más bajo).

Se debe contemplar que el modelo también deja fuera algunas variables explicativas que podrían ayudar a ajustar los potenciales de transición más altos a zonas con cambios reales (e.g. variables sociales y económicas). Las variables utilizadas en este estudio representan una relación indirecta con este tipo de factores (e.g. la altitud con la aptitud para el establecimiento de cultivos de aguacate), pero estrictamente no contemplan factores que podrían estar definiendo directamente el cambio (e.g. los factores que derivan en la decisión individual para deforestar y establecer una parcela de aguacate). Otra consideración negativa es la percepción remota de la deforestación. Frecuentemente pueden presentarse cambios menores en la cobertura forestal que no son detectados (por el sensor). Es posible que estos cambios se encuentren relacionados con alguna de las variables que no fueron seleccionadas. Por ejemplo, tala selectiva en zonas cercanas a brechas y veredas. Con el tiempo, lo que fue tala selectiva podría transformarse en tala formal (detectable), pero el modelo no podrá asociar el cambio con la cercanía a brechas y veredas ya que, desde el inicio, esa variable fue descartada por no mostrar una relación clara.

Por último, el potencial a que el BHM sea deforestado se calculó sobreponiendo el mapa de niveles de pertenencia a BHM y el mapa de potencial de transición final. La sobreposición le confiere a este resultado la misma información derivada de los potenciales de transición: mayor amenaza en áreas accesibles, cercanas a vías y localidades, planas y estables, e inmersas en zonas con cambios previos. Sin embargo, el contemplar el nivel de pertenencia a BHM, resulta de considerar que la pérdida de BHM a altas pertenencias es más grave que la pérdida de BHM a bajas pertenencias. Esto revela que el mejor caso se da cuando los niveles de pertenencia son altos y el potencial de transición bajo, lo que ocurre en áreas inaccesibles y altas.

Conclusiones

El modelo presentado en este estudio se basó en la detección y cuantificación de las relaciones entre procesos de deforestación, y los factores que influyen en el mismo. Representa, por lo tanto, un modelo estadístico construido a partir de datos. Si bien su construcción es relativamente sencilla, es un modelo con un poder predictivo satisfactorio bajo condiciones estables y para un periodo de tiempo reciente.

A través del cálculo de pesos de evidencia, el modelo aporta conocimiento sobre la influencia de variables explicativas. Estas influencias ayudan a comprender ciertos aspectos de la dinámica de cambio, aún representando relaciones indirectas.

Por último, la capacidad de localizar fragmentos de BHM con un alto potencial a ser deforestados puede apoyar en la toma de decisiones para un manejo adecuado y conservación de este escaso bosque. Sin embargo, deben tenerse en cuenta las limitantes del modelo, así como su capacidad de incorporar otras variables no consideradas aquí (e.g. sociales).

Bibliografía

- Batty, M.. 2005. Approaches to modeling in GIS: Spatial representation and temporal dynamics. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, Spatial Analysis, and Modeling. ESRI Press.
- Bonham-Carter, G.F.. 1994. Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS. Pergamon.
- Briassoulis, H.. 2000. Analysis of Land Use Change: Theoretical and Modeling Approaches. The Web Book of Regional Science (www.rri.wvu.edu/regscweb.htm), Regional Research Institute, West Virginia University.
- Challenger, A.. 2003. Conceptos generales acerca de los ecosistemas templados de montaña de México y su estado de conservación. En: Sánchez, O., E. Vega, E. Peters, y O. Monroy-Vilchis (Eds.). Conservación de Ecosistemas Templados de Montaña. INE-SEMARNAT, México.
- Chen, G., G.J. Hay, L.M.T. Carvalho, y M.A. Wulder. 2012. Object-based change detection. *International Journal of Remote Sensing* 33: 4434-4457.
- CONABIO. 2010. El Bosque Mesófilo de Montaña en México: Amenazas y Oportunidades para su Conservación y Manejo Sostenible. CONABIO, México.
- CONAPO. 2010. Índice de marginación por localidad . CONAPO, México.
- Eastman, J.R., L.A. Solórzano, y M.E. Van Fossen. 2005. Transition Potential Modeling for Land-Cover Change. En: Maguire, D.J., M. Batty, y M.F. Goodchild (Eds.). GIS, spatial analysis, and modeling. ESRI Press.
- Garibay, C., y G. Bocco. 2011. Cambios de uso del suelo en la meseta purépecha (1976-2005). SEMARNAT-INE/UNAM, México.
- Guerrero, G., O. Masera, y J. Mas. 2008. Land use / Land cover change dynamics in the Mexican highlands: current situation and long term scenarios. En: Paegelow, M., y M.T. Camacho-Olmedo (Eds.). Modelling Environmental Dynamics. Springer-Verlag.
- Horning, N., J.A. Robinson, E.J. Sterling, W. Turner, y S. Spector. 2010. Remote Sensing for Ecology and Conservation: A Handbook of Techniques: A Handbook of Techniques. Oxford University Press.
- INEGI. 2005. Conjunto Nacional de Uso de Suelo y Vegetación escala 1:250,000 Serie III. DGG-INEGI, México.
- INEGI. 2010. Conjunto Nacional de Uso de Suelo y Vegetación escala 1:250,000 Serie IV. DGG-INEGI, México.

- Kemper, R.V. 1987. Urbanización y desarrollo en la región tarasca a partir de 1940. En: Guillermo de la Peña (Ed.). Antropología social de la región purépecha. El Colegio de Michoacán, México.
- Koomen, E., y J. Stillwell. 2007. Modelling land-use change: theories and methods. En: Koomen, E., J. Stillwell, A. Bakema, y H.J. Scholten (Eds.). Modelling Land-Use Change. Progress and Applications. Springer.
- Martínez, M.L., O. Pérez-Maqueo, G. Vázquez, G. Castillo-Campos, J. García-Franco et al.. 2009. Effects of land use change on biodiversity and ecosystem services in tropical montane cloud forests of Mexico. *Forest Ecology and Management* 258: 1856-1863.
- Masera, O., D. Masera, y J. Navia. 1998. Dinámica y uso de los recursos forestales de la región Purépecha. GIRA, México.
- Morales, L.M., y G. Cuevas. 2011. Inventarios 1974-2007 y evaluación del impacto ambiental regional del cultivo del aguacate en el estado de Michoacán. CIGA-UNAM, México.
- Murayama, Y., y R.B. Thapa. 2011. Spatial Analysis: Evolution, Methods, and Applications. En: Murayama, Y., y R.B. Thapa (Eds.). Spatial Analysis and Modeling in Geographical Transformation Process: GIS-based Applications. Springer.
- Palacio-Prieto J. L., J. López-García, G. Bocco, M. Palma, A. Velázquez et al. 2000. La condición actual de los recursos forestales en México: resultados del Inventario Forestal Nacional 2000. *Investigaciones Geográficas* 43: 183-203.
- Perry, G.L.W. 2009. Modelling and Simulation. En: Castree, N., D. Demeritt, D. Liverman, y B. Rhoads (Eds.). A Companion to Environmental Geography. John Wiley & Sons.
- Pontius Jr., R.G., y L.C. Schneider. 2001. Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 85: 239-248.
- Roth Seneff, A., E. Martínez-Buenabad, y M. Sosa. 2004. A nombre de la comunidad: Política y reforma neoliberal en la Meseta P'urhépecha. En: Roth Seneff, A. (Ed.). Recursos contenciosos: Ruralidad y reformas liberales en México. El Colegio de Michoacán, México.
- Rzedowski, J. 1978. Los tipos de vegetación de México. Limusa Wiley.
- Soares-Filho, B.S., G. Coutinho Cerqueira, y C. Lopes Pennachin. 2002. DINAMICA - A stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling* 154: 217-235.
- Verburg, P.H., K. Kok, R.G. Ponius Jr., y A. Veldkamp. 2006. Modeling land-use and land-cover change. En: Lambin, E.F., y G. Helmut (Eds.). Land-Use and Land-Cover Change, Local Processes and Global Impacts. Springer.
- Villaseñor, J.L.. 2010. El bosque húmedo de montaña en México y sus plantas vasculares: catálogo florístico-taxonómico. CONABIO/UNAM, México.

Conclusiones generales.

1. En ambos modelos, la selección de las variables a utilizar para desarrollar los mismos resultó ser un paso crucial. Las variables no solo representan los insumos para calcular funciones de lógica fuzzy ó pesos de evidencia; en el análisis de sus relaciones con el elemento a estudiar (BHM ó cambios de cobertura), también se revela: a) la magnitud, y b) la manera en que estas relaciones ocurren. De manera que es posible hacer inferencias sobre el por qué, cómo, y cuánta influencia tiene un factor sobre el elemento en cuestión (aunque sea indirectamente).
2. La validación representa otro paso necesario para modelar, y en este estudio, también se aplicó en ambos modelos. Es a través de ésta que a los mismos se les otorga credibilidad en las predicciones que realizan. Con respecto al análisis ROC puede concluirse que: a) el índice AUC no representa un buen indicador sobre el desempeño de un modelo (principalmente por “beneficiarse” de la coincidencia entre “falsos predichos” y “falsos reales”), por lo que es preferible la utilización del DiP; b) la interpretación de la forma de una ROC *per se* sí permite evaluar el desempeño general de un modelo; más aún, una inspección detallada permite detectar a partir de qué valores de un mapa predictivo, la cantidad de aciertos disminuye, lo cual tiene mucha utilidad en la etapa de calibración.
3. Si se considera (de manera simple) que un modelo es la integración de diversas variables para dar una explicación, la *escala* de análisis debe tenerse presente de manera constante a lo largo del proceso. Su importancia no radica tanto en la definición de los “tamaños” (cartografiables) o jerarquías, sino en cómo determina la manera de explorar las relaciones entre variables-fenómeno. Como en la mayoría de los estudios de tipo ecológico ó geográficos-físicos, en este estudio la escala no se contempló *a priori* y se estableció de manera “implícita”, relacionada en gran medida por la misma escala de los insumos. Sin embargo, sí se consideraron algunos aspectos sobre la influencia de la escala del análisis (incluyendo extensión y resolución) en los resultados de ambos modelos (*a posteriori*); entre otros: a) la resolución de ambos modelos está impuesta por las imágenes satelitales utilizadas (SPOT: 10m, y Landsat: 30m); se considera una resolución adecuada para el manejo de variables físicas (morfométricas), aunque puede no incluir detalles, como formas de deterioro forestal diferentes (menores) a tala formal; b) para el modelo de distribución de BHM, ciertas variables, aunque se reportan influyentes en la distribución del bosque, no fueron consideradas por estar relacionadas a procesos de menor escala; c) para el modelo de deforestación, el análisis temporal de fechas tan cercanas deriva en un resultado capaz sólo de predecir un escenario estable y próximo; d) la dificultad de espacializar y re-escalar variables sociales derivó en que éstas no quedaran adecuadamente incluidas en el modelo (aparte del considerable aumento de trabajo que representa la obtención de esta información).
4. La elaboración de modelos espaciales es un proceso complejo en el que la intervención del usuario es considerable y clara. Dista mucho de ser un proceso en el que “sólo se oprimen botones”. Por una parte, la concepción y construcción del modelo está determinada por la creatividad del analista para resolver y hasta generar hipótesis en torno a un problema. Por otra parte, el conocimiento sobre el problema y la experiencia en la construcción de modelos (incluido el manejo de SIGs) juegan un papel importante en la identificación y corrección de anomalías en los resultados.

5. Se contribuye a enriquecer la escasa información que se tiene del BHM para esta región, tanto aquella relacionada con su distribución, como a su grado de amenaza por deforestación. Conocer dónde se localizan los remanentes de este bosque, y el potencial que presentan los mismos a perderse, tiene estrechas implicaciones en el manejo que debe dársele y las decisiones que debe tomarse para procurar su conservación.