The background features a stylized globe with a grid of latitude and longitude lines. A large, semi-transparent silhouette of a tree is overlaid on the globe, with its branches extending across the grid. The globe is centered in the upper half of the page.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CIUDAD JUÁREZ

Geoinformática aplicada a la generación de cartografías temáticas

**Clima, recursos hídricos, vulnerabilidad
social y deforestación**

Luis Carlos Bravo Peña
Luis Carlos Alatorre Cejudo
(Coordinadores)

DR © Luis Carlos Bravo Peña, Luis Carlos Alatorre Cejudo
(por coordinación)

© Universidad Autónoma de Ciudad Juárez
Avenida Plutarco Elías Calles 1210
Fovissste Chamizal, CP 32310
Ciudad Juárez, Chihuahua, México
Tels. +52 (656) 688 2100 al 09

Geoinformática aplicada a la generación de cartografías temáticas: clima, recursos hídricos, vulnerabilidad social y deforestación / Coordinadores Luis Carlos Bravo Peña, Luis Carlos Alatorre Cejudo.-- Ciudad Juárez, Chihuahua: Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, 2019.

184 páginas.

ISBN: 978-607-520-354-6

Contenido: Introducción.-- Cartografías de variables climáticas de la región central de Chihuahua: una serie temporal 2000-2011 de las estaciones climatológicas de Unifrut / Ana Karen García Peña, Luis Carlos Alatorre Cejudo, Luis Carlos Bravo Peña, Lara Cecilia Wiebe Quintana.-- Diagnóstico del funcionamiento hidráulico de la red de agua potable mediante Sistemas de Información Geográfica en Ciudad Cuauhtémoc, Chihuahua: recomendaciones / Yadira Iveth Ibarra Pérez, Luis Carlos Alatorre Cejudo, Mario Iván Uc Campos, Luis Carlos Bravo Peña.-- Dinámica del crecimiento del área de inundación de la Laguna de Bustillos utilizando imágenes landsat para el año 2013 / Heber Javier García Cortés, Lara Cecilia Wiebe Quintana, Luis Carlos Alatorre Cejudo, Hugo Luis Rojas Villalobos, María Elena Torres Olave.-- Prospección de indicadores de respuesta frente al abatimiento del acuífero, una exploración entre menonitas y mestizos de la región de Cuauhtémoc, Chihuahua / Jessica Iveth Cera Campos, Luis Carlos Bravo Peña, Luis Carlos Alatorre Cejudo, Ramón Leopoldo Moreno Murrieta, María Elena Torres Olave.-- Predicción de áreas susceptibles a deforestación del suroeste de Chihuahua, aplicando Sistemas de Información Geográfica (SIG) y métodos de regresión lineal múltiple / Héctor Obed Castro Beltrán, Luis Carlos Bravo Peña, María Elena Torres Olave, Lara Cecilia Wiebe Quintana.

Estaciones climatológicas – 2000 -2011 - Chihuahua.

Red de agua potable - Diagnóstico (SIG) - Cuauhtémoc, Chihuahua.

Laguna de Bustillos - Precipitación pluvial.

Recursos hídricos (Indicadores) — Cuauhtémoc, Chihuahua.

Deforestación - Chihuahua - Sistemas de Información Geográfica

HD1696.M6 G46 2019

La edición, diseño y producción editorial de este documento estuvo a cargo de la Dirección General de Comunicación Universitaria, a través de la Subdirección de Editorial y Publicaciones

Coordinación editorial:

Mayola Renova González

Cuidado editorial:

Subdirección de Editorial y Publicaciones

Diseño de portada y diagramación:

Karla María Rascón

Primera edición, 2019

elibros.uacj.mx



Contenido

Introducción 7

Cartografías de variables climáticas de la región central de Chihuahua: una serie temporal 2000-2011 de las estaciones climatológicas de Unifrut

Ana Karen García Peña
Luis Carlos Alatorre Cejudo
Luis Carlos Bravo Peña
Lara Cecilia Wiebe Quintana 9

Diagnóstico del funcionamiento hidráulico de la red de agua potable mediante Sistemas de Información Geográfica en Ciudad Cuauhtémoc, Chihuahua: recomendaciones

Yadira Iveth Ibarra Pérez
Luis Carlos Alatorre Cejudo
Mario Iván Uc Campos
Luis Carlos Bravo Peña 33

Dinámica del crecimiento del área de inundación de la Laguna de Bustillos utilizando imágenes landsat para el año 2013

Heber Javier García Cortés
Lara Cecilia Wiebe Quintana
Luis Carlos Alatorre Cejudo
Hugo Luis Rojas Villalobos
María Elena Torres Olave 71

Prospección de indicadores de respuesta frente al abatimiento del acuífero, una exploración entre menonitas y mestizos de la región de Cuauhtémoc, Chihuahua

Jessica Iveth Cera Campos
Luis Carlos Bravo Peña
Luis Carlos Alatorre Cejudo
Ramón Leopoldo Moreno Murrieta
María Elena Torres Olave 101

Predicción de áreas susceptibles a deforestación del suroeste de Chihuahua, aplicando Sistemas de Información Geográfica (SIG) y métodos de regresión lineal múltiple

Héctor Obed Castro Beltrán
Luis Carlos Bravo Peña
María Elena Torres Olave
Lara Cecilia Wiebe Quintana 143

Predicción de áreas susceptibles a deforestación del suroeste de Chihuahua, aplicando Sistemas de Información Geográfica (SIG) y métodos de regresión lineal múltiple

Héctor Obed Castro Beltrán
Luis Carlos Bravo Peña
María Elena Torres Olave
Lara Cecilia Wiebe Quintana

Resumen

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la Sensoria Remota son herramientas de gran importancia y utilidad para la determinación de áreas susceptibles a deforestación. El estado de Chihuahua cuenta con una amplia extensión de áreas forestales, y a su vez, se caracteriza por actividades económicas como la agrícola y ganadería, por lo cual requiere de una gestión y monitoreo de los posibles cambios de uso de suelo que conlleven a los procesos de deforestación. El suroeste del estado es la zona donde se encuentra un alto dosel forestal y en la cual se desarrollan actividades de minería y de extracción de madera.

En el presente estudio se realiza una determinación de las zonas susceptibles a deforestación mediante un modelo de Regresión Lineal Múltiple a partir de variables socioeconómicas y ambientales relacionadas espacialmente con el área, cartografiando previamente las zonas que ya han sido perturbadas por actividades humanas.

Palabras clave: deforestación, SIG, predicción, variable, susceptible.

Prediction of areas prone to deforestation of the southwest of Chihuahua, applying Geographic Information Systems (GIS) and multiple linear regression methods

Abstract

Geographic Information Systems (GIS) and Remote Sensing are tools of great importance and useful for the determination of areas susceptible to deforestation. The state of Chihuahua has a wide extension of forest areas, and in turn, is characterized by economic activities such as agriculture and livestock, which requires a management and monitoring of possible land use changes that lead to the processes of deforestation. The southwest of the state is the area where there is a high forest canopy, and in which activities of mining and quarrying are developed. In the present study, a determination of the areas prone to deforestation through a Multiple Linear Regression model is made from socioeconomic and environmental variables spatially related to the area, previously mapping the areas that have already been disturbed by human activities.

Keywords: deforestation, GIS, prediction, variable, prone.

Introducción

La deforestación es un fenómeno complejo que depende de muchos factores relacionados con las actividades humanas (Mas et al., 1996). Según Céspedes y Moreno (2010), México es uno de los países que cuenta con una mayor biodiversidad y riqueza ecológica a nivel mundial y sufre graves problemas ambientales, entre ellos, el de mayor relevancia es la deforestación; y señalan que los problemas que se asocian a este fenómeno se deben en su mayoría al crecimiento poblacional, mismos que son causa de

la mala gestión de los recursos naturales. La cobertura y uso del suelo son dos de los elementos que mejor evidencian la transformación de la superficie terrestre por parte de la acción humana a través del tiempo (Reyes et al., 2006). El tema del cambio del uso de suelo es sumamente importante para los científicos por la alteración de las condiciones ambientales del planeta; existe mucha atención en el cambio de bosques tropicales en áreas agrícolas y ganaderas (Cortina et al., 1998), estas actividades, conforme pasa el tiempo, se presentan con más frecuencia, ya sea legal o ilegalmente (Pineda et al., 2008). La mayoría de los estudios sobre deforestación realizados en México se han enfocado en la cuantificación del proceso. Tradicionalmente, la medición de cambios de cobertura vegetal y uso del suelo se realiza sobre documentos generados mediante percepción remota (usualmente, fotografías aéreas e imágenes de satélite) o cartografía temática de cobertura (Bocco et al., 2000). Pero casi no existen estudios para identificar las causas de este proceso, o para identificar las áreas potenciales a sufrir este tipo de degradación.

El estado de Chihuahua posee la mayor extensión territorial en el país, así como la mayor superficie forestal. En Chihuahua, el deterioro de los recursos forestales está asociado a factores como la tala clandestina y los incendios forestales, principalmente el cambio de uso del suelo (Sígala et al., 2014). Se sabe que es alta la explotación de productos maderables, por lo cual es necesario considerar a grado de prioridad el mitigar o prevenir las consecuencias de la deforestación, así como los impactos ambientales que esta pueda producir (Pinedo et al., 2007). En Chihuahua, en vista de que son pocas las personas que tienen el control de la producción en los ejidos y comunidades forestales, son quienes se benefician de la comercialización de los productos y los ejidatarios reciben poca compensación económica por el uso de los recursos (Luján et al., 2008).

Dados los elementos anteriores, la identificación de las causas de la deforestación, la ponderación de su importancia y la identificación de áreas probables de ser deforestadas, permite establecer prioridades de manejo-gestión de los factores que

inducen la pérdida de biodiversidad, y favorece la implementación de medidas de mitigación a este fenómeno desde una perspectiva espacial.

Con base en lo anterior, la finalidad de realizar este estudio es generar una predicción de las áreas forestales susceptibles a sufrir un cambio de uso de suelo, aplicando el análisis estadístico de Regresión Lineal Múltiple, el cual es utilizado para estudiar la relación entre dos variables. Dicho análisis es aplicable en diversos campos, como lo son la hidrología (Campos, 2016; 2011), predicción de rendimiento académico (García et al., 2000), para comparar su potencial predictivo frente análisis estadísticos mediante experimentos (Morales & González, 2003), incluso en estimaciones de radiación neta a través de diversos factores (Ocampo & Rivas, 2013). En este estudio el método será utilizado para predecir, a partir de variables explicativas, cuáles zonas dentro del marco de estudio son propensas a sufrir el proceso de deforestación.

Antecedentes

Existen varios estudios que han tratado este tema sobre el cambio de uso de suelo; Mas (1996) determinó áreas y tasas de deforestación para los tipos de cobertura forestal; obtuvo como resultado que más de 400 000 hectáreas fueron deforestadas durante el periodo 1982-1992, lo cual representa aproximadamente el 55% de la superficie forestal de 1982. Posteriormente, Pineda et al. (2008) identificaron los cambios en la cobertura vegetal y uso del suelo ocurridos durante el lapso 1993-2002 para el Estado de México, calcularon los cambios, intercambios y transiciones sistemáticas que afectaron la pérdida de la cobertura forestal aplicando métodos de Regresión Lineal Múltiple; los mismos autores han explorado los factores que han inducido la pérdida de cobertura vegetal, utilizando métodos de Regresión Geográficamente Ponderada (GWR), en la misma área de estudio (Pineda et al., 2010). Por otra parte, Ludeke (1990) empleó la Regresión Logística para

predecir las áreas más propensas a ser deforestadas a partir de variables paisajísticas y culturales.

Hipótesis

Es posible predecir las zonas susceptibles a deforestarse analizando las variables físicas y socioeconómicas que se encuentran relacionadas espacialmente con el área aplicando métodos de Regresión Lineal Múltiple.

Objetivos

General:

El objetivo general es determinar las zonas susceptibles a deforestación aplicando técnicas de Regresión Lineal Múltiple, con base en la presencia de variables socioeconómicas ambientales.

Específicos:

1. Generar la cartografía de las zonas deforestadas del suroeste de Chihuahua.
2. Proceso de las variables socioeconómicas y ambientales relacionadas con el área.
3. Aplicar el modelo de Regresión Lineal Múltiple.
4. Identificar las zonas susceptibles a deforestación.

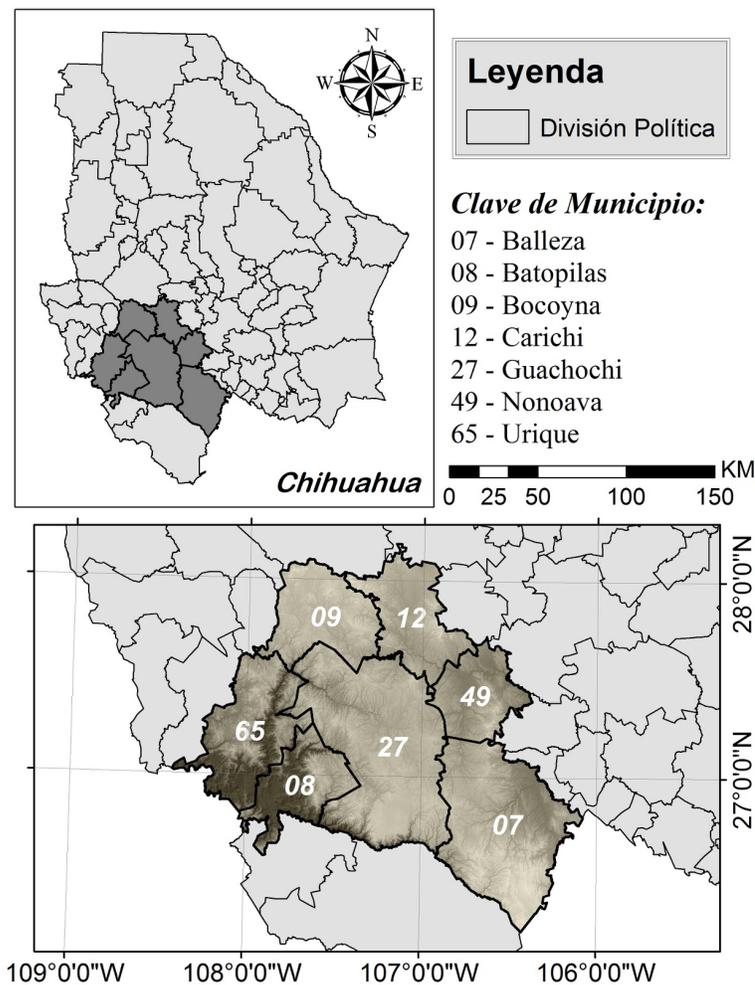
Área de estudio

El estado de Chihuahua se localiza al norte de México, entre las coordenadas 28°48'51' latitud norte y 106°26'22' longitud oeste. De acuerdo con el INEGI (2010), tiene una población de 3 406 465 millones de habitantes, cuenta con una superficie de 247 460 km², colocándose en el primer lugar del país con más extensión territorial. Limita con dos estados de los Estados Unidos de América, Nuevo México y Texas; en México, al oeste con Sonora y Sinaloa,

al sur Durango y al este con Coahuila, contando con un total de 67 municipios.

La zona suroeste, conocida también como la Sierra Tarahumara, es una de las principales reservas de recursos naturales con una superficie aproximada de 65 000 km², la cual comprende 23 municipios, contando con un 80% de extensión forestal de un total de 3 568 663 ha; siendo de interés para este estudio Balleza, Batopilas, Bocoyna, Carichí, Guachochi, Nonoava y Urique, abarcando una superficie de 25 079 km², lo que representa el 10.13% de la superficie total del estado (Ruelas et al., 1999).

Figura 1. Localización del área de estudio.



Elaboración propia.

Materiales y métodos

Cartografías de las zonas deforestadas en el área de estudio

Para identificar las áreas deforestadas del suroeste de Chihuahua, en este estudio se utilizaron cartografías de uso de suelo y vegetación, correspondientes a los años 1985 (Serie I), y 2011 (Serie V), obtenidas de manera gratuita del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), las cuales fueron sometidas a un ajuste espacial y luego recortadas con el área de estudio y, asimismo, proyectadas en un mismo sistema de coordenadas utilizando ArcMap en su versión 10.3.

Posteriormente se homogenizaron las clases de usos de suelo, es decir, se reclasificaron en dos clases: la clase “antrópicas”, que es donde interactúa el hombre con el uso de suelo; y la clase “natural”, que hace referencia a las áreas donde el hombre no tiene contacto con el suelo. Esta reclasificación permitió que las intersecciones de las cartografías utilizadas fueran equivalentes y comparables. Para la serie I, se reclasificaron como clases antrópicas: agricultura de humedad, de riego, temporal, pastizal inducido y vegetación secundaria. Como naturales: bosques, cuerpo de agua, selva baja caducifolia y pastizal natural. En la serie V, se reclasificaron como antrópicas: agricultura de riego, anual, temporal, pastizal inducido y cultivado, vegetación secundaria y asentamientos humanos. Como naturales: bosques, cuerpo de agua, pastizal natural y selva baja caducifolia.

Validación de los datos

Con las cartografías ajustadas espacialmente y con las clases homogenizadas, se procedió a la validación de estas. La razón de validar los insumos a utilizar es porque no se conoce la calidad de los mismos, dicha validación se realizó con imágenes Landsat TM, con una resolución de 30 metros, correspondientes al año 1997, para efectos de la validación de la serie I, y 2013 para la

serie V, mismas que fueron obtenidas gratuitamente del portal USGS Science for a changing world (2017).

Debido a que el área de estudio abarca más de una imagen del sensor, previamente es necesario realizar un mosaico para cada año con las imágenes necesarias, y para esto cada imagen requiere de su corrección atmosférica mediante el modelo de reflectancia aparente, esto con el fin de homogenizar la respuesta espectral de las coberturas en las zonas donde existe traslape al momento de realizar el mosaico, ya que las imágenes son capturadas en distintas horas del día en donde influye la inclinación del sol, y por ende la respuesta espectral no será homogénea en el traslape, aunque el área capturada sea la misma (Aguilar et al., 2014). La elaboración de dicho mosaico consistió de cuatro imágenes para cada año (1985 y 2011).

Construido el mosaico, lo siguiente fue realizar la validación, que consiste en generar una matriz de confusión con base en la metodología propuesta por Congalton y Green (2008), en la cual se define una malla de puntos aleatorios que son evaluados para fines de este estudio, en las cartografías de uso de suelo, así como en las imágenes. Para construir la matriz de confusión, se fotointerpreta cada punto y se le define su categoría, ya sea natural o antrópica, de acuerdo con lo observado en la imagen, obteniendo como resultados en cada matriz, estadísticos básicos de confiabilidad cartográfica, como lo son fiabilidad global, error de comisión y omisión, exactitud productor-usuario y estadístico Kappa.

Tabulación cruzada

La mejor manera de analizar los cambios en la cobertura de los suelos es obteniendo mapas de un tiempo uno y un tiempo dos, y con estos examinar los cambios con una matriz de transición para identificar las transiciones más importantes, y después investigar los procesos que generan las transiciones. La matriz de tabulación cruzada tradicional consiste en un ajuste de dos entradas, donde se tendrán columnas y renglones, identificando al final de

estos, las superficies de las clases del tiempo uno y tiempo dos, respectivamente. La diagonal del interior de esta matriz indicará las superficies que no sufren ninguna alteración, mientras que en los costados tendremos las que han sufrido algún cambio (Pontius et al., 2004).

El siguiente proceso fue generar una tabulación cruzada mediante el módulo CrossTab del software IDRISI Selva. Dicha matriz se encuentra en números de pixeles, por lo tanto, es necesario exportarla de manera que sea posible manipularla en Excel, con el fin de convertir la superficie del total de pixeles en hectáreas. Además de la matriz, el módulo proporciona un mapa resultante de las transiciones, mostrando de manera gráfica lo que cambió de una clase a otra, y las clases que permanecieron sin alteraciones. El mapa resultante de la tabulación fue reclasificado de manera que sea posible identificar las perturbaciones en la vegetación por actividades humanas, es decir, las zonas deforestadas en el área de estudio; la reclasificación de dicho mapa consistió en hacer una selección a la transición de todas las clases que pasaron de ser naturales en el tiempo uno, a ser antrópicos en el tiempo dos. Seleccionada esta transición, se clasificó en niveles de cambio, de los cambios menos relevantes, a los cambios más drásticos (Tabla 1); donde 6 sería el cambio más drástico, es decir, cambio irreversible.

Tabla 1. Niveles de cambio en el lapso 1985-2011. Elaboración propia.

Tipo de cambio	Nivel
Permaneció igual	1
Natural-Vegetación S.	2
Vegetación S.-Agrícola	3
Natural-Agrícola	4
Agrícola-Urbano	5
Natural-Urbano	6

Selección y procesamiento de variables físicas y socioeconómicas relacionadas espacialmente con el área

Se consideraron catorce variables explicativas, las cuales fueron: áreas con actividad agropecuaria del año 1985, áreas naturales protegidas, distribución potencial de plagas (*Ips Confusus*), red hidrográfica, edafología y pendientes (obtenidas a partir de un modelo digital de elevaciones), todas estas tipificadas como variables físicas; así como carreteras y caminos, localidades correspondientes al año 2010, localización de concesiones mineras, localización de pozos, tenencia de la tierra (propiedad ejidal y privada), y datos de marginación correspondientes al 1995 y 2010, estas tipificadas como socioeconómicas. Toda esta información obtenida de manera gratuita de las bases de datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2017), y de la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio, 2012) (Tabla 2).

Tabla 2. Variables explicativas.

Variable	Proceso	Fuente
Áreas agropecuarias	Distancia euclidiana	Cartografía de 1985 (INEGI)
Áreas naturales protegidas	Distancia euclidiana	INEGI (2017)
D.P. de plagas	Distancia euclidiana	Maldonado (2015)
Red hidrográfica	Distancia euclidiana	Conabio (2017)
Edafología	Reclasificación	INEGI (2017)
Pendientes	Reclasificación	INEGI (2017)
Carreteras	Distancia euclidiana	Conabio (2017)
Caminos	Distancia euclidiana	Conabio (2017)
Localidades	Distancia euclidiana	Conabio (2017)
Concesiones mineras	Distancia euclidiana	INEGI (2017)
Localización de pozos	Distancia euclidiana	REPDA (Conagua) (2017)
Tenencia de la tierra	Clasificación	Bravo et al., (2017)
Marginación 1995 y 2010	Polígonos de Thiessen	Conabio (2017)

Elaboración propia.

Procesamiento de variables

Obtenida toda la información, primeramente, al igual que las cartografías de los usos de suelo, se realizó un ajuste espacial para cada una de las capas, recortando de acuerdo con el área de estudio, indicando un mismo sistema de coordenadas para todas estas. La capa de carreteras y caminos fue actualizada debido a que dentro de esta únicamente se contaba con carreteras de administración federal y estatal, por lo cual fue necesario digitalizar las brechas y caminos presentes en el área a escala 1:50,000, de acuerdo con el mapa base "Streets" de ArcMap en su versión 10.3; terminada la actualización de la capa, esta fue dividida y tipificada en dos, extrayendo de dicha capa únicamente las carreteras con administración federal y estatal, tipificadas estas como "carreteras", y como "caminos" las brechas y caminos actualizados de acuerdo con el mapa base, obteniendo como resultado dos capas.

La capa de pendientes, obtenida a partir de un modelo digital de elevaciones (DEM), mediante la herramienta "Slope" de ArcMap en su versión 10.3, fue reclasificada en 5 categorías, que indican pendientes con muy baja inclinación (< 3 grados), a las pendientes más abruptas (> 30 grados) (Tabla 3). Sobre la tenencia de la tierra, esta capa únicamente se clasificó en 2, donde 1 es propiedad ejidal, mientras que 2 se clasifica como propiedad privada. La capa de edafología se clasificó en niveles de fertilidad para aptitud agrícola de acuerdo con los tipos de suelo presentes en el área; esta varía dependiendo de las fases físicas y químicas de cada suelo —sales, sodio, entre otras— (Tabla 4).

Tabla 3. Reclasificación de las pendientes.

Categoría	Grados
(1) Muy baja	< 3
(2) Ligera	3 – 5
(3) Media	5 – 10
(4) Inclinada	10 – 30
(5) Muy inclinada	> 30

Elaboración propia.

Tabla 4. Clasificación de capa edafológica.

Suelo	Fertilidad
(1) Litosol	No fértil
(2) Cambisol	Muy baja
(3) Regosol	Baja
(4) Planosol	Media
(5) Vertisol	Alta
(6) Feozem	Muy alta

Elaboración propia. (Con base en INEGI, 2003).

Distancia euclidiana

Las capas sometidas al cálculo de distancia euclidiana fueron: áreas agropecuarias, áreas naturales protegidas, carreteras y caminos, presencia potencial de plagas, localidades, concesiones mineras, localización de pozos y la red hidrográfica.

La distancia euclidiana se calcula desde el centro de la celda de origen hasta el centro de cada una de las celdas adyacentes. Este algoritmo funciona calculando la hipotenusa, tomando X Max y Y Max como los otros lados del triángulo, y de esta manera para cada celda se determina la distancia a cada celda de origen. Este cálculo deriva en la verdadera distancia euclidiana, en vez de la distancia de la celda. Se calcula la distancia más corta a un origen, y si es menor que la distancia máxima especificada, el valor se asigna a la ubicación de la celda de salida (ESRI, 2016).

Polígonos de Thiessen

El método de los polígonos de Thiessen consiste en delimitar áreas de influencia (unidades discretas) a partir de un conjunto de puntos. El tamaño y la configuración de los polígonos depende de la distribución de los puntos originales. Una limitante que tiene el método es que no se puede estimar el error asociado, pues el valor para cada polígono se obtiene a partir de un solo punto (Agua y SIG, 2011). En los datos de marginación se presentan cinco niveles de marginación, los cuales son: muy baja, baja, media, alta y muy alta, por lo cual, ambas capas fueron clasificadas

con base en estos niveles con el rango 1-5, donde 1 es el nivel más bajo de marginación (Muy baja), y 5 el nivel más alto (Muy alta). Una vez clasificados, se crearon los polígonos de Thiessen para ambas fechas y una vez obtenidos estos, fueron convertidos a formato raster, y se realizó un álgebra de mapas, restando los datos de 2010 a 1995, teniendo como resultado un mapa con nueve clases en el rango de -4 a +4, donde los polígonos con valores negativos indican una reducción en la marginación durante el periodo, y los que presentan valores positivos indican un incremento; este mapa fue clasificado en nueve categorías (Tabla 5).

Tabla 5. Clasificación de los cambios de marginación en el lapso 1995-2010.

Categoría	2010	1995	Operación
1	1 (Muy baja)	5 (Muy alta)	-4 (Redujo 4 categorías)
2	1 (Muy baja)	4 (Alta)	-3 (Redujo 3 categorías)
3	1 (Muy baja)	3 (Media)	-2 (Redujo 2 categorías)
4	1 (Muy baja)	2 (Baja)	-1 (Redujo 1 categoría)
5	1 (Muy baja)	1 (Muy baja)	0 (Sin cambios)
6	5 (Muy alta)	4 (Alta)	1 (Incremento 1 categoría)
7	5 (Muy alta)	3 (Media)	2 (Incremento 2 categorías)
8	5 (Muy alta)	2 (Baja)	3 (Incremento 3 categorías)
9	5 (Muy alta)	1 (Muy baja)	4 (Incremento 4 categorías)

Elaboración propia (Con base en Bravo et al., 2017).

Fenómeno de Hughes

Es necesario aclarar que no todas las variables son cuantitativas continuas, como lo son las distancias euclidianas calculadas; dicho esto, surge el cuestionamiento: ¿qué sucedería si deseamos incluir una variable categórica o cualitativa? La manera de hacerlo sería creando capas booleanas separadas de cada categoría, a partir de una capa portadora de varias categorías, y así, incluir cada una en el modelo. En el análisis de regresión se conocen como variables "dummy" (variables discretas), sin embargo,

esto resulta inconveniente, debido a que aumentaría potencialmente el número de variables, y en consecuencia afectaría el rendimiento del modelo, conocido como fenómeno de Hughes (Eastman, 2012).

En matemáticas y estadísticas, la maldición de la dimensión o efecto Hughes, se refiere a los diversos fenómenos que parten de analizar y organizar datos de espacios de múltiples dimensiones, que no suceden en el espacio físico, que es descrito solo con tres dimensiones. El problema más común es que cuando aumenta la dimensionalidad, el volumen del espacio crece exponencialmente, haciendo que los datos disponibles se vuelvan dispersos y resulten un problema para cualquier método que requiera significación estadística (Oommen et al., 2008).

Teniendo en cuenta todo lo anterior, en este estudio se utilizó un enfoque diferente. En este análisis se incluyeron también variables categóricas: edafología, tenencia de la tierra, pendientes y datos de marginación (Polígonos de Thiessen), previamente re-clasificadas y categorizadas, como se describe anteriormente. El software IDRISI cuenta con modelador de cambio de cobertura de suelo, "Land Change Modeler", que está orientado al problema acelerado de la transformación de la cobertura de suelo y a las necesidades bastante obvias de la conservación de la biodiversidad. Esta aplicación despliega un conjunto de herramientas muy robusto para el análisis de cambio, así como la elaboración de planes y escenarios para el futuro (Eastman, 2012). Asimismo, tiene un panel de transformación de variables; las transformaciones disponibles son: logaritmo natural, exponencial, logit, raíz cuadrada, potencia y probabilidad de evidencia (Evidence likelihood), esta última es un medio muy efectivo para incorporar variables categóricas a un análisis de regresión. El procedimiento examina la frecuencia relativa de píxeles pertenecientes a las diferentes categorías de esa variable dentro de las áreas de cambio; descrito de otra manera, a cada pixel le cuestiona el qué tan probable es que tenga un valor como ese si fuese un área que experimenta un cambio (Eastman, 2012). La variable de entrada debe de ser una capa de transición o un mapa

booleano de áreas que han pasado por la transición que se está modelando. El resultado obtenido es una imagen cuantitativa con valores que oscilan de 0 a 1, valores de probabilidad, las variables categóricas mencionadas anteriormente fueron sometidas a este proceso con el fin de contar únicamente con variables cuantitativas para el análisis y omitir el efecto hughes descrito previamente.

Regresión lineal múltiple

En la regresión múltiple se asume una relación lineal entre la variable dependiente y las variables independientes. Por ejemplo, en el caso de tres variables independientes, la ecuación de regresión lineal múltiple puede escribirse como:

$$Y=a+B1*X1+B2*X2+B3*X3$$

Donde Y es la variable dependiente, X1, X2 y X3 son las variables independientes, "a" es la intersección, mientras que B1, B2 y B3 son los coeficientes de las variables independientes X1, X2 y X3, respectivamente. La intersección representa el valor de Y cuando los valores de las variables independientes son cero y el coeficiente indica el cambio de unidad de Y con un incremento de una unidad en la variable independiente correspondiente (Eastman, 2012).

En este estudio se empleó el software IDRISI Selva en su versión 17.0, mediante el módulo MultiReg, que analiza la relación de una o más variables independientes con una variable dependiente, tomando un enfoque de mínimos cuadrados. Este módulo permite realizar la regresión mediante archivos de entrada en formato raster o archivos de valores de atributos, en este caso se utilizaron archivos raster obteniendo como resultado una imagen en formato binario real. Es importante resaltar que cuando se utilizan imágenes, las variables independientes pueden estar autocorrelacionadas espacialmente o en ocasiones interpoladas, debido a esto, no es posible alcanzar los verdaderos grados

de libertad, por ello se emplea el término “Grado aparente de libertad” (Eastman, 2012).

Resultados

Estadísticos de la validación para las cartografías de uso de suelo y vegetación Serie I (1985) y Serie V (2011)

La cartografía Serie I, correspondiente al año 1985, arrojó una fiabilidad global del 88%, un error de comisión y omisión de 16% y 9%, una exactitud productor-usuario del 91% y 84%, respectivamente, para la clase “antrópico”; mientras que en la clase “natural” se obtuvo un error de comisión y omisión del 8% y 15% con una exactitud productor-usuario del 85% y 92%, respectivamente (Tabla 6). Para la cartografía Serie V, del año 2011, se obtuvo una fiabilidad global del 86%, con un error de comisión y omisión del 16% y 13%, una exactitud productor-usuario del 88% y 84%, respectivamente, para la clase “antrópico”; dando en la clase “natural” un error de comisión y omisión del 12% y 15%, con una exactitud productor-usuario del 85% y 88%, respectivamente (Tabla 7).

Tabla 6. Matriz de confusión de la cartografía Serie I (1985).

Clase	Ant.	Nat.	Total	E.C.	E.U.
Ant.	83	16	99	0.16	0.84
Nat.	8	93	101	0.08	0.92
Total	91	109	200		
E.O.	0.09	0.15			
E.P.	0.91	0.85		Global	88%

Elaboración propia.

Tabla 7. Matriz de confusión de la cartografía Serie V (2011).

Clase	Ant.	Nat.	Total	E.C.	E.U.
Ant.	84	16	100	0.16	0.84
Nat.	12	88	100	0.12	0.88
Total	96	104	200		
E.O.	0.13	0.15			
E.P.	0.88	0.85		Global	86%

Elaboración propia.

Cambios de cobertura de uso de suelo ocurridos en el lapso 1985-2011

Ambas cartografías fueron reclasificadas en dos clases únicamente, antrópico y natural. Para la cartografía de año 1985, Serie I, se reclasificaron como clases antrópicas, agricultura de humedad, de riego, temporal, pastizal inducido y vegetación secundaria; como naturales, bosques, cuerpo de agua, selva baja caducifolia y pastizal natural. Mientras que, en el Serie V, correspondiente al año 2011, se reclasificaron como antrópicas, agricultura de riego, anual, temporal, pastizal inducido y cultivado, vegetación secundaria y asentamientos humanos; como naturales, bosques, cuerpo de agua, pastizal natural y selva baja caducifolia (Figura 2).

Con respecto a la cartografía Serie I, el área total antrópica presente en ese año, del área total de estudio, era de 3,546.24 km², siendo el municipio de Guachochi el más perturbado por actividades humanas, teniendo un 25.10%, contrastando con Nonoava, el menos afectado, mostrando solo un 4.72% de área antrópica (Tabla 8). Para el año del 2011, el área antrópica incrementó considerablemente, teniendo para entonces un total de 8,583.35 km², aumentando un 20.08% con respecto a el área total del área de estudio y manteniéndose el municipio de Guachochi y Nonoava en primer y último lugar con un 26.25% y un 8.19%, respectivamente; siendo Nonoava para este año el que más ha sido afectado, casi duplicando su área perturbada (Tabla 9).

Figura 2. Áreas naturales y antrópicas del suroeste de Chihuahua Serie I (1985) y Serie V.

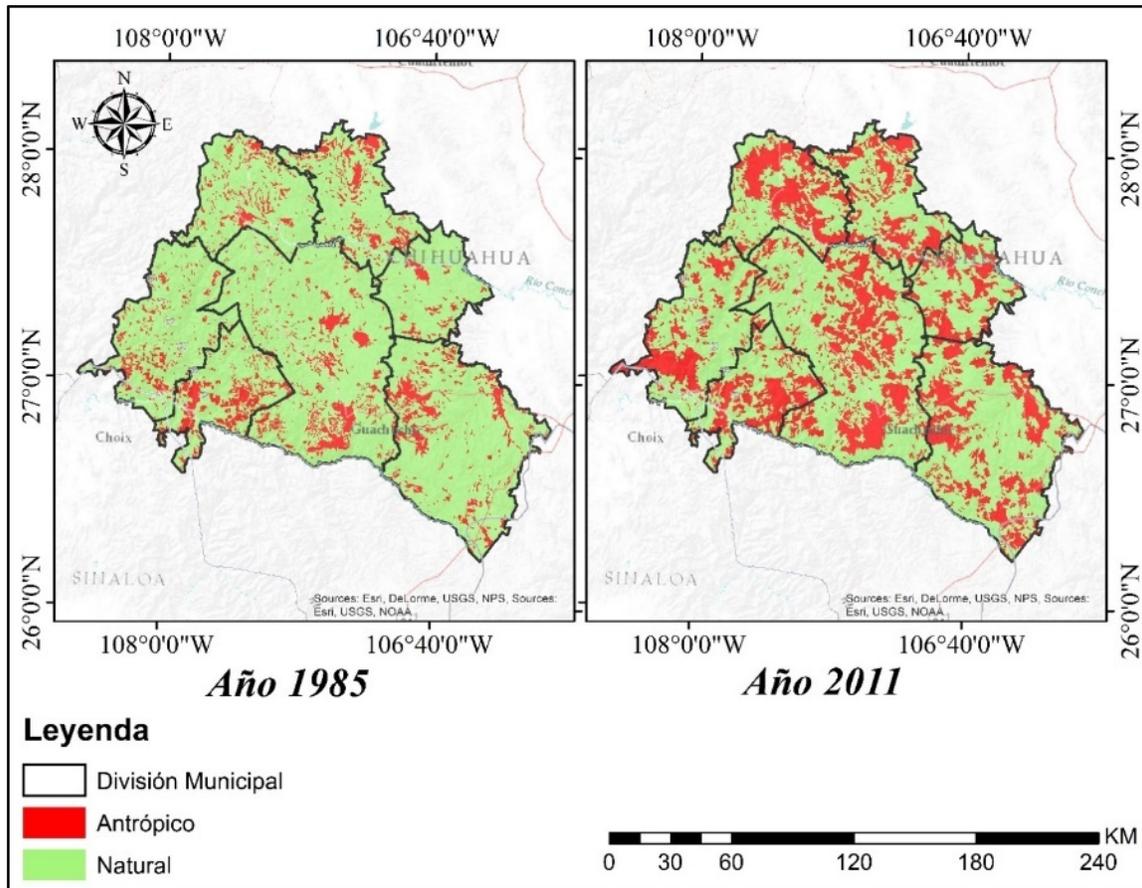


Tabla 8. Áreas antrópicas en el año 1985.

Municipio	Área (Km ²)	%
Urique	356.19	10.04
Balleza	745.31	21.02
Batopilas	551.05	15.54
Bocoyna	347.66	9.80
Carichí	488.51	13.78
Guachochi	889.97	25.10
Nonoava	167.55	4.72
Total	3546.24	

Elaboración propia.

Tabla 9. Áreas antrópicas en el año 2011.

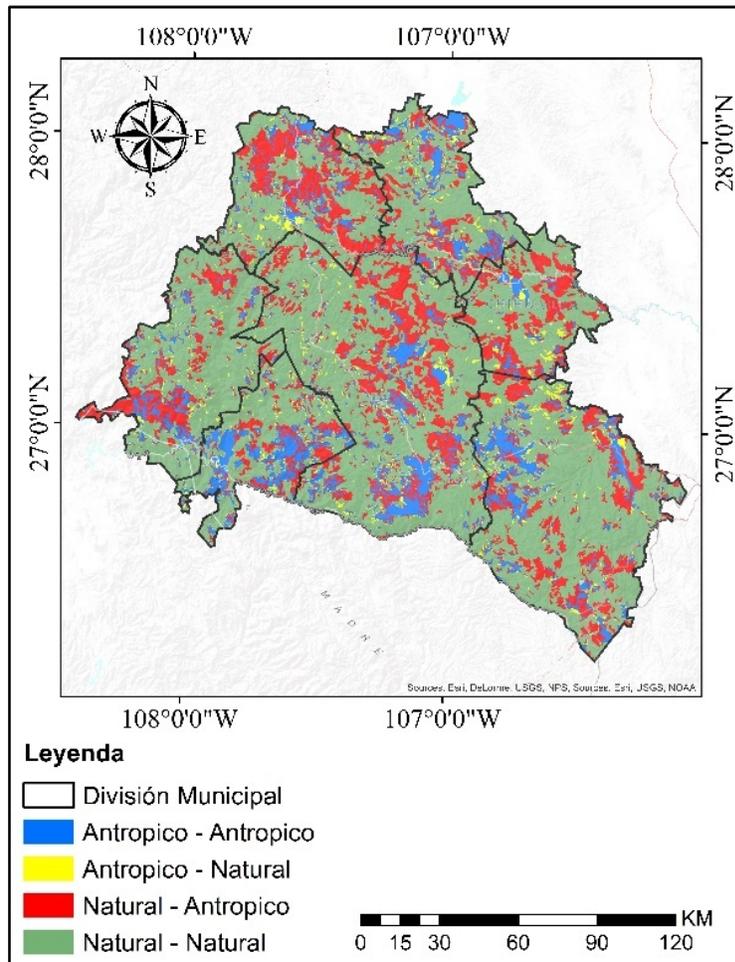
Municipio	Área (Km ²)	%
Urique	929.14	10.82
Balleza	1681.60	19.59
Batopilas	869.33	10.13
Bocoyna	1187.37	13.83
Carichí	959.28	11.18
Guachochi	2253.47	26.25
Nonoava	703.16	8.19
Total	8583.35	

Elaboración propia.

Con las dos cartografías de uso de suelo y vegetación reclasificadas en áreas antrópicas y naturales, lo siguiente fue correr el modelo de tabulación cruzada, obteniendo de este un mapa y una matriz de cambio. El mapa resultante muestra las áreas que han permanecido iguales, antrópicas y naturales (color azul y verde), así como las áreas que pasaron de ser antrópicas a naturales (color amarillo), y viceversa (color rojo) (Figura 3).

La matriz obtenida del modelo de tabulación cruzada de las cartografías fue convertida a hectáreas, ya que el resultado que arroja CrossTab se indica en número de pixeles. En dicha matriz se muestra el tiempo uno (1985) en las columnas y el tiempo dos (2011) en los reglones (Tabla 10); se puede apreciar que en 1985 existían un total de 2 153 317.95 hectáreas de cobertura natural, y para el 2011 se contaba con 1 649 586.60, por lo cual se puede inferir que en el lapso de tiempo se perdieron 503 731.35 ha de cobertura natural, conservándose un total de 1 581 065.19 hectáreas sin cambios en dicha cobertura. Con respecto a la clase antrópico, en el año 1985 se tenía un total de 354 623.40 hectáreas, incrementando a 858 354.75 hectáreas, de lo cual resulta que se ganaron las 503 731.35 hectáreas a costa de la cobertura natural. La Tabla 11 muestra los cambios entre las clases internas de las categorías antrópicas y naturales.

Figura 3. Modelo de tabulación cruzada.



Elaboración propia.

Tabla 10. Matriz de cambio de las cartografías reclasificadas 1985-2011.

Clase	Antrópico	Natural	Total
Antrópico	286 101.99	572 252.76	858 354.75
Natural	68 521.41	1 581 065.19	1 649 586.60
Total	354 623.40	2 153 317.95	2 507 941.35

Elaboración propia.

Tabla 11. Matriz de cambio de las cartografías de 1985-2011.

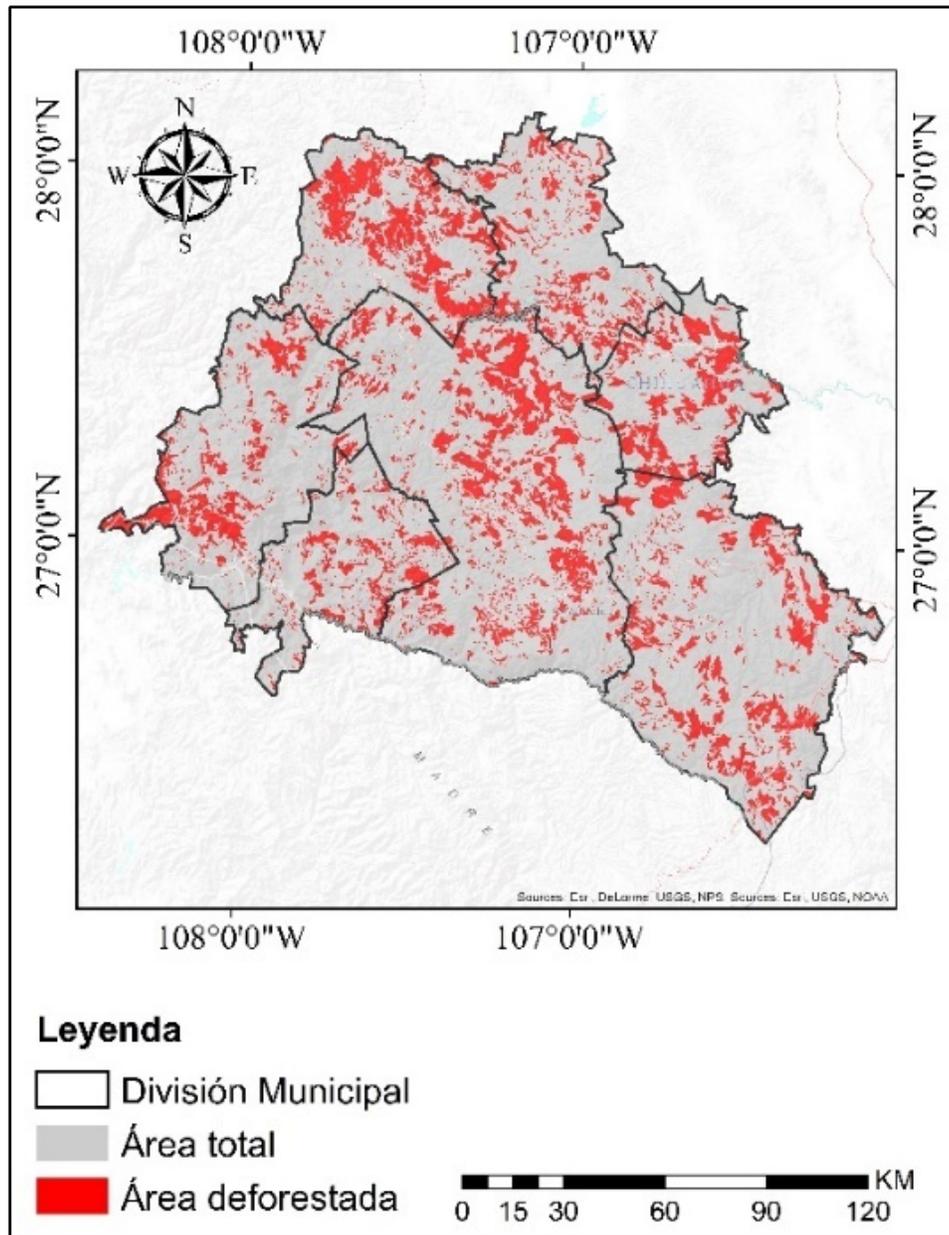
Clase	Agrícola	Bosque	C. Agua	Pastizal	Selva C.	Vegetación S.	Total
Agrícola	71 763	86 366	66	30 571	738	6330	195 833
Bosque	16 668	1 348 805	1	28 571	9,642	22 367	1 426 055
C. Agua	209	253	164	94	194	167	1080
Pastizal	10 671	101 720	0	137 202	1207	8148	258 948
Selva C.	329	12 572	0	504	98 773	3096	115 274
Urbano	1713	475	41	975	0	26	3230
Veg. S.	10 779	356 096	25	31 831	17 753	91 038	507 522
Total	112 132	1 906 288	297	229 747	128 307	131 172	2 507 942

Elaboración propia.

A partir del mapa resultante del modelo, se seleccionó lo que pasó de ser natural a ser antrópico durante el periodo. Dicho cambio indica las áreas que fueron perturbadas por actividades humanas, es decir, deforestadas durante este lapso. Esto se realizó mediante una reclasificación a mapa booleano, obteniendo dicho cambio en una capa adicional (Figura 4).

De acuerdo con las áreas antrópicas calculadas por municipio (tablas 8 y 9), en ambas fechas el municipio de Guachochi es el que contaba con más área perturbada, por ende, no será la excepción colocándose de nuevo en el primer lugar con más área deforestada durante este lapso, con un total de 1529.72 km², mientras que Batopilas es el menos afectado con un área de 382.79 km² (Tabla 12).

Figura 4. Áreas deforestadas en el suroeste de Chihuahua.



Elaboración propia.

Tabla 12. Estadísticos de las áreas deforestadas.

Municipio	Área (km ²)	%
Urique	649.58	11.36
Balleza	1084.84	18.96
Batopilas	382.79	6.69
Bocoyna	915.57	16.01
Carichí	565.32	9.88
Guachochi	1529.71	26.74
Nonoava	592.59	10.36
Total	5720.40	

Elaboración propia.

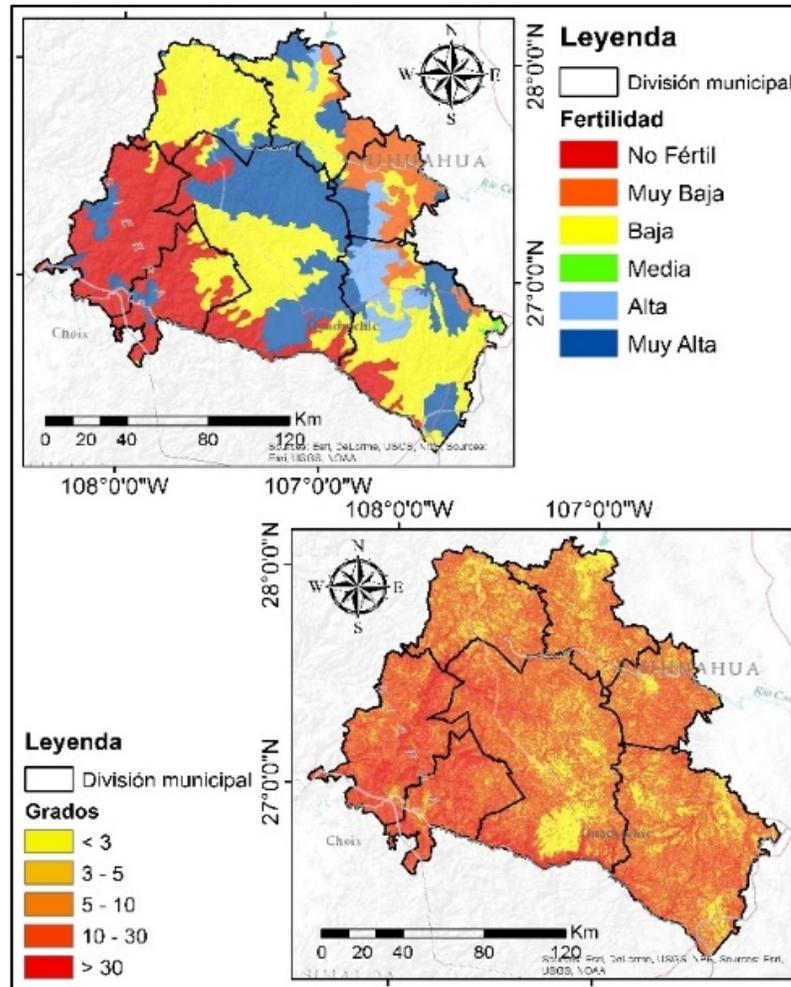
Variables explicativas en los procesos de deforestación

Como se indicó previamente en el procesamiento de las capas para el presente análisis, se aplicaron, distancia euclidiana, construcción de polígonos de Thiessen y algebra de mapas, transformación de variables categóricas a cuantitativas, así como una serie de reclasificaciones, como lo fueron las pendientes y la capa edafológica, las cuales se utilizaron como variables explicativas a los procesos de deforestación (variables independientes).

La distancia euclidiana se calculó mediante la herramienta "Euclidean Distance" de ArcMap en su versión 10.3, a las capas de carreteras y caminos, localización de pozos, concesiones mineras, áreas naturales protegidas, distribución potencial de plagas, localidades, red hidrográfica y áreas agropecuarias.

Las pendientes obtenidas a partir del DEM, se reclasificaron en 5 categorías como se muestra en la Tabla 3. La capa edafológica fue reclasificada en 6 rangos de fertilidad, que van desde los suelos donde no hay fertilidad, a suelos muy fértiles, esto con base en el atlas de suelos de INEGI, como se muestra en la Tabla 4 (Figura 5).

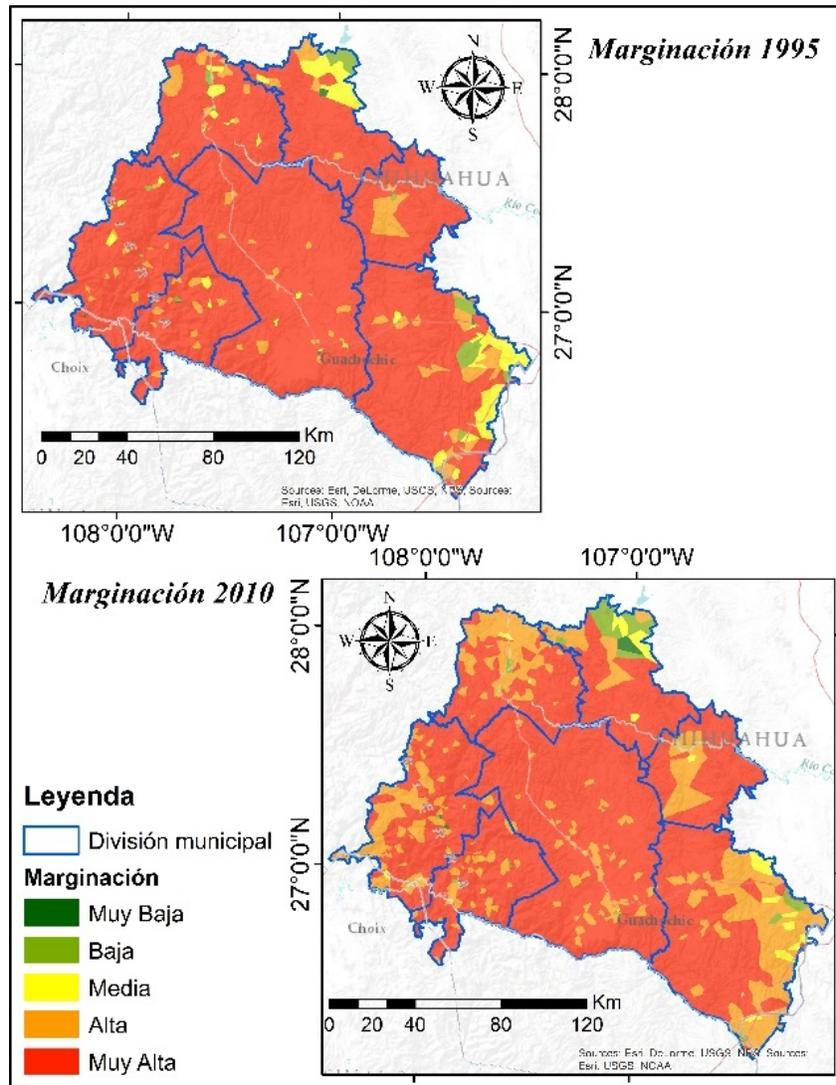
Figura 5. Mapa edafológico y pendientes, reclasificados.



Elaboración propia.

Se construyeron polígonos de Thiessen a partir de los datos de marginación de los años 1995 y 2010, y posteriormente fueron reclasificados en cinco rangos, de Muy Baja a Muy Alta (Figura 6). Obtenidos los polígonos, se realizó un álgebra de mapas con ambos datos; el resultado obtenido fue un mapa con nueve categorías (como se muestra en la Tabla 5), en el cual se tienen áreas con decremento e incremento de marginación, así como áreas en las que no hubo ningún cambio (Figura 7).

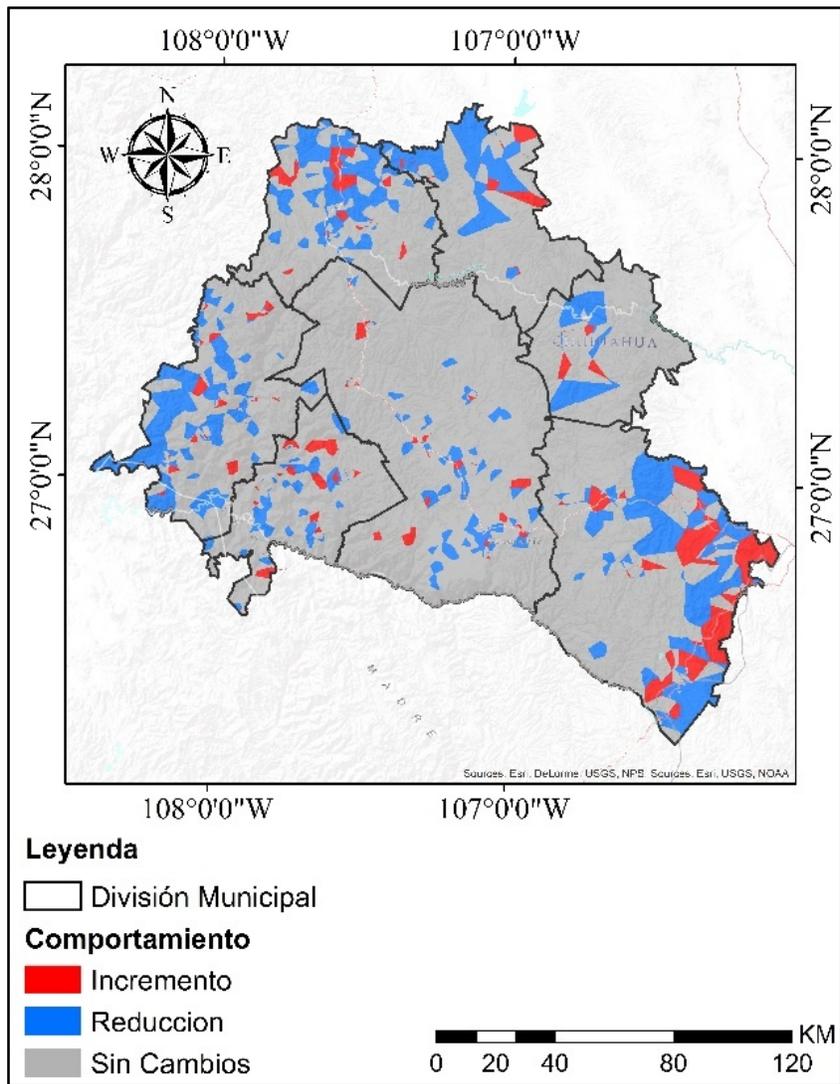
Figura 6. Áreas de influencia para los datos de marginación; mapa de pendientes reclasificado.



Elaboración propia.

En la capa de tenencia se contaba únicamente con dos clases, propiedad ejidal y propiedad privada (Figura 8). El municipio de Nonoava se posiciona en primer lugar con mayor propiedad privada, contando con una extensión de 2000.65 km², de la cual el 46.08% es privada; es Batopilas el que cuenta con menor propiedad privada, con una extensión territorial muy similar a la de Nonoava, 2139.20, de la cual solo el 17.26% es privada (Tabla 13).

Figura 7. Cambios en la marginación durante el periodo 1995-2010.



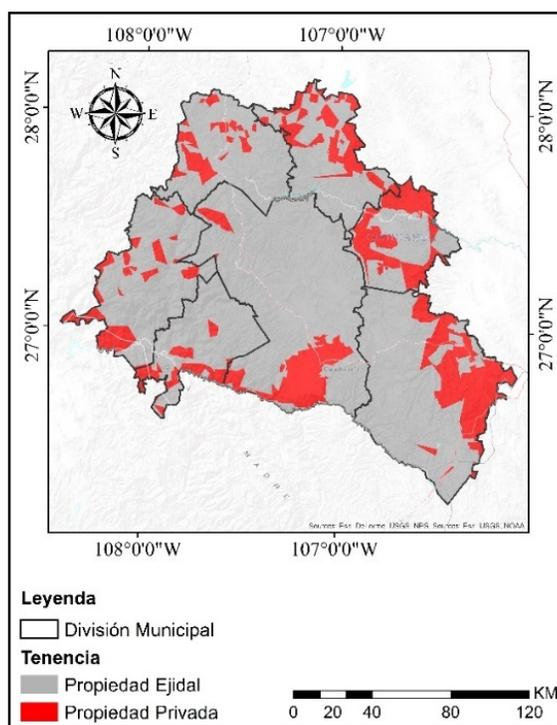
Elaboración propia.

Tabla 13. Estadísticos de la tenencia de la tierra por municipio.

Municipio	Área (Km ²)	Tenencia	Área (Km ²)	%
Urique	3306.18	Ejidal	2687.30	81.28
		Privada	618.88	18.72
Balleza	5369.43	Ejidal	3931.52	73.22
		Privada	1437.90	26.78
Batopilas	2139.20	Ejidal	1769.96	82.74
		Privada	369.24	17.26
Bocoyna	2708.15	Ejidal	2307.14	85.19
		Privada	401.01	14.81
Carichí	2580.39	Ejidal	1823.18	70.66
		Privada	757.21	29.34
Guachochi	6975.38	Ejidal	5985.66	85.81
		Privada	989.72	14.19
Nonoava	2000.65	Ejidal	1078.79	53.92
		Privada	921.86	46.08

Elaboración propia.

Figura 8. Tenencia de la tierra en el área de estudio.



Elaboración propia.

Modelo de Regresión Lineal Múltiple

Para elaborar este modelo estadístico de regresión lineal múltiple, se utilizó como variable dependiente la capa de las áreas deforestadas del suroeste de Chihuahua (Figura 4), clasificada en niveles de cambio, como se muestra en la Tabla 1. El módulo de MultiReg arroja como resultado una fórmula que construye a partir de indicar la variable dependiente y variables explicativas, mostrada a continuación:

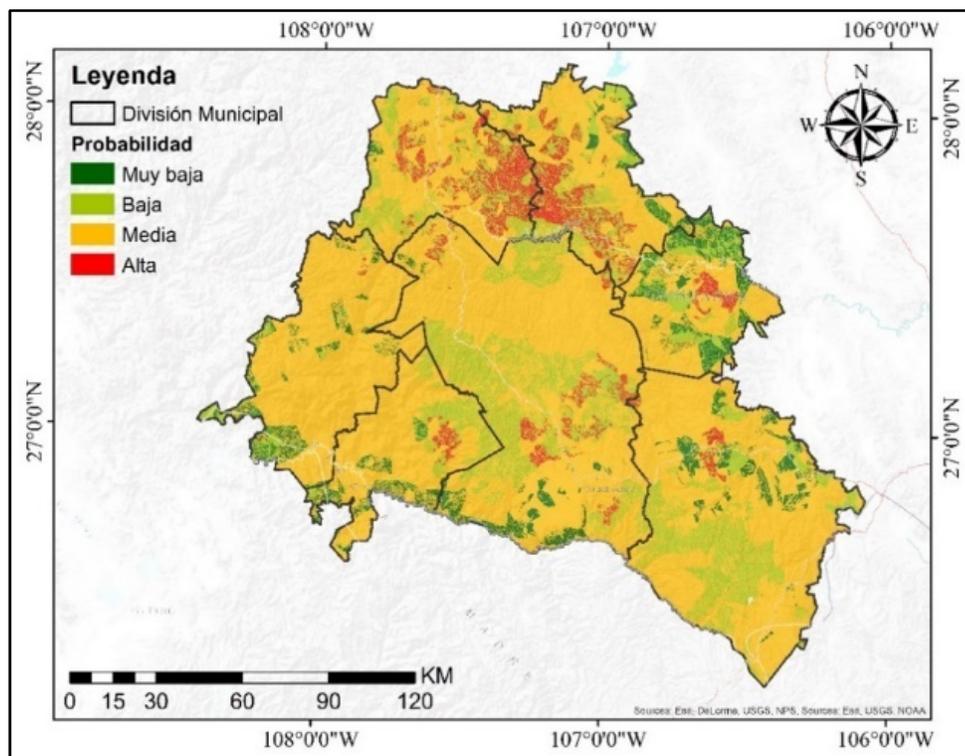
$$\begin{aligned} \text{Deforestacion} = & 0.280 + (0.000004 * \text{ED_AGRO}) - \\ & (0.000001 * \text{ED_ANP}) - (-0.000001 * \text{ED_Cam}) + (0.000002 * \text{ED_Carr}) - \\ & (0.000001 * \text{ED_Conf}) - (-0.000006 * \text{ED_Loc}) - \\ & (0.000002 * \text{ED_CM}) (0.000001 * \text{ED_Pz}) + (0.000002 * \text{ED_RH}) + (1.419963 * \\ & \text{Eda}) + (0.312021 * \text{Slope}) + (0.520569 * \text{TT}) + (0.258949 * \text{CM}) - \\ & (0.009554 * \text{THM10}) \end{aligned}$$

Donde:

1. EDAGro = Distancia a áreas agropecuarias
2. EDANP = Distancia a áreas naturales protegidas
3. EDCam = Distancia a caminos
4. EDCarr = Distancia a carreteras
5. EDConf = Distancia a distribución potencial de plagas
6. EDLoc = Distancia a localidades
7. EDcm = Distancia a concesiones mineras
8. EDPz = Distancia a pozos
9. EDRH = Distancia a red hidrográfica
10. Eda = Edafología
11. Slope = Mapa de pendientes
12. TT = Tenencia de la tierra
13. CM = Cambios de marginación 1995-2010
14. THM10 = Polígonos de Thiessen 2010

Según el modelo de regresión múltiple, la variable que más explica los procesos de deforestación en el área, es el tipo de suelo (edafología), seguido de la tenencia de la tierra, pendientes, cambios en la marginación, y por último, las cartografías de distancia y marginación del año 2010 (Tabla 14). Este modelo también proporciona un mapa de probabilidad, en este caso, probabilidad a ser deforestado, con un valor mínimo de -0.22 y un máximo de 1.62; dicho mapa fue reclasificado en cuatro categorías con base en el 50 percentil, con un rango que va desde Muy Baja a Alta probabilidad de ser deforestado (Figura 9).

Figura 9. Reclasificación de las áreas probables a los procesos de deforestación del suroeste de Chihuahua.



Elaboración propia.

Tabla 14. Coeficientes calculados por el modelo de regresión lineal múltiple.

Variable	Peso
Agropecuario	0.000004
A.N.P.	-0.000001
Marginación 2010	-0.009554
Localidades	-0.000006
Minas	-0.000002
Pozos	-0.000001
D.P. Plagas	-0.000001
Caminos	-0.000001
Red Hidrográfica	0.000002
Carreteras	0.000002
Cambios en marginación	0.258949
Pendientes	0.312021
Tenencia	0.520569
Edafología	1.419963

Elaboración propia.

La zona más propensa a sufrir los procesos de deforestación es la zona norte del área de estudio. Dicha zona corresponde a los municipios de Carichí y Bocoyna, presentando un 14.14% y 15.71% de sus extensiones, respectivamente, con probabilidades muy altas. Sin embargo, el resto de los municipios muestran más del 50% de sus extensiones con probabilidad media a sufrir este fenómeno, posicionando en primer lugar a Urique con un 88.19%, seguido de Batopilas con un 76.06%, Balleza con un 75.12% y Guachochi con un 73.04%, mismos que sus probabilidades más altas no van más allá del 4% (Tabla 15).

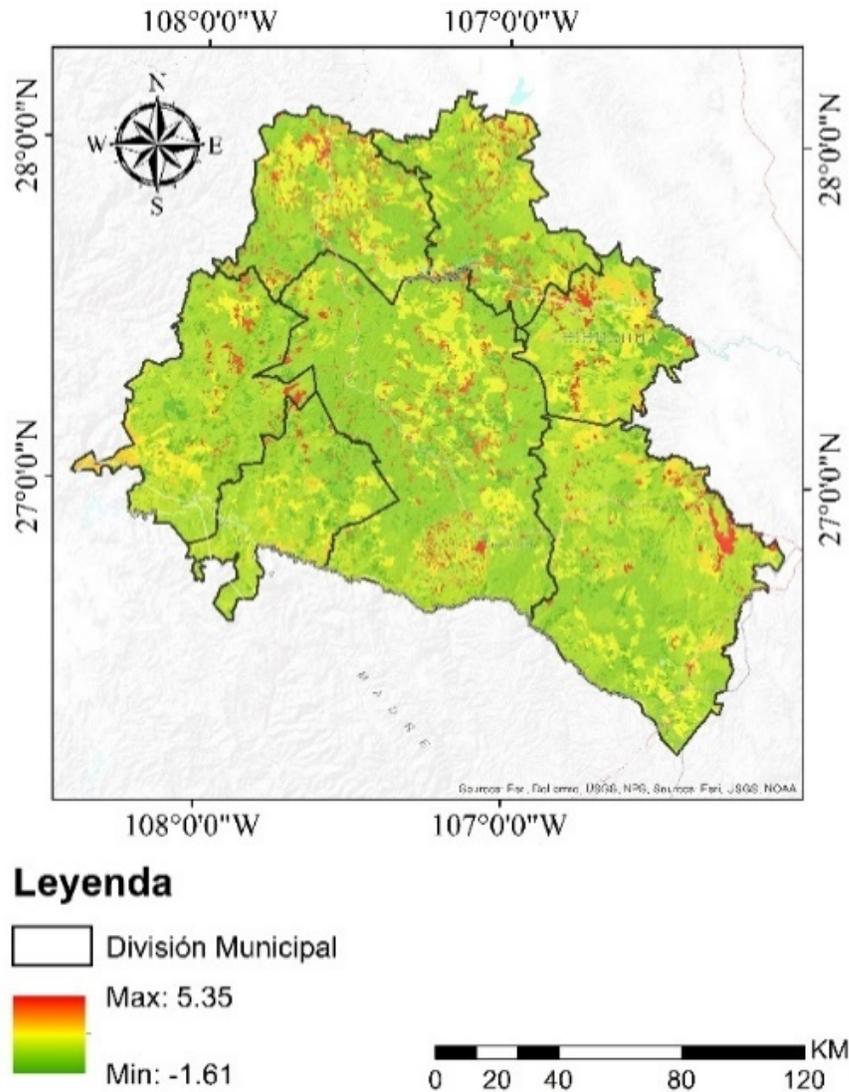
Tabla 15. Estadísticos de las áreas probables a deforestación.

Municipio	Área (km ²)	Probabilidad	Área (km ²)	%
Urique	3306.18	Muy baja	218.74	6.62
		Baja	166.62	5.04
		Media	2915.86	88.19
		Alta	4.35	0.13
Balleza	5369.43	Muy baja	294.71	5.49
		Baja	987.59	18.39
		Media	4033.31	75.12
		Alta	52.96	0.99
Batopilas	2139.20	Muy baja	160.11	7.48
		Baja	309.51	14.47
		Media	1626.98	76.06
		Alta	42.08	1.97
Bocoyna	2708.15	Muy baja	12.77	0.47
		Baja	739.07	27.29
		Media	1530.59	56.52
		Alta	425.38	15.71
Carichí	2580.39	Muy baja	115.42	4.47
		Baja	691.96	26.82
		Media	1407.75	54.56
		Alta	364.88	14.14
Guachochi	6975.38	Muy baja	233.37	3.35
		Baja	1448.43	20.76
		Media	5094.47	73.04
		Alta	198.79	2.85
Nonoava	2000.65	Muy baja	366.94	18.34
		Baja	412.09	20.60
		Media	1152.84	57.62
		Alta	68.34	3.42

Elaboración propia.

La Figura 10 muestra la imagen de residuos arrojada por el modelo con valores que oscilan con un valor mínimo de -1.61 en tonalidades verdes, a un valor máximo de 5.35 en tonalidades de color rojo.

Figura 10. Imagen de valores residuales.



Elaboración propia.

Discusión de resultados

Se logró cumplir con todos los objetivos planteados, comenzando con identificar las áreas perturbadas por actividades humanas, el procesamiento satisfactorio de las cartografías utilizadas como variables explicativas a los procesos de deforestación, la generación del modelo de regresión lineal múltiple, y por último las zonas

susceptibles a sufrir los procesos de deforestación, de manera que la hipótesis planteada en este estudio es aceptada.

El modelo arrojó un estadístico de R^2 de 0.49, esto indica que casi un cincuenta por ciento de la deforestación es explicado por las variables independientes. Un valor de R^2 de 1, indica un ajuste perfecto entre la variable dependiente y la(s) variables explicativas, por lo tanto, se puede inferir que el ajuste del modelo debe perfeccionarse. Sin embargo, existen estudios que consideran que un valor de R^2 de 0.5, es aceptable (Morales & González 2003; Gutiérrez et al., 2012).

La ecuación que genera el modelo, calcula coeficientes de regresión para cada variable explicativa y la intersección; la intersección puede interpretarse como el valor de la variable dependiente cuando la(s) variables independientes toman el valor de cero, mientras que los coeficientes indican los efectos de la variable sobre la variable dependiente. La significación de cada coeficiente es expresada a través de un estadístico t , que verifica dicha significación de las variables a partir de cero, es decir, cuando no existe algún efecto sobre la variable dependiente. El estadístico tiene que superar los valores críticos para que la(s) variables explicativas sean significativas (Eastman, 2012).

Las variables que explican mejor el proceso de deforestación son edafología, tenencia de la tierra y pendientes, siendo sus coeficientes positivos. En cuanto a los coeficientes calculados por el modelo de regresión, es necesario recalcar que dicho modelo asume una relación de tipo lineal entre la variable dependiente y una o más variables independientes, ya sea una relación positiva o negativa, esto es, que tanto una variable como la otra están normalmente distribuidas. Entonces, si la variable Y aumenta, al mismo tiempo la(s) variables X aumentarán; asimismo, el coeficiente resultante calculado para esa variable será positivo o viceversa (Campos, 2016). Las variables con coeficientes negativos, como la capa de caminos, indican que las zonas más lejanas a esta son más propensas a sufrir el fenómeno, es decir, a medida que la distancia se aleja, la probabilidad es mayor.

Con respecto a los valores residuales, estos expresan una idea de la incertidumbre del modelo, ya que indican las zonas donde el modelo no se ajusta a la realidad. Matemáticamente esto corresponde a valores residuales elevados —distancias— entre cada caso real de deforestación, y cada caso modelado del mismo proceso, esta se expresa en una medida de dispersión, que toma en cuenta cada observación con respecto a la recta, es decir, la distancia de cada punto, entre el punto y la recta, de manera que si dichas dispersiones son bajas, el poder explicativo del modelo es mayor; en este caso, la imagen de valores residuales arrojada por el modelo contiene en su mayoría valores bajos, por lo que se puede inferir que el modelo se ajusta bien.

En estudios previos se ha empleado la regresión lineal múltiple para modelar la deforestación. Algunas de las variables independientes utilizadas fueron distancia a zonas agrícolas, distancia a localidades, edafología y pendientes, y también presentaron importancia en los procesos de deforestación, arrojando coeficientes de significación elevados. Además de esto, se incluyeron datos demográficos de población, considerando características de analfabetismo, salario, lengua materna, etcétera, misma información que resultó ser de gran relación en los procesos de deforestación (Pineda, et al., 2008; Monjardín, et al., 2017).

Estos estudios coinciden parcialmente con los resultados de este trabajo, pues señalan a las variables socioeconómicas como factores muy relevantes al proceso. Puede mencionarse el caso de la población, cuya densidad o sus características socioeconómicas son de gran relevancia para este fenómeno (Tanaka & Nishii, 2009; Agarwal, et al., 2002). Otros, como el de Sheng, et al., (2017), afirman que una de las causas principales, además de la densidad de la población, es la superficie quemada por incendios forestales, ya que esto incita a los pobladores al emplazamiento de predios agrícolas en dichas zonas, y asimismo, su expansión mediante la tala de árboles.

La dinámica anterior pudiera ser de relevancia en la zona, pues es mencionado en los medios locales la posible existencia de incendios provocados para la expansión de la frontera

agropecuaria. Dicha relación de causalidad debe explorarse y demostrarse con estudios más específicos, de carácter sociológico o antropológico, pudiendo empezarse en las zonas de mayor probabilidad indicadas en este trabajo.

La Sierra Tarahumara juega un papel turístico muy importante en el estado, por lo que deben incluirse variables paisajísticas naturales y culturales en la modelación de procesos como la deforestación, pues estas resultan muy relevantes en escenarios geográficos parecidos (Ludeke, 1990). La apertura de caminos, hoteles, entre otras cosas, impulsa el crecimiento económico, pero motiva la pérdida de bosques y desfavorece la conservación de la biodiversidad. Por esto, es urgente tomar medidas para la gestión de los bosques.

Es necesario recalcar que sería importante considerar el incluir en futuros estudios datos demográficos de la población, y su correspondiente análisis sobre la relación que pudieran tener las cuestiones socioeconómicas con la pérdida de bosques. También es importante la identificación de las áreas quemadas por incendios forestales, y del mismo modo, la evaluación de la importancia de otro tipo de factores causales a este proceso, como el desarrollo turístico.

Conclusión

En este trabajo se identificaron las áreas con mayor probabilidad de ser deforestadas a partir de un modelo de regresión múltiple. El coeficiente de regresión obtenido (0.49) explica de forma moderada, pero estadísticamente significativa, la varianza del fenómeno de la deforestación. Dicho resultado es útil para la gestión ambiental de este proceso.

El municipio de Guachochi resultó ser el municipio más afectado por la deforestación, aumentando un total de 1363.5 km² de áreas perturbadas en el lapso abarcado por este estudio. Le siguen en orden de importancia, Balleza, Bocoyna, Urique, Nonoava, Carichí y Batopilas.

Con respecto a la imagen de probabilidad de deforestación generada por el modelo, la zona más susceptible a sufrir este proceso es la zona norte del área de estudio, de manera precisa, la zona sureste de Bocoyna, y la zona suroeste de Carichí. En estas zonas la imagen de valores residuales también arroja valores bajos, por lo que se deduce que se trata de áreas con muy alta probabilidad de ser deforestadas. Esta condición sugiere la conveniencia de asignar recursos por las instituciones de gobierno como Conafor, Semarnat, en dichas regiones, pues estas dependencias tienen entre sus funciones la conservación de la biodiversidad y de manera particular los bosques.

En cuanto a las variables explicativas, las que tuvieron mayor peso fueron edafología, tenencia de la tierra, pendientes, cambios en la marginación, y por último las cartografías de distancias. Edafología y pendientes tuvieron una relación positiva con la deforestación, lo que indica que el proceso se realiza en suelos fértiles, pero también en áreas que presentan pendientes inapropiadas para la expansión agrícola.

La tenencia de la tierra parece jugar un papel muy importante en el proceso de deforestación, por lo que es necesario realizar trabajo de carácter sociológico o antropológico con los pobladores rurales para establecer de qué forma esta variable favorece la pérdida de cubierta vegetal.

Se cumplió con la hipótesis y los objetivos de este trabajo. Se identificaron las áreas susceptibles de ser deforestadas. Estas áreas tendrán que priorizarse en el futuro, para implementar medidas que mitiguen o reduzcan la ocurrencia de este fenómeno.

Bibliografía

Agarwal, D. K., Gelfand, A. E. & Silander, J. A. (2002). Investigating Tropical Deforestation Using Two-Stage Spatially Misaligned Regression Models. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, VII (3), pp. 420-439.

- Agua y SIG (2011). Polígonos de Thiessen en ArcGIS. [En línea] Available at: <http://www.aguaysig.com/2011/07/poligonos-de-thiessen-en-arccgis.html> [último acceso: 2 de mayo 2017].
- Aguilar Arias, H., Mora Zamora, R. & Vargas Bolaños, C. (2014). Metodología para la corrección atmosférica de imágenes ASTER, RAPIDEYE, SPOT 2 y Landsat 8 con el módulo flash del software ENVI. *Revista Geográfica de América Central*, II (53), pp. 39-59.
- Bocco, G., Mendoza, M. & Maser, O. R. (2000). La dinámica del cambio del uso del suelo en Michoacán. Una propuesta metodológica para el estudio de los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas*, núm. 44, pp. 18-38.
- Bravo Peña, L. C. y otros (2017). Áreas probables de degradación-deforestación de la cubierta vegetal en Chihuahua, México. Una exploración mediante regresión logística para el periodo 1985-2013.
- Campos Aranda, D. F. (2011). Transferencia de información de crecientes mediante regresión lineal múltiple. *Tecnología y Ciencias del Agua*, III(3), pp. 239-247.
- Campos Aranda, D. F. (2016). Una aplicación hidrológica de la regresión lineal múltiple ponderada. *Tecnología y Ciencias del Agua*, VII (4), pp. 161-173.
- Céspedes Flores, S. E. & Moreno Sánchez, E. (2010). Estimación del valor de la pérdida de recurso forestal y su relación con la reforestación en las entidades federativas de México. *Investigación ambiental*, II (2), pp. 5-13.
- CONABIO, 2012. Portal de Geoinformación. Sistema Nacional de Información Sobre Biodiversidad. [En línea] disponible en: <http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/> [último acceso: 4 de mayo 2017].
- Congalton, R. G. & Green, K. (2008). *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices*. Segunda ed. London, New York: CRC Press.

- Cortina Villar, S., Mendoza, P. M. & Himmelberger, Y. O. (1998). Cambios en el uso del suelo y deforestación en el sur de los estados de Campeche y Quintana Roo, México. *Investigaciones Geográficas*, núm. 38, pp. 41-56.
- Eastman, J. R. (2012). *IDRISI Selva Tutorial*. Worcester, Massachusetts: Clark Labs.
- Ebdon, D. (1982). *Estadística para Geógrafos*. Primera ed. Barcelona: Oikos-tau, S. A.-Ediciones.
- Escárpita Herrera, A. (2002). Situación actual de los bosques de Chihuahua. *Madera y Bosques*, VIII (1), pp. 3-18.
- ESRI (2016). Comprender el análisis de distancia euclidiana. [En línea] disponible en: <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-analyst-toolbox/understanding-euclidean-distance-analysis.htm> [Último acceso: 4 mayo 2017].
- García Jiménez, M. V., Alvarado Izquierdo, J. M. & Jiménez Blanco, A. (2000). La predicción del rendimiento académico: regresión lineal versus regresión logística. *Psicothema*, volumen XII, pp. 248-525.
- Gutiérrez Puebla, J., García Palomares, J. C. & Daniel Cardozo, O. (2012). Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y estimación de la demanda de las estaciones del Metro de Madrid. XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica, Madrid, pp. 19-21.
- INEGI, 2010. México en cifras. [En línea] Disponible en: <http://www.beta.inegi.org.mx/app/areasgeograficas/?ag=08> [Último acceso: 4 de mayo 2017].
- INEGI, 2017. Datos de Relieve. [En línea] Disponible en: <http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/datosrelieve/default.aspx> [Último acceso: 4 Mayo 2017].
- INEGI, 2017. Recursos Naturales. [En línea] Disponible en: <http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/reclnat/default.aspx> [Último acceso: 4 Mayo 2017].

- Luján Álvarez, C. y otros, (2008). Desarrollo forestal sustentable en Chihuahua, México: una estrategia multidimensional. *Región y sociedad*, XX (42), pp. 96-117.
- Maldonado Marín, J. D. (2015). Dinámica temporal de la actividad vegetal en zonas degradadas por *Ips confusus* en bosque de *Pinus cembroides*: región central de Chihuahua (2000-2014). Cuauhtémoc, Chihuahua: UACJ, IADA.
- Mas, J. F., Álvarez, R. & Sorani, V. (1996). Elaboración de un modelo de simulación del proceso de deforestación. *Investigaciones Geográficas*, pp. 43-57.
- Monjardín Armenta, S. A., Pacheco Angulo, C. E., Plata Rocha, W. & Corrales Barraza, G. (2017). La deforestación y sus factores causales en el estado de Sinaloa, México. *Madera y Bosques*, XXIII (1), pp. 7-22.
- Morales, I. & González, M. I. (2003). Comparación de las técnicas de análisis de variancia y regresión lineal múltiple: Aplicación a un experimento de almacenamiento de mango. *Agronomía Costarricense*, XXVII (2), pp. 43-53.
- Ocampo, D. & Rivas, R. (2013). Estimación de la radiación neta diaria a partir de modelos de regresión lineal múltiple. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, XIX (2), pp. 263-271.
- Oommen, T. y otros (2008). An Objective Analysis of Support Vector Machine Based Classification for Remote Sensing. *Mathematical Geosciences*, XL (4), pp. 409-424.
- Pineda Jaimes, N. B., Bosque Sendra, J., Gómez Delgado, M. & Plata Rocha, W. (2008). Análisis de cambio del uso del suelo en el Estado de México mediante sistemas de información geográfica y técnicas de regresión multivariantes. Una aproximación a los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas*, Issue 69, pp. 33-52.
- Pinedo Álvarez, C., Pinedo Álvarez, A., Quintana Martínez, R. M. & Martínez Salvador, M. (2007). Análisis de áreas deforestadas

en la región centro-norte de la Sierra Madre Occidental, Chihuahua, México. *Medio ambiente y desarrollo sustentable*, I (1), pp. 36-43.

Pontius, R. G., Shusas, E. & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, Issue 101, pp. 251-268.

Reyes Hernández, H., Aguilar Robledo, M., Aguirre Rivera, J. R. & Trejo Vázquez, I. (2006). Cambios en la cubierta vegetal y uso del suelo en el área del proyecto Pujal-Coy, San Luis Potosí, México, 1973-2000. *Investigaciones Geográficas*, Issue 59, pp. 26-42.

Sheng, J., Han, X. & Zhou, H. (2017). Spatially varying patterns of afforestation/reforestation and socio-economic factors in China: a geographically weighted regression approach. *Journal of Cleaner Production*, Volumen 153.

Sigala Rodríguez, J. Á., Sosa Pérez, G. S., Sarmiento López, H. & Rosales Mata, S. (2014). Análisis de riesgos para la supervivencia de una reforestación con *Pinus arizonica Engelm* en Chihuahua, México. *Revista Forestal Baracoa*, Volumen XXXIII, pp. 24-32.

Tanaka, S. & Nishii, R. (2009). Nonlinear Regression Models to Identify Functional Forms of Deforestation in East Asia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing IEEE Trans.*, XLVII(8), pp. 2617-2626.

USGS Science for a changing world (2017). Glovis Next. [En línea] disponible en: <http://glovis.usgs.gov/next/> [Último acceso: 10 de abril 2017].