



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE FILOSOFÍA Y LETRAS

COLEGIO DE GEOGRAFÍA

**ELABORACIÓN DE UN MODELO ESPACIAL DE
RIESGO DE DEFORESTACIÓN EN BOSQUES**

T E S I S
PARA OBTENER EL GRADO DE:
LICENCIADO EN GEOGRAFÍA
P R E S E N T A :
R U T I L I O C A S T R O M I G U E L

ASESOR: DR. JEAN FRANCOIS MAS CAUSSEL



Facultad de Filosofía
y Letras

CIUDAD DE MÉXICO

DICIEMBRE 2010



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.

A las personas más queridas que son y serán siempre el motor de lo que hago.

Mis padres que siempre han dado lo mejor de ellos para formar a cada uno de sus hijos. Agradezco su incondicional apoyo y sus consejos a lo largo de toda mi vida.

Mis hermanos, que cada uno de ellos ha enriquecido mi vida, además de recibir su cariño y compañía en todo momento.

Tania que ha sido un ejemplo a seguir por su esfuerzo y empeño en todo lo que hace, así como su valor y alegría para realizar todas sus metas. Gracias por todo este maravilloso tiempo que estamos compartido, y lo que nos falta mi vida!!!.

Agradezco:

Al Dr. Jean Francois Mas por las horas dedicadas a realizar correcciones y comentarios sobre el trabajo, sin su apoyo no habría realizado esta tesis.

A los sinodales: Dr. Raúl Aguirre, Dr. Jorge López, Mtra. Olivia Salmerón y la Dr. Irma Trejo, por sus observaciones y correcciones, los cuales le dieron orden y mejor sentido al trabajo.

Además de su apoyo para mejorar de manera importante la tesis, quiero agradecer a todos ellos su amistad, la cual hizo mucho más placentero el trabajo, gracias por todo.

Por último quiero agradecer a todos aquellos que han estado presentes durante este tiempo: mis amigos de la carrera; los del IG (a los que siguen ahí y a los que ya no); a los de Morelia; a los compañeros de proyectos y a los de SEMARNAT. No los listo porque son muchos y seguramente alguno se me iría, pero a todos les doy las gracias por su amistad y apoyo.

Gracias Carlos Sánchez por todas las facilidades para realizar los trámites para la titulación.

ELABORACIÓN DE UN MODELO ESPACIAL DE RIESGO DE DEFORESTACIÓN EN BOSQUES

Indice

1.- Introducción.	1
2.- Antecedentes.	3
2.1.- Algunos modelos de deforestación en México.	4
2.2.- Estimaciones de la deforestación en México.	6
2.3.- Biodiversidad presente en las áreas forestales.	9
3.- Hipótesis.	12
4.- Objetivo General.	12
4.1.- Objetivos particulares.	12
5.- Área de estudio.	13
5.1.- Ubicación geográfica.	13
5.2.- Superficie forestal en México.	15
6.- Materiales.	18
6.1.- Cartografía de Uso del suelo y vegetación y modelo digital del terreno.	18
7.- Marco metodológico y conceptual.	21
7.1.- Operadores de vecindad.	21
7.2.- Modelo estadístico.	22
7.2.1.- Métodos para la introducción y selección de variables en la regresión logística.	26
7.3.- Curva Característica de Operación del Receptor.	27
7.4.- Planteamiento del problema.	29
8.- Procesamiento.	32
8.1.- Determinación de las áreas de cambio.	35
8.2.- Población estadística, tamaño de la muestra y selección de los puntos de muestreo.	37
8.3.- Generación de los datos para aplicar el modelo de Regresión Logística.	41
8.4.-Evaluación y aplicación del modelo de Regresión Logística.	43
9.- Resultados.	45
9.1.- Variables de uso del suelo y vegetación.	45
9.2.- Variable del relieve.	47
9.3.- Elaboración del modelo.	52
9.4.- Evaluación del modelo.	58
10.- Conclusiones.	61
Bibliografía.	65

Anexo 1.- Tabla de reclasificación para los mapas Serie I y II e IFN 2000.	69
Anexo 2.- Resultados del análisis de regresión logística de las áreas de influencia 10, 11, 12, 13, 14 y 15.	70
Anexo 3.- Regresión logística, modelo final.	85

1. INTRODUCCIÓN

La cobertura forestal en México ha presentado fuertes cambios a causa de la presión que sobre éste recurso tienen diferentes factores sociales y naturales; el aumento de las áreas agrícolas y zonas de pastizales, la tala descontrolada, la expansión de las áreas urbanas, los incendios provocados, son algunos de los factores que están involucrados (D'Silva y Appanah, 1993).

En lo que se refiere a la cobertura vegetal presente en México, ésta es muy variada, va desde vegetación de zonas tropicales hasta bosques fríos, pasando por bosques templados, matorrales, pastos, vegetación hidrófila, selvas bajas medias y altas, y algunas más, prácticamente todos estos tipos de vegetación natural han sufrido la presión de las actividades humanas.

La cobertura forestal (bosques, selvas y matorrales) del país ha disminuido aproximadamente en un 10% durante los últimos 30 años. (Velázquez *et al.*, 2002).

Cada año se pierde superficie forestal, lo cual acarrea graves consecuencias ambientales que a corto y largo plazo se ven reflejadas de una manera negativa en la sociedad: la disminución en la disponibilidad del recurso agua, la pérdida de ecosistemas y de sus especies, la degradación de los suelos y los cambios en el clima, son solo algunos de los efectos causados por el proceso de deforestación.

Por la heterogeneidad de las características biofísicas y sociales que se presentan en el país las causas de la deforestación y los patrones que sigue, varían a lo largo y ancho del territorio nacional.

Debido a que las condiciones biofísicas de cada región son relativamente estables y se mantienen en equilibrio con la vegetación y los demás elementos que forman el paisaje, se puede asumir que el principal factor que motiva la deforestación es de origen antrópico. La deforestación que generan las actividades productivas, sustituyen la vegetación natural con pastizales, agricultura, zonas urbanas y cuerpos de agua.

El estudio de las causas de la deforestación y de los patrones de distribución que ésta presenta es de gran importancia. Con éstos elementos es posible tener una visión de la forma en que el

proceso de deforestación afecta al territorio, al analizar los factores que la provocan es posible modelar su dinámica, tanto espacial como temporal, con el fin de localizar las áreas con más alto riesgo de deforestación y así realizar acciones dirigidas hacia su control.

Estudiando la relación que existe entre las áreas deforestadas y los factores biofísicos y sociales que se asocian a éstas, es posible identificar cuáles son los elementos que tienen una mayor influencia con dicho proceso.

En la actualidad el uso de análisis estadísticos, metodologías aplicadas a información espacial y con herramientas como los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la Percepción Remota (PR), es posible realizar estudios dirigidos hacia la generación de modelos espaciales para representar la deforestación en México.

2. ANTECEDENTES

Las áreas forestales como muchos otros hábitats han sufrido una fuerte presión por parte de las actividades humanas que se desarrollan a su alrededor, como resultado, al paso del tiempo han presentado cambios en su distribución, composición y su calidad.

Existen varios factores, principalmente de tipo antrópico, que promueven que la deforestación sea acelerada en una determinada zona, estos factores pueden ser: la presencia y densidad de carreteras que pone a disponibilidad el recurso forestal, tanto para su extracción, como para su distribución; la densidad de poblados y el número de habitantes en una región, éstos últimos con el fin de satisfacer sus necesidades ejercen presión sobre el recurso forestal. Además de los factores antrópicos, los fenómenos naturales como: huracanes, incendios, plagas y grandes precipitaciones fluviales pueden ser algunos de los factores que propicien la deforestación.

El cambio del uso de suelo de una cobertura boscosa a una cobertura de tipo antrópico como serían los pastizales, la agricultura, los cuerpos de agua y los asentamientos humanos, es la principal forma en que se presenta la deforestación causada por factores sociales. Ésta puede ser cuantificada y caracterizada a través del análisis de imágenes de satélite o de mapas de uso de suelo y vegetación de diferentes fechas.

El cálculo de la velocidad del proceso de deforestación que se da en un periodo determinado recibe el nombre de tasa de deforestación y se presenta comúnmente de manera anualizada, ésta tasa expresa el cambio en porcentaje de la superficie al inicio de cada año (Velázquez *et al.*, 2002). Con dicha tasa se conoce la velocidad en que se pierden las áreas forestales y es posible hacer proyecciones sobre la cantidad de superficie que se perdería si la deforestación avanzara a un ritmo constante. Sin embargo, ésta tasa de deforestación proporciona solo la superficie deforestada sin proporcionar una representación espacial de la misma.

Las características físicas y socioeconómicas que presenta una determinada zona influyen en la intensidad con la que se presenta la deforestación, ya sea para acelerarla, evitar su presencia o provocar una regeneración de la vegetación forestal. La deforestación es un proceso que se desarrolla en un espacio y tiempo determinados, debido a su carácter geográfico ésta puede ser

representada sobre un mapa. La representación espacial de los procesos naturales tiene como una de sus principales ventajas la ubicación y distribución de los elementos que en él participan, con esto se pueden establecer las relaciones que existen entre el proceso en estudio y los elementos de su entorno tanto físicos como sociales.

El unir técnicas de análisis estadístico con las características de la información espacial antes mencionadas; tomando en cuenta elementos tanto sociales como naturales, su presencia en un periodo determinado y su relación con la deforestación, hace posible determinar las áreas que presenten susceptibilidad de pérdida de vegetación forestal.

Los Sistemas de Información Geográfica son una herramienta poderosa para el modelado y representación de los procesos de carácter espacial, la gran cantidad de datos que estos pueden manejar y procesar brindan la posibilidad de analizar problemas que hace algunas décadas hubieran sido prácticamente imposibles de resolver. En la actualidad los SIG ofrecen una serie de funciones con las que se pueden realizar procesos analíticos de información espacial tan complejos como sea posible plantearlos.

Si se toman en cuenta los elementos que forman un paisaje, así como los atributos con los que cuenta cada uno de éstos, se puede realizar análisis de tipo espacial en los que la información contenga los atributos de ubicación y distribución, así como información relacionada con sus características cualitativas y cuantitativas, lo anterior amplía las posibilidades para el estudio de la información de carácter geográfica.

2.1. Algunos modelos de deforestación en México.

La aplicación de metodología para el estudio de la deforestación en México han sido pocas, entre éstos trabajos se encuentran los realizados por Mas, Sorani y Álvarez (1996), Mas, Puig y Palacio (2003), Cuevas y Mas (2008), en ellos se pueden apreciar diferentes métodos aplicados a los modelos espaciales de riesgo de deforestación en diversas regiones del país. En el trabajo realizado por Mas *et al.* (1996) se presenta una metodología basada en un análisis estadístico que toma como variable dependiente las zonas deforestadas y como variables

independientes la distancia a carreteras y pendiente del terreno. En ese trabajo se utilizan regresiones lineales y funciones exponenciales, asume que la probabilidad de que una superficie forestal sea deforestada será igual a la superficie realmente deforestada durante el periodo de estudio. Con ello se elabora un mapa de riesgo de deforestación de 11 clases, en el cual la clase 1 representa las zonas con menor riesgo y la clase 11 las zonas con mayor riesgo a la deforestación. El trabajo se realizó en un área entre los estados de Puebla, Oaxaca y Veracruz. Los resultados en la evaluación del modelo según el Coeficiente de Predicción fue de 0.4.

En el trabajo realizado por Mas *et al.* (2003), se elaboró un modelo espacial para predecir áreas deforestadas. El trabajo fue realizado en una región tropical, alrededor de la Laguna de Términos, en éste se utilizaron como variables independientes la distancia a carreteras, distancia a los asentamientos humanos, distancia al área forestal más cercana, porcentaje de cubierta forestal en ventanas de 3 x 3, 9 x 9 y 15 x 15 píxeles y el índice de fragmentación en ventana de 3 x 3 píxeles. En dicho trabajo se utilizó el procesamiento de datos conocido como Redes Neuronales (Bishop 1995, Aktinkon y Tatnall 1997, Lek y Guégan 1999, citados por Mas *et al.* 2003) el cual es capaz de modelar relaciones entre las variables de entrada y salida. Los resultados arrojados por este modelo indican una clasificación cercana al 69% en los píxeles de deforestación y no deforestación, con un coeficiente de Kappa de 0.34 y un coeficiente de predicción de 0.49.

Otro trabajo realizado por Cuevas *et al.* (2008), muestra una serie de modelos de escenarios de uso del suelo, en ese trabajo se elaboraron varios modelos espaciales para el proceso de deforestación en el municipio de La Huacana en el estado de Michoacán. Dichos modelos muestran predicciones sobre el desarrollo en la ubicación y distribución de los diversos usos del suelo y vegetación que cubren la zona de estudio. Se realizó utilizando el programa DINAMICA EGO (Britaldo, Hermann y William 2009). En la elaboración de éstos escenarios se recabó información de campo que fue utilizada en las etapas de elaboración y validación de los mismos.

Hay otro tipo de trabajos en los que se realiza un análisis de la información de manera solamente tabular, sin llegar a una representación espacial de los resultados. En éstos, algunas

de las variables utilizadas son de origen espacial, sin embargo en los productos finales no se encuentra una representación geográfica de los modelos de deforestación obtenidos, ya que no forma parte de sus objetivos. Dentro de éste tipo de trabajos y solo por mencionar algunos de los más recientes se encuentra los realizados por Miranda (2008) y Pineda, Bosques, Gómez y Plata (2009).

El modelo elaborado por Miranda (2008), analiza una serie de variables econométricas y espaciales para determinar cuáles de ellas serán utilizadas en un modelo estadístico, en éste trabajo se hace la selección de las variables que mas relación tienen con el proceso de la deforestación y se determinan los coeficientes a utilizar. A pesar de que el modelo, en su elaboración cuenta con una serie de consideraciones espaciales, la representación final de los resultados no se ve reflejada en un mapa. Este trabajo fue realizado a nivel nacional.

En lo que respecta al trabajo elaborado por Pineda *et al.* (2009), se realiza una evaluación de la dinámica de uso de suelo y vegetación en el estado de México, posteriormente se crean modelos de regresión lineal y regresión logística para los tipos de vegetación de bosques de Coníferas, Latifoliadas, Mesófilo de montaña y Mixto, así como uno que integra todos los tipos de bosque presentes en el estado. En el estudio se analizan variables de tipo social y físico, algunas de ellas se generalizan a nivel municipal. Para la evaluación de los modelos se utilizó el parámetro estadístico conocido como ROC por sus siglas en ingles (*Relative Operating Characteristic*). Los modelos de regresión logística dan resultados entre los valores de 0.7315 a 0.9113, el más bajo corresponde al modelo general de bosques y el valor más alto al de bosque mesófilo de montaña.

2.2. Estimaciones de la deforestación en México.

La dinámica de los factores sociales, políticos y económicos que afectan el uso de los recursos forestales se ha visto reflejada de una manera negativa sobre los mismos, provocando que el proceso de la deforestación se presente de manera importante en el país. La estimación de la tasa de deforestación en México es muy variable, los resultados dependen de la manera en que

ésta fue calculada, quién la elaboró, los fines para los que fue realizada y el periodo que abarca, tal y como lo muestra la Tabla 1.

Los valores calculados para la deforestación van desde las 348,000 hectáreas por año (FAO, 2005), hasta las 1,500,000 hectáreas por año (Toledo, 1989).

Las últimas dos cifras del cálculo de la tasa de deforestación tienen una importante variación. En el año 2000 la SEMARNAT reportó una tasa de deforestación de 1,076,000 hectáreas por año, y para 2004 la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR), reportó una tasa de deforestación de 314,000 hectáreas por año.

Éstos datos nos dan una idea de lo complicado que es el tema de la deforestación en México, al mismo tiempo indican cómo, de acuerdo al enfoque que se dé al tema, los resultados pueden variar de una manera considerable, aún tratándose del mismo proceso.

Tabla 1 Tasas de estimación de deforestación según tipo de vegetación1
(miles de hectáreas por año)

Año	Referencia	Nota de referencia	Bosques	Bosques - Bosques tropicales - Selvas	Vegetación de zonas áridas	Total
1988	FAO	No se indica forma de cálculo.	125	470	20	615
1988	Repetto	No se indica forma de cálculo.	0	460	0	460
1989	Castillo et al.	Promedios anuales para el periodo 1988-1994. Se basan en crecimiento poblacional.	273	473	0	746
1989	Myers	Sin nota	0	700	0	700
1989	Toledo	Incluye bosques abiertos y pastizales.	0	0	0	1,500
1990	SARH	Se basa en reportes de las Delegaciones forestales de la SARH. Excluye bosques abiertos.	127	202	41	370
1991	SARH	Se basa en reportes de las Delegaciones forestales de la SARH.	127	189	54	370
1992	Masera et al.	Se basa en revisión de estadísticas oficiales y estudios de caso.	167	501	0	668
	WRI	Cifra tomada de la FAO.	0	0	0	615
1994	WRI	No se indica forma de cálculo.	0	0	0	678
1995	FAO	Sin nota	0	0	0	678
2000	Semarnat	Estimaciones basadas en la comparación de los resultados preliminares del Inventario Nacional Forestal 2000 y de la cartografía de uso del suelo y vegetación, serie II (1993) del INEGI. La fuente reporta que la tasa anual de deforestación en México para el periodo 1993-2000 es 769 379 hectáreas, siguiendo la definición de la FAO para la deforestación, conforme a la cual, ésta se refiere a la pérdida de la superficie arbolada constituida por bosques y selvas. La fuente agrega que, considerando que parte importante del territorio mexicano es semidesértico, al agregar la pérdida de la vegetación de este tipo de zonas, el promedio anual asciende a 1 076 423 hectáreas (Semarnat, 2002).	259	510	307	1,076
2005	FAO	La estimación fué realizada originalmente por la Conafor para el Forest Resources Assessment de FAO de 2005. Se baso en la comparación espacialmente explícita de las áreas con vegetación forestal registradas en la Carta de Uso Actual del Suelo y Vegetación Serie II y la versión preliminar de la Carta de Uso de Suelo y Vegetación Serie III (ambas elaboradas por el INEGI). Empleo el criterio de la FAO que considera a una superficie como deforestada solo cuando ha sido transformada a otro uso del suelo. (e.g . agricultura, pastura, reservorios de agua o áreas urbanas)	0	0	0	348

La variabilidad en la estimación de la deforestación se debe a que los estudios en los que se evalúa ésta parten de definiciones de deforestación distintas, al igual que diferentes son sus objetivos, metodologías y bosques utilizados en la evaluación. La información que se presenta en la referencia Velázquez, *et al* (2002), fue publicada en la Gaceta Ecológica, la cuál es una publicación trimestral del INE de la SEMARNAT, que tiene como objeto la difusión de trabajos de investigación relacionados con temas ambientales prioritarios de México. Los datos reportados corresponden al año de su publicación.

Fuentes: Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, Comisión Nacional Forestal, Gerencia de Geomática.

Mayo 2008

Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, Oficina del C. Secretario, -. Mayo 2008

Poder Ejecutivo Federal, Programa forestal y de suelo, 1995-2000, 1a edición, Semarnap, México, 1996.

2.3. Biodiversidad presente en las áreas forestales.

El potencial del recurso forestal del país no solo representa el aprovechamiento de productos maderables y no maderables, de él se obtienen otros beneficios de igual o mayor importancia. México es un país megadiverso, se encuentra dentro de los cuatro con mayor número de especies, aproximadamente del 10% al 12% de las especies vegetales y animales conocidas se encuentran en nuestro territorio (Sarukhán *et al.*, 2009), siendo la vegetación natural, entre ella la vegetación forestal, la que sostiene ésta riqueza de flora y fauna. Se estima que la flora en México consta de poco más de 23,000 especies, de ellas aproximadamente el 40% son especies endémicas. La familia de las cactáceas tiene un nivel de endemismo del 84%, de un total de 850 especies, por su parte el género *Pinus* cuenta con 48 especies de las cuales el 43% son endémicas (Sarukhán *et al.*, 2009).

La importancia del país en riqueza de fauna se presenta en la Tabla 2:

Tabla 2 Diversidad y endemismo en grupos de vertebrados en México. (Sarukhán *et al.*, 2009).

GRUPO	Descritas de México	Estimadas para México	Endémicas de México	Descritas del mundo
Peces	2 692	2 729	271	27 977
Anfibios	361	371	174	4 780
Reptiles	804	812	368	8 238
Aves	1 096	1 167	125	9 721
Mamíferos	535	600	161	4 381

La Figura 1 muestra en orden ascendente los ecosistemas que contienen una mayor cantidad de especies de flora y fauna, como se puede observar la base de la figura está compuesta por formaciones vegetales forestales (Bosques, Matorrales y Selvas).

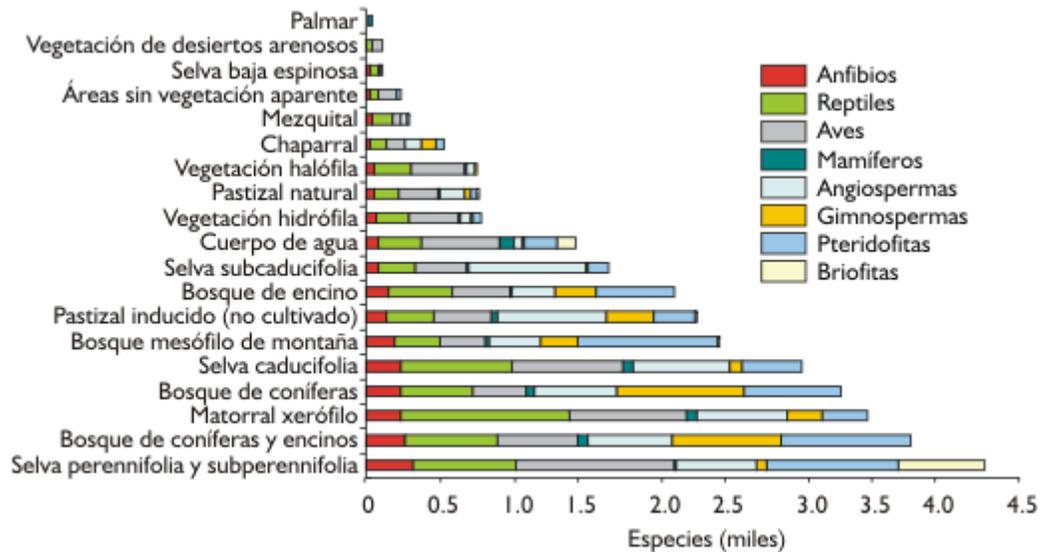


Figura 1. Especies de flora y fauna en los ecosistemas de México según el Sistema Nacional de Información sobre la Biodiversidad (CONABIO, 1998, citado en SEMARNAT, 2005).

Los datos anteriores son una muestra de la importancia de los ecosistemas forestales en relación a la riqueza de especies presentes en ellos, con lo cual se trata de resaltar las pérdidas potenciales de flora y fauna al deforestar los ecosistemas forestales.

Actualmente la importancia de la vegetación ya no solo está valorada por aspectos económicos, el aspecto ambiental ha tomado gran impulso, temas como la biodiversidad, el cambio climático, la captura de carbono y planes de desarrollo en las comunidades son ahora estratégicos para la nación y el aprovechamiento de los recursos naturales, todo esto ha atraído nuevas formas de ver los recursos a nivel nacional y mundial.

En 2004 la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR, 2004) dio el dato más actual que se tiene sobre la deforestación, reportan para el periodo de 2000 a 2005 una tasa promedio de la deforestación de 314,000 ha anuales, estos datos contrastan con los reportados para el periodo 1990 a 2000 (FAO, 2003) en el que se reportan 631,000 ha anuales, lo que representa una disminución del 50% en la superficie deforestada cada año.

A pesar de las cifras publicadas por la CONAFOR, las cuales se podrían tomar como alentadoras, el problema de la deforestación está presente en México y es necesario proponer

estrategias para su combate y prevención, como apoyo a éstas, sería de suma importancia el cuantificar y localizar las áreas forestales con riesgo de deforestación, y hacia ellas dirigir los esfuerzos para su protección, conservación y restauración.

Debido a las características que rigen la dinámica de la cobertura forestal, la elaboración de un modelo que trate de identificar las áreas con riesgo de deforestación podría ser una tarea extremadamente compleja, pues en el proceso en cuestión participan un gran número de factores. Para la integración del modelo se requiere utilizar técnicas de estadísticas de análisis multivariante que permitan analizar simultáneamente mediciones múltiples de un objeto o fenómeno en estudio. Éstos métodos permiten el estudio de dos o más variables al mismo tiempo (Hair *et al.*, 1999).

3. HIPÓTESIS.

El análisis de las relaciones que existen entre las áreas deforestadas de bosques y las características biofísicas y antrópicas que las rodean, proporcionará elementos necesarios para elaborar un modelo espacial de las áreas propensas a la deforestación de bosques en México.

4. OBJETIVO GENERAL

Elaborar un modelo espacial que muestre el riesgo de deforestación en bosques.

4.1. Objetivos Particulares

- a) Identificar la influencia de diferentes variables biofísicas y antrópicas sobre el proceso de la deforestación en bosques.
- b) Identificar cuál es el área en la que las variables consideradas presenta una mayor relación con el proceso de la deforestación en bosques.
- c) Aplicar el modelo estadístico de regresión logística, en base a las variables analizadas, para determinar el riesgo de deforestación en bosques.
- d) Elaborar un mapa que represente la localización de las zonas con riesgo de deforestación en los bosques.

5. ÁREA DE ESTUDIO

5.1. Ubicación geográfica

La ubicación de los Estados Unidos Mexicanos (México), se encuentra limitada por las coordenadas geográficas siguientes: al norte por la latitud $32^{\circ}43'06''$, representada por el Monumento 206 ubicado en la frontera con los Estados Unidos de América, al sur por la latitud $14^{\circ}32'27''$, en la desembocadura del río Suchiate, al este por la longitud $86^{\circ}42'36''$ en el extremo sureste de la Isla Mujeres y al oeste por la longitud $118^{\circ}22'00''$ en la Roca Elefante de la isla Guadalupe (INEGI, 2010) (Figura 2).



Figura 2. Localización geográfica de México.

Al norte comparte frontera con los Estados Unidos de América, al sur con Belice y Guatemala, al este limita con el Golfo de México y el mar Caribe y al oeste con el océano Pacífico

La superficie continental total de México, que incluye la superficie terrestre y áreas de aguas interiores (grandes ríos y lagos) es de 1'964,375 km², además de cuenta con 5,127 km² de territorio insular(INEGI, 2008).

Por su extensión territorial México ocupa el lugar decimosegundo en el mundo y en el continente Americano ocupa el lugar número cinco (Tabla 3).

Tabla 3 Extensión territorial de México en el mundo (INEGI, 2008).

País	Supeficie total en Km²
1. Federación Rusa	17 075 200
2. Canadá	9 984 670
3. Estados Unidos de América	9 631 420
4. China	9 596 960
5. Brasil	8 511 965
6. Australia	7 686 850
7. India	3 287 590
8. Argentina	2 766 890
9. Kazajstán	2 717 300
10. Sudán	2 505 810
11. Argelia	2 381 740
12. México	1 964 375
13. Indonesia	1 919 440
14. Perú	1 285 220
15. Sudáfrica	1 219 912

Las características geográficas de México lo hacen un territorio con grandes variaciones en la precipitación, temperatura y vegetación. Un mapa con la vegetación potencial de México, SEMARNAT (2009) (Figura 3), representa la posible distribución de la vegetación cuando ésta no había sido alterada por las actividades antrópicas.

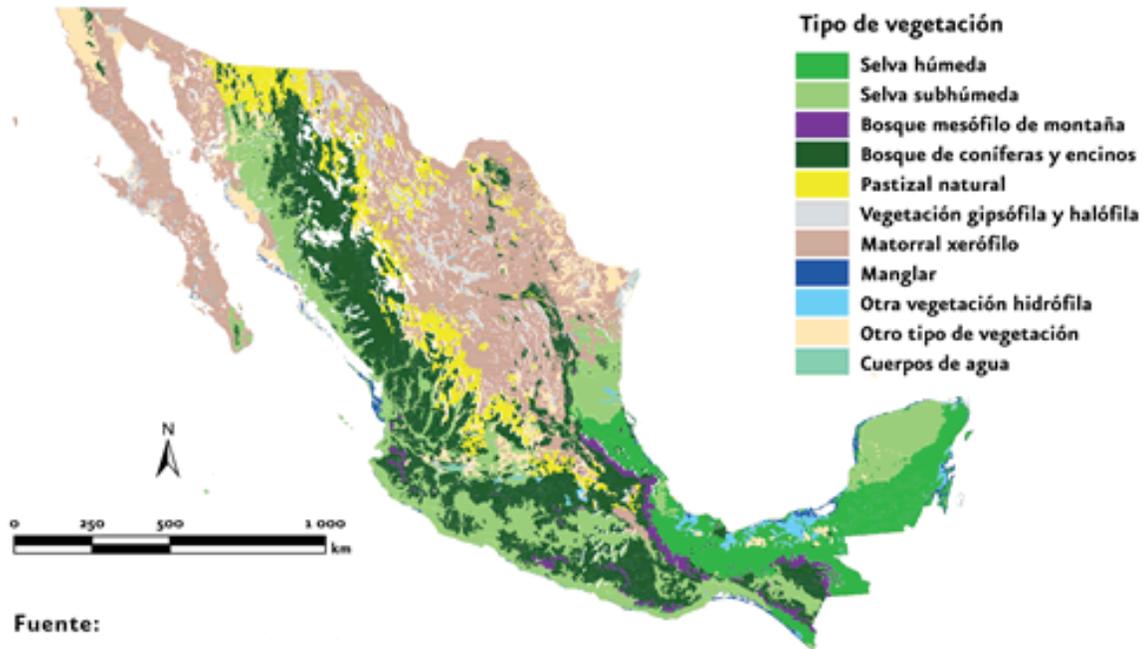


Figura 3. Vegetación Potencial de México (SEMARNAT, 2008).

5.2. Superficie forestal en México.

Aproximadamente un 30% de la superficie continental mundial está cubierta por vegetación forestal (FAO, 2007). En México la cobertura forestal (matorrales, bosques y selvas) es del 62% del total nacional, ésta cobertura presenta la siguiente composición: bosques de coníferas y latifoliadas, junto con el bosque mesófilo de montaña cubren el 17%, selvas perenifolias y subperenifolias así como las caducifolias y subcaducifolias cubren el 15% y los matorrales, que comprenden al matorral xerófito y mezquital, abarcando un 30% del total nacional (Velázquez *et al.*, 2001) sumando un total de 119'037,000 ha. En cuanto a cobertura de bosques y selvas a nivel mundial México ocupa el lugar número doce según datos de la FAO (2007).

Con los datos presentados por la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT, 2009) es posible dar un diagnóstico de la evolución reciente y situación actual en que se encuentra la cobertura de uso del suelo y vegetación. Además de los datos obtenidos de las cartografías de 1976, 1993 y 2000 se incluyó la información sobre la cobertura potencial de vegetación (Tabla 4).

Tabla 4 Superficies de la cobertura de vegetación en diferentes fechas (km²).

FORMACIONES	Vegetación Potencial ¹	1976 ²	1993 ²	2000 ²	1976 - 2000	1993 - 2000
Bosques	469,311	352,049	347,084	331,236	-0.25	-1.02
Matorral	654,333	607,472	572,118	560,791	-0.33	-0.52
Otros tipos de vegetación	62,939	53,319	68,226	60,335	0.52	-0.13
Pastizales naturales	166,203	104,779	94,947	86,240	-0.81	-1.97
Selvas	549,937	377,528	352,798	314,340	-0.76	-2.06
Vegetación hidrófila	31,734	22,941	22,223	19,887	-0.79	-0.61
Cultivos	-	262,389	290,325	325,057	0.90	1.96
Otras coberturas	-	2,344	11,034	9,467	5.99	1.69
Pastizales inducidos y cultivados	-	149,617	173,753	225,135	1.72	4.62
1. Datos SEMARNAT 2009.						
2.- Reportadas por Velázquez <i>et al</i> 2002.						

Tomando en cuenta las superficies obtenidas del mapa de vegetación potencial se pudieron calcular los cambios que se han presentado sobre la cobertura de vegetación natural hasta la generación de la cartografía de uso del suelo y vegetación de 1976. De acuerdo a las superficies presentadas en la Tabla 4 se observa que los bosques posiblemente perdieron un total de 117,262 km², los matorrales 46,861 km², otros tipos de vegetación 9,620 km², los pastos naturales 61,424 km², las selvas 172,409 km² y por último la vegetación hidrófila 8,793 km², éstos representan una disminución del 25%, 7%, 15%, 37%, 31% y 28% de su cobertura potencial, respectivamente. Los datos anteriores son solo un cálculo muy general sobre los posibles cambios que se dieron durante el periodo en el que se carecía de estudios sobre la cuantificación sistemática de la superficie de vegetación natural.

A partir de datos obtenidos de los temas de uso del suelo y vegetación de 19976, 1993 y 2000 se pueden calcular cifras más objetivas sobre la evolución de la cobertura de uso del suelo y vegetación durante un período de 24 años (1976 - 2000).

Con base en los datos de la Tabla 4 se observa que durante el período que comprenden los mapas de 1976 y 2000, los cambios en las siguientes coberturas representan pérdida: bosques 20,813 km², matorrales 46,681 km², pastos naturales 18,539 km², selvas 63,188 km² y la vegetación hidrófila 3,054 km², lo cual representa cambios porcentuales del -6%, -8%, -18%, -17% y -13%, respectivamente. Por su parte las coberturas que tuvieron un aumento en su superficie fueron las siguientes: otros tipos de vegetación 7,016 km², cultivos 62,668 km²,

otras coberturas 7,123 km² y pastizales inducidos y cultivados 75,518 km², los cuales corresponden a aumentos del 13%, 24%, 304% y 50%, respectivamente.

Con base en los datos anteriores se puede observar que durante el período de 1976 a 2000 las selvas han sido las que presentan los mayores niveles de deforestación con una tasa anual de 0.76%, le siguen las áreas cubiertas por matorrales con una tasa del 0.33% y en tercer lugar se encuentran los bosques con una pérdida anual de su superficie equivalente al 0.25% (Velázquez *et al.*, 2002).

En los datos a nivel mundial contenidos en el documento elaborado por la FAO (2003), se observa que México ocupa el lugar 38 de un total de 157 países analizados durante el período de 1990 al año 2000, con una tasa de deforestación anual del 1.1%. Es importante resaltar que el 92% de los países que tienen una mayor tasas de deforestación corresponden a países del continente Africano, Centro América y Asia. Esta lista la encabeza Burundi con una tasa del 9.0%, le siguen Haití y Santa Lucia, con valores del 5.7 y 4.9, respectivamente.

Los países con tasas de deforestación inmediata superior a la de México son Indonesia, Malaysia y Ecuador todos ellos con una tasa del 1.2% anual.

La FAO (2003) reporta que la deforestación a nivel mundial es del 0.2% anual, para el continente Americano la deforestación promedio es del 0.87% anual, se puede apreciar que los valores de la deforestación en México son mayores a los reportados en ambos casos, con lo que se evidencia la necesidad de aumentar los esfuerzos para disminuir la deforestación en el país.

Cabe mencionar que no es posible realizar una comparación directa entre los datos reportados en la Tabla 1 (SEMARNAT, 2009) ya que las metodologías y conceptos para el cálculo de la deforestación corresponden a diferentes criterios.

6. MATERIALES

6.1. Cartografía de uso del suelo y vegetación y modelo digital del terreno.

Durante muchos años el país no contó con un inventario que proporcionara la información necesaria sobre la cantidad, distribución, tipos de vegetación y usos del suelo que lo cubren. La necesidad de saber cuáles son y en qué cantidad están presentes estos recursos se ha visto reflejada en la elaboración de varios inventarios de uso del suelo y vegetación.

Por las dimensiones y características topográficas del país ésta tarea siempre ha requerido de grandes esfuerzos y la coordinación entre varias dependencias para realizar de la mejor manera los trabajos necesarios para la elaboración de un inventario de tal magnitud.

A partir del siglo pasado, con los avances científicos y tecnológicos, aunado a la importancia que tomaron los aspectos relacionados con los recursos naturales, se conjuntaron los elementos necesarios para comenzar a realizar estudios cartográficos sobre la cobertura de uso del suelo y vegetación en toda la superficie del país.

Entre éstos trabajos se pueden mencionar los siguientes:

- Uso del suelo y vegetación Serie I (INEGI,1976).
- Inventario Nacional Forestal de Gran Visión (SARH, 1992).
- Uso del suelo y vegetación Serie II (INEGI,1993).
- Inventario Nacional Forestal Periódico (SARH-UNAM, 1994).
- Inventario Forestal Nacional (SEMARNAP-UNAM, 2000).
- Uso del suelo y vegetación Serie III (INEGI, 2005).

Todos ellos implican la elaboración de cartografía análoga o digital a diferentes escalas, hechas con diferentes insumos y para diversos fines. Lo anterior implica que no todos los trabajos sean compatibles entre sí y por lo tanto que su uso en los estudios para el análisis de la dinámica de la vegetación no sea del todo posible.

Para la elaboración del Inventario de Gran Visión se utilizaron imágenes de satélite AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) con una resolución espacial de 1 km² del año de 1990 y para la verificación de la clasificación se utilizaron imágenes Landsat TM (Thematic Mapper). El resultado fue un producto con cobertura nacional y una clasificación de 17 categorías (SARH, 1992). Por las características de resolución y clasificación mencionadas, esta cartografía no puede ser comparada con los otros productos.

A pesar de que los restantes cinco trabajos son compatibles entre sí en lo que se refiere a la resolución espacial, hay varios aspectos que se deben considerar y que hacen que la comparación entre algunos de ellos no sea posible. Uno de éstos es la clasificación que se utiliza en cada uno para la representación del tema de la vegetación y el uso del suelo, a pesar de que todos representan básicamente la misma característica del terreno, el sistema de clasificación está en función de los propósitos para los que fueron creadas.

En el trabajo de Velázquez *et al.* (2002), se realizó un análisis de la cartografía de Serie I y Serie II elaborados por el INEGI, Inventario Nacional Forestal Periódico (INFP-1994) y el Inventario Forestal Nacional (INF-2000) con el propósito de contar con una serie cartográfica de uso del suelo y vegetación con la que fuera posible realizar análisis sobre la dinámica del mismo. Como conclusión se determinó que la reclasificación y comparación en tres de éstos trabajos es posible y se deja fuera el INFP-1994.

A los mapas reclasificados se les nombró T1, T2 y T3, los cuales corresponden a Serie I, Serie II e INF-2000, respectivamente. En el Anexo 1 se presenta la tabla de reclasificación generada en el trabajo mencionado.

En lo que respecta a la cartografía de uso del suelo y vegetación Serie III del INEGI, fue elaborada durante los años 2002 y 2005. Ésta es la cartografía más actual sobre el tema, dicha cartografía no fue analizada para evaluar su compatibilidad con las cartografías digitales de Serie I, Serie II e INF-2000. En primera instancia todo parece indicar que no habría dificultades para realizar estudio comparativos entre la Serie III y las demás coberturas cartográficas analizadas por Velázquez *et al.* (2002), pero debido a la falta de dicho análisis esta cartografía se dejó fuera del estudio.

Para la generación de las variables de relieve se utilizó el Modelo Digital del Elevación (MDE) elaborado por el INEGI (1996) a una resolución de 100 metros por pixel, a partir de este MDE se obtuvo la información relacionado con las pendientes del terreno, la dirección de la pendiente y la altitud.

7. MARCO METODOLÓGICO Y CONCEPTUAL.

7.1. Operadores de vecindad.

El análisis geográfico del presente trabajo se basó principalmente en el concepto de Operadores de Vecindad (*Neighbourhood operations*) (Aronoff, 1989). Estos operadores evalúan las características de una área que rodea alguna localidad en específico.

Todas las funciones de vecindad requieren de cuando menos la especificación de tres parámetros: Una o más localidades, la especificación del área alrededor de las localidades (área de vecindad) y alguna función que vaya a realizarse en los elementos que se encuentran dentro del área de vecindad (Aronoff, 1989).

La variabilidad de los elementos que forman parte de un análisis de vecindad se puede describir de dos maneras, por la complejidad de todos los elementos que le dan forma y por comparación de las condiciones que estos tienen dentro del área de vecindad (Berry, 1993).

- Por complejidad (área de vecindad completa)
 - Diversidad (número de clases diferentes)
 - Frecuencia de ocurrencia de cada clase
 - Yuxtaposición (arreglo espacial de las clases)
- Por comparación (individuos vs vecinos)
 - Proporción (número de vecinos que tienen la misma clase que la localidad)
 - Desviación (diferencia entre la localidad y el promedio de los vecinos)

En la Tabla 5, se presentan las funciones de búsqueda de vecindad (Berry, 1993).

Tabla 5.- Funciones de búsqueda de vecindad.

Función	Descripción
Promedio	El promedio de los valores del área de vecindad
Diversidad	Una medida de la diversidad de los valores del área de vecindad, es calculada como la varianza o la desviación estándar.
Mayoría	El número de ocurrencias de cada valor dentro del área de vecindad es evaluado. El valor de mayor ocurrencia es el resultado.
Máximo, mínimo	El valor de cada elemento del área de vecindad es evaluado y los valores máximos o mínimos son el resultado.
Total	El total de valores en el área de vecindad.

La especificación del área alrededor de las localidades (áreas de búsqueda) son comúnmente de forma cuadrada, rectangular o circular.

7.2. Modelo estadístico.

El número de variables que influyen sobre el proceso de la deforestación debe de ser grande y el origen de las mismas es social y natural, lo anterior implica que para abordar su estudio una opción sean las técnicas estadísticas de análisis multivariante, ya que éstas permiten el análisis simultaneo de más de dos variables (Hair *et al.*, 2004).

Para el presente trabajo se utilizó una técnica estadística perteneciente al análisis multivariante, dicha técnica se refiere a los métodos estadísticos que analizan simultáneamente medidas múltiples de cada individuo u objeto sometido a investigación. Cualquier análisis simultaneo de más de dos variables puede ser considerado como un análisis multivariante (Hair *et al.*, 2004).

Entre las técnicas multivariantes se encuentra la referente al Análisis discriminante múltiple, este tipo de análisis es utilizado cuando se cuenta con una única variable dependiente

dicotómica (es decir, presencia-ausencia) ó multidicotómica (es decir, alto-medio-bajo) y por lo tanto no métrica.

Los objetivos principales del análisis discriminante múltiple son entender las diferencias de los grupos y predecir la verosimilitud de que un individuo u objeto pertenezca a una clase o grupo en particular, basándose en variables independientes.

Dentro de dichas técnicas de análisis multivariante se encuentra la regresión logística, éste modelo necesita contar con una variable dependiente binaria la cual representa la presencia o ausencia del proceso en estudio, en este estudio la deforestación, además se requiere de variables independientes que pueden ser numéricas o categóricas.

La regresión logística es la técnica estadística apropiada cuando la variable dependiente es categórica (nominal o no métrica) y las variables dependientes son métricas. Cuando se trabajan dos clases se le conoce como análisis discriminante de dos grupos, cuando se identifica tres o más clases se le conocen como análisis discriminante múltiple. La regresión logística es del tipo de análisis discriminante de dos grupos (Hair *et al.*, 2004).

Los resultados se acotan solo a dos valores, por comodidad a los valores 0 y 1, los cuales corresponden a ausencia y presencia del fenómeno de estudio, en este caso a zonas forestales sin cambios y a zonas deforestadas, respectivamente.

El análisis de regresión logística tiene como principal propósito el pronosticar la pertenencia de un individuo a un grupo determinado a partir de una serie de variables independientes. Permite identificar las características que diferencian a dos grupos y genera pronósticos que ayudan a diferenciar entre los miembros de uno u otro (Hair *et al.*, 2004).

Para determinar las diferencias entre los dos grupos es necesario contar con información de otras variables con las que se supone podrían hallarse las diferencias de ambos grupos, estas corresponden a las variables independientes o *predictoras* (Pardo y Ruiz, 2002).

El análisis de regresión logística genera una serie de pesos o coeficientes que: (1) informan sobre la capacidad individual de cada variable independiente para diferenciar entre los grupos y (2) permite obtener pronósticos que sirven para clasificar a los sujetos (Hair *et al.*, 2004).

La regresión logística estima directamente la posibilidad de ocurrencia de un suceso. Los valores de probabilidad pueden ser cualesquiera entre cero y uno, pero el valor predicho debe de estar acotado para que se encuentre en el valor de cero y uno. Para lo anterior, la regresión logística utiliza una relación supuesta entre las variables dependiente e independientes que es parecida a una curva en forma de S (Pardo *et al.*, 2002) (Figura 4).

Para niveles muy bajos de la variable independiente la probabilidad se aproxima a cero, conforme va aumentando la variable independiente la probabilidad crece a lo largo de la curva, pero como la pendiente empieza a decrecer para cierto nivel de la variable independiente, la probabilidad se acerca a uno sin llegar a excederlo (Pardo *et al.*, 2002).

La formulación matemática de la curva logística es:

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 X)}}$$

Si se utiliza más de una variable independiente la ecuación toma la siguiente forma:

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_k X_k)}}$$

Y su representación gráfica:

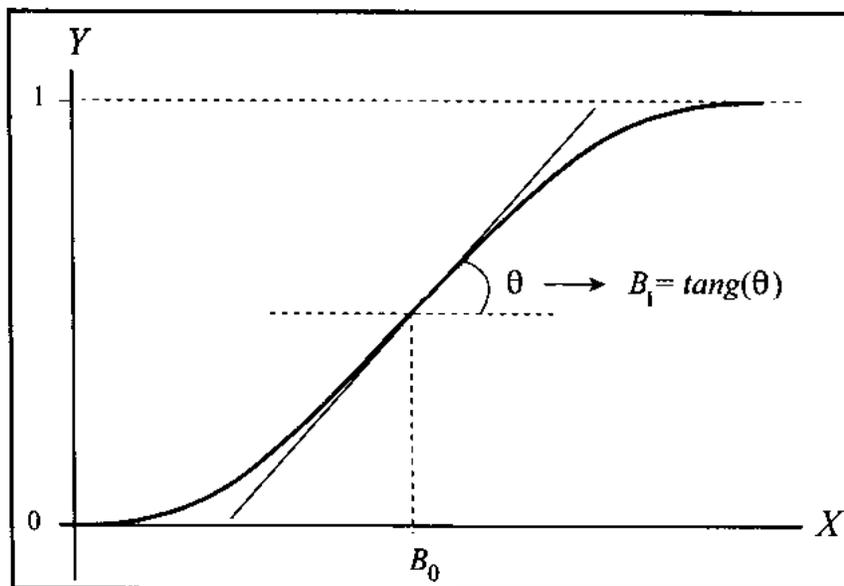


Figura 4. Representación gráfica de la curva de regresión logística.

Dado que el coeficiente que controla la pendiente de la curva es B_1 , una variable *predictora* aceptable será aquella que genere una curva con mucha pendiente (una variable que tenga asociado un coeficiente B_1 muy alto, en valor absoluto), mientras que una variable *predictora* no muy aceptable será aquella que genere una curva con muy poca pendiente o sin pendiente (aquella que tenga asociado un coeficiente B_1 próximo a 0, en valor absoluto). Por lo tanto el objetivo del análisis de regresión logística es el encontrar las variables con mayor coeficiente asociado (en valor absoluto) (Pardo *et al.*, 2002) (Figura 5).

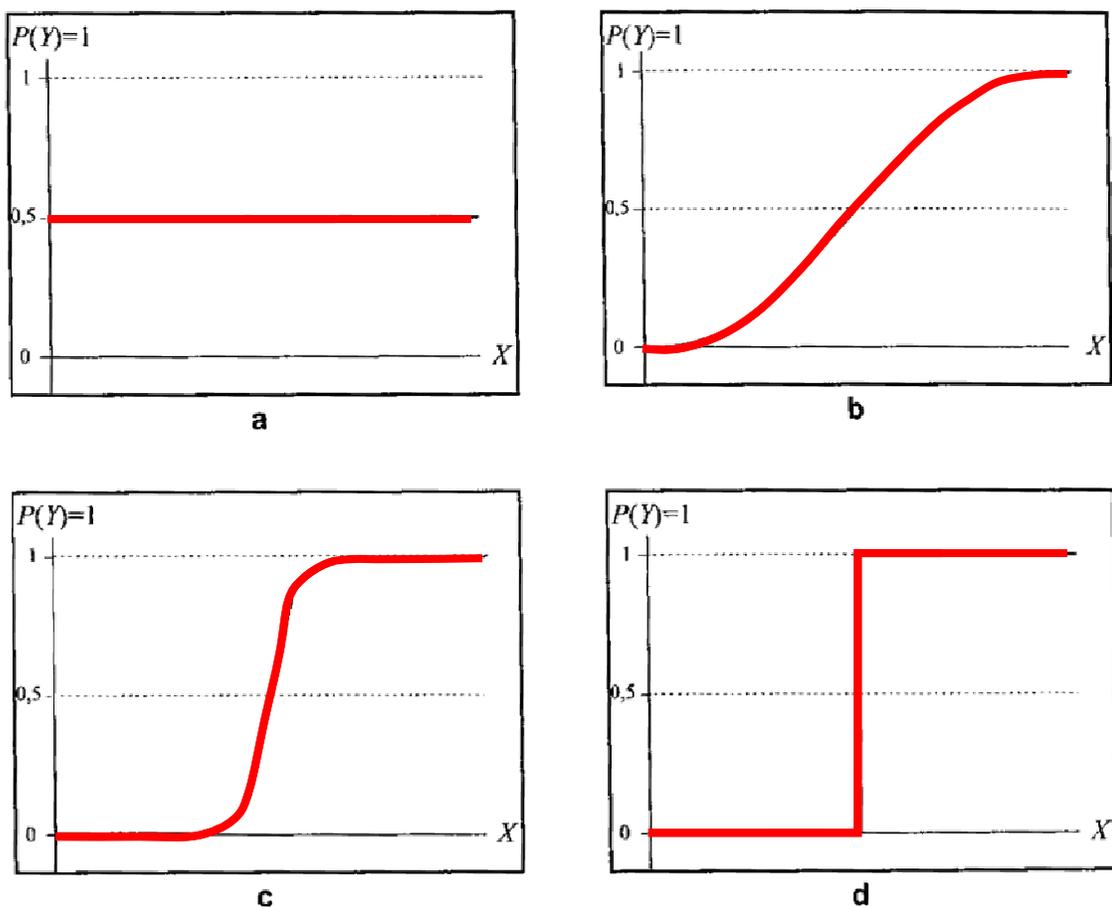


Figura 5. Curvas logísticas bivariantes ordenadas de mínima a máxima discriminación.

Dentro del análisis de regresión logística se pueden identificar algunas fases fundamentales: la selección de las variables en el análisis, la estimación de los pesos o coeficientes de las variables seleccionadas y la clasificación de los casos.

La selección de variables puede realizarse a partir de criterios teóricos o puede ser en base a criterios estadísticos. La estimación de los pesos o coeficientes asociados a cada variable se realiza mediante un algoritmo iterativo de máxima verosimilitud. La clasificación de los casos se realiza a partir de los pronósticos del modelo estimado (Pardo *et al.*, 2002).

La aplicación del modelo de regresión logística puede realizarse utilizando distintas modalidades en la introducción y selección de las variables que formaran parte del mismo, las cuales se basan principalmente en la manera en que son introducidas, analizadas y discriminadas cada una de las variables independientes. Una de éstas modalidades es introducir y analizar todas las variables a la vez, otra es el introducir todas las variables y por su influencia con el proceso estudiado ir eliminando aquellas que no tengan una relación significativa con la ocurrencia del mismo; otro es comenzar con un modelo vacío e ir introduciendo variables, las cuales permanecerán en el modelo de acuerdo a la significancia que presenten en el mismo, las variables que tengan valores de significancia despreciables no permanecerán en el modelo (Pardo *et al.*, 2002).

Las variaciones en la aplicación del modelo tienen el propósito de eliminar las variables que presentan información redundante o que no estén relacionada con el fenómeno que se estudia.

7.2.1. Métodos para la introducción y selección de variables en la regresión logística.

A continuación se describen algunos de los métodos utilizados para la introducción y selección de variables en la regresión logística.

Introducir: Construye el modelo de regresión en un solo paso con todas las variables independientes seleccionadas en la lista de *covariables*, comúnmente se les llama de esta manera a las variables independientes en la literatura de la regresión logística (Pardo *et al.* 2002).

Adelante condicional: Método de selección por pasos hacia adelante que parte de un modelo nulo, y a partir de éste se comienzan a incorporar aquellas variables cuyo estadístico de

puntuación es significativo. Después de incorporar al modelo una nueva variable, todas las variables incluidas hasta ese momento son revisadas para determinar si existe alguna que debe de ser excluida (esto para determinar si como consecuencia de la nueva incorporación el estadístico de puntuación de alguna variable ha dejado de ser significativo). El proceso se detiene cuando entre las variables no incluidas en el modelo no queda ninguna cuyo estadístico de puntuación sea significativo (Pardo *et al.*, 2002).

Atrás condicional: Método de selección por pasos hacia atrás en el que, partiendo del modelo saturado, se van eliminando variables no significativas una a una hasta que no es posible seguir eliminando variables por que todas las que quedan en el modelo son significativas (Pardo *et al.*, 2002).

Para la evaluación de los modelos existen una serie de indicadores en los cuales se reporta el nivel de ajuste y precisión del mismo. A continuación se presentan los dos indicadores que se utilizaron para determinar cuál es el modelo que mejor estima el proceso estudiado.

chi-cuadrado: Permite contrastar la hipótesis de que el incremento obtenido en el ajuste global del modelo es nulo. Sirve para determinar si al introducir una variable al modelo, éste tiene una mejora en su ajuste, tomando como punto de referencia para evaluar la mejora del ajuste los valores presentes en el modelo nulo (vacío) (Pardo *et al* 2002).

-2 Log Likelihood: Para la estimación de este coeficiente la regresión logística maximiza la verosimilitud (Que es -2 veces el logaritmo del valor de verosimilitud y se representa por -2LL) un modelo con un buen ajuste tendrá un valor pequeño para -2LL, el valor mínimo para -2LL es cero (un ajuste perfecto tiene una verosimilitud de 1 y -2LL es cero) El valor de la verosimilitud puede compararse asimismo entre ecuaciones , donde la diferencia representa el cambio en el ajuste predictivo de una ecuación a otra (Hair *et al.*, 1999).

7.3. Curva Característica de Operación del Receptor.

La curva Característica de Operación del Receptor (COR), es un método gráfico que permite determinar el punto óptimo de clasificación a partir de una función discriminante entre dos

grupos, como la generada por la regresión logística. Éste método solo puede ser utilizado en casos de dos grupos, ofrece una representación de la sensibilidad sobre la especificidad (Figura 6) (Pardo *et al.*, 2002).

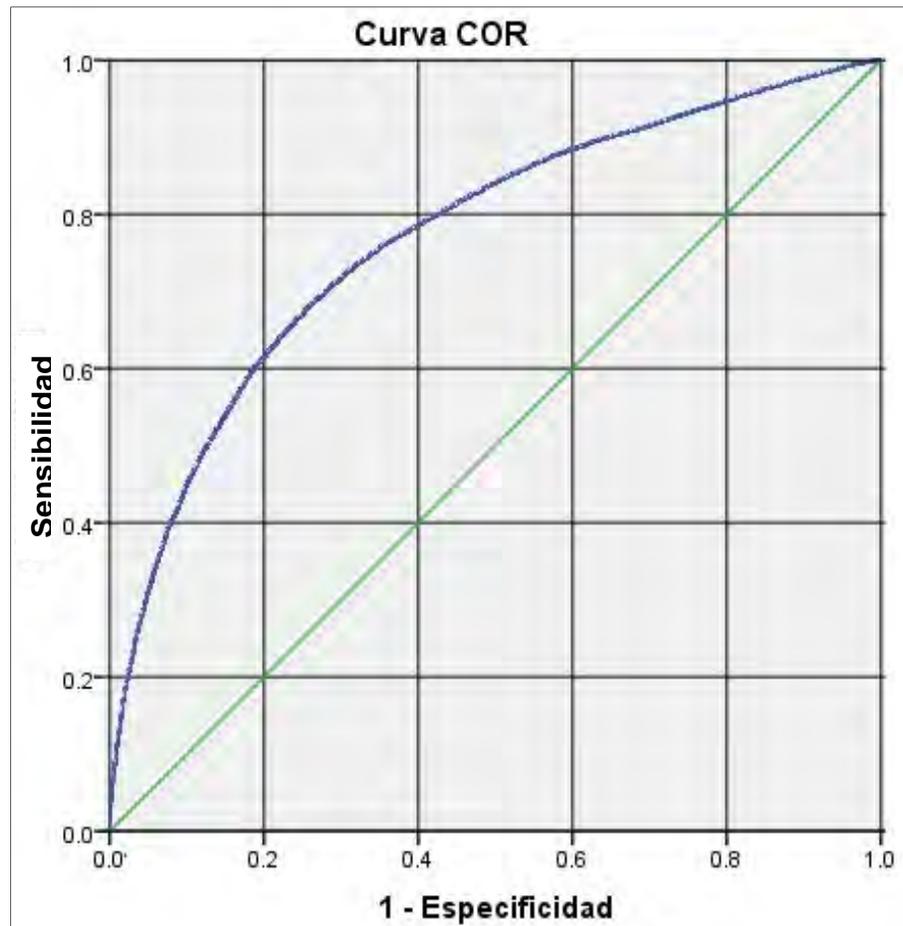


Figura 6.- Grafica de la curva Característica de Operación del Receptor (COR).

La especificidad de una prueba es la proporción de aciertos negativos que arroja: la capacidad de la prueba para detectar los casos del grupo normal (es decir, la capacidad de la prueba para dar un resultado negativo en donde deba de ser dado). La sensibilidad de una prueba es la proporción de aciertos positivos: la capacidad de la prueba para detectar los casos del grupo patológico (es decir, la capacidad de la prueba para dar un resultado positivo en donde éste sea

real). El procedimiento de la curva COR etiqueta los ejes de la curva como 1-Especificidad (falsos positivos, o falsas alarmas) y Sensibilidad (aciertos positivos) (Pardo *et al.*, 2002).

Si la curvatura de la línea es más pronunciada, esto equivale a una mejor capacidad de la función discriminante, los valores que alcanzaría una función discriminante ideal sería un valor de 1 en aciertos positivos y un valor de 0 en falsos positivos. El peor resultado es aquella línea que no presenta curvatura y que está representada por una línea diagonal, esto significa que un aumento en los aciertos positivos (sensibilidad) está asociado a un incremento idéntico en falsos positivos (especificidad) (Pardo *et al.*, 2002).

7.4. Planteamiento del problema.

La deforestación es el proceso resultado de la pérdida de las áreas forestales por eliminación de la cobertura vegetal. Existen un gran número de definiciones sobre deforestación, cada una de ellas depende en gran medida de los fines con que fue creada, así como de la disciplina que le dio origen. De acuerdo con el Banco Mundial (1991), la deforestación se refiere a la remoción de la vegetación forestal y su conversión a tierras de uso no forestal. La deforestación es fundamentalmente de índole social y económica (Banco Mundial, 1991).

La deforestación es un proceso que se manifiesta espacialmente, éste ocupa un lugar en el espacio y forma parte de un paisaje, al ser elemento de un paisaje geográfico, la deforestación se encuentra influenciada por los demás elementos que lo rodean. Lo anterior expresa los principios de conectividad, vecindad y temporalidad en el proceso de la deforestación.

La presencia, distribución e intensidad de los diversos tipos de vegetación y usos del suelo que rodean las áreas deforestadas tienen una determinada influencia sobre éstas, a su vez, la variedad y cantidad de tipos de vegetación y usos del suelo de una determinada zona son el reflejo de la dinámica social y natural que se lleva a cabo en la región; por ejemplo la presencia de actividades agrícolas implica que dicha zona tiene una serie de características que propician su presencia como pueden ser la disponibilidad de agua, una calidad de suelo capaz

de soportar la agricultura, cercanía a centros de población, etc., lo mismo sucede con cada uno de los usos del suelo antrópicos.

Con base en lo anterior, se parte del supuesto que la presencia de determinados tipos de usos del suelo y vegetación tiene implícitas una serie de relaciones sociales, económicas, biológicas, físicas, etc., que las hacen propicias para la presencia de cada uno de ellos, por lo tanto al analizar la presencia o ausencia, distribución y ubicación de los usos del suelo y vegetación que rodea las zonas deforestadas, se están estudiando de manera indirecta los elementos que condicionan su presencia, lo que implica que el análisis de estas variables trae consigo el análisis de variables sociales, físicas, económicas, etc.

Es importante resaltar que las variables de uso del suelo (cultivos, asentamientos humanos, etc.) responden a rasgos antrópicos o sociales, por lo tanto el análisis cubre variables de tipo biofísico y antrópico o sociales.

En lo que respecta a las variables físicas relacionadas con el relieve, como son la altitud, intensidad de la pendiente y orientación de la pendiente, estas son características del terreno muy relacionadas con la presencia de determinados tipos de vegetación de manera natural, por lo que el análisis de estas características proporcionará información relevante en lo que respecta a la distribución de la vegetación.

Utilizando información cartográfica relacionada con el uso del suelo y vegetación, así como el modelo digital del terreno se cuenta con los elementos necesarios para la elaboración de un modelo espacial de riesgo de deforestación en bosque que implique el análisis de variables biofísicas y antrópicas.

Es importante mencionar que el término de riesgo utilizado en el presente trabajo responde a la probabilidad de ocurrencia de la deforestación, más que al concepto técnico y científico el cual implica la amenaza o peligro y la vulnerabilidad (Cardona, 2001).

Para la elaboración del modelo de riesgo de deforestación se utilizó la técnica de regresión logística ya que sus características cubren adecuadamente las necesidades del estudio. El modelo acepta una variable dependiente binaria, la cual concuerda con el proceso de la

deforestación que se manifiesta con la permanencia ó perdida de la vegetación forestal, es decir solo se requiere de dos valores; uno que represente la permanencia y otro que represente la pérdida.

8. PROCESAMIENTO

La aplicación de métodos estadísticos ya existentes sobre la información cartográfica, tomando en cuenta sus atributos cuantitativos, cualitativos, de distribución, ubicación y vecindad dio como resultado una representación espacial del proceso de deforestación, esto se realizó con la ayuda de programas de cómputo los cuales procesan información de tipo espacial (*raster y/o vector*) y tabular, analizando variables dependientes e independientes del proceso a estudiar.

En la elaboración del presente modelo se utilizaron técnicas de estadística y análisis espacial, la unión de ambas brindó la posibilidad de reflejar los resultados tabulares de los métodos estadísticos tradicionales en modelos espaciales que mostraron la ubicación y distribución del caso en estudio.

Para éste trabajo se utilizó la cartografía digital de uso del suelo y vegetación llamada Serie I (1976) y Serie II (1993), así como el modelo digital de elevación con resolución espacial de 100 metros por pixel, toda esta información fue generada por el INEGI (1996).

En adelante, llamaremos a las coberturas de vegetación que corresponden a la Serie I y Serie II, como T1 y T2, como lo hacen en su estudio Velázquez *et al.* (2002).

Las coberturas contienen información de la vegetación a un nivel de subcomunidades vegetales, éste nivel de clasificación resulta ser muy detallado para los objetivos del estudio por lo que se realizó una agrupación de las mismas a nivel de formaciones vegetales, manteniendo por separado algunas características que son de interés para analizar en el proceso de deforestación, como es el caso de los bosques, selvas y matorrales con vegetación secundaria (arbustiva o herbácea), también se mantuvieron separadas las clases de uso del suelo de agricultura de temporal y de riego, pastizales inducidos y plantaciones forestales.

Se realizó una reagrupación de los mapas de uso del suelo y vegetación de T1 y T2 a 14 clases, basándose en el estudio de Velázquez *et al.* (2002). En una primera reagrupación se obtuvieron un total de 11 clases (Tabla 6)

Adicionalmente a las once clases obtenidas, para los tipos de vegetación de bosques, matorrales y selvas se realizó la separación de los que cuentan con vegetación primaria y los que tienen vegetación secundaria (en esta última se incluyeron aquellos con vegetación secundaria arbustiva y herbácea), dando un total de 14 clases (Tabla 7).

Tabla 6 Clases en las que se reagruparon los mapas a T1 y T2.

Comunidades y otras coberturas	REAGRUPACIÓN EN 11 CLASES	
	CLAVE	CLASE
Agricultura de riego (incluye riego eventual)	7	Cultivos de riego
Agricultura de humedad		
Riego suspendido		
Pastizal cultivado		
Agricultura de temporal ¹	8	Cultivos de temporal
Plantación forestal	6	Plantaciones forestales
Bosque de táscate ^{2,3}	1	Bosques
Bosque de Oyamel (incluye Ayarín y cedro) ^{2,3}		
Bosque de Pino ^{2,3}		
Matorral de Coníferas ^{2,3}		
Bosque bajo-abierto ^{2,3}		
Bosque de pino-encino (incluye encino-pino) ²		
Bosque de encino ^{2,3}		
Bosque Mesófilo de montaña ^{2,3}	3	Selvas
Selva alta y mediana perennifolia ^{2,3}		
Selva baja perennifolia ^{2,3}		
Selva alta y mediana subperennifolia ^{2,3}		
Selva baja subperennifolia ^{2,3}		
Selva mediana caducifolia y subcaducifolia ^{2,3}		
Selva baja caducifolia y subcaducifolia ^{2,3}		
Matorral subtropical ^{2,3}	2	Matorral
Selva baja espinosa ^{2,3}		
Mezquital (incluye huizachal) ^{2,3}		
Matorral crasicale ^{4,5}		
Matorral sarcocrasicaule ^{4,5}		
Matorral sarcocale ^{4,5}		
Matorral sarcocrasicaule de neblina ^{4,5}		
Matorral desértico micrófilo ^{4,5}		
Matorral desértico rosetófilo ^{4,5}		
Matorral rosetófilo costero ^{4,5}		
Vegetación de desiertos arenosos		
Matorral espinoso tamaulipeco ^{4,5}		
Matorral Submontano ^{4,5}		
Chaparral ^{4,5}	5	Pastizal natural
Pradera de alta montaña		
Pastizal natural (incluye pastizal-huizachal)		
Sabana	9	Pastizal inducido y cultivados
Pastizal inducido		
Manglar	4	Otros tipos de vegetación
Popal-tular		
Vegetación de galería (incluye bosque y selva)		
Palmar		
Vegetación halófila y gipsófila		
Vegetación de dunas costeras		
Área sin vegetación aparente		
Asentamiento humano	10	Asentamientos humanos
Cuerpo de Agua	0	Cuerpos de Agua

Tabla 7.- 14 Clases en las que se reagruparon los mapas T1 y T2.

CLAVE	CLASE
0	Cuerpos de agua
1	Bosques
2	Matorrales
3	Selvas
4	Otros tipos de vegetación
5	Pastizales naturales
6	Cultivos (Plantaciones Forestales)
7	Cultivos riego
8	Cultivos temporal
9	Pastizales inducidos y cultivados
10	Asentamiento humano
11	Bosques con vegetación secundaria
21	Matorrales con vegetación secundaria
31	Selvas con vegetación secundaria

El motivo de seleccionar ésta clasificación para el estudio fue analizar la forma en que el proceso de deforestación actúa sobre diferentes tipos de vegetación (bosques, selvas y matorrales) enfocándonos por ahora en los bosques con vegetación primaria. Al separar los diversos usos del suelo (agricultura de riego, de temporal, pastizales inducidos y plantaciones forestales, etc.) se buscó conocer cómo cada uno de éstos usos actúa sobre el proceso de la deforestación.

Por las características del análisis que se realizó, los mapas de uso del suelo y vegetación fueron exportados a formato *raster*. Dada la escala original de los mismos (1:250,000) se decidió mantener el mayor detalle posible, por lo tanto los mapas se *rasterizaron* a una resolución espacial de 100 m por pixel, todos los análisis posteriores fueron hechos a este tamaño de pixel (Figura 7).

Posteriormente, se hizo una sobreposición cartográfica digital de las coberturas mencionadas, con lo cual se identificaron las áreas que se deforestaron durante dicho periodo.

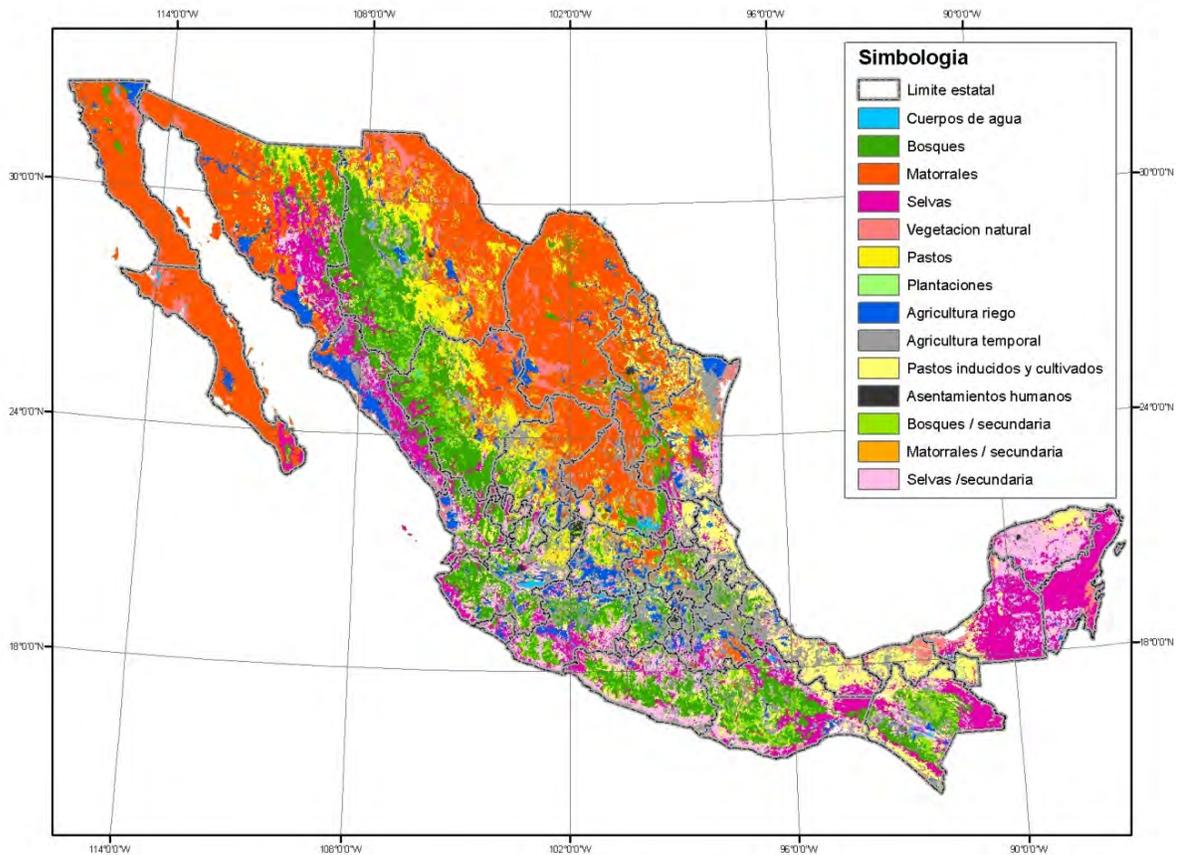


Figura 7.- Mapa TI reclasificado en 14 clases de uso de suelo y vegetación.

8.1. Determinación de las áreas de cambio

Las áreas deforestadas que son el objetivo en este estudio fueron determinadas de la siguiente manera:

Bosque primario a antrópico.

Se elaboró la matriz de cambios (Tabla 8) a partir de los mapas T1 y T2 ya reagrupados, considerándose para el análisis los cambios en los que la clase de bosques paso a formar parte de cultivos, pastizales inducidos y cultivados, asentamientos humanos o cuerpos de agua.

Tabla 8 Matriz de cambios en las coberturas forestales.

T1 \ T2	Cuerpos de agua	Bosques	Matorrales	Selvas	Otros tipos de vegetación	Pastizales naturales	Cultivos (Plantaciones Forestales)	Cultivos de riego	Cultivos de temporal	Pastizales inducidos y cultivados	Asentamiento humano	Bosques/ secundaria	Matorrales/ secundaria	Selvas / secundaria
Cuerpos de agua		Deforestación												
Bosques		Permanencia												
Matorrales														
Selvas														
Otros tipos de vegetación														
Pastizales naturales														
Cultivos (Plantaciones Forestales)		Deforestación												
Cultivos de riego		Deforestación												
Cultivos de temporal		Deforestación												
Pastizales inducidos y cultivados		Deforestación												
Asentamiento humano		Deforestación												
Bosques / secundaria														
Matorrales / secundaria														
Selvas / secundaria														

Como resultado de la comparación entre los mapas de T1 y T2 para determinar las áreas correspondientes a la deforestación y permanencia de bosques se obtuvieron los datos contenidos en la Tabla 9.

Tabla 9 Matriz de cambios en las coberturas forestales.

	Fecha 2								
Fecha 1	Bosques	Matorrales	Selvas	Antrópico	Veg. Natural	Bosques / secundaria	Matorrales / secundaria	Selvas / secundaria	Total fecha 1
Bosques	23,807,559	307,647	461,250	1,299,310	356,132	3,688,857	17,292	307,734	30,245,781

Una vez obtenidas las áreas deforestadas se trabajo sobre éstas para delimitar la población de estudio, determinar el tamaño de la muestra y seleccionar los puntos de muestreo.

8.2. Población estadística, tamaño de la muestra y selección de los puntos de muestreo.

Dado que el interés principal en la elaboración de un modelo de riesgo de deforestación es analizar la relación que guardan los diferentes usos del suelo y vegetación sobre dicho proceso, es necesario que las poblaciones de las zonas deforestadas y con permanencia forestal cumplan con la característica de tener usos del suelo y vegetaciones diferentes a bosques primarios a su alrededor.

Lo anterior, con el propósito de que al momento de analizar las áreas deforestadas y no deforestadas se cuente con otros usos del suelo y vegetaciones que puedan ser analizados como una variable independiente y así establecer la relación de determinada variable independiente con el proceso en estudio.

Con el propósito de que la población estadística de zonas deforestadas y con permanencia forestal sobre la que se realice la selección de los puntos de muestreo cumpla con la condición de estar relacionada con algún otro tipo de uso de suelo y vegetación se procedió de la siguiente manera:

Como primer paso, se extrajeron las áreas deforestadas de todo el país, sobre éstas zonas se seleccionaron 19,860 puntos de manera aleatoria para ser considerados como sitios de muestreo, Figura 8.

Para la selección de las zonas que mantuvieron su cobertura forestal y con el propósito de que dichas áreas contaran con valores en las variables de uso del suelo y vegetación que se van a estudiar, se procedió a seleccionar las áreas que rodean a los sitios de muestreo de deforestación a una distancia máxima de 20 píxeles (2 km) (Figura 9). La delimitación del área de influencia de 2 km se determinó de manera arbitraria, esperando que dentro de esta zona se pueda obtener la información para identificar a qué distancia las variables a analizar tienen una mayor relación con el proceso de deforestación, el análisis del área de influencia de las variables se realizó a partir de distancias de 1 a 20 píxeles (100 a 2,000 metros).

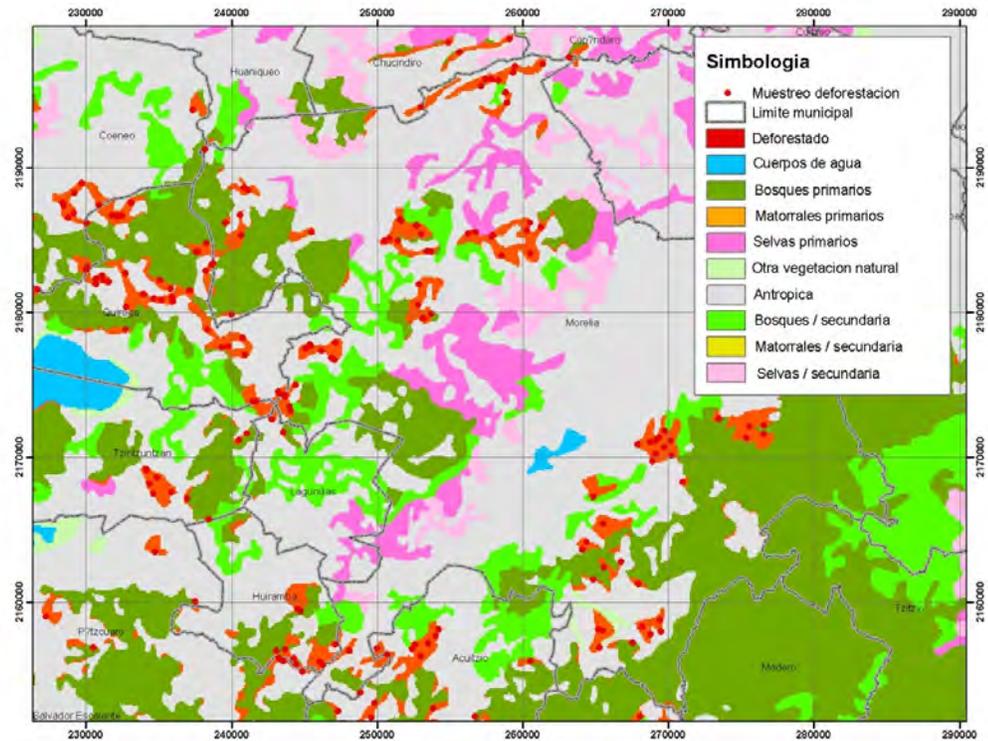


Figura 8.- Selección aleatoria de los puntos de muestreo sobre las áreas deforestadas.

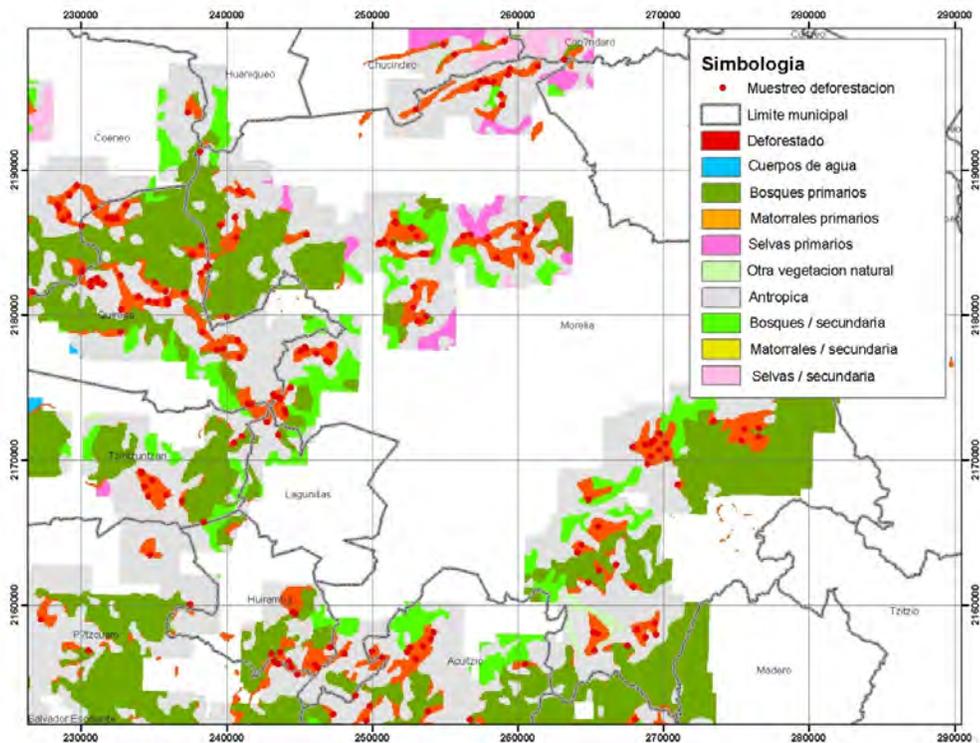


Figura 9.- Ampliación de las áreas deforestadas a una distancia de 2 km para la posterior selección de los puntos de muestreo correspondientes a las zonas de permanencia forestal.

A nivel nacional, el área forestal que cubre esta zona de influencia de la que se tomaron los puntos de muestro deforestados y de permanencia forestal tiene las superficies mostradas en la Tabla 10.

Tabla 10.- Superficies de la zona correspondientes al área de influencia.

Característica de la cobertura forestal	has	%
Deforestación	129,931	18%
Permanencia	583,614	82%
Total	713,545	100%

La selección de los puntos de muestreo para las áreas de permanencia se realizó de forma aleatoria con lo que se obtuvieron un total de 20,202 puntos en todo el país (Figura 10).

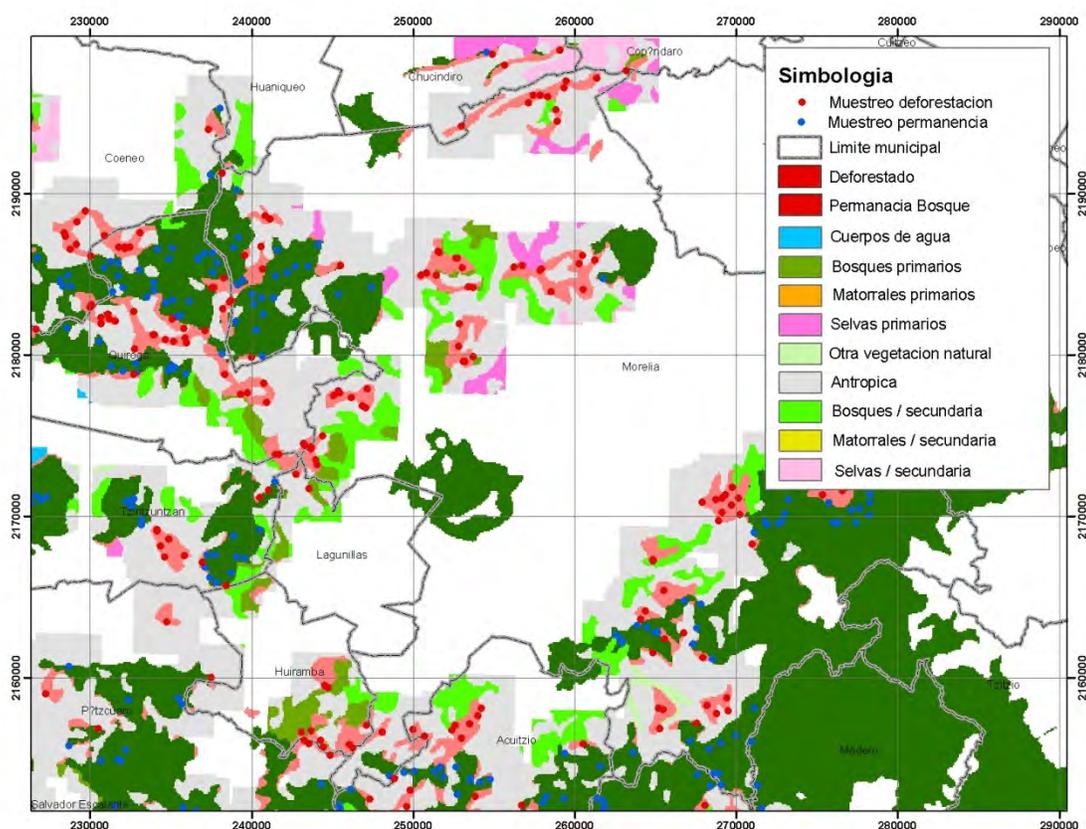


Figura 10.- Sobre las zonas ampliadas de las áreas deforestadas se generaron los puntos de muestreo correspondientes a las zonas de permanencia forestal.

Como resultado se obtuvo una muestra nacional de 40,061 puntos de muestreo de los cuales 19,860 corresponden a zonas deforestadas y 20,201 a zonas con permanencia de bosques.

En la Figura 11 se observa la cercanía de los puntos de muestreo con áreas correspondientes a otros usos del suelo y tipos de vegetación. Con esto, los puntos que fueron seleccionados tanto para deforestación como permanencia contienen información relacionada a variedad y cantidad sobre los usos del suelo y vegetación que les circundan y en función de estos datos se realizó el análisis estadístico.

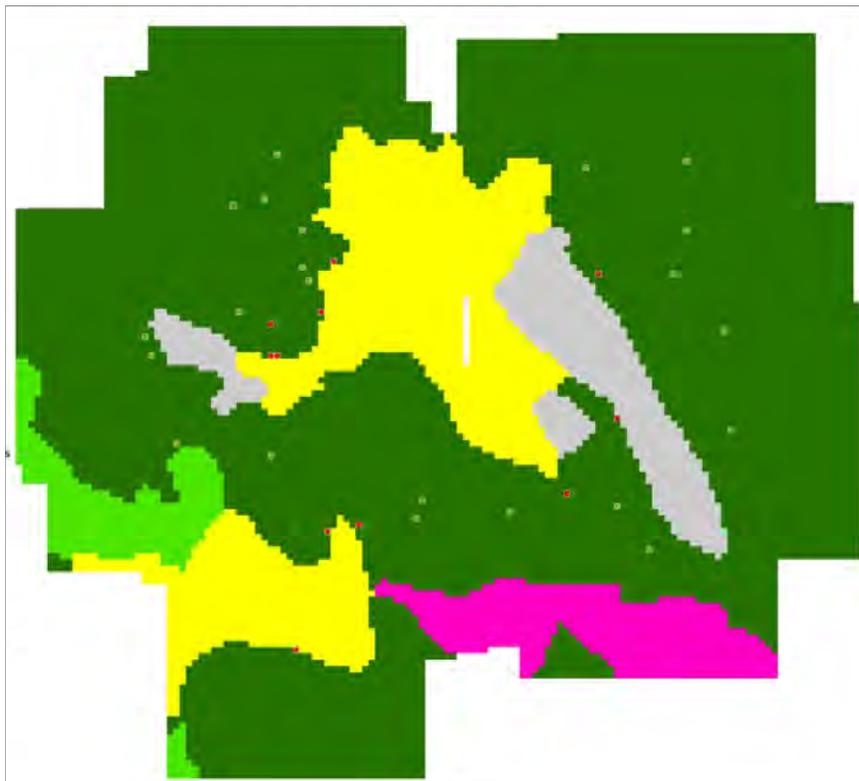


Figura 11.- Cercanía de los puntos de muestreo seleccionados a otros tipos de uso de suelo y vegetación.

En este caso, cada uno de los tipos de vegetación y uso del suelo que rodea a las áreas deforestadas y con permanencia forestal corresponde a una variable independiente, cada uno de ellos, pueden ser representados de manera cuantitativa, con lo que estas variables equivaldrían a una cantidad (frecuencia) y a una cualidad (tipo de uso del suelo y vegetación).

8.3. Generación de los datos para aplicar el modelo de regresión logística.

El análisis tuvo un carácter espacial, basado en el supuesto que los usos del suelo y tipos de vegetación que circundan a las áreas con permanencia forestal y las áreas deforestadas, así como la intensidad de presencia de los mismos, son un elemento determinante para la deforestación o permanencia de las áreas boscosas.

Utilizando puntos de muestreo, se estableció la correlación que existe entre éstas áreas con los usos del suelo y tipos de vegetación que las rodean, analizando diferentes áreas de influencia.

Es importante conocer cuál es el tamaño del área de influencia que guarda mas relación con el proceso de la deforestación, es decir determinar hasta qué distancia radial un área cubierta por vegetación forestal es influenciada. Lo anterior se determino analizando los resultados del modelo de regresión logística a diferentes radios de influencia que van desde los 100 m. a los 2,000 m., con ello se determinó cuál de éstos tamaños de influencia tiene una mayor relación con el proceso de la deforestación.

Dado que el muestro para la generación del modelo es en base a puntos (píxeles), las áreas de influencia se generaron de forma circular, ya que se asume que esta forma es la que guarda una relación más uniforme con el rasgo puntual del sitio muestreado. El análisis se realizó con un aumento gradual del radio de influencia equivalente al tamaño de un píxel, es decir de 100 m, dentro del rango mencionado en el párrafo anterior. (De 1 a 20 píxeles) (Figura 12).



Figura 12.- Este análisis se realizaron para cada uno de los puntos de muestreo a intervalos de 100m. Se muestran las áreas de influencia equivalentes a los 100, 500, 1,000, 1,500 y 2,000 metros.

De cada área deforestada y con permanencia se cuantificó la variedad de usos del suelo y vegetación, así como el número total píxeles de cada uno de ellos, correspondiente a las 14 clases en las que se reclasificaron los mapas T1 y T2 (Tabla 7), La sumatoria de todas las clases representa el total del área de influencia, además de que su distribución y ubicación está ligada entre sí pues la presencia de una clase está a expensas de otra. Éstos datos fueron representados en tablas en las que cada tipo de uso del suelo y vegetación está dado por un valor de acuerdo a la frecuencia (número de píxeles) de presencia alrededor del punto de la muestra, lo cual permitió representar un atributo cualitativo de manera cuantitativa.

El análisis espacial de las variables se realizó utilizando los operadores de vecindad, haciendo uso de la descripción por complejidad (área de vecindad completa) y se emplearon las funciones de búsqueda de total (para las variables de uso del suelo y vegetación) y de promedio (para las variables del terreno) (Tabla 5).

Con el procedimiento anterior se analizaron las 20 áreas de influencia y se obtuvieron los datos tabulares de cada uno de los 40,061 puntos de la muestra (permanencia y deforestación), éstos datos fueron ordenados de tal manera que a cada punto le corresponde la información sobre el número (sumatoria) de píxeles que le rodea por cada uno de los tipos de vegetación presentes a su alrededor (Tabla 11).

Por razón de procesamiento de datos en los modelos de regresión logística a los píxeles deforestados se les asignó un valor 1 (presencia del proceso en estudio) y a los píxeles con permanencia se les asignó el valor 0 (ausencia del proceso).

Tabla 11.- Sección de una matriz con los resultados del análisis de los puntos de muestreo por cada una de las áreas de influencia (de 1 a 20 píxeles).

REGISTRO	DEF	VEG-0	VEG-1	VEG-2	VEG-3	VEG-4	VEG-5	VEG-6	VEG-7	VEG-8	VEG-9	VEG-10	VEG-11	VEG-21	VEG-31
1	0	0	236	95	0	0	0	0	0	0	102	0	0	8	0
2	0	0	353	8	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0
3	0	0	395	8	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0
4	0	0	235	146	0	0	0	0	0	0	33	0	0	27	0
5	0	0	310	50	0	0	0	0	0	0	81	0	0	0	0
6	0	0	144	288	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0
7	0	0	164	207	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0
8	0	0	432	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0
9	0	0	360	0	0	0	81	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	176	0	0	0	91	0	0	0	0	19	155	0	0
11	0	0	260	0	0	0	139	0	0	0	0	0	42	0	0

8.4. Evaluación y aplicación del modelo de Regresión Logística.

Para el presente trabajo se aplicó el método de Adelante Condicional en la regresión logística, para cada una de las tablas correspondientes a las áreas de influencia.

Se elaboraron los análisis para cada una de las áreas de influencia de 1 a 20 píxeles (100 a 2,000 metros), los resultados de cada uno de los modelos se evaluaron para determinar a qué distancia se tiene una mayor relación de las variables con el proceso de la deforestación en bosques, al mismo tiempo éstos modelos indican cuáles son las variables de uso del suelo y vegetación que tienen una mayor relación con el proceso estudiado.

En el Anexo 2 se presentan los resultados del análisis de regresión logística de las áreas de influencia 10, 11, 12, 13, 14 y 15, ya que en ellas fue donde los datos presentaron un aumento en el ajuste del modelo, hasta llegar a un máximo y posteriormente comenzaron una disminución del mismo.

Una vez seleccionada el área de influencia que mejor se ajustó al modelo en lo que respecta al análisis de los tipos de uso del suelo y vegetación, se procedió a realizar el análisis para las variables topográficas: altitud, pendiente del terreno y dirección de la pendiente.

De manera separada, para las variables de altitud, pendiente del terreno y dirección de la pendiente, se determinó cuál era el área de influencia en la que éstas variables tienen una mayor correlación con el proceso de deforestación para posteriormente utilizarlas junto con los resultados obtenidos del análisis de los tipos de vegetación y uso del suelo y elaborar el modelo de deforestación que contempló aspectos de uso del suelo, vegetación y relieve.

A partir del MTD se generaron los mapas digitales de dirección de la pendiente y pendiente del terreno, para éste último se analizaron valores de grados y porcentaje de la pendiente, con el propósito de identificar si alguna de estas dos escalas de la misma variable presenta una mayor relación con el proceso de deforestación.

Para el caso de las variables relacionadas con el relieve, éstas fueron analizadas de manera individual ya que cada una de ellas representa características diferentes y cada una de éstas cubre la totalidad del área de influencia del análisis. El análisis del área de influencia se

realizó de la misma manera que con el uso del suelo y vegetación, a partir los puntos de muestreo se generaron áreas concéntricas en las que se cuantificaron los datos (Figura 13).

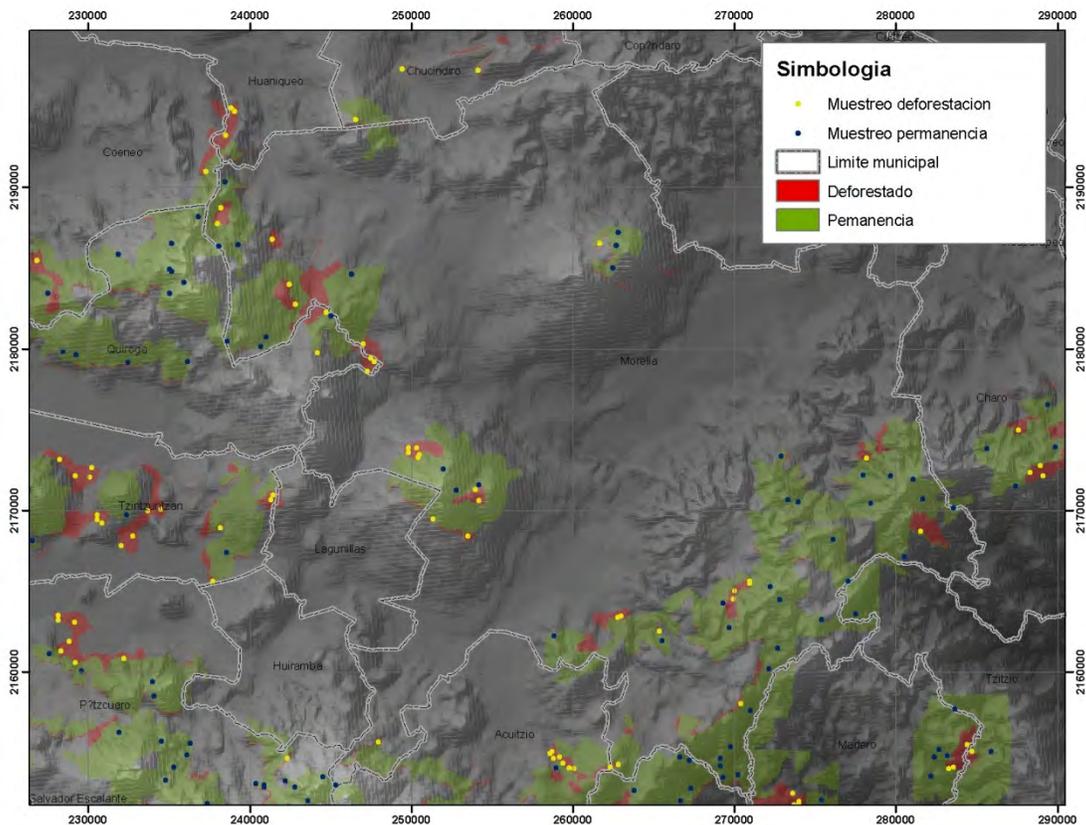


Figura 13.- Modelo de terreno del cual se obtuvieron las variables de altitud, dirección de la pendiente y pendiente del terreno.

Para obtener los valores de dichas áreas de influencia ahora se utilizó el promedio de toda la zona (Tabla 5), a diferencia del análisis de vegetación y uso del suelo en el cual se utilizó la sumatoria de cada una de las variables presentes en la zona.

El área de influencia que se analizó para estas variables comenzó en 0 píxeles, ésta área corresponde a la misma que cubre el píxel que se toma como punto de muestreo, es decir en ella no se amplió el área de análisis. Con esto se pretende obtener información sobre si las características del área que se deforestó tiene una relación sobre el proceso.

Por lo tanto ahora los radios de las área de influencia analizadas fueron de 0 a 20 píxeles (de 0 a 2,000 m.).

9. RESULTADOS

9.1. Variables de usos del suelo y vegetación.

Con los valores obtenidos en los indicadores de Chi cuadrado y -2 logaritmo de la verosimilitud, que reportan el nivel de ajuste y precisión de los modelos en los cuales se analizaron los usos del suelo y vegetación, se obtuvieron los siguientes resultados:

En la Figura 14 se muestran los valores que reporto *chi-cuadrado* para los modelos correspondientes a las áreas de influencia de 10 a 15 píxeles, como se comentó anteriormente el aumento en el valor de este indicador muestra que el modelo tiene un mejor ajuste, por lo tanto el mejor ajuste conforme se fue aumentando el área de influencia es el referente a los 12 píxeles, es decir 1,200 metros, con un valor de 9366.639. A partir del área de influencia de 13 píxeles el valor de *chi cuadrado* presentó una disminución constante.

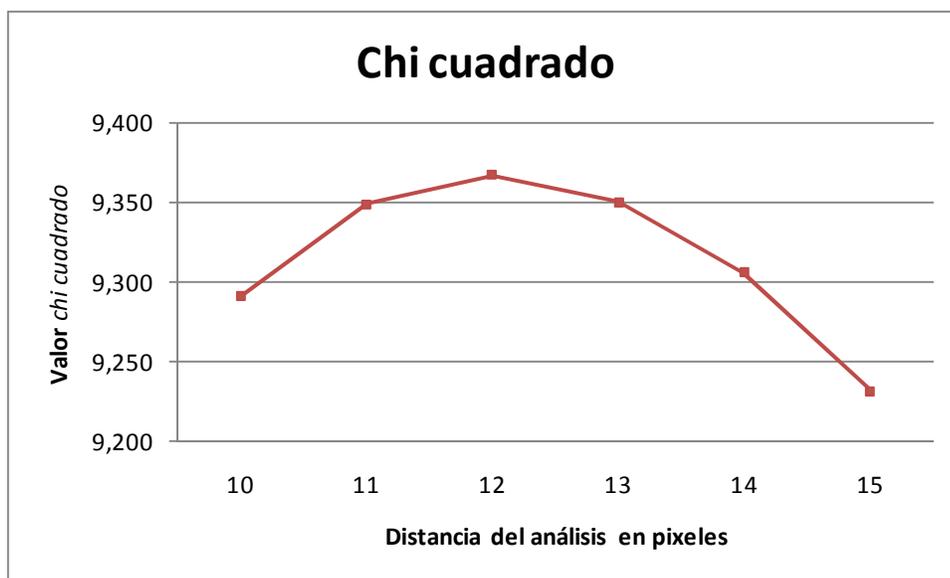


Figura 14.- Variación de Chi cuadrado con respecto al área de influencia.

En la estimación del indicador $-2 \log$ de la verosimilitud de acuerdo a los datos obtenidos por los modelos de 10 a 15 píxeles de área de influencia (1,000 m. a 1,500 m.) (Figura 15), se puede concluir que el modelo a 12 píxeles es el que reporta un mejor valor para este indicador ya que en éste reporta el menor valor, a partir ésta distancia el valor del mismo comienza a incrementarse de manera constante.

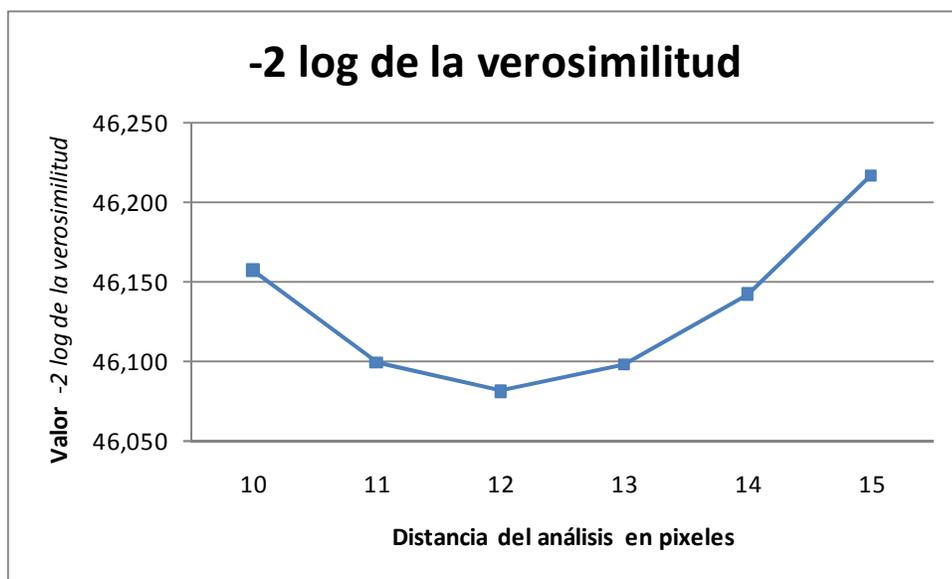


Figura 15.- Variación de $-2 \log$ de la verosimilitud con respecto al área de influencia.

En la Tabla 12 se muestran los valores de Chi cuadrado y $-2 \log$ de la verosimilitud conforme aumenta el área de influencia.

Tabla 12.- Ajuste de Chi cuadrado y $-2 \log$ de la verosimilitud de acuerdo al área de influencia.

Tamaño del área de influencia *	-2 log de la verosimilitud inicial	Chi cuadrado	-2 log de la verosimilitud
10	55447.734	9290.578	46157.156
11	55447.734	9348.426	46099.308
12	55447.734	9366.639	46081.095
13	55447.734	9349.807	46097.927
14	55447.734	9305.635	46142.099
15	55447.734	9231.123	46216.612

*El área de influencia está dada en número de píxeles.

Con base en el análisis anterior se seleccionó el modelo correspondiente al área de influencia de 1,200 m ó 12 pixeles ya que éste presentó mejores resultados en el ajuste del modelo. Con respecto a Chi cuadrado se presenta el valor más alto, a ambos lados de esta distancia los valores disminuyen, mientras que para el -2 log de la verosimilitud se presenta el valor más bajo y a ambos lados del mismo los valores comienzan a aumentar constantemente.

9.2. Variables del relieve.

Para la altitud el área de influencia de 0 metros (0 pixel) tuvo un mejor ajuste, ya que éste presenta el valor más alto en el de Chi cuadrado y un menor valor del -2 log de la verosimilitud, a partir del área de influencia de 1 pixel estos valores disminuyen y aumentan respectivamente, como se muestra en las Figuras 16 y 17, así como en la Tabla 13.

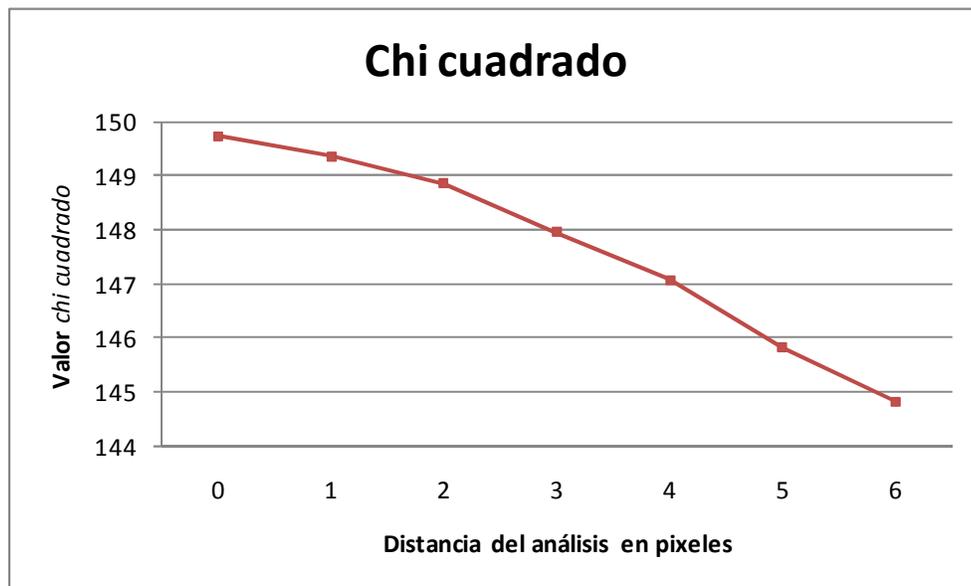


Figura 16.- Variación de Chi cuadrado con respecto al área de influencia de altitud.

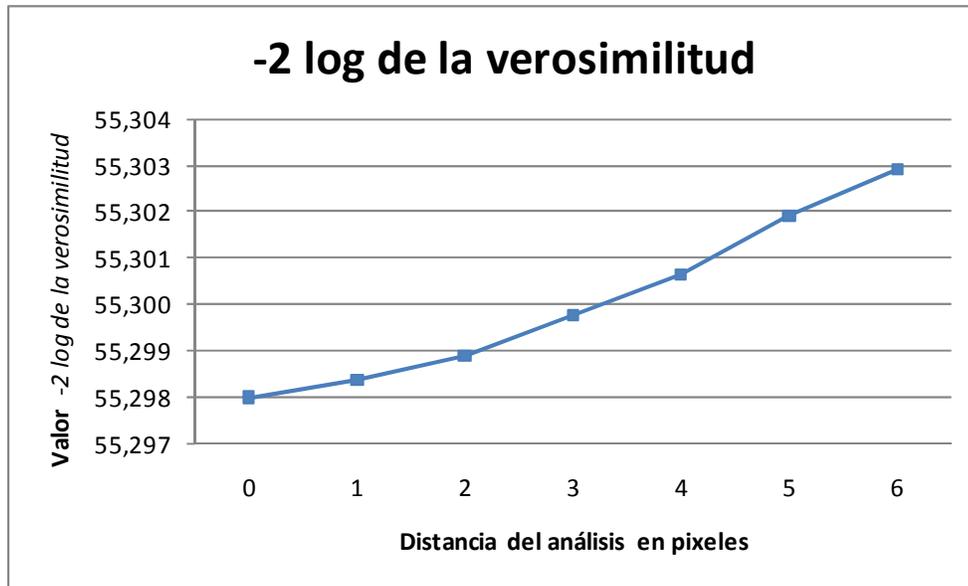


Figura 17.- Variación de -2 log de la verosimilitud con respecto al área de influencia altitud.

Tabla 13.- Ajuste de Chi cuadrado y -2 log de la verosimilitud con la altitud de acuerdo al área de influencia.

Tamaño del área de influencia *	-2 log de la verosimilitud inicial	Chi cuadrado	-2 log de la verosimilitud
0	55447.734	149.740	55297.996
1	55447.734	149.356	55298.378
2	55447.734	148.853	55298.882
3	55447.734	147.959	55299.776
4	55447.734	147.078	55300.656
5	55447.734	145.824	55301.910
6	55447.734	144.835	55302.899

* El área de influencia está dada en número de pixeles.

Como se puede observar en la Tabla 14, en lo que respecta a la pendiente de terreno, el mapa generado en grados reportó valores más adecuados en los indicadores de Chi cuadrado y -2 log de la verosimilitud que el mapa generado en porcentaje de la pendiente. El valor de -2 log reportó cifras menores desde el inicio del análisis y conforme aumentaba el tamaño del área de influencia los valores correspondientes a la pendiente en grados se mantuvieron por debajo de sus correspondientes obtenidos del mapa en porcentaje de la pendiente. Para el Chi cuadrado los datos se comportaron a la inversa, manteniéndose siempre mayores a los obtenidos del análisis de las pendientes en porcentaje.

Tabla 14.- Comparación de los ajuste de Chi cuadrado y -2 log de la verosimilitud con los valores obtenidos del mapa de pendientes en grados y en porcentaje.

Tamaño del área de influencia *	-2 log de la verosimilitud inicial		Chi cuadrado		-2 log de la verosimilitud	
	Grados	Por ciento	Grados	Por ciento	Grados	Por ciento
0	55,447.734	55,533.436	454.011	370.402	54,993.724	55,163.034
1	55,447.734	55,533.436	516.943	433.721	54,930.791	55,099.715
2	55,447.734	55,533.436	578.303	489.783	54,869.432	55,043.653
3	55,447.734	55,533.436	632.238	540.559	54,815.496	54,992.877
4	55,447.734	55,533.436	664.388	576.038	54,783.346	54,957.398
5	55,447.734	55,533.436	694.935	606.335	54,752.799	54,927.101
6	55,447.734	55,533.436	713.254	620.934	54,734.480	54,912.501

* El área de influencia está dada en número de píxeles.

Los resultados del análisis del mapa de pendientes en grados determinaron que el área de influencia de 800 metros (8 píxeles) presentó los mejores valores para los indicadores de ajuste del modelo (Figuras 18 y 19, y Tabla 15).

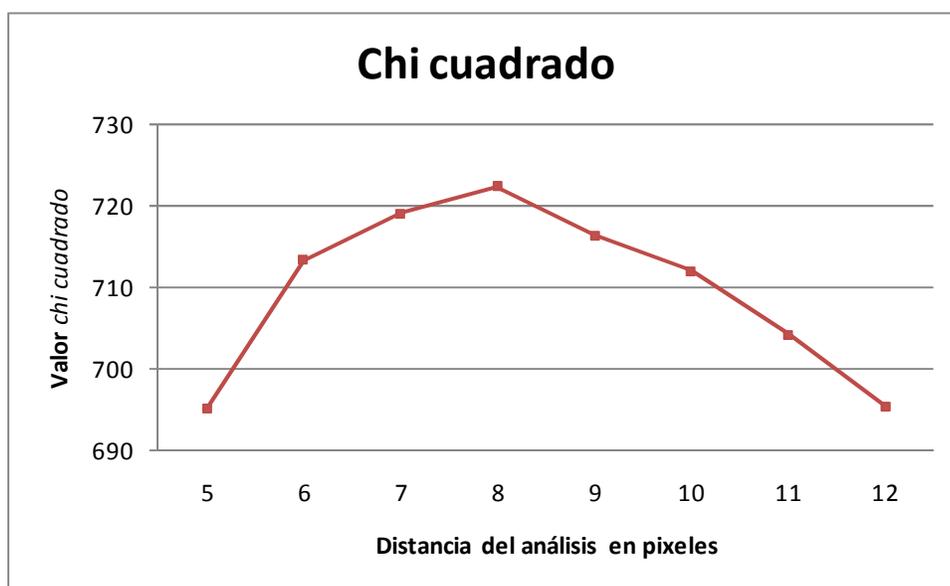


Figura 18.- Variación de Chi cuadrado con respecto al área de influencia de la pendiente.

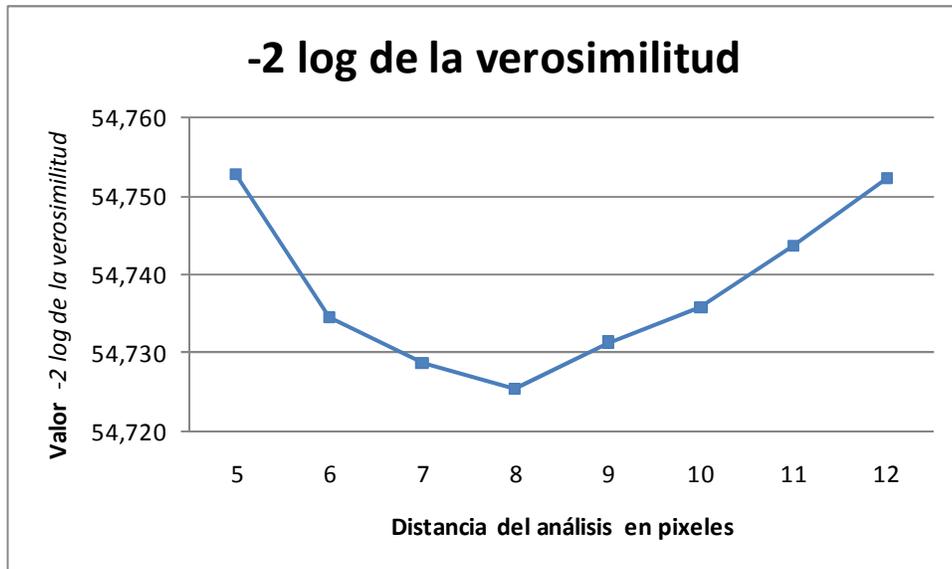


Figura 19.- Variación de -2 log de la verosimilitud con respecto al área de influencia de la pendiente.

Tabla 15.- Ajuste de Chi cuadrado y -2 log de la verosimilitud con la pendiente de acuerdo al área de influencia.

Tamaño del área de influencia *	-2 log de la verosimilitud inicial	Chi cuadrado	-2 log de la verosimilitud
5	55447.734	694.935	54752.799
6	55447.734	713.254	54734.48
7	55447.734	719.083	54728.651
8	55447.734	722.262	54725.472
9	55447.734	716.38	54731.355
10	55447.734	711.906	54735.829
11	55447.734	704.085	54743.649
12	55447.734	695.363	54752.372

* El área de influencia está dada en número de pixeles.

Por último, para la dirección de la pendiente el análisis reportó que el área de influencia que tiene los mejores valores en el ajuste del modelo es la correspondiente a los 15 pixeles (1,500 metros) (Figuras 20 y 21 y Tabla 16).

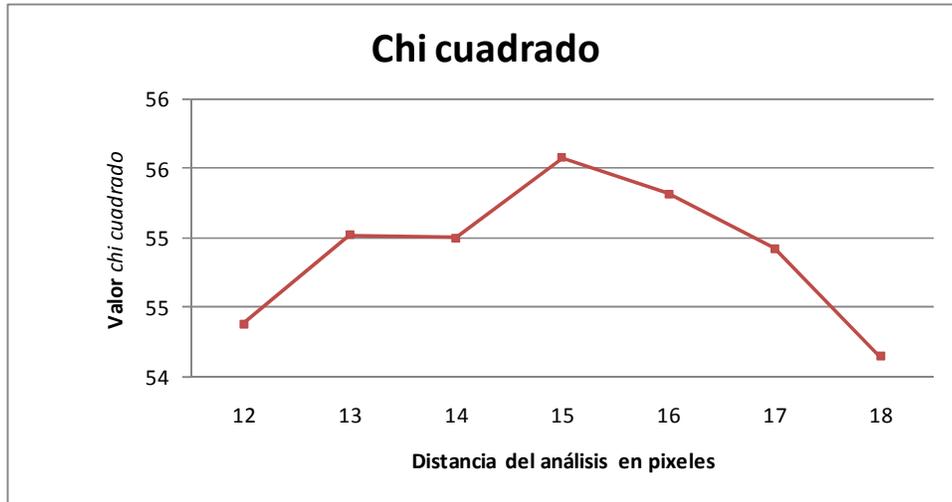


Figura 20.- Variación de Chi cuadrado con respecto al área de influencia de la dirección de la pendiente.

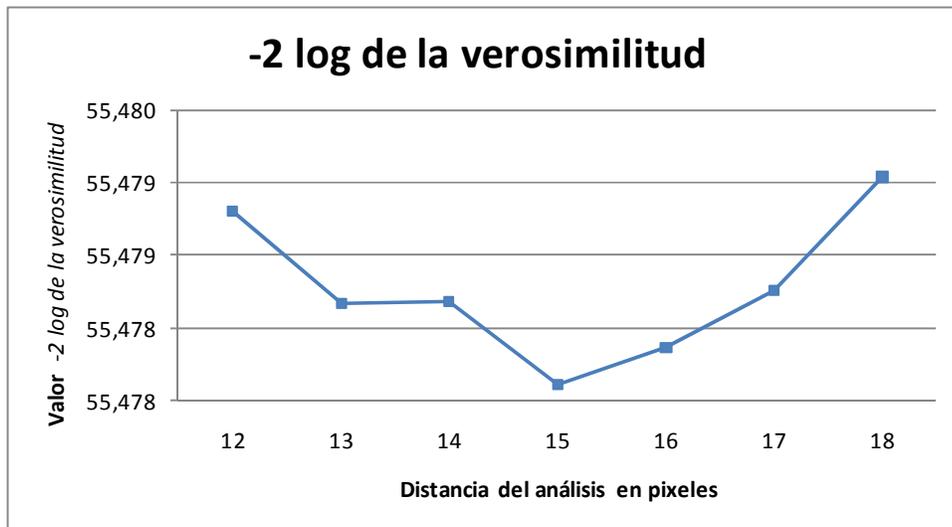


Figura 21.- Variación de -2 log de la verosimilitud con respecto al área de influencia de la dirección de la pendiente.

Tabla 16.- Ajuste de Chi cuadrado y -2 log de la verosimilitud con la dirección de la pendiente respecto al área de influencia.

Tamaño del área de influencia *	-2 log de la verosimilitud inicial	Chi cuadrado	-2 log de la verosimilitud
12	55533.436	54.630	55478.806
13	55533.436	55.267	55478.168
14	55533.436	55.251	55478.185
15	55533.436	55.827	55477.608
16	55533.436	55.570	55477.866
17	55533.436	55.173	55478.263
18	55533.436	54.396	55479.040

* El área de influencia está dada en número de pixeles.

9.3. Elaboración del modelo.

Con la selección de las variables topográficas y las áreas en la que éstas tienen mayor relación con el proceso de deforestación se integró una tabla de datos que incluye los usos del suelo y tipos de vegetación correspondientes al área de 1,200 metros (12 pixeles), altitudes con un área de 0 metros (0 pixeles), pendiente del terreno en grados a 800 metros (8 pixeles) y dirección de la pendiente a 1,500 metros (15 pixeles) (Tabla 17).

Tabla 17.- Matriz final con los resultados del análisis de los puntos de muestreo con el USV y las variables topográficas.

REG	DEF	VEG-0	VEG-1	VEG-2	VEG-3	VEG-4	VEG-5	VEG-6	VEG-7	VEG-8	VEG-9	VEG-10	VEG-11	VEG-21	VEG-31	MDT-0	PENG-8	RUM-15
20196	0	0	421	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	1574	15	181
20197	0	0	415	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	1616	21	152
20198	0	0	229	0	0	0	0	0	0	0	212	0	0	0	0	2031	16	237
20199	0	0	264	0	0	0	0	0	0	0	177	0	0	0	0	2146	17	233
20200	0	0	201	0	0	0	0	0	0	0	105	0	0	0	0	1800	40	181
20201	0	0	370	0	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	1509	18	242
20202	1	0	230	90	0	0	0	0	0	0	82	0	0	39	0	999	2	184
20203	1	0	183	162	0	0	0	0	0	0	56	0	0	40	0	973	2	205
20204	1	0	181	86	0	0	0	0	0	0	174	0	0	0	0	891	0	163
20205	1	0	61	105	0	0	0	0	0	0	154	0	0	121	0	929	1	159
20206	1	0	94	16	0	1	0	0	0	0	255	0	0	75	0	312	10	246
20207	1	0	250	131	0	0	0	0	0	0	29	0	0	31	0	1100	0	204
20208	1	0	226	177	0	0	0	0	0	0	14	0	0	24	0	1101	0	201
20209	1	0	190	9	0	0	0	0	0	0	51	0	0	191	0	1095	0	203

Una vez aplicado el modelo de regresión logística a los datos de la tabla final (Tabla 17), se obtuvieron los siguientes resultados para el modelo de riesgo de deforestación a nivel nacional en vegetación de bosques primarios. (ver resultados completos en Anexo 3).

El modelo presentó una mejora en el valor de Chi cuadrado con respecto al modelo que solo incluía las variables de uso del suelo y vegetación, en el cual el valor alcanzado por Chi cuadrado fue de 9,366.639 (Tabla 12) contra 9,761.453 que se obtuvo con ésta serie de datos (Tabla 18).

Tabla 18.- Valor de Chi cuadrado en el modelo final.

		Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 12	Paso	5.736	1	0.017
	Bloque	9761.453	12	0.000
	Modelo	9761.453	12	0.000

En lo que respecta al valor del -2 log de la verosimilitud este también tuvo una mejora (Tabla 19) con respecto al valor alcanzado en el modelo que solo incluía las variables de uso del suelo y vegetación (Tabla 12) con valores de 45,686.281 y 46,081.095, respectivamente.

Tabla 19.- Valor de -2 log de la verosimilitud en el modelo final.

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
12	45686.281 ^a	0.217	0.289

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Los valores en la tabla de clasificación (Tabla 20) tuvieron un aumento de 0.5 % en relación al reportado en el modelo con las variables de uso del suelo y vegetación (Anexo 2), pasando del 70.5% al 71% en el porcentaje correctamente clasificado.

Tabla 20.- Tabla de clasificación áreas con permanencia boscosa y deforestadas.

Observado			Pronosticado		
			DEF		Porcentaje correcto
			0	1	
Paso 12	DEF	0	14454	5747	71.6
		1	5857	13942	70.4
Porcentaje global					71.0

a. El valor de corte es .490

En la Tabla 21 se muestran las variables seleccionadas para el modelo final y sus respectivos coeficientes. Como se puede observar de las 17 variables analizadas solo quedaron 12 para la elaboración del modelo final.

Tabla 21.- Variables en la ecuación.

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Bosque	-0.0097	0.000	3416.233	1	0.000	0.990	0.990	0.991
Selva	-0.0011	0.000	5.847	1	0.016	0.999	0.998	1.000
Pastos naturales	-0.0020	0.000	16.956	1	0.000	0.998	0.997	0.999
Cultivos	0.0494	0.018	7.429	1	0.006	1.051	1.014	1.089
Cultivos de temporal	0.0017	0.000	81.224	1	0.000	1.002	1.001	1.002
Asentamientos humanos	0.0909	0.050	3.314	1	0.069	1.095	0.993	1.208
Bosque secundario	-0.0019	0.000	38.536	1	0.000	0.998	0.997	0.999
Matorral secundario	0.0064	0.002	13.086	1	0.000	1.006	1.003	1.010
Selva secundaria	-0.0014	0.000	9.086	1	0.003	0.999	0.998	1.000
Altitud	0.0003	0.000	233.004	1	0.000	1.000	1.000	1.000
Pendiente (grados)	-0.0241	0.002	163.112	1	0.000	0.976	0.973	0.980
Dirección de la pendiente	-0.0010	0.000	15.594	1	0.000	0.999	0.999	0.999
Constante	3.8045	0.082	2128.887	1	0.000	44.902		

En la tabla 22 se muestran las variables que no fueron incluidas en el modelo, en total 5. Estas variables fueron excluidas debido a que el valor de significancia que reportaron está fuera de los límites para ser aceptados.

Tabla 22.- Variables que no están en la ecuación.

		Puntuación	gl	Sig.	
Paso 12	Variables	Cuerpos de agua	3.523	1	0.061
		Matorral	1.036	1	0.309
		Otras coberturas de vegetación	0.734	1	0.392
		Cultivos de riego	1.091	1	0.296
		Pastizales Inducidos y cultivados	3.063	1	0.080
	Estadísticos globales	6.783	5	0.237	

Para utilizar los resultados de la regresión logística en la cartografía digital fue necesario elaborar los mapas de cada una de las variables con el análisis de vecindad a las distancias seleccionadas para cada tipo de variable. Como se ha mencionado, para las variables de uso del suelo y vegetación se aplicó la función de total de valores del área de vecindad, mientras que para las variables del terreno se utilizó el promedio de las áreas de vecindad.

Aplicando la fórmula de la regresión logística, con los valores de los coeficientes obtenidos para cada una de las variables en la Tabla 21, a la información cartográfica se obtuvo el modelo espacial del riesgo de deforestación en bosques primarios (Figura 22). Cabe mencionar que como se presenta en la tabla de clasificación (Tabla 20) el punto de corte que se debe de utilizar para obtener un mejor equilibrio en la clasificación de zonas deforestadas y las zonas de permanencia forestal es el valor de 0.49 (Figura 23).

Las Figuras 22, 23 y 25 representan un acercamiento a la información cartográfica ya que en una representación a nivel nacional sería muy difícil apreciar los detalles de los resultados. Es importante recalcar que el análisis cartográfico y estadístico se realizó a nivel nacional.

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_k X_k)}}$$

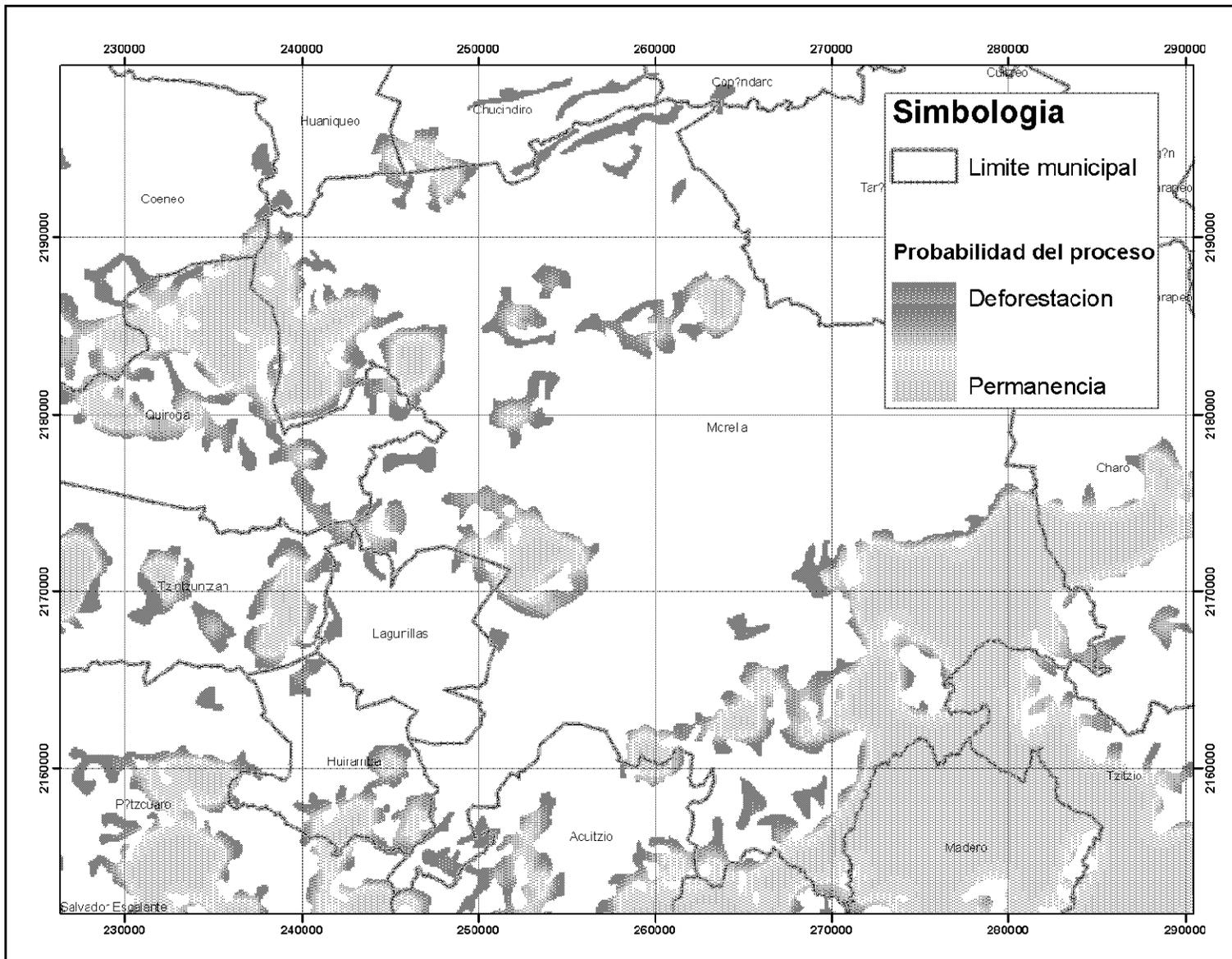


Figura 22 .- Modelo espacial del riesgo de deforestación resultado del análisis de regresión logística. De acuerdo a la probabilidad del proceso.

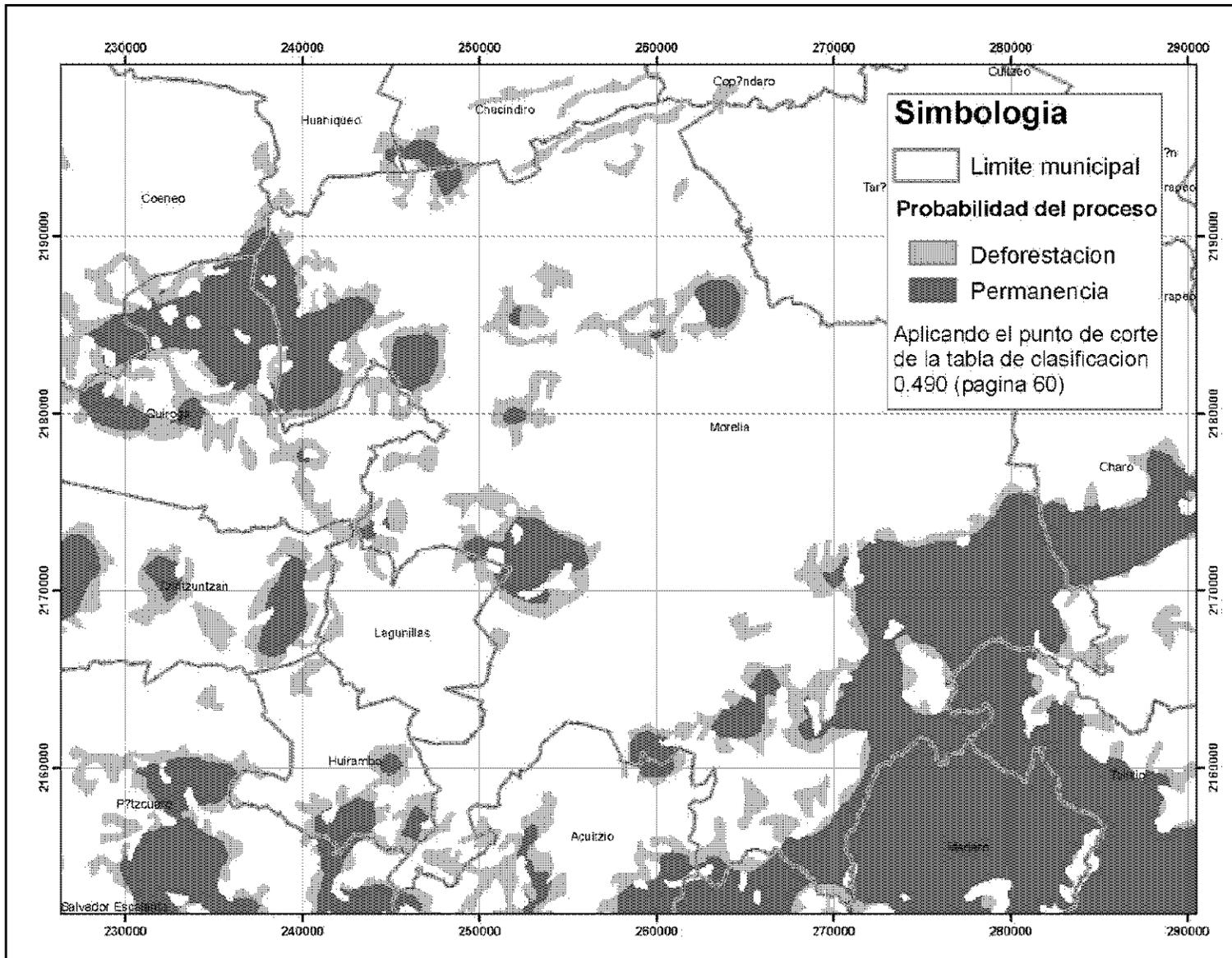


Figura 23 .- Modelo espacial del riesgo de deforestación resultado del análisis de regresión logística. Probabilidad del proceso aplicando el punto de corte.

9.4. Evaluación del modelo.

Para la evaluación estadística del modelo se utilizó el procedimiento de la curva Característica de Operación del Receptor (curva COR). Este método permite determinar el punto óptimo de clasificación a partir de las funciones de diferenciación entre dos grupos, como las generadas por la regresión logística (Pardo *et al* 2002).

A continuación se presentan los resultados del análisis COR sobre el modelo final de regresión logística.

La Figura 24 corresponde la gráfica con una curva COR la cual se encuentre por encima de la línea diagonal, esto demuestra que la función discriminante tiene una capacidad de por encima de 0.5

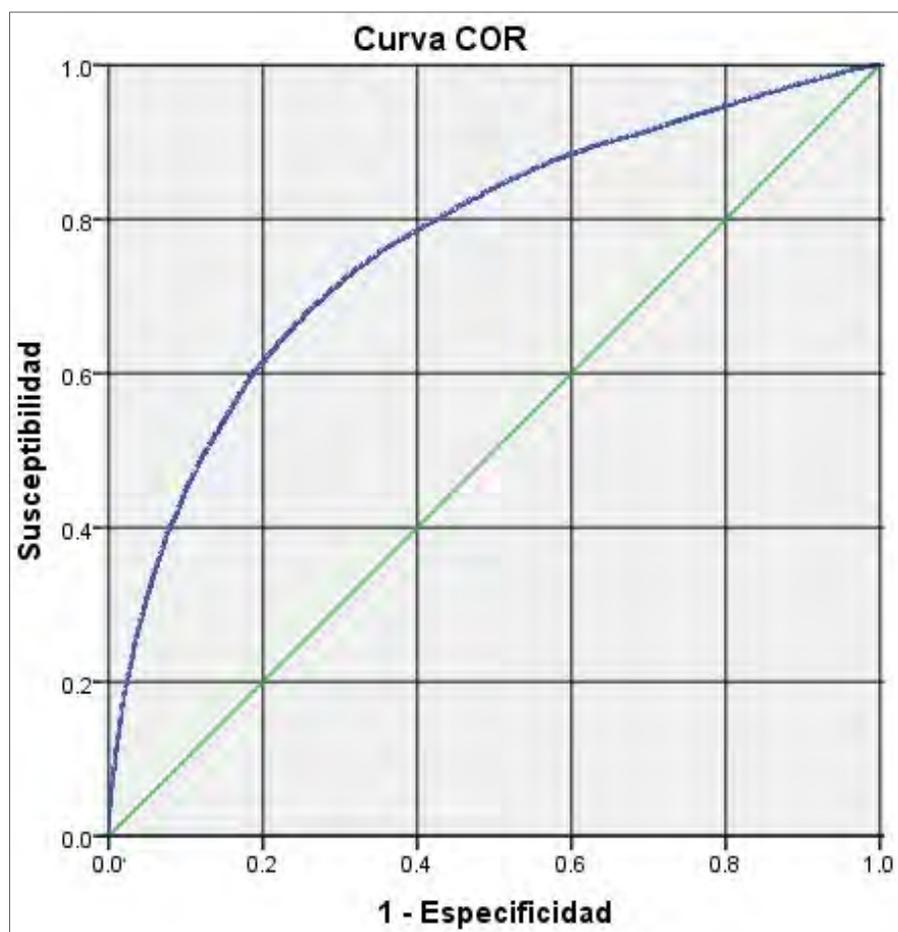


Figura 24.- Grafica de la curva COR para los resultados de función de la regresión logística.

En la Tabla 23 se muestra la estimación del área bajo la curva con un valor de 0.772 con este dato se aprecia que el área existente bajo la curva COR es significativamente mayor que 0.5.

Tabla 23.- Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada Área bajo la curva

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite inferior	Límite superior
0.772	0.002	0.000	0.767	0.776

a. Bajo el supuesto no paramétrico

b. Hipótesis nula: área verdadera = 0,5

La validación espacial se realizó comparando la información de las áreas propensas a la deforestación que hayan resultado de la aplicación del modelo, contra las zonas deforestadas de acuerdo a la cartografía de T1 y T2, se obtuvieron las áreas y se hizo una comparación espacial de ambas cartografías (Figura 25).

A nivel nacional el 70.26% de las áreas realmente deforestadas de bosques primarios se dieron en zonas que el modelo determinó como áreas con riesgo de deforestación.

Ésta cifra coincidió en un 98.95% con los resultados estadísticos arrojados en el análisis de regresión logística, en el cual se dio un porcentaje de clasificación correcta de los pixeles deforestados del 71% .

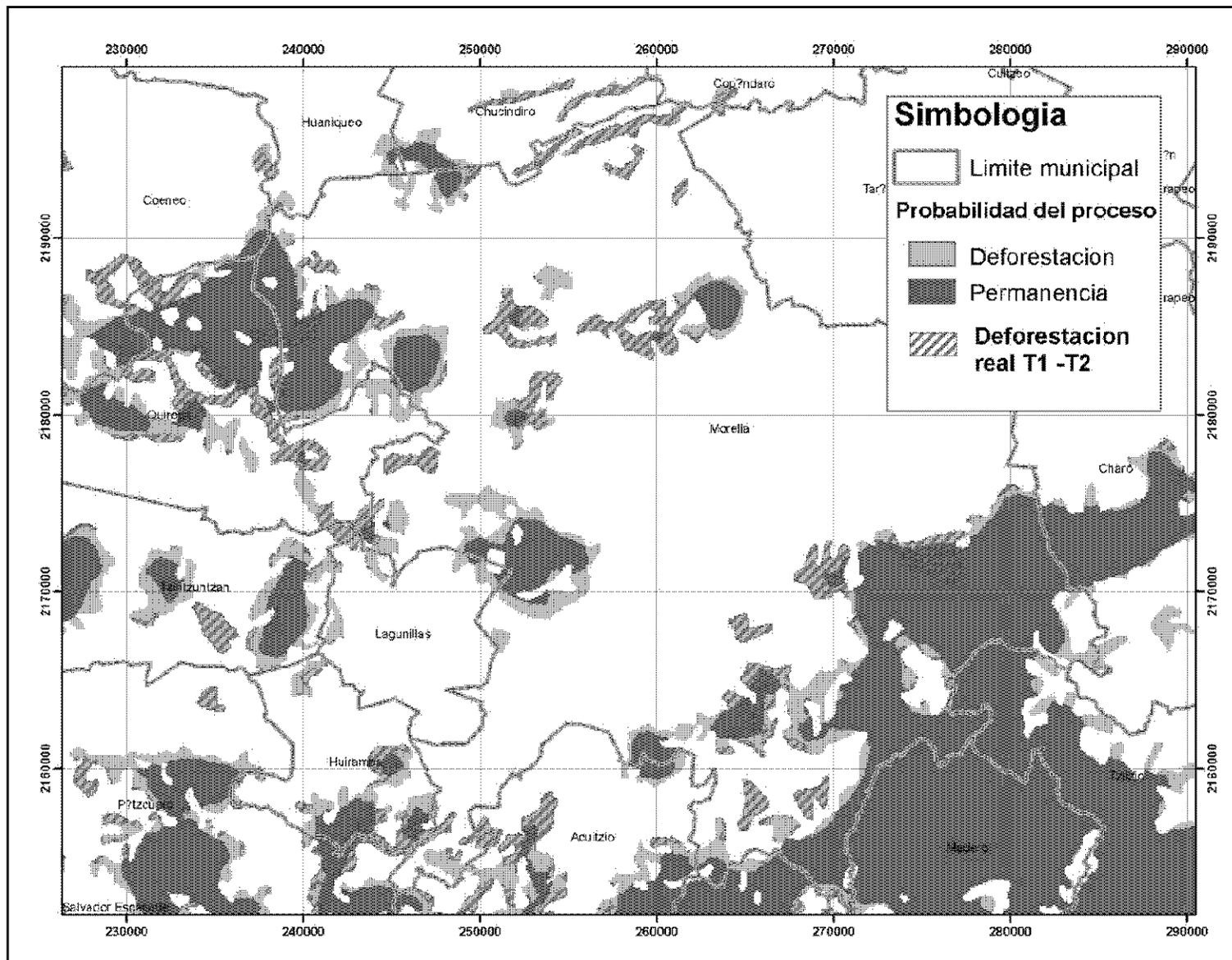


Figura 25 .- Validación espacial del modelo de riesgo de deforestación. En el mapa se muestran las áreas realmente deforestadas sobre el mapa de riesgo de deforestación.

10. CONCLUSIONES

El objetivo de éste trabajo fue la aplicación de los métodos estadísticos, tradicionalmente utilizados por ciencias sociales y generalmente aplicados a datos tabulares, a datos espaciales.

Como se observó en los resultados, los métodos estadísticos pueden trabajar de la misma forma sobre datos espaciales, siempre y cuando estos últimos sean adecuados de tal manera que las variables dependientes e independiente obtenidas de la información espacial responda a las características necesarias para su incorporación a los métodos estadísticos existentes.

Para el modelo de riesgo de deforestación en Bosques se pudo concluir que los resultados tienen un nivel de confiabilidad aceptable, a demás es importante resaltar que el análisis se realizo a nivel nacional y a pesar de la generalización que se realizó, los resultados alcanzan niveles parecidos a los que se obtuvieron en algunos modelos elaborados localmente (Mas *et al.*, 2003 y Pineda *et al.*, 2009).

De acuerdo a los resultados (Tabla 21) los factores de riesgo para que se presente el proceso de la deforestación, en base a los valores obtenidos en los coeficientes son: la presencia de asentamientos humanos con un valor de 0.0909, cultivos (plantaciones forestales) con valor del coeficiente de 0.0494, matorral secundario con 0.0064, cultivos de temporal con 0.0017 y la altitud con 0.0003.

Por el contrario los factores de protección y que tienen un efecto atenuador en el proceso son: la pendiente del terreno, con valor de su coeficiente de -0.0241, la presencia de bosques primarios con un valor de -0.0097, pastos naturales con -0.0020, bosque secundarios con -0.0019, selvas secundarias con -0.0014, selvas con -0.0011 y dirección de la pendiente con un valor de -0.0010.

Al conocer cuáles son las variables que propician y atenúan el proceso de la deforestación, sería posible plantear estrategias dirigidas a cada factor y a así tratar de controlar o atenuar el desarrollo de la deforestación.

La determinación de las áreas de influencia en las que las variables independientes tienen una mayor relación con la deforestación muestran como el aspecto espacial de distribución, ubicación y conectividad tiene un papel importante en este tipo de análisis. Si solo se hubiera realizado el análisis dentro de una determinada zona, sería muy difícil precisar que el área seleccionada fuese la que más relación tiene con la deforestación.

Al hacer un análisis en base a diferentes tamaños del área de influencia se puede determinar en cuál de estas es en la que las variables dentro del modelo reportan un mayor ajuste y precisión en los resultados, lo cual se puede apreciar claramente en las gráficas correspondientes a las variables de uso del suelo y vegetación con 12 píxeles de área de influencia (Figuras 14 y 15), altitud con 0 píxel (Figuras 16 y 17), pendiente en grados con 8 píxeles (Figuras 18 y 19) y dirección de la pendiente con 15 píxeles (Figuras 20 y 21).

La metodología en la elaboración de este modelo puede ser replicada a cualquier región, escala, tipo de vegetación y periodo de tiempo, con ello es posible realizar mejoras en el manejo de la información y los procesos para así obtener valores más adecuados en los resultados finales.

Por último, es importante resaltar las limitaciones que presenta este modelo, las cuales pueden ser objeto de mejora.

- El modelo fue elaborado a nivel nacional lo cual implica un alto grado de generalización en el cálculo de los coeficientes, esto podría ser mejorado aplicando la metodología en base a una regionalización por ecosistemas. Con lo anterior se trabajaría sobre zonas más homogéneas y por lo tanto se esperaría que el nivel de precisión del modelo aumente.
- Otro aspecto son las variables utilizadas, por ahora solo se utilizaron variables biofísicas (vegetación y topográficas) y antrópicas (usos del suelo). El proceso de la deforestación está ligado a un gran número de variables por lo que si se integraran en la elaboración del modelo algunas otras variables de tipo biofísico, social o económico es muy probable que esto ayude a determinar algunos otros factores que tuvieran influencia con la deforestación y la intensidad con que estas incentivan o atenúan la presencia del mismo, así como un mejor ajuste en los valores del modelo.

- El modelo solo fue elaborado para la deforestación en bosques primarios. Sería muy interesante analizar cómo cambia la influencia de las variables independientes analizadas cuando se trata la deforestación en selvas y matorrales, con vegetación primaria y secundaria. Se podría esperar que el comportamiento en las variables sea diferente para cada uno de los ecosistemas forestales ya sean de vegetación primaria o con vegetación secundaria.

BIBLIOGRAFÍA

Aronof, S. (1989): *Geographic Information Systems: A Management Perspective*. Ottawa: WDL Publication.

Banco Mundial (1991): *The Forest Sector*. Whashington D.C.. The World Bank.

Berry, J. (1993): *Beyond Mapping: Concepts, Algorithms, and Issues in GIS*. Fort Collins: GIS World.

Britaldo,S., Hermann, O., y William, L. (2009): *Modelamiento de Dnámica Ambiental con Dinamica EGO*. Centro de Sensoriamento Remoto: Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, Brasil.

Brown, D., Goovaerts, P., Burnicki, A., y Ying Li, M. (2002): Stochastic simulation of land – cover change using geostatistics and generalized additive models. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. Vol. 68, No. 10, October 2002, pp. 1051-1061.

Cardona, O. (2001): *Estimación holística del riesgo sísmico utilizando sistemas dinámicos complejos*. Tesis doctoral. Barcelona: Universidad Politécnica de Cataluña.

CONAFOR (2004): *Baja el índice de deforestación en México*. Consultado el 17 de diciembre de 2004, Presidencia de la República, página WEB Las Buenas Noticias también son Noticia: http://fox.presidencia.gob.mx/buenasnoticias/?contenido=16205&pagina=1&fecha_desde_dia=16&fecha_desde_mes=12&fecha_desde_year=2004&fecha_hasta_dia=18&fecha_hasta_mes=12&fecha_hasta_year=2004

Cuevas, G. y Mas, J.F. (2008): Land use scenarios: a communication tool with local communities. En Paegelow, M., Camacho, M.T. (Eds.), *Modelling Enviromental Dynamics* (pp. 223-246). Berlin: Springer.

D'Silva, E. y Appanah, S. (1993): *Forestry Management for Sustainable Development* (An EDI Policy Seminar Report - número 32). Washington, D.C. The World Bank.

FAO (2007): *La situación de los bosques del mundo 2007*. Roma, Italia. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.

FAO (2003): *The State of the World's Forests 2003*. Roma, Italia. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.

Hair, J., Anderson, E., Tatham, R. y Black W. (1999): *Análisis Multivariante*. Madrid: Pearson.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2010): *Coordenadas extremas de México*. Consultada el 12 de noviembre de 2010, INEGI, México: <http://cuentame.inegi.org.mx/territorio/coordenadas.aspx?tema=T>,

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2008): *México en el Mundo 2008*. Aguascalientes, México: INEGI.

Kerr, S., Pfaff, A. and Sanchez, A. (2002): The Dynamics of deforestation: Evidence from Costa Rica. *Motu Economic and Public Policy Research*. June 2002, 22 p.

Manson, S.M. (2000): Agent-based dynamic spatial simulation of land-use/cover change in the Yucatán peninsula, México. *4th international Conference on Integrating GIS and Environmental Modeling (GIS/EM4): Problems, Prospect and Research Needs*. Banff, Alberta, Canada, September 2 – 8.

Mas, J. F., Sorani, V. y Alvaréz, R. (1996): *Elaboración de un modelo de simulación del proceso de deforestación*. *Investigaciones Geográficas* - Universidad Nacional Autónoma de México, (5), pp. 43 - 57.

Mas, J. F., Puig, H., Palacio, J. L. y Sosa, A. (2003): Un modelo espacial del riesgo de deforestación. En *Anais XI SBSR*. Belo Horizonte, Brasil. Resúmenes, pp. 1357 - 1363.

Mather, A. y Needle, C. (2000): *The relationships of population and forest trends*. The Geographical Journal, Vol. 166, No. 1, March 2000, pp. 2 – 13.

Miranda, A. (2008): *Determinantes de cambio de uso de suelo forestal en México 1993-2000. Análisis por conglomerados y dependencia espacial*. Instituto Tecnológico Autónomo de México. México, D.F.

Pardo, A. y Ruíz, M. A. (2002): *SPSS 11*. Madrid: Mc Graw Hill.

Pineda, N., Bosque, J., Gómez, M. y Plata, W. (2009): *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, Boletín del Instituto de Geografía (69), UNAM, México.

Romero, M.A. (1996): *El sol y la cruz de los pueblos indios de Oaxaca colonial (Historia de los pueblos indígenas de México)*. México: Centro de Investigaciones y Estudios Superiores en Antropología Social - Instituto Nacional Indigenista.

Sarukhán, J., Koleff, P., Carabias, J., Soberón, J., Dirzo, R., Llorente, J., Halffer, G., González, R., March, I., Mohar, A., Anta, S. y Maza, J. (2009): *Capital Natural de México. Síntesis: conocimiento actual, evaluación y perspectivas de sustentabilidad*. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, México.

SARH (1992): *Inventario Nacional Forestal de Gran Visión*. Subsecretaría Forestal y de la Fauna Silvestre, México.

SEMARNAT (2009): *Informe de la Situación del Medio Ambiente en México. Edición 2008: Compendio de Estadísticas Ambientales*. México, SEMARANT.

SEMARNAT (2006): *Informe de la Situación del Medio Ambiente en México. Edición 2005: Compendio de Estadísticas Ambientales*. México, SEMARANT.

Smith, P.A. (1994): Autocorrelation in logistic regression modelling of species distributions. *Global Ecology and Biogeography Letters*. (4) ,pp 47- 61.

Stan, A. (1989): *Geographic Information Systems: A Management Perspective*. Ottawa, Canada: WDL Publications,

Star, J. y Estes, J. (1990): *Geographic Information Systems. An Introduction*. California: PRENTICE HALL.

Velázquez, A., Mas, J.F., Mayorga, R., Palacio, J.L., Bocco, G., Gómez, G., Luna, L., Trejo, I., López, J., Palma, M., Peralta, A., Prado, J. y González, F. (2001): El Inventario Forestal Nacional 2000. *Ciencias UNAM*, (64), pp. 13-19.

Velázquez, A., Mas, J.F., Díaz, J. R., Mayorga, R., Alcántara, P.C., Castro, R., Fernández, T., Bocco, G., Ezcurra, E. y Palacio, J.L. (2002). Patrones y Tasas de cambio de uso del suelo en México. *Gaceta ecológica INE-SEMARNAT*, (62), pp. 21-37.

Velázquez, A., Mas, J.F., Mayorga-Saucedo, R., Díaz, J.R., Alcantara, C., Castro, R., Fernández, T., Palacio, J.L. y Bocco, G. (2002): Estado Actual de la dinámica de los Recursos Forestales de México. *Biodiversitas*, CONABIO. Año 6, No. 41, p. 8, marzo de 2002.

Wayne J. Graybeal and Udo W. Pooch.(1980): *Simulation: Principles and Methods*. Winthrop Publishers, Inc., 249 p.

Weimer, R. (1999): *Estadística*. México: Compañía editorial continental, S.A. de C.V.

Wolfgang Kainz, Max J. Egenhofer and Ian Greasley. (1993): Modelling spatial relation and operations with partially ordered sets. *Int. J. Geographical Information System*, 1993, vol. 7, No. 3, 215-229.

Anexo 1.- Tabla de reclasificación para los mapas Serie I y II e IFN 2000.

FORMACIÓN	TIPO DE VEGETACIÓN Y USOS DE SUELO	COMUNIDAD Y OTRAS COBERTURAS						
I Cultivos	1 Agricultura (riego y humedad)	Agricultura de riego (incluye riego eventual) Agricultura de humedad Riego suspendido Pastizal cultivado						
	2 Agricultura (de temporal)	Agricultura de temporal ¹						
	3 Plantación forestal	Plantación forestal						
II Bosques	4 Coníferas	Bosque de táscate ^{2,3} Bosque de Oyamel (incluye Ayarín y cedro) ^{2,3} Bosque de Pino ^{2,3} Matorral de Coníferas ^{2,3}						
		5 Coníferas-latifoliadas	Bosque bajo-abierto ^{2,3} Bosque de pino-encino (incluye encino-pino) ²					
			6 Latifoliadas	Bosque de encino ^{2,3}				
		7 Mesófilo de montaña	Bosque Mesófilo de montaña ^{2,3}					
III Selvas	8 Perennifolia y subperennifolia	Selva alta y mediana perennifolia ^{2,3} Selva baja perennifolia ^{2,3} Selva alta y mediana subperennifolia ^{2,3} Selva baja subperennifolia ^{2,3}						
		9 Caducifolia y subcaducifolia	Selva mediana caducifolia y subcaducifolia ^{2,3} Selva baja caducifolia y subcaducifolia ^{2,3} Matorral subtropical ^{2,3} Selva baja espinosa ^{2,3}					
IV Matorral	10 Mezquital		Mezquital (incluye huizachal) ^{2,3} Matorral crasicaule ^{4,5} Matorral sarcocrasicaule ^{4,5} Matorral sarcocaule ^{4,5} Matorral sarcocrasicaule de neblina ^{4,5} Matorral desértico micrófilo ^{4,5} Matorral desértico rosetófilo ^{4,5} Matorral rosetófilo costero ^{4,5} Vegetación de desiertos arenosos Matorral espinoso tamaulipeco ^{4,5} Matorral Submontano ^{4,5} Chaparral ^{4,5}					
			V Pastizal	12 Pastizal	Pradera de alta montaña Pastizal natural (incluye pastizal-huizachal) Pastizal inducido Sabana			
		VI Vegetación hidrófila			13 Vegetación hidrófila	Manglar Popal-tular Vegetación de galería (incluye bosque y selva)		
						VII Otros tipos de vegetación	14 Otros tipos de vegetación	Palmar Vegetación halófila y gipsófila Vegetación de dunas costeras
								15 Área sin vegetación aparente
		VIII Otras coberturas	16 Asentamiento humano	Asentamiento humano				
			17 Cuerpos de Agua	Cuerpo de Agua				

¹ Incluye dos categorías: con cultivos anuales y con cultivos permanentes y semipermanentes.

² Incluye la vegetación primaria y la vegetación secundaria arborea en una sola categoría.

³ Incluye a las comunidades con vegetación secundaria arbustiva y herbácea.

⁴ Se refiere a las comunidades de matorrales con vegetación primaria.

⁵ Incluye la vegetación secundaria derivada de la alteración de los matorrales.

Anexo 2.- Resultados del análisis de regresión logística de las áreas de influencia 10, 11, 12, 13, 14 y 15.

Regresión logística.- Distancia Tamaño del área de influencia 10 pixel.

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a	N	Porcentaje
Casos seleccionados		
Incluidos en el análisis	40000	100.0
Casos perdidos	0	.0
Total	40000	100.0
Casos no seleccionados	0	.0
Total	40000	100.0

a. Si está activada la ponderación, consulte la tabla de clasificación para ver el número total de casos.

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes	
				Constant
Paso 0	1	55447.734		-.020
	2	55447.734		-.020

- a. En el modelo se incluye una constante.
- b. -2 log de la verosimilitud inicial: 55447.734
- c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 2 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	Pronosticado			
	DEF		Porcentaje correcto	
	0	1		
Paso 0 DEF 0	0	20201	.0	
1	0	19799	100.0	
Porcentaje global			49.5	

- a. En el modelo se incluye una constante.
- b. El valor de corte es .480

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0 Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0 Variables VEG0	12.612	1	.000
VEG1	8380.787	1	.000
VEG2	89.334	1	.000
VEG3	103.083	1	.000
VEG4	25.437	1	.000
VEG5	28.948	1	.000
VEG6	19.243	1	.000
VEG7	106.144	1	.000
VEG8	3390.326	1	.000
VEG9	1424.321	1	.000
VEG10	27.138	1	.000
VEG11	123.776	1	.000
VEG21	38.300	1	.000
VEG31	123.467	1	.000
Estadísticos globales	8557.691	14	.000

Bloque 1: Método = Por pasos hacia adelante (Condicional)

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes							
		Constant	VEG1	VEG5	VEG6	VEG8	VEG10	VEG11	VEG21
Paso 7 1	46366.231	2.644	-.012	-.002	.013	.001	.014	-.003	.005
2	46171.994	3.078	-.014	-.003	.036	.002	.030	-.004	.007
3	46163.672	3.104	-.014	-.003	.064	.002	.054	-.004	.008
4	46159.830	3.104	-.014	-.003	.089	.002	.090	-.004	.008
5	46157.995	3.103	-.014	-.003	.104	.002	.141	-.004	.008
6	46157.306	3.103	-.014	-.003	.108	.002	.197	-.004	.008
7	46157.164	3.103	-.014	-.003	.108	.002	.237	-.004	.008
8	46157.156	3.103	-.014	-.003	.108	.002	.249	-.004	.008
9	46157.156	3.103	-.014	-.003	.108	.002	.250	-.004	.008

- a. Método: Por pasos hacia adelante (Condicional)
- b. En el modelo se incluye una constante.
- c. -2 log de la verosimilitud inicial: 55447.734
- d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 9 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

	Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 7 Paso	19.792	1	.000
Bloque	9290.578	7	.000
Modelo	9290.578	7	.000

Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
7	46157.156 ^a	.207	.276

- a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 9 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		DEF = 0		DEF = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
		Paso 7 1	4387	4513.587	1252	
2	3107	3098.805	893	901.195	4000	
3	2827	2804.712	1156	1178.288	3983	
4	2512	2482.218	1488	1517.782	4000	
5	2198	2105.949	1782	1874.051	3980	
6	1768	1742.473	2215	2240.527	3983	
7	1454	1396.851	2546	2603.149	4000	
8	1031	1065.014	2965	2930.986	3996	
9	687	739.684	3313	3260.316	4000	
10	230	251.708	2189	2167.292	2419	

Tabla de clasificación^a

Observado	DEF	Pronosticado		Porcentaje correcto
		DEF		
		0	1	
Paso 7 DEF 0	14206	5995	70.3	
1	5813	13986	70.6	
Porcentaje global			70.5	

- a. El valor de corte es .480

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 7 ^a VEG1	-.014	.000	4295.801	1	.000	.986	.986	.986
VEG5	-.003	.001	16.663	1	.000	.997	.996	.999
VEG6	.108	.049	4.854	1	.028	1.114	1.012	1.226
VEG8	.002	.000	49.327	1	.000	1.002	1.001	1.002
VEG10	.250	.150	2.787	1	.095	1.284	.957	1.721

Regresión logística.- Distancia Tamaño del área de influencia 11 pixel

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	40000	100.0
	Casos perdidos	0	.0
	Total	40000	100.0
Casos no seleccionados		0	.0
Total		40000	100.0

Codificación de la variable

dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes	
			Constant	
Paso 0	1	55447.734	-.020	
	2	55447.734	-.020	

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		
			DEF		Porcentaje correcto
			0	1	
Paso 0	DEF	0	0	20201	.0
		1	0	19799	100.0
Porcentaje global					49.5

Variables en la ecuación

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0	Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	VEG0	15.112	1	.000
		VEG1	8428.494	1	.000
		VEG2	93.602	1	.000
		VEG3	109.266	1	.000
		VEG4	27.183	1	.000
		VEG5	28.582	1	.000
		VEG6	20.323	1	.000
		VEG7	111.679	1	.000
		VEG8	3363.211	1	.000
		VEG9	1389.268	1	.000
		VEG10	28.738	1	.000
		VEG11	127.697	1	.000
		VEG21	39.443	1	.000
		VEG31	127.969	1	.000
Estadísticos globales			8605.897	14	.000

Bloque 1: Método = Por pasos hacia adelante (Condicional)

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes								
		Constant	VEG0	VEG1	VEG5	VEG6	VEG8	VEG10	VEG11	VEG21
Paso 8 1	46308.551	2.583	.009	-.010	-.002	.011	.001	.011	-.003	.004
2	46111.648	3.011	.013	-.012	-.002	.030	.001	.025	-.003	.006
3	46104.034	3.036	.013	-.012	-.002	.049	.001	.044	-.003	.006
4	46100.909	3.036	.013	-.012	-.002	.063	.001	.072	-.003	.006
5	46099.647	3.036	.013	-.012	-.002	.067	.001	.106	-.003	.006
6	46099.336	3.036	.013	-.012	-.002	.068	.001	.133	-.003	.006
7	46099.309	3.036	.013	-.012	-.002	.068	.001	.144	-.003	.006
8	46099.308	3.036	.013	-.012	-.002	.068	.001	.146	-.003	.006
9	46099.308	3.036	.013	-.012	-.002	.068	.001	.146	-.003	.006

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

	Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 8 Paso	4.574	1	.032
Bloque	9348.426	8	.000
Modelo	9348.426	8	.000

Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
8	46099.308 ^a	.208	.278

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		DEF = 0		DEF = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 8 1	1	3750	3902.517	1071	918.483	4821
2		3105	3131.913	886	859.087	3991
3		2910	2863.650	1089	1135.350	3999
4		2605	2539.631	1395	1460.369	4000
5		2275	2184.111	1732	1822.889	4007
6		1860	1815.107	2140	2184.893	4000
7		1520	1459.053	2473	2533.947	3993
8		1116	1129.281	2884	2870.719	4000
9		741	805.837	3259	3194.163	4000
10		319	369.901	2870	2819.099	3189

Tabla de clasificación^a

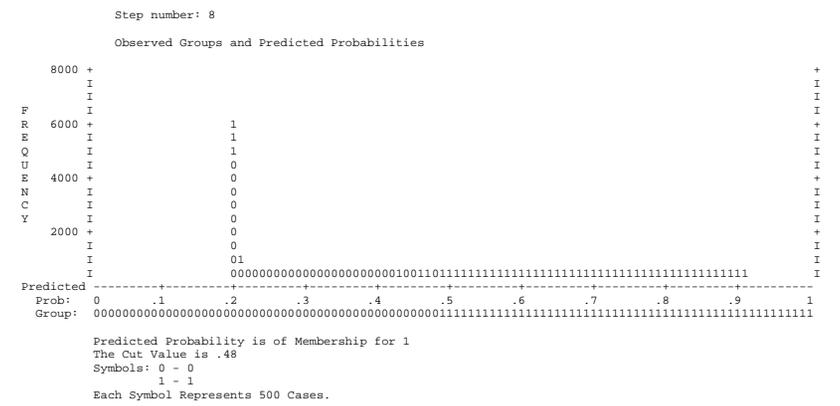
Observado	Pronosticado		
	DEF		Porcentaje correcto
	0	1	
Paso 8 DEF 0	14144	6057	70.0
1	5723	14076	71.1
Porcentaje global			70.6

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 8 ^a VEG0	.013	.007	3.557	1	.059	1.014	.999	1.028
VEG1	-.012	.000	4357.020	1	.000	.988	.988	.989
VEG5	-.002	.001	16.295	1	.000	.998	.997	.999
VEG6	.068	.028	5.957	1	.015	1.070	1.013	1.130
VEG8	.001	.000	48.115	1	.000	1.001	1.001	1.002
VEG10	.146	.077	3.550	1	.060	1.157	.994	1.346
VEG11	-.003	.000	83.409	1	.000	.997	.996	.998
VEG21	.006	.002	9.290	1	.002	1.006	1.002	1.010
Constante	3.036	.057	2861.880	1	.000	20.825		

Variables que no están en la ecuación			Puntuación	gl	Sig.
Paso 8	Variables	VEG2	.045	1	.831
		VEG3	1.932	1	.165
		VEG4	1.179	1	.278
		VEG7	2.954	1	.086
		VEG9	1.159	1	.282
		VEG31	2.935	1	.087
	Estadísticos globales		9.565	6	.144

Resumen de los pasos ^{a,b}								
Paso	Mejora			Modelo			% de clas. correcta	Variable
	Chi cuadrado	gl	Sig.	Chi cuadrado	gl	Sig.		
1	9093.691	1	.000	9093.691	1	.000	70.1%	IN: VEG1
2	124.272	1	.000	9217.963	2	.000	70.3%	IN: VEG11
3	53.524	1	.000	9271.488	3	.000	70.5%	IN: VEG8
4	16.742	1	.000	9288.230	4	.000	70.5%	IN: VEG5
5	27.085	1	.000	9315.314	5	.000	70.5%	IN: VEG10
6	10.504	1	.001	9325.818	6	.000	70.5%	IN: VEG21
7	18.034	1	.000	9343.852	7	.000	70.6%	IN: VEG6
8	4.574	1	.032	9348.426	8	.000	70.6%	IN: VEG0



Regresión logística Distancia.- Tamaño del área de influencia 12 pixel

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	40000	100.0
	Casos perdidos	0	.0
	Total	40000	100.0
Casos no seleccionados		0	.0
Total		40000	100.0

Codificación de la variable dependiente

dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes	
			Constant	
Paso 0	1	55447.734	-.020	
	2	55447.734	-.020	

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	DEF	Pronosticado		Porcentaje correcto
		DEF		
		0	1	
Paso 0	DEF 0	0	20201	.0
	1	0	19799	100.0
Porcentaje global				49.5

Variables en la ecuación

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0	Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	VEG0	17.254	1	.000
		VEG1	8443.885	1	.000
		VEG2	97.189	1	.000
		VEG3	115.653	1	.000
		VEG4	28.724	1	.000
		VEG5	27.830	1	.000
		VEG6	21.292	1	.000
		VEG7	117.489	1	.000
		VEG8	3329.524	1	.000
		VEG9	1351.332	1	.000
		VEG10	30.091	1	.000
		VEG11	132.373	1	.000
		VEG21	40.963	1	.000
		VEG31	131.574	1	.000
Estadísticos globales			8621.416	14	.000

Bloque 1: Método = Por pasos hacia adelante (Condición)

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes								
			Constant	VEG0	VEG1	VEG5	VEG6	VEG8	VEG10	VEG11	VEG21
Paso 8	1	46289.656	2.531	.007	-.009	-.002	.010	.001	.009	-.002	.004
	2	46091.590	2.953	.011	-.010	-.002	.024	.001	.021	-.003	.005
	3	46084.771	2.979	.011	-.010	-.002	.038	.001	.037	-.003	.006
	4	46082.214	2.979	.011	-.010	-.002	.045	.001	.059	-.003	.006
	5	46081.272	2.979	.011	-.010	-.002	.046	.001	.082	-.003	.006
	6	46081.102	2.979	.011	-.010	-.002	.046	.001	.097	-.003	.006
	7	46081.095	2.979	.011	-.010	-.002	.046	.001	.101	-.003	.006
	8	46081.095	2.979	.011	-.010	-.002	.046	.001	.101	-.003	.006

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

	Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 8 Paso	4.723	1	.030
Bloque	9366.639	8	.000
Modelo	9366.639	8	.000

Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
8	46081.095 ^a	.209	.278

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		DEF = 0		DEF = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 8	1	3241	3418.121	942	764.879	4183
	2	3137	3168.455	863	831.545	4000
	3	2946	2902.635	1060	1103.365	4006
	4	2654	2580.105	1346	1419.895	4000
	5	2318	2229.808	1682	1770.192	4000
	6	1974	1867.894	2026	2132.106	4000
	7	1568	1515.814	2432	2484.186	4000
	8	1194	1181.551	2806	2818.449	4000
	9	775	859.783	3224	3139.217	3999
	10	394	476.832	3418	3335.168	3812

Tabla de clasificación^a

Observado	Pronosticado		
	DEF		Porcentaje correcto
	0	1	
Paso 8 DEF 0	14343	5858	71.0
1	5925	13874	70.1
Porcentaje global			70.5

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 8 ^a VEG0	.011	.006	3.713	1	.054	1.011	1.000	1.023
VEG1	-.010	.000	4400.809	1	.000	.990	.990	.990
VEG5	-.002	.000	16.490	1	.000	.998	.997	.999
VEG6	.046	.018	6.757	1	.009	1.047	1.011	1.085
VEG8	.001	.000	46.791	1	.000	1.001	1.001	1.001
VEG10	.101	.050	4.139	1	.042	1.107	1.004	1.220
VEG11	-.003	.000	83.939	1	.000	.997	.997	.998
VEG21	.006	.002	9.843	1	.002	1.006	1.002	1.009
Constante	2.979	.056	2846.860	1	.000	19.669		

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 8 Variables VEG2	.067	1	.796
VEG3	1.648	1	.199
VEG4	1.166	1	.280
VEG7	2.987	1	.084
VEG9	1.050	1	.305
VEG31	3.120	1	.077
Estadísticos globales	9.548	6	.145

Resumen de los pasos^{a,b}

Paso	Mejora			Modelo			% de clas. correcta	Variable
	Chi cuadrado	gl	Sig.	Chi cuadrado	gl	Sig.		
1	9114.997	1	.000	9114.997	1	.000	70.1%	IN: VEG1
2	123.949	1	.000	9238.946	2	.000	70.5%	IN: VEG11
3	52.066	1	.000	9291.012	3	.000	70.4%	IN: VEG8
4	16.957	1	.000	9307.969	4	.000	70.5%	IN: VEG5
5	26.456	1	.000	9334.425	5	.000	70.5%	IN: VEG10
6	11.096	1	.001	9345.521	6	.000	70.5%	IN: VEG21
7	16.395	1	.000	9361.916	7	.000	70.5%	IN: VEG6
8	4.723	1	.030	9366.639	8	.000	70.5%	IN: VEG0

Regresión logística.- Distancia Tamaño del área de influencia 13 pixel

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a	N	Porcentaje
Casos seleccionados	40000	100.0
Incluidos en el análisis	40000	100.0
Casos perdidos	0	.0
Total	40000	100.0
Casos no seleccionados	0	.0
Total	40000	100.0

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud		Coeficientes	
				Constant	
Paso 0	1	55447.734		-.020	
	2	55447.734		-.020	

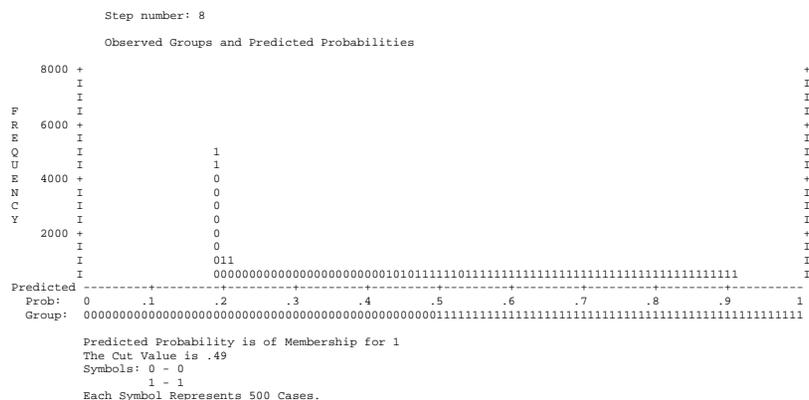


Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	DEF	Pronosticado		Porcentaje correcto
		DEF		
		0	1	
Paso 0	0	0	20201	.0
	1	0	19799	100.0
Porcentaje global				49.5

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0 Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0 Variables VEG0	19.068	1	.000
VEG31	135.763	1	.000
VEG1	8427.845	1	.000
VEG2	100.118	1	.000
VEG3	124.671	1	.000
VEG4	30.548	1	.000
VEG5	26.478	1	.000
VEG6	22.278	1	.000
VEG7	124.680	1	.000
VEG8	3280.278	1	.000
VEG9	1301.594	1	.000
VEG10	31.608	1	.000
VEG11	138.285	1	.000
VEG21	43.147	1	.000
Estadísticos globales	8605.692	14	.000

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

	Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 8 Paso	4.646	1	.031
Bloque	9349.807	8	.000
Modelo	9349.807	8	.000

Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
8	46097.927 ^a	.208	.278

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		DEF = 0		DEF = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 8	1	3082	3285.262	900	696.738	3982
	2	3127	3172.080	873	827.920	4000
	3	2949	2901.028	1056	1103.972	4005
	4	2680	2583.126	1320	1416.874	4000
	5	2338	2236.162	1656	1757.838	3994
	6	2012	1882.868	1983	2112.132	3995
	7	1584	1537.651	2416	2462.349	4000
	8	1203	1202.374	2797	2797.626	4000
	9	822	881.081	3178	3118.919	4000
	10	404	519.369	3620	3504.631	4024

Bloque 1: Método = Por pasos hacia adelante (Condicional)

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes									
		Constant	VEG0	VEG1	VEG5	VEG6	VEG8	VEG10	VEG11	VEG21	
Paso 8	1	46304.121	2.471	.006	-.007	-.001	.008	.001	.007	-.002	.003
	2	46106.154	2.888	.008	-.008	-.002	.019	.001	.017	-.002	.005
	3	46100.370	2.914	.009	-.008	-.002	.028	.001	.029	-.002	.005
	4	46098.507	2.914	.009	-.008	-.002	.031	.001	.044	-.002	.005
	5	46097.980	2.914	.009	-.008	-.002	.031	.001	.057	-.002	.005
	6	46097.928	2.914	.009	-.008	-.002	.031	.001	.063	-.002	.005
	7	46097.927	2.914	.009	-.008	-.002	.031	.001	.063	-.002	.005

Tabla de clasificación^a

Observado	DEF	Pronosticado		Porcentaje correcto
		DEF		
		0	1	
Paso 8	DEF 0	14327	5874	70.9
	1	5913	13886	70.1
Porcentaje global				70.5

Variables en la ecuación

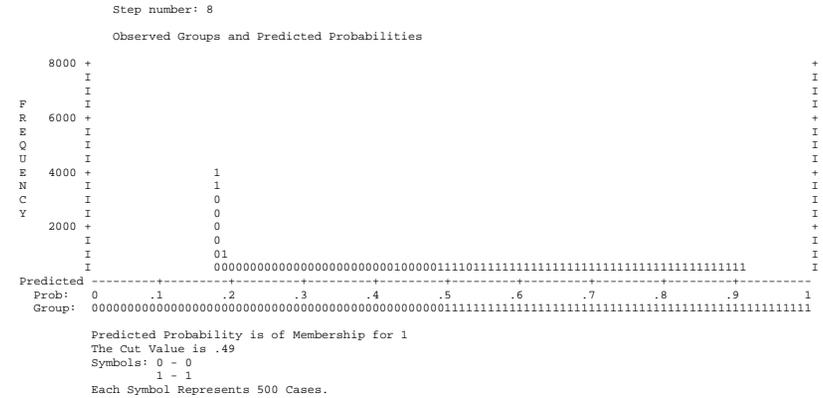
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
							Paso 8 ^a	VEG0	.009
	VEG1	-.008	.000	4431.286	1	.000	.992	.991	.992
	VEG5	-.002	.000	17.064	1	.000	.998	.998	.999
	VEG6	.031	.012	7.068	1	.008	1.031	1.008	1.055
	VEG8	.001	.000	45.153	1	.000	1.001	1.001	1.001
	VEG10	.063	.029	4.692	1	.030	1.065	1.006	1.128
	VEG11	-.002	.000	84.810	1	.000	.998	.997	.998
	VEG21	.005	.001	10.841	1	.001	1.005	1.002	1.008
	Constante	2.914	.055	2816.669	1	.000	18.422		

Resumen de los pasos^{a,b}

Paso	Mejora			Modelo			% de clas. correcta	Variable
	Chi cuadrado	gl	Sig.	Chi cuadrado	gl	Sig.		
1	9102.086	1	.000	9102.086	1	.000	70.1%	IN: VEG1
2	123.606	1	.000	9225.692	2	.000	70.3%	IN: VEG11
3	50.365	1	.000	9276.056	3	.000	70.4%	IN: VEG8
4	17.561	1	.000	9293.617	4	.000	70.5%	IN: VEG5
5	24.912	1	.000	9318.529	5	.000	70.5%	IN: VEG10
6	12.197	1	.000	9330.726	6	.000	70.5%	IN: VEG21
7	14.435	1	.000	9345.161	7	.000	70.5%	IN: VEG6
8	4.646	1	.031	9349.807	8	.000	70.5%	IN: VEG0

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 8	Variables	VEG31	3.274	1	.070
		VEG2	.046	1	.831
		VEG3	1.228	1	.268
		VEG4	1.071	1	.301
		VEG7	3.075	1	.079
		VEG9	.949	1	.330
	Estadísticos globales		9.376	6	.154



Regresión logística.- Distancia Tamaño del área de influencia 14 pixel

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a	N	Porcentaje
Casos seleccionados	40000	100.0
Incluidos en el análisis	40000	100.0
Casos perdidos	0	.0
Total	40000	100.0
Casos no seleccionados	0	.0
Total	40000	100.0

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes
			Constant
Paso 0	1	55447.734	-.020
	2	55447.734	-.020

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	DEF	Pronosticado		Porcentaje correcto
		DEF		
		0	1	
Paso 0	DEF	0	20201	.0
		1	19799	100.0
Porcentaje global				49.5

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 0	Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables		
	VEG0	20.100	1 .000
	VEG1	8380.275	1 .000
	VEG2	102.103	1 .000
	VEG3	132.685	1 .000
	VEG4	31.726	1 .000
	VEG5	25.558	1 .000
	VEG6	23.166	1 .000
	VEG7	131.792	1 .000
	VEG8	3229.568	1 .000
	VEG9	1253.174	1 .000
	VEG10	32.726	1 .000
	VEG11	142.289	1 .000
	VEG21	45.013	1 .000
	VEG31	138.756	1 .000
	Estadísticos globales	8557.896	14 .000

Bloque 1: Método = Introducir

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes														
			Constan														
			t	VEG0	VEG1	VEG2	VEG3	VEG4	VEG5	VEG6	VEG7	VEG8	VEG9	VEG10	VEG11	VEG21	VEG31
Paso 1	1	46346.119	.517	.007	-.003	.003	.003	.004	.002	.010	.004	.004	.003	.009	.002	.006	.003
	2	46148.706	.748	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.019	.004	.004	.003	.017	.002	.007	.003
	3	46143.897	.794	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.025	.004	.004	.003	.027	.001	.008	.003
	4	46142.371	.802	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.027	.004	.004	.003	.037	.001	.008	.003
	5	46142.112	.805	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.027	.004	.004	.003	.044	.001	.008	.003
	6	46142.099	.805	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.027	.004	.004	.003	.046	.001	.008	.003
	7	46142.099	.805	.010	-.004	.003	.003	.005	.002	.027	.004	.004	.003	.046	.001	.008	.003

Regresión logística.- Distancia Tamaño del área de influencia 15 pixel

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	40000	100.0
	Casos perdidos	0	.0
	Total	40000	100.0
Casos no seleccionados		0	.0
Total		40000	100.0

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes	
			Constant	
Paso 0	1	55447.734	-.020	
	2	55447.734	-.020	

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	DEF	0	Pronosticado		Porcentaje correcto
			DEF		
			0	1	
Paso 0	DEF	0	20201		.0
		1	19799		100.0
Porcentaje global					49.5

Variabes en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0 Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variabes que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	VEG0	21.068	1	.000
		VEG1	8314.899	1	.000
		VEG2	103.533	1	.000
		VEG3	141.265	1	.000
		VEG4	32.617	1	.000
		VEG5	24.564	1	.000
		VEG6	23.865	1	.000
		VEG7	139.458	1	.000
		VEG8	3174.698	1	.000
		VEG9	1201.190	1	.000
		VEG10	34.013	1	.000
		VEG11	147.104	1	.000
		VEG21	47.052	1	.000
VEG31	140.942	1	.000		
Estadísticos globales			8491.574	14	.000

Bloque 1: Método = Introducir

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes															
			Constan	VEG0	VEG1	VEG2	VEG3	VEG4	VEG5	VEG6	VEG7	VEG8	VEG9	VEG10	VEG11	VEG21	VEG31	
																		t
Paso 1	1	46416.743	.467	.006	-.003	.003	.003	.003	.003	.002	.009	.003	.003	.003	.008	.001	.006	.002
	2	46221.868	.662	.006	-.003	.003	.003	.004	.002	.016	.004	.004	.003	.014	.001	.007	.003	
	3	46217.561	.706	.009	-.003	.003	.003	.004	.002	.020	.004	.004	.003	.022	.001	.007	.002	
	4	46216.714	.713	.009	-.003	.003	.003	.004	.002	.021	.004	.004	.003	.028	.001	.007	.002	
	5	46216.613	.716	.008	-.003	.003	.003	.004	.002	.021	.004	.004	.003	.032	.001	.007	.002	
	6	46216.612	.716	.008	-.003	.003	.003	.004	.002	.021	.004	.004	.003	.032	.001	.007	.002	

Anexo 3.- Regresión logística, modelo final.

Regresión logística MODELO FINAL

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a	N	Porcentaje
Casos seleccionados	40000	100.0
Incluidos en el análisis		
Casos perdidos	0	.0
Total	40000	100.0
Casos no seleccionados	0	.0
Total	40000	100.0

a. Si está activada la ponderación, consulte la tabla de clasificación para ver el número total de casos.

Codificación de la variable

dependiente

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Bloque 0: Bloque inicial

historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes	
				Constant
Paso 0	1	55447.734		-.020
	2	55447.734		-.020

a. En el modelo se incluye una constante.
 b. -2 log de la verosimilitud inicial: 55447.734
 c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 2 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado	Pronosticado				
	DEF		Porcentaje correcto		
	0	1			
Paso 0	DEF	0	0	20201	.0
		1	0	19799	100.0
Porcentaje global					49.5

a. En el modelo se incluye una constante.
 b. El valor de corte es .490

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 0	Constante	-.020	.010	4.040	1	.044	.980

Variables que no están en la ecuación

		Puntuación	gl	Sig.	
Paso 0	Variables	VEG0	17.254	1	.000
		VEG1	8443.885	1	.000
		VEG2	97.189	1	.000
		VEG3	115.653	1	.000
		VEG4	28.724	1	.000
		VEG5	27.830	1	.000
		VEG6	21.292	1	.000
		VEG7	117.489	1	.000
		VEG8	3329.524	1	.000
		VEG9	1351.332	1	.000
		VEG10	30.091	1	.000
		VEG11	132.373	1	.000
		VEG21	40.963	1	.000
		VEG31	131.574	1	.000
		MDT0	149.497	1	.000
		PENG8	715.394	1	.000
		RUM15	57.905	1	.000
Estadísticos globales			8922.789	17	.000

Bloque 1: Método = Por pasos hacia adelante (Condicional)

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes					
			Constant	VEG1	VEG3	VEG5	VEG6	VEG8
Paso 12	1	45931.382	3.121	-0.008	-0.001	-0.002	.011	.001
	2	45696.094	3.756	-0.010	-0.001	-0.002	.026	.002
	3	45689.473	3.806	-0.010	-0.001	-0.002	.041	.002
	4	45687.312	3.805	-0.010	-0.001	-0.002	.048	.002
	5	45686.460	3.805	-0.010	-0.001	-0.002	.049	.002
	6	45686.289	3.805	-0.010	-0.001	-0.002	.049	.002
	7	45686.281	3.804	-0.010	-0.001	-0.002	.049	.002
	8	45686.281	3.804	-0.010	-0.001	-0.002	.049	.002

- a. Método: Por pasos hacia adelante (Condicional)
- b. En el modelo se incluye una constante.
- c. -2 log de la verosimilitud inicial: 55447.734
- d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración		Coeficientes						
		VEG10	VEG11	VEG21	VEG31	MDT0	PENG8	RUM15
Paso 12	1	.007	-0.001	.004	-0.001	.000	-.018	-.001
	2	.017	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	3	.031	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	4	.050	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	5	.071	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	6	.087	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	7	.091	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001
	8	.091	-0.002	.006	-0.001	.000	-.024	-.001

- a. Método: Por pasos hacia adelante (Condicional)
- b. En el modelo se incluye una constante.
- c. -2 log de la verosimilitud inicial: 55447.734
- d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo

		Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 12	Paso	5.736	1	.017
	Bloque	9761.453	12	.000
	Modelo	9761.453	12	.000

Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
12	45686.281 ^a	.217	.289

- a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		DEF = 0		DEF = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 12	1	3201	3339.737	799	660.263	4000
	2	3057	3153.954	943	846.046	4000
	3	2997	2918.825	1003	1081.175	4000
	4	2642	2604.397	1358	1395.603	4000
	5	2388	2251.507	1612	1748.493	4000
	6	1985	1888.283	2015	2111.717	4000
	7	1544	1525.217	2456	2474.783	4000
	8	1188	1184.974	2812	2815.026	4000
	9	803	854.612	3197	3145.388	4000
	10	396	479.495	3604	3520.505	4000

Tabla de clasificación^a

	Observado	Pronosticado		
		DEF		Porcentaje correcto
		0	1	
Paso 12	DEF 0	14454	5747	71.6
	1	5857	13942	70.4
	Porcentaje global			71.0

- a. El valor de corte es .490

Variables en la ecuación							
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 12 ^a	VEG1	-.010	.000	3416.233	1	.000	.990
	VEG3	-.001	.000	5.847	1	.016	.999
	VEG5	-.002	.000	16.956	1	.000	.998
	VEG6	.049	.018	7.429	1	.006	1.051
	VEG8	.002	.000	81.224	1	.000	1.002
	VEG10	.091	.050	3.314	1	.069	1.095
	VEG11	-.002	.000	38.536	1	.000	.998
	VEG21	.006	.002	13.086	1	.000	1.006
	VEG31	-.001	.000	9.086	1	.003	.999
	MDT0	.000	.000	233.004	1	.000	1.000
	PENG8	-.024	.002	163.112	1	.000	.976
	RUM15	-.001	.000	15.594	1	.000	.999
	Constant	3.804	.082	2128.887	1	.000	44.902

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 12: VEG3.

Variables en la ecuación			
	I.C. 95% para EXP(B)		
	Inferior	Superior	
Paso 12 ^a	VEG1	.990	.991
	VEG3	.998	1.000
	VEG5	.997	.999
	VEG6	1.014	1.089
	VEG8	1.001	1.002
	VEG10	.993	1.208
	VEG11	.997	.999
	VEG21	1.003	1.010
	VEG31	.998	1.000
	MDT0	1.000	1.000
	PENG8	.973	.980
	RUM15	.999	.999
	Constante		

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 12: VEG3.

Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 12	Variables	VEG0	3.523	1	.061
		VEG2	1.036	1	.309
		VEG4	.734	1	.392
		VEG7	1.091	1	.296
		VEG9	3.063	1	.080
Estadísticos globales			6.783	5	.237

Resumen de los pasos ^{a,b}						
Paso	Mejora			Modelo		
	Chi cuadrado	gl	Sig.	Chi cuadrado	gl	Sig.
1	9114.997	1	.000	9114.997	1	.000
2	191.858	1	.000	9306.855	2	.000
3	163.949	1	.000	9470.805	3	.000
4	160.004	1	.000	9630.809	4	.000
5	29.035	1	.000	9659.844	5	.000
6	17.102	1	.000	9676.946	6	.000
7	15.052	1	.000	9691.998	7	.000
8	16.514	1	.000	9708.512	8	.000
9	19.796	1	.000	9728.308	9	.000
10	19.492	1	.000	9747.800	10	.000
11	7.917	1	.005	9755.717	11	.000
12	5.736	1	.017	9761.453	12	.000

a. No se pueden eliminar ni añadir más variables al modelo actual.

b. Bloque final: 1

Resumen de los pasos^{a,b}

Paso	% de clas. correcta	Variable
1	70.1%	IN: VEG1
2	70.3%	IN: PENG8
3	70.5%	IN: MDT0
4	70.8%	IN: VEG8
5	70.9%	IN: VEG11
6	70.8%	IN: RUM15
7	70.9%	IN: VEG5
8	70.9%	IN: VEG21
9	70.9%	IN: VEG6
10	71.0%	IN: VEG10
11	71.0%	IN: VEG31
12	71.0%	IN: VEG3

a. No se pueden eliminar ni añadir más variables al modelo actual.

b. Bloque final: 1

