



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

Modelado de los patrones espacio-temporales de extracción de madera para producir carbón vegetal en la cuenca del lago de Cuitzeo.

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

PRESENTA:
JOSE LUIS CABALLERO CAMACHO

TUTORES
Dr. JEAN-FRANÇOIS MAS CAUSSEL Y Dr. ADRIÁN GHILARDI
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL-UNAM

MÉXICO, D.F. ENERO 2015



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.

Agradecimientos

Investigación realizada gracias al Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación e Innovación Tecnológica PAPIIT IA101513, UNAM. Análisis geoespacial de la degradación foresta por la extracción de madera para leña y carbón vegetal en el centro de México; Así como al Proyecto SEP CONACyT 178816 ¿Puede la modelación espacial ayudarnos a entender los procesos de cambio de cobertura/uso del suelo y de degradación ambiental?. Agradezco a la DGAPA-UNAM la beca recibida.

A mi familia por el apoyo brindado para poder realizar mis sueños. Especialmente a mi madre por ser mi soporte y una mujer ejemplar.

A todos mis amigos de generación, que me ensañaron mucho y me apoyaron durante la maestría, mi otra familia.

A mis sinodales la Dra.Tuyeni mwampamba, la Dra. Yan Gao y a la M.G. Gabriela Cuevas García por su apoyo, su tiempo brindado y valiosas aportaciones a este proyecto.

A mis asesores el Dr.Adrián Ghilardi y el Dr.Jean-François Mas Causel por su confianza y ser un ejemplo en lo personal, académico y profesional.

Modelado de los patrones espaciales de extracción de madera para producir carbón vegetal en la cuenca del lago de Cuitzeo.

Índice

Resumen	5
Capítulo 1 La problemática del carbón vegetal	7
1.1. Introducción general	7
1.2. Definición y propiedades físico-químicas del carbón vegetal	9
1.3. Situación del carbón en el mundo.....	10
1.4. Situación del carbón en México	11
1.5. Impactos socio-ambientales de la producción y uso de carbón vegetal	13
1.6. El modelado ambiental	17
1.7. Justificación del trabajo.....	19
1.8. Objetivos del trabajo	19
1.9. Bibliografía del capítulo I.....	20
Capítulo 2 . Comparación del desempeño de tres modelos de probabilidad sobre un caso de estudio virtual.	25
2.1. Introducción	25
2.2. Objetivos del capítulo.....	26
2.3. Antecedentes	26
2.4. Métodos	28
2.4.1. Materiales	28
2.4.2. Modelo Algoritmo Genético (AG)	30
2.4.3. Modelo de conocimiento experto (CE).....	33
2.4.4. Modelos basados en pesos de evidencia (PE).....	34
2.4.5. Calibración y validación de los modelos	38
2.5. Resultados	39
2.6. Comparación del rendimiento de los modelos.	44
2.7. Discusiones y conclusiones.....	45
2.8. Bibliografía capítulo II.....	46
Capítulo 3 Modelado de los patrones espacio temporales de la extracción de madera para la producción de carbón vegetal en la cuenca del lago de Cuitzeo.	49
3.1. Introducción	49
3.2. Objetivos	50
3.3. Descripción del área de estudio	50
3.4. Métodos	52
3.4.1. Interpretación visual	53
3.5. Resultados	55

3.6.	Comparación de los modelos	61
3.7.	Discusiones y conclusiones.....	63
3.8.	Bibliografía capítulo III.....	64
Capítulo 4 . Conclusiones generales.....		66
4.1.	Conclusiones.....	66
4.2.	Bibliografía capítulo IV	67

Índice de figuras

2-1.	Mapa de cosecha (caso de estudio virtual)	30
2-2.	Diagrama de modelo de algoritmo genético.....	31
2-3.	Diagrama de modelo de conocimiento experto.....	33
2-4.	Valores de puntos de inflexión.....	34
2-5.	Grupos de datos de calibración y validación.....	38
2-6.	Mapa de probabilidad obtenido por el método de AG.....	40
2-7.	Curva ROC de la validación del modelo AG.....	40
2-8.	Formas de las curvas obtenidas por el método AG.....	41
2-9.	Mapa de probabilidad generado por el método de pesos de evidencia.....	42
2-10.	Curva ROC de la validación del modelo PE.....	42
2-11.	Mapa de probabilidad generado con el método de pesos de evidencia modificado.....	43
2-12.	Curva ROC de la validación del modelo PE.....	43
2-13.	Mapa de probabilidad generado con el método de conocimiento experto.....	44
2-14.	Curva ROC de la validación del modelo CE.....	44
3-1.	Ubicación de la cuenca del lago de Cuitzeo.....	51
3-2.	En azul el recuadro de la CLC usada para correr los modelos.....	53
3-3.	Cuadrantes usados para la interpretación visual.....	54
3-4.	Ejemplo de polígono donde existió extracción de madera para producción de carbón.....	54
3-5.	Mapa de la cosecha de encino para producción de carbón en CLC.....	56
3-6.	Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de AG.....	57
3-7.	Curva ROC de calibración del modelo AG.....	57
3-8.	Curva ROC de validación del modelo AG.....	57
3-9.	Valores de probabilidad según el valor de la variable, curvas generadas por el método del algoritmo genético.....	58
3-10.	Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de PE.....	59
3-11.	Curva ROC de calibración del modelo PE.....	59
3-12.	Curva ROC de validación del modelo PE.....	59
3-13.	Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de PE modificado.....	60
3-14.	AUC de validación del modelo PE modificado.....	60
3-15.	Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de CE.....	61
3-16.	AUC de validación del modelo CE.....	61

Resumen

La producción de carbón vegetal tradicional y sin regulación es asociada con frecuencia a la degradación forestal, e incluso a la deforestación (Ahrends et al., 2010; Mwampamba, 2007). Cerca del 13 % de la madera que se cosecha en los países en vías de desarrollo es transformada en carbón vegetal, mayormente de manera artesanal mediante hornos de tierra que se construyen *in situ* (FAO, 2012).

Existe la necesidad de contar con metodologías y modelos espaciales para entender mejor los impactos ambientales asociados a la producción de carbón vegetal que no está regulada mediante planes de manejo u otras normas legales de aprovechamiento (Arnold et al., 2006; Mwampamba, 2007). Uno de los parámetros más relevantes para evaluar estos impactos, y modelar tendencias, es la distribución en el espacio y el tiempo de los sitios de producción. Es decir, cómo poder identificar aquellos sitios donde se ha cortado madera y construido hornos de carbón en el pasado; y cómo proyectar hacia el futuro los sitios dónde esperaríamos que este proceso siga ocurriendo, y con qué frecuencia.

En el presente estudio se identificaron primero una serie de sitios de producción de carbón vegetal mediante imágenes de satélite de alta resolución, y posteriormente se construyeron modelos capaces de generar mapas que muestran la probabilidad de que se construyan hornos de carbón vegetal en el futuro cercano. Finalmente se comparó el desempeño de los modelos sobre una zona de estudio particular.

El estudio se llevó a cabo en la cuenca del lago de Cuitzeo, Michoacán, donde se produce carbón de encino de manera tradicional y sin ninguna regulación sobre el aprovechamiento. Los sistemas de producción de la zona de estudio son representativos del centro de México y no difieren significativamente de otras áreas del país, e inclusive del resto del mundo (Emrich, 1985). Se espera por ende que las metodologías desarrolladas para el presente estudio pueden ser aplicadas en otras

regiones de México y el mundo.

Se construyeron tres modelos con diferentes enfoques: 1) algoritmos genéticos que optimizan el mapa de probabilidad utilizando exclusivamente los datos espaciales disponibles; 2) análisis multicriterio espacial basado exclusivamente en criterios de expertos sobre preferencias y necesidades de los carboneros; y 3) pesos de evidencia que permiten construir mapas de probabilidad basados en una combinación de datos y de conocimiento experto. Los modelos se validaron primero en un área “virtual” donde los hornos de carbón se ubicaron intencionalmente en sitios de mayor preferencia según el experto. En este caso los tres modelos tuvieron un buen desempeño, siendo superior el algoritmo genético. Al aplicar los modelos al área de estudio real, el desempeño disminuyó considerablemente. Esto no es sorprendente porque la distribución de los sitios de producción depende de otras variables no modeladas en el presente estudio, tales como acuerdos entre dueños de la tierra y productores, cualidades físicas del suelo, herramientas disponibles para la tala de los árboles, entre muchas otras. Sin embargo, los tres modelos lograron explicar una parte de la distribución espacial de los sitios de producción observados. Vale mencionar que los diferentes modelos y sus enfoques mostraron ventajas y desventajas particulares, y su desempeño en otras zonas de estudio dependerá de la información disponible, del conocimiento que se tenga y del sitio de estudio particular.

Capítulo 1 La problemática del carbón vegetal

1.1. Introducción general

Se estima que alrededor del 80% de la madera que se cosecha en los países en desarrollo se utiliza con fines energéticos, en gran medida utilizando tecnologías tradicionales de transformación y uso final (e.g. como leña en fogones abiertos). Alrededor del 16% de la madera utilizada para energía es procesada como carbón vegetal (FAO, 2012) – aunque vale mencionar que las cifras anteriores son sumamente inciertas por la falta de estadísticas armónicas entre y al interior de los países que la FAO consulta-. Independientemente de la incerteza de las estimaciones globales de uso de combustibles de madera, se sabe que en algunas zonas particulares, tales como centros urbanos y periurbanos de África sub-sahariana, el carbón vegetal representa por lejos el principal combustible para uso residencial (Zulu y Richardson, 2013; Schure et al., 2013; CHAPOSA, 2002).

Los combustibles de madera satisfacen cerca del 7% del consumo de energía primaria a nivel mundial y considerando únicamente los países en vías de desarrollo satisfacen el 15% (Trossero, 2002), cerca de 2, 390 millones de personas que habitan en países en vía de desarrollo dependen de combustibles de madera para satisfacer sus necesidades básicas – como cocinar alimentos, calentar agua y calefaccionarse (IEA, 2006).

El carbón vegetal se usa a manera de combustible doméstico y también como importante combustible industrial. En Brasil su principal uso es industrial (para la reducción del mineral de hierro en arrabio o gusa) (EPE, 2011). Para los países en vía de desarrollo, abundantemente dotados de bosques, la exportación de carbón vegetal puede ser una industria provechosa (FAO, 1983) y obtienen ventajas sociales y económicas (e.g. creación de empleos, flujo de dinero, aumento de la rentabilidad de los montes, etc.)(FAO, 1985).

En México el carbón vegetal se produce generalmente con métodos artesanales (con una eficiencia muy variable). Existe una creciente tendencia del uso del carbón lejos de las zonas productoras, principalmente en áreas urbanas para consumo doméstico, restaurantero y hotelero (SEMARNAT, 2005). El consumo de carbón en México ha ido en aumento y se espera que siga con esa tendencia, con importantes diferencias regionales (Maser et al., 2010).

Las áreas comúnmente aprovechadas son bosques secundarios, que desempeñan un papel importante como reservorios de la diversidad biológica y proveen de servicios ecosistémicos y productos forestales. La producción de carbón es identificada como una de las causas frecuentes de degradación forestal y en algunos casos de deforestación (e.g Ahrends et al., 2010).

Históricamente, los estudios sobre oferta y demanda de leña y carbón vegetal se han concentrado en presentar sus resultados como valores agregados para un país o macro-región, o bien han sido el producto de multitud de estudios de caso conducidos sobre localidades particulares. Sin embargo, los impactos asociados al uso de leña y carbón vegetal se distribuyen de manera heterogénea en el espacio en función de la compleja interrelación entre los sistemas de oferta de leña y los factores que determinan la demanda para cada sitio en particular. Por lo tanto, los enfoques generalizados, por ejemplo los balances nacionales, no dan información sobre la distribución espacial de las áreas más susceptibles a impactos negativos, mientras que los resultados de estudios de caso puntuales no son extrapolables, debido a que localidades adyacentes en el espacio pueden presentar situaciones muy diferentes (Ghilardi y Mas, 2011)

En el presente trabajo se integra información obtenida mediante percepción remota (fotointerpretación de imágenes satelitales) para detectar las zonas donde fue cosechada madera de encino para producción de carbón, datos de campo y métodos de análisis y modelado espacial para desarrollar modelos de simulación permitan

proyectar las zonas donde es más probable¹ que se produzca carbón vegetal de manera tradicional y se comparó el desempeño de los 3 modelos generados.

La presente investigación se realizó en la Cuenca de lago de Cuitzeo, en donde la explotación es principalmente del *Quercus* spp., la mayor parte de la producción es artesanal y está destinada al uso residencial y comercial urbano, además de que la producción de carbón vegetal no cuenta con ninguna regulación oficial.

1.2. Definición y propiedades físico-químicas del carbón vegetal

Según la FAO (2004) la bioenergía es la energía procedente de la biomasa y comprende todas las formas de energía derivada de combustibles orgánicos utilizados para producir energía. Los biocombustibles son clasificados en tres categorías: biocombustibles de madera, agrobiocombustibles y subproductos de origen municipal. La dendroenergía es toda la energía obtenida a partir de biocombustibles sólidos, líquidos, gaseosos primarios y secundarios derivados de los bosques, árboles y otra vegetación de terrenos forestales (FAO, 2004).

El carbón vegetal es el residuo sólido resultante de “carbonizar” madera, en este proceso se requiere eliminar toda la humedad en forma de vapor – la madera secada al sol puede mejorar la eficiencia del proceso-, para lo cual se requiere de una gran cantidad de energía, en la primera fase se seca completamente a un máximo de 100°C; El proceso de carbonización comienza a los 280 °C y alcanza una temperatura aproximada de 400 °C; Si le es aplicado más calor (de manera externa) se mejora el porcentaje de calor fijo y disminuye el material volátil (FAO, 1983).

La calidad del carbón vegetal se define según algunas de sus propiedades, dentro las principales características que definen la calidad del carbón, se pueden considerar: los contenidos porcentuales de carbono fijo, material volátil, cenizas, contenido de

¹ En el presente trabajo, al no existir un terminología clara dentro del modelado se utilizará probabilidad e idoneidad de manera indistinta, entendiendo sus diferencias y las implicaciones de cada término. Y siguiendo la línea de pensamiento de entre más idóneo es más probable. Idóneo.-Adecuado y apropiado para algo. Y probabilidad .- En un proceso aleatorio, razón entre el número de casos favorables y el número de casos posibles.

humedad, densidad y poder calorífico. La calidad del carbón puede especificarse y medirse en varias formas derivadas generalmente de los requisitos para las diversas aplicaciones finales (Pérez y Compean, 1989). La mayoría de las propiedades físico-químicas usadas para controlar la calidad del carbón vegetal se han originado en la industria del acero o química. Cuando el carbón vegetal se exporta, los compradores tienden a usar estas mismas especificaciones de calidad industrial (FAO, 1983).

1.3. Situación del carbón en el mundo

La producción de carbón vegetal representa alrededor del 8% de la extracción mundial global de madera (FAO, 2006). Siendo Brasil el mayor productor de carbón en el mundo (EIA, 2011) su producción es destinada principalmente a procesos industriales (EPE, 2011) mientras que en otras regiones productoras de carbón como África subsahariana su uso primario es como combustible (urbano) para cocinar (Zulu and Richardson, 2013). La producción de carbón se ha incrementado en un 50% entre los años de 1989 y 2008 siendo África y América del Sur los principales consumidores con alrededor del 50% y 30% del total de la producción. En África la migración del sector rural a zonas urbanas ha contribuido al aumento de su uso además de ser una importante fuente de ingresos para poblaciones periurbanas y rurales (FAO, 2010). Existe acuerdo entre diversos estudios globales en que el consumo de leña se va a mantener constante en los próximos 20 o 30 años mientras que el consumo de carbón vegetal va a continuar aumentando, debido al crecimiento urbano y periurbano (Arnold et al., 2003).

El carbón ha sido vinculado a la pobreza en diferentes escalas y de muchas maneras, en un nivel macro los “combustibles de madera” constituyen un significativo sector productivo en la economía de muchos de los países de África Sub-Sahariana, contribuyen a la reducción de la pobreza a través del desarrollo nacional, fuentes de empleo y generación de ingresos para las familias (Angelsen y Wunder, 2003).

En la medida que las ciudades africanas crecen necesitan de más carbón, se estima que un incremento de la población del 1% significa un incremento del 14% en el consumo

de carbón (Hosier et al., 1993). Existen altas tasas de urbanización y según las Naciones Unidas (2012) para el año 2050 casi un 60% (57.7%) de los habitantes de África vivirá en ciudades.

En términos de la elección de combustible a usar (carbón, leña, etc.) existen diferentes factores que intervienen: la disponibilidad, las tradiciones, preferencias personales, precio, etc. (FAO, 1987). También existen diferentes puntos de vista respecto a cual es mejor combustible desde el punto de vista energético –carbón o leña-, según la FAO (1987) el carbón es más eficiente que la leña (bajas ciertas condiciones de rendimiento termoenergético²) y permite darle un valor añadido a la producción forestal. Tiene la ventaja de producir menos humo, menos contaminación atmosférica, es más fácil de almacenar, transportar (FAO, 1987) y tiene excelentes propiedades para la cocción de alimentos (combustión homogénea y larga duración)(Kammen y Lew, 2005).

1.4. Situación del carbón en México

En México, el carbón vegetal se consume principalmente en las grandes ciudades y se sabe poco de los patrones-usos y de sus tendencias. Las ciudades con mayor demanda son Monterrey y la ciudad de México que tienen los mayores consumos (entre 50 y 130 mil toneladas) seguidas por Mexicali, Tijuana, Ciudad Juárez, Chihuahua, Hermosillo y Guadalajara (con consumos de entre 13 y 55 mil toneladas) (Masera et al., 2010). Según datos de SEMARNAT (2005, 2011) en el año 2004 hubo una producción de 403,231 m³r (metros cúbicos en rollo) que se incrementó hasta los 426,477 m³r para el año del 2011. Según las estimaciones de que presentan (Serrano-Medrano et al., 2014) se espera un incremento del consumo de carbón (en los sectores residencial y comercial) de casi 20% del año 2010 al 2030, pasando de un consumo aproximado de 688,000 t esperando se alcance un consumo de cerca de 840,000 t, de la misma manera se espera que el consumo residencial siga siendo el mayor contribuidor de la demanda durante el mismo periodo, esperándose un incremento mayor en la parte norte del país.

²Cuando se usan combustibles como leña, carbón y petróleo, sólo se utiliza efectivamente una parte de la energía total del combustible, a esa energía se le denomina rendimiento termoenergético.

Alrededor del 68% del consumo se realiza por el sector residencial en forma muy esporádica, para la cocción de alimentos asados. El otro sector consumidor es el de venta de alimentos preparados, con 32% de la demanda estimada. Se calcula que alrededor del 70% de las familias urbanas (11 millones de familias) usan carbón. El carbón también es usado en pequeñas industrias, pero su consumo no ha sido cuantificado. Debido al aumento de la población urbana se espera un incremento en el consumo, se estima que para el año 2024 el consumo anual será de 792,000 t (Masera et al., 2010). La exportación de carbón llega a sólo 29,100 t/a (SEMARNAT, 2006).

La materia prima usada para producir carbón es leña con peso específico medio y alto, que proviene de bosques nativos y desmontes de acahuales para agricultura o ganadería. El Anuario Forestal Nacional reportó para 2005 que el 42% de la leña para carbón provino de especies comunes tropicales, 40% de encinos y 18% de otras latifoliadas. El 85% de la producción legal se concentra en los estados de Tamaulipas, Sonora, Campeche, Durango y Jalisco (SEMARNAT, 2006).

La producción de carbón es muy importante en términos económicos, SEMARNAT (2010) reporta en su balanza comercial forestal un saldo por concepto de carbón vegetal de 14, 924 miles de dólares (mdd), equivalente a 8, 894 salarios mínimos anuales, recordemos que esto es sólo la producción de carbón regulada.

Estimaciones indican que el consumo total de carbón vegetal en México ha aumentado –un 60%- de 428 mil toneladas (2.4 millones de toneladas equivalentes de leña) en 1990 a aproximadamente 686 mil toneladas (3.8 millones de teq de leña) en el año 2010. El consumo de carbón en México ha ido en aumento y se espera que siga con esa tendencia, pero con importantes diferencias regionales (Masera et al., 2010 y Serrano-Medrano et al., 2014).

SEMARNAT (2011) señala que para el año 2011 un 7.8% de la producción forestal maderable corresponde a carbón vegetal, con un valor de producción de \$240, 250, 975 m.n. (sólo un 3.8% del valor de la producción forestal). Para el estado de Michoacán se reporta una producción de 1, 230 m³r con un valor de \$245, 959 m.n.

En México, la madera de encino (*Quercus* spp.) es la más utilizada en para producir carbón vegetal (aunque también se elabora de mesquite (*Prosopis* spp.), ébano (*Pithecelobium ebano*), pino (*Pinus* spp.) y otras especies tropicales)(Sánchez y Fajardo, 1989). El encino representa casi 28% del total de la producción con un valor aproximado de \$78, 997, 987 m.n., en el estado de Michoacán la producción de carbón se realiza casi por completo de encino (SEMARNAT, 2011).

1.5. Impactos socio-ambientales de la producción y uso de carbón vegetal

El oficio de carbonero en los países en desarrollo es una actividad económica de subsistencia, además de existir diversos problemas a la salud asociados a la producción de carbón; principalmente enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) causada por la exposición al humo (que tiene un alto contenido de monóxido de carbono) producido por la combustión o pirolisis de la madera (Bailis et al., 2005).

La producción de carbón es percibida como un problema medio ambiental, que es insostenible y en el que los bosques son insuficientes para satisfacer la demanda presente y futura (Maes y Verbist, 2012; Zulu, 2010). En raras ocasiones el carbón se presenta como parte de la solución para hacer frente a los problemas energéticos y económicos de los países en desarrollo que lo explotan (Ghilardi et al., 2013).

Para poder establecer políticas eficientes (sobre cambio de cobertura y uso de suelo y cambio climático global, cosecha, producción y consumo de carbón, etc.) y poder abordarlas de manera correcta es necesario clarificar lo que es conocido acerca del carbón: las contribuciones y/o impactos a los sectores económico, forestal y social. Es necesario evaluar, analizar y consolidar los 30 años de investigaciones científicas sobre el carbón (Ghilardi et al., 2013).

Existen creencias y mitos que dificultan la investigación y la aplicación (implementación) de políticas eficientes, Mwampamba et al. (2013) presentan los 5 más comunes en los diversos grupos de interés y actores del sector (en África

subsahariana).

1) *El carbón es el recurso energético de los pobres.*

Independientemente del concepto de “pobreza”, los pobres no pueden “darse el lujo” de usar carbón (Nansaior et al., 2011) y el carbón se consume a lo largo de una amplia gama de categorías de ingresos sin una gran variación en el consumo per cápita (Mwampamba, 2007). Los autores creen que esta idea errónea se debe a que los “datos” del carbón se mezclan con los de otros combustibles, como la leña, que de hecho es consumida y de la cual dependen los hogares pobres.

2) *El uso del carbón para cocinar disminuirá.*

A pesar de que la urbanización y mayores ingresos están asociados con la reducción de biomasa como combustible para cocinar, no ha sido demostrado (Masera et al., 2000), existe disminución en la demanda de leña y un mayor acceso a combustibles alternativos entre ellos el carbón (Nansaior et al., 2011), la migración a las ciudades casi siempre implica el cambio de leña a carbón (Hosier y Kipondya, 1993). Existe un aumento del consumo de madera debido a las técnicas de producción en su mayoría con poca eficiencia (Kammen y Lew, 2005).

3) *La producción de carbón causa deforestación.*

Existen dos interpretaciones del mito de la deforestación. La primera que es que la producción de carbón es el factor principal y causante directo de la deforestación, la segunda es que la deforestación realmente ocurre (ya que en muchos casos existe sólo degradación). La producción de carbón consiste en la limpieza (clareo) de la biomasa (Castillo-Santiago et al., 2013), el impacto visual es fácilmente comparable con la deforestación, sin embargo, en muchos casos las zonas utilizadas para la producción se regeneran y pueden subsecuentemente ser aprovechadas nuevamente (Bailis, 2009), entonces la

degradación es el resultado más probable de la producción de carbón.

4) *El sector carbonero es económicamente irrelevante.*

La contribución del carbón al sector económico es pobre, debido a que en su mayoría se trata de producción informal, con la excepción de unos pocos países el negocio de producción y transporte se realiza de manera clandestina. Debido a la naturaleza ilícita del sector, los departamentos de finanzas sólo reciben una pequeña parte de impuestos de los componentes legales de comercio (Banco Mundial, 2009).

La demanda de carbón durante el año genera mercados confiables, raramente existe escases del producto y de existir casi siempre es atribuida a intervenciones del gobierno en forma de prohibiciones de producción o transporte.

La industria del carbón es una importante fuente de ingreso para decenas de millones de personas en áreas rurales y urbanas alrededor del mundo. Usando como base las estimaciones de la Agencia Internacional de Energía (2009) el sector carbonero podría proveer de recursos a hasta 12 millones de personas para el año 2030.

5) *Mejorando las estufas de carbón se mitiga la deforestación y las emisiones de gases de efecto invernadero.*

Las intervenciones de/con estufas de carbón se enfocan principalmente en el ahorro de combustible que conduce a dos principales resultados: 1) La reducción de carbón usado (con esto, reducir el impacto sobre los bosques y disminución de la emisión de gases de efecto invernadero) y 2) reducción de la proporción del gasto de los hogares en carbón (es decir, reducción de la pobreza). Los cuatro argumentos para este mito son: a) La relación con la deforestación es dudosa, b) las estufas mejoradas en algunas ocasiones incrementan el consumo del carbón en lugar de disminuirlo, c) se entiende

poco del impacto de las estufas mejoradas en los gases de efecto invernadero y d) el impacto sobre la pobreza es un error.

Los impactos medioambientales de la producción de carbón vegetal (en hornos de tierra) sobre el suelo se pueden dividir en dos niveles de intensidad (Chidumayo y Gumbo, 2013). Un impacto intenso sucede en el sitio del horno como resultado del calor extremo generado durante el proceso de carbonización y al cavar (para hacer los hornos). Y un impacto ligero que se presenta a los alrededores de los hornos, donde la madera es cosechada.

Los impactos ligeros en el área deforestada son probablemente iguales a los impactos de desmote (clareado) que no tienen como resultado el cambio de uso del suelo. La mayoría de los estudios concuerdan que en los suelos donde son hechos los hornos existe una mayor cantidad de nutrientes que en el suelo circundante (Chidumayo y Gumbo, 2013).

Oguntunde et al. (2008) observaron que los suelos bajo los hornos (en Ghana) tienen una reducción de la densidad aparente, mayor porosidad, mayor temperatura en la superficie del suelo, mayores tasas de infiltración que los suelos adyacentes.

En la parte central de México (Santa Rosa, Guanajuato) Gómez-Luna et al. (2009) encontraron que el C orgánico se redujo a la mitad en suelos bajo los hornos en comparación con el suelo de bosque no perturbado. La concentración de Ca⁺, Mg⁺ y K⁺ intercambiables aumentó además de haber un incremento en el pH en los sitios con hornos. Encontraron un efecto negativo sobre los microorganismos cultivables involucrados en el ciclo del nitrógeno.

Las emisiones netas de gases de efecto invernadero a la atmósfera durante la tala de árboles, la pirolisis y la combustión final, tienen un efecto en el calentamiento global, aunque el volumen de estas emisiones depende fuertemente de los ciclos de corta y la eficiencia de los hornos y dispositivos de uso final en cuanto a los perfiles de emisión (i.e. productos de la combustión incompleta) (Chidumayo y Gumbo, 2013). Kammen y Lew (2005) muestran que las emisiones durante la producción de carbón tienen una

mayor contribución al calentamiento global que las emisiones durante el consumo (uso) del carbón.

Existen impactos también sobre los servicios ecosistémicos proporcionados por los bosques, que incluyen madera para aserrío y leña , y los no maderables como carne de animales silvestres, miel, cera, insectos comestibles, frutas, tubérculos, plantas medicinales (FAO, 2010), regulación del flujo de agua, secuestro de carbono, protección contra la erosión del suelo y disponibilidad de hábitat (Sunderlin et al., 2005).

1.6. El modelado ambiental

Los modelos matemáticos son usados con frecuencias para extraer conocimiento de un conjunto de datos, lo que nos permite interpretar el pasado y los posibles nuevos comportamientos de un sistema (Pontil, 2002). Un modelo es una simplificación de la realidad y puede ser determinista o probabilista (Villa-Vialaneix et al., 2012). Los modelos de simulación pueden “concebirse” como una herramienta heurística para la comprobación de hipótesis, tienen por objeto ayudar a la comprensión de los mecanismos causales y procesos de desarrollo de los sistemas ambientales en los marcos: socioeconómicos, políticos y medioambientales; por lo que ha recibido atención por parte de los investigadores de diferentes áreas (Rodrigues et al., 2007).

El modelado de las dinámicas ambientales tiene por objetivo el entendimiento y la anticipación de futuras evoluciones. La simulación prospectiva apoya la toma de decisiones para el manejo ambiental. Modelar dinámicas ambientales es la simulación del comportamiento de sistemas ambientales en el espacio y a través del tiempo (Paegelow y Camacho, 2008).

Los modelos pueden ser agrupados en 1) estáticos o dinámicos, 2) espaciales o no espaciales (i.e. la exploración de los patrones frente a las tasas de cambio), 3) inductivos o deductivos (Existen modelos que van desde la inducción extrema hasta la deducción extrema, encontrándose también un continuo de posibilidades entre los

extremos (posiciones mixtas e intermedias). Es decir modelos que se basan en encontrar regularidad en datos, encontrar correlaciones entre las variables, patrones, hasta las descripciones explícitas del proceso (Overmars et al., 2007), 4) basados en agentes o basados en patrones (i.e. emulación de los tomadores de decisiones frente a las inferencias derivadas de la observación de los patrones) (Mas et al., 2014).

Finalmente Epstein (2008) propone 16 razones (además de la predicción) para construir un modelo: 1) Que explique, 2) guía de colecta de datos, 3) encontrar las dinámicas principales, 4) sugerir analogías de las dinámicas, 5) descubrir nuevas preguntas 6) promover el hábito del pensamiento científico, 7) considerar resultados a intervalos plausibles, 8) identificar las principales incertidumbres, 9) ofrecer opciones casi en tiempo real a alguna crisis, 10) identificar costo-beneficio y sugerir eficiencias, 11) desafiar la robustez a través de perturbaciones, 12) exponer incompatibilidad entre los deseado y los datos disponibles, 13) capacitación profesional, 14) educación para el público en general, 14) guiar dialogo político, 15) educación para el público en general, 16) mostrar lo aparentemente simple como complejo y viceversa.

Sobre los modelos enfocados a la deforestación y/o degradación forestal (D y D) existen numerosos trabajos, aunque pocos son los que cuantifican el impacto de los combustibles de madera. Se han desarrollado una serie de modelos bio-económicos para evaluar el efecto del conjunto de varios conductores (entre ellos leña y carbón vegetal) del proceso de degradación forestal y deforestación (Hartter y Boston, 2007; Hofstad, 1997; Namaalwa et al., 2007). Modelos aplicados a pequeñas villas o ciudades, con escenarios alternativos. En términos generales los resultados muestran cómo la presión demográfica intensifica la participación de los combustibles de madera, mientras los precios bajos de los combustibles frenan el proceso. La adición de componentes espaciales ayuda a lidiar con la heterogeneidad espacial, estos modelos nos ayudan a llegar a conclusiones sobre la renovabilidad los combustibles de madera en cualquier área de estudio (Bolstad y Gragson, 2008; Ghilardi et al., 2007; Ghilardi et al., 2009; Masera et al., 2006; Top et al., 2006). Existen también los modelos espacio-temporales que integran las estimaciones de demanda que se

desarrollan en el tiempo, con las relaciones espaciales de oferta y demanda. En este tipo de modelos se suelen integrar tasas de deforestación y como resultado tenemos la posibilidad de comparar escenarios de paisajes tendenciales vs escenarios de paisajes bajo proyectos de intervención (An et al., 2005; Cantarello et al., 2014; Chen et al., 2014; Christensen et al., 2009; Echeverria et al., 2008; Ghilardi y Mas, 2011; He et al., 2009; Hughes et al., 2009; Linderman et al., 2005; Linderman et al., 2006; Samuels y Betancourt, 1982).

1.7. Justificación del trabajo

Existen impactos socio-ambientales asociados a la producción tradicional y no regulada de carbón vegetal que van desde morbilidad de las familias y trabajadores implicados en el proceso de producción por las pobrísimas condiciones de trabajo hasta degradación ambiental y emisiones de gases de efecto invernadero asociadas a la tala, la producción, y la quema del carbón vegetal durante su uso final.

Este trabajo aborda diferentes métodos de análisis y modelado espacial integrando datos de campo y percepción remota con simulaciones por computadora para estimar los patrones espaciales de extracción de madera para producir carbón vegetal sobre áreas relativamente extensas, tales como una cuenca hidrográfica, un parque nacional o un país pequeño. El objetivo final es determinar sitios de preferencia para la producción de carbón vegetal y así identificar zonas críticas (*hot spots*) en las que eventualmente sería necesario concentrar recursos y esfuerzos para establecer políticas y normas de manejo apropiadas.

Existen trabajos que han reportado métodos para identificar las zonas de producción de carbón vegetal utilizando datos de campo y percepción remota (Bolognesi et al., 2014; Oduori et al., 2011 y Rembold et al. 2013) pero hasta el momento no se han calibrado y validado métodos de análisis y modelado espacial que permitan “predecir” o proyectar en el tiempo y el espacio los sitios probables de producción futura.

1.8. Objetivos del trabajo

El objetivo general del presente estudio es comparar métodos de análisis y modelado espacial que permitan estimar los sitios donde se produce carbón vegetal con mayor frecuencia. Aunque se conocen los criterios esenciales para que un determinado sitio sea “preferido” para producir carbón vegetal en hornos de tierra tradicionales, no existen métodos que cuantifiquen esta preferencia en el espacio, tomando la forma de mapas de probabilidad.

Los objetivos particulares son:

1. Construir tres tipos de modelos espaciales que permitan estimar zonas de producción de carbón preferidas: a) basados en algoritmos genéticos (AG) y calibrados exclusivamente con datos, b) basados en pesos de evidencia y calibrados con datos y con información de expertos sobre algunas preferencias de los carboneros y c) basados en análisis multicriterio espaciales calibrados exclusivamente con información de expertos .
2. Calibrar y validar dichos modelos en una zona de estudio virtual donde se cumplan de manera más o menos cabal los criterios de preferencia que se conocen *a priori*.
3. Determinar mediante interpretación visual las zonas dentro de la cuenca de Cuitzeo que han sido aprovechadas para la producción de carbón vegetal en los últimos 10 a 15 años.
4. Comparar el desempeño de los tres modelos utilizando los datos del objetivo anterior para calibrar los supuestos de entrada y validar los resultados.

1.9. Bibliografía del capítulo I

- Ahrends, A., Burgess, N.D., Milledge, S.A.H., Bulling, M.T., Fisher, B., Smart, J.C.R., Clarke, G.P., Mhoro, B.E., Lewis, S.L., 2010. Predictable waves of sequential forest degradation and biodiversity loss spreading from an African city. *Proceedings of the National Academy of Sciences*.
- An, L., Linderman, M., Qi, J., Shortridge, A., & Liu, J., 2005. Exploring complexity in a human-environment system: An agent-based spatial model for multidisciplinary and multiscale integration. *Annals of the Association of American Geographers*, 95 (1), 54-79.
- Angelsen, A., Wunder, S., 2003. *Exploring the Forest-Poverty Link: Key Concepts, Issues and Research Implications*. Center for International Forestry Research (CIFOR), Bogor, Indonesia.
- Arnold, J.E.M., Köhlin, G., Persson, R., 2006. *Woodfuels, livelihoods, and policy interventions:*

- Changing Perspectives. *World Development* 34, 596–611. doi:10.1016/j.worlddev.2005.08.008.
- Arnold, M., Köhlin, G., Persson, R., Shepherd, G., 2003. Fuelwood revisited: what has changed in the last decade? enter for International Forestry Research (CIFOR), Bogor Barat, Indonesia.
- Bailis, R., 2009. Modeling climate change mitigation from alternative methods of charcoal production in Kenya. *Biomass and Bioenergy* 33, 1491–1502. doi:10.1016/j.biombioe.2009.07.001.
- Bailis, R., Ezzati, M., Kammen, D.M., 2005. Mortality and Greenhouse Gas Impacts of Biomass and Petroleum Energy Futures in Africa. *Science* 308, 98–103.
- Banco Mundial, 2009. Environmental Crisis or Sustainable Development Opportunity? Transforming the charcoal sector in Tanzania. A Policy note. Washintog D.C.
- Bolstad, P.V., Gragson, T.L., 2008. Resource abundance constraints on the early post-contact Cherokee population. *Journal of Archaeological Science* 35, 563–576. doi:10.1016/j.jas.2007.05.002.
- Cantarello, E., Lovegrove, A., Orozumbekov, A., Birch, J., Brouwers, N., & Newton, A. C., 2014. Human Impacts on Forest Biodiversity in Protected Walnut-Fruit Forests in Kyrgyzstan. *Journal of Sustainable Forestry*, 33 (5), 454-481.
- Castillo-Santiago, M.A., Ghilardi, A., Oyama, K., Hernández-Stefanoni, J.L., Torres, I., Flamenco-Sandoval, A., Fernández, A., Mas, J.-F., 2013. Estimating the spatial distribution of woody biomass suitable for charcoal making from remote sensing and geostatistics in central Mexico. *Energy for Sustainable Development* 17, 177–188.
- CHAPOPSA. 2002. Charcoal potential in Southern Africa. INCO_DEV: International cooperation with developing countries (1998-2002).
- Chen, X., Viña, A., Shortridge, A., An, L., & Liu, J., 2014. Assessing the effectiveness of payments for ecosystem services: An agent- based modeling approach. *Ecology and Society*, 19 (1).
- Chidumayo, E.N., Gumbo, D.J., 2013. The environmental impacts of charcoal production in tropical ecosystems of the world: A synthesis. *Energy for Sustainable Development* 17, 86–94. doi:10.1016/j.esd.2012.07.004.
- Christensen, M., Rayamajhi, S., & Meilby, H., 2009. Balancing fuelwood and biodiversity concerns in rural Nepal. *Ecological Modelling*, 220 (4), 522-532.
- Echeverria, C., Coomes, D. A., Hall, M., & Newton, A. C., 2008. Spatially explicit models to analyze forest loss and fragmentation between 1976 and 2020 in southern Chile. *Ecological Modelling*, 212 (3-4), 439-449.
- EIA, 2011. International Energy Statistics: Biofuels Production.
- EIA, 2011. International Energy Statistics: Biofuels Production.
- Emrich, W., 1985. Handbook of Charcoal Making: The Traditional and Industrial Methods, Solar Energy R&D in the Ec Series E: Springer.
- EPE, 2011. Balanço Energético Nacional. In: Energética EdP. Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia 267.
- EPE, 2011. Balanço Energético Nacional. In: Energética EdP. Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia 267.
- Epstein, J.M., 2008. Why Model? [WWW Document]. URL <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/4/12.html> (accessed 10.30.13).
- FAO, 1983. Métodos simples para producir carbón vegetal. [WWW Document]. Organización de las naciones unidas para agricultura y alimentación. Manual electrónico. URL Métodos simples para producir carbón vegetal.
- FAO, 1985. Madera para producir energía (No. 1). Roma, Italia.
- FAO, 1987. Unasylva - No. 157-158 - Pequeñas empresas forestales. Unasylva 39.
- FAO, 2004. Terminología Unificada sobre la Bionergía.
- FAO, 2010. What woodfuels can do to mitigate climate change, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome 2010. ed, FAO Forestry Paper. Rome, Italy.
- FAO, 2012. FAOSTAT:FAO.
- Ghilardi, A. , Guerrero, G., Masera, O., 2009. A GIS-based methodology for highlighting fuelwood supply/ demand imbalances at the local level: A case study for Central Mexico. *BIOMASS AND BIOENERGY* 33, 957–972.
- Ghilardi, A., Guerrero, G., Masera, O., 2007. Spatial analysis of residential fuelwood supply and demand patterns in Mexico using the WISDOM approach. *Biomass and Bioenergy* 31, 475–

491. doi:10.1016/j.biombioe.2007.02.003.
- Ghilardi, A., Mwampamba, T., Dutt, G., 2013. What role will charcoal play in the coming decades? Insights from up-to-date findings and reviews. *Energy for Sustainable Development* 17, 73–74. doi:10.1016/j.esd.2013.02.007.
- Ghilardi, A., y Mas, J.-F., 2011. Spatial modeling of fuelwood extraction dynamics: A case study for Honduras. In *Memorias de la XIX Reunión Nacional de la Sociedad de Especialistas Latinoamericanos en Percepción Remota y Sistemas de Información Espaciales (SELPER)*. SELPER, Morelia, Mexico.
- Gómez-Luna, B.E., Rivera-Mosqueda, M.C., Dendooven, L., Vázquez-Marrufo, G., Olalde-Portugal, V., 2009. Charcoal production at kiln sites affects C and N dynamics and associated soil microorganisms in *Quercus* spp. temperate forests of central Mexico. *Applied Soil Ecology* 41, 50 – 58. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.apsoil.2008.08.007.
- Hartter, J., Boston, K., 2007. An integrated approach to modeling resource utilization for rural communities in developing countries. *Journal of Environmental Management* 85, 78–92. doi:10.1016/j.jenvman.2006.08.003.
- He, G. M., Chen, X. D., Bearer, S., Colunga, M., Mertig, A., An, L., Zhou, S. Q., Linderman, M., Ouyang, Z. Y., Gage, S., Li, S. X., & Liu, J. G., 2009. Spatial and temporal patterns of fuelwood collection in Wolong Nature Reserve: Implications for panda conservation (vol 92, pg 1, 2009). *Landscape and Urban Planning*, 93 (1), 92-92.
- Hofstad, O., 1997. Woodland deforestation by charcoal supply to Dar es Salaam. *Journal of Environmental Economics and Management* 33, 17–32.
- Hosier, R., Kipondya, W., 1993. Urban household energy use in Tanzania: Prices, substitutes and poverty. *Energy Policy* 21, 454–473. doi:10.1016/0301-4215(93)90035-E.
- Hosier, R.H., Mwandosya, M.J., Luhanga, M.L., 1993. Future energy development in Tanzania: The energy costs of urbanization. *Energy Policy* 21, 524–542. doi:10.1016/0301-4215(93)90039-I.
- Hughes, A. G., Matsika, R., Prasad, G., & Twineb, W., 2009. A model methodology representing woodfuel supply and demand dynamics. In *Domestic Use of Energy Conference in April 2009 Cape Town, South Africa*.
- Kammen, D.M., Lew, D.J., 2005. *Review of Technologies for the Production and Use of Charcoal*. University of California, Berkeley, USA.
- Linderman, M. A., An, L., Bearer, S., He, G. M., Ouyang, Z., & Liu, J. G., 2006. Interactive effects of natural and human disturbances on vegetation dynamics across landscapes. *Ecological Applications*, 16 (2), 452-463.
- Linderman, M. A., An, L., Bearer, S., He, G., Ouyang, Z., & Liu, J., 2005. Modeling the spatio-temporal dynamics and interactions of households, landscapes, and giant panda habitat. *Ecological Modelling*, 183 (1), 47-65.
- Maes, W.H., Verbist, B., 2012. Increasing the sustainability of household cooking in developing countries: Policy implications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16, 4204–4221. doi:10.1016/j.rser.2012.03.031.
- Mas, J.-F., Kolb, M., Paegelow, M., Olmedo, M.T.C., Houet, T., 2014. Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environmental Modelling & Software* 51, 94 – 111. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.010.
- Masera, O., Arias, T., Ghilardi, A., Guerrero, G., Patiño, P., 2010. Estudio sobre la evolución nacional del consumo de leña y carbón vegetal en México 1990-2024 (No. Tercer), Estimación de los consumos nacionales de leña y carbón vegetal para el periodo 2009-2024 (Incluyendo la metodología de cálculo). Documento para la SENER.
- Masera, O., Ghilardi, A., Drigo, R., Angel Trossero, M., 2006. WISDOM: A GIS-based supply demand mapping tool for woodfuel management. *Biomass and Bioenergy* 30, 618–637. doi:10.1016/j.biombioe.2006.01.006.
- Masera, O.R., Saatkamp, B.D., Kammen, D.M., 2000. From Linear Fuel Switching to Multiple Cooking Strategies: A Critique and Alternative to the Energy Ladder Model. *World Development* 28, 2083–2103. doi:10.1016/S0305-750X(00)00076-0.
- Mwampamba, T.H., 2007. Has the woodfuel crisis returned? Urban charcoal consumption in Tanzania and its implications to present and future forest availability. *Energy Policy* 35, 4221–4234. doi:10.1016/j.enpol.2007.02.010.
- Mwampamba, T.H., Ghilardi, A., Sander, K., Chaix, K.J., 2013. Dispelling common misconceptions to

- improve attitudes and policy outlook on charcoal in developing countries. *Energy for Sustainable Development* 17, 75–85. doi:10.1016/j.esd.2013.01.001.
- Naciones Unidas, 2012. *World Urbanization Prospects: The 2011 Revision (CD-ROM Edition)*. Department of Economic and Social Affairs, Population Division.
- Namaalwa, J., Sankhayan, P.L., Hofstad, O., 2007. A dynamic bio-economic model for analyzing deforestation and degradation: An application to woodlands in Uganda. *Forest Policy and Economics* 9, 479–495. doi:10.1016/j.forpol.2006.01.001.
- Nansaior, A., Patanothai, A., Rambo, A.T., Simaraks, S., 2011. Climbing the energy ladder or diversifying energy sources? The continuing importance of household use of biomass energy in urbanizing communities in Northeast Thailand. *Biomass and Bioenergy* 35, 4180–4188. doi:10.1016/j.biombioe.2011.06.046.
- Oguntunde, P.G., Abiodun, B.J., Ajayi, A.E., van de Giesen, N., 2008. Effects of charcoal production on soil physical properties in Ghana. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 171, 591–596. doi:10.1002/jpln.200625185.
- Overmars, K.P., Verburg, P.H., Veldkamp, T. (A.), 2007. Comparison of a deductive and an inductive approach to specify land suitability in a spatially explicit land use model. *Land Use Policy* 24, 584–599. doi:10.1016/j.landusepol.2005.09.008.
- Paegelow, M., Camacho, Mto., 2008. Advances in geomatic simulations for environmental dynamics, in: Paegelow, M., Olmedo, M. (Eds.), *Modelling Environmental Dynamics*, Environmental Science and Engineering. Springer Berlin Heidelberg, pp. 3–54.
- Pérez, M., Compean, G., 1989. Características físico-químicas y de producción en carbón de tres tipos de leñas de Durango., INIFAP-Durango. *Memorias de la Primera Reunión Nacional Sobre Dendroenergía*. División de Ciencias Forestales, Chapingo, México.
- Pontil, M., 2002. A Short Review of Statistical Learning Theory, in: *Proceedings of the 13th Italian Workshop on Neural Nets-Revised Papers*. Springer-Verlag, pp. 233–242.
- Rodrigues, H.O., Soares-Filho, B.S., Costa, W.L.S., 2007. Dinamica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. Presented at the Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, INPE, Florianópolis, Brasil, pp. 3089–3096.
- Samuels, M. L., Betancourt, J. L., 1982. Modeling the Long-Term Effects of Fuelwood Harvests on Pinyon-Juniper Woodlands. *Environmental Management*, 6 (6), 505-515.
- Schure, J., Ingram, V., Sakho-Jimbira, M.S., Levang, P., Wiersum, K.F., 2013. Formalisation of charcoal value chains and livelihood outcomes in Central- and West Africa. *Energy for Sustainable Development* 17, 95–105. doi:10.1016/j.esd.2012.07.002.
- SEMARNAT, 2005. *Anuario estadístico de la producción forestal*. Secretaria del medio ambiente y recursos naturales (SEMARNAT), México, DF.
- SEMARNAT, 2006. *Anuario estadístico de la producción forestal*. Secretaria del medio ambiente y recursos naturales (SEMARNAT), México, DF.
- SEMARNAT, 2010. *Anuario estadístico de la producción forestal*. Secretaria del medio ambiente y recursos naturales (SEMARNAT), México, DF.
- SEMARNAT, 2011. *Anuario estadístico de la producción forestal*. Secretaria del medio ambiente y recursos naturales (SEMARNAT), México, DF.
- Serrano-Medrano, M., Arias-Chalico, T., Ghilardi, A., Masera, O., 2014. Spatial and temporal projection of fuelwood and charcoal consumption in Mexico. *Energy for Sustainable Development* 19, 39–46. doi:10.1016/j.esd.2013.11.007.
- Sunderlin, W.D., Angelsen, A., Belcher, B., Burgers, P., Nasi, R., Santoso, L., Wunder, S., 2005. Livelihoods, forests, and conservation in developing countries: An Overview. *World Development* 33, 1383–1402. doi:10.1016/j.worlddev.2004.10.004.
- Top, N., Mizoue, N., Ito, S., Kai, S., Nakao, T., Ty, S., 2006. Re-assessment of woodfuel supply and demand relationships in Kampong Thom Province, Cambodia. *Biomass and Bioenergy* 30, 134–143. doi:10.1016/j.biombioe.2005.11.008.
- Trossero, M., 2002. Dendroenergía: perspectivas de futuro. *Unasylva* 211, 3–9.
- Villa-Vialaneix, N., Follador, M., Ratto, M., Leip, A., 2012. A comparison of eight metamodelling techniques for the simulation of N₂O fluxes and N leaching from corn crops. *Environmental Modelling & Software* 34, 51–66. doi:10.1016/j.envsoft.2011.05.003
- Villa-Vialaneix, N., Follador, M., Ratto, M., Leip, A., 2012. A comparison of eight metamodelling techniques for the simulation of N₂O fluxes and N leaching from corn crops. *Environmental Modelling & Software* 34, 51–66. doi:10.1016/j.envsoft.2011.05.003.

- Zulu, L.C., 2010. The forbidden fuel: Charcoal, urban woodfuel demand and supply dynamics, community forest management and woodfuel policy in Malawi. *Energy Policy* 38, 3717–3730. doi:10.1016/j.enpol.2010.02.050.
- Zulu, L.C., Richardson, R.B., 2013. Charcoal, livelihoods, and poverty reduction: Evidence from sub-Saharan Africa. *Energy for Sustainable Development* 17, 127–137. doi:10.1016/j.esd.2012.07.007.

Capítulo 2 . Comparación del desempeño de tres modelos de probabilidad sobre un caso de estudio virtual.

2.1. Introducción

En la primera parte del presente capítulo se describe la construcción de tres tipos de modelos espaciales para estimar zonas de producción de carbón preferidas y en la segunda parte éstos modelos se calibran y validan sobre una zona de estudio virtual donde se cumplen de manera más o menos cabal los criterios de preferencia que se conocen a priori.

El modelado de las dinámicas ambientales ayuda a comprender y anticipar los cambios futuros. Durante los últimos años los científicos han hecho avances significativos en el modelado ambiental, con un amplio rango de nuevos enfoques metodológicos (como redes neurales, lógica difusa, aprendizaje automatizado, etc.) (Paegelow et al., 2008). Los rápidos avances en la capacidad de procesamiento computacional nos permite usar métodos numéricos más detallados basados en la discretización espacio-temporal para desarrollar y correr modelos predictivos (Follador et al., 2008). Las tecnologías de sistemas de información geográfica son ampliamente usadas para apoyar políticas públicas de conservación de ecosistemas de las actividades humanas (Naghdizadegan et al., 2013).

En este capítulo se compara el desempeño de tres modelos por medio de un análisis ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Los modelos fueron diseñados para obtener las zonas “idóneas” para producir carbón vegetal dentro de un área de estudio virtual que fue diseñado con el fin de probar los modelos y tener una mayor velocidad de procesamiento.

Dos de los modelos (Algoritmo Genético y Pesos de Evidencia) se basan en una exploración estadística entre las ocurrencias (eventos -mapa de cosecha-) y las variables, éstos modelos se asemejan estadísticamente a los modelos de nicho, que son usados para estimar la distribución potencial de organismos en el espacio. En este

caso se podría interpretar como “el nicho de cosecha”, localización de los sitios idóneos para la cosecha de encinos para producción de carbón vegetal. Se desarrolló también el modelo de conocimiento experto (*expert knowledge*) inspirado en el análisis multi-criterio de Idrisi y que junto con el modelo PE modificado, no realizan una exploración estadística sino la implementación del conocimiento experto.

2.2. Objetivos del capítulo

El objetivo del capítulo es la construcción y evaluación de tres modelos: 1) método de AG, 2) método de PE (con dos variantes) y 3) método CE. Además de validarlos en un caso de estudio virtual y generar un mapa de idoneidad (probabilidad) por cada modelo.

2.3. Antecedentes

Los análisis multicriterio para determinar la vocación del suelo es uno de los campos de aplicación más conocidos de los análisis espacialmente explícitos que producen mapas de idoneidad, la cual en cierta medida podría considerarse homóloga -o al menos cercana a la probabilidad espacial - en sentido laxo (Chen et al., 2010; Chen y Paydar, 2012; Malczewski, 2006) Este procedimiento está dirigido a evaluar el potencial de un lugar determinado para un uso particular del suelo. Consiste en integrar un conjunto de criterios cuantificables y espaciales, mediante funciones de normalización y técnicas para expresar las preferencias en cuanto a la importancia relativa de los criterios (Lodwick et al., 1990 y Malczewski, 2004). El resultado del procedimiento es un mapa de la idoneidad global: la aptitud del suelo.

Bustos (2010) desarrolló un modelo integrado en un SIG para evaluar la idoneidad turística en función de las características ambientales del territorio, tomando como primicia que el turismo depende de la abundancia y la calidad de los recursos naturales. Presenta una metodología basada en la evaluación multicriterio, utilizó la técnica de puntuación lógica de preferencias (modelos de agregación lógica) que permite modelar las relaciones de reemplazabilidad, neutralidad y simultaneidad entre los atributos, para así hallar el grado de idoneidad. Normalizó todas las variables (0-1)

y realizó el mapa de idoneidad tomando en cuenta los pesos de las variables.

Ligmann-Zielinska y Jankowski (2014) realizaron un análisis espacialmente explícito de la incertidumbre y la sensibilidad de los criterios de los pesos en evaluaciones multicriterio de aptitud del suelo. Usaron la simulación Monte Carlo para explorar el espacio donde los pesos son expresados utilizando la probabilidad de distribuciones. Generaron mapa de idoneidad promedio, un mapa de la incertidumbre desviación estándar y una serie de mapas de sensibilidad. Las áreas de alta idoneidad y de media y baja incertidumbre significan sitios de idoneidad robustos, mientras los de alta idoneidad y alta incertidumbre son áreas candidatas, que tienen potencial de idoneidad pero es necesario un nuevo análisis de sensibilidad basado en la varianza. Los mapas de sensibilidad delimitan las regiones donde un peso en particular influye en gran medida en la aptitud.

Peng et al. (2014) realizaron un estudio de idoneidad de la distribución espacial de la ganadería y de aves de corral (en China, Fujian, Putian) llevaron a cabo también un análisis multicriterio, para la determinación de los pesos de las variables usaron una combinación del método Delphi y del proceso analítico de jerarquía.

El método geo-estadístico de pesos de evidencia (Goodacre et al., 1993; Bonham-Carter, 1994) se aplica para producir un mapa de probabilidades de transición, el cual muestra las áreas donde el cambio es más propenso a ocurrir (Soares-Filho et al., 2002). Los pesos de evidencia se basan en el método Bayesiano, en el cual, el efecto que tiene una variable espacial sobre una transición, es calculado independientemente de las demás variables.

El método de peso de evidencias es usado en los modelos de cambio de uso de suelo (e.g. Almeida et al., 2008; Mas y Flamenco, 2011; Pérez-Vega et al., 2012; Nti y Sallis, 2014; Soares-Filho et al., 2004) para calcular mapas de probabilidad de ocurrencia de eventos.

Kahinda et al (2008) desarrollaron mapas de idoneidad para cosecha de agua de lluvia en África del sur. Usaron el método de pesos de evidencia, donde se convierten los

valores de las variables a una escala común, cada capa se multiplica por su peso y después se suma. Utilizaron *Model Builder* una extensión de Arc View 3.3. La implementación de este método está prevista para el apoyo de políticas.

La optimización de modelos ambientales se ha resuelto por medio de algoritmos heurísticos como son los algoritmos genéticos (Jenerette y Wu, 2001), los algoritmos genéticos (AG's) que son métodos adaptativos basado en la imitación del proceso de selección natural (Soares-Filho et al., 2013) que permite resolver problemas de búsqueda de naturaleza combinatoria (Holland, 1975). Método estocástico de búsqueda en un espacio de soluciones potenciales de un problema, que trata de modelar la leyes de evolución natural (Hilera González y Martínez Hernando, 2000).

“Los Algoritmos Genéticos son algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de selección natural y de la genética natural. Combinan la supervivencia del más apto entre estructuras de secuencias con un intercambio de información estructurado, aunque aleatorizado, para constituir así un algoritmo de búsqueda que tenga algo de las capacidades de innovación de las búsquedas humanas” (Goldberg, 1989).

Soares-Filho et al. (2013) utilizaron un método híbrido de análisis heurísticos para calibrar modelos de cambio de uso de suelo, desarrollando una herramienta de algoritmo genético que se utilizó para optimizar mapas de probabilidad de deforestación generados usando el método de pesos de evidencia. El algoritmo genético (limitado en la búsqueda de valores, así evita el sobre ajuste) tuvo un mejor desempeño que el método de pesos de evidencia, esto porque los pesos de evidencia sólo calcula los efectos de la cada variable independientemente, no como una solución combinada. Mientras el algoritmo genético busca la mejor solución por y entre variables.

2.4.Métodos

2.4.1. Materiales

Los modelos se desarrollaron en el ambiente de programación DINAMICA EGO (Soares-Filho et al., 2002) usando diferentes insumos (Tabla 2-1).

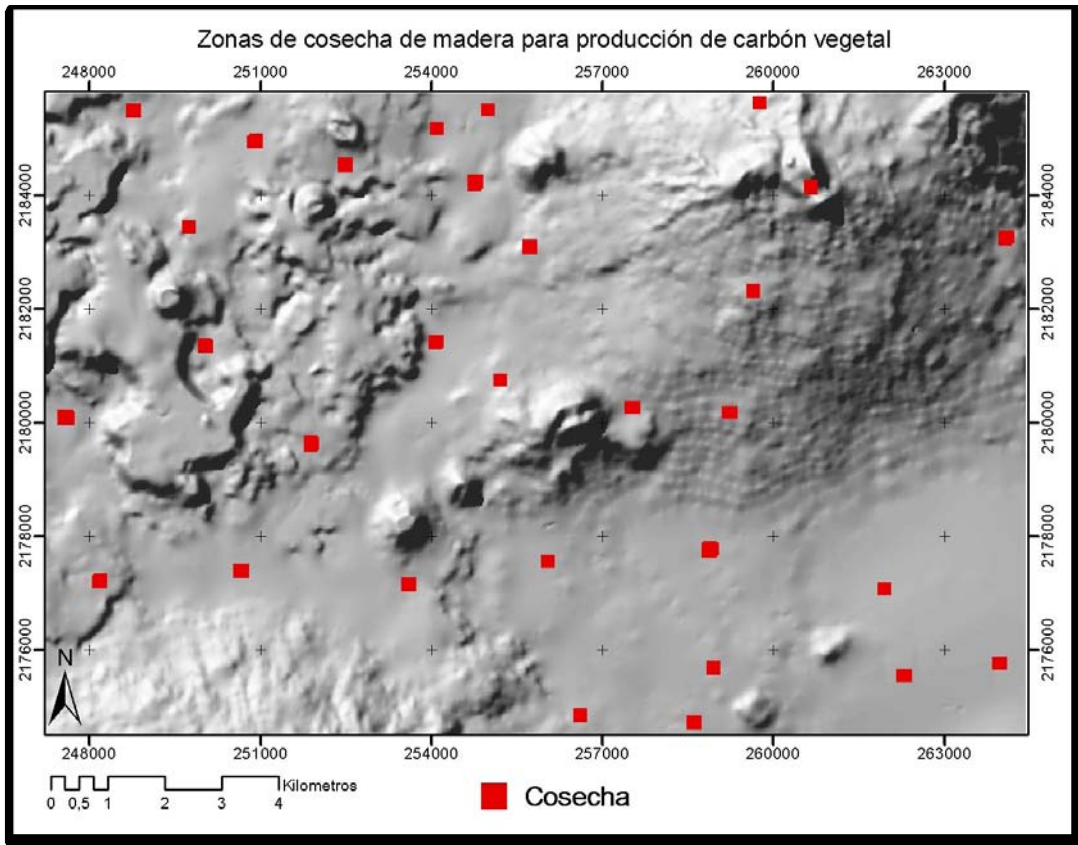
Tabla 2-1. Insumos del modelo

Insumos	Descripción
Mapa de cosecha	Mapa de sitios de cosecha de madera y producción de carbón vegetal mediante hornos de tierra <i>in situ</i> . Circa 2003-2012.
Mapa de calibración	Mapa del 50% de los parches de cosecha seleccionados aleatoriamente.
Mapa de validación	Mapa del 50% de los parches de cosecha seleccionados aleatoriamente.
Mapa de distancia a carreteras	Distancia euclidiana desde las vías de comunicación
Índice de presión	Interpolación Inversa de la Distancia (IDW por sus siglas en inglés) donde el numerador es el consumo de carbón de las ciudades principales y el denominador es el costo en unidades temporales para llegar a cualquier lugar desde estas mismas ciudades. Se utilizaron mapas de fricción para estimar los costos.
Pendiente	Pendiente del terreno en grados, relacionado con la "idoneidad" del terreno para construir hornos de tierra tradicionales.

El índice de presión se calculó usando el "consumo" de las localidades mayores a 5,000 habitantes (bajo el supuesto de que a mayor número de habitantes, mayor consumo). Se calculó el costo acumulado usando el mapa de fricción (velocidad sobre terreno). El mapa de pendiente se obtuvo a partir del modelo digital de elevación usando la función *calculate slope map* del software DINAMICA EGO. El mapa de distancia a carreteras fue creado a partir del mapa de carreteras usando la función "*calculate distance map*" calcula la distancia euclidiana desde todos los tipos carretera.

El caso virtual fue elegido con el fin de probar el desempeño de los modelos donde se cumplan de manera más o menos cabal los criterios de preferencia que se conocen *a priori* y con una velocidad de procesamiento mayor; es un mapa binario de 578 x 374 pixeles (pixeles de 30 metros) donde 0 (cero) es no-evento y 1 (uno) es evento. Por evento se entiende un sitio donde se realizó una tala raza del bosque de encino para producir carbón vegetal mediante hornos de tierra *in situ*. Los mapas de probabilidad que generan los modelos se calibrar con el 50% de los eventos, y se validan con el otro

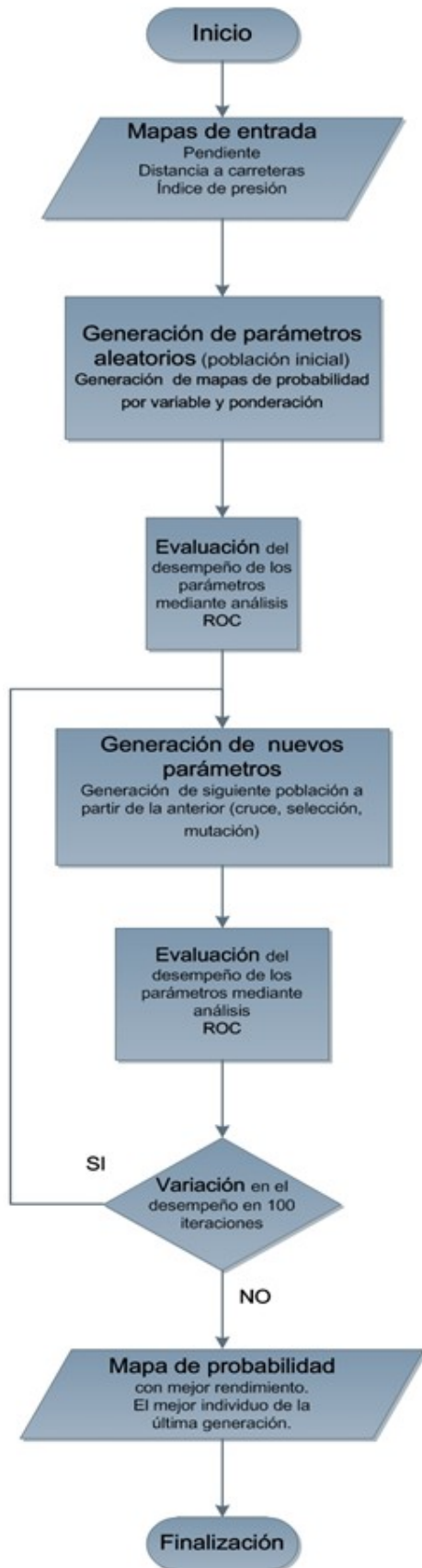
50%. Los modelos integran las tres variables descritas en la tabla 2-1: pendiente, índice de presión y distancia a carreteras. Los parches de cosecha se eligieron con base en el conocimiento de las preferencias de los productores de carbón, colocando así lo sitios de cosecha entre ± 200 y ± 800 metros de la carretera, dentro de una pendiente menor a 10° y con un índice de presión mayor a 200 (Figura 2-1).



2-1. Mapa de cosecha (caso de estudio virtual)

Sé utilizó el software DINAMICA EGO tiene la bondad de poder interactuar con otros software, como con el paquete R (R Core Team, 2014) el cual permite producir gráficos de las funciones de cada variables.

2.4.2. Modelo Algoritmo Genético (AG)



La función de Algoritmo Genético en el paquete DINAMICA EGO está basado en EO librería de computación (Keijzer et al., 2002). La primera generación se genera al azar. La herramienta GA selecciona los individuos de la siguiente generación uno a uno mediante un “torneo” determinista (Miller y Goldberg, 1996). El 70% de la nueva generación es creada cruzando aleatoriamente individuos de la generación actual, para generar dos individuos. El uno por ciento de la nueva generación se obtiene por mutación y el 29% restante pasa de la generación anterior, sin mutaciones y sin cruzamiento. Para reducir el costo computacional la Herramienta GA tiene la posibilidad de adoptar un enfoque meta-heurístico conocido como GA-KNN (Liu y Khu, 2007) que es la combinación del AG con el meta-modelo clasificador K-vecino más cercano (Soares-Filho et al., 2013).

En el modelo de AG (figura 2-2) la población es la cantidad de posibles soluciones, generación a generación nuevos individuos de la población “nacen” y “mueren”. La aptitud es evaluación del desempeño, que tan “bueno” es el individuo (solución) para el problema. La búsqueda de soluciones se realiza siguiendo los siguientes pasos (según Sastry et al., 2005):

2-2. Diagrama de modelo de algoritmo genético.

1. Inicialización. La población inicial es usualmente generada aleatoriamente dentro del espacio de búsqueda. Aunque se puede incorporar fácilmente conocimiento específico o de dominio.
2. Evaluación. Una vez generada la población inicial se evalúa su aptitud.
3. Selección. Selecciona los individuos con mayor aptitud, por lo tanto impone el mecanismo de supervivencia del más apto, aún así si eliminar completamente los menos aptos, para evitar que la población se vuelva homogénea en pocas generaciones.
4. Recombinación. Una vez seleccionados los individuos son recombinados o cruzados para producir la siguiente generación los que posiblemente tendrán más aptitud. La descendencia no será idéntica a cualquier padre en particular, sino tendrá una combinación de rasgos de los padres.
5. Mutación. Mientras se lleva a cabo la recombinación un porcentaje de la población sufre un cambio – un porcentaje de las soluciones cambia aleatoriamente-. El operador de mutación va ganando importancia a medida que la población se va volviendo homogénea – convergiendo-.
6. Reemplazo. La población descendiente, creada por la selección, la recombinación y la mutación reemplaza a la población original. El reemplazo -o reducción-, suele hacerse básicamente con dos métodos, lo que se denomina reducción simple³ y reducción elitista⁴.

El algoritmo genético optimiza los valores de una función *gaussiana* ajustando la forma y ancho, encontrando para cada variable el gradiente de probabilidad de que ocurra el evento (e.g. cosecha). También la encuentra los valores de ponderación de las variables.

El modelo utilizó como insumos mapas de entrada (e.g. pendiente, distancia a carreteras e índice de presión) que representan las variables explicativas, también se incluyó el mapa de sitios de cosecha (calibración) el modelo se programó con una

³ Los individuos descendientes forman la población de la siguiente generación (poblaciones de igual tamaño).

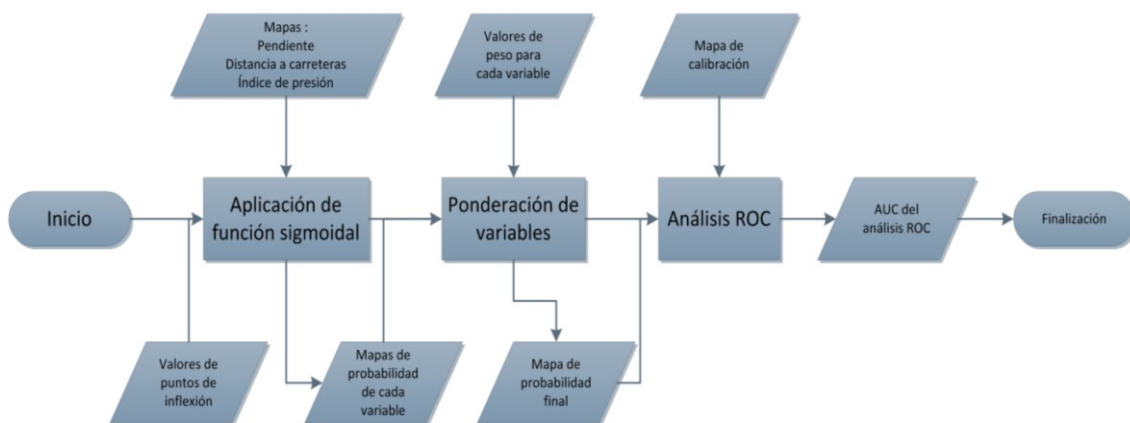
⁴ Se eligen los individuos más adaptados de las 2 poblaciones (respetando el tamaño de población).

población de 250 individuos (posibles soluciones) y el *stop* a convergencia después de 350 generaciones sin cambio mayor a 0.1%.

La evaluación del desempeño del modelo se realizó por medio de un análisis ROC⁵, comparando el AUC de las diferentes soluciones (individuos) por cada generación.

2.4.3. Modelo de conocimiento experto (CE)

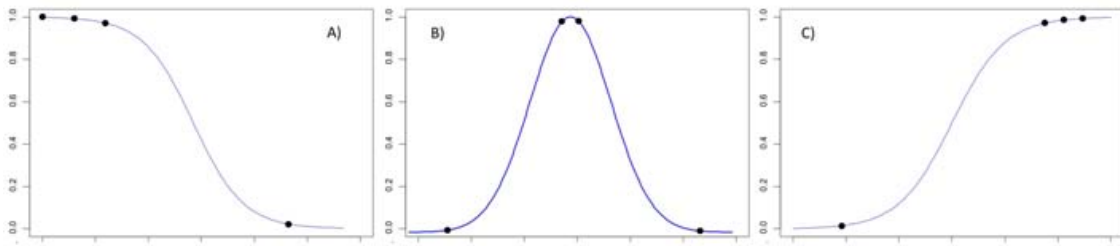
El modelo de conocimiento experto (Figura 3) se desarrolló con base en la Evaluación Multi-criterio (EMC) de Idrisi. La evaluación multi-criterio está definida como un conjunto de técnicas sistematizadas para asistir procesos de complejos de decisión. La estrategia básica de la EMC es dividir el problema en pequeñas partes comprensibles, analizar cada parte e integrarlas de forma lógica para producir una mejor solución. Los análisis multi-criterio espaciales pueden ser pensados como un proceso que combina y transforma datos espaciales y no espaciales (Thill, 1999).



2-3. Diagrama de modelo de conocimiento experto

El modelo utiliza una función sigmoidea (arco-seno), donde contamos con cuatro puntos de inflexión que determinan la forma de la curva (Figura 2-4 y tabla 2-2). Se utilizaron tres variables: pendiente, distancia a carreteras e índice de presión.

⁵ En la sección 2.4.5 (Calibración y validación) se explica con detalle el funcionamiento del análisis ROC (Característica Operativa del Receptor-del inglés: *The Receiver Operating Characteristic*-) y de la comparación de AUC's (área bajo la curva- del inglés: *Area Under Curve*-).



2-4. Valores de puntos de inflexión.

Tabla 2-2. Valores de puntos de inflexión.

Variable	Puntos de inflexión				Forma de la curva
Pendiente	5	5	5	16	A
Distancia a carreteras	230	400	800	1200	B
Índice de presión	150	150	150	500	A

Cada variable se normalizó de 0 a 255. Después cada variable ya con valores de probabilidad asignados según los puntos de inflexión (conocimiento experto) se sumaron ponderadamente, es decir, dándole un peso diferente a cada variable (Tabla 2).

Tabla 2-3. Valores de ponderación.

Variable	Peso
Pendiente	0.5
Distancia a carreteras	0.35
Índice de presión	0.15

Después se evaluó el mapa de idoneidad (probabilidad) final por medio de un análisis ROC. El análisis ROC se realizó comparando el mapa de idoneidad final con un mapa de calibración. Dicho análisis nos indica el poder predictivo de nuestro resultado.

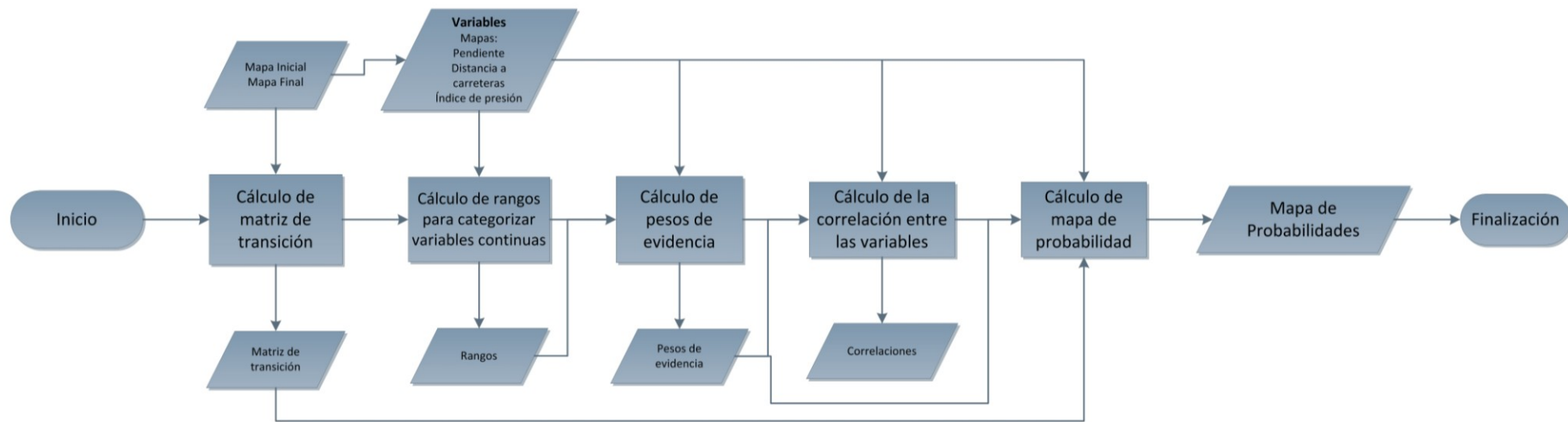
2.4.4. Modelos basados en pesos de evidencia (PE).

El método de pesos de evidencia se basa en las probabilidades condicionales⁶ que está basado en el “Teorema de Bayes” (Almeida, 2003), con el cual se obtendrá un mapa de

⁶ Probabilidad condicional es la probabilidad de un suceso se cumpla habiéndose cumplido ya otro.

probabilidades que nos muestra las áreas más propensas a cambiar. El peso $W+$ es positivo cuando la presencia de la condición tiende a aumentar la probabilidad del evento. Cuando la presencia del evento tiende a disminuir la probabilidad del evento el valor del peso es negativo.

Los modelos de pesos de evidencia (Figura 2-5) se realizaron con el Software DINAMICA EGO, primero se calculó las matrices de transición, que es la tasa de cambio de las variables (para este caso cosecha) en periodos discretos de tiempo (i.e. $t_0 - t_1$).



El siguiente paso, es el cálculo de los rangos de las variables (Tabla 2-4), donde se categorizó las variables continuas, de manera que se delimitan las categorías que tienen un efecto sobre los cambios.

Tabla 2-4. Incremento de los valores de las variables (rangos).

Variable	Incremento (categorías, rangos)
Distancia a carreteras	30m
Pendiente	1°
Índice de presión	1

El siguiente paso es el cálculo de los coeficientes de pesos de evidencia. Donde el efecto de las variables explicativas es calculado independientemente. El peso de evidencia positivo asociado a la presencia de la condición considerada se calcula con la siguiente ecuación (1).

$$W^+ = \ln \left[\frac{P(\text{Pe}|D)}{P(\text{Pe}|\bar{D})} \right] \quad (1)$$

Donde $P(\text{Pe}|D)$ es la probabilidad de estar en zonas de pendiente baja de la variable sabiendo que hubo deforestación para producción de carbón (proporción de los pixeles de deforestación que se encuentran en baja pendiente). Y $P(\text{Pe}|\bar{D})$ es la probabilidad de estar en zonas de baja pendiente sabiendo que no hubo deforestación para producción de carbón (proporción de pixeles sin deforestación que se encuentran en zonas de pendiente baja).

Para realizar el cálculo de la probabilidad condicional tomando en cuenta varias condiciones se suman los pesos de evidencia (ecuación 2). Es necesario que exista independencia condicional entre las variables.

$$P(D|\text{Pe} \cap C \cap \text{Ip}) = \frac{e^{\sum w_i^+}}{1 + e^{\sum w_i^+}} \quad (2)$$

Donde $P(D|\text{Pe} \cap C \cap \text{Ip})$ es la probabilidad del evento D (deforestación) en un sitio cumpliendo con las condiciones de baja pendiente (Pe), distancia a carreteras (C) y un elevado índice de presión (Ip). Todo bajo el supuesto de independencia condicional entre las variables.

Para el caso del modelo PE mixto, los pesos de evidencia son modificados según el conocimiento experto.

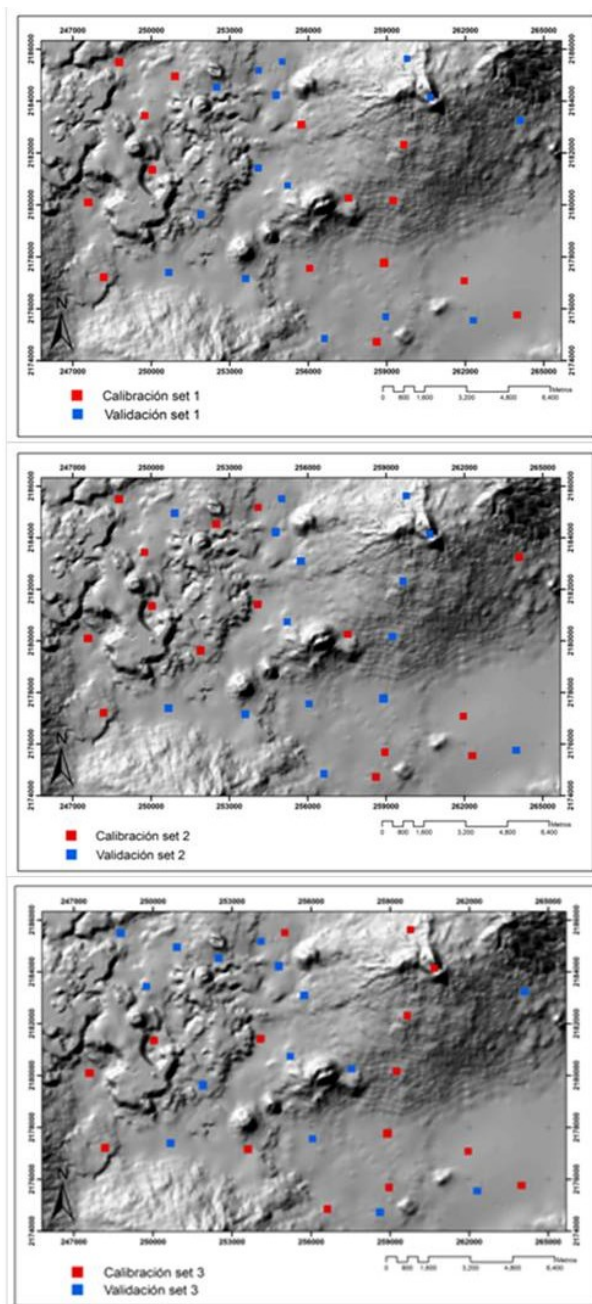
Para verificar la independencia de las variables, se calculó el coeficiente de Cramer (Tabla 2-5) con ayuda de un modelo construido para este fin en DINAMICA EGO. El coeficiente de Cramer varía entre cero y uno, el cero indicando que las variables son totalmente independientes y uno totalmente correlacionadas.

Tabla 2-5. Índice de correlación de Crammer de las variables.

Trasition_From	Trasition_To*	First_Variable*	Second_Variable*	Crammer
0	1	distancia/Band_1	indice/Band_1	0.117074226
0	1	distancia/Band_1	pendiente/Band_1	0.082871539
0	1	indice/Band_1	pendiente/Band_1	0.123858008

2.4.5. Calibración y validación de los modelos

La calibración de los modelos se realizó con el 50% de los parches de cosecha



seleccionados al azar en tres grupos diferentes (figura 2-5), que sirven para brindar información a los modelos para calcular los mapas de idoneidad. En todos los modelos se utilizó el mismo mapa de calibración (el grupo de datos correspondiente). Aunque con aproximaciones diferentes, en el caso del modelo AG se ajustan los valores de una función *gaussiana* y los valores de la ponderación de los pesos de cada variable. En el caso del modelo de conocimiento experto no se realiza calibración. En el modelo de pesos de evidencia (y pesos de evidencia editado) los puntos de calibración le brindar información para determinar la localización más probable, aunque la versión modificada del modelo no necesariamente se tiene que utilizar los datos de calibración.

La validación de los modelos se llevó a cabo por medio de análisis. En la

2-5. Grupos de datos de calibración y validación.

validación se realiza el análisis ROC de los mapas de idoneidad comparándolos con los mapas de validación (figura 2-5) correspondientes que contiene 50% de los parches de evento.

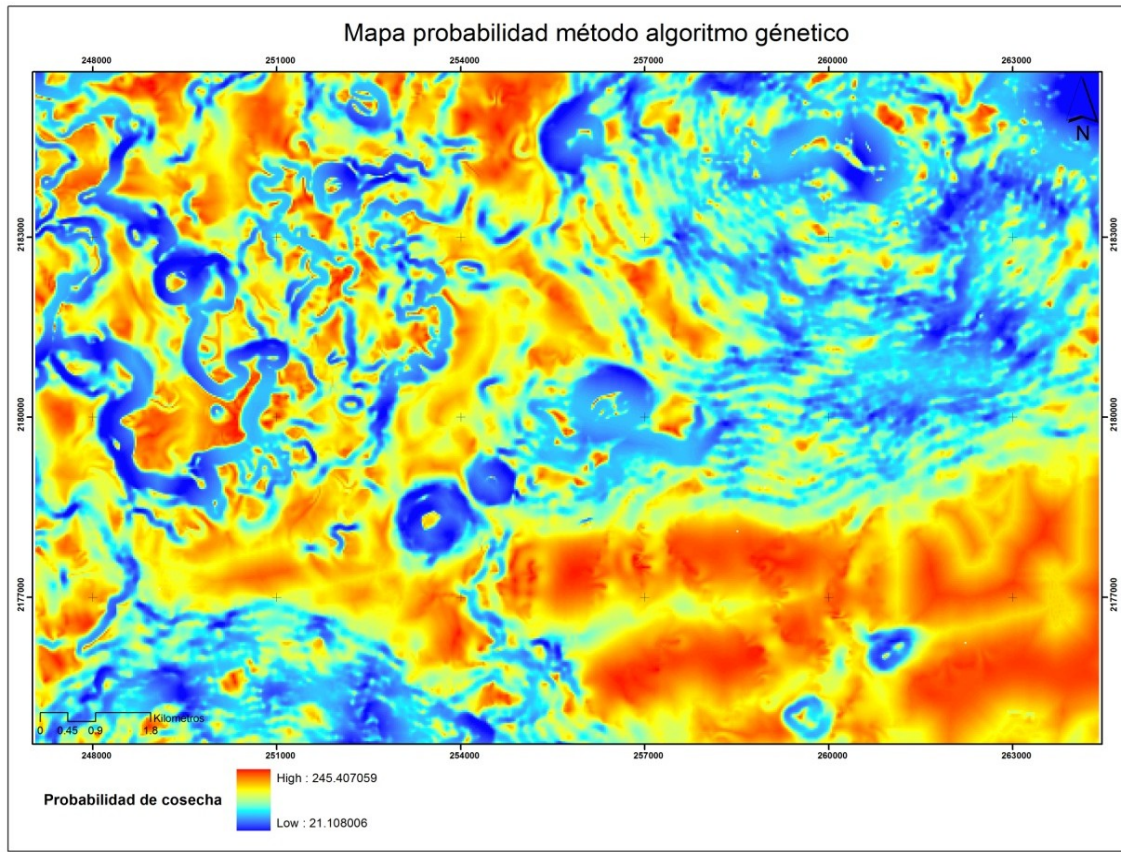
El análisis ROC es comúnmente utilizado para evaluar el rendimiento de métodos de clasificación y ha sido usado ampliamente en varios campos tales como el diagnóstico médico, finanzas cuantitativas, bio-informática y en SIG. Las principales aplicaciones del análisis ROC conciernen a estudios de valoración de modelos raster dirigidos a la predicción del cambio de cobertura y uso de suelo, distribución de especies, riesgos de desastres así como para evaluar modelos que producen mapas de probabilidad (Mas et al., 2013).

En un enfoque estándar de análisis ROC el mapa de probabilidades es comparado con un mapa binario real de eventos para evaluar la coincidencia entre el evento y los valores de probabilidad (Mas et al., 2013). Modelos con alto poder predictivo producen mapa de probabilidad en el que las probabilidades de alto rango coinciden con los eventos reales.

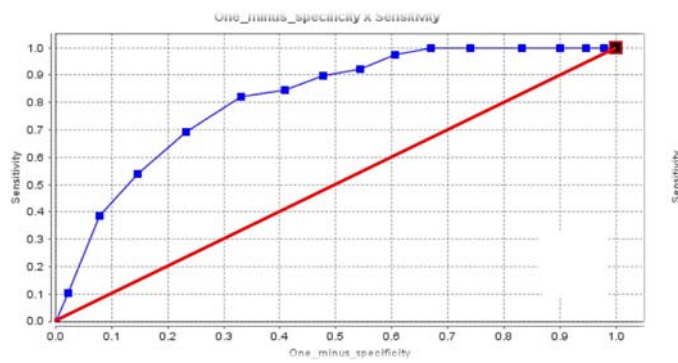
El análisis se realizó con ayuda de una herramienta de análisis ROC para modelos espaciales diseñada en DINAMICA EGO (Mas et al., 2013). Dicha herramienta agrupa píxeles con valores similares de probabilidad, en nuestro caso se realizó con 10 intervalos. Los intervalos tienen el mismo rango de probabilidades pero no necesariamente el mismo número de píxeles.

2.5.Resultados

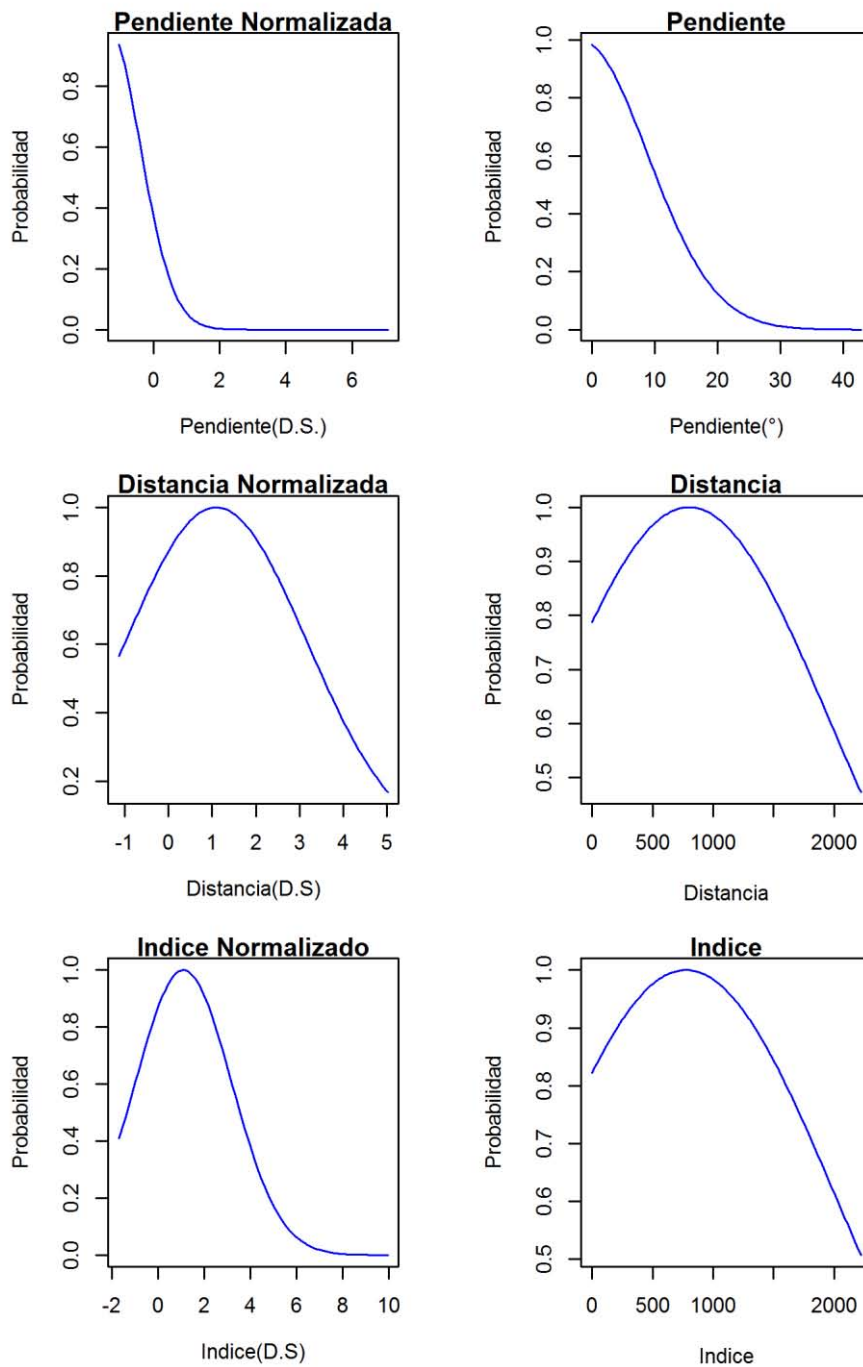
Con el modelo AG generó un mapa de probabilidad (figura 2-6) que logró calibrar la curva ROC con un $AUC=0.8788$ y para la fase de validación consiguió un $AUC =0.811$ (figura 2-7). Se graficaron las curvas de cada variable (figura 2-8).



2-6. Mapa de probabilidad obtenido por el método de AG.

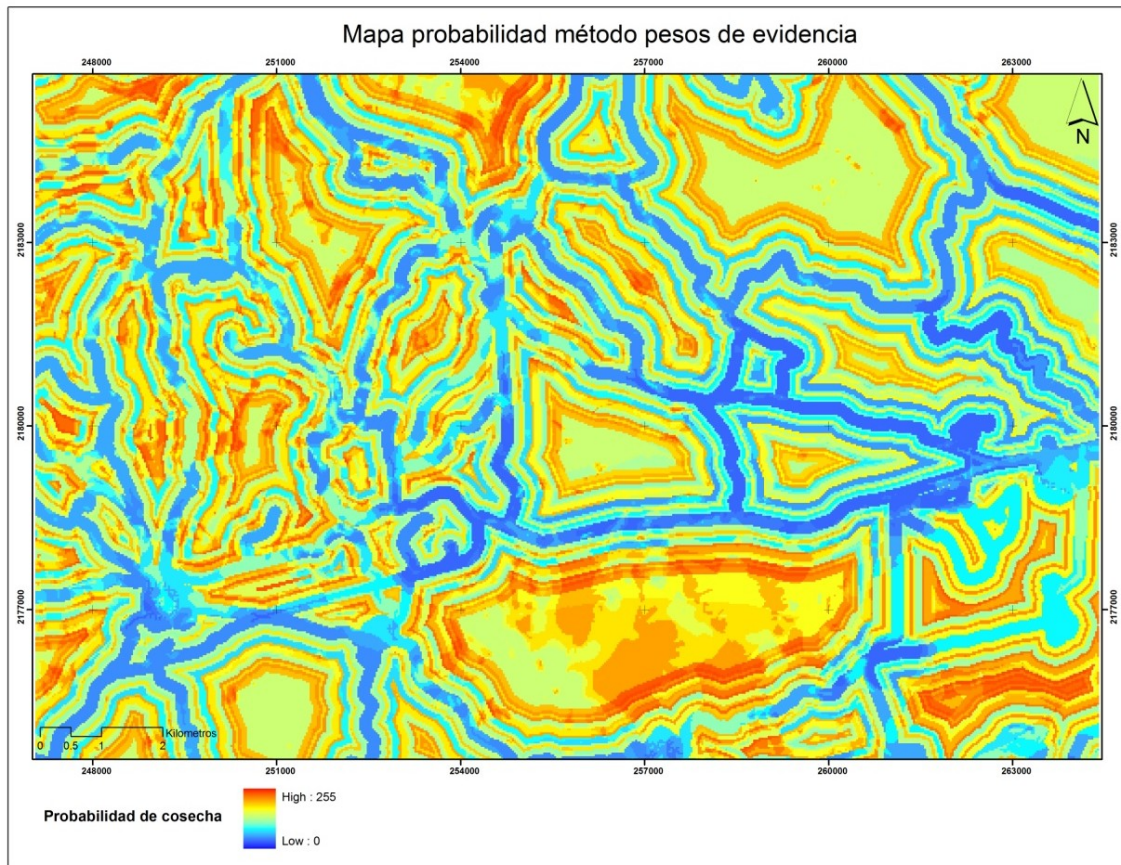


2-7. Curva ROC de la validación del modelo AG.

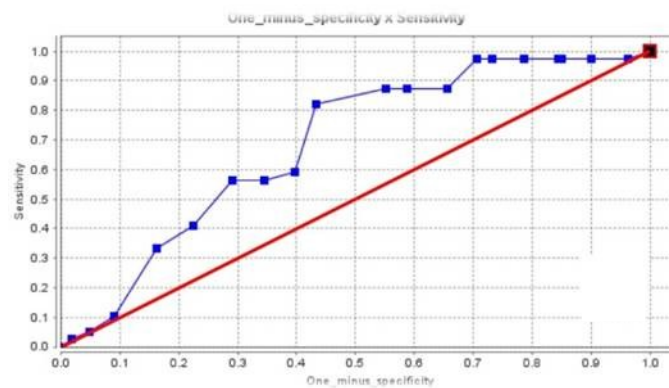


2-8. Formas de las curvas obtenidas por el método AG

Por medio del método de PE se generó un mapa de probabilidad (figura 2-9) que en validación alcanzó un AUC=0.8788 y para la fase de validación un AUC=0.8111 (figura 2-10).

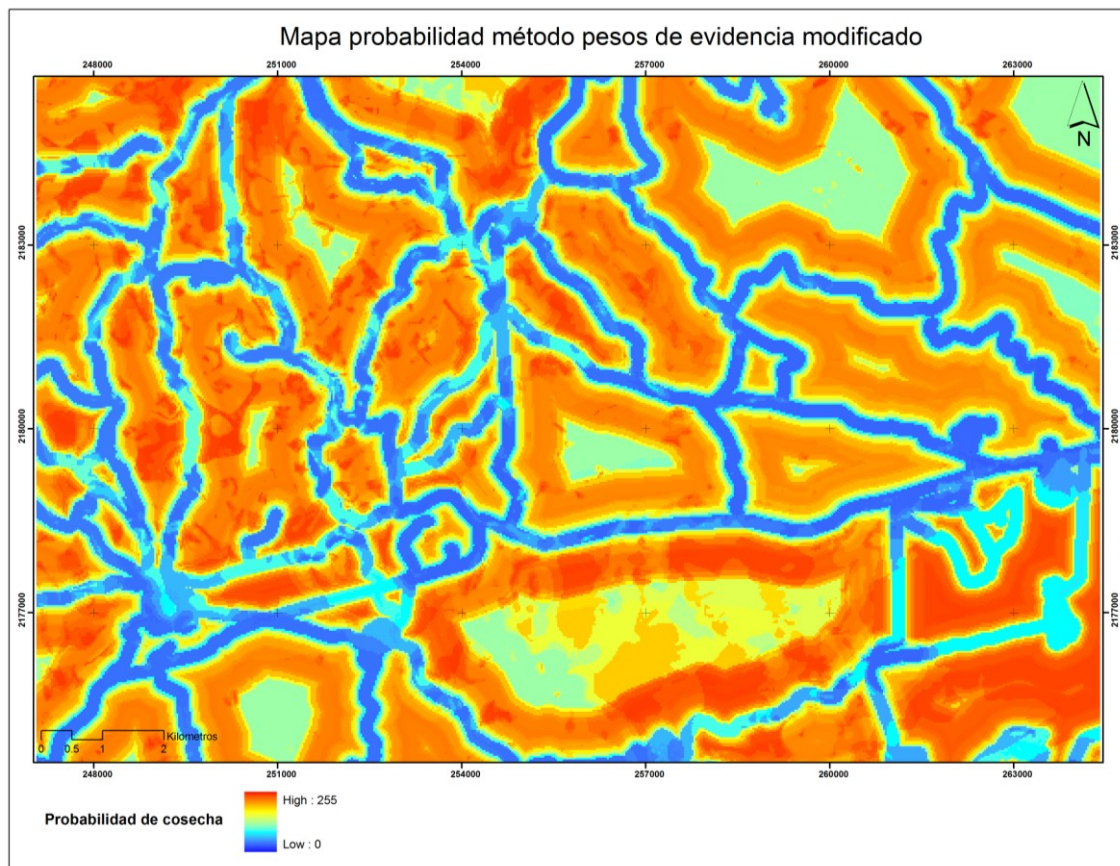


2-9. Mapa de probabilidad generado por el método de pesos de evidencia.

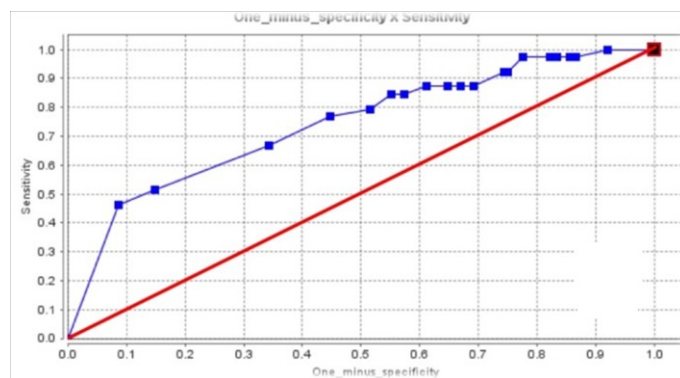


2-10. Curva ROC de la validación del modelo PE.

Por medio del método de PE mixto se generó un mapa de probabilidad (figura 2-11) que en validación alcanzó un AUC=0.8220 y para la fase de validación un AUC=0.7420 (figura 2-12).

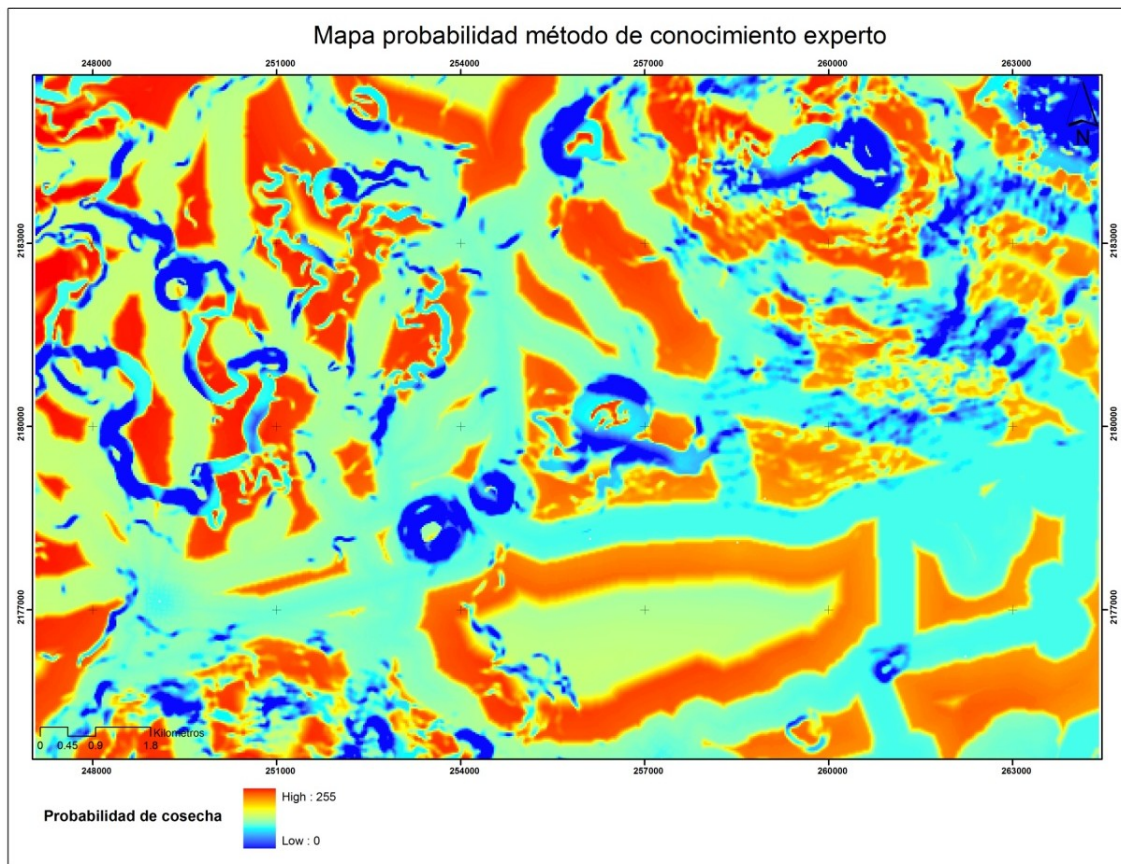


2-11. Mapa de probabilidad generado con el método de pesos de evidencia modificado.

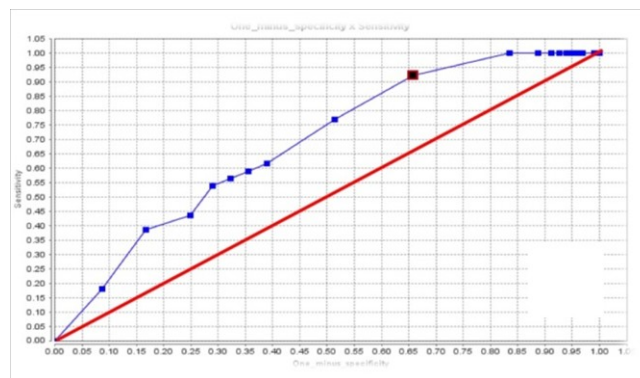


2-12. Curva ROC de la validación del modelo PE.

Por último se empleó el modelo CE, que generó un mapa de probabilidad (figura 2-13) que obtuvo en la fase de calibración un $AUC=0.7606$, mientras en la validación un $AUC=0.7420$ (figura 2-14)



2-13. Mapa de probabilidad generado con el método de conocimiento experto.



2-14. Curva ROC de la validación del modelo CE.

2.6. Comparación del rendimiento de los modelos.

Para comprobar la "estabilidad" de los modelos se corrieron 3 veces con diferentes grupos de datos de calibración, seleccionando el 50 % de los parches 3 veces al azar y utilizando el otro 50% de los parches para realizar la calibración. El modelo de CE no requiere de datos de calibración y el modelo PE modificado tiene la capacidad de

incorporar o no el conocimiento experto para cada variable (en nuestro caso se modificaron los pesos de todas las variables).

Tabla 2-6.Comparación de resultados de AUC de los diferente modelos.

Modelo	Enfoque	AUC Calibración	AUC Validación
Algoritmo genético	Datos	0.8788	0.8111
		0.8368	0.8545
		0.8799	0.8107
Conocimiento experto	Conocimiento	N/A ⁷	0.6823
		N/A	0.7702
		N/A	0.74641
Pesos de evidencia	Datos	0.8609	0.6862
		0.83620	0.6968
		0.8248	0.71453
Pesos de evidencia modificado	Mixto	N/A	0.7420
		N/A	0.7573
		N/A	0.73931

2.7.Discusiones y conclusiones

Se construyeron y evaluaron tres modelos basados en diferentes enfoques. Se generó un área de estudio virtual (con el fin de disminuir el costo computacional, reducir el tiempo de ejecución y permitir que los modelos ajusten mejor) la cual sirvió para ejecutar y validar los modelos. Cada modelo generó un mapa de probabilidad/idoneidad del terreno para la producción de carbón vegetal (virtual), los modelos fueron validados por medio de un análisis ROC.

Podemos observarlas diferencias de los modelos en su desempeño, siendo el modelo AG el de mayor rendimiento, seguido por el modelo PE modificado, CE y PE. El modelo AG mostró alta capacidad para calibración y validación sin llegar a sobre-ajustar

En este ejercicio en particular los datos de entrada fueron "hechos *a priori*" por lo cual se obtuvo un buen desempeño de los modelos (patrones de cosecha -alta relación entre el evento y variables-). Es importante mencionar que cualquier tipo de modelado

⁷ Los campos con la leyenda N/A significan que no requieren datos de calibración.

(cualquier enfoque) puede ser tan potente como la cantidad y la calidad de datos que lo alimentan (puntos, en los modelos AG y PE y conocimiento en CE y PE modificado).

El desempeño del modelo de CE fue relativamente bajo, en este caso aunque conocemos los rangos de distribución de los eventos, la dificultad encontrada en este modelo es la parte de la ponderación de las variables, donde se requiere del conocimiento y experiencia por parte del experto.

La única diferencia en el diseño de los modelos PE y PE mixto es la modificación de los pesos de evidencia con "conocimiento experto", que tiende a mejorar en el desempeño del modelo.

El método ROC en la evaluación de los individuos dentro del modelo AG hace que se requiera de gran poder de procesamiento, esto se podría solucionar con realizando un re-muestreo de los datos siguiendo el método de Mas et al. (2013), disminuyendo así el número de pseudo-ausencias, lo que significa mayor velocidad en cada evaluación. Por otra parte se podría realizar también una evaluación diferente como puede ser el método de diferencia de potencial usado por en Pérez-Vega et al. (2012) para la evaluación de sus resultados y propuestos por Eastman et al. (2005) que consiste en la diferencia de las medias de probabilidad donde hubo evento y donde no.

Se esperaría que los modelos que permiten la incorporación de *conocimiento experto* o que son totalmente basados en *conocimiento experto* arrojaran mejores resultados. El modelo AG permite "altos" ajustes de calibración, pero no tiene la capacidad de incorporar el *conocimiento experto*, el método de PE puede usarse con o sin la intervención del *conocimiento experto* (mostrando mejores resultados usándolo) mientras el modelo CE sólo recibe el *conocimiento experto*.

2.8. Bibliografía capítulo II

- Almeida, C.M., Gleriani, J.M., Castejon, E.F., Soares- Filho, B.S., 2008. Using neural networks and cellular automata for modelling intra- urban land- use dynamics. *International Journal of Geographical Information Science* 22, 943–963. doi:10.1080/13658810701731168
- Bonham-Carter, G. 1993. *Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS*. Pergamon, 398 pp.(1994).

- Bustos Hernández, M., 2010. Desarrollo de un modelo integrado en un SIG para evaluar la idoneidad turística en función de las características ambientales del territorio.
- Chen, Y., Khan, S., Paydar, Z., 2010. To retire or expand? A fuzzy GIS-based spatial multi-criteria evaluation framework for irrigated agriculture. *Irrigation and Drainage* 59, 174–188.
- Chen, Y., Paydar, Z., 2012. Evaluation of potential irrigation expansion using a spatial fuzzy multi-criteria decision framework. *Environmental Modelling and Software* 38, 147–157.
- Eastman, J.R., Van Fossen, M.E., Solarzano L.A., 2005. Transition potential modeling for land cover change. D. Maguire, M. Goodchild, M. Batty (Eds.), *GIS, Spatial Analysis and Modeling*, ESRI Press, Redlands, California (2005).
- Follador, M., Villa, N., Paegelow, M., Renno, F., Bruno, R., 2008. Tropical deforestation modelling: comparative analysis of different predictive approaches. The case study of Peten, Guatemala, in: Paegelow, M., Olmedo, M. (Eds.), *Modelling Environmental Dynamics*, Environmental Science and Engineering. Springer Berlin Heidelberg, pp. 77–107.
- Goldberg, D.E., 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, 1st ed. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA.
- Goodacre, A.K., Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P., Wright, D.F., 1993. A statistical analysis of the spatial association of seismicity with drainage patterns and magnetic anomalies in western Quebec. *Tectonophysics* 217, 285–305. doi:10.1016/0040-1951(93)90011-8
- Hilera González, J.R., Martínez Hernando, V.J., 2000. *Redes neuronales artificiales: fundamentos modelos y aplicaciones*. Madrid: Editorial Alfaomega Ra-Ma.
- Holland, J. H., 1992. Genetic algorithms. *Scientific American*, July, 114–116.
- Jenerette, G.D., Wu, J., 2001. Analysis and simulation of land-use change in the central Arizona – Phoenix region, USA. *Landscape Ecology* 16, 611–626. doi:10.1023/A:1013170528551
- Kahinda, J.M., Lillie, E.S.B., Taigbenu, A.E., Taute, M., Boroto, R.J., 2008. Developing suitability maps for rainwater harvesting in South Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 33, 788–799. doi:10.1016/j.pce.2008.06.047
- Keijzer, M., Guervós, J.J.M., Romero, G., Schoenauer, M., 2002. Evolving Objects: A General Purpose Evolutionary Computation Library, in: *Selected Papers from the 5th European Conference on Artificial Evolution*. Springer-Verlag, London, UK, UK, pp. 231–244.
- Ligmann-Zielinska, A., Jankowski, P., 2014. Spatially-explicit integrated uncertainty and sensitivity analysis of criteria weights in multicriteria land suitability evaluation. *Environmental Modelling & Software* 57, 235–247. doi:10.1016/j.envsoft.2014.03.007.
- Lodwick, W.A., Monson, W., Svoboda, L., 1990. Attribute error and sensitivity analysis of map operations in geographical information systems: suitability analysis. *International Journal of Geographical Information Systems* 4, 413–428.
- Malczewski, J., 2004. GIS-based land-use suitability analysis: a critical overview. *Progress in Planning* 62, 3–65. doi:10.1016/j.progress.2003.09.002
- Malczewski, J., 2006. GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science* 20, 703–726.
- Mas, J.-F., Soares Filho, B., Pontius, R.G., Farfán Gutiérrez, M., Rodrigues, H., 2013. A Suite of Tools for ROC Analysis of Spatial Models. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 2, 869–887. doi:10.3390/ijgi2030869
- Miller, B.L., Goldberg, D.E., 1996. Genetic algorithms, selection schemes, and the varying effects of noise. *Evolutionary Computation* 4, 113–131.
- Naghdzadegan, M., Behifar, M., Mirbagheri, B., 2013. SPATIAL DEFORESTATION MODELING USING CELLULAR AUTOMATA (CASE STUDY: CENTRAL ZAGROS FORESTS). *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XL-1/W3*, 289–293. doi:10.5194/isprsarchives-XL-1-W3-289-2013
- Paegelow, M., Camacho, Mto., 2008. Advances in geomatic simulations for environmental dynamics, in: Paegelow, M., Olmedo, M. (Eds.), *Modelling Environmental Dynamics*, Environmental Science and Engineering. Springer Berlin Heidelberg, pp. 3–54.
- Peng, L., Chen, W., Li, M., Bai, Y., Pan, Y., 2014. GIS-based study of the spatial distribution suitability of livestock and poultry farming: The case of Putian, Fujian, China. *Computers and Electronics in Agriculture* 108, 183–190. doi:10.1016/j.compag.2014.08.004
- Pérez-Vega, A., Mas, J.-F., Ligmann-Zielinska, A., 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 & Software* 29, 11–23. doi:10.1016/j.envsoft.2011.09.011

- R Core Team, 2014. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Sastry, K., Goldberg, D., Kendall, G., 2005. Genetic Algorithms, in: Burke, E., Kendall, G. (Eds.), Search Methodologies. Springer US, pp. 97–125.
- Soares-Filho, B., Rodrigues, H., Follador, M., 2013. A hybrid analytical-heuristic method for calibrating land-use change models. *Environmental Modelling & Software* 43, 80–87. doi:10.1016/j.envsoft.2013.01.010
- Soares-Filho, B.S., Coutinho Cerqueira, G., Lopes Pennachin, C., 2002. dinamica—a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling* 154, 217–235. doi:10.1016/S0304-3800(02)00059-5
- Thill, J.-C., 1999. Spatial multicriteria decision making and analysis: A geographic information sciences approach. Ashgate Brookfield, VT.

Capítulo 3 Modelado de los patrones espacio temporales de la extracción de madera para la producción de carbón vegetal en la cuenca del lago de Cuitzeo.

3.1. Introducción

Existe una importante actividad carbonera dentro de la cuenca del lago de Cuitzeo (CLC) (ésta actividad no se encuentra regulada por ningún programa de aprovechamiento oficial), con una explotación concentrada en los encinos. La cadena de valor es compleja e involucra esencialmente a siete actores sociales : 1) propietarios de los predios (encinares) que venden la madera a los productores, 2) productores de carbón sin madera y con capital, 3) productores de carbón dueños de la madera, 4) productores de carbón sin capital (sistema al-tercio), 5) acopiadores, 6) revendedores, y 7) usuario final.

La mayor parte de la superficie forestal de la cual se extrae madera para la producción de carbón en la CLC corresponde a ejidos y predios privados, donde los encinares son manejados de manera tradicional.

El manejo tradicional consta principalmente de la tala de los árboles de encino dentro del predio. Se construye el horno *in situ*, se hornea la madera, después de enfriarse se empaca el carbón. En los claros hechos durante la producción de carbón existe rebrote de los tocones y posteriormente manchones de encinos de la misma edad. El ciclo se repite en cada sitio en periodos de 15 a 20 años.

La producción de carbón vegetal en la CLC podría ser una causa importante de degradación estructural y funcional de los bosques remanentes de encino. Algunas razones son la alta presión de extracción de madera dado el considerable volumen de producción de carbón vegetal, y los métodos silvícolas que se basan en la tala rasa y ciclos de corte sub-óptimos, los cuales han sido reportados como ineficientes y más propensos a la incidencia de plagas, bajo reclutamiento de juveniles de semilla, y pérdida de plasticidad genética (Aguilar et al., 2012). Desde la perspectiva

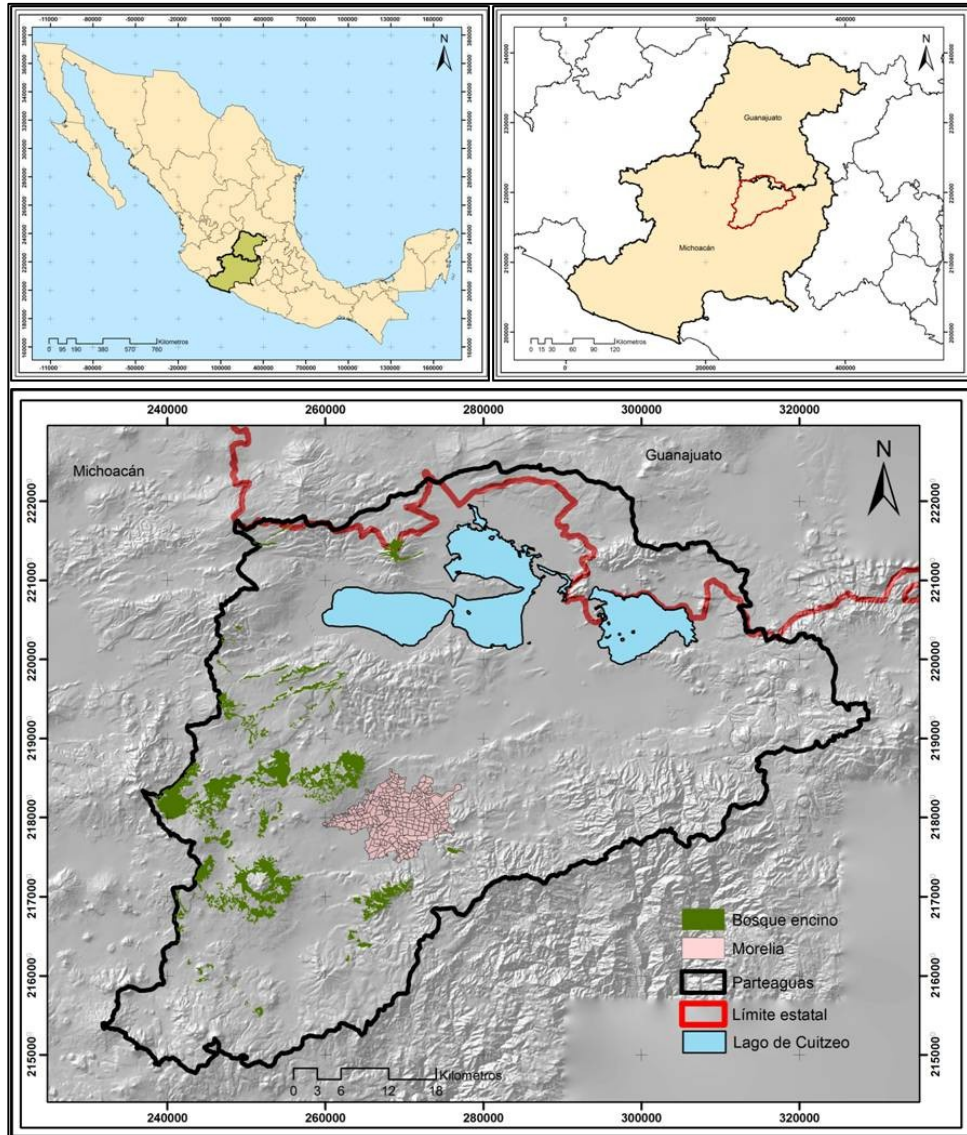
socioeconómica, los productores de carbón vegetal raramente son dueños de la tierra, y no existe una intención o esfuerzo explícito de conservar los bosques más allá de su capacidad de rebrote asexual que los mantiene como una fuente de madera por varias décadas antes de que el sistema colapse y se pierda el bosque. Éstas son hipótesis difíciles de probar por que las variables que describen la estructura y composición de los encinares son difíciles de medir en el largo plazo, y más aún desde fechas pasadas: biodiversidad, vigor de reproducción, diversidad genética, etc. Una manera de abordar el problema es con simulaciones de computadora que reproduzcan los patrones que conocemos. Se requiere, sin embargo, empezar de a poco: entendiendo la distribución espacial esperada de los sitios de producción más frecuentes y donde esperaríamos un mayor impacto ambiental en el largo plazo. En este estudio, esta tarea se aborda mediante mapas de probabilidad de producción de carbón vegetal, que posteriormente puedan ser integrados en un modelo espaciotemporal más complejo que compare la demanda de carbón vegetal con la capacidad de revegetación de los encinos según las prácticas de manejo actuales.

3.2. Objetivos

Aplicar modelos con diferentes enfoques (Basado en datos, Basado en conocimiento experto y mixto) en la Cuenca del lago de Cuitzeo, así como validarlos y comparar su desempeño. Generar diferentes mapas de probabilidad de acuerdo a los diferentes enfoques.

3.3. Descripción del área de estudio

La Cuenca del Lago de Cuitzeo (figura 3-1), se localiza en la parte norte del estado de Michoacán y abarca una pequeña parte del sur del estado de Guanajuato, tiene una superficie aproximada de 4, 000 km². Se encuentra dentro del cinturón volcánico transversal en la región central de México, pertenece a la región hidrológica Lerma-Chapala (Mendoza et al., 2001).



3-1.Ubicación de la cuenca del lago de Cuitzeo

La precipitación media anual es 847 mm y los rangos de temperatura media anual van de los 16 ° C a 18 ° C en la mayoría del área de la cuenca (Mendoza et al. 2006). En el centro y norte se encuentra el subtipo menos húmedo, en la parte norte y noroeste de la cuenca se encuentra el subtipo con humedad intermedia y en la parte sur y noreste el subtipo más húmedo (Acosta, 2002).

La región sur de la cuenca se encuentran sierras de pendientes fuertes, sobresaliendo la de Oztumatlán y Mil cumbres; la parte central de la CLC presenta planicies escalonadas de suaves pendientes, sobresaliendo Santiago Undameo, Morelia, Queréndaro y Zinapécuero éstas se encuentran rodeadas de lomeríos de pendientes y

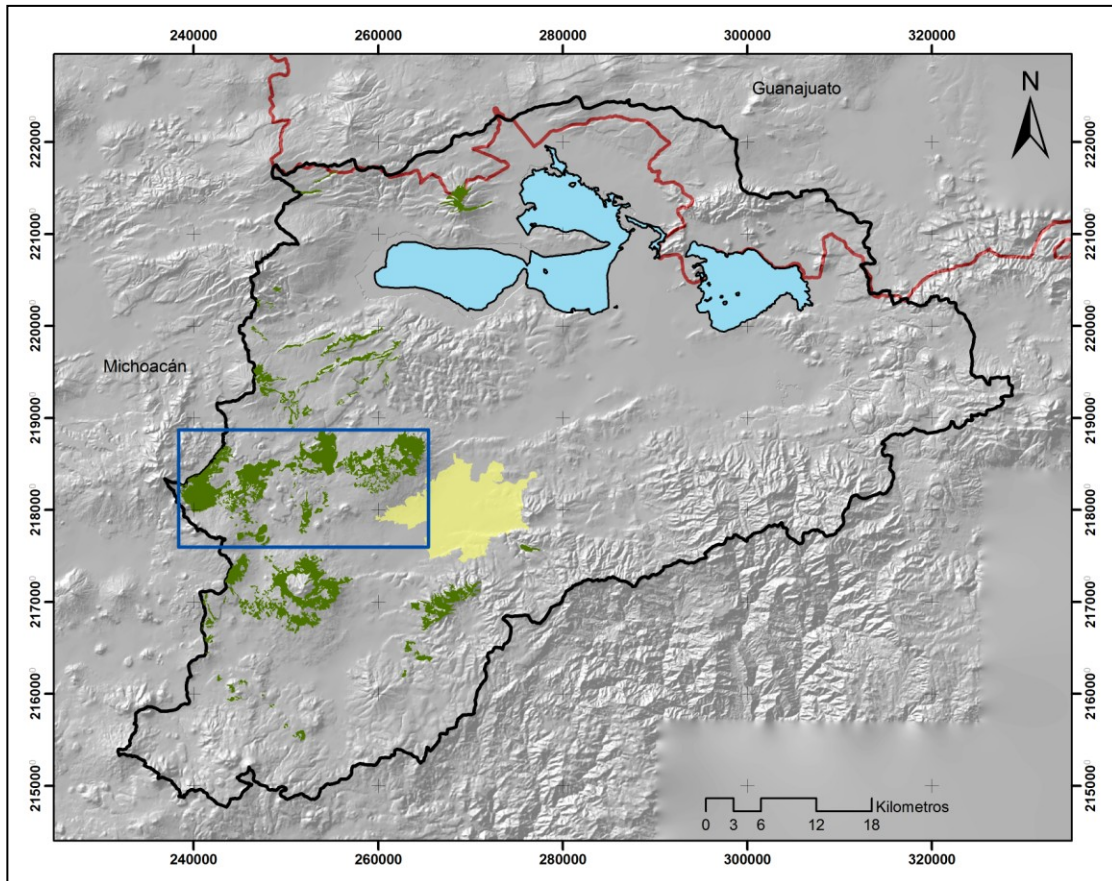
sierras de pendientes medias (Pompa-Lopez, 1995).

El lago de Cuitzeo es el segundo más grande de México (con una superficie aproximada de 300 km²), se encuentra en la parte norte de la cuenca, los principales afluentes del lago son: el Río Grande de Morelia, el Río Queréndaro y el Río Zinapécuaro (Acosta, 2002).

Para el año 2000, el 19.6 % de la cuenca tiene una cubierta de bosque con una superficie de 78,544 ha. Mientras, los matorrales cubren una superficie de 94, 956 ha (23.7 %), los pastizales 25, 268 ha. (6.3 %) y los asentamientos humanos 19, 416 ha. (4.8 %) (López et al., 2006).

3.4.Métodos

Los modelos descritos en el capítulo II se corrieron en la zona de estudio (Cuenca del lago de Cuitzeo). Fue necesario realizar una selección aleatoria de los parches de cosecha, con el fin de usar la mitad como calibración (para entrenar los modelos) y la otra mitad para realizar una validación. Debido a que el cerca del 90 % de las cosechas observadas se encuentra concentrada y con el fin de acelerar los procesos se hizo un recorte de la zona estudio (figura 3-2).



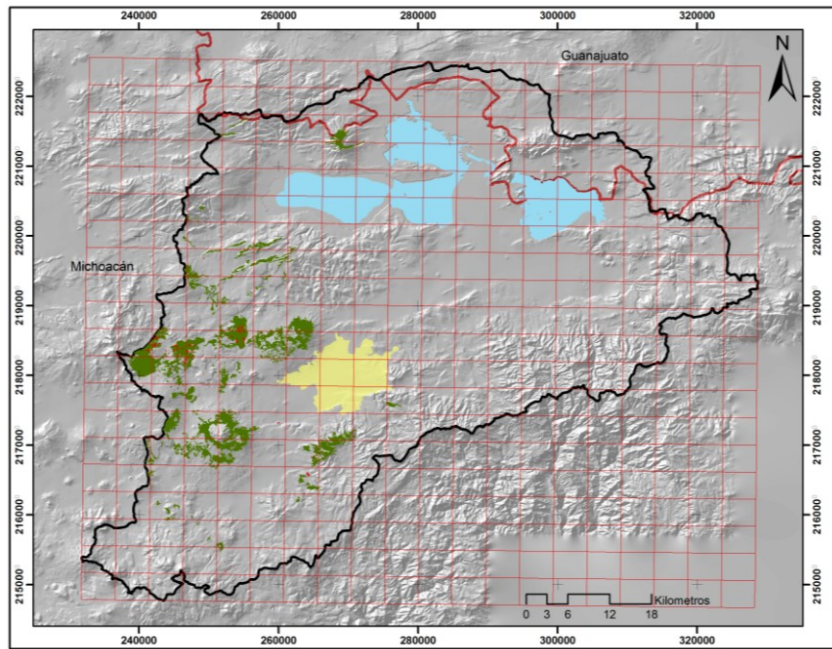
3-2. En azul el recuadro de la CLC usada para correr los modelos.

Para la elaboración del mapa de cosecha se realizó una interpretación visual de imágenes de Google Earth. Con el fin de poder observar el cambio se tomó un periodo de tiempo de *circa* 2003 a *circa* 2012 .

Los mapas de las variables fueron creados en el capítulo II, donde se describe el método usado para generarlos.

3.4.1. Interpretación visual

Para determinar las zonas donde se realizó una cosecha con el fin de producir carbón vegetal se consideraron elementos fotográficos y morfológicos de forma, color, tamaño patrón y contexto geográfico, siguiendo un enfoque similar al usado por Oduori et al. (2011) y Rembold et al. (2013). Con el fin de facilitar la fotointerpretación de la imagen se generó una gradilla (figura 3-3) de 4.8 km por 3.8 km con la cual se pudo hacer la revisión visual sector por sector.



3-3. Cuadrantes usados para la interpretación visual.

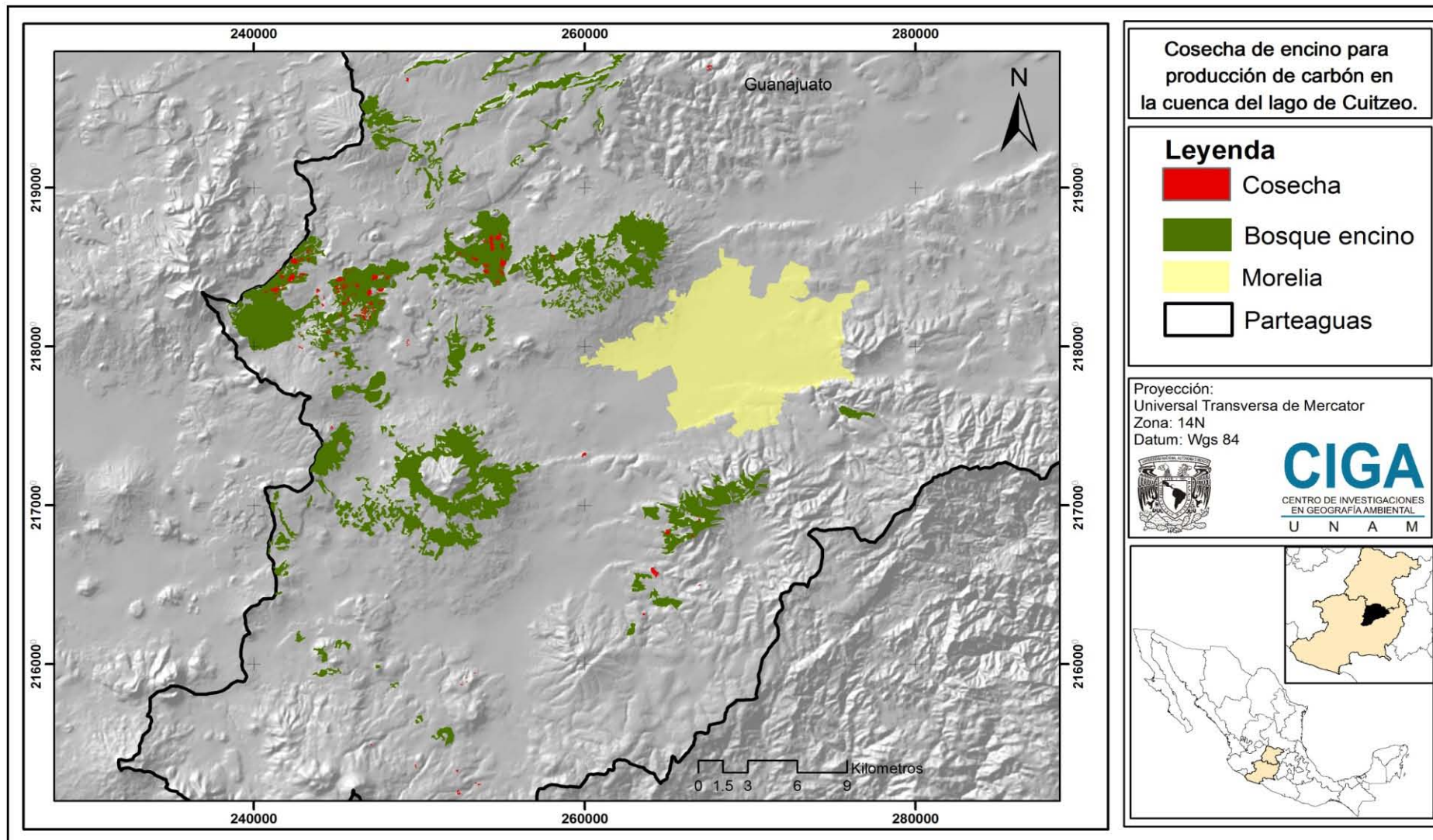
Con las herramientas de Google Earth se trazaron polígonos de las zonas de cosecha (figura 3-4) dentro de la CLC, se generó un archivo en formato *KML* el cuál se transformó a formato *shape* (.shp) y después se rasterizó, cuidando que la extensión resolución espacial coincidiera con los mapas de las variables.



3-4. Ejemplo de polígono donde existió extracción de madera para producción de carbón.

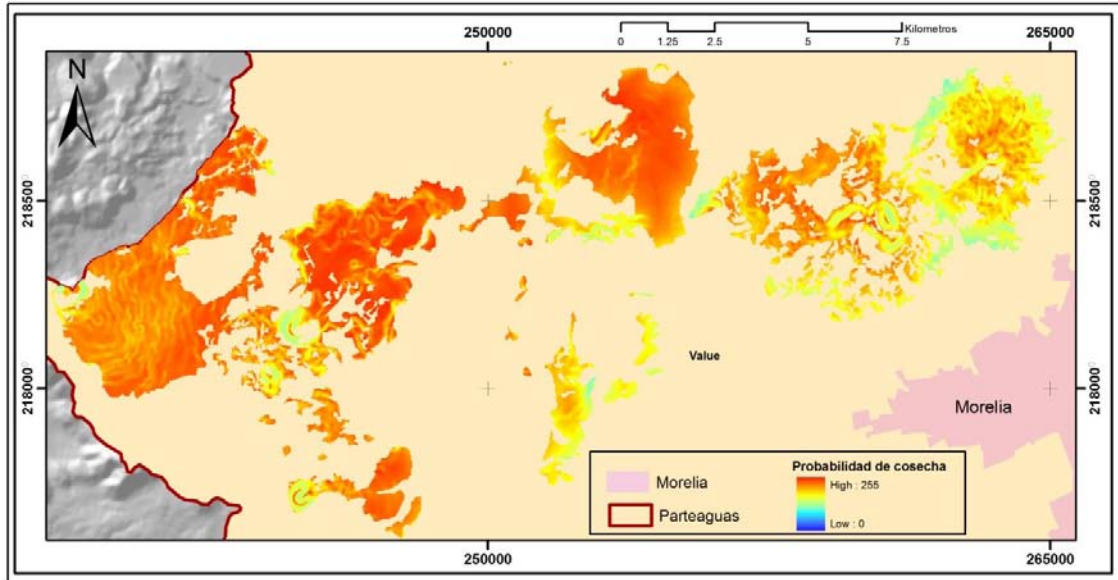
3.5.Resultados

Como primer resultado tenemos un mapa de los sitios de aprovechamiento de encino para producción de carbón (figura 3-5) que han sido utilizados históricamente (de *circa* 2003 a *circa* 2013).

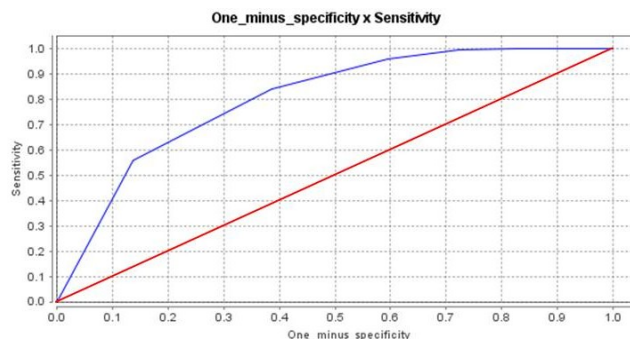


3-5. Mapa de la cosecha de encino para producción de carbón en CLC.

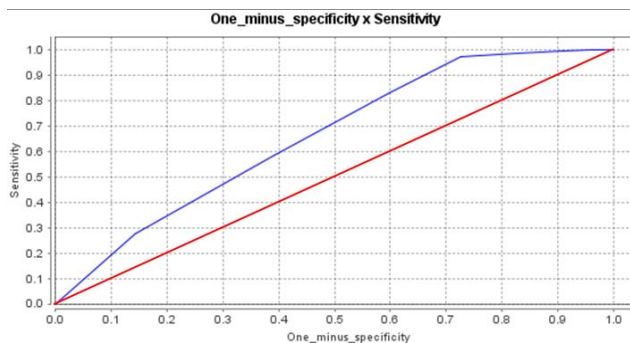
Como resultado del modelo AG tenemos una mapa de probabilidad (figura 3-6) que logró en la fase de calibración con un AUC=0.8018 (figura 3-7) y para la fase de validación un AUC= 0.6595 (figura 3-8).



3-6. Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de AG.

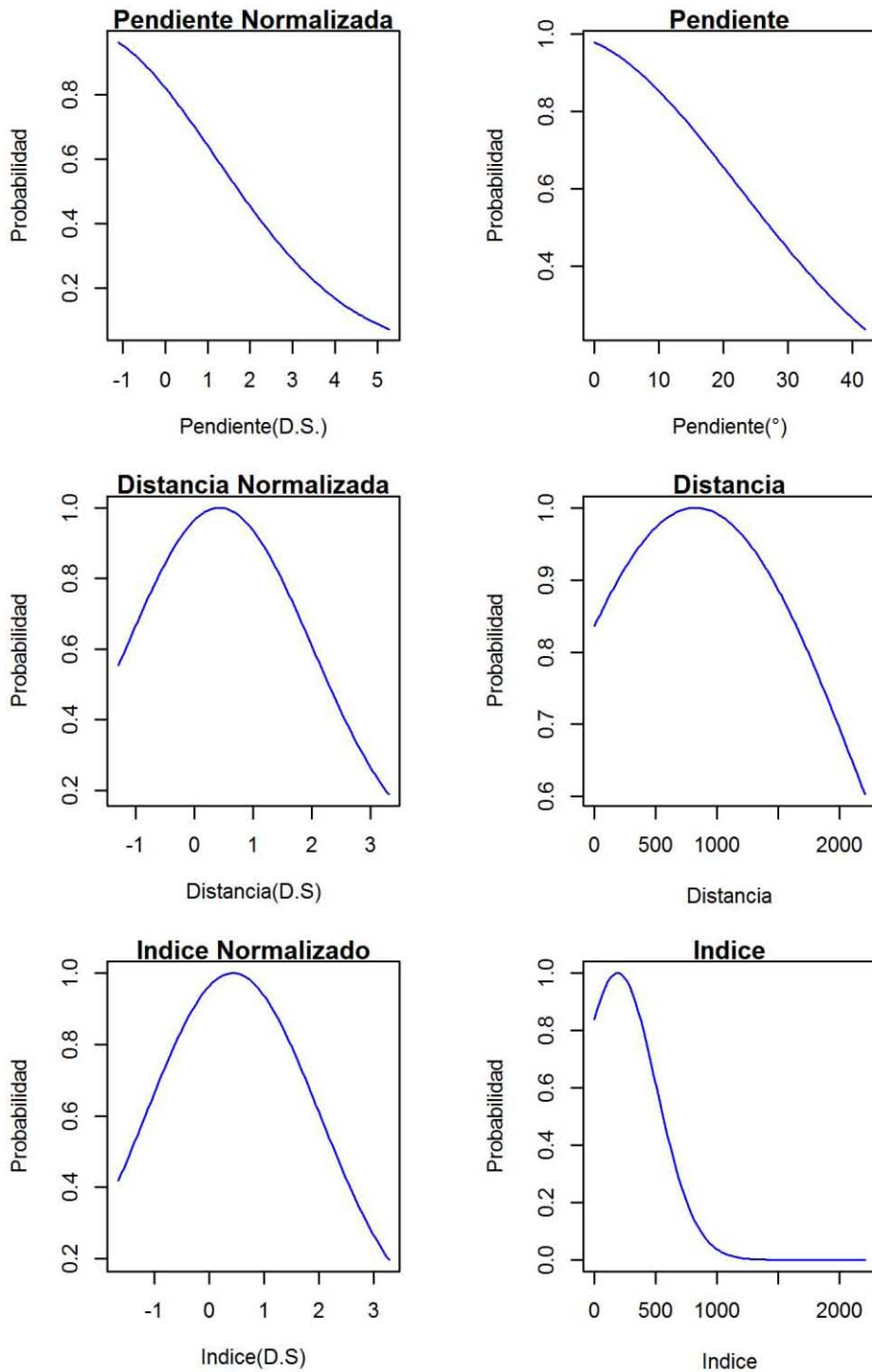


3-7. Curva ROC de calibración del modelo AG.



3-8. Curva ROC de validación del modelo AG.

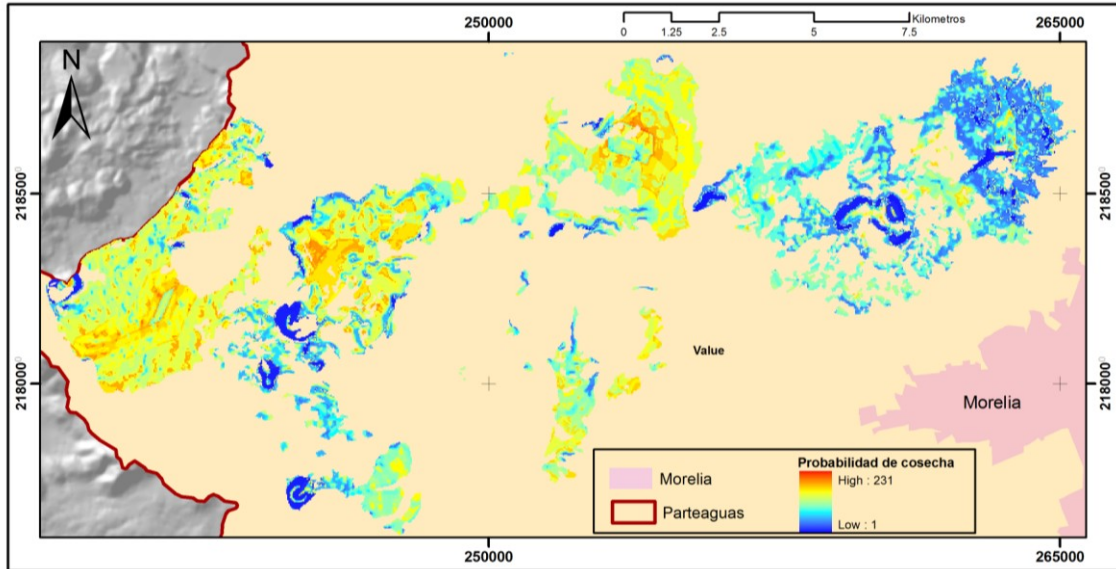
Otro resultado del modelo son las graficas de cada variable (figura 3-9).



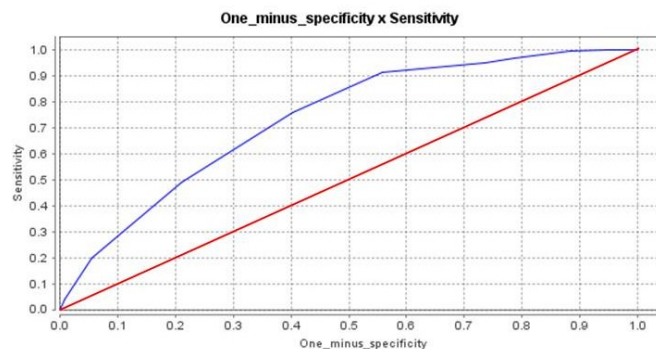
3-9. Valores de probabilidad según el valor de la variable, curvas generadas por el método del algoritmo genético⁸.

⁸ Nota: Para optimizar el desempeño del AG se realizó una normalización de los valores con el fin de acotar la búsqueda, es decir, reducir el rango en el que el AG busca valores.

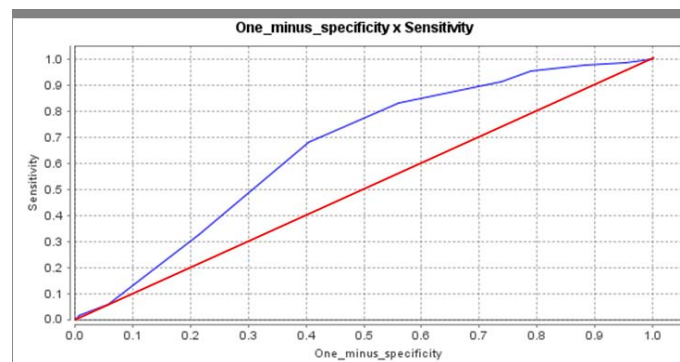
En el modelo de PE se generó su mapa de probabilidad (figura 3-10) el cual obtuvo un AUC de calibración de 0.7352 (figura 3-11) y una validación de AUC=0.6542 (figura 3-12).



3-10. Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de PE.



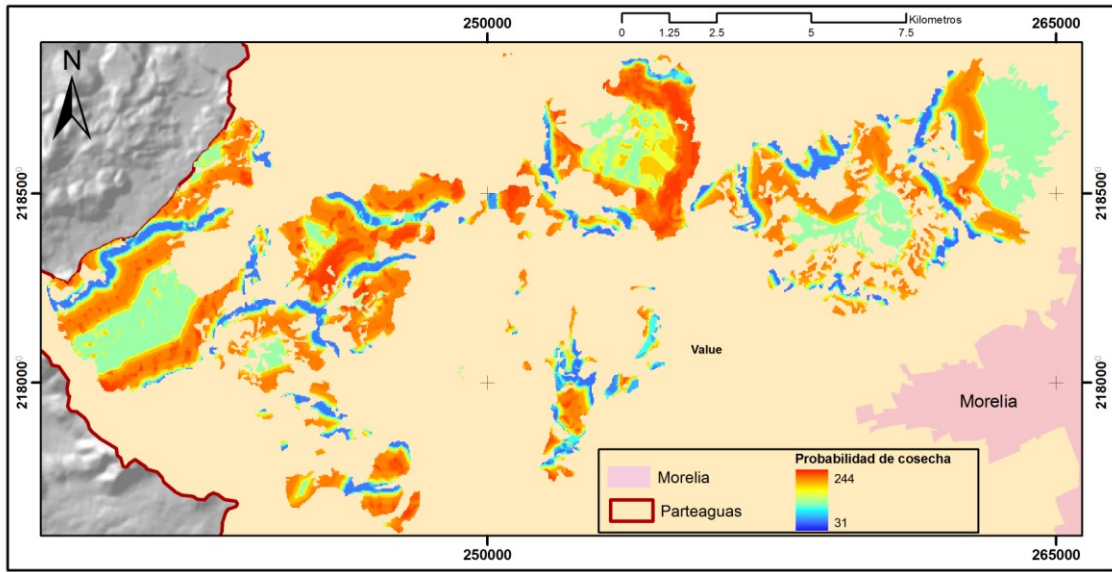
3-11. Curva ROC de calibración del modelo PE.



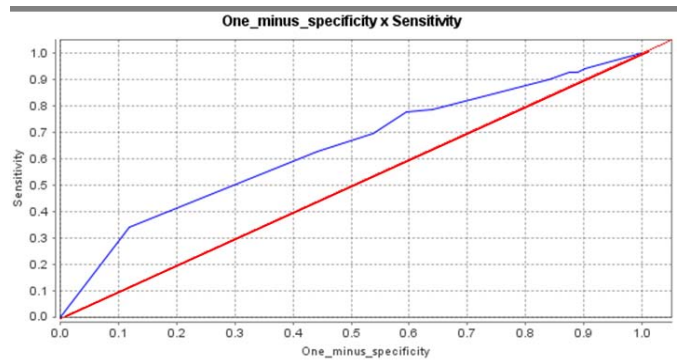
3-12. Curva ROC de validación del modelo PE.

El modelo PE modificado (con conocimiento) generó un mapa de probabilidad (figura

3-13) y obtuvo en su fase de validación un AUC=0.6376 (figura 3-14).

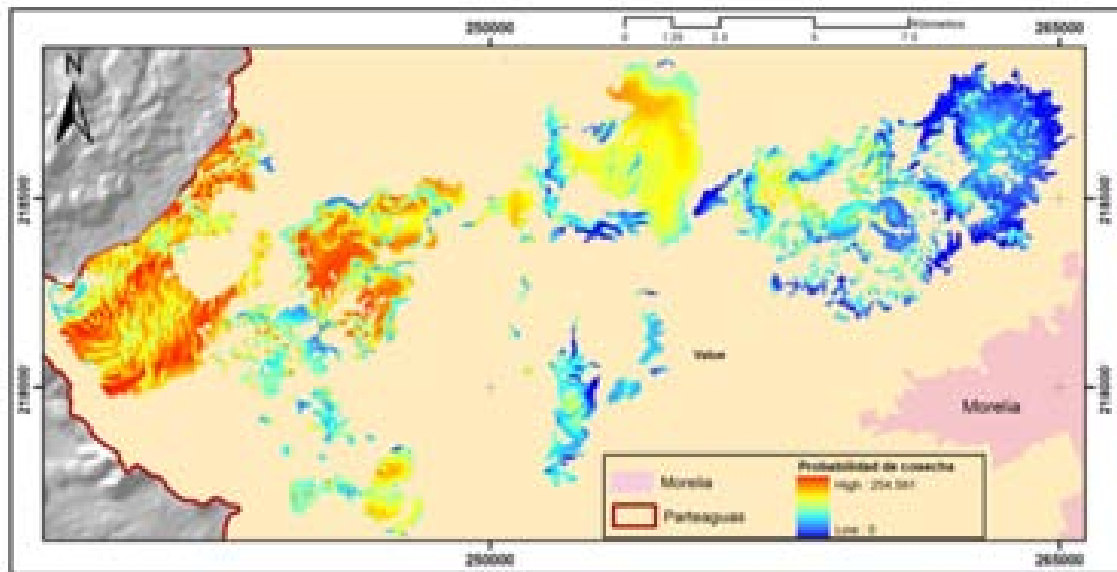


3-13. Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de PE modificado.

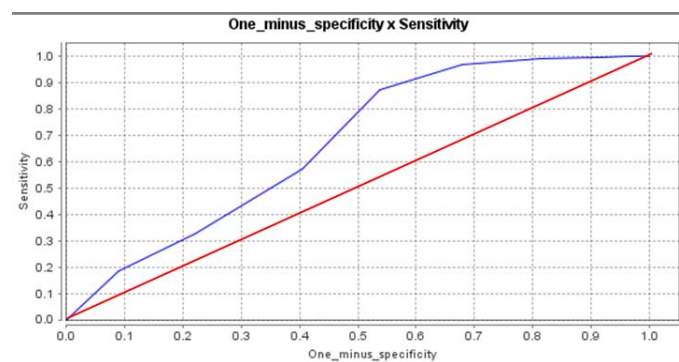


3-14. AUC de validación del modelo PE modificado.

Finalmente el mapa de probabilidad generado por el método de CE (figura 3-15) logró una validación con un AUC=0.6694 (figura 3-16).



3-15. Probabilidad de cosecha de encino para producción de carbón obtenido con el método de CE.

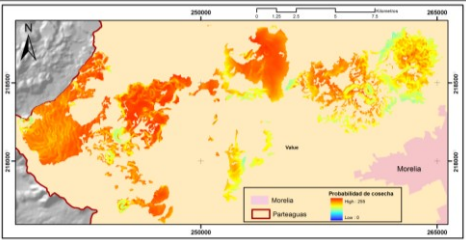
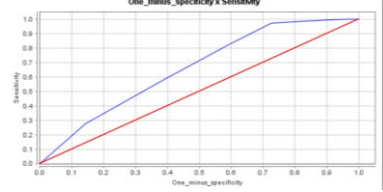
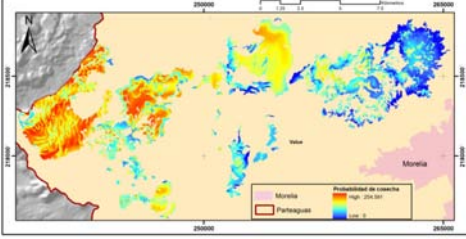
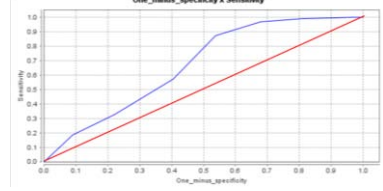
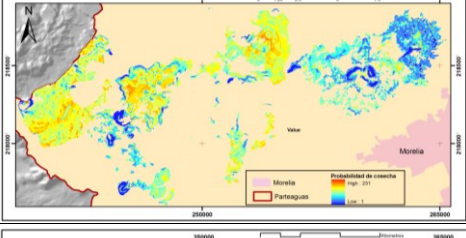
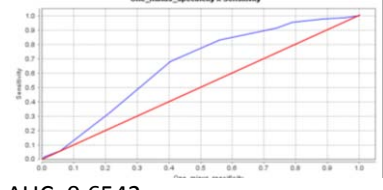
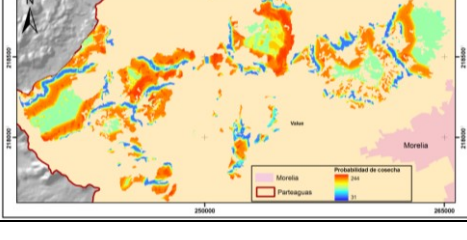
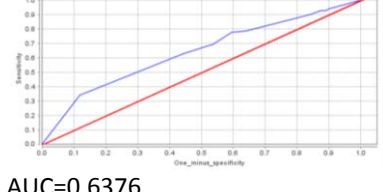


3-16. AUC de validación del modelo CE.

3.6. Comparación de los modelos

En ésta sección se comparan los resultados de los diferentes modelos, tanto los rangos de los valores de probabilidad como los valores de sus AUC's. Podemos observar diferencias en los rangos de valores que son debido al principio de cada modelo, por ejemplo en el modelo AG la probabilidad más baja es de 104 (de 255) mientras en el modelo CE es de 0, esto es debido a que en el modelo que incorpora conocimiento experto se sabe *a priori* que donde existen carreteras no hay cosecha de carbón, información que el AG debe "aprender".

Tabla 3-1.Comparación de los modelos.

Modelo	Valor mínimo	Valor máximo	Mapa	AUC validación	Interpretación
Algoritmo Genético	104	255		 AUC= 0.6595	El rango valores nos indican que no hay lugares donde no exista probabilidad de cosecha y el AUC nos indica que el mapa de probabilidad es "regular".
Conocimiento experto	0	254		 AUC=0.6694	El rango valores nos indican que existen lugares donde no hay ninguna probabilidad de cosecha y el AUC nos indica que el mapa de probabilidad es "regular".
Pesos de evidencia	1	131		 AUC=0.6542	El rango valores nos indican que las probabilidades de cosecha van de bajas a medias y el AUC nos indica que el mapa de probabilidad es "regular".
Pesos de Evidencia modificado	31	244		 AUC=0.6376	El rango valores nos indican un amplio rango probabilidad de cosecha y el AUC nos indica que el mapa de probabilidad es "regular".

3.7. Discusiones y conclusiones

Se generó un mapa de cosecha de la cuenca del lago de Cuitzeo en donde se identificaron las zonas de aprovechamiento de encinares para producción de carbón. Los datos obtenidos a partir del mapa de cosecha sirven para calibrar y validar los modelos.

El mapa de cosecha se realizó por medio de una interpretación visual, las debilidades del método son: el sesgo del intérprete y que las imágenes usadas (Google Earth) tienen ventanas temporales vacías (consideremos que es sólo un muestreo), por lo tanto no hay un continuo del espacio y tiempo explorado. Sin embargo se obtuvieron los resultados esperados, concordando con Rembold et al. (2013) y sería importante realizar pruebas con imágenes de alta resolución para detectar hornos de manera automática por medio de clasificaciones supervisadas siguiendo los métodos empleados por Oduori et al. (2011), Rembold et al. (2013) y Bolognesi et al. (2014).

Los resultados permiten observar que las áreas de mayor producción dentro de la cuenca del lago de Cuitzeo son zonas cercanas a las localidades de Cuto de la Esperanza, Tiristarán, Zajo Chico, Zajo Grande y San Bernabé. Es recomendable adquirir imágenes de satelitales de alta resolución en varias fechas específicas para determinar tasas de aprovechamiento (área por unidad de tiempo) para producción de carbón.

Los modelos arrojaron un desempeño parecido, aún así existen diversos factores que nos pueden llevar a elegir uno sobre otro. Los modelos CE y PE mixto requieren de trabajo manual, por lo tanto, se requiere comprensión del funcionamiento de los modelos y entendimiento del efecto de las variables explicativas sobre el evento. Por otra parte, en los modelos PE y AG, sólo es necesario alimentarlos con datos sin necesariamente saber el funcionamiento del modelo ni de los efectos de las variables sobre las zonas de preferencia de aprovechamiento de madera para producción de carbón. En ambos modelos se puede obtener información acerca de la importancia de las variables, en el caso de PE podemos observar que rangos de las variables tienen

más peso y en el modelo AG podemos observar las curvas generadas para cada variable y la ponderación de las variables.

Una desventaja del modelo AG es el tiempo de procesamiento y el requerimiento del equipo para correr el modelo, esto es debido a que la evaluación los individuos de cada generación (posibles resultados) se realiza un análisis ROC que entre más grande es el área de estudio se incrementa el tiempo de análisis significativamente, en el capítulo anterior se discuten posibles soluciones a este problema.

De las posibles causas por las cuales los modelos no tienen el poder predictivo esperado reconocemos dos como las más presumibles, 1) Las variables explicativas no están explicando el evento y 2) no existen patrones definidos de cosecha de carbón en la zona de estudio, o bien, los procesos de selección de sitios de cosecha son muy complejos y difíciles de modelar.

Es importante realizar pruebas estadísticas, también es necesario probar los modelos en otras áreas de estudio con diferentes patrones de aprovechamiento de madera para elaboración de carbón, además de agregar y/o cambiar variables como tenencia de la tierra, cantidad de biomasa, etc.

3.8. Bibliografía capítulo III

- Acosta, M. 2002. Cambio En Los Patrones De Consumo De Agua Y Cambio De Uso De Suelo. El Caso De La Cuenca Del Lago De Cuitzeo (1975-2000). Tesis de Licenciatura. Facultad de Biología. Universidad Michoacana de San Nicolas de Hidalgo, México: 127pp.
- Aguilar, R., Ghilardi, A., Vega, E., Skutsch, M., Oyama, K., 2012. Sprouting productivity and allometric relationships of two oak species managed for traditional charcoal making in central Mexico. *Biomass Bioenergy* 192–2007.
- Bolognesi, M., Vrieling, A., Rembold, F., Gadain, H., 2014. Rapid mapping and impact estimation of illegal charcoal production in Southern Somalia based on World View1 imagery. *Energy Sustain. Dev.*: ESD-D-14-00424
- López, E., Bocco, G., Mendoza, M., Velázquez, A., Rogelio Aguirre-Rivera, J., (2006). Peasant emigration and land-use change at the watershed level: A GIS-based approach in Central Mexico. *Agric. Syst.* 90, 62–78.
- Mendoza, C., E. López y G. Bocco., (2001). Regionalización Ecológica, Conservación de Recursos Naturales y Ordenamiento Territorial en la Cuenca del Lago de Cuitzeo, Michoacán. Informe final presentado al SIMORELOS-CONACyT. Inst. Ecol. UNAM. México: 236 pp.
- Mendoza, M., Bocco, G., Bravo, M., Granados, E., Osterkamp, W.R., 2006. Predicting Water-Surface Fluctuation of Continental Lakes: A RS and GIS Based Approach in Central Mexico. *Water Resour. Manag.* 20, 291–311. doi:10.1007/s11269-006-8199-z
- Oduori, S.M., Rembold, F., Abdulle, O.H., Vargas, R., 2011. Assessment of charcoal driven deforestation rates in a fragile rangeland environment in North Eastern Somalia using very high resolution imagery. *J. Arid Environ.* 75, 1173–1181. doi:10.1016/j.jaridenv.2011.05.003

- Pompa-López, I.Y. 1995. Impacto del deterioro ambiental del Lago de Cuitzeo en organizaciones de pescadores de la rivera. Tesis de Maestría. Maestría en Desarrollo Rural Regional. Universidad Autónoma de Chapingo, México: 144 pp.
- Rembold, F., Oduori, S.M., Gadain, H., Toselli, P., 2013. Mapping charcoal driven forest degradation during the main period of al shabaab control in southern somalia. *Energy Sustain. Dev.* 17, 510–514.

Capítulo 4 . Conclusiones generales

4.1. Conclusiones

Se obtuvieron buenos resultados por medio de la interpretación visual al identificar las zonas históricamente aprovechadas para la cosecha de madera de encino para la producción de carbón vegetal, sin embargo, existen debilidades del método (e.g. sesgo del intérprete, vacíos de información espacio-temporales, el esfuerzo necesario, entre otras). A pesar de los obtener los resultados esperados otra opción es usar métodos automáticos de detección de zonas aprovechadas, esto por medio de imágenes de satélite de alta resolución (*Worldview* y *Quickbird*) y empleado métodos de clasificación supervisada (e.g. Oduori et al., 2011; Rembold et al., 2013y Bolognesi et al., 2014), los cuáles nos permitirían trabajar en áreas más grandes y con un coste de tiempo menor.

Los modelos espaciales construidos en el presente estudio fueron capaces de explicar una buena parte de la distribución espacial de los sitios de producción de carbón vegetal en la cuenca de Cuitzeo, en función de sólo tres variables explicativas. El desempeño de los modelos para el caso de estudio virtual presentó diferencias entre los modelos, aún así los diferente modelos obtuvieron un buen desempeño ($AUC \geq 0.80$) sin llegar a sobre ajustar.

Para el caso de estudio real, los resultados fueron muy parecidos entre sí, pero con un desempeño menor ($AUC's < 0.67$) al del caso virtual. Al ser tan semejantes los resultados podemos inferir que el desempeño de los modelos aplicados al caso real tiene una limitación intrínseca de los datos, se podrían mejorar los modelos integrando más variables explicativas, aunque el uso de un mayor número de variables no es sinónimo de mejor predicción ni de mejora en el modelo. Para la selección de variables se pueden utilizar métodos como el de pasos hacia adelante (*Forward*), de pasos hacia atrás (*Backward*) y por pasos (*Stepwise*). Recordemos la importancia de la aplicación de los modelos a diferentes zonas de estudio, el usar pocas variables facilita la replicabilidad, aunque con un costo de poder predictivo.

Una ventaja del modelo de conocimiento experto es que no necesita datos históricos del evento y puede incorporar, de existir, reglas o normas implementadas por los planes de manejo algo que los modelos basados en datos no podrían incorporar, además de poder realizar escenarios diferentes al tendencial (basado en patrones pasados).

Los tres modelos pueden ser usados en diferentes áreas de estudio, con diferentes patrones de aprovechamiento, el modelo AG tiene la desventaja de que para zonas de estudio más extensas requiere mayor capacidad de procesamiento y lleva más tiempo, aunque es posible corregir este problema haciendo re-muestreos o cambiando el método de evaluación de los individuos del AG.

Si bien dentro de los factores que llevan a la toma de decisiones sobre los sitios donde se llevará la extracción de madera de encino para producir carbón dentro de la CLC están los biofísicos (e.g. pendiente, tipo de suelo) y los antrópicos (e.g. vías de comunicación, distancia a centros de consumo) existen también factores socio-culturales como los son: las tradiciones, tenencia de la tierra, fuentes de ingreso, etc. que son factores complejos (imposibles) de modelar.

Se espera que los resultados de este trabajo de investigación sirvan para comprender mejor el funcionamiento y las implicaciones del uso de \ diferentes métodos (enfoques), dando importancia a la calidad de datos, al manejo propio de la(s) comunidad(es), a la implementación de planes de manejo, las variables utilizadas, las limitaciones propias del modelado y el conocimiento y experiencia de los usuarios de los modelos. El resultado de los modelos depende en gran medida de los datos de entrada, a mayor calidad de los datos y cantidad de información los modelos tienden a ser mejores.

4.2. Bibliografía capítulo IV

- Bolognesi, M., Vrieling, A., Rembold, F., Gadain, H., 2014. Rapid mapping and impact estimation of illegal charcoal production in Southern Somalia based on WorldView1 imagery. Energy Sustain. Dev.: ESD-D-14-00424
- Oduori, S.M., Rembold, F., Abdulle, O.H., Vargas, R., 2011. Assessment of charcoal driven deforestation rates in a fragile rangeland environment in North Eastern Somalia using very high resolution

imagery. *J. Arid Environ.* 75, 1173–1181. doi:10.1016/j.jaridenv.2011.05.003

Rembold, F., Oduori, S.M., Gadain, H., Toselli, P., 2013. Mapping charcoal driven forest degradation during the main period of al shabaab control in southern somalia. *Energy Sustain. Dev.* 17, 510–514.