



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

**POSGRADO EN CIENCIAS
BIOLÓGICAS**

FACULTAD DE CIENCIAS

**MÉTODO PARA EVALUACIÓN DEL RIESGO
LOCAL DE INCENDIO FORESTAL, EN BASE
A TÉCNICAS DE PERCEPCIÓN REMOTA**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO
ACADÉMICO DE

DOCTORA EN CIENCIAS

P R E S E N T A

LILIA DE LOURDES MANZO DELGADO

DIRECTOR DE TESIS: DR. ROMÁN ÁLVAREZ BÉJAR

MÉXICO, D.F.

JULIO, 2006



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.

RECONOCIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por haberme otorgado una BECA, con número de registro 53027, para realizar los estudios de Doctorado durante el periodo septiembre 1998 - agosto 2001.

A la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), en especial al Posgrado en Ciencias Biológicas de la Facultad de Ciencias por haberme aceptado como alumna de esta prestigiada Institución. A los miembros del Comité Tutorial: Dr. Román Álvarez Béjar del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas de la UNAM, Dr. Jorge A. López-Portillo Guzmán del Instituto de Ecología, A. C. y Dr. Luis A. Bojórquez Tapia del Programa Universitario de Medio Ambiente de la UNAM, por haberse comprometido en la dirección y orientación académica de mi proyecto de investigación.

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mi agradecimiento sincero al Instituto de Geografía de la UNAM por el apoyo y las facilidades que me brindó para la realización y culminación de esta investigación. Aprecio enormemente al Dr. Román Álvarez Béjar (IIMAS, UNAM), por su acertada dirección durante el desarrollo de este estudio. Al Dr. Jorge A. López-Portillo Guzmán (INECO) y Dr. Luis A. Bojórquez Tapia (PUMA), que como parte del Comité Tutorial contribuyeron con excelentes recomendaciones para lograr los objetivos previstos. Al Dr. Jorge A. Meave del Castillo (Facultad de Ciencias, UNAM), Dr. Raúl Aguirre Gómez (Instituto de Geografía, UNAM), Dra. Rosa María Prol Ledesma (Instituto de Geofísica, UNAM) y Dr. Valentino Sorani Dalbon (LISIG, UAEM), quienes como parte del jurado mostraron una invaluable entereza en la revisión del manuscrito, contribuyendo con valiosas observaciones, sugerencias y comentarios que enriquecieron el documento final. Al M. Sc. Salvador Sánchez Colón (PNUMA) por su generosa asesoría en el modelado estadístico. Al Dr. José López García (Instituto de Geografía, UNAM) por su paciencia y constante ayuda técnica en el manejo de los sistemas de información geográfica. A la M. en C. Gabriela Gómez, María Elena García, Alma L. Cabrera, M. en A. Olivia Salmerón y Biol. Gonzalo Valdez (Laboratorio de SIG-PR del Instituto de Geografía, UNAM), quienes compartieron sus conocimientos y experiencia en el procesamiento de las imágenes de satélite. A mis compañeros y amigos del Instituto de Geografía de la UNAM, quienes desinteresadamente coadyuvaron a que lograra la meta que me propuse.

Dedico este trabajo

A mis padres Juan y Margarita, con cariño y gratitud, por su inagotable entusiasmo, comprensión y amor que nos han brindado a todos sus hijos para enfrentar los desafíos de la vida y alcanzar los anhelos propuestos.

A mis hermanos Ana Angélica, Humberto, Margarita Rosa, Juan Carlos, Diego Enrique y Marco Polo, con quienes he compartido momentos maravillosos y experiencias inolvidables.

A mis sobrinos Ana María, Omar Daniel, Jorge Enrique, Margarita Analy, Fergus Alam, Jesús Arnoldo, Juan Carlos, Alejandra y Ximena, por su apreciable afecto y simpatía.

ÍNDICE

RESUMEN.....	viii
ABSTRACT.....	ix
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Objetivo general.....	7
1.3 Objetivos particulares.....	8
1.4 Referencias.....	9
2. DETECCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES A PARTIR DE IMÁGENES AVHRR-NOAA (PERIODO 1997 – 2000).....	15
2.1 Introducción.....	15
2.2 Bases físicas de la percepción remota para la detección de incendios.....	16
2.3 El sensor AVHRR-NOAA y métodos de detección de incendios.....	21
2.4 Área en estudio.....	29
2.5 Metodología.....	31
2.5.1 Registro de imágenes AVHRR-NOAA 14.....	31
2.5.2 Detección de incendios forestales.....	31
2.5.3 Validación de los incendios detectados.....	35
2.6 Resultados y discusión.....	36
2.7 Conclusiones.....	42
2.8 Referencias.....	43
3. VARIABILIDAD ESTACIONAL DEL NDVI COMO UN INDICADOR DEL RIESGO DE INCENDIO FORESTAL.....	48
3.1 Introducción.....	48
3.2 Comportamiento fenológico de la vegetación a través de la percepción remota...	50
3.3 El índice de vegetación NDVI.....	54
3.4 Área en estudio.....	56
3.5 Metodología.....	58
3.5.1 Registro de imágenes AVHRR- NOAA 14.....	58
3.5.2 Compuestos mensuales de NDVI.....	59
3.5.3 Variabilidad del NDVI y precipitación.....	60
3.5.4 Potencialidad del NDVI como un indicador de riesgo de incendio.....	61
3.6 Resultados.....	62
3.6.1 Variabilidad estacional del NDVI.....	62
3.6.2 NDVI y precipitación.....	68
3.6.3 NDVI como un indicador de riesgo de incendio.....	72
3.7 Conclusiones.....	77

4. MULTITEMPORAL ANALYSIS OF LAND SURFACE TEMPERATURE USING NOAA-AVHRR: PRELIMINARY RELATIONSHIP BETWEEN CLIMATIC ANOMALIES AND FOREST FIRES	83
Abstract.....	83
1. Introduction.....	83
2. Study area.....	84
2.1 Determination of land temperature.....	84
2.2 Comparative analysis and fire detection.....	85
2.3 LST as an indicator of fire risk.....	85
3. Results.....	86
3.1 LST seasonal variability.....	86
3.2 LST and MAT comparison.....	87
3.3 Forest fire and LST.....	87
3.4 Evaluation of $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ as an indicator of fire risk.....	88
4. Conclusions.....	89
Acknowledgments.....	89
References.....	89
5. MODELING THE PROBABILITY OF FOREST FIRE OCCURRENCE IN CENTRAL MEXICO.....	90
Abstract.....	90
5.1 Introduction.....	91
5.2 Study area.....	95
5.3 Extracting variables from NOAA-AVHRR 14.....	97
5.3.1 Response variable.....	97
5.3.2 Dynamic predictive variables.....	100
5.4 Extracting static predictive variables from thematic maps.....	104
5.5 Construction of the Geographic Information System (GIS).....	104
5.6 Modeling the probability of fire occurrence.....	104
5.7 Spatial distribution of the probability of fire occurrence.....	108
5.8 Validation of the model.....	110
5.9 Conclusions.....	111
5.10 Acknowledgments.....	113
5.11 References.....	113
6. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	121
6.1 Discusión	121
6.2 Conclusiones.....	129
6.3 Referencias.....	131

RESUMEN

En este trabajo se evaluó la capacidad de las imágenes AVHRR-NOAA, para detectar incendios forestales, y se analizaron los cambios estacionales de la vegetación y de las condiciones meteorológicas, para generar indicadores de riesgo que permitieran predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios forestales en la región central de México para el periodo 1997 a 2000. Se detectaron 989 incendios de marzo a mayo, que representan 6% del total de eventos registrados. Los compuestos mensuales de NDVI en la época seca (noviembre-abril), permitieron visualizar que el patrón fenológico de la vegetación sigue una tendencia decreciente que inicia con 200 unidades y disminuye por debajo de 160 unidades NDVI. En la misma época, la temperatura de la superficie terrestre (TST) sigue una tendencia creciente que varía de 32°C a 46°C de temperatura. De manera empírica los cambios mensuales del NDVI y la TST entre noviembre y febrero, se relacionaron con los incendios detectados, generándose ocho indicadores de riesgo. Se construyó un modelo logit con la información de las imágenes (1997-1999), en combinación con datos obtenidos de mapas temáticos. El modelo final incluye el NDVI, la TST, el tipo de vegetación, la pendiente, la elevación, y la precipitación. Su precisión se estimó en 79.8% y fue validado favorablemente para la temporada 2000. Se concluye que el método propuesto puede predecir satisfactoriamente el riesgo de incendio forestal en la zona en estudio y que puede ser adaptado a otras regiones.

ABSTRACT

In this study, evaluation of the ability of the AVHRR-NOAA images to help detect forest fires was performed, as well as related analyses of the seasonal changes of vegetation and atmospheric conditions. I used these data to create risk indicators that allow predicting the probability of fire occurrence on a region of central Mexico from 1996 to 2000. In that period 989 fires were detected from March to May. They represent 6% of the total, officially registered events. The monthly composites of NDVI allowed visualization of the phenological pattern of vegetation, which followed a decreasing trend during the dry season (September to April); its initial value was 200 NDVI units, and subsequently diminished below 160. For the same season, the land surface temperatures (LST) followed an increasing trend, whose values varied from 32°C to 46°C. The number of fires detected was related to the trend of the NDVI and LST from November to February. From this empirical analysis, nine risk indicators were generated. A logistic model was constructed based on the information from AVHRR images from 1997 to 1999, in combination with data obtained from the thematic maps. The NDVI, LST, vegetation type, slope, elevation, and precipitation variables were selected in the final model, whose accuracy was estimated at 79.8%. Model predictions were validated with the data from the 2000 fire season. I conclude that the method proposed can satisfactorily predict forest fire risk in the study area, and that it can be adapted to other regions.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

En México, el “Programa de protección contra incendios forestales”, instrumentado por la SEMARNAT desde 1994, basado en acciones de prevención, detección y combate de incendios, ha sido insuficiente para reducir el número y la intensidad de estos eventos, los cuales han mantenido una tendencia creciente por más de tres décadas. Esto se atribuye no sólo a las actividades agropecuarias, sino también a las anomalías meteorológicas como El Niño-Oscilación del Sur (ENOS; Rowell y Moore, 2000) y los huracanes de gran intensidad (López-Portillo et al., 1990). En la década de 1970 se registró un total de 51 mil 292 incendios y 1 millón 58 mil ha afectadas. En la siguiente década las cifras registradas ascendieron a 67 mil 357 incendios y 2 millones 579 mil ha afectadas. Entre 1990 y 1999 se reportó un total de 100 mil 420 incendios y 2 millones 676 mil ha afectadas (SEMARNAT, 2002), extensión equivalente al estado de Nayarit. Como parte de los efectos del calentamiento global, las investigaciones meteorológicas han pronosticado que el ENOS mantendrá una evolución progresiva en las próximas décadas (Timmermann et al., 1999); en consecuencia, los incendios forestales podrían seguir una tendencia semejante. A pesar del gran esfuerzo realizado por las dependencias gubernamentales, la magnitud de este fenómeno exige la participación de la comunidad científica para analizar y proponer alternativas que permitan conocer anticipadamente las áreas que pueden presentar mayor riesgo de incendio forestal. De este modo, la SEMARNAT podría planificar y reforzar sus acciones de prevención, incluyendo pronósticos y programas de alertas, para incrementar su eficacia. El presente trabajo pretende ser una contribución en esa dirección.

El riesgo de incendio se define como la probabilidad de que se inicie y propague el fuego en un tiempo y un área determinada (Chou et al., 1993). Las evaluaciones de riesgo de incendio se basan en la relación funcional entre los factores ambientales que los ocasionan (factores de riesgo), incluyendo la temperatura y la humedad ambiental, el tipo de vegetación, el estado del material combustible, las características topográficas del terreno (altitud, pendiente y exposición), las carreteras, los poblados y las áreas recreativas (Hernández-Leal et al., 2004; Preisler et al., 2004). Los sistemas de evaluación de riesgo o peligro de incendio forestal son herramientas muy útiles para identificar las áreas más vulnerables al fuego. Estos sistemas se componen de índices que evalúan principalmente las condiciones meteorológicas (Viegas et al., 2000) y el estado del material vegetal combustible (Burgan et al., 1998), ya que ambos favorecen el inicio y la dispersión del fuego. De esta manera, los sistemas de riesgo de incendio han sido considerados como parte esencial de los programas de prevención y lucha contra incendios en diversos países.

En el transcurso del siglo pasado, diversos países desarrollaron sus propios sistemas para evaluar el riesgo de incendio forestal. Entre los más completos se encuentran el sistema canadiense llamado Canadian Forest Fire Danger Register System (CFFRDS; Stocks et al., 1989) y el sistema estadounidense denominado National Fire Danger Rating System (NFDRS; Deeming et al., 1972). Ambos sistemas calculan diariamente sus índices de peligro basados esencialmente en datos meteorológicos de humedad relativa, temperatura, velocidad del viento y precipitación, los cuales son complementados con información referente a la desecación del material vegetal combustible que se encuentra próximo al suelo (hojas secas, ramas, arbustos, humus). Para efectuar dichos cálculos cuentan con una red automatizada de estaciones meteorológicas distribuidas en todo el país. A pesar de la importancia de estos sistemas, muchas naciones aún no cuentan con un sistema eficaz para aplicarse al cálculo del riesgo de incendio.

En México se han hecho algunas propuestas metodológicas para evaluar el riesgo de incendio (Magaña, 1983; Marín, 1984; Melgar, 1986; Martínez et al., 1990; Zapata, 1991; Miranda-Salazar, 2004); sin embargo, ninguna de estas ha sido aplicada a nivel nacional. Muy probablemente esta situación ha sido propiciada tanto por la escasez de estaciones meteorológicas, como por la información deficiente que se proporciona en los registros de incendios forestales. En la época actual el país cuenta con 65 estaciones meteorológicas con reportes diarios, las cuales se distribuyen irregularmente en los diferentes estados (de una a cinco). Por ejemplo, el estado de Sonora tiene cinco y el de Yucatán solamente una (SMN-CNA, 2006). La mayoría de estos observatorios se encuentran ubicados en las ciudades alejadas de las regiones forestales, lo que restringe la interpolación de los datos en un relieve accidentado. Esta información es complementada con cerca de 2000 estaciones meteorológicas, cuya información es acumulada y remitida a las dependencias estatales seis meses después. La organización e integración de la base de datos climatológica nacional del periodo 1930 a 1995 fue organizada por el IMTA (2000) en un programa denominado ERIC II. Por otra parte, el registro nacional de incendios forestales elaborado por SEMARNAT (2000) no incluye ni la fecha ni la ubicación geográfica de cada evento, lo que restringe cualquier análisis de correlación con los factores de riesgo tanto meteorológicos, como los relacionados con el material vegetal combustible. El rezago de la información meteorológica, aunado a las carencias de los registros de incendios, ha sido una limitante para evaluar el riesgo de incendio forestal en México. Situaciones similares se dan en otros países cuya infraestructura meteorológica es semejante a la mexicana.

Los modelos estadísticos permiten simular las relaciones entre los factores que explican un fenómeno, obteniendo como resultado una expresión algebraica o ecuación, donde cada parámetro representa cada uno de los factores involucrados. Predecir la probabilidad de ocurrencia de los incendios forestales es un proceso complejo porque la variable dependiente (de respuesta) expresa la ocurrencia o no de un incendio con relación a un conjunto de variables independientes (predictivas) que

pueden ser cuantitativas o categóricas. Por lo tanto, sería improcedente usar una regresión múltiple. En este caso particular de un incendio, se considera como una variable de respuesta dicotómica (o binaria), ya que puede asumir dos valores: 1 si ocurre y 0 si no ocurre. Bajo esta perspectiva, la variable de respuesta dicotómica se puede ver como una probabilidad, donde la mayor probabilidad se atribuye a las respuestas de valor 1 y las bajas probabilidades a las respuesta con valor 0. Para ello, los modelos de probabilidad lineal, comúnmente llamados logit, han sido utilizados para predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios (Vega-García et al., 1999).

En la actualidad los modelos estadísticos basados en regresión logística multivariada (O'Brien, 1992; Crawley, 1993; Silva-Aycaguer y Barroso-Utra, 2004), permiten simular las complicadas relaciones entre la ocurrencia de un incendio y los diversos factores de riesgo. Así, la ocurrencia de incendio puede ser modelada como una variable de respuesta binaria (presente o ausente), ya que los datos topográficos, de vegetación y meteorológicos son considerados como factores o variables predictivas que pueden estar relacionadas con el riesgo de estos eventos (Chou et al., 1993; Vega-García et al., 1999). Además, la distribución espacial y temporal de cada variable y la ecuación generada por el modelo pueden ser manejadas en un contexto cartográfico a través de un sistema de información geográfica (SIG). Un mapa de probabilidad de ocurrencia de incendio es útil para alertar y ubicar de manera rápida y efectiva cuáles áreas pueden ser más vulnerables a un incendio en cada temporada y diseñar estrategias de prevención a escala regional (Chuvienco et al., 1999).

La construcción de un modelo logit es relativamente sencilla; sin embargo, la obtención de las variables puede ser un tanto complicada, especialmente si se carece de la ubicación geográfica de los incendios, las condiciones meteorológicas y el estado del material vegetal combustible. Bajo estas circunstancias, resulta imposible tratar de modelar el riesgo de incendio forestal. Sin embargo, en la época actual un proyecto de tales dimensiones puede ser apoyado con herramientas tecnológicas más poderosas, como la percepción remota que reúne varias técnicas no sólo para captar imágenes de

la superficie terrestre desde un satélite, sino también analizar y obtener información de dichas imágenes. La estabilidad orbital de los satélites facilita la identificación y el análisis multitemporal de los diversos materiales de la superficie terrestre. La adquisición sistemática de las imágenes puede variar entre 30 minutos para el GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite), hasta 26 días para el SPOT (Système Pour l'Observation de la Terre). El elemento común para el análisis e interpretación de las imágenes es la radiación electromagnética procedente de la misma superficie. Dicha radiación incluye tanto la energía emitida por la propia superficie como la energía solar reflejada (Barrett y Curtis, 1992). La energía que emite y refleja cada objeto de la superficie está relacionada con la naturaleza física y química del material. De esta manera, las técnicas de percepción remota permiten estudiar las áreas afectadas, antes, durante y después de que suceda un incendio forestal (Martín et al., 1999; Leblon, 2000).

El monitoreo sistemático de las imágenes permite detectar los incendios activos, el estado de la vegetación y las áreas quemadas. En el primer caso, se toma como referencia la energía calorífica liberada por el fuego, misma que se identifica como un foco o punto de calor en la región espectral del infrarrojo térmico (Robinson, 1991). El monitoreo de los puntos de calor (Palacio-Prieto et al., 1999; Giglio et al., 1999; Galindo et al., 2003) ha sido un apoyo importante para la detección de fuegos activos en tiempo real, logrando conocer el patrón de distribución regional y mundial de este fenómeno. Esta información también podría ser utilizada para predecir la probabilidad de ocurrencia de estos eventos, particularmente en regiones donde los reportes de incendio no incluyen datos sobre la ubicación geográfica de cada una de las superficies afectadas. El análisis del estado de la vegetación a través de percepción remota se basa en los cambios estacionales del dosel forestal, los cuales están estrechamente relacionados con la actividad fotosintética y el contenido de agua del follaje en las diferentes estaciones del año. Este análisis se apoya esencialmente en el índice de vegetación denominado Normalized Difference Vegetation index (NDVI), un

parámetro que se obtiene a partir de la energía reflejada la región espectral del infrarrojo cercano y del rojo, cuyo intervalo de variación queda comprendido entre -1 y $+1$. Las áreas con vegetación presentan valores positivos de NDVI, mientras que el suelo y el agua tienen valores cercanos a cero o negativos (Gilabert et al., 1997). La variabilidad del NDVI guarda una estrecha relación con los cambios estacionales de temperatura y precipitación (Justice et al., 1985; Batista et al., 1997). Durante el periodo de sequía se ha observado que el NDVI tiende a disminuir, lo cual se debe a una reducción en la actividad fotosintética y a la desecación del follaje. Por ello, el monitoreo del NDVI durante la estación seca ayudan a conocer el estado del material vegetal combustible y su relación con el inicio y propagación del fuego (Burgan et al., 1998). Las marcas y residuos de carbón originadas por el fuego son identificadas y delimitadas para evaluar la superficie afectada por el fuego (Chuvienco y Cangalton, 1988; Jakubauskas et al., 1990; López y Caselles, 1991). De esta manera, las técnicas de percepción remota constituyen un gran apoyo para estudiar los incendios forestales bajo una perspectiva única a nivel regional y global, lo cual difícilmente podría conseguirse en tiempo real a través de observación en campo.

Actualmente se encuentran en órbita un buen número de satélites que ofrecen una gama de productos para estudiar el riesgo de incendio forestal (Leblon, 2000). Por su resolución espacial, temporal y espectral, los datos del sensor Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) proporcionados por los satélites de la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) (Cracknell y Hayes, 1991) han sido utilizados ampliamente para la detección de incendios y la creación de indicadores de riesgo a partir del NDVI (López et al., 1991; Illera et al., 1997; González-Alonso et al., 1997) y la temperatura de la superficie terrestre (TST) (Vidal et al., 1994; Kant y Banarinath, 2000; Leblon et al., 2001). Estos índices han sido comparados con el índice meteorológico de incendios (Fire Weather Index) del sistema canadiense CFFRDS, observando ciertas similitudes en los resultados (Maselli et al., 2003; Sudiana et al., 2003). Debido a ello se pretende que en el futuro los índices de riesgo de NDVI sean

incorporados a los sistemas de peligro de incendios como el CFFRDS y el NFDRS. Así mismo, la información de los indicadores de riesgo NDVI y TST, complementada con datos de topografía, vegetación y clima, ha sido empleada para evaluar el riesgo de incendio forestal (Hernández-Leal et al., 2004). Así, las imágenes de satélite AVHRR-NOAA constituyen una opción única para obtener diversas variables que pueden ser consideradas para construir un modelo logit de probabilidad de ocurrencia de incendios para México.

Ante la posibilidad de utilizar las imágenes AVHRR-NOAA como una alternativa para generar información necesaria para evaluar por primera vez el riesgo de incendios forestales en México se plantearon las siguientes preguntas de investigación: ¿podrían ser utilizados los incendios detectados en las imágenes de satélite para evaluar el riesgo de estos eventos? ¿cómo influyen los cambios del NDVI y la TST en la ocurrencia de incendios detectados? ¿podrían ser utilizados el NDVI y la TST como indicadores para evaluar el riesgo antes de que inicie la temporada de incendios forestales? ¿podría evaluarse el riesgo de incendio sin considerar los datos diarios de temperatura y precipitación registrados en las estaciones meteorológicas? ¿podría modelarse el riesgo de incendio incluyendo solamente cuatro temporadas de incendios?

1.2 Objetivo general

En este contexto, el propósito principal de esta investigación fue explorar la capacidad de las imágenes AVHRR-NOAA para detectar los incendios forestales nocturnos y analizar los cambios estacionales del NDVI y la TST para generar indicadores de riesgo que permitieran predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios forestales, considerando un periodo de análisis de 1996 a 2000 y tomando como área piloto la región central de México. Esta región, que contiene a los estados de México y Morelos

y al Distrito Federal, forma parte de una zona crítica de protección contra incendios forestales. En ella se registran anualmente más de 3 mil conflagraciones que afectan en promedio 18 mil ha cubiertas de bosques y pastizal (SEMARNAT, 2000; CONAFOR, 2005). Estas características la hacen relevante para elegirla como área prioritaria para desarrollar por primera vez en México una investigación de esta naturaleza.

1.3 Objetivos particulares

La presente investigación incluyó cuatro objetivos particulares: (i) Construir los mapas de incendio forestal para las temporadas marzo a mayo del periodo 1997–2000; (ii) Analizar la variabilidad estacional de la cubierta vegetal, a través del NDVI para el periodo noviembre 1996 – abril 2000, y evaluar su uso potencial como un indicador de riesgo de incendio; (iii) Analizar la variabilidad estacional de la TST durante las estaciones secas de 1996 a 2000 (noviembre – abril) y evaluar su uso potencial como un indicador de riesgo de incendio; (iv) Construir un modelo estadístico para predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios utilizando la información obtenida en las imágenes AVHRR y cartografía temática.

Para cumplir con los objetivos de esta investigación el proyecto se dividió en cuatro etapas, las cuales integran los capítulos siguientes de esta tesis. En el Capítulo 2 se analizan las bases físicas de la percepción remota, con énfasis en las características del sensor AVHRR-NOAA y las técnicas utilizadas en la detección de los incendios, describiendo detalladamente el algoritmo contextual de Flasse y Ceccato (1996) que se utilizó para construir los mapas de incendio del área en estudio. En el Capítulo 3 se analiza la variabilidad estacional e interanual del NDVI con relación a los incendios detectados en cada temporada y con los datos de precipitación registrados en las estaciones meteorológicas, lo cual constituyó una base para crear los indicadores de riesgo. En el Capítulo 4 se desarrolló una ecuación para calcular la TST para analizar

los cambios estacionales con relación al efecto ENOS y la ocurrencia de incendios, y crear otros indicadores de riesgo. En el Capítulo 5 se organizan e integran las variables generadas a partir de las imágenes de satélite (incendios, índices de riesgo derivados del NDVI y las TST) y se describe detalladamente la construcción y evaluación del modelo logit de probabilidad de ocurrencia de incendios.

1.4 Referencias

- Barrett, E.C. y Curtis, L.F. 1992. *Introduction to Environmental Remote Sensing*. 3^a Edición. Chapman & Hall, Londres. 426 p.
- Batista, G.T., Shimaburuko, Y.E. y Lawrence, W. T. 1997. The long term monitoring of vegetation in the Amazonia region of northern Brazil using NOAA-AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 8, 3195-3210.
- Burgan, R., Claver, R.W. y Claver, J.M. 1998. Fuel models and fire potential from satellite and surface observation. *International Journal of Wildland Fire* 8, 159 – 170.
- Chou, Y.H., Minnich, R.A. y Chase, R.A. 1993. Mapping probability of fire occurrence in San Jacinto Mountains, California, USA. *Environmental Management* 17, 129 –140.
- Chuvieco, E. y Cangalton, R.G. 1988. Mapping a recent forest fires from digital processing of TM data. *Geogarto International* 3, 41-53.
- Chuvieco, E., Salas, F.J., Carvacho, L. y Rodríguez-Silva, F. 1999. Integrated fire risk mapping. En *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Editor E. Chuvieco. Springer-Verlag. Berlín. pp. 61-100.

- Cracknell, A.P. y Hayes, L. 1991. *Introduction to Remote Sensing*. Taylor & Francis. Londres. 293 p.
- Crawley, M. 1993. *GLIM for Ecologists*. Blackwell Scientific Publications. Oxford. 379 p.
- CONAFOR. 2005. Reportes de incendios 1998 – 2005. Comisión Nacional Forestal http://www.conafor.gob.mx/programas_nacionales_forestales/incendios/Reportes.htm
- Deeming, J.E., Lancaster, J.W., Fosberg, M.A. Furman, R.W. y Schroeder, M.J. 1972. *The National Fire-Danger Rating System*. USDA Forest Service Research Paper RM-84. Washington, D.C.
- Flasse, S.P. y Ceccato, P. 1996. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing* 17, 419 – 424.
- Galindo, I., López Pérez, P. y Evangelista-Salazar, M. 2003. Real-time AVHRR forest fire detection in Mexico (1998-2000). *International Journal of Remote Sensing* 24, 9-22.
- Giglio, L., Kendall, J.D. y Justice, C.O. 1999. Evaluation of global fire detection algorithms using simulated AVHRR infrared data. *International Journal of Remote Sensing* 20, 1947-1985.
- Gilabert, M.A., González-Piqueras, J. y García-Haro, J. 1997. Acerca de los índices de vegetación. *Revista de Teledetección* 8, 35-45.
- González-Alonso, F., Cuevas, J.M., Casanova, J.L., Calle, A. e Illera P. 1997. A forest fire risk assessment using NOAA-AVHRR images in the Valencia area, Eastern Spain. *International Journal of Remote Sensing* 18, 2201-2207.
- Hernández-Leal, P.A., González-Calvo, A. y Arbelo, M. 2004. Utilización de datos NOAA-AVHRR en mapas de riesgo de incendio. *XI Simposio Latinoamericano de Percepción Remota*. Santiago – Chile, noviembre 2004.

- Illera, P., Fernández, A. y Delgado, J.A. 1996. Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger. *International Journal of Remote Sensing* 17, 1093-1105.
- IMTA. 2000. Programa ERIC II: Base de datos climatológica nacional. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. México, D.F.
- Jakubauskas, M.E., Lulla, K.P. y Mausel, P.W. 1990. Assessment of vegetation change in a fire-altered forest landscape. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 56, 371-377.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Holben, B.N. y Tucker, J. 1985. Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 6, 1271-1318.
- Kant, Y. y Badarinath, K.V.S. 2000. Studies on land surface temperature over heterogeneous areas using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 21, 1749 – 1756.
- Leblon, B. 2000. Forest wildfire hazard monitoring using remote sensing: A review. *Remote Sensing Reviews* 20, 1-57.
- Leblon, B., Alexander, M., Chen, J. y White, S. 2001. Monitoring fire danger of northern boreal forest with NOAA-AVHRR NDVI images. *International Journal of Remote Sensing* 22, 2839-2846.
- López, M.J. y Caselles, V. 1991. Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data. *Geogarto International* 6, 31-37.
- López, S., González, F., Llop, R. y Cuevas, J.M. 1991. An evaluation of the utility of NOAA AVHRR images for monitoring forest fire risk in Spain. *International Journal of Remote Sensing* 12, 1841-1851.

- López-Portillo, J., Keyes, M.R., González, A., Cabrera, E. y Sánchez, O. 1990. Los incendios de Quintana Roo: ¿catástrofe ecológica o evento periódico? *Ciencia y Desarrollo* 91, 43 – 57.
- Magaña T., O.S. 1983. *Determinación de un índice de peligro de incendios forestales para el Municipio de Tlahuapan, Pue.* Tesis Profesional DICIFO, UACH. Chapingo, México.
- Marín C., J. 1984. *Los incendios forestales en el Estado de México.* Tesis Profesional. DICIFO, UACH. Chapingo, México.
- Martín, P. M., Ceccato, P., Flasse, S. y Downey, I. 1999. Fire detection and fire growth monitoring using satellite data. En *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Editor E. Chuvieco. Springer-Verlag. Berlín. pp. 101-121.
- Martínez M.A., Flores, J. G. y Benavides S. 1990. Índices de riesgo de incendio en la Sierra de Tapalpa, estado de Jalisco. *Ciencia Forestal en México* 15, 3-34.
- Maselli, F., Romanelli, S., Bottai, L. y Zipoly, G. 2003. Use of NOAA-AVHRR NDVI images for the estimation of dynamic fire risk in Mediterranean areas. *Remote Sensing of Environment* 86, 187-197.
- Melgar, J. 1986. *Estimación de riesgo de incendio en zonas forestales con base en variables físicas.* Tesis Profesional. Universidad Michoacana San Nicolás de Hidalgo. Michoacán. 112 p.
- Miranda-Salazar, R. 2004. Determinación de las áreas de riesgo a incendios forestales del parque ecológico Chipinque, Nuevo León. En *Incendios Forestales en México. Métodos de Evaluación*. Editores L. Villers-Ruiz y J. López-Blanco, Universidad Nacional Autónoma de México, México, D.F. pp. 99-106.
- O'Brien, L. 1992. *Introducing Quantitative Geography. Measurement, Methods and Generalized Linear Models*. Routledge. Londres y Nueva York. 356 p.

- Palacio-Prieto, J.L., Luna-González, L. y Macías-Morales, L. 1999. Detección de incendios en México utilizando imágenes AVHRR (temporada 1998). *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 38, 7 – 14.
- Preisler, H.K., Brillinger, D.R., Burgan, R.E. y Benoit, J.W. 2004. Probability based models for estimation of wildfire risk. *International Journal of Wildland Fire* 13, 133-142.
- Robinson, J.M. 1991. Fire from space: global fire evaluation using infrared remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* 12, 3-24.
- Rowell, A., y Moore, P.F. 2000. *Global review of forest fires*. WWF/IUCN. Gland, Suiza 60 p.
- SEMARNAT. 2000. Municipios con Incendios 1995 – 2000. Documento interno inédito. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, México, D.F.
- SEMARNAT. 2002. *Informe de la Situación del Medio Ambiente en México*. Compendio de Estadísticas Ambientales. México D. F. 275 p.
- Silva-Aycaguer, L.C. y Barroso-Utra, I.M. 2004. *Regresión Logística*. La Muralla, Madrid. 173 p.
- SMN-CNA, 2006. Sistema Meteorológico Nacional – Comisión Nacional del Agua http://smn.cna.gob.mx/smmpt/smn_a2.html
- Stocks, B.J., Lawson, B.D., Alexander, M.E., Van Wagner, C.E., McAlpine, R.S., Lynham, T.J. y Dubé, D.E. 1989. The Canadian forest fire danger rating system: an overview. *The Forestry Chronicle* 65, 450-457.
- Sudiana, D., Kuze, H., Takeuchi, N. y Burgan, R.E. 2003. Assessing forest fire potential in Kalimantan Island, Indonesia, using satellite and surface weather data. *International Journal of Wildland Fire* 12, 175-184.

- Timmermann, A., Oberhuber, J., Bacher, A., Esch, M., Latif, M. y Roeckner, E. 1999. Increased El Niño frequency in a climate model forced by future greenhouse warming. *Nature* 398, 694 – 697.
- Vega-García, C., Woodard, P.M., Titus, S.J., Adamowicz, W.L. y Lee, B.S. 1999. Dos modelos para la predicción de incendios forestales en Whitecourt forest, Canada. *Investigaciones Agrarias: Sistemas y Recursos Forestales* 8, 5-24.
- Vidal, A., Pinglo, F., Durand, H., Devaux-Rox, C. y Maillet, A. 1994. Evaluation of a temporal fire risk index in Mediterranean forests from NOAA thermal IR. *Remote Sensing of Environment* 49, 296-303.
- Viegas, X., Bovio, G., Ferreira, A., Nosenzo, A. y Sol, B. 2000. Comparative study of various methods of fire danger evaluation in southern Europe. *International Journal of Wildland Fire* 9, 235-246.
- Zapata, P.C. 1991. *Determinación de indicadores de Peligro Potencial de Incendio Forestal con Base en la Cuantificación del Material Combustible*. Seminario de Titulación. DICIFO, UACH. Chapingo, México. 77 p.

2. DETECCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES A PARTIR DE IMÁGENES AVHRR-NOAA (PERIODO 1997 – 2000)

2.1 Introducción

La detección de incendios a través de imágenes de satélite ha sido practicada en distintas regiones del mundo (Chuvienco y Martín, 1994). La ubicación de los incendios en tiempo real ha sido un apoyo importante en las acciones de combate y control del fuego, particularmente en sitios alejados y de difícil acceso. Esta información también ha facilitado la evaluación y el seguimiento de las superficies quemadas (Fuller, 2000). El uso de sistemas de información geográfica (SIG) y la información generada a partir de las imágenes de satélite han sido de gran utilidad para el desarrollo de la cartografía de incendios a escala global, regional y local, logrando una mejor comprensión y predicción de los incendios forestales (Chuvienco et al., 1999).

En México, la temporada de incendios se establece entre enero y junio, siendo más intensa entre marzo y mayo, al final de la primavera cuando las condiciones de sequía se manifiestan al máximo y antes de las lluvias del verano, facilitando el inicio y propagación del fuego (Rodríguez-Trejo, 1996). No obstante, se ha observado que la presencia de fenómenos meteorológicos como huracanes y las intensas sequías son factores importantes que incrementan la ocurrencia de estos, particularmente cuando son inducidos por El Niño Oscilación del Sur (ENOS).

El ENOS más intenso del siglo pasado tuvo un desarrollo excepcional desde su inicio en mayo de 1997 hasta que finalizó en junio de 1998 (Coghlan, 2002), dando lugar a otro fenómeno meteorológico La Niña, el cual es más frío y húmedo (McPhaden, 1999). Debido a ello, durante el verano y principios del otoño de 1997, los huracanes tuvieron una actividad relevante en las costas del Pacífico ocasionando estragos substanciales en zonas agrícolas y forestales. Un ejemplo de estos fue el

intenso huracán Pauline (6 al 10 de octubre de 1997) que afectó notablemente los estados de Chiapas, Oaxaca y Guerrero (Matías-Ramírez, 1998). Durante el invierno, en algunos lugares del norte y centro del país se presentaron fuertes nevadas y vientos intensos. Los destrozos de los huracanes combinados con la afectación de las nevadas contribuyeron a la generación de grandes cantidades de material vegetal combustible en forma de desechos, los cuales quedaron después expuestos a un periodo de intensa sequía y elevadas temperaturas que se prolongó hasta finales del mes de junio. Estas condiciones ocasionaron el mayor desastre de incendios forestales a nivel nacional (SEMARNAP, 1998).

Durante 1998, al igual que en otras regiones del mundo, México registró más de 14 mil incendios que afectaron 919 mil ha, 21% de las cuales correspondieron a zonas forestales, el restante 79% a zonas cubiertas de matorrales y pastos. La región central de México que contiene los estados de México, Morelos, al Distrito Federal y partes de los estados colindantes, presentó el mayor número de eventos, 46% del total nacional, afectando 45 mil ha (SEMARNAT, 2000). Debido a ello, esta área se consideró como prioritaria para evaluar el riesgo de incendios forestales mediante el uso de técnicas de percepción remota y SIG. Por consiguiente, el objetivo principal de este capítulo fue construir los mapas de incendio forestal de la región central de México para las temporadas 1997 – 2000 (marzo – mayo), a partir de imágenes nocturnas AVHRR-NOAA.

2.2 Bases físicas de la percepción remota para la detección de incendios

De manera cotidiana, un incendio forestal puede ser identificado desde una torre de observación, a más de 20 m de la superficie, por el humo y las llamas generadas por la combustión del material vegetal. Sin embargo, desde un satélite espacial como el NOAA, a más de 800 kilómetros de altura, los incendios forestales también son

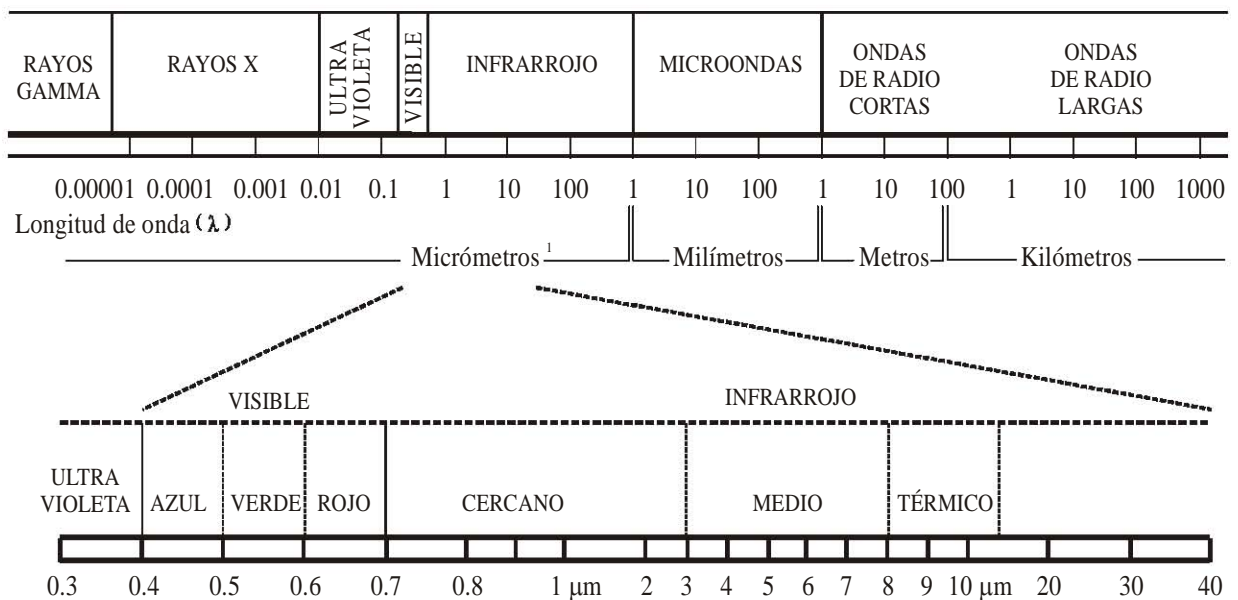
detectados por medio de la radiación que éstos emiten en forma de calor, en longitudes de ondas del infrarrojo térmico del espectro electromagnético (Robinson, 1991).

La tecnología satelital es una herramienta que permite efectuar observaciones a distancia por medio de instrumentos especiales denominados sensores. Los sensores registran tanto la energía solar reflejada, como la energía emitida por la atmósfera, el océano y la superficie terrestre. Los satélites organizan la información registrada por el sensor y la envían a una estación receptora en forma de imagen. Inmediatamente después de la captación, personal especializado realiza diferentes procesos para obtener mediciones sin tener que desplazarse hasta el sitio de interés. Esto agiliza el procesamiento de la información en tiempo real, con un costo relativamente bajo. Una ventaja adicional es que facilita la creación de un banco de información (Chuvieco, 2000).

Los estudios de percepción remota incluyen cuatro elementos básicos: la fuente de radiación, el medio de propagación, el objeto de estudio y el sensor satelital. La principal fuente de radiación es la energía electromagnética proveniente del Sol. El medio de propagación de la radiación solar se efectúa en la atmósfera, el océano y la superficie terrestre, a través de los cuales la energía es absorbida, transmitida y reflejada. Debido a ello, el objeto de estudio, como puede ser el estado de la vegetación, las condiciones meteorológicas, o los incendios forestales, se analizan en función de la energía emitida o reflejada por dichos objetos. La energía es registrada por los sensores satelitales en diferentes regiones o canales espectrales, en función de los objetivos de cada programa espacial ya sea meteorológico, oceanográfico o ambiental (Aguirre-Gómez, 2002).

La radiación electromagnética constituye la base para cualquier estudio de percepción remota. La radiación es energía emitida en forma de onda por todos los objetos con temperatura mayor al cero absoluto ($0^{\circ}\text{K} = -273^{\circ}\text{C}$). Por su característica ondulatoria, la energía puede medirse en términos de amplitud, frecuencia y longitud

de onda. Todos los tipos de energía electromagnética, es decir, las ondas de todas las frecuencias, viajan con la misma velocidad en el vacío. El espectro electromagnético es un continuo que puede ser ordenado de acuerdo a su longitud de onda o frecuencia de la radiación, el cual incluye desde las longitudes de onda más cortas, como los rayos gamma y los rayos X, cuya longitud de onda mide alrededor de 0.0001 micrómetros (μm); hasta las longitudes de onda más largas como las de radio y televisión, cuyas unidades se manejan en metros o kilómetros (Chinea, 2001) (Figura 1). Algunas zonas del espectro son fácilmente identificadas por el ser humano. Por ejemplo, nuestros ojos son capaces de detectar una pequeña porción conocida como región visible, nuestra piel percibe la radiación del infrarrojo térmico o lejano en forma de calor; y gracias a la tecnología, las microondas constituyen un medio excelente de comunicación (Aguirre-Gómez, 2002).



¹ (1 micrómetro = μm = 10^{-6} m)

Figura 1. Espectro electromagnético

La atmósfera se comporta como un filtro selectivo a distintas longitudes de onda, de tal forma que en algunas bandas del espectro elimina prácticamente cualquier posibilidad de observación remota. Los principales causantes de esta absorción son los gases y el vapor de agua (Lillesand y Kiefer, 1979). El oxígeno molecular (O_2) filtra las radiaciones ultravioleta ($< 0.1 \mu\text{m}$), así como pequeños sectores en el infrarrojo térmico y las microondas. El Ozono (O_3), absorbe la energía ultravioleta (longitudes de onda $< 0.3 \mu\text{m}$), así como las microondas (en longitudes de onda de aproximadamente 27 mm). El vapor de agua, con una fuerte absorción para longitudes de onda de alrededor de los 6 mm y en el intervalo de 0.6 a 2 μm . El dióxido de carbono (CO_2), que absorbe en el infrarrojo térmico (15 μm), con importantes efectos en el infrarrojo medio (2.5 y 4.5 μm ; Barrett y Curtis, 1992).

Como consecuencia de esta absorción, la observación espacial se reduce a determinadas bandas del espectro, conocidas como ventanas atmosféricas, en donde la transmisibilidad de la atmósfera es alta. Las principales ventanas atmosféricas son las siguientes: (i) en el espectro visible e infrarrojo cercano, se sitúa entre 0.3 y 1.35 μm , (ii) en el infrarrojo medio existen varias: 1.5 a 1.8 μm , 2.0 a 2.4 μm , 2.9 a 4.2 μm , y 4.5 a 5.5 μm ; (iii) en infrarrojo térmico, entre 8 y 14 μm , (iv) en las microondas, por arriba de 20 mm, en donde la atmósfera es prácticamente transparente. Las ventanas atmosféricas son idóneas para realizar procesos de percepción remota, evitando interferencias a la radiación reflejada o emitida por los objetos o fenómenos de la superficie terrestre que son el objetivo de la observación. Algo que afecta en forma importante la observación de la superficie terrestre es la presencia de nubes, las cuales reflejan y/o absorben la radiación electromagnética en amplias regiones del espectro.

Todos los objetos de la superficie con temperatura superior al cero absoluto emiten radiación electromagnética en intervalos específicos de longitudes de onda y no necesariamente en una sola. A este intervalo se le conoce como espectro de emisividad del objeto (Aguirre-Gómez, 2002). Así mismo, la temperatura de un objeto determina

el intervalo específico de longitudes de onda en las que va a emitir. De esta manera, un objeto con una temperatura superficial muy alta emitirá radiación a longitudes de onda más cortas, mientras que un objeto más frío emitirá energía a longitudes de onda largas. El Sol, con una temperatura superficial cercana a 6000°K (5727°C), tiene su máxima emisión en la longitud de onda de $0.5\ \mu\text{m}$, a la mitad de la región visible del espectro (0.4 a $0.7\ \mu\text{m}$). Para la Tierra, que posee una temperatura superficial promedio cercana a los 300°K (27°C), su máxima emisión ocurre alrededor de a la mitad de la región del infrarrojo térmico (8 a $12\ \mu\text{m}$) (Barrett y Curtis, 1992) (Figura 2).

Cuando se comparan los espectros de emisión de la Tierra, el Sol y la energía solar en la Tierra (Figura 2), se observa que la emisión de la Tierra se localiza primordialmente en la región del infrarrojo térmico, llamado así porque corresponde al patrón de emisión de un cuerpo negro que se encuentre a la temperatura media de la superficie de la Tierra. Los sensores satelitales que detectan la radiación infrarroja son comúnmente utilizados para estudiar las propiedades térmicas de la atmósfera, las nubes, el océano y la superficie terrestre, pero también se les considera de gran relevancia en la detección de incendios forestales (Robinson, 1991; Kennedy et al., 1994). Se observa que la intensidad espectral de la energía solar es mucho mayor que la emitida por los objetos en la superficie de la Tierra. Antes de que la radiación solar llegue a la superficie terrestre, ésta es afectada por los distintos componentes atmosféricos (gases, vapor de agua y aerosoles) mediante procesos de absorción, dispersión y transmisión dependiendo de su longitud de onda. Esto ocasiona que su intensidad disminuya al llegar a la superficie de la Tierra. Sin embargo, la mayor parte de la emisión solar permanece en la región visible del espectro, y en menor proporción en el infrarrojo cercano ($0.7 - 1.3\ \mu\text{m}$) y medio ($1.3 - 8\ \mu\text{m}$). Los sensores satelitales que detectan la radiación visible miden la cantidad de energía solar reflejada por los objetos de la superficie de la Tierra.

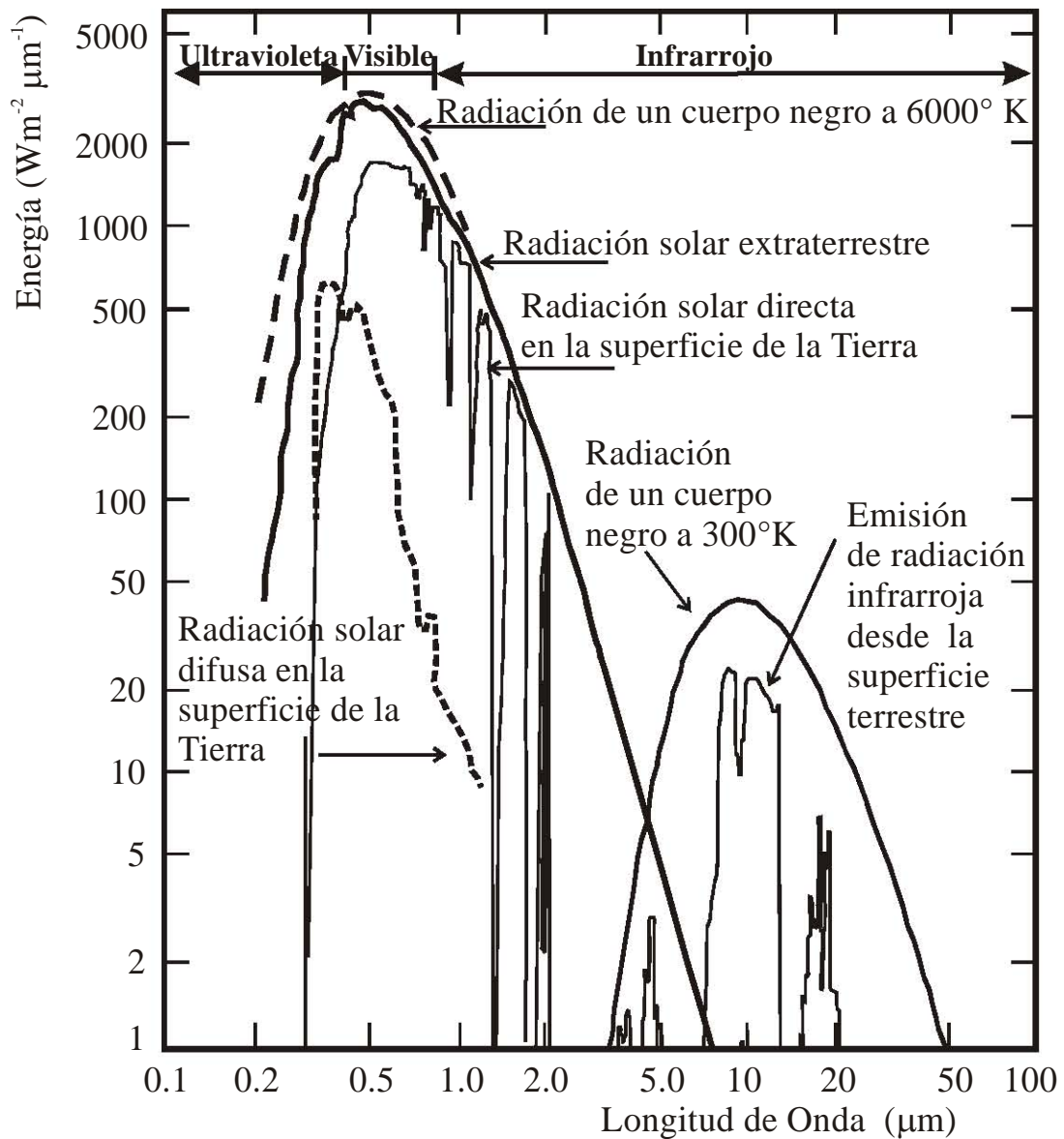


Figura 2. Espectros de radiación solar y terrestre. (Tomado de Sellers, 1965)

2.3 El sensor AVHRR-NOAA y métodos de detección de incendios

Los datos adquiridos por el sensor Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) a bordo de los satélites de la National Oceanic and Atmospheric

Administration (NOAA) han sido considerados como una herramienta única para detectar los incendios, debido principalmente a su amplia cobertura espacial y su frecuente reocupación temporal de una misma área, proporcionando una imagen cada doce horas por satélite, que se incrementa a seis gracias a la sincronización entre los diferentes satélites que operan simultáneamente, logrando un buen seguimiento de inicio y propagación de los incendios a escala regional y global (Setzer y Malingreau, 1996; Palacio-Prieto et al., 1999; Martín et al., 1999; Galindo et al., 2003). Su altura orbital de 833 a 870 km, permite captar imágenes en una superficie de 2700 km por lado, con píxeles de 1.1 km (resolución espacial), de 10 bits (resolución radiométrica), en 5 bandas o canales espectrales (resolución espectral): rojo, infrarrojo cercano, infrarrojo medio y dos en el infrarrojo térmico. Los satélites NOAA con numeración par obtienen imágenes aproximadamente a las 7:30 y 19:30 horas, mientras que los impares lo hacen a las 14:30 y 2:30 horas (Tabla 1) (Kennedy et al., 1994; Cracknell, 1997). Los sensores infrarrojos medio y térmico miden la radiación emitida y/o reflejada desde la superficie terrestre en los canales 3, 4 y 5. Los canales 3 y 4 han sido utilizados ampliamente en la detección de los incendios forestales (Matson y Holben, 1987; Kaufman et al., 1990; Setzer y Pereira, 1991; Justice et al., 1993; Kasischke et al., 1993; Belward et al., 1994; Kennedy et al., 1994; Chuvieco y Martín, 1994; Kasischke y French, 1995; Malingreau y Gregoire, 1996; Setzer y Malingreau, 1996; Justice et al., 1996).

Además del sensor AVHRR-NOAA, existen otras fuentes satelitales que apoyan el monitoreo de los incendios, tales como el sensor Visible Infrared Spin-Scan Radiometer (VISSR) and Atmospheric Saucer (VAS) del satélite GOES-8, el sensor Along Track Scanning Radiometer (ATSR), y el sensor Moderate Resolution Imaging Spectrometer (MODIS). Así mismo, las imágenes de alta resolución espacial, como Landsat y SPOT, han constituido un apoyo importante para evaluar y describir las áreas quemadas (Tabla 2) (Fuller, 2000).

Tabla 1. Características del sensor AVHRR

<i>Satélites NOAA y periodos de operación:</i>	
TIROS-N	19 de octubre 1978 – 30 de enero 1980
NOAA-6	27 de enero 1979 – 5 de marzo 1983
	3 de julio 1984 – 16 de noviembre 1986
NOAA-7	18 de agosto 1981 – 7 de junio 1986
NOAA-8	20 de junio 1983 – 12 junio 1984
	1 de julio 1985 – 31 octubre 1985
NOAA-9	25 de febrero 1985 – 7 de noviembre 1988
NOAA-10	17 de noviembre 1986 – 7 de septiembre 1991
NOAA-11	8 de noviembre 1988 – 11 de abril 1995
NOAA-12	17 de septiembre 1991 – 14 de diciembre 1998
NOAA-13	9 de agosto 1993 – 21 de agosto 1993
NOAA-14	11 de abril 1995 -
NOAA-15	9 de mayo 1998 -
NOAA-16	diciembre 1999 -
NOAA-17	abril 2001 – presente
NOAA-18	diciembre 2003 – presente
<i>Parámetros orbitales:</i>	
Tipo	Polar, Helio-sincrónica
Inclinación	98.8°
Altitud	833-870 km
Periodo	102 minutos
Orbitas al día	14.2
Ciclo de repetición orbital	9 días
Hora de paso por el ecuador (media) ¹	7:30 ascendente y 19:30 descendente (NOAA-6, NOAA-8, NOAA-10, NOAA-12, NOAA-14, NOAA-16) 14:30 ascendente y 2:30 descendente (NOAA-7, NOAA-9, NOAA-11, NOAA-13, NOAA-15)
<i>Parámetros de visión:</i>	
Angulo de visión (escaneo)	± 55.4°
Campo de visión total	2700 km
Resolución espacial en el nadir	1.1 × 1.1 km en el nadir (centro de la imagen) 2.4 × 6.9 km (máximo ángulo de visión)
<i>Características del sensor:</i>	
Bandas espectrales:	1 0.58 – 0.68 μm (rojo) ² 2 0.725 – 1.10 μm (infrarrojo cercano) 3 3.55 – 3.93 μm (infrarrojo medio) 4 10.30 – 11.30 μm (infrarrojo térmico) ³ 5 11.50 - 12.50 μm (infrarrojo térmico) ⁴
IFOV ^e (miliradianes)	1.39 – 1.51
Saturación:	100% de reflectancia para los canales 1 y 2 320°K para los canales 3 a 5
Resolución radiométrica	10 bits (10 ² = 1024 tonos de gris)
Notas:	
¹ Hora local	³ Para NOAA-6, NOAA-8 y NOAA-10: 0.5 – 11.5 μm
² En TIROS-N: 0.55 – 0.99 μm	⁴ No en NOAA-6, NOAA-8, NOAA-10
	⁶ IFOV: Campo de visión instantáneo

Tabla 2. Satélites utilizados en la detección de incendios y superficies quemadas

Sensor	Aplicaciones principales	Resolución espacial (píxel)	Amplitud del visor	Bandas (rango μm)	Ventajas principales	Limitaciones principales
AVHRR	Incendios activos. Superficies quemadas	1.1 km	2400 km	0.58 – 0.68 0.72 – 1.10 3.55 – 3.93 ¹ 10.3 – 11.3 11.5 – 12.5	Disponibilidad amplia, bajo costo y frecuencia temporal alta.	Saturación Canal 3 325°K
DMSP-OLS	Incendios Activos	0.56 km 2.07 km	3000 km	0.58 - 0.91 10.3 – 12.9	Sensibilidad alta y frecuencia temporal alta	Imágenes nocturnas con baja iluminación lunar
SPOT-4	Superficies quemadas	10 m PAN 0.61-0.68 μm 20 m MS ²	60 km	0.50 – 0.59 0.61 – 0.68 0.79 – 0.89 1.58 – 1.75	Cobertura especial amplia, una banda en el IRM	Frecuencia temporal baja, escala espacial baja y alto costo
SPOT Vegetación	Superficies quemadas	1 km	2000 km	0.43 – 0.47 0.61 – 0.68 0.78 – 0.89 1.58 – 1.75	Banda IRM, cobertura espacial amplia	Escala espacial amplia
Landsat TM y ETM+ ³	Superficies quemadas	15 m PAN ⁴	185 km	0.45-0.52 0.52 – 0.60 0.63 – 0.69 0.76 – 0.90 1.55 – 1.75 10.4 – 12.5 ⁵ 2.08 – 2.35	Banda IRM, resolución espacial alta.	Resolución temporal baja, costo alto ⁶
GOES-8	Incendios	1 km (visible) 4 km (infrarrojo)	Hemisferio	0.52 – 0.72 3.78 – 4.03 6.47 – 7.02 ⁷ 10.2 – 11.2 11.5 – 12.5	Resolución temporal muy alta	Resolución espacial muy amplia
ATSR ⁸	Superficies quemadas	1 km	500 km	3.51 – 3.89 1.57 – 1.63 10.4 – 11.3	Mapas de superficies quemadas	Resolución espacial amplia

Tabla 2. Satélites utilizados en la detección de incendios y superficies quemadas
(continuación)

MODIS	Incendios	250 m	2330 km	36 bandas	Saturación a los 450°K y 400 °K	No especificado
	Superficies quemadas	500 m 1 km		Incluyendo las de 3.9 y 11 μm		

Notas:

¹El sensor AVHRR a partir del NOAA-15 incluye un nuevo canal 3^a centrado en 1.6 μm

²PAN = pancromático, MS = multiespectral

³Enhanced Thematic Mapper lanzado a principios de 1997 en el Landsat-7

⁴Solamente disponible en el ETM

⁵120 m de resolución

⁶Los datos Landsat 7 serán distribuidos a la comunidad científica a menor costo.

⁷Resolución espacial de 8 km

⁸El análisis se refiere solamente al ATSR-1

Dependiendo de la cantidad y el estado del material vegetal combustible, se estima que los incendios pueden alcanzar temperaturas de entre 570°K (297°C) y 1800°K (1527°C). El canal 3 AVHRR está localizado muy cerca del máximo de emisión de los objetos que radian a temperaturas alrededor de 800°K, mientras que los canales 4 y 5 se localizan cerca del máximo de emisión para una temperatura ambiental normal, entre 322 y 331°K (49 y 58°C) (Robinson, 1991) (Figura 3). Desde su origen, los canales térmicos AVHRR fueron optimizados para medir la temperatura superficial de las nubes y el mar, sin considerar las altas temperaturas de los incendios, las cuales saturan los píxeles de una imagen (Albini, 1993). Sin embargo, esto no ha sido una limitante, ya que se ha logrado el desarrollo de numerosos métodos de detección de incendios, la mayoría de los cuales se basan en el establecimiento de criterios empíricos que definen umbrales de temperatura, cercanos al límite de saturación de los canales térmicos, para identificar si un píxel contiene o no un incendio (Boles y Verbyla, 2000).

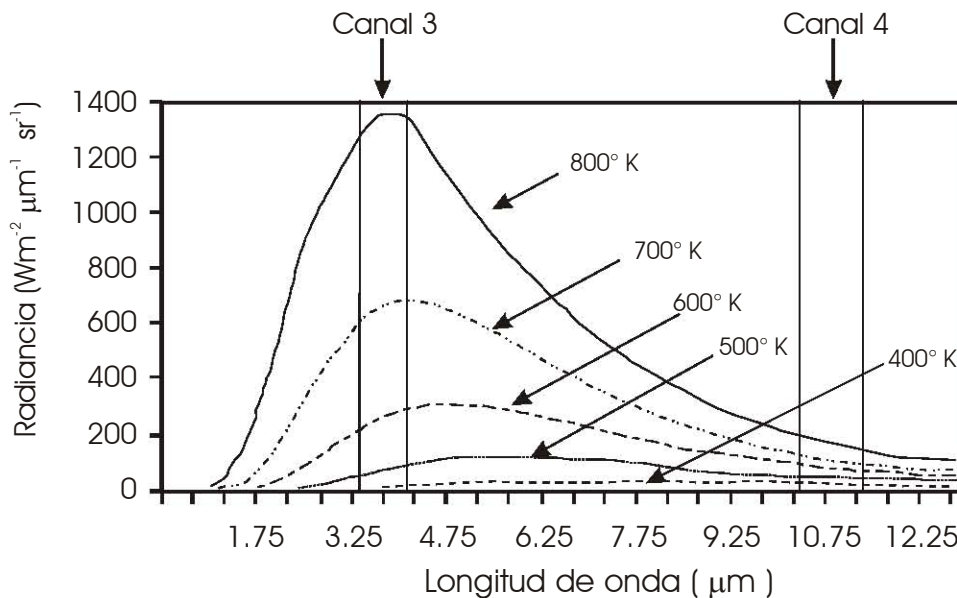


Figura 3. Radiancias de temperatura de 400°K a 800°K (127°C – 527°C). Para un incremento dado en la temperatura del canal 3-AVHRR, el incremento es mayor que en el canal 4-AVHRR.

Los métodos empleados en el desarrollo de detección de incendios o puntos de calor utilizan procesos y datos de entrada similares, basados regularmente en los datos registrados en las bandas del infrarrojo medio y térmico. Estos pueden ser agrupados en tres categorías: algoritmos de umbral fijo, algoritmos multi-umbral y algoritmos espaciales o contextuales. Los dos primeros dependen de umbrales predeterminados empíricamente y a través de pruebas en campo, en tanto que los algoritmos contextuales además de incluir múltiples umbrales agregan un análisis estadístico (Boles y Verbyla, 2000).

El algoritmo de umbral fijo es el más simple y consiste en seleccionar un umbral de temperatura en el canal 3 AVHRR cercano al nivel de saturación, ya sea para imágenes de paso diurno o nocturno. Debido a que la saturación del píxel en este canal ocurre alrededor de los 321°K (48°C), es razonable que un píxel saturado represente un

área incendiada, considerándose por ello un umbral adecuado (Palacio-Prieto et al., 1999). Este umbral ha sido definido dentro de un intervalo que varía entre 295°K (22°C) hasta 321°K (48°C) (Justice et al., 1993; Belward et al., 1994; Chuvieco y Martín, 1994; Setzer y Malingreau, 1996). Sin embargo, el relativamente bajo nivel de saturación de este canal, llega a confundir los incendios con suelos con escasa o nula vegetación, especialmente en playas y áreas desérticas, capaces de alcanzar temperaturas superiores al nivel de saturación (Kennedy et al., 1994). El uso del paso nocturno generalmente elimina el problema de la baja saturación, así como la energía debida a la reflexión de la radiación solar, particularmente el brillo solar de los cuerpos de agua y los suelos claros (Langaas, 1992).

Como una alternativa para disminuir las confusiones del método de umbral fijo, Kaufman et al. (1990) desarrollaron un algoritmo multi-umbral basado en los canales 3 y 4 AVHRR. De esta manera, un píxel es clasificado como incendio si el canal 3 $\geq 316^{\circ}\text{K}$ (43°C); el canal 3 menos el canal 4 $\geq 10^{\circ}\text{K}$ (10°C); y el canal 4 $\geq 250^{\circ}\text{K}$ (-23°C). La primera condición requiere que el píxel tenga una temperatura radiante (energía emitida o temperatura de brillo) inferior al nivel de saturación 321°K (48°C). La segunda condición requiere que la temperatura del canal 3 sea mayor que la del canal 4 como una forma de confirmar que el píxel es un incendio y no solamente una superficie caliente, como puede ser un suelo sin vegetación. La tercera condición requiere que el píxel no incluya nubes altamente reflectivas que puedan saturar el canal 3. Las nubes que saturan el canal 3 generalmente presentan radiancias bajas en el canal 4, debido a las temperaturas frías ($< -23^{\circ}\text{C}$). El cumplimiento de las tres condiciones confirma que el píxel seleccionado es un punto de calor y puede ser considerado un incendio forestal (Kaufman et al., 1990).

Aunque el algoritmo multi-umbral reduce el número de confusiones, aún puede incluir píxeles que no son incendios debido al bajo umbral seleccionado en el canal 3 (316°K). Kennedy et al. (1994) mostraron que dicho algoritmo no era adecuado para

las sabanas del oeste de África, mejorando los resultados al adicionar una cuarta condición, donde la energía reflejada (reflectancia) en el canal $2 \leq 16\%$. Este umbral fue establecido a través de numerosas observaciones en píxeles ocupados por fuego y áreas quemadas, donde el efecto del carbón y el humo impidieron que la reflectancia fuera mayor a 12%. El nuevo criterio empírico ayudó a eliminar áreas relacionadas con el brillo solar, reduciendo los efectos de saturación. La confiabilidad y eficiencia de los algoritmos tanto de umbral fijo, como los multi-umbral consisten en encontrar un límite adecuado a diferentes condiciones ambientales incluyendo el clima, el suelo y los tipos de vegetación, por lo tanto deben ser calibrados localmente. La definición tanto de umbrales fijos o multi-umbral puede llegar a ser muy específica para un determinado ambiente. Sin embargo, se requiere invertir mucho tiempo y puede volverse difícil y complicado en regiones ambientales muy diversas (Fuller, 2000). Como alternativa se ha desarrollado un tercer grupo de algoritmos denominado contextuales, los cuales se caracterizan por incluir umbrales múltiples y un análisis cuantitativo de los píxeles que rodean al píxel que ha sido seleccionado como incendio (Flasse y Ceccato, 1996).

Flasse y Ceccato (1996) desarrollaron uno de los primeros algoritmos contextuales con la finalidad de que pudiera aplicarse en ambientes muy diversos, ofreciendo una mayor consistencia en los resultados. Este algoritmo incluye los canales 2, 3 y 4 AVHRR y se divide en dos etapas. La primera de estas consiste en seleccionar un píxel de incendio candidato (PF) a partir de tres condiciones: canal 3 $\geq 311^\circ\text{K}$; canal 3 menos el canal 4 $> 8^\circ\text{K}$ y canal 2 $\leq 20\%$. En esta primera etapa los autores recomiendan enmascarar las nubes, los desiertos y los cuerpos de agua para incrementar la eficiencia del algoritmo contextual. En la segunda etapa los píxeles seleccionados se someten a las siguientes pruebas: $T_{3\text{PF}} - [T_{3\text{b}} + 2 \sigma T_{3\text{b}}] > 3^\circ\text{K}$; $T_{34\text{PF}} > [T_{34\text{b}} + 2 \sigma T_{34\text{b}}]$, donde $T_{3\text{PF}}$ es el valor del píxel seleccionado como incendio candidato, $T_{3\text{b}}$ es el promedio de la ventana del incendio en el canal 3 (3×3 hasta 15×15), $\sigma T_{3\text{b}}$

es la desviación estándar de la ventana del incendio en el canal 3, T_{34PF} es el valor del píxel seleccionado como resultado de la diferencia $[T_3 - T_4]$, T_{34b} es promedio de la ventana del incendio $[T_3 - T_4]$, σT_{34b} es la desviación estándar de la ventana del incendio $[T_3 - T_4]$.

La adaptación del algoritmo contextual ha sido aplicada exitosamente en distintos ambientes (Eva y Flasse, 1996; Boles y Verbyla, 2000). Debido a ello, Cabrera et al. (1998) lo consideraron una alternativa factible para México, particularmente en la región central donde prevalece un ambiente muy diverso y donde año con año se registran numerosos incendios forestales. El algoritmo contextual de Cabrera et al. (1998) está siendo utilizado en el Instituto de Geografía de la UNAM para dar seguimiento nacional a los incendios forestales en cada temporada. Dicho algoritmo fue el que se utilizó en esta investigación.

2.4 Área en estudio

El área de estudio se localiza en la región central de México. Sus coordenadas extremas son $18^{\circ}18'$ a $20^{\circ}17'N$ y $98^{\circ}27'$ a $100^{\circ}30' O$, e incluye en su totalidad los estados de México, Morelos y al Distrito Federal, así como partes de siete estados colindantes (INEGI, 2000). Cubre una superficie de $41,800 \text{ km}^2$, en un intervalo altitudinal entre 400 y 5400 m. Domina un relieve montañoso, con varias planicies de diferente extensión (Figura 4). En la parte sur, en altitudes inferiores a 1800 m, dominan climas cálidos que favorecen el establecimiento del bosque tropical caducifolio y de pastizales. En el centro y norte, en altitudes más altas, prevalecen climas semiáridos, templados y fríos, creando condiciones apropiadas para el establecimiento de matorrales, bosques templados y pastizales (García, 1996; SEMARNAT, 2001).

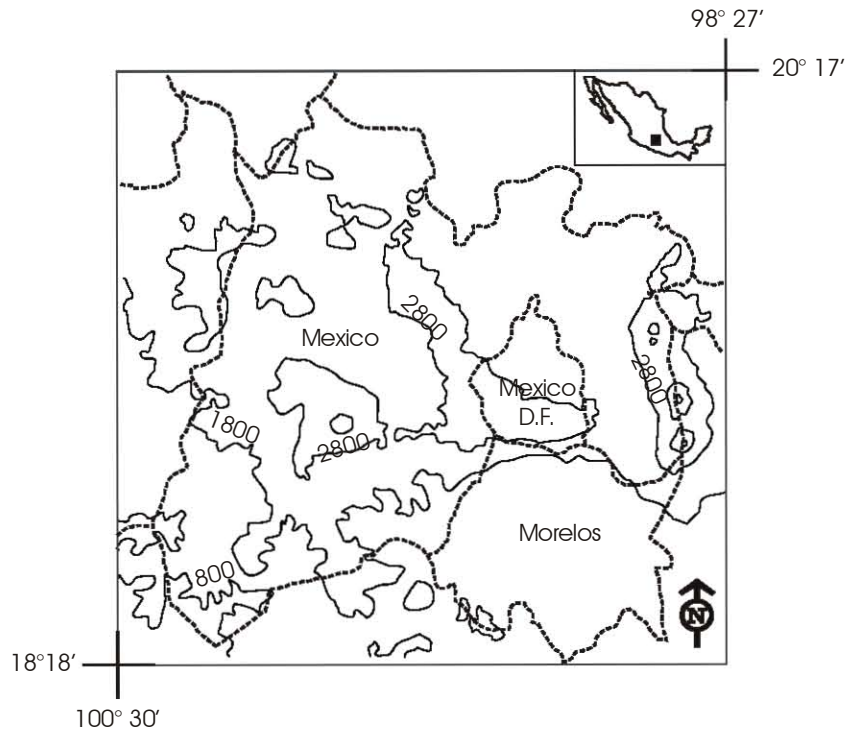


Figura 4. Área en estudio. Las líneas continuas representan las curvas de nivel en intervalos de 1000 m. Las líneas punteadas son los límites estatales.

Durante el verano, la influencia de los vientos alisios y ciclones tropicales concentra el 95% de la precipitación. Hacia fines de octubre, las lluvias decrecen paulatinamente debido a los vientos del oeste, que al ser menos húmedos que los alisios, imprimen al aire la sequedad característica del invierno, que se prolonga hasta mediados de la primavera (García, 1981). A mediados de la primavera las condiciones de sequía se manifiestan al máximo. Esto favorece el inicio y la propagación de los incendios forestales. En el área en estudio, la temporada de incendios se establece entre enero y junio, siendo más intensa entre marzo y mayo (Rodríguez-Trejo, 1996). Sin embargo, las variaciones meteorológicas ocasionadas por fenómenos como el ENOS pueden modificar las condiciones de sequía ocasionando severos trastornos en la intensidad y duración de la temporada de incendios. Un ejemplo de ello fue lo que

sucedió en la temporada de incendios 1998, bajo la influencia del ENOS 1997-1998 (SEMARNAP, 1998).

2.5 Metodología

2.5.1 Registro de imágenes AVHRR-NOAA 14

Las imágenes nocturnas AVHRR-NOAA 14 (3:00 a 5:00 AM), del periodo marzo – mayo, de 1997 a 2000, fueron captadas en la estación receptora TeraScan del Laboratorio de SIG y Percepción Remota del Instituto de Geografía de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) (Álvarez et al., 1998). Éstas se sometieron a procesos de corrección atmosférica, radiométrica y geométrica utilizando los programas de extracción, calibración y navegación disponibles en la propia estación TeraScan.

El proceso de corrección radiométrica de los canales térmicos 3, 4 y 5 de las imágenes nocturnas consiste en convertir los números digitales de cada píxel, denominados DNs por sus siglas en inglés (digital number), a valores de temperatura de brillo (energía radiante o temperatura radiante) en grados Celsius, mediante el programa de calibración Avcad del sistema TeraScan. Los DNs son convertidos a radiancias ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}$) usando la calibración a bordo del satélite para los canales térmicos. Los valores de radiancia son convertidas a temperaturas de brillo usando la función inversa de Plank (Lauritson y Nelson, 1979).

La corrección geométrica se realizó con el programa de navegación del sistema TeraScan, cuyo procedimiento consiste en poner la imagen cruda (tal como se capta en la estación) sobre un mapa de México que contiene la línea de costa, las islas y los cuerpos de agua continentales (lagos y presas). Este programa permite efectuar varios ajustes entre la imagen y los límites mencionados utilizando los parámetros

denominados *roll* (torsión), *yaw* (giro lateral) y *pitch* (cabeceo), logrando que ambos límites coincidan, aceptando un desfaseamiento o error aproximado de dos píxeles para toda la imagen. Las imágenes fueron rectificadas usando una interpolación polinomial bivariante con remuestreo de vecino más cercano para píxeles de 1.1 km. Al final las imágenes se georeferenciaron en proyección cónica conforme de Lambert. Cada imagen se recortó con las coordenadas extremas del área en estudio. El recorte incluye 200×190 píxeles y cubre una superficie aproximada de $41,800 \text{ km}^2$.

2.5.2 Detección de incendios forestales

Los incendios forestales se detectaron como puntos de calor, utilizando el procedimiento desarrollado por Cabrera et al. (1998) para las imágenes nocturnas AVHRR-NOAA, el cual es una versión modificada del algoritmo contextual de Flasse y Ceccato (1996). Los cambios más evidentes son: enmascaramiento de los cuerpos de agua y nubes, definición del umbral del canal 3, y un análisis estadístico en el contexto del canal 3 usando una ventana de 5×5 . Las imágenes nocturnas sólo incluyen los canales térmicos 3, 4 y 5, motivo por el cual no se utilizó la prueba de reflectancia del canal 2. El algoritmo consiste en tres pruebas que utilizan los canales térmicos T_3 ($3.55\text{--}3.93 \mu\text{m}$) y T_4 ($10.3\text{--}11.3\mu\text{m}$), las cuales se describen a continuación.

La prueba 1 enmascara los cuerpos de agua y las nubes. Sobreponiendo un mapa topográfico en proyección cónica conforme de Lambert que contiene la línea de costa y los cuerpos de agua continentales (lagos y presas), los píxeles que forman parte del mar, lagos y presas en cada canal se les asigna un valor arbitrario de -100 . En complemento, los píxeles $T_3 \leq 0^\circ\text{C}$ que pueden ser nubes, se les asigna otro valor arbitrario de -50 .

Prueba 1: Los cuerpos de agua y las nubes pueden ser enmascarados [2.1]

$$T_3 \text{ y } T_4 = \text{mar, lago y presa} = -100$$

$$T_3 \leq 0^\circ\text{C} (273^\circ\text{K}) = \text{presencia de nubes} = -50$$

La prueba 2 selecciona los píxeles que son un incendio potencial mediante un proceso binario. Si el resultado de la diferencia $T_3 - T_4 \leq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K})$ se asigna un valor de 0; de lo contrario, si el resultado de $T_3 - T_4 \geq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K})$ el píxel conserva el valor resultante y se identifica como un incendio potencial IP_{3-4} . Con los resultados de las diferencias se forma un mapa denominado bit_{3-4} . Además, los píxeles $T_3 \geq 25^\circ\text{C} (298^\circ\text{K})$ se identifican como incendios potenciales IP_3 , con los cuales se construye un mapa denominado bit_3 . Los incendios potenciales IP_{3-4} se comparan con los IP_3 y se eligen los píxeles comunes que contengan ambos incendios potenciales, considerándose que tienen una mayor posibilidad de ser un incendio forestal, conservando solamente el valor de IP_3 . Los píxeles elegidos conforman un tercer mapa denominado T_{IP3} .

Prueba 2: Un píxel es seleccionado como incendio potencial (IP) [2.2]

$$T_3 - T_4 \leq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K}) = 0$$

$$T_3 - T_4 \geq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K}) = IP_{3-4} \text{ (mapa } bit_{3-4}\text{)}$$

$$T_3 \geq 25^\circ\text{C} (298^\circ\text{K}) = IP_3 \text{ (mapa } bit_3\text{)}$$

$$[IP_{3-4} = IP_3] = T_{IP3} \text{ (} bit_{3-4} + bit_3 \text{ = mapa } bit \text{ } T_{IP3}\text{)}$$

La prueba 3 corrobora a los incendios potenciales T_{IP3} . Para ello, se sobreponen los incendios potenciales T_{IP3} en el canal T_3 . Este último constituye el contexto de los incendios potenciales a partir del cual se obtienen los cálculos estadísticos. Mediante un filtro de vecindad de 5×5 se obtiene el promedio (T_{3b}) y la desviación estándar (σ_{T3b}) de cada incendio potencial T_{IP3} . Se corrobora como incendio si $T_{IP3} - [T_{3b} +$

$2\sigma_{T_{3b}}] > 3$. El resultado final es una imagen binaria donde los incendios están representados por 1 y las áreas sin incendio con 0.

Prueba 3: Análisis de contexto [2.3]

T_{3b} = Promedio T_{IP3} en una ventana de contexto (5×5)

$\sigma_{T_{3b}}$ = Desviación estándar T_{IP3} en una ventana de contexto (5×5)

Si: $T_{IP3} - [T_{3b} + 2\sigma_{T_{3b}}] > 3$, se confirma como un incendio.

Los incendios detectados en cada imagen se transfirieron al SIG Arc/Info (ESRI Inc., 1996) para obtener sus coordenadas geográficas y la fecha en que ocurrió el evento se tomó de la fecha de la imagen. Con estos datos se construyó un mapa de incendios acumulativo para cada una de las cuatro temporadas (marzo-mayo) consideradas dentro del periodo en estudio, las cuales incluyen una que estuvo influenciada por el ENOS (1998), otra por La Niña (1999), así como las temporadas anterior (1997) y posterior (2000) a estos fenómenos. Los sitios que presentaron más de un incendio en cada temporada se representaron como un evento único, porque en el mapa sólo puede ocupar un espacio. Así mismo, la reiteración de los incendios no se toma en cuenta para el cálculo de la probabilidad debido a que la ocurrencia de estos se relacionará con las condiciones ambientales de temperatura y estado de la vegetación anteriores a la temporada de incendio, siendo suficiente tomar solo un evento como referencia.

Los incendios fueron caracterizados geográficamente en relación a su altitud, pendiente, exposición, uso del suelo y vegetación como un apoyo para analizar el patrón general de distribución. Las tres primeras fueron derivadas del Modelo de Elevación Digital con resolución de 90 m (INEGI, 2000). Las últimas fueron generados del Inventario Nacional Forestal 2000 (SEMARNAT, 2001). Las numerosas clases de uso del suelo y vegetación fueron agrupadas en siete clases: Bosque templado, bosque

tropical caducifolio, matorral xerófilo, pastizal, uso agrícola, agua y áreas urbanas o desprovistas de vegetación.

2.5.3 Validación de los incendios detectados

Para evaluar la exactitud de los incendios detectados en las imágenes nocturnas se tomaron como referencia los registros oficiales elaborados por la SEMARNAT (2000). Los registros concentran el número de incendios y la superficie total afectada a nivel municipal y estatal. Aunque estos datos son bastante limitados fueron considerados como la única verdad de campo disponible para evaluar la confiabilidad del algoritmo contextual de detección de incendios. De esta manera, la evaluación se realizó tomando como unidad de comparación los datos a nivel municipal. Para llevar a cabo esta comparación se obtuvo previamente el número de incendios detectados en cada municipio en las temporadas 1997-2000 utilizando la cartografía de INEGI (2000).

La evaluación a través de una matriz de confusión, también denominada tabla de contingencia o matriz de error, representada por columnas y renglones. El ordenamiento de la matriz consistió en ubicar las clases reales o de referencia en las columnas; en tanto que las unidades generadas se colocaron en las filas de la matriz (Jensen, 1995). De esta manera, los municipios con incendios registrados oficialmente (IR) y sin éstos (Sin IR) ocuparon las columnas; en tanto que las filas fueron destinadas a los municipios con incendios detectados en las imágenes (ID) y sin estos (Sin ID). Se construyó una matriz de confusión para cada temporada de incendios durante el periodo 1997-2000.

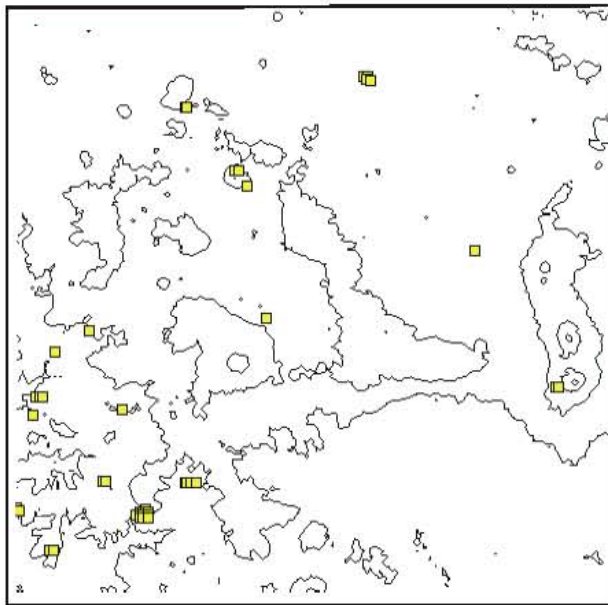
Cada matriz se analizó con una visión general para identificar las asignaciones, tanto de las correctas (elementos de la diagonal) como de las migraciones o fugas (elementos fuera de la diagonal). De esta forma se obtuvieron los denominados errores de omisión y de comisión. Los errores de comisión lo forman los elementos que no

perteneciendo a una clase aparecen en ella, mientras que los de omisión están formados por los elementos que perteneciendo a esa clase no aparecen en ella por estar incluidos incorrectamente en otra. Estos errores se denominan también como errores del usuario y del productor, respectivamente (Jensen, 1995).

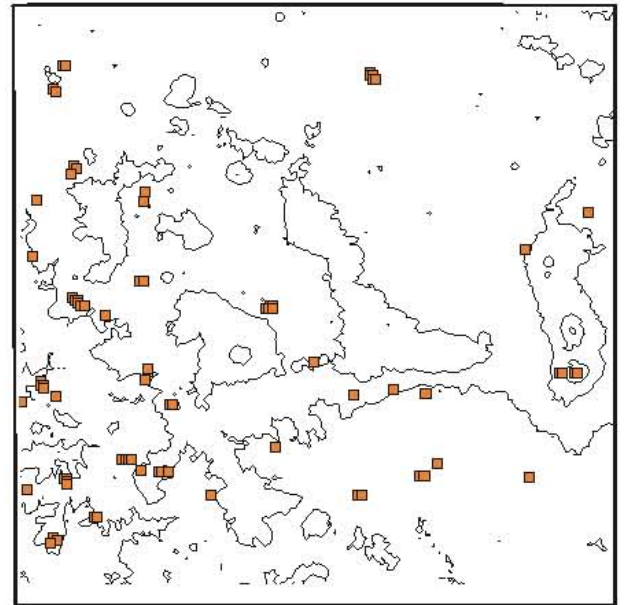
2.6 Resultados y discusión

Los incendios forestales detectados mediante este procedimiento en las imágenes nocturnas AVHRR NOAA para cada temporada fueron: 40 en 1997; 730 en 1998; 76 en 1999 y 143 en 2000. El 80% de los incendios se distribuyó en el bosque templado, los pastizales y el bosque tropical caducifolio, mientras que el 20% restante se ubicó en áreas agrícolas y matorrales. El 65% de los incendios se distribuyó en el intervalo altitudinal de 2000 a 3500 m (Figura 5). Estos datos sugieren que el uso de imágenes nocturnas identifica mejor la presencia de incendios en zonas forestales, y menos relacionados con quemas agropecuarias.

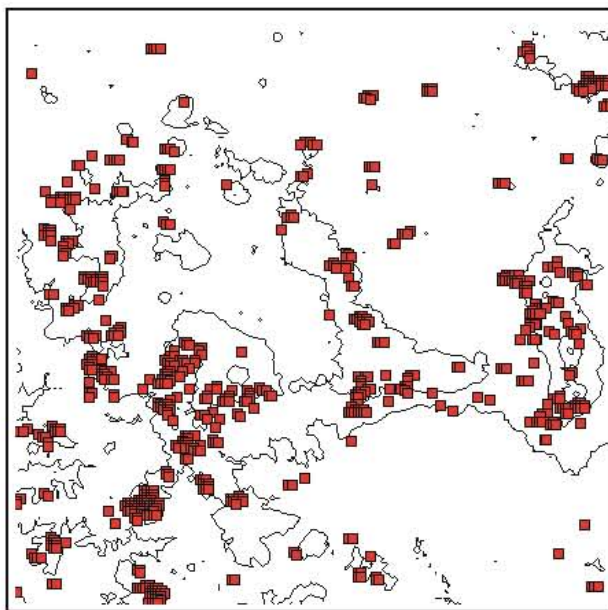
El 26% del total de incendios detectados (259) se distribuyó en tres temporadas: 1997, 1999 y 2000, mientras que el 74% restante (730) se concentró en la temporada 1998. El notable incremento de incendios de 1998 forma parte de los efectos ocasionados por el ENOS, favoreciendo un mayor número de eventos nocturnos que rebasó el 800%, con relación al promedio registrado en los años restantes. Así mismo, se observó que en 1997 se presentó el menor número de incendios, representando 4% del total. Esto sugiere que en el año anterior al ENOS las condiciones ambientales fueron muy poco propicias para el fuego. En 1999, bajo la influencia de La Niña, se detectaron 76 incendios que representan el 8% del total y un incremento de 90% con respecto a la temporada 1997. En la temporada 2000, se detectó el mayor porcentaje de incendios (14%) sin influencia de algún fenómeno meteorológico relevante. Debido a ello, se consideró la posibilidad de identificarla como una temporada normal dentro del periodo en estudio (Figura 5).



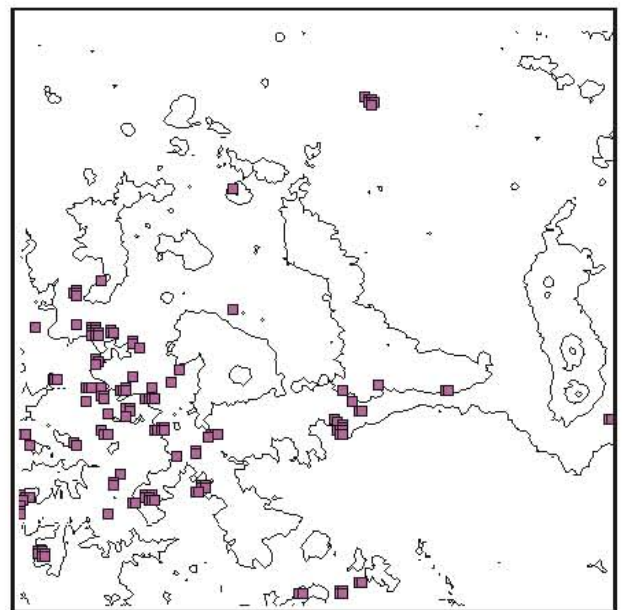
1997



1999



1998



2000

Figura 5. Incendios forestales detectados en las imágenes nocturnas AVHRR-NOAA durante las temporadas 1997 – 2000 en la región central de México. Los cuadros en color representan los incendios. Las líneas continuas son curvas de nivel en intervalos de 1000 m.

Según los reportes elaborados por la SEMARNAT (2000), durante las temporadas 1997 – 2000 en el área en estudio se registraron 15,583 incendios que afectaron 74,183 ha. Comparando esta cifra con los resultados obtenidos en las imágenes nocturnas, los 989 incendios detectados representan 6% de los reportados oficialmente (Tabla 3). Desafortunadamente, los reportes no especifican los eventos ocurridos en la noche y en el día, constituyendo una limitante para comparar solamente los incendios nocturnos. Por otra parte, sólo se consideró que cada píxel seleccionado por el algoritmo representó un incendio, sin embargo dentro de un píxel posiblemente había más de un incendio. Tomando como referencia un análisis estadístico elaborado por CONAFOR (2004), se observó que los fuegos activos nocturnos son menos frecuentes que los ocurridos durante el día. Así mismo, los incendios con duración mayor de 24 horas representan 15% del total. Estos resultados fueron tomados como un apoyo para considerar que el número de incendios detectados en las imágenes constituyen una muestra representativa cuya exactitud fue estimada tomando como referencia los registros municipales de incendios.

El área en estudio incluye 287 municipios (INEGI, 2000). En la Tabla 3 se muestra el número de municipios que presentaron incendios detectados (imágenes) e incendios registrados (oficialmente) durante las temporadas 1997-2000. Durante la temporada 1998, 54% del total de municipios (156) incluyó incendios registrados; en tanto que 39% del total (111) presentó incendios detectados. La temporada 2000 en comparación con la de 1998 presentó el mismo porcentaje de municipios con incendios registrados; sin embargo, sólo el 10% del total de municipios (28) presentó incendios detectados. La notable disminución del porcentaje entre ambas temporadas se atribuye al efecto ENOS, lo cual sugiere que hubo un mayor número de incendios nocturnos en 1998 en comparación con las temporadas restantes. Así mismo, se observó que la temporada 1997 presentó cifras muy bajas en todos los rubros manejados. Muy probablemente esto se debió a que las condiciones no fueron favorables para el desarrollo de incendios forestales.

Tabla 3. Incendios detectados (imágenes) y registrados (brigadas) por municipios temporadas 1997 – 2000

Temporada de incendio	Incendios detectados (imágenes)	Municipios con incendios detectados	Incendios reportados (brigadas)	Municipios con incendios registrados	Superficie quemada (ha)
1997	40	17	2999	121	7221
1998	730	111	6675	156	45978
1999	76	33	2524	145	7923
2000	143	28	3385	154	13062
Total	989	189	15583	576	74183

En la Tabla 4 se presentan las matrices de confusión construidas para evaluar la confiabilidad del algoritmo de detección de incendios, tomando como referencia los datos disponibles a nivel municipal tanto de incendios reportados oficialmente como los detectados en las imágenes de satélite. La precisión total para cada temporada fue mayor a 53%, alcanzando un máximo de 70% en 1998. Los bajos porcentajes obtenidos se atribuyeron a que sólo fueron considerados los incendios detectados en la noche. En sentido estricto las matrices de confusión (Jensen, 1995; Cangalton y Green, 1999) debieron haberse construido solamente con los municipios que presentaron incendios nocturnos ya sea detectados o registrados; sin embargo, las estadísticas elaboradas por SEMARNAT (2000) incluyen todos los incendios sin clasificar los que ocurrieron durante el día o la noche. No obstante, la adecuación en la construcción de estas matrices permitió identificar aquellos municipios que incluyeron ambos tipos de incendios, logrando estimar el número de eventos que fueron detectados correctamente por el algoritmo de detección de incendios y muy probablemente corresponden con uno de los incendios registrados oficialmente. De esta manera, 154 municipios incluyeron ambos eventos, por tanto 85% del total de eventos detectados (836) fueron validados

como incendios forestales. De esta manera se estimó que el algoritmo tiene una confiabilidad de 85%.

Tabla 4. Matrices de confusión utilizadas para comparar los municipios con incendios registrados (IR) y sin estos (Sin-IR); así como los municipios con incendios detectados (ID) y sin estos (Sin-ID), durante las temporadas de incendios 1997 – 2000, en la región central de México.

Temporada de incendios 1997

Municipios	Municipios		Total
	IR	Sin-IR	
ID	12 _{(30)*}	5 _{(10)*}	17
Sin-ID	109	161	270
Total	121	166	287

$$\text{Precisión total} = 12+161/287 = 60\%$$

Temporada de incendios 1998

Municipios	Municipios		Total
	IR	Sin-IR	
ID	91 _{(619)*}	20 _{(111)*}	111
Sin-ID	65	111	176
Total	156	131	287

$$\text{Precisión total} = 91+111/287 = 70\%$$

Temporada de incendios 1999

Municipios	Municipios		Total
	IR	Sin-IR	
ID	27 _{(64)*}	6 _{(12)*}	33
Sin-ID	118	136	254
Total	145	142	287

$$\text{Precisión total} = 27+136/287 = 57\%$$

Temporada de incendios 2000

Municipios	Municipios		Total
	IR	Sin-IR	
ID	24 _{(123)*}	4 _{(20)*}	28
Sin-ID	130	129	259
Total	154	133	287

$$\text{Precisión total} = 24+129/287 = 53\%$$

* Representa el número incendios detectados.

En complemento se identificaron aquellos municipios con incendios detectados que no fueron registrados como tales. Debido a ello 15% (153) de los incendios detectados en 35 municipios, fueron considerados errores de comisión. En este caso se propone que a pesar de haber existido estos incendios, pudieron no haber sido incluidos en los reportes disponibles. Estos errores generalmente están asociados a diversas fallas de visualización; muchos incendios se localizan en lugares lejanos e inaccesibles, por lo tanto no pueden ser observados ni registrados por las brigadas que combaten el fuego. Ocasionalmente los incendios detectados pueden estar asociados con actividades industriales y erupciones volcánicas, las cuales pueden ocupar cerca del 1% de la superficie del píxel pero son suficientes para saturar el canal térmico T₃ AVHRR (Kaufman et al., 1990; Palacio-Prieto et al., 1999). Tal situación pudo identificarse en la refinería de PEMEX ubicada en el municipio de Tula de Allende, Hidalgo y en la zona industrial del municipio de Toluca, México, donde se observó un conglomerado de píxeles que fueron detectados de manera reiterativa en cada temporada de incendios. Otro caso similar se presentó en el municipio de Ecatzingo, México correspondiente al volcán Popocatepetl, el cual ha estado en actividad desde 1994, liberando energía a través de vapor de agua y gases, cuya temperatura puede ser suficiente alta para ser identificado por el algoritmo como un incendio. Finalmente, se identificaron aquellos municipios con incendios registrados que no incluyeron incendios detectados (errores de omisión). Esto sugiere que tales municipios no tuvieron incendios nocturnos.

Debido a la resolución espacial de las imágenes AVHRR-NOAA no se considera conveniente hacer comparaciones entre la superficie afectada por los incendios detectados y los incendios reportados, porque no siempre se quema el área cubierta por un píxel. En teoría, cada píxel de incendio AVHRR asume que dicho evento cubre una superficie aproximada de 100 ha (1.1 km × 1.1 km), lo cual puede sobrestimar la superficie afectada. En complemento, el mismo píxel puede contener muchos incendios pequeños que difícilmente pueden ser identificados por separados (Kennedy et al., 1994). No obstante se observó que existe cierta relación entre en

número de incendios detectados y la superficie afectada por los incendios registrados oficialmente (Tabla 2). Como resultado se obtuvo que existe una alta correlación ($R^2 = 0.99$) entre ambas variables. Tal relación sugiere que el número de incendios nocturnos está relacionado con la superficie afectada, lo cual permite corroborar que el número de incendios detectados en las imágenes nocturnas por medio del algoritmo contextual constituye una muestra representativa de estos eventos.

2.7 Conclusiones

El algoritmo contextual aplicado a las imágenes nocturnas AVHRR-NOAA resultó una técnica muy útil para detectar los incendios forestales en la región central de México durante las temporadas 1997 – 2000. La utilización exclusiva de las imágenes nocturnas solamente permitió que se detectara 10% del total de incendios en el mejor caso. Esto confirma que los fuegos nocturnos son menos frecuentes; sin embargo, el tiempo de duración generalmente es mayor a 24 horas, ocasionando mayor afectación a las superficies forestales. El uso de los SIG constituyó una herramienta de gran apoyo para localizar cada uno de estos eventos y relacionarlos con el tipo de vegetación y uso del suelo, así como otros factores ambientales (Capítulos 3, 4 y 5 de esta tesis). La precisión de los algoritmos fue estimada a través de un análisis comparativo usando los reportes de incendio municipales y matrices de confusión. Este procedimiento permitió validar el 85% (836) de los incendios detectados.

Los resultados son considerados satisfactorios; sin embargo, los incendios que no fueron validados por este proceso serán evaluados usando otras técnicas de percepción remota, tales como imágenes de alta resolución, fotos digitales y trabajo de campo. Consecuentemente, el número de incendios detectados se utilizó como una variable de respuesta para modelar la probabilidad de ocurrencia de incendios forestales antes de que inicie la temporada en la región central de México.

2.8 Referencias

- Aguirre-Gómez, R. 2002. *Los Mares Mexicanos a Través de la Percepción Remota. Métodos y Técnicas para el Estudio del Territorio*. Temas Selectos de Geografía de México. Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México. México, D.F. 83 p.
- Albini, F. A. 1993. Dynamics and modeling of vegetation fires: observations. En *Fire in the environment*. Editores P.J. Crutzen y J.G. Goldammer. Wiley. Londres. pp. 39-52.
- Álvarez, R., Gómez, G., Macías, L. y Salmerón, O. 1998. "The AVHRR receiving station at the Institute of Geography, UNAM, in Mexico". *Proc. 7th Annual Int. TeraScan Users Conf. Nat. Center Atmospheric Res.* 1998. Boulder, CO. SeaSpace Corp. San Diego, CA. pp. 17.
- Barrett, E.C. y Curtis, L.F. 1992. *Introduction to Environmental Remote Sensing*. 3^a Edición. Chapman & Hall. Londres. 426 p.
- Belward, A.S., Kennedy, P.J. y Grégoire, J.M. 1994. The limitations and potential of AVHRR GAC data for continental-scale fire studies. *International Journal of Remote Sensing* 15, 2215-2234.
- Boles, S. H. y Verbyla, D.L. 2000. Comparison of three AVHRR-Based Fire detection algorithms for interior Alaska. *Remote Sensing of Environment* 72, 1-16.
- Cabrera, A.L., Gómez-Rodríguez, G. y Álvarez, R. 1998. Método empleado en el monitoreo de incendios forestales mediante el procesamiento de imágenes AVHRR y modelos digitales de terreno en la zona centro de la República Mexicana. *Novena Reunión Nacional Selper-México*. Zacatecas, octubre 1998.

- China, J.D. 2001. Teledetección del Bosque. En *Ecología y Conservación de Bosques Neotropicales*. Compiladores M. Guariguata y G. Catan. Libro Universitario Regional. Cartago. pp. 625-646.
- Chuvienco, E. 2000. *Fundamentos de Teledetección Espacial*. 3ª Edición. Rialp. Madrid. 568 p.
- Chuvienco, E. y Martín, M.P. 1994. Global fire mapping and fire danger estimation using AVHRR images. *Photogrametric Engineering and Remote Sensing* 60, 563-570.
- Chuvienco, E., Salas, F.J., Carvacho, L. y Rodríguez-Silva, F. 1999. Integrated fire risk mapping. En *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Editor E. Chuvienco. Springer Verlag. Berlín. pp. 61-100.
- Coghlan, C. 2002. El Niño – causes, consequences and solutions. *Weather* 57, 209-215.
- CONAFOR. 2004. Reportes de incendios 2004. Comisión Nacional Forestal http://www.conafor.gob.mx/programas_nacionales_forestales/incendios/index.html
- Congalton, R.G y Green, K. 1999. *Assesing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Lewis Publishers. Londres. 137 p.
- Cracknell, A.P. 1997. *The Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR)*. Taylor & Francis. Londres. 535 p.
- ESRI Inc. 1996. Unix Workstation Arc/Info, Versión 7.0.1 for Sun Solaris. Environment Systems Research Institute, Redland, California.
- Eva, H. y Flasse, S. 1996. Contextual and multi-threshold algorithms for regional active fire detection with AVHRR data. *Remote Sensing Reviews* 14, 333-351.
- Flasse, S.P. y Ceccato, P. 1996. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing* 17, 419-424.

- Fuller, D.O. 2000. Satellite remote sensing of biomass burning with optical and thermal sensors. *Progress in Physical Geography* 24, 543-561.
- Galindo, I., López, P. y Evangelista, M. 2003. Real-time AVHRR forest fire detection in México (1998-2000). *International Journal of Remote Sensing* 24, 9-22.
- García, E. 1981. *Apuntes de Climatología*. Universidad Nacional Autónoma de México. México, D.F. 155 p.
- García, E. 1996. *Carta de Climas de la República Mexicana*. Escala 1:1,000,000. CONABIO. México, D.F.
- INEGI. 2000. Modelo Digital del Terreno. Escala 1:250000. *Cartas Ciudad de México, Morelia, Cuernavaca y Chilpancingo*. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. Aguascalientes.
- Jensen, J.R. 1995. *Introductory Digital Image Processing*. Prentice Hall. Englewood Cliffs, Nueva Jersey. 316 p.
- Justice, C.O., Kendall, J.D., Dowty, P.R. y Sholes, R. J. 1996. Satellite remote sensing of fires during the SAFARI campaign using NOAA-AVHRR data. *Journal of Geophysical Research* 101, 23851 – 23863.
- Justice, C.O., Malingreau, J.P. y Setzer, A.W. 1993. Satellite remote sensing of fires: potencial and limitations. En *Fire in the Environment: The Ecological, Atmospheric, and Climatic Importance of Vegetation Fires*. Editores J.P. Crutzen y J.G. Goldammer. John Wiley & Sons. Nueva York. pp. 233 – 244.
- Kasischke, E.S. y French, N.H.F. 1995. Locating and estimating the areal extent of wildfires in Alaska boreal forest using multiple-season AVHRR NDVI composite data. *Remote Sensing of Environment* 51, 263-275.
- Kasischke, E.S., French, N.H.F, Harrel, P., Christensen, N.L., Utsin, S.L. y Barry, D. 1993. Monitoring of wildland in boreal forest using large area AVHRR-NDVI composite image data. *Remote Sensing of Environment* 45, 61-71.

- Kaufman, Y., Setzer, A., Justice, C., Tucker, C.J. y Fung, I. 1990. Remote sensing of biomass burning in the tropics. En *Fires in Tropical Biota*. Editor J.G. Goldammer. Springer-Verlang. Berlín. pp. 371-399.
- Kennedy, P.J., Belward, A.D. y Gregoire, J-M. 1994. An improved approach to fire monitoring in West Africa using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 15, 2235-2255.
- Langaas, S. 1992. Temporal and spatial distribution of savanna fire in Senegal and the Gambia, West Africa, 1989-90, derived from multi-temporal AVHRR night images. *International Journal of Wildland Fire* 2, 21-36.
- Lauritson, L. y Nelson, G. 1979. *Techniques for Data Extraction and Calibration of TIROS-N/NOAA Series Satellite Radiometers*. NOAA-NESS Publication # 107, July, Washington, D.C.
- Lillesand, T.M. y Kiefer, R.W. 1979. *Remote Sensing and Image interpretation*. John Wiley & Sons. Nueva York. 612 p.
- Malingreau, J.P. y Grégoire, J.M. 1996. Developing a global vegetation fire monitoring system for global change studies: a framework. En *Biomass burning and global change*. Editor J.S. Levine. MIT Press. Cambridge. pp. 14-24.
- Martín, P.M., Ceccato, P., Flasse, S. y Downey, I. 1999. Fire detection and fire growth monitoring using satellite data. En *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Editor E. Chuvieco. Springer Verlag. Berlín. pp. 101-121.
- Matías-Ramírez, L.G. 1998. Algunos efectos de la precipitación del huracán Paulina en Acapulco, Guerrero. *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 37, 7-19.
- Matson, M. y Holben, B. 1987. Satellite detection of tropical burning in Brazil. *International Journal of Remote Sensing* 8, 509-516.

- Palacio-Prieto, J.L., Luna-González, L., Macías-Morales, L. 1999. Detección de incendios en México utilizando imágenes AVHRR (temporada 1998). *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 38, 7-14.
- Robinson, J.M. 1991. Fire from space: global fire evaluation using infrared remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* 12, 3-24.
- Rodríguez-Trejo, D.A. 1996. *Incendios Forestales*. Universidad Autónoma Chapingo-Mundi Prensa. México, D.F. 630 pp.
- Sellers, W.D. 1965. *Physical Climatology*. University of Chicago, Chicago. 272 p.
- SEMARNAP. 1998. Los Incendios Forestales de México: 1998. Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca. México, D.F. 36 p.
- SEMARNAT. 2000. Municipios con Incendios 1995 – 2000. Documento interno inédito. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, México, D.F.
- SEMARNAT. 2001. Inventario Nacional Forestal. Escala 1:250000. *Cartas Ciudad de México, Morelia, Cuernavaca y Chilpancingo*. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, México, D.F.
- Setzer, A.W. y Malingreau, J.P. 1996. AVHRR monitoring of vegetation fires in the tropics: towards a global product. En *Biomass burning and global change*. Editor J.S. Levine. MIT Press. Cambridge. pp. 48-81.
- Setzer, A.W. y Pereira, M.C. 1991. Amazonia biomass burning in 1987 and an estimate on their tropospheric emissions. *Ambio* 20, 19-20.

3. VARIABILIDAD ESTACIONAL DEL NDVI COMO UN INDICADOR DEL RIESGO DE INCENDIO FORESTAL

3.1 Introducción

El índice de vegetación NDVI (Normal Difference Vegetation Index) derivado del sensor Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) de los satélites de la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) es un parámetro que permite conocer las características de la vegetación relacionadas con la biomasa foliar, la actividad fotosintética y el contenido de agua del dosel forestal (Reed et al., 1994). Por más de tres décadas las imágenes AVHRR-NOAA se han considerado las más adecuadas, debido a su frecuencia de captación diaria con dos satélites (cada 6 horas), a su resolución espacial (1.1 km) y cinco canales espectrales, uno en el visible y cuatro en diferentes regiones del infrarrojo, logrando con ello monitorear la vegetación a escala regional y global. (e.g. Justice et al., 1985; Ehrlich y Estes; 1994; Lee et al., 2002).

La construcción de las series de tiempo del NDVI generadas a partir de las imágenes AVHRR-NOAA (en adelante NDVI-AVHRR) ha permitido evaluar la dinámica estacional de la vegetación, logrando revelar los patrones fenológicos de varias comunidades vegetales, entre los que destacan los pastizales, los matorrales y los bosques estacionales templados y tropicales (Batista et al., 1997). A escala global, las series de tiempo NDVI-AVHRR muestran que el comportamiento fenológico guarda una estrecha relación con las variaciones estacionales de temperatura y precipitación, además de la ubicación geográfica (Lee et al., 2002). Asimismo, ha sido posible relacionar la variabilidad del NDVI con las distintas fases fenológicas. El intervalo de variación del NDVI queda comprendido entre -1 y 1 ; donde la vegetación siempre

registra valores positivos según la estructura, fisonomía y densidad del tipo de vegetación (Reed et al., 1994). En la época lluviosa el NDVI registra los valores más altos, entre 0.5 y 0.8, debido al desarrollo y la producción de la biomasa foliar de cada tipo de vegetación; mientras que en el periodo de sequía el NDVI presenta valores bajos, alrededor de 0.2 y 0.3, que representan la senescencia y caída del follaje (Birky, 2001; Li et al., 2002).

La fenología de la vegetación también responde a eventos climáticos de gran magnitud y que son menos frecuentes, como las sequías ocasionadas en algunas regiones por el fenómeno de El Niño-Oscilación del Sur (ENOS). Estas intensas sequías ocasionan varios problemas de estrés hídrico que repercuten en una disminución aún mayor de los umbrales mínimos del NDVI (Batista et al., 1997; Li y Kafatos, 2000). En las últimas décadas, la presencia de los fenómenos ENOS ha favorecido el incremento de incendios forestales de gran magnitud. Debido a la capacidad que tiene el NDVI para detectar los efectos de la sequía en relación al comportamiento fenológico, se le considera como un indicador importante para evaluar el riesgo de incendios (López et al., 1991; Chuvieco y Martín, 1994).

Las evaluaciones de riesgo de incendios se basan primordialmente en el descenso de los valores del NDVI durante la estación de sequía, cuando la vegetación es más susceptible a incendiarse (Illera et al., 1996). Las relaciones estadísticas entre los valores de NDVI y la frecuencia de incendios han sido confirmadas en varios trabajos efectuados particularmente en los matorrales mediterráneos, los cuales confirmaron que la disminución del NDVI incrementa la probabilidad de ocurrencia de incendio durante los meses de verano que son muy cálidos y secos (González-Alonso et al., 1997; Maselli et al., 2003).

En México existen muy pocos estudios sobre la variabilidad estacional del NDVI en la cobertura forestal y los reportados en la literatura se enfocan particularmente a las áreas agrícolas (Watts y Saiz-Hernández 1996; Granados-Ramírez, 1998). Por consiguiente, el objetivo de este capítulo fue analizar la variabilidad estacional del bosque templado, el bosque tropical caducifolio, el matorral y el pastizal de la región central de México, a través de series de tiempo NDVI-AVHRR para el periodo noviembre 1996 – abril 2000. La información generada fue comparada con los registros de precipitación y los incendios forestales del periodo en estudio para evaluar su uso potencial como indicador del riesgo de incendios.

3.2 Comportamiento fenológico de la vegetación a través de la percepción remota

A partir de mediciones radiométricas realizadas en condiciones de laboratorio se han obtenido las curvas espectrales típicas para las principales cubiertas: suelo, agua, vegetación y nieve (Figura 1). Como puede observarse, algunas tienden a presentar una respuesta relativamente uniforme en distintas longitudes de onda, mientras que otras presentan variaciones mucho más selectivas. La nieve presenta una reflectancia alta, pues refleja la mayor parte de la energía incidente a distintas longitudes de onda. Por el contrario, el agua absorbe la mayor parte de la energía que recibe y por tanto la reflectancia es baja a distintas longitudes de onda (Chuvieco, 2000). La vegetación presenta un comportamiento espectral muy particular, que está determinado en gran parte por el estado fenológico de las hojas que forman el dosel, su contenido de humedad y densidad de cobertura. Estas características son detalladas a continuación y en la Figura 2 (Steffen et al., 1996; Chuvieco, 2000).

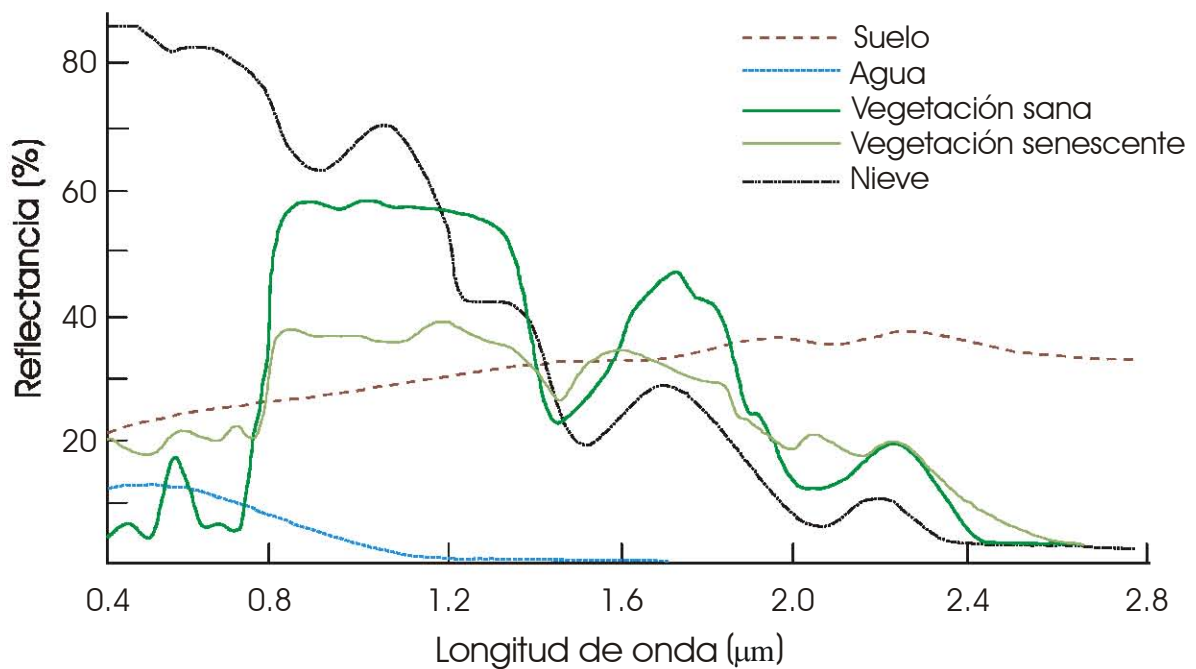


Figura 1. Curvas espectrales típicas para diferentes objetos

La Figura 2 muestra el comportamiento espectral de la vegetación cuando se encuentra en estado óptimo de crecimiento y sin problemas de estrés, es decir, que está vigorosa y sana. La característica más sobresaliente es que su reflectancia es baja en la región del visible (0.4 a 0.7 μm), con un máximo relativo en la porción verde del espectro (0.55 μm). Por el contrario, en el infrarrojo cercano (0.7 a 1.3 μm) ésta presenta una reflectancia elevada, la cual se reduce en el infrarrojo medio (1.3 a 2.6 μm). La baja reflectancia en el espectro visible se debe a la absorción de los pigmentos fotosintéticos que se encuentran en los cloroplastos: clorofilas, xantofilas y carotenos. Todos los pigmentos absorben en la región del azul (0.4 a 0.5 μm); sin embargo las clorofilas presentan un segundo intervalo de absorción en el rojo (0.6 a 0.7 μm). Entre la región del azul y el rojo se encuentra la región del verde (0.5 a 0.6 μm) donde los pigmentos reflejan la energía, ocasionando un pico relativo que le da el color

característico a la vegetación. La elevada reflectancia en la región del infrarrojo cercano se debe a la estructura del mesófilo (el tejido interno de la hoja), que difunde y dispersa la energía, mientras que las variaciones en la región del infrarrojo medio son resultado del efecto absorbente del agua (Chuvienco, 2000).

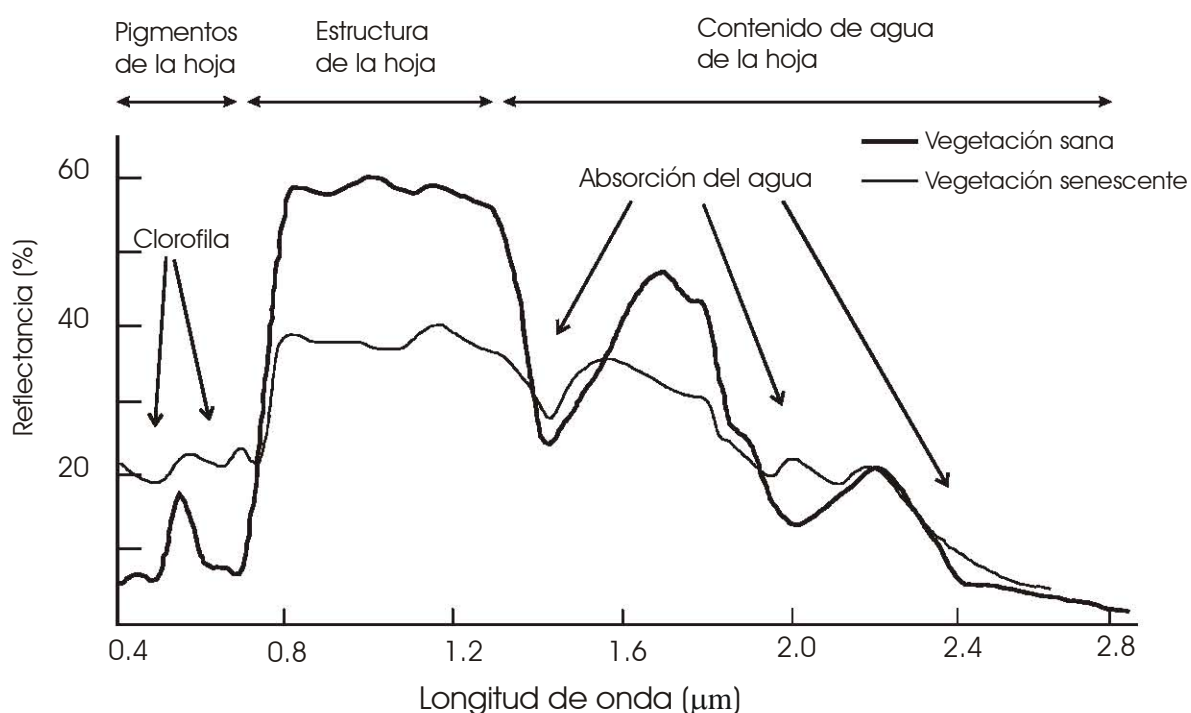


Figura 2. Comportamiento espectral de la vegetación sana y senescente.

El comportamiento espectral de la vegetación varía en función de los cambios fenológicos del follaje. Esto permite distinguir dos comportamientos: uno en la fase de crecimiento (desarrollo óptimo o vigoroso) y otro en la fase de senescencia (vegetación seca; Figura 2). Durante el periodo de crecimiento, la concentración de clorofila aumenta rápidamente, al igual que los espacios intercelulares del mesófilo y el contenido de agua, provocando una menor reflectancia en la región del visible y mayor

en la porción del infrarrojo. Por el contrario, en las etapas de senescencia y caída del follaje, la actividad fotosintética disminuye y el agua se pierde poco a poco, ocasionando que la reflectancia aumente en las regiones del azul y el rojo tanto como en la del verde, y disminuya en la del infrarrojo, lo que explica su color amarillento (verde + rojo) y una curva más homogénea (Steffen et al., 1996; Chuvieco, 2000). Las propiedades estructurales y fisiológicas de las hojas, tales como su forma, tamaño, grosor, contenido de pigmentos fotosintéticos y de agua, juegan un papel importante en el comportamiento espectral de la vegetación. Por ejemplo, las hojas finas reflejan más energía que las hojas gruesas; las hojas aciculares (en forma de aguja) reflejan poca energía y las plantas de tallo suculento reflejan mucha (Steffen et al., 1996).

Debido a que la mayor parte de la información espectral de la vegetación se ubica en las regiones del rojo y del infrarrojo cercano (contenido de clorofila y de agua foliar) se generó un parámetro denominado índice de vegetación que combina la información de ambas regiones, logrando minimizar la influencia del suelo y las nubes, obteniendo un valor integrado que facilita la interpretación del estado de la vegetación. Pearson y Miller propusieron el primer índice de vegetación en 1972, el cual es denominado Ratio Vegetation Index (RVI) a partir del cociente entre la banda del infrarrojo cercano y del rojo. En 1974, Rouse et al. formularon el Normal Difference Vegetation Index (NDVI), conocido comúnmente como índice de vegetación normalizado (Gilbert et al., 1997). La obtención sistemática del NDVI ha permitido conocer, analizar y comparar los cambios fenológicos de cada tipo de vegetación con relación a las variaciones estacionales de temperatura y precipitación (Justice et al., 1985), incluyendo las ocasionadas por fenómenos meteorológicos relevantes como el ENOS (Batista et al., 1997). Además, la variabilidad del NDVI durante la estación de sequía ha sido un factor preponderante para apoyar las investigaciones sobre riesgo de incendio (Leblon et al., 2001), el cual es el tema central de este trabajo.

3.3 El índice de vegetación NDVI

El índice de vegetación NDVI es un parámetro que se obtiene a partir de los valores de reflectancia de las bandas espectrales del rojo (R) y el infrarrojo cercano (IR) de cualquier sensor satelital, cuyo intervalo de variación, al estar normalizado, queda comprendido entre -1 y $+1$:

$$\text{NDVI} = (\text{IR} - \text{R} / \text{IR} + \text{R}) \quad [3.1]$$

Las áreas con vegetación presentan valores positivos de NDVI, mientras que las nubes, los cuerpos de agua y la nieve tienden a registrar valores negativos. Las rocas y el suelo desnudo presentan valores cercanos a cero. A manera de ilustración se pueden utilizar los valores de reflectancia que aparecen en la Figura 1, y calcular el NDVI para diferentes coberturas: vegetación sana: $50 - 7 / 50 + 7 = 0.75$, vegetación seca o senescente: $30 - 12 / 30 + 12 = 0.43$ y suelo sin vegetación: $19 - 16 / 16 + 19 = 0.08$, nubes: $70 - 85 / 70 + 85 = -0.9$. De esta manera se observa que a mayor diferencia entre la respuesta espectral entre IR y R, el valor de NDVI tiende a valores positivos. Tales diferencias facilitan notablemente la interpretación de diferentes cubiertas. Por ejemplo, se ha señalado como umbral crítico (valor mínimo) para cubiertas vegetales un valor de NDVI en torno a 0.1 y para la vegetación densa de 0.5 (Holben, 1986). Si bien existen otros índices de vegetación, el NDVI ha sido, por mucho, el más utilizado en las últimas décadas (Gilabert et al., 1997).

Cuando las interferencias atmosféricas son muy fuertes (nubes, vapor de agua, aerosoles, ángulo solar, etcétera) el NDVI registra valores muy bajos (Holben, 1986). Para evitar dichos efectos se ha sugerido construir “compuestos temporales” de NDVI, los cuales agrupan una serie de imágenes y seleccionan todos los píxeles que hayan alcanzado el máximo valor durante el periodo determinado (días, semanas, etc.). El resultado de este procedimiento es una imagen con presencia mínima de nubes; su repetición sistemática genera una secuencia de compuestos denominada “serie de

tiempo”, que facilitan el análisis multitemporal de las imágenes. Las series de más de un año permiten conocer el comportamiento fenológico estacional e interanual (Holben, 1986).

La interpretación de las series de tiempo del NDVI puede ser cualitativa o por medio de la construcción de gráficas que muestran el comportamiento del NDVI a través del tiempo. La evaluación cualitativa se basa en las diferencias de color. Los colores brillantes están asociados a una mayor actividad fotosintética y biomasa foliar (fase de crecimiento y madurez), en tanto que los oscuros están relacionados con una baja actividad fotosintética y menor densidad foliar (fase de senescencia y caída del follaje). Las gráficas del NDVI, como se muestra en la Figura 3, facilitan el análisis cuantitativo de los cambios fenológicos en valores de NDVI o tiempos, permitiendo obtener varios parámetros: el inicio de la etapa de crecimiento (emergencia de brotes foliares), las tasas de crecimiento y senescencia, los picos de producción máxima y mínima, y la duración de la etapa de crecimiento, entre otros. La pendiente positiva de la curva, es decir, su fase ascendente, está relacionada con la fase de crecimiento y producción de biomasa, mientras que la pendiente negativa o descendente representa las fases de maduración, senescencia y caída del follaje (Reed et al., 1997).

La construcción de las series de tiempo NDVI-AVHRR ha revelado los patrones fenológicos de varias comunidades vegetales. Es interesante que, en general, éstos muestran una coherencia espacial y temporal con las observaciones fenológicas clásicas (Williams-Linera y Meave, 2001). A escala global, las series de tiempo NDVI-AVHRR muestran que el comportamiento fenológico guarda una estrecha relación con las variaciones estacionales de temperatura y precipitación, dependiendo de su ubicación geográfica (Justice et al., 1985). En las regiones tropicales del hemisferio norte, donde se ubica México, la fase de crecimiento se inicia de marzo a mayo (Spanner et al., 1990), mientras que en el hemisferio sur, comienza al final del año, justo al inicio de la primavera austral (Batista et al., 1997). En el región del Mediterráneo (sur de España y norte de África), la fase de crecimiento se inicia en el

otoño (septiembre) y se extiende hasta la primavera, cuando se alcanza el máximo desarrollo foliar (Moulin et al., 1997). A escala regional, las series de tiempo NDVI-AVHRR han logrado describir y caracterizar el patrón fenológico de varios tipos de comunidades, entre los que destacan los pastizales, los matorrales y los bosques estacionales templados y tropicales. A escala local, los estudios fenológicos han mostrado que la exposición de las laderas norte (más húmedas) o sur (más secas) y la latitud son factores importantes que influyen en la duración del ciclo fenológico (Duchemin et al., 1999).

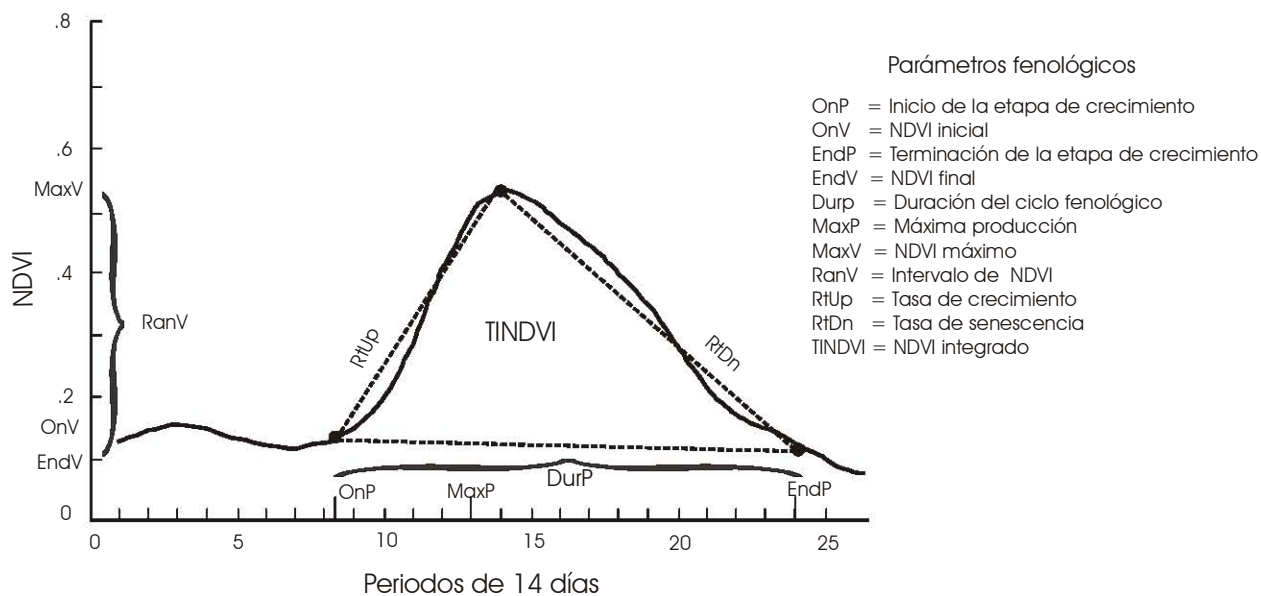


Figura 3. Parámetros fenológicos derivados de las series de tiempo de NDVI. Tomado de Reed et al., 1994

3.4 Área en estudio

El área de estudio, localizada en la región central de México, por su ubicación geográfica y amplio intervalo de elevaciones (Capítulo 2 de esta tesis), favorecen el

establecimiento de diversos tipos de vegetación con características fenológicas particulares, incluyendo el bosque templado, el pastizales, el matorrales y el bosque tropical caducifolio (Rzedowski, 1986). Tomando como base el Inventario Nacional Forestal 2000 se identificó que los diferentes tipos de vegetación mencionados cubren 45% del área en estudio. En la superficie restante se agrupan las áreas agrícolas (50.2%), las de uso urbano y sin vegetación (4.3%) y los cuerpos de agua (0.5%) (SEMARNAT, 2001) (Figura 4). El bosque templado cubre 22% de la superficie y se distribuye entre 1200 y 3600 m de altitud, es una comunidad perennifolia con un estrato arbóreo dominado por diversas coníferas como *Abies religiosa*, *Cupressus lindleyi*, *Pinus sp.* y *Quercus sp.* En los bosques templados es común que cada año se presenten incendios forestales, generalmente inducidos por las actividades agropecuarias. El pastizal representa el 12% del área en estudio y se distribuye en una altitud promedio de 2400 m, es una comunidad con un estrato herbáceo donde las gramíneas juegan un papel preponderante, por ejemplo: *Bouteloua sp.*, *Muhlenbergia sp.*, *Buchloë dactyloides*, entre otras. Los incendios en el pastizal constituyen un fenómeno muy generalizado y característico, ya que son propiciados por el pastoreo. El matorral representa sólo el 1.6% y se distribuye generalmente entre 2170 y 2470 m de altitud, es una comunidad con elementos espinosos, rosetófilos y micrófilos, donde se encuentra *Opuntia sp.*, *Mimosa biuncifera* y *Acacia farnesiana*, entre otras. El fuego no es un factor ecológico de esta comunidad ni tampoco es frecuente. El bosque tropical caducifolio cubre 9.5% de la superficie y se distribuye en altitudes inferiores a 1400 m, esta comunidad se caracteriza por incluir elementos arbóreos que pierden el follaje durante la estación de sequía, la cual incluye como representantes *Bursera sp.*, *Pseudosmodium perniciosum*, *Pithecellobium dulce*, *Carica mexicana* y *Acacia sp.* En esta comunidad se desarrollan numerosas actividades agropecuarias que recurren comúnmente a las quemadas para favorecer el rebrote de algunos pastos o como parte de las actividades de desmonte de vegetación (Rzedowski, 1986; Rodríguez-Trejo, 1996).

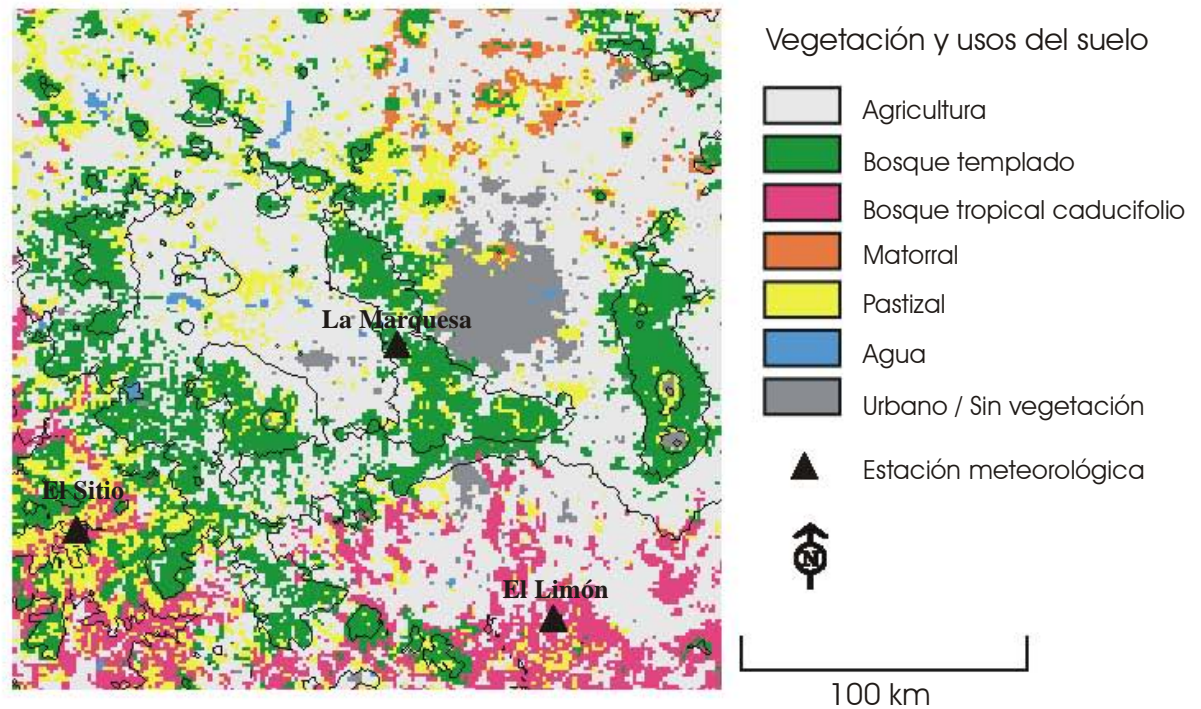


Figura 4. Vegetación y usos del suelo del área en estudio. Las líneas continuas representan las curvas de nivel en intervalos de 1000 m.

3.5 Metodología

3.5.1 Registro de imágenes AVHRR- NOAA 14

Las imágenes diurnas AVHRR-NOAA 14 (3:00 a 5:00 PM hora local), del periodo noviembre 1996 – abril 2000, fueron captadas en la estación receptora TeraScan del Laboratorio de SIG y Percepción Remota del Instituto de Geografía de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) (Álvarez et al., 1998). Éstas se sometieron a procesos de corrección atmosférica, radiométrica y geométrica utilizando los programas de extracción, calibración y navegación disponibles en la propia estación TeraScan.

La corrección radiométrica de los canales 1 (0.58 – 0.68 μm) y 2 (0.72 – 1.10 μm) consistió en convertir los valores digitales de cada píxel a valores de reflectancia.

Para el caso de los canales 3, 4 y 5, los valores digitales fueron convertidos a temperatura de brillo (energía radiante o temperatura radiante) en grados Celsius. Para ello se utilizaron los parámetros de calibración del satélite y un modelo de corrección atmosférica, los cuales están incluidos en el programa de extracción y calibración de imágenes del sistema TeraScan (Lauritson y Nelson, 1979). La corrección geométrica se realizó con el programa de navegación del sistema TeraScan. La descripción detallada de este proceso se encuentra en el Capítulo 2 de esta tesis. Para la obtención del NDVI sólo se utilizaron los canales 1 y 2; los canales térmicos se emplearon posteriormente para obtener la temperatura de la superficie terrestre, cuyo análisis se describe en el Capítulo 4 de esta tesis.

3.5.2 Compuestos mensuales de NDVI

El siguiente paso consistió en calcular el NDVI a partir de los valores de reflectancia de las bandas espectrales del rojo ($R = 0.58 - 0.68 \mu\text{m}$) y el infrarrojo cercano ($IR = 0.72 - 1.10 \mu\text{m}$), cuyo intervalo de variación, al estar normalizado, queda comprendido entre -1 y $+1$. El producto obtenido fue escalado para obtener valores positivos en un intervalo de 0 a 255, el cual es equivalente a imágenes de 8 bits. Esto se logró sumando 1 al valor de NDVI original (lo que garantiza que siempre se obtengan valores positivos) y multiplicando por una constante de 127, que representa el "0" del intervalo original:

$$\text{NDVI} = [(IR - R / IR + R) + 1] * 127 \quad [3.2]$$

Antes de construir los compuestos, a cada imagen NDVI se sobrepuso una máscara de nubes, construida mediante el algoritmo de Saunders y Kriebel (1988). Los compuestos se generaron seleccionando el máximo valor de NDVI durante 10 días (Holben, 1986), a partir de las cuales se construyeron los compuestos mensuales. Las imágenes resultantes se sobrepusieron al mapa de vegetación y uso del suelo y se

obtuvo el valor promedio de NDVI para cada una de las clases de vegetación. Con dichos valores se construyeron las gráficas de evolución temporal de NDVI. El mapa de vegetación y uso del suelo se construyó tomando como base el Inventario Nacional Forestal 2000 (SEMARNAT 2001). Las numerosas unidades manejadas en el inventario se agruparon en siete clases: bosque templado, bosque tropical caducifolio, matorrales, pastizal, áreas agrícolas, uso urbano o sin vegetación y cuerpos de agua. El análisis multitemporal del NDVI se concentró solamente en las clases de vegetación.

3.5.3 Variabilidad del NDVI y precipitación

La variabilidad mensual del NDVI se comparó con la precipitación mensual registrada en tres estaciones meteorológica de la Comisión Nacional del Agua (CNA). Debido a que el NDVI y la precipitación mensual no siguen una distribución normal, se utilizó un método no paramétrico para calcular los coeficientes de correlación de Spearman (Li et al., 2002). Generalmente, hay un periodo de retraso entre las precipitaciones y la respuesta de la vegetación a tales eventos. El intervalo de tiempo entre una lluvia y el lapso en que ésta es aprovechada por la vegetación, puede variar de una a doce semanas dependiendo del tipo de vegetación y del suelo. Debido a ello, el NDVI sigue una tendencia desfasada con relación a la precipitación (Nicholson y Farrar 1994; Eklundh, 1998). Para cuantificar el intervalo de retraso y evaluar la relación entre ambas variables se empleó la función de correlación cruzada. Esta función estima la correlación existente entre una serie temporal en un tiempo “ t ” y una segunda serie en un momento “ t + k ” como función del retardo o tiempo diferencial “ k ”. La correlación cruzada es particularmente útil para identificar si dos series temporales están correlacionadas entre si, y en caso de estarlo, para determinar si una de ellas conduce a la otra (Bisquerra, 1989). La precipitación fue seleccionada como la primera serie temporal; en tanto que el NDVI fue designado como la segunda serie. El coeficiente de correlación de Spearman se calculó aplicando 0, 1 y 2 meses de retraso para la segunda

serie. El valor máximo fue seleccionado como el coeficiente de correlación de cada estación.

Las estaciones meteorológicas fueron seleccionadas considerando el comportamiento estacional del NDVI de los tipos de vegetación del área en estudio. La estación La Marquesa se eligió como ejemplo del bosque templado, esta se ubica en el estado de México, a 2989 m de altitud. La estación El Limón, fue seleccionada para el bosque tropical caducifolio, esta se ubica en el estado de Morelos, a 1400 m de altitud. La estación El Sitio se eligió para estudiar el pastizal, esta se ubica en el estado de México, a 1090 m de altitud (Figura 4). Así, los coeficiente de correlación de Spearman se calcularon entre la precipitación y el NDVI mensual para el periodo noviembre 1997 – abril 2000.

3.5.4 Potencialidad del NDVI como un indicador de riesgo de incendio

Las series temporales de NDVI han constituido un gran apoyo para estudiar el riesgo de incendio. De manera general, se ha observado que a mayor disminución del NDVI durante el periodo de sequía, mayor ocurrencia de incendios; por ello, la disminución acumulada del NDVI al final de la estación seca se ha utilizado para predecir el riesgo de incendio día tras día (González-Alonso et al., 1997; Maselli et al., 2003). No obstante, este procedimiento resultó improcedente para evaluar el riesgo de incendio antes del inicio de cada temporada, motivo por el cual se analizó la posibilidad de crear un indicador con base en la tendencia que sigue el NDVI desde el inicio de la estación de sequía (noviembre) hasta antes de la temporada de incendios (febrero). Tal periodo incluye información sobre la biomasa foliar desarrollada en la época lluviosa preliminar, la manera en que pierde humedad en los primeros meses de sequía y cómo parte del material vegetal se transforma en combustible. Debido a ello, la variabilidad del NDVI registrada entre noviembre y febrero se tomó como base para definir un

indicador que permitiera predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios en México antes del inicio de cada temporada.

Para evaluar la potencialidad del NDVI como indicador de riesgo de incendio se desarrollaron dos propuestas que fueron evaluadas tomando como referencia los incendios detectados durante marzo a mayo. Los incendios se detectaron en las imágenes nocturnas AVHRR-NOAA 14 aplicando el algoritmo contextual desarrollado por Cabrera et al. 1998, el cual se basó en el propuesto por Flasse y Ceccato (1996). El procedimiento detallado se describió en el Capítulo 2 de esta tesis. En la primer propuesta se consideró la tendencia de cambio que sigue el NDVI de noviembre a febrero (1996 – 2000), para cada incendio detectado durante marzo a mayo (1997 – 2000), la cual se definió como la diferencia entre el valor máximo ($NDVI_{max}$) y mínimo ($NDVI_{min}$) del NDVI registrados de noviembre a febrero, píxel por píxel: $\Delta NDVI_{nov-feb} = NDVI_{max} - NDVI_{min}$. La segunda propuesta consistió en comparar el máximo valor de NDVI registrado en febrero con los incendios detectados.

3.6 Resultados

3.6.1 Variabilidad estacional del NDVI

El NDVI siguió dos tendencias bien definidas, una en la época seca (Figura 5a) y otra en la lluviosa (Figura 5b), las cuales se relacionan con las características estacionales y fenológicas de las comunidades vegetales del área en estudio. En la Figura 5a, siguiendo una secuencia de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha, se observa que el NDVI siguió una tendencia decreciente desde el inicio de la época seca (noviembre) hasta el final de ésta (abril); mientras que, en la época lluviosa siguió una tendencia creciente de mayo hasta agosto. A partir de septiembre la tendencia cambia a decreciente, continuándose con la siguiente época seca (Figura 5b).

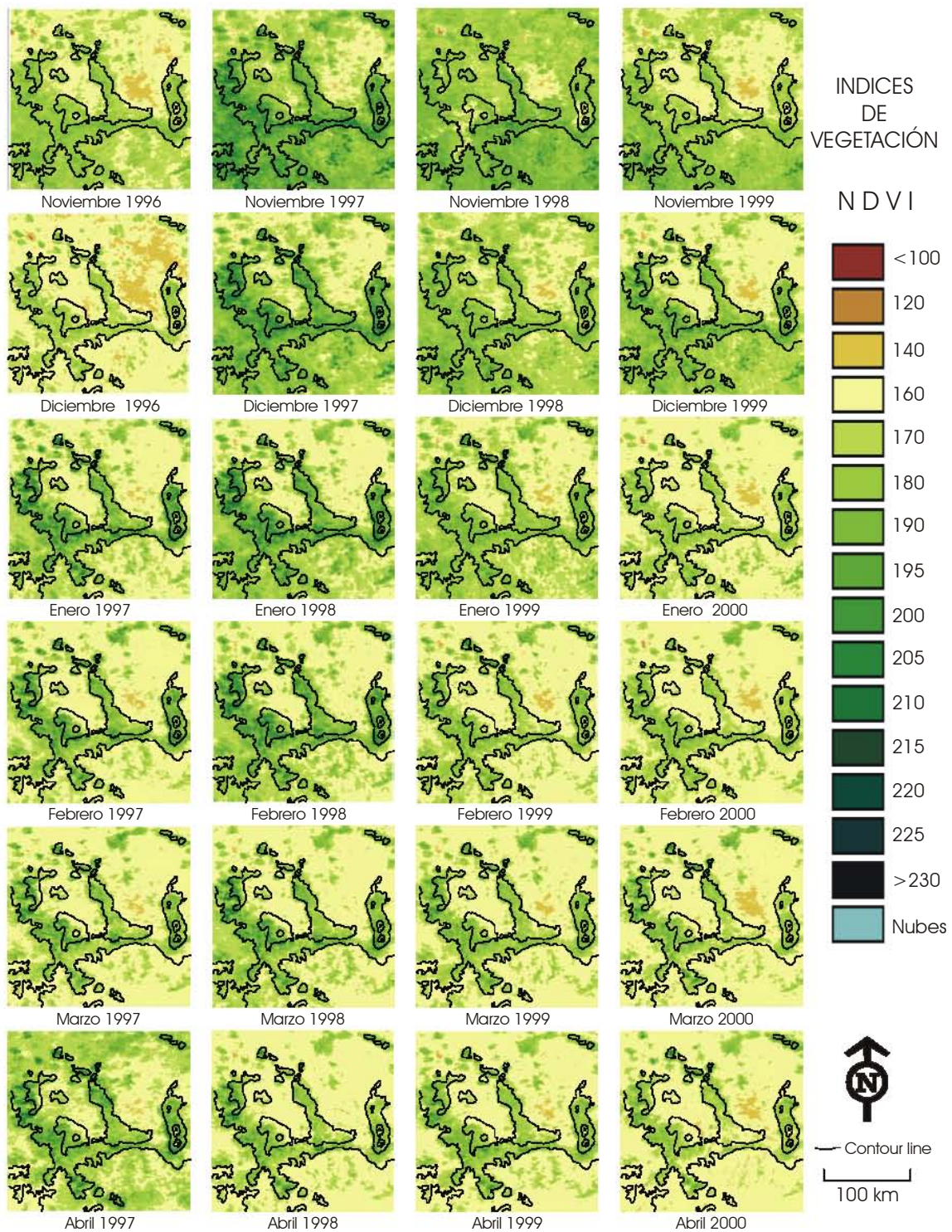


Figura 5a. Compuestos mensuales NDVI-AVHRR noviembre – abril en la región central de México. Épocas secas 1996 – 2000.

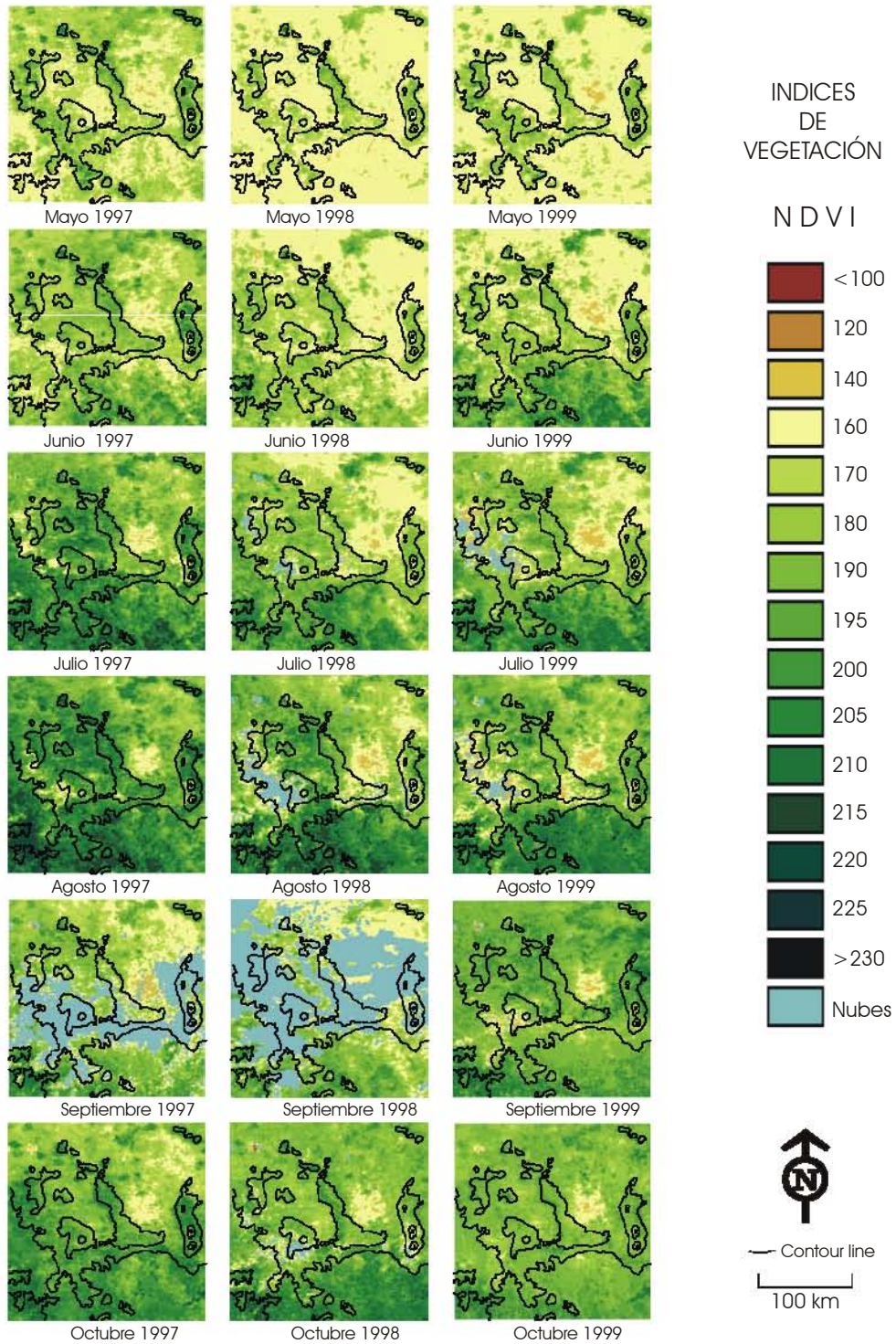


Figura 5b. Compuestos mensuales NDVI-AVHRR mayo - octubre en la región central de México. Épocas lluviosas 1996 – 2000.

Las curvas de evolución temporal de NDVI para cada tipo de vegetación muestran un patrón diferente que se relaciona con las características estacionales y fenológicas de las comunidades vegetales del área en estudio (Figura 6). De manera general, se observa que en la época seca el NDVI promedio varía entre 154 y 183; en tanto que, en la lluviosa se incrementa entre 167 y 193 (Tabla 1).

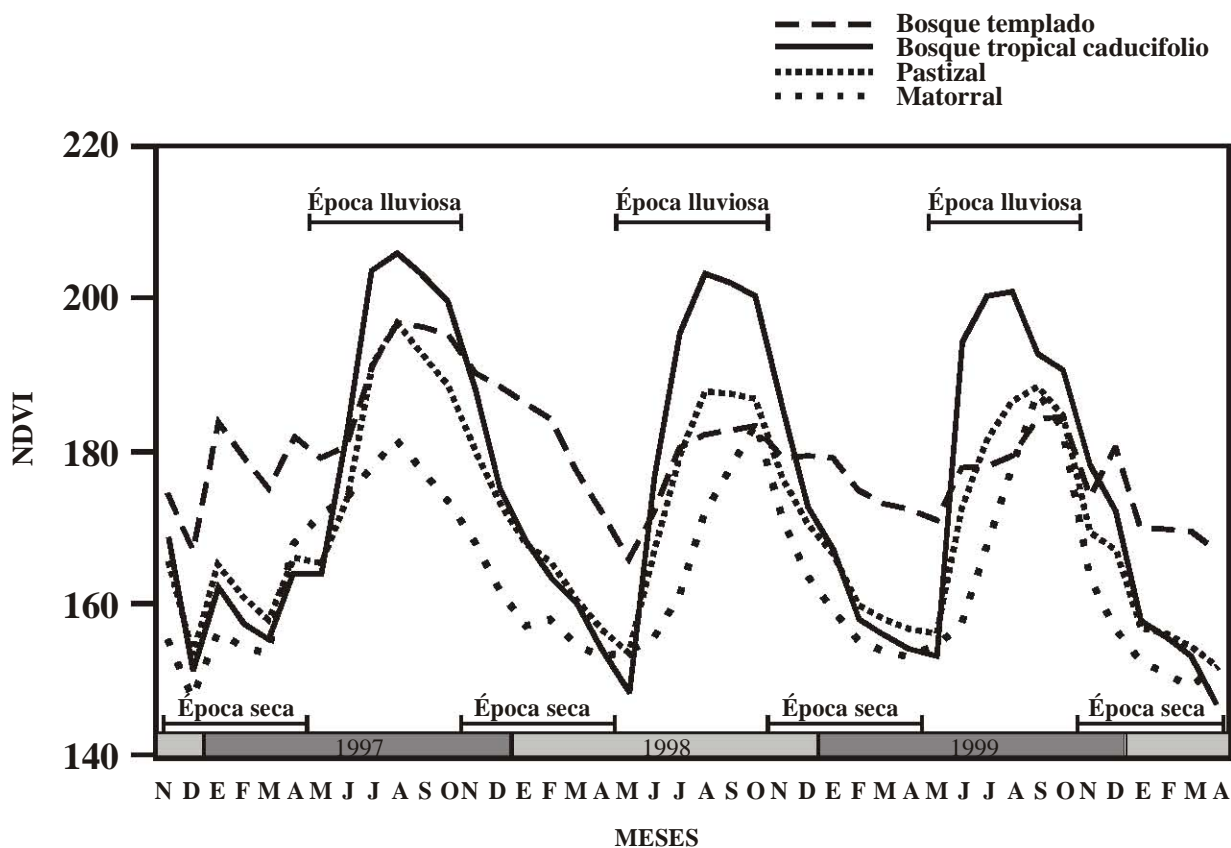


Figura 6. Tendencia del NDVI para cuatro tipos de vegetación del área en estudio

Tabla 1. NDVI promedio, mínimo y máximo por tipos de vegetación en las épocas secas y lluviosas del periodo 1996-2000

Tipo de vegetación	Época Seca		Época lluviosa		Intervalo anual					
	(nov 96 - abr 97)		(may 97- oct 97)		(nov 1996 – oct 1997)					
	Promedio	σ	Promedio	σ	Mín.	σ	fecha	Máx.	σ	fecha
Bt	177	6	190	8	167	9	dic 96	197	13	ago 97
Btr	160	6	193	17	151	7	dic 96	206	7	ago 97
M	156	7	176	4	147	7	dic 96	182	9	ago 97
Pz	161	5	185	12	153	9	dic 96	197	12	ago 97
	(nov 97 - abr 98)		(may 98 - oct 98)		(nov 1997 – oct 1998)					
	Promedio	σ	Promedio	σ	Mín.	σ	fecha	Máx.	σ	fecha
Bt	183	7	178	7	166	11	may 98	190	9	nov 97
Btr	168	12	188	22	149	4	may 98	203	10	ago 98
M	159	5	167	12	153	5	may 98	184	6	ago 98
Pz	167	8	177	14	153	7	may 98	188	16	ago 98
	(nov 98 - abr 99)		(may 99 - oct 99)		(nov 1998 – oct 1999)					
	Promedio	σ	Promedio	σ	Mín.	σ	fecha	Máx.	σ	fecha
Bt	176	3	179	5	171	11	may 99	184	13	sep 99
Btr	166	12	189	18	153	5	may 99	201	9	ago 99
M	159	7	171	14	153	6	abr 99	188	7	sep 99
Pz	164	8	178	12	156	8	may 99	188	10	sep 99
	(nov 99 - abr 00)		(may 00 - oct 00)		(nov 1999 – oct 2000)					
	Promedio	σ			Mín.	σ	fecha			
Bt	172	5			167	12	abr 00			
Btr	161	12			147	5	abr 00			
M	154	5			149	6	mar 00			
Pz	159	7			152	9	abr 00			
Bt = Bosque templado					Mín. = Mínimo					
Btr= Bosque tropical caducifolio					Máx = Máximo					
M = Matorra					σ = Desviación estándar					
Pz = Pastizal										

En la parte sur del área en estudio, en altitudes inferiores a 1800 m, dominan climas cálidos que favorecen el establecimiento del bosque tropical caducifolio y de pastizales, los cuales presentan un intervalo muy amplio de NDVI entre una estación

seca y la lluviosa, el cual varía entre 149 y 206 y guarda una estrecha relación con el incremento y la disminución de la superficie foliar de las diversas especies caducifolias que componen estas comunidades (Tabla 1 y Figura 6). Este resultado es el esperado y muestra semejanza con los reportados por Reed et al. (1994).

En el centro y norte, en altitudes superiores a los 1800 m, prevalecen climas semiáridos, templados y fríos, creando condiciones apropiadas para el establecimiento del matorral, del bosque templado y del pastizal. El matorral sigue un patrón fenológico estacional semejante al bosque tropical caducifolio y al pastizal, pero con un intervalo menor de NDVI entre 154 y 188 (Tabla 1 y Figura 6), el cual es característico de las comunidades xerófilas como ha sido descrito en otros estudios (Reed et al., 1994). Como resultado del análisis empírico se observó que el patrón fenológico del bosque templado registra un NDVI máximo en la estación lluviosa, entre 184 y 197, que desciende entre 171 y 167 durante los meses fríos y secos; esto que representa una disminución menor (< 30) en comparación con las comunidades caducifolias (> 30). Este patrón estacional es como se esperaba, el cual es característico de las comunidades perennifolias templadas, como ha sido descrito en otros trabajos (Spanner et al., 1990; Reed et al., 1994).

Durante la época lluviosa (mayo – octubre) de 1997, los umbrales máximos de NDVI alcanzaron los valores más altos en comparación con los registrados en las épocas respectivas de 1998 y 1999. Durante este año el bosque tropical caducifolio obtuvo el registro más alto con 206 unidades, siguiendo en este orden el pastizal con 197, el matorral con 182 y el bosque templado con 197 unidades de NDVI. Tales cambios fueron inducidos muy probablemente por los incrementos de temperatura ocasionados por el fenómeno ENOS 1997-1998 (Capítulo 4 de esta tesis), los cuales favorecieron un mayor desarrollo y crecimiento foliar, logrando rebasar los umbrales máximos del NDVI.

Después de la época lluviosa de 1997, continuó una intensa sequía donde el NDVI siguió una evolución decreciente que se prolongó hasta mayo de 1998, provocando que el NDVI excediera el umbral mínimo de 1997 (149 – 166) en todos los tipos de vegetación (Tabla 1 y Figura 6). Tal situación fue ocasionada por la fase final del ENOS 1997-1998, la cual favoreció el inicio y propagación de múltiples incendios forestales. La presencia de La Niña a principios de julio de 1998 contrarrestó los efectos del ENOS, logrando que los umbrales máximos y mínimos de NDVI cambiaran nuevamente (Tabla 1 y Figura 6). De esta manera se puede observar que la variabilidad interanual del NDVI puede ser un indicador importante para predecir la ocurrencia de incendios.

3.6.2 NDVI y precipitación

De manera preliminar se esperaba que el NDVI estuviera relacionado con la precipitación porque el agua es un factor crítico para el desarrollo, madurez y senescencia foliar. La lluvia también mantiene la humedad del suelo y la disponibilidad del agua para la vegetación. Los coeficientes de correlación de Spearman se calcularon para cada estación meteorológica. Los mejores coeficientes se obtuvieron considerando periodos de 12 meses (noviembre – octubre) con un mes de retardo en la serie temporal de NDVI (Tabla 2).

Tabla 2. Coeficientes de correlación de Spearman para la precipitación y el NDVI

Estación meteorológica	nov 96 – oct 97	nov 97 – oct 98	nov 98 – oct 99
La Marquesa (Bosque templado)	0.85	0.49	0.49
El Sitio (Pastizal)	0.89	0.96	0.92
El Limón (Bosque tropical caducifolio)	0.94	0.83	0.74

Los coeficientes de correlación calculados para la precipitación y el NDVI indicaron que la correlación es significativa con $p < 0.05$ en 79% (7 de 9) de los periodos estacionales analizados (Tabla 2). Las estaciones de El Sitio y El Limón presentaron los valores más altos. Estos resultados sugieren una buena correlación entre la precipitación y los valores de NDVI registrados por el pastizal y el bosque tropical caducifolio (Figuras 7 y 8), como ya ha sido reportado en otros estudios (Li et al., 2002). En la estación La Marquesa, representante del bosque templado, la mejor correlación se obtuvo para el primer periodo; las restantes fueron muy bajas. Durante los meses de agosto y septiembre de 1998 y 1999 se registró una mayor precipitación (363 – 436 mm), la cual fue casi el doble en comparación con los otros meses; sin embargo, los valores de NDVI no se incrementaron en la misma proporción, sino que disminuyeron (Figura 9). Se considera que la combinación entre una mayor precipitación y menor NDVI muy probablemente fue lo que ocasionó que los coeficientes de correlación registraran un valor menor del esperado. El incremento de la precipitación en 1998 se atribuyó al fenómeno de La Niña, que es más frío y húmedo que el ENOS, la disminución del NDVI en esta misma época muy probablemente forman parte de los daños provocados al dosel forestal por los numerosos incendios ocurridos en la temporada anterior.

En las Figura 7, 8 y 9 se puede analizar mejor la relación entre la precipitación y el NDVI mensual en las tres estaciones meteorológicas. De manera general se observa que existe un retraso de un mes entre la precipitación y el NDVI. Las estaciones de El Sitio y El Limón presentan una mejor relación entre dichas variables tanto en la época seca como en la lluviosa, confirmando la dependencia del bosque tropical caducifolio y el pastizal con respecto al volumen de precipitación, notándose también que a mayor precipitación, mayor NDVI. También se observa claramente en las gráficas la baja correlación reportada para la estación La Marquesa, representativa del bosque templado.

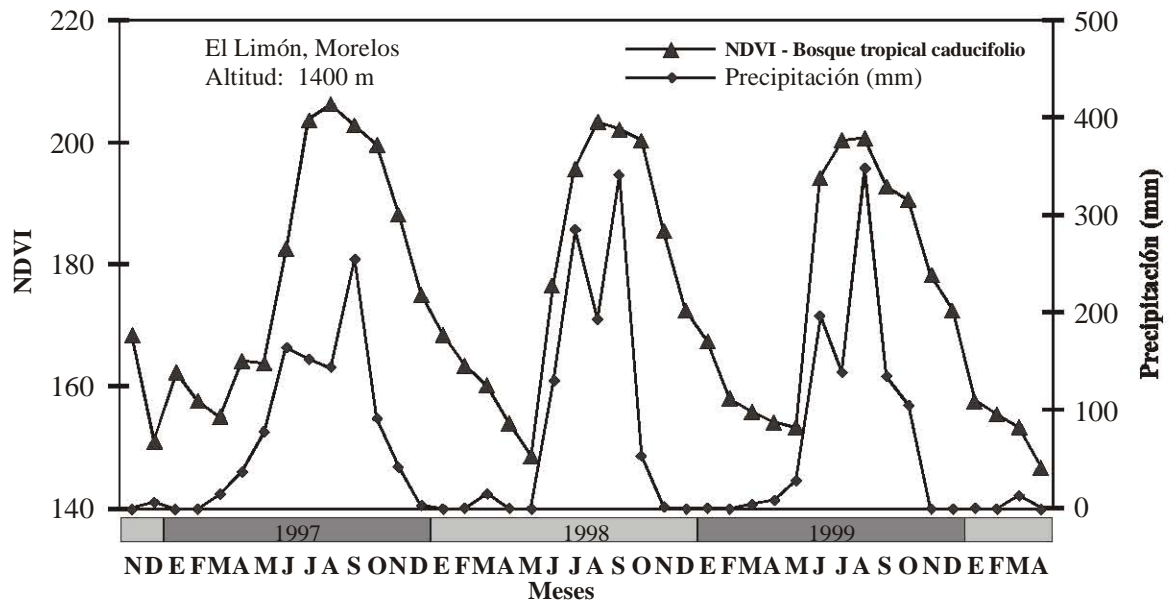


Figura 7. Precipitación y NDVI mensual para el periodo noviembre 1996 – abril 2000 en una estación meteorológica representativa del bosque tropical caducifolio

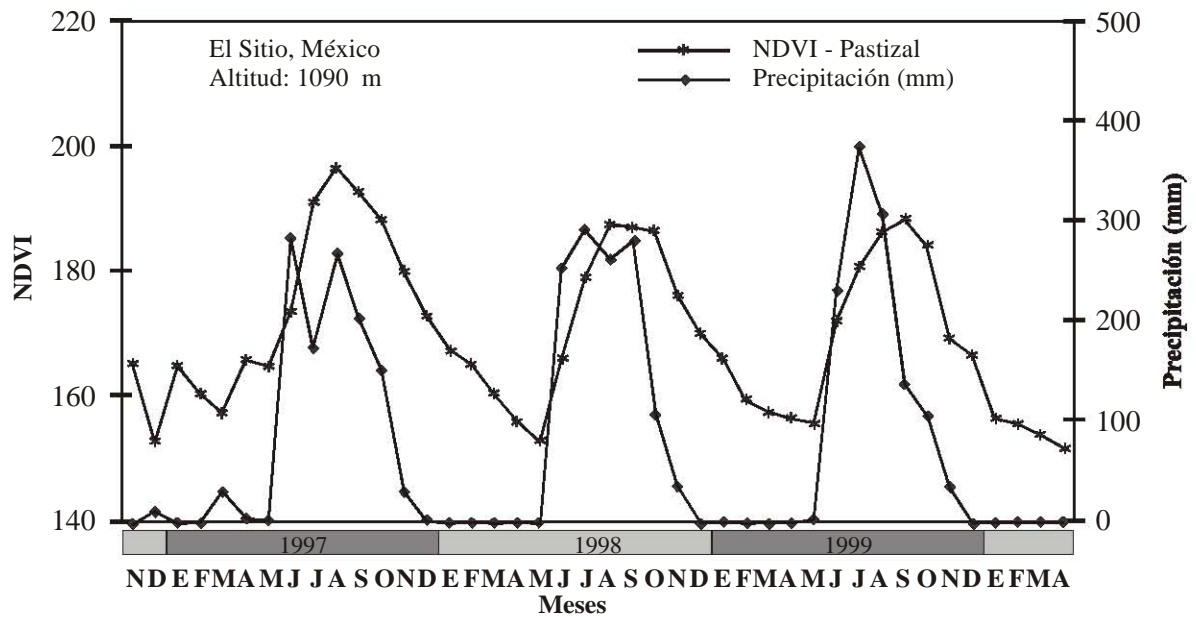


Figura 8. Precipitación y NDVI mensual para el periodo noviembre 1996 – abril 2000 en una estación meteorológica representativa del pastizal

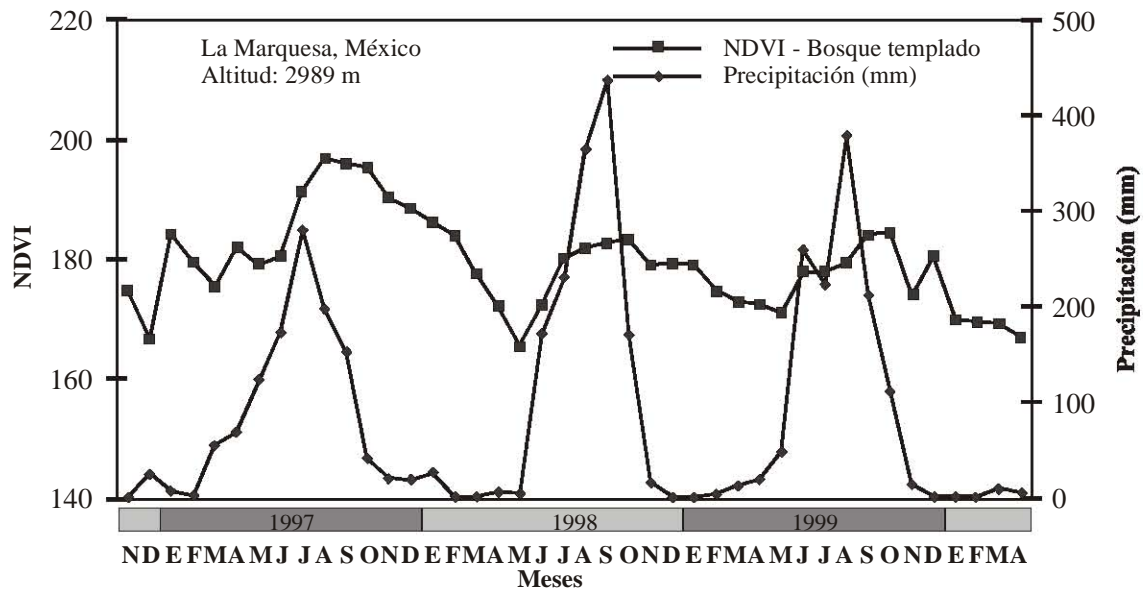


Figura 9. Precipitación y el NDVI mensual para el periodo noviembre 1996 – abril 2000 en una estación meteorológica representativa del bosque templado

Las correlaciones entre la precipitación y el NDVI, considerando periodos de 12 meses, fueron significativa con $p < 0.5$ para el bosque tropical caducifolio y el pastizal. Esto mismo se cumplió para el bosque templado solamente en el periodo de noviembre 1996 a octubre 1997. Estos resultados sugieren que las variaciones climáticas constituyen un factor importante que regula los cambios fenológicos de la vegetación. Aunque un periodo de tres años es muy corto para analizar los efectos de los cambios climáticos, fue importante para conocer los efectos ocasionados por el ENOS 1997-1998, considerado el más intenso del siglo pasado. Debido a ello, el monitoreo mensual del NDVI representa una alternativa de gran utilidad para evaluar la variabilidad climática interanual y sus efectos en la ocurrencia de incendios y puede proporcionar información equivalente a la de los registros obtenidos en las estaciones meteorológicas.

3.6.3 NDVI como un indicador de riesgo de incendio

Los incendios detectados en las imágenes nocturnas para cada temporada fueron: 40 en 1997, 730 en 1998 (ENOS), 76 en 1999 (La Niña) y 143 en el 2000. Más del 50% de los incendios ocurrieron en el bosque templado y el bosque tropical caducifolio, y se distribuyeron entre altitudes de 800 a 2800 m. En mayo de 1998, al final del ENOS, el 72% del área presentó valores de NDVI entre 146 y 160, los cuales cubrieron el 28% en 1997 y el 61% en 1999. En consecuencia, el NDVI del bosque templado descendió hasta 166, lo que representa 13 unidades menos que el año anterior y 5 unidades con respecto al año siguiente. Una situación semejante se presentó en el bosque tropical caducifolio que registró un NDVI de 149, lo que significa 15 unidades menos que en 1997 y 4 menos que en 1999. Los bajos valores de NDVI, registrados en el bosque templado y el bosque tropical durante el ENOS, provocaron un incremento de ocho veces en el promedio de incendios con respecto a las otras temporadas. Estos resultados permitieron confirmar que a mayor disminución del NDVI en la época seca, mayor ocurrencia de incendios, como ha sido reportado por en otros estudios (González-Alonso et al., 1997; Maselli et al., 2003); por lo tanto, los valores mínimos de NDVI podrían ser considerados como umbrales críticos o indicadores de riesgo. No obstante, se consideró la necesidad de crear indicadores que permitieran predecir la ocurrencia de incendios antes del inicio de cada temporada. Por ello se propusieron dos indicadores de riesgo, la $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ (valor máximo y mínimo del NDVI registrados de noviembre a febrero) y el NDVI_{feb} . Los resultados obtenidos con estos índices se analizan a continuación.

Las imágenes $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ presentan un patrón de distribución diferente en cada uno de los periodos considerado (Figura 10). El primer periodo de noviembre 1996 a febrero 1997 obtuvo un promedio de 30 unidades $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$, el cual representó el valor más alto. En el periodo siguiente, correspondiente a 1997-1998

(ENOS) se presentó el promedio más bajo con 23 unidades. Durante 1998-1999 (La Niña), dicho promedio se incrementó nuevamente alcanzando 29 unidades. El último periodo promedio descendió a 26 unidades.

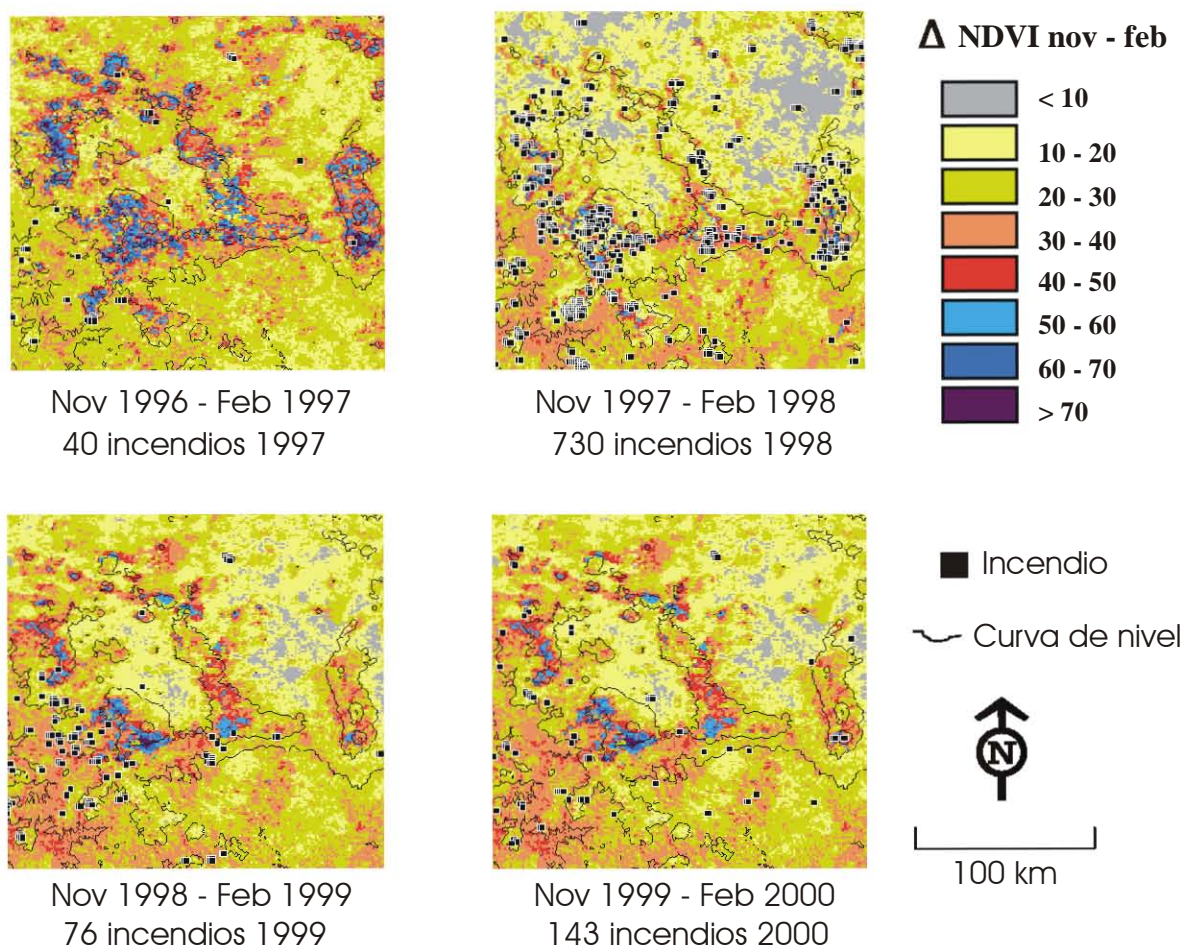
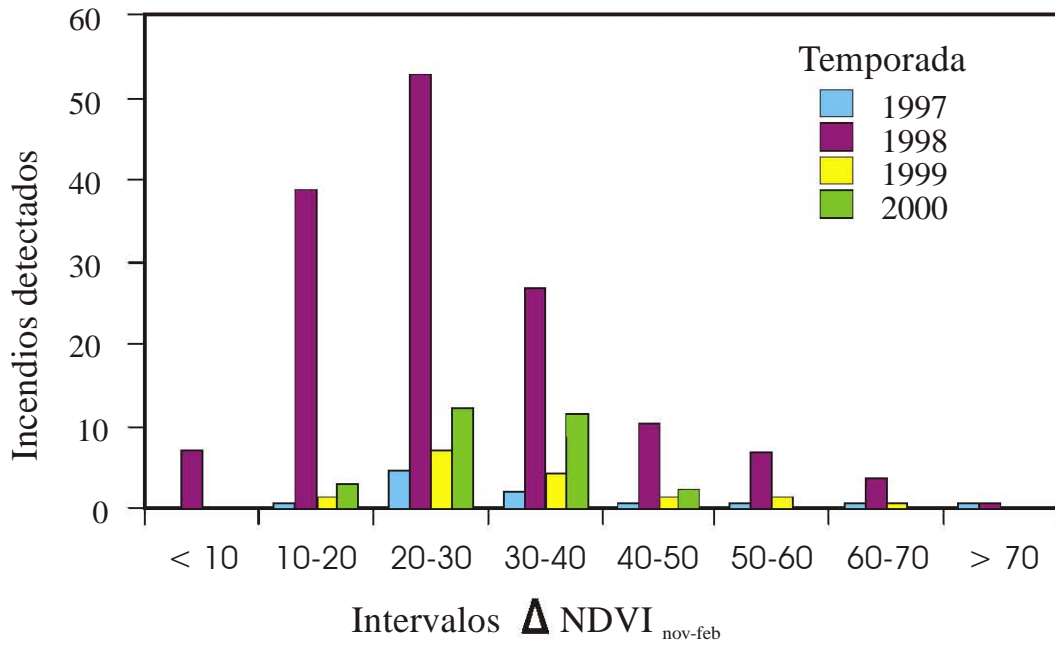


Figura 10. Imágenes que representan los valores de $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ calculados de 1996 a 2000 para la región central de México. En las imágenes se incluyen los incendios detectados en cada temporada.

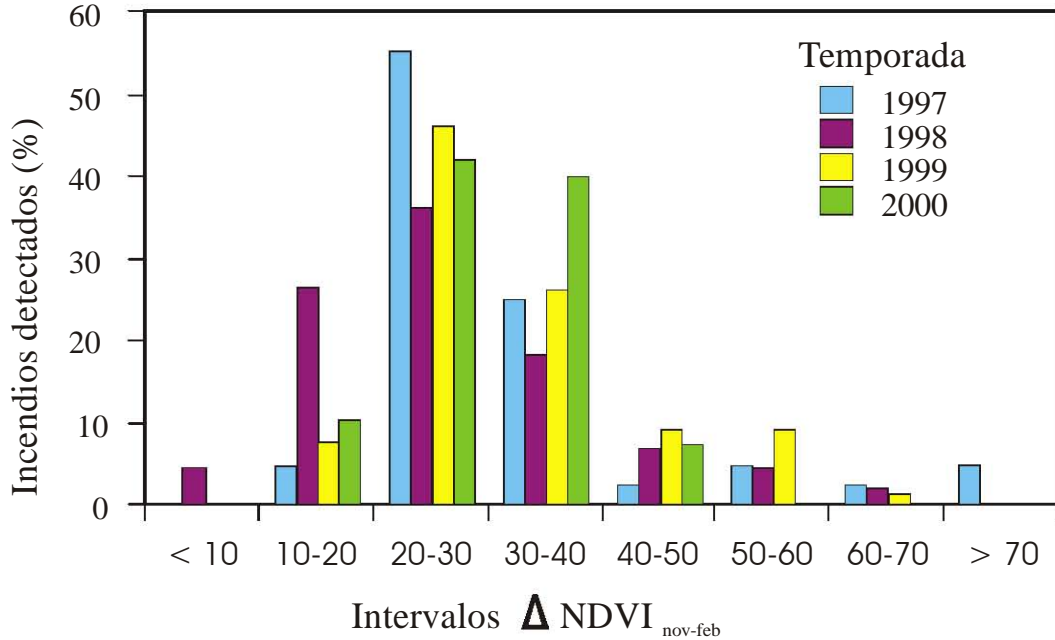
De manera general, más del 60 ciento de la superficie total se ubica en el valores de $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ menores que 30; en tanto que el 40% restante puede llegar hasta 80 unidades (Figura 11). Tal variabilidad está relacionada con los cambios fenológicos de la vegetación que ocurren entre el inicio de la época de sequía (noviembre) hasta antes de la temporada de incendios (febrero). Sin embargo, ambos valores cambian de un periodo a otro como resultado de los cambios estacionales de temperatura y precipitación, ocasionando en consecuencia que el $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ sea diferente entre un año y otro.

Al relacionar los incendios detectados con $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$, se observó que el 90% de éstos se ubicaron en zonas con valores de $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ inferiores a 40 y el 10% en los valores restantes (Figura 11). De manera particular, durante el periodo 1997-1998 (ENOS) los valores $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ disminuyeron por debajo de 10 unidades, lo cual no sucedió en los otros periodos. Asimismo, los 730 incendios detectados se distribuyeron en todos los intervalos, concentrándose un 80% en los intervalos entre 10 y 40 unidades. Este análisis sugiere que en cada época seca el área con mayor riesgo de incendios es aquella que se ubica alrededor del valor promedio $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$, misma que corresponde al intervalo de 20 a 30 unidades. Sin embargo, bajo influencia de fenómenos como el ENOS, dicha área se puede extender a los intervalos mayores o menores que el promedio, como por ejemplo 10 a 20 y 30 a 40.

Por otra parte, al relacionar los incendios detectados con los valores de NDVI_{feb} se observó que más del 70% de los eventos de las temporadas 1997, 1999 y 2000 ocurrieron en píxeles con valores entre 160 y 190 unidades de NDVI. En 1998, el 53 % de los incendios se presentaron en las mismas condiciones que en los otros años; en tanto que, 47% de éstos ocurrieron en áreas con valores de NDVI_{feb} mayores que 190 (Figura 12). Estos resultados sugirieron que el máximo valor del mes de NDVI de febrero podría ser considerado como otro apoyo para predecir la ocurrencia de incendios.

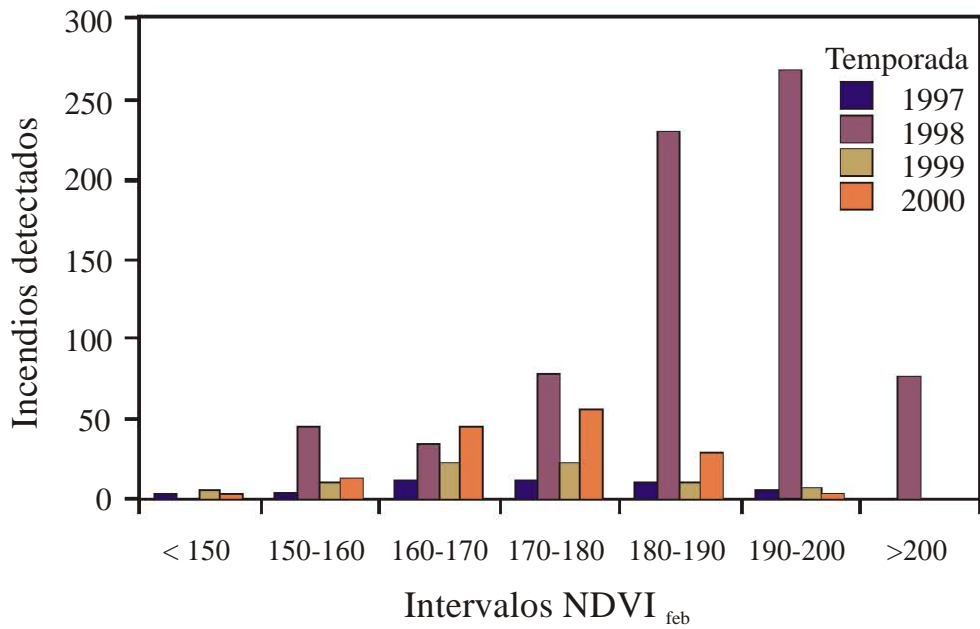


A

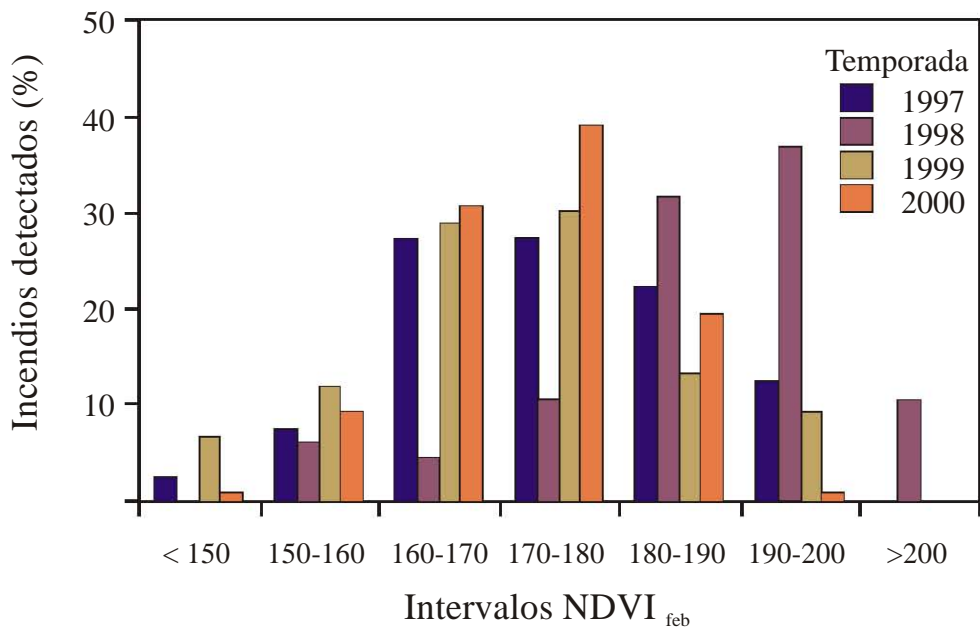


B

Figura 11. Incendios detectados durante 1997 – 2000, agrupados en intervalos Δ NDVI_{nov-feb}. La gráfica A presenta los valores reales, la gráfica B los valores relativos.



A



B

Figura 12. Incendio detectados durante 1997 – 2000 agrupados en intervalos NDVI_{feb}. La gráfica A presenta los valores reales, la gráfica B los valores relativos.

Los resultados obtenidos permitieron confirmar que $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ y NDVI_{feb} podrían ser considerados como indicadores de riesgo; por tanto fueron seleccionados como parte de las variables dinámicas para modelar la probabilidad de ocurrencia de incendios, en combinación con otras variables ambientales como el tipo de vegetación o algunas características topográficas del terreno (altitud, pendiente y exposición del terreno). La construcción y los resultados del modelo desarrollado se presentan en el Capítulo 4 de esta tesis.

3.7 Conclusiones

La evolución temporal del NDVI-AVHRR permitió visualizar el patrón fenológico interanual de cada tipo de vegetación del área en estudio: bosque templado, el bosque tropical caducifolio, el matorral y el pastizal. Cada uno de éstos sigue una tendencia decreciente en la época de sequía (noviembre - abril) con promedios entre 154 y 183 NDVI, que cambia a una tendencia creciente durante las lluvias (mayo – octubre), con un incremento de los promedios entre 167 y 193 NDVI.

Además, las variaciones del NDVI se correlacionaron con las condiciones climáticas que se registran en las estaciones meteorológicas. Los resultados de esta correlación indican que el NDVI respondió a los cambios de precipitación con un mes de retraso. Las correlaciones entre la precipitación y el NDVI para el bosque tropical caducifolio (estación El Limón) y el pastizal (estación El Sitio) presentaron un valor de $r > 0.7$, considerándose significativas con $p < 0.5$. Sin embargo, el bosque templado (estación la Marquesa) sólo presentó una correlación significativa para el periodo noviembre 1996 – octubre 1997 y para los periodos posteriores se obtuvo un coeficiente de correlación de 0.49. Tal situación fue propiciada porque, a pesar de que la precipitación entre agosto y septiembre de 1998 y 1999 fue de casi el doble que en otros años (363 – 436 mm), el NDVI no respondió en la misma proporción,

manteniendo valores máximos entre 184 y 189. Esto sugiere una especie de saturación para el NDVI, que habría que considerar en ciertas circunstancias.

El fenómeno ENOS 1997-1998 ocasionó cambios en el patrón fenológico de la vegetación, modificando los umbrales máximos y mínimos de NDVI durante la época lluviosa de 1997 y la seca de 1998, cuyas modificaciones fueron mayores para el bosque templado sobrepasando ambos umbrales en comparación con los otros años entre 7 y 13 unidades. La modificación de los umbrales NDVI en la época de sequía favoreció la ocurrencia de incendios. En abril y mayo de 1997, el NDVI promedio para la cobertura forestal fue 170 y se detectaron 29 incendios; el año siguiente (bajo la influencia del ENOS) el NDVI promedio disminuyó a 157 y los incendios aumentaron a 519; en 1999 (en presencia de La Niña) el NDVI aumentó a 159 y los incendios disminuyeron a 48. Estos resultados sugieren que el NDVI promedio para los meses de abril y mayo podría ser considerado como un indicador de riesgo de incendio para las predicciones diarias; sin embargo, este criterio no es adecuado para evaluar el riesgo antes del inicio de la temporada de incendios. En este contexto se evaluaron dos variables: $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}} = \text{NDVI}_{\text{max}} - \text{NDVI}_{\text{min}}$ y NDVI_{feb} , las cuales pueden ser consideradas para modelar la probabilidad de ocurrencia de incendio forestal puesto que los resultados indican una buena correlación entre esas variables y los incendios detectados.

3.8 Referencias

Álvarez, R., Gómez, G., Macías, L. y Salmerón, O. 1998. "The AVHRR receiving station at the Institute of Geography, UNAM, in Mexico". *Proc. 7th Annual Int. TeraScan Users Conf. Nat. Center Atmospheric Res.* 1998. Boulder, CO. SeaSpace Corp. San Diego, CA. pp 17.

- Batista, G.T., Shimabukuro, Y.E. y Lawrence, W.T. 1997. The long-term monitoring of vegetation cover in the Amazonia region of northern Brazil using NOAA-AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 18, 3195-3210.
- Birky, A.K. 2001. NDVI and a simple model of deciduous forest seasonal dynamics. *Ecological Modelling* 143, 43-58.
- Bisquerra, R. 1989. *Introducción Conceptual al Análisis Multivariable*. Promociones y Publicaciones Universitarias. Barcelona. 397 p.
- Cabrera, A.L., Gómez-Rodríguez, G. y Álvarez, R. 1998. Método empleado en el monitoreo de incendios forestales mediante el procesamiento de imágenes AVHRR y modelos digitales de terreno en la zona centro de la República Mexicana. *Novena Reunión Nacional Selper-México*. Zacatecas, octubre 1998.
- Chuvieco, E. 2000. *Fundamentos de Teledetección Espacial*. 3ª Edición. Rialp. Madrid. 568 p.
- Chuvieco, E. y Martín, M.P. 1994. Global fire mapping and fire danger estimation using AVHRR images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 60, 563-570.
- Duchemin, B., Goubier, J. y Courier, G. 1999. Monitoring phenological key-stages and cycle duration of temperate deciduous forest ecosystems with NOAA/AVHRR data. *Remote Sensing of Environment* 67, 68-88.
- Ehrlich, D. y Estes, J.E. 1994. Applications of NOAA-AVHRR 1 km for environmental monitoring. *International Journal of Remote Sensing* 15, 145-161.
- Eklundh, L. 1998. Estimating relations between AVHRR NDVI and rainfall in East Africa at 10-day and monthly time scales. *International Journal of Remote Sensing* 19, 563-568.

- Flasse, S.P. y Ceccato, P. 1996. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing* 17, 419-424.
- Gilabert, M.A., González-Piqueras, J. y García-Haro, J. 1997. Acerca de los índices de vegetación. *Revista de Teledetección* 8, 35-45.
- González-Alonso, F., Cuevas, J.M., Casanova, J.L., Calle, A. e Illera P. 1997. A forest fire risk assessment using NOAA-AVHRR images in the Valencia area, Eastern Spain. *International Journal of Remote Sensing* 18, 2201-2207.
- Granados-Ramírez, R. 1998. Monitoreo del desarrollo de cultivos de temporal en la Mesa Central de Guanajuato, México, usando imágenes NOAA AVHRR. *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 36, 45-55.
- Holben, B.N. 1986. Characteristics of maximum value composite image from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 7, 1417-1434.
- Illera, P., Fernández, A., y Delgado, J.A. 1996. Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger. *International Journal of Remote Sensing* 17, 1093-1105.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Holben, B.N. y Tucker, J. 1985. Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 6, 1271-1318.
- Lauritson, L. y Nelson, G. 1979. *Techniques for Data Extraction and Calibration of TIROS-N/NOAA Series Satellite Radiometers*. NOAA-NESS Publication # 107, July, Washington. D.C.
- Leblon, B. 2001. Forest wildfire hazard monitoring using remote sensing: A review. *Remote Sensing Reviews* 20, 1-57.
- Lee, R., Yu, F. y Price, K.P. 2002. Evaluating vegetation phenological patterns in Inner Mongolia using NDVI time-series analysis. *International Journal of Remote Sensing* 23, 2505-2512.

- Li, B., Tao, S. y Dawson, R.W. 2002. Relation between AVHRR NDVI and ecoclimatic parameters in China. *International Journal of Remote Sensing* 23, 989-999.
- Li, Z. y Kafatos, M. 2000. Interannual Variability of Vegetation in the United States and Its Relation to El Niño/Southern Oscillation. *Remote Sensing of Environment* 71, 239-247.
- López, S., González, F., Llop, R. y Cuevas, J.M. 1991. An evaluation of the utility of NOAA AVHRR images for monitoring forest fire risk in Spain. *International Journal of Remote Sensing* 12, 1841-1851.
- Maselli, F., Romanelli, S., Bottai, L. y Zipoly, G. 2003. Use of NOAA-AVHRR NDVI images for the estimation of dynamic fire risk in Mediterranean areas. *Remote Sensing of Environment* 86, 187-197.
- Moulin, S., L. Kergoat, N. Viovy y G. Dedieu. 1997. Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA/AVHRR satellite measurements. *Journal of Climate* 10, 1154-1170.
- Nicholson, S.E., y Farrar, T.J. 1994. The influence of soil type on the relationships between NDVI, rainfall and soil moisture in Semiarid Botswana. *Remote Sensing of Environment* 50, 107-120.
- Reed, B.C., Brown, J.F., VanderZee, D., Loveland, T.R., Merchant, J.W. y Ohlen, D.O. 1994. Measuring phenological variability from satellite. *Journal of Vegetation Science* 5, 703-714.
- Rodríguez-Trejo, D.A. 1996. *Incendios Forestales*. Universidad Autónoma Chapingo – Mundi Prensa. México, D. F. 630 p.
- Rzedowski, J. 1986. *Vegetación de México*. Limusa. México, D.F. 432 p.

- Saunders, R.W. y Kriebel, K.T. 1988. An improved method for detecting clear sky and vegetation types in the 8-14 μm wave band: analysis of two field methods. *Remote Sensing of Environment* 59, 490-521.
- SEMARNAT. 2001. Inventario Nacional Forestal. Escala 1:250000. *Cartas Ciudad de México, Morelia, Cuernavaca y Chilpancingo*. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. México, D.F.
- Spanner, M.A., Pierce, L.L., Running, S.W. y Peterson, D. 1990. The seasonality of AVHRR data of temperate coniferous forests: relationship whit leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 33, 97-112.
- Steffen, C.A., Caria-Moraes, E. y Furlán-Gama, F. 1996. Radiometría Óptica Espectral. Tutorial. *VIII Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. Salvador, Brasil. 14-19 de abril 1996. 43 p.
- Watts, C. y Saiz-Hernández, J.A. 1996. Monitoreo del desarrollo del trigo en el Valle del Yaqui, Sonora, usando imágenes NOAA AVHRR. *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 33, 51-61.
- Williams-Linera, G. y Meave, J. 2001. Patrones Fenológicos. En *Ecología y Conservación de Bosques Neotropicales*. Compiladores M. Guariguata y G. Catan. Libro Universitario Regional. Cartago. pp. 407-432.

Multitemporal analysis of land surface temperature using NOAA-AVHRR: preliminary relationships between climatic anomalies and forest fires

L. MANZO-DELGADO*†, R. AGUIRRE-GÓMEZ‡ and
R. ÁLVAREZ§

†Facultad de Ciencias, ‡Instituto de Geografía, §Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, Universidad Nacional Autónoma de México, México, DF 04510

(Received 8 August 2003; in final form 1 May 2004)

Abstract. Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)-14 imagery was used to analyse changes in land surface temperature in an area of Central Mexico during the course of each dry season (November–April) for the period 1996–2000. Daily surface temperature was obtained by the split-window method and cloud-free monthly composites were subsequently built. This value was related to maximum air temperatures recorded at meteorological stations and to forest fires detected from night-time images. During 1996–1997 and 1997–1998 (El Niño) dry seasons, monthly surface temperature ranged from 35°C to 46°C and from 33°C to 51°C, respectively; during 1998–1999 (La Niña) and 1999–2000 it was lower, ranging from 28°C to 47°C, and from 28°C to 41°C, respectively. At the end of El Niño, land surface temperatures higher than 50°C were registered, and 730 forest fires were detected, suggesting that this temperature increment also contributed to the vulnerability of vegetation to fire. It is concluded that land surface temperature during the first four months of the dry season can be used as a variable for modelling the probability of forest fire occurrence, in combination with other environmental variables. Similarities between land surface temperature and maximum air temperature suggest the potential use of NOAA-AVHRR imagery for evaluating El Niño/La Niña effects on the continental surface.

1. Introduction

The 1997–1998 El Niño Southern Oscillation (ENSO) phenomenon was considered the strongest of the last century (Wolter and Timlin 1998). It started in May 1997 and finished in June 1998. Its effects became apparent at a global scale (Coghlan 2002). Forest fires of great magnitude were facilitated by the intense droughts produced by ENSO (Rowell and Moore 2000). In July 1998, the Tropical Pacific temperature decreased quickly, showing the first effects of the La Niña climatic phenomenon (McPhaden 1999), which is colder and wetter, and also modifies continental climatic conditions.

*Corresponding author; e-mail: llmanzo@igiris.igeograf.unam.mx

ENSO effects induce many anomalies in climate (e.g. excessive precipitation and intense dryness) and in oceanic conditions (e.g. increase in the sea surface temperature), which have been studied thoroughly. In contrast, the ENSO effects on land surface temperature (LST) have seldom been analysed. The LST, which can be estimated from remote sensing techniques, potentially represents a descriptive parameter for determining ENSO/La Niña effects inland.

LST is a physical parameter influenced by solar radiation and heat exchange between land surface and atmosphere (Xue and Cracknell 1996). Thermal channels 4 (10.3–11.3 μm) and 5 (11.5–12.5 μm) of the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR), on board National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) meteorological satellites, are used widely to obtain LST through the split-window algorithm, which involves brightness temperature and soil and vegetation emissivity (Price 1984, Becker and Li 1990, Sobrino *et al.* 1991, Coll and Caselles 1997, Kant and Badarinath 2000).

Ouaidrari *et al.* (2002) compared the LST with the maximum air temperature (MAT) from meteorological ground stations: a difference of -10° to 20°C between the two values was observed. Even though LST and MAT variations do not always follow similar patterns, their analysis can provide elements to evaluate both ENSO and La Niña effects.

The aim of this Letter is to analyse LST variability in an area of Central Mexico, using AVHRR-NOAA 14 imagery of the dry season for the period 1996–2000, to assess the effects of ENSO/La Niña, and its potential use as an indicator of forest fire risk.

2. Study area

The study area is in Central Mexico (figure 1); its extreme coordinates are $18^{\circ}18'$ to $20^{\circ}17'$ N and $98^{\circ}27'$ to $100^{\circ}30'$ W, encompassing the Mexican states of Morelos, Mexico, and Distrito Federal (Mexico City), and including parts of the surrounding states. It extends over a surface of 47 073 km^2 , with an altitudinal range from 330 to 5400 m. The area is characterized by a mountainous relief with several plateaus. Warm climates dominate at altitudes lower than 1800 m, favouring the presence of dry tropical forests and grasslands; at higher altitudes semi-dry, temperate, and cold climates prevail, enabling the presence of xerophytic scrubland, temperate forests and grasslands.

2.1. Determination of land temperature

AVHRR-NOAA 14 images for the period November–April taken from 1996 to 2000 were obtained at a TeraScan ground receiving station in Mexico City. These images were processed and corrected for atmospheric and radiometric effects, and were georeferenced according to Lambert's Conical Conformal Projection. Images were cut off and fitted into the extreme coordinates of the study area. Clouds were removed using the Saunders and Kriebel algorithm (1988).

LST was obtained using the split-window algorithm developed by Becker and Li (1990); emissivity (ϵ) values were obtained from the average of soil and vegetation classes developed by Rubio *et al.* (1997). LST monthly composites were built by the method of composite maximum value (Holben 1986).

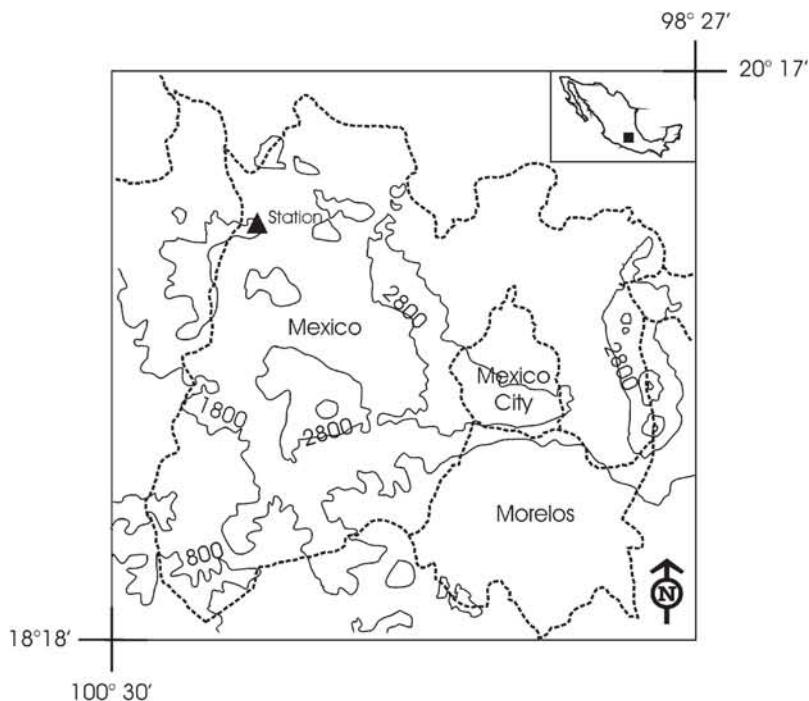


Figure 1. The study area covers a surface of 47 073 km² of Central Mexico, in an altitudinal range of 330 to 5400 m. Solid lines are contours at 1000 m intervals. Dotted lines are State limits. The triangle represents the location of Chichilpa meteorological station, State of Mexico (2880 m).

2.2. Comparative analysis and fire detection

Comparative analysis of LST and MAT used data gathered at four meteorological stations distributed over an altitudinal gradient ranging from 1100 to 4200 m. Chichilpa station is analysed as an example; it is in the State of Mexico, at an altitude of 2880 m (figure 1). We plotted monthly temperature averages for each station.

The high season for fires in Central Mexico occurs from March to May. The LSTs for May were not included in the analysis since May is a transition month between dry and rainy seasons; May was incorporated in the detection process to provide a whole report of the fire season. Fire detection for each season was carried out using night-time AVHRR-NOAA 14 imagery, adjusting the contextual algorithm for hot spots, developed by Flasse and Ceccato (1996), which applies a neighbourhood filter (3 × 3) to assess the accuracy of results.

2.3. LST as an indicator of fire risk

To evaluate the potential of LST as an indicator of forest fire risk, an algorithm was developed to identify the trend of change followed by LST from November to February, for each fire detected; this was defined as the difference between the maximum (LST_{max}) and the minimum (LST_{min}) of the LST, pixel by pixel:

$$\Delta LST_{\text{nov-feb}} = LST_{\text{max}} - LST_{\text{min}} \quad (1)$$

3. Results

3.1. LST seasonal variability

In the study area, LST followed an increasing trend from the beginning of the dry season (November) to its end (April) (figure 2). In November, temperatures ranged from 5°C to 53°C; in April they varied from 17°C to 71°C. The differences between minima and maxima are associated with the wide altitudinal range in the

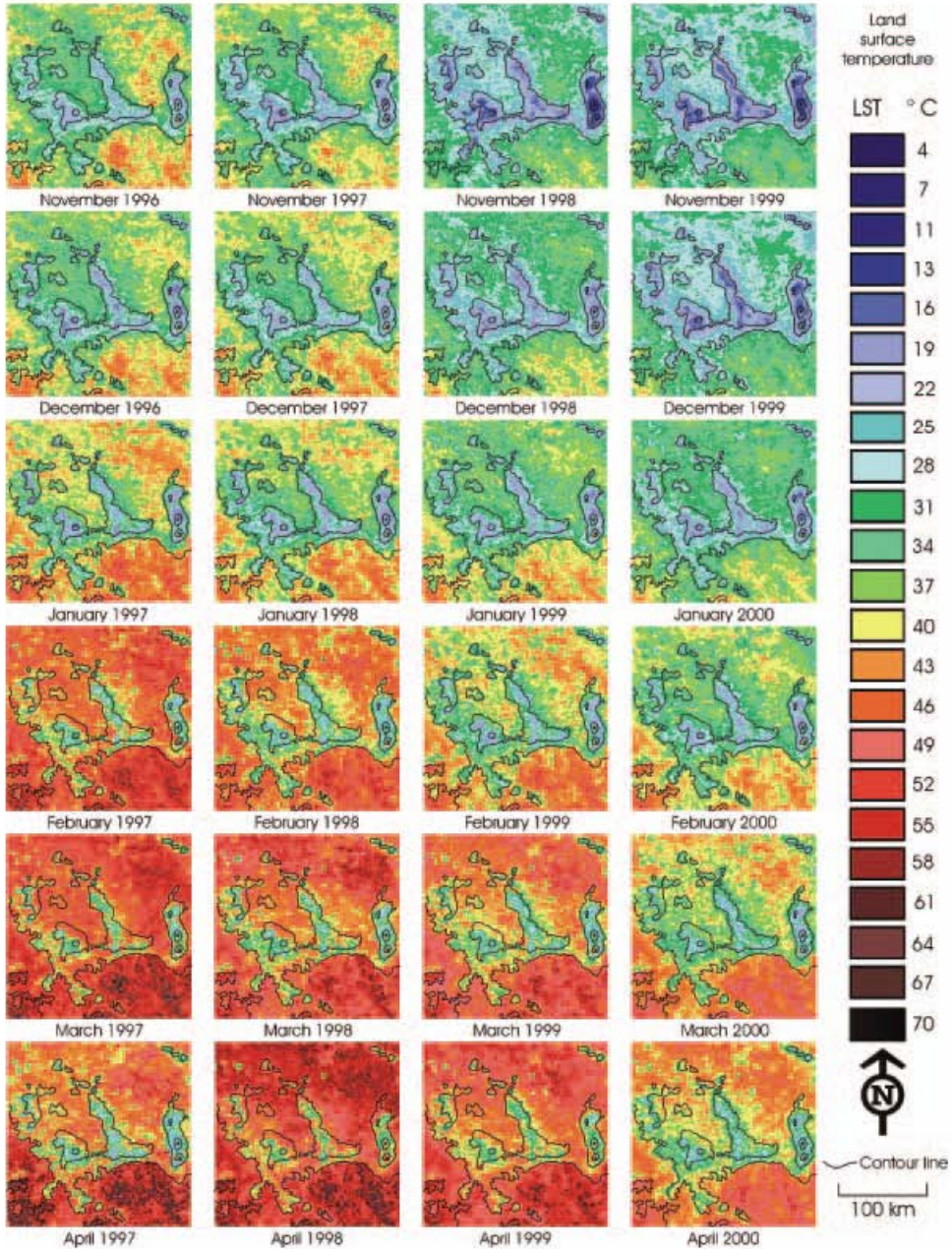


Figure 2. Monthly composites of land surface temperature in Central Mexico. Dry seasons 1996 to 2000. Solid lines are contours at 1000m intervals.

area, which is greater than 5000 m. At altitudes lower than 1800 m, temperatures above 44°C predominated. At altitudes higher than 2800 m, temperatures below 26°C predominated.

During 1996–1997 and 1997–1998 (ENSO) dry seasons, monthly surface temperature ranged from 35°C to 46°C and from 33°C to 51°C, respectively. During 1998–1999 (La Niña) and 1999–2000 it decreased to ranges between 28°C to 47°C, and 28°C to 41°C, respectively. In the first two seasons monthly LST was 2°C to 10°C higher than in the subsequent seasons. It is suggested that the LST increments and decrements can be considered as effects of ENSO/La Niña.

El Niño was preceded by an inland warming reflected by LST increments. After La Niña the inland cooling continued, which may be related to the heat capacity and thermal inertia of the continental surface.

3.2. LST and MAT comparison

At Chichilpa meteorological station, monthly LST and MAT variations followed similar trends, with a correlation coefficient larger than 0.78 except for the 1996–1997 season (0.35) (figure 3). Similar correlation coefficients were obtained at the three remaining meteorological stations. LST usually exceeded MAT. Monthly differences (LST–MAT) varied from 4°C to 23°C. These differences were smaller at the beginning (4°C to 10°C) and larger at the end (14°C to 21°C) because LST tended to increase more than MAT. Similarities between LST and MAT suggest the potential for evaluating ENSO and La Niña effects on continental surfaces from AVHRR-NOAA imagery.

3.3. Forest fires and LST

A number of hot spots were detected in night-time images of each fire season in the study area: 40 in 1997; 730 in 1998; 76 in 1999 and 143 in 2000 (figure 4). More

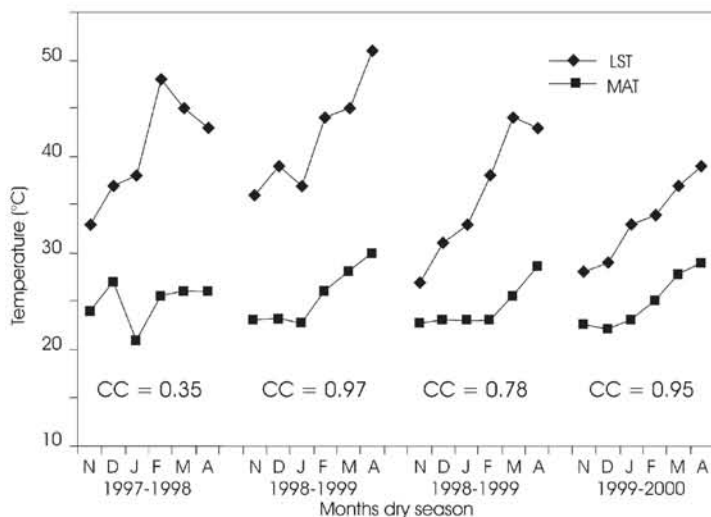


Figure 3. Land surface temperature (LST) and maximum air temperature (MAT) during dry seasons, 1996 to 2000 at Chichilpa meteorological station, State of Mexico. CC is the correlation coefficient between LST and MAT.

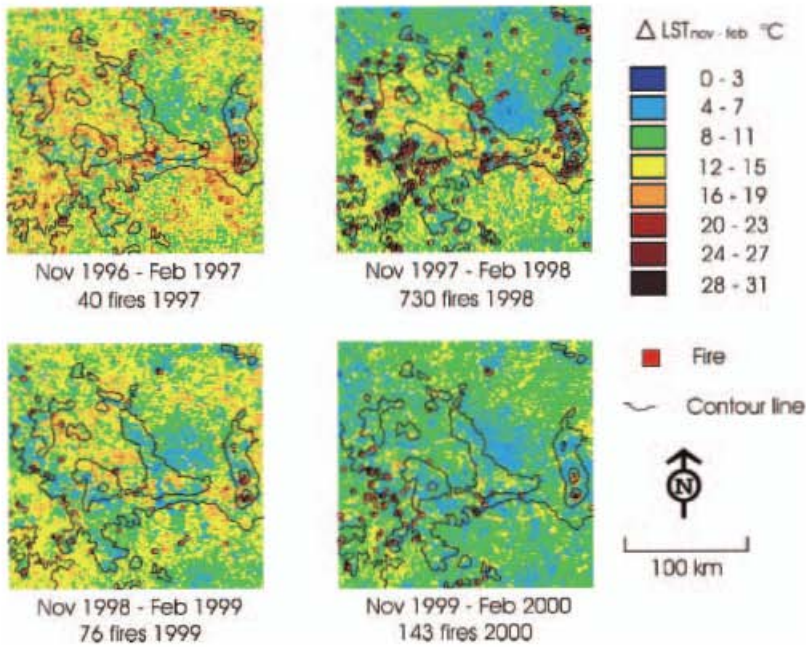


Figure 4. Images $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ in Central Mexico, 1996 to 2000, and fires detected in each season.

than 50% of the fires in each season occurred in temperate forests and tropical dry forests, and were distributed between altitudes of 800 to 2800 m.

At the end of ENSO, more than half the study area had LST values higher than 50°C; this was 3°C higher than the records for 1997 and 1999, and more than 10°C higher than in 2000. Therefore, it is considered that LST during ENSO also contributed to the vulnerability of vegetation to fire: 730 forest fires were detected, eight times more than in the remaining three seasons. This association suggests that LST can be added as an indicator of fire risk.

3.4. Evaluation of $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ as an indicator of fire risk

Mean $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ in the study area for the periods during 1996–2000 was 12, 9, 10 and 18°C. During seasons 1996–1997 and 1998–1999 (La Niña) there was a greater change in LST; changes were smaller in 1997–1998 (ENSO) and 1999–2000 (La Niña). The relation between $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ and forest fires indicated that more than 60% of fires occurring in each season belonged to either one of two groups: 8°C to 11°C or 12°C to 15°C. The 730 fires that occurred in 1998 were distributed in different classes: 46% from 4°C to 7°C; a further 46% in classes 8°C to 11°C, and 8% from 12°C to 15°C as in the remaining seasons (figure 4).

This analysis suggests that during each season the areas with a greater fire risk are those with a $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ around the mean value; however, under ENSO influence the fire risk extended over areas with $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ lower than the mean value. These preliminary results are therefore being considered in a study as a variable for modelling the probability of forest fire occurrence, in combination with other environmental variables.

4. Conclusions

Sea surface temperature records associated with the ENSO and La Niña phenomena are more numerous than those for land surface. Here we have quantified land surface temperatures for dry seasons within a period of five years, during which both phenomena occurred. The extent of influence of ENSO and La Niña was quantified through LST spatial and temporal variability. Results indicate that land surface temperature is affected by these events and that the occurrence of forest fires is triggered by ENSO. Hence, it is considered that LST can be used as an indicator of fire risk, and it will be evaluated in a probability model of occurrence currently in progress.

Acknowledgments

The authors acknowledge the material support of Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) and to the Geographical Information System and Remote Sensing Laboratory of the Instituto de Geografía of the Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) and thank Ann Grant for advice on the English text.

References

- BECKER, F., and LI, Z.-L., 1990, Towards a local split window method over land surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, **11**, 369–393.
- COLL, C., and CASELLES, V., 1997, A split-window algorithm for land surface temperature from advanced very high resolution radiometer data: validation and algorithm comparison. *Journal of Geophysical Research*, **102**, 16697–16713.
- COGHLAN, C., 2002, El Niño—causes, consequences and solutions. *Weather*, **57**, 209–215.
- FLASSE, S. P., and CECCATO, P., 1996, A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing*, **17**, 419–424.
- HOLBEN, B. N., 1986, Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, **7**, 1417–1434.
- KANT, Y., and BADARINATH, K. V. S., 2000, Studies on land surface temperature over heterogeneous areas using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, **21**, 1749–1756.
- MCPHADEN, M. J., 1999, Genesis and evolution of the 1997–98 El Niño. *Science*, **283**, 950–954.
- OUAIDRARI, H., GOWARD, S. N., CZAJKOWSKI, K. P., SOBRINO, J. A., and VERMOTE, E., 2002, Land surface temperature estimation from AVHRR thermal infrared measurements: an assessment for the AVHRR Land Pathfinder II data set. *Remote Sensing of Environment*, **81**, 114–128.
- PRICE, J. C., 1984, Land surface temperature measurement from the split window channels of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research*, **89**, 7231–7237.
- ROWELL, A., and MOORE, P. F., 2000, Global review of forest fires. WWF/IUCN.
- RUBIO, E., CASELLES, V., and BADENAS, C., 1997, Emissivity measurements of several soils and vegetation types in the 8–14 μm wave band: analysis of two field methods. *Remote Sensing of Environment*, **59**, 490–521.
- SAUNDERS, R. W., and KRIEBEL, K. T., 1988, An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, **9**, 123–150.
- SOBRINO, J. A., COLL, C., and CASELLES, V., 1991, Atmospheric correction for land surface temperature using NOAA-11 AVHRR channels 4 and 5. *Remote Sensing of Environment*, **38**, 19–34.
- WOLTER, K., and TIMLIN, M. S., 1998, Measuring the strength of ENSO events: how does 1997/98 rank? *Weather*, **53**, 315–324.
- XUE, Y., and CRACKNELL, A. P., 1996, The Earth's surface temperature: derivation from satellite data and prediction from ATI models. In *The Determination of Geophysical Parameters from Space*, edited by N. E. Fancey, I. D. Gardiner and R. A. Vaughan (Edinburgh: Scottish Universities Summer School in Physics and Bristol: Institute of Physics Publishing), pp. 210–239.

5. MODELING THE PROBABILITY OF FOREST FIRE OCCURRENCE IN CENTRAL MEXICO¹

LILIA MANZO-DELGADO*

Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México. Ciudad Universitaria. C. P. 04510 Coyoacán, México D.F. (llmanzo@igiris.igeograf.unam.mx)

SALVADOR SÁNCHEZ-COLÓN

Coordinación Regional para América Latina y El Caribe, División de Evaluación y Alerta Temprana, Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente. Blvd. de los Virreyes No. 155, Colonia Lomas Virreyes, C. P.11000, México, D.F.

ROMÁN ÁLVAREZ

Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, Universidad Nacional Autónoma de México. Ciudad Universitaria. C. P. 04510 Coyoacán, México, D F.

*Author for correspondence

Abstract

A logistic model was constructed to assess the risk of forest fire over the central region of Mexico. It incorporates both static and dynamic predictive variables: elevation, aspect, slope, vegetation type, precipitation, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), land surface temperature (LST), and cloud cover. The latter three variables were derived from NOAA-AVHRR images from the four months (November to February) previous to the fire seasons. Actual forest fires were detected on NOAA-AVHRR images from the four fire seasons (March to May) from 1997 to 2000. Variables included in the model were chosen following a stepwise strategy. Statistically the January NDVI, the February LST, vegetation type, and slope had the greatest influence on the distribution of forest fires; however, elevation and precipitation were also included in the final model. The probability of forest fire occurrence for each fire season from 1997 to 1999 was mapped. The accuracy of the model was estimated to be 79.8% with reference to sensibility, specificity, and receiver operating characteristic (ROC) curves. Model predictions were validated against data from the 2000 fire season. The fire occurrence probability map is useful for designing large-scale management strategies for wildfire prevention.

Key words: Forest fire risk, generalized linear models, logistic model, NOAA-AVHRR, central Mexico.

¹ Enviado a *Singapore Journal of Tropical Geography*

5.1 Introduction

Forest fires are disturbances that act as a selecting force and lead to adaptation of species; they also bring about changes in community richness and diversity (Pickett et al. 1989, Christensen 1993, Bond & van Wilen 1996). The occurrence of forest fires is regulated by physical (topography and climate), biological (community structure and functioning), and anthropogenic (agricultural and pastoral activities) factors. However, in recent decades climatic anomalies have been more frequent, and the El Niño Southern Oscillation phenomenon (ENSO) markedly increased the occurrence of forest fires. The 1997 – 1998 ENSO phenomenon was considered the strongest of the last century (Wolter & Timlin 1998, McPhaden 1999), causing catastrophic forest fire events on a global scale (Rowell & Moore 2000). Mexico experienced a historic drought and an extraordinary fire season that affected 849,632 ha, with the resulting smoke travelling hundreds of kilometres reaching the United States of America and several nations in the Caribbean region (Rodríguez-Trejo & Pyne 1998).

Data from the US National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) for the ten strongest ENSO events of the past century show that since 1970, their frequency and intensity have increased. The 1997 – 1998 ENSO is an example of the progressive evolution of this phenomenon. The frequency of ENSO may be changing as a result of the increases in greenhouse-gas concentration (Timmermann et al. 1999).

According to the forecasts for ENSO events, catastrophic forest fires could become even more frequent. Preparation for these disturbances requires the assessment of forest fire risk, particularly during the drought season, when the vegetation is most vulnerable to fire. In this paper, the forest fire risk is defined as the probability for a fire to occur in an area (Chou et al. 1993). Previous work on the assessment of forest fire risk has been based on meteorological data (Viegas et al. 2000), vegetation types, and fuel build-up (Burgan et al. 1998).

Logistic regression model (O'Brien 1992, Crawley 1993) is particularly suitable for modeling the probability of forest fire occurrence (Vega García et al. 1999, Diaz-Avalos et al. 2001). Logistic regression is a mathematical modeling approach that can be used to describe the relationship of several independent variables (quantitative or categorical) to a binary response variable (dichotomous dependent variable). The logistic function describes the mathematical form on which the logistic model is based. That function can be specified as:

$$f(z) = 1 / (1 + e^{-z}) \quad [5.1]$$

When z is $-\infty$, the logistic function $f(z)$ equals 0, when z is $+\infty$, then $f(z)$ equals 1. Thus, the range of this function is between 0 and 1. This is the primary reason the logistic model is so popular and it is often the first choice when a probability is to be estimated, such as a risk of occurrence. Another characteristic of the logistic function is the S-shape, which represents an index that combines the contribution of several risk factors (Kleinbaum & Klein 2002). Its parameters are estimated by the maximum likelihood method. Tests of significance for model fit, regression parameters and the value of including another predictor variable in a model are based on model deviance (Crawley 1993). The concept of R^2 , the coefficient of determination, can be generalized to regression methods for which maximum likelihood is the criterion of fit (Cox & Snell 1989). Automated stepwise procedures are often used for variable selection. Consequently, logistic regression is by far the most accepted modeling procedure to evaluate the forest fire risk (Chou et al. 1993, Vega-García et al. 1999, Díaz-Avalos et al. 2001).

Fire occurrence can be modeled as a binary response variable (present or absent), whereas topography, vegetation type, and meteorological data are predictive variables, that can be related to forest fire risk. The weight of each predictive variable

is a function of its correlation with forest fire occurrence. Predictive variables in a logistic model may be quantitative (e.g. elevation and temperature) or categorical (e.g. vegetation type), static (e.g. slope) or dynamic (e.g. vegetation condition). The possibility of representing the spatial and temporal variability of the predictive variables enables us to use a geographical information system (GIS) to display the model's predictions in a geographic context. A map of the probability of forest fire occurrence may be useful for designing large-scale management strategies for fire prevention (Chou et al. 1993, Chuvieco & Salas 1996, Chuvieco et al. 1999).

Fire statistics necessary for evaluating forest fire risks are often incomplete, and in many cases they lack proper georeference of each event. In addition, meteorological data such as temperature, precipitation and wind, in combination with fuel build-up are dynamic predictive variables useful for modeling the probability of forest fire occurrence. However, weather stations in forest regions are often scarce, which hinders the assessment of fire risk. Alternatively, information can be sought from other sources such as climatic maps and remote sensing data.

For several years, remote sensing techniques have provided a reliable means of estimating forest fire risk (López et al. 1991, Illera et al. 1996, González-Alonso et al. 1997, Maselli et al. 2003). The information obtained from satellites (e.g. NOAA – AVHRR, LANDSAT and MODIS), in combination with that contained in thematic maps (e.g. topography and vegetation maps) or recorded at weather stations (e.g. temperature and precipitation), can be used as dynamic predictive variables.

Data from the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) operated by NOAA have been used in several studies of forest fire (Leblon 2001). Their success stems from their high temporal frequency (twice daily for a single satellite), adequate spatial resolution (ca. 1 km²), low cost, and multispectral character (one red and four infrared bands). These features allow detection of active fires as hot-spots (Flasse and Ceccato 1996), the monitoring of vegetation condition (Reed et al. 1994, Chuvieco et

al. 2003), and estimation of land surface temperature (LST) (Price 1984, Coll & Caselles 1997), as well as evapotranspiration (Vidal et al. 1994).

The relationship between spectral data, particularly the NDVI, and fire probability is indirect and based not only on a decrease in photosynthetic activity, but also on variations in canopy moisture and water stress (Maselli et al. 2003). Hence, the NDVI decreases during the dry season, whereas dry conditions increase the probability of forest fire (Burgan et al. 1998). Several studies have demonstrated a close relationship between this decrease in NDVI and the occurrence of forest fires (López et al. 1991, Illera et al. 1996, González-Alonso et al. 1997).

Since LST and evapotranspiration are good indicators of plant water stress, they too have been pointed out as factors of fire risk. However, neither has been related to NDVI. During the major ENSO event of the winter 1997-1998, LST increased markedly, and there was a dramatic increase in forest fire occurrence (Manzo-Delgado et al. 2004). It has also been shown that a decrease in the evapotranspiration/potential-evapotranspiration ratio is related to an increase in forest fires (Vidal et al. 1994).

In Mexico there have been some attempts to detect forest fires by remote sensing (CONABIO 1999, Palacio-Prieto et al. 1999, Galindo et al. 2003,). A rating of forest fire risk is supplied daily to the Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) by Natural Resources Canada (2004) and the Canadian Forest Fire Danger Rating System (CFFDRS), based on a semi-empirical modular system (Stocks et al., 1989). One of the CFFDRS components, the Fire Weather Index (FWI) system, provides numerical ratings of relative fire potential, based on point-source measurements from widely dispersed stations. This index only produces estimates over large geographic areas (on a 1:10,000,000 scale) and does not consider local variations in environmental conditions (Leblon et al. 2002). It is therefore necessary to predict the probability of forest fire occurrence at larger scales, before the onset of the fire season, and at least for the more fire-prone regions of the country.

In central Mexico many fires occur during the spring before the onset of summer rains. During the 1998 ENSO, 6,000 fires were reported for this region (46% of the national total), affecting 32,000 ha (SEMARNAP 1998). Hence, this is considered to be a high-risk region, for which the prediction of forest fire occurrence is of outmost importance for designing management strategies of wildfire prevention.

The aim of this paper is to construct a statistical model to predict the probability of forest fire in an area of central Mexico, with a set of biological, topographical and meteorological variables, both dynamic and static, obtained from NOAA-AVHRR images and thematic maps.

5.2 Study Area

The study area is located in Central Mexico (Figure 1; 18° 18' - 20° 17' N and 98° 27' - 100° 30' W). It encompasses the Mexican states of Morelos, and Mexico, as well as the Distrito Federal, along with small portions of the surrounding states. Its surface area is 41,800 km², and its elevation ranges from 400 to 5,400 m. The area is mountainous with several plateaus. In the southern part of the study area, warm climates dominate at elevations under 1800 m, favoring the development of dry tropical forest and grassland; in the central and northern portions, at higher altitudes, semi-dry, temperate, and cold climates prevail, enabling the growth of xerophytic scrubland, temperate forest, and grasslands (SEMARNAT 2001).

Almost 95% of the annual precipitation falls during the summer months (July to September), owing to Trade Winds and hurricanes. In early autumn (October), the Westerly Winds are drier than the Trade Winds, and the precipitation gradually decreases. In winter (January to March) and early spring, 5% of the annual precipitation occurs (García 1981).

Most fires in central Mexico occur during the spring before the summer rains and the greening of the vegetation (Rodríguez-Trejo & Fulé 2003). The fire season lasts from January to May, being most severe from April onwards (Rodríguez-Trejo 1996). Forest fires occur in dry tropical forest, grassland and temperate forest (Rzedowski 1986), and most of them are caused by agricultural and pastoral activities. Forest fire reports usually lack the exact location of each event, hence there is no accurate spatial and temporal record.

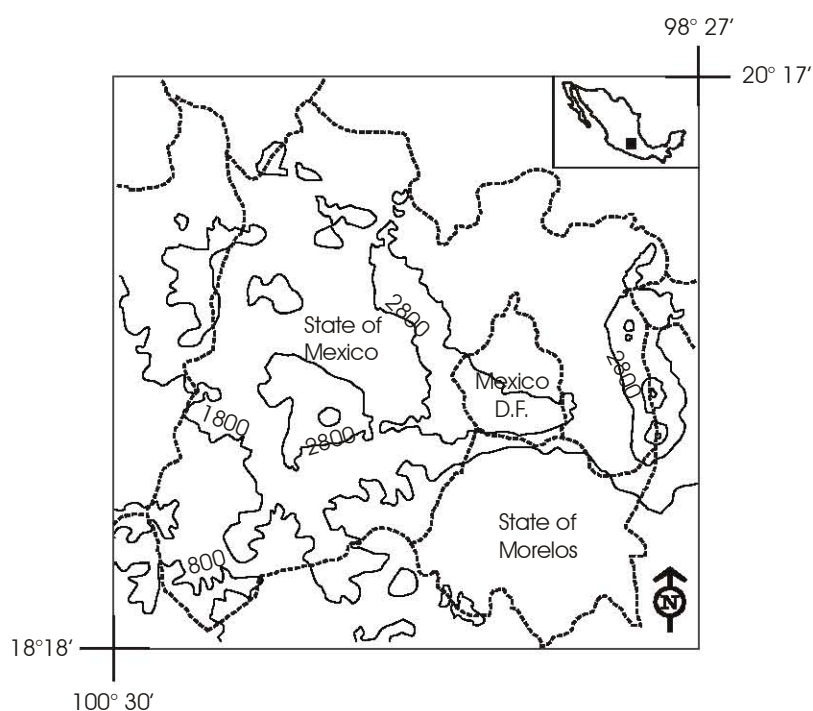


Figure 1. The study area (41,800 km²) in central Mexico. Solid lines, contours at 1000 m intervals. Dashed lines, state limits.

In the study area, some attempts have been made to investigate the fire behavior (based on fuels composite, elevation and weather), particularly in the temperate forest. Some of the dominant tree species, such as *Pinus hartwegii*, *P. montezumae*, and *P. teocote*, display fire-resistant traits (serotinous cones, thick bark, and self-pruning)

(Rodriguez-Trejo & Fulé 2003), whereas other abundant species such as *Abies religiosa*, *Cupressus lindleyi* and *Quercus* spp. are less tolerant to fire (Rzedowski 1986).

5.3 Extracting variables from NOAA-AVHRR 14

Daily NOAA-AVHRR 14 images, both night-time and afternoon-time, for the period November – May from 1996 to 2000 were obtained at the TeraScan ground receiving station in Mexico City (Álvarez et al. 1998). These were corrected for atmospheric and radiometric effects (Lauritson & Nelson 1979) and georeferenced (Lambert Conformal Conic projection), with a ground spatial resolution of 1.1 km. Images were clipped (cropped) and registered to the extreme coordinates of the study area. The clip covers 200×190 pixels. The response variables such as forest fires were extracted from night-time images. The dynamic predictive variables such as NDVI, LST and clouds were calculated using afternoon-time images.

5.3.1 Response variables

Forest fires were detected on the night-time images like hot-spots for each March – May period from 1997 to 2000 by utilizing the method of Cabrera et al. (1998), which is a modified version of the contextual algorithm developed by Flasse and Ceccatto (1996). The performance of this fire detection contextual algorithm has been successfully adjusted to several environments (Eva & Flasse 1996, Boles & Verbyla 2000). The algorithm consists of three tests based on thermal channels T_3 (3.55 – 3.93 μm) and T_4 (10.3 – 11.3 μm).

The first test identifies areas that could be masked such as water bodies (ocean, lake or dam) and clouds. Water bodies (ocean, lake or dam) were masked overlaid topographic map, which were assigned an arbitrary value (-100). In addition, values lower than zero in channel 3 were also masked and assigned an arbitrary value of - 50, since they were considered as clouds:

Test 1: Water body and clouds can be masked: [5.2]

$$T_3 \text{ and } T_4 = \text{ocean, lake or dam} = -100$$

$$T_3 \leq 0^\circ\text{C} (273^\circ\text{K}) = \text{clouds} = - 50$$

The second test selects hot-spots that could be potentially fires by means of a binary process. If the difference between $T_3 - T_4$ lower than 8, a value 0 was assigned; otherwise, the pixel conserves the result of that difference and it is identified as a potential fire PF_{3-4} . A map with the output of the differences was constructed (bit $_{3-4}$). Brightness temperatures higher than 25 in channel 3 were selected as potential fires IP_3 ; from this, another map was constructed (bit 3). The results from PF_{3-4} were compared to PF_3 . The pixels that contained both potential fires were selected. A third map was constructed with fire selected pixels, where only the value $PF_3 (T_{IP3})$ was retained.

Test 2: A pixel is selected as potential fire (PF) if: [5.3]

$$T_3 - T_4 \leq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K}) = 0$$

$$T_3 - T_4 \geq 8^\circ\text{C} (8^\circ\text{K}) = PF_{3-4} \text{ (bit map }_{3-4}\text{)}$$

$$T_3 \geq 25^\circ\text{C} (298^\circ\text{K}) = PF_3 \text{ (bit map }_3\text{)}$$

$$[PF_{3-4} = PF_3] = T_{IP3} \text{ (bit map }_{3-4} + \text{bit map }_3 = \text{bit map } T_{IP3}\text{)}$$

The third test confirms or denies that each T_{IP3} value selected in the second test is definitely a fire. This decision was made calculating mean (T_{3b}) and standard

deviation ($\sigma_{T_{3b}}$) for a context-window 5×5 pixels around the T_{IP3} neighborhood. Indeed, if most of the neighborhood appears to be different enough from T_{IP3} , this T_{IP3} is selected fire. The final result was a binary image where the fires were represented by 1 and the areas without fires by 0.

Test 3: context test:

[5.4]

$T_{3b} = T_{IP3}$ mean of a context-window (5×5)

$\sigma_{T_{3b}} = T_{IP3}$ standard deviation of a context-window (5×5)

If $T_{IP3} - [T_{3b} + 2\sigma_{T_{3b}}] > 3^\circ\text{C}$ (3°K), it was confirmed as a fire.

The hot-spots of each image were transferred to the Arc/Info GIS (ESRI Inc. 1996), constructing a cumulative fire map for each season (March – May). When several fires occurred at the same pixel, only one event was recorded. During the 1997 – 2000 seasons, a total of nearly 1000 hot-spots were detected in the study area: 40 in 1997; 730 in 1998; 76 in 1999, and 143 in 2000. Over 50% of the fires in each season occurred in temperate forest and dry tropical forest, whereas the rest took place in grasslands and agricultural areas. Most hot-spots (65%) occurred on temperate forest and between the 2000 and 3000 m elevation contour lines (Figure 2).

The accuracy of hot-spots was assessed utilizing the national report of fires by municipality, elaborated by the Secretariat of Environment and Natural Resources (SEMARNAT). 85 percent (836) of them were validated as forest fire since they occurred in municipalities with forest fires; 15 percent (153) of hot-spots did not appear in the municipalities' fire records. These last were reviewed carefully, overlaying topographic and vegetation maps: 50 hot-spots were not accepted as forest fire since they occurred in industry spaces or thermal volcanic anomalies (e.g. Popocatepetl volcano); the rest of them were considered as unrecorded forest fires. The final numbers of forest fires selected by comparison were: 34 in 1997; 704 in 1998; 66 in 1999, and 135 in 2000.

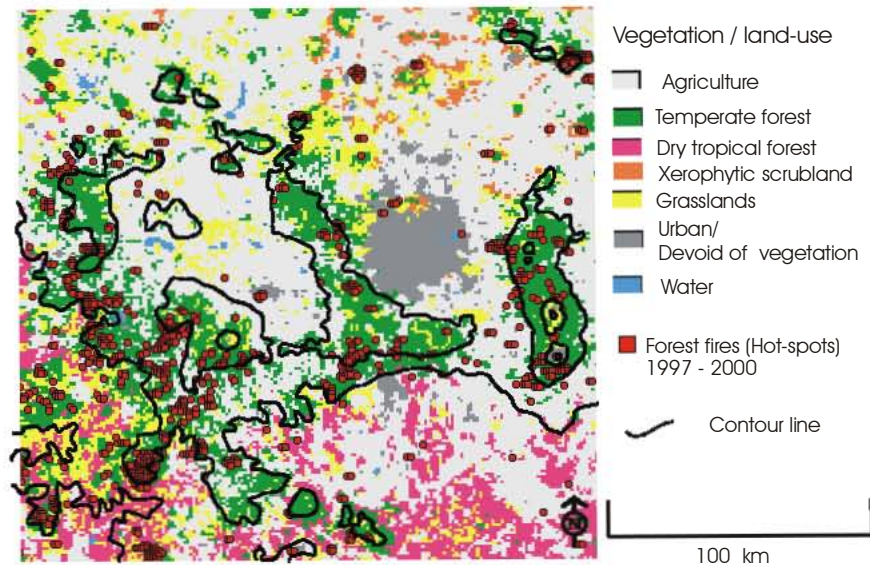


Figure 2. Forest fires (hot-spots) detected from night-time NOAA-AVHRR 14 images, superposed on a vegetation/land-use map (National Forest Inventory 2000, scale 1:250,000 SEMARNAT, 2001). The area corresponds to the map in Figure 1, where the altitudinal values of the contour lines can be read.

The 804 fires recorded for the 1997 – 1999 seasons were used as the basis for modeling the probability of forest fire occurrence. To build up the model, concurrent data from locations where no fires occurred were also required; these data points were referred to as non-fire events. For each season, non-fire events were selected at random: 45 for 1997, 740 for 1998, and 84 for 1999. The 135 fires and 132 non-fire of the 2000 season were subsequently used to validate the model predictions.

5.3.2 Dynamic predictive variables

The NDVI, LST and cloud cover for the four dry months (November to February) previous to each fire season, from 1996 to 2000, were calculated to develop the dynamic predictive variables.

The NDVI was calculated from the near infra-red (NIR: 0.72 – 1.10 μm) and red (R: 0.58 – 0.68 μm) channels of NOAA-AVHRR 14, the results were resampled to set a positive interval from 0 to 255; therefore $\text{NDVI} = [(\text{NIR} - \text{R} / \text{NIR} + \text{R}) + 1] * 127$. Clouds were removed from NDVI imagery by means of the Saunders and Kriebel (1988) algorithm. NDVI Maximum Value Composite (MVC) images were constructed for 10-day periods (Holben 1986).

Previous work (Manzo-Delgado & Meave 2003) on multitemporal analyses of the NDVI for each class of vegetation in the same study area and period allowed to determine that each vegetation class followed a decreasing trend (Figure 3) during the dry season (November to April). During the 1998 dry season the decrease of NDVI was more severe and there was an increase of forest fires (704), particularly in the temperate forest. However, 1997 dry season was very irregular and there were a minimum number of fires (34). These data suggested that the trend of the NDVI from the beginning of the dry season (November to February) up to the start of the fire season (March) could be used as a variable to model the probability of forest fire occurrence.

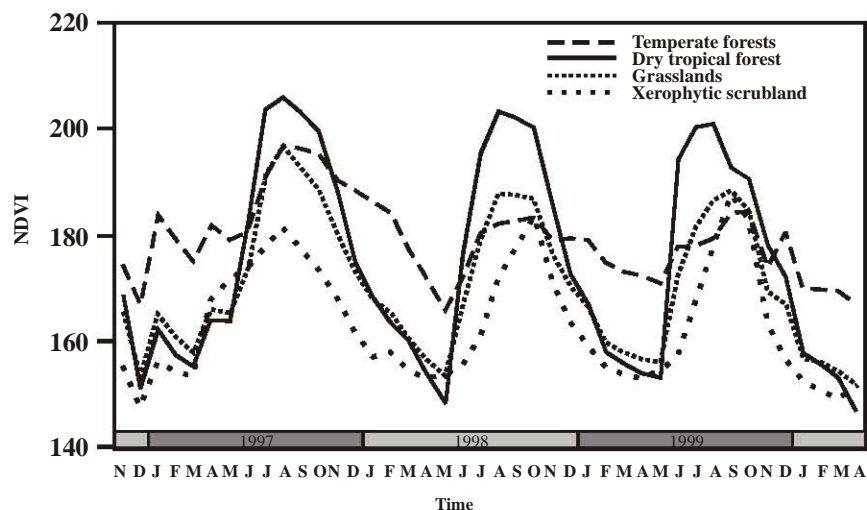


Figure 3. NDVI trends of three classes of vegetation: Temperate forests, dry tropical forest, grasslands and xerophytic scrubland in central Mexico from 1996 to 2000.

In this context five dynamic predictive variables are developed based on the NDVI-MVC images. The first variable is defined as the difference between the maximum ($NDVI_{max}$) and the minimum ($NDVI_{min}$) values recorded in the period November to February: $\Delta NDVI_{nov-feb} = NDVI_{max} - NDVI_{min}$. The second variable was $NDVI_{nov-feb\ ratio}$, defined as the ratio $NDVI_{min} / NDVI_{max}$. The three remaining variables were: $NDVI_{dec}$, $NDVI_{jan}$, $NDVI_{feb}$, they correspond to MVC-NDVI for December, January and February.

LST was obtained using the split-window algorithm (Becker & Li 1990); emissivity values (ϵ) were obtained from averages for soil and vegetation classes (Rubio et al. 1997). Pixels with clouds were also masked. Clouds were also removed. LST Maximum Value Composite (LST-MVC) images were also constructed for 10-day periods.

A previous study (Manzo-Delgado et al. 2004) about multitemporal analysis of LST in the same region for the full dry season (November to April) allowed to determine that the LST followed an increasing trend from the beginning of the dry season to its end. During 1996-1997 and 1997-1998 (under ENSO influence) dry season, monthly LST ranged from 35°C to 46°C and from 33°C to 51°C, respectively; during 1998-1999 (under La Niña influence) and 1999-2000 it was lower, ranging from 28°C to 47°C, and from 28°C to 41°C, respectively. These results helped recognize that the trend of the LST during the first four months of the dry season can also be used as a variable to model the probability of forest fire occurrence (Figure 4).

In this situation, other four dynamic predictive variables were developed based on LST-MVC images. We decided to include $\Delta LST_{nov-feb} = LST_{max} - LST_{min}$ as a sixth dynamic predictive variable, while the maximum LST registered in December (LST_{dec}), January (LST_{jan}) and February (LST_{feb}) are considered the seventh, eighth and ninth dynamic variables to model the probability of forest fires.

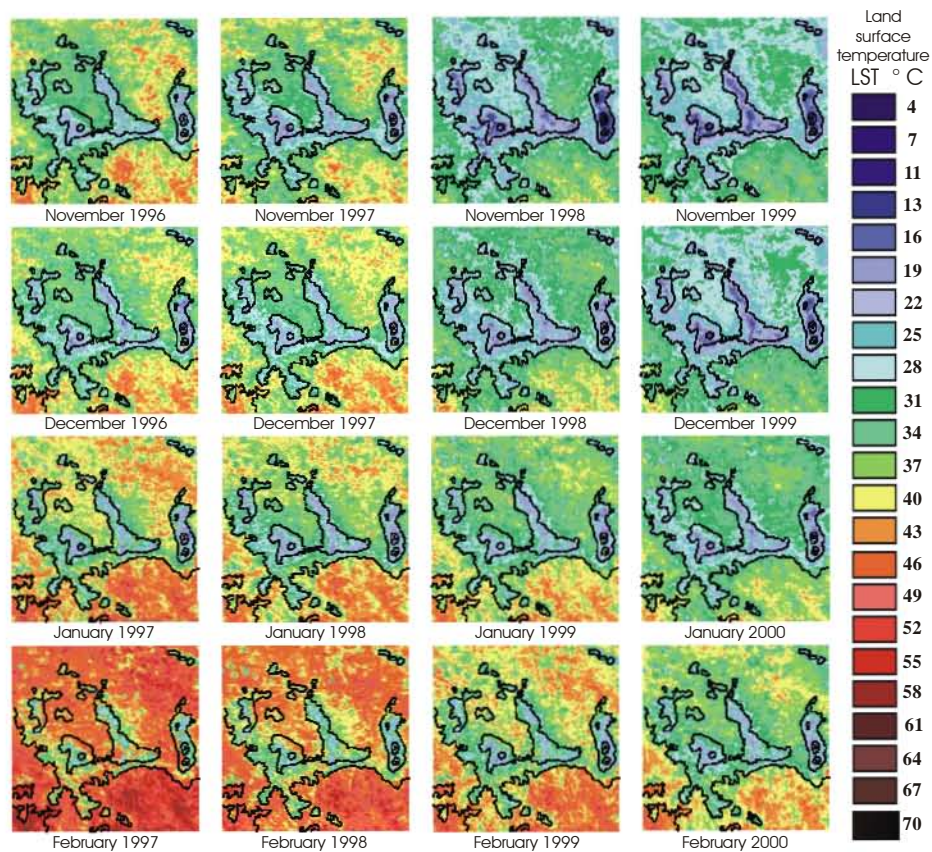


Figure 4. Monthly composites from November to February of land surface temperatures (LST) in Central Mexico.

Cloud cover during the dry period previous to each fire season was also considered as a potential dynamic predictive variable of forest fires. It was described in terms of the percent occurrence of clouds (as detected in the NOAA-AVHRR 14 images) during the four-month period (November to February) previous to each fire season, by dividing the number of times that each pixel was covered by clouds over the total number of images available for the period.

5.4 Extracting static predictive variables from thematic maps

Five additional static predictive variables were included: elevation, slope and aspect were derived from a 90m-resolution Digital Elevation Model (INEGI 2000), mean annual precipitation was derived from the 1:1,000,000 climate maps by García (1996) and vegetation type from the 1:250,000 scale National Forest Inventory 2000 (SEMARNAT 2001). The numerous vegetation/land-use categories in the National Forest Inventory were reclassified into seven broad classes: temperate forest, dry tropical forest, xerophytic scrubland, grassland, agricultural land, water, and urban areas or areas devoid of vegetation (Figure 2).

5.5 Construction of the Geographic Information System (GIS)

All the variables were converted into raster layers with the same spatial resolution and projection as the NOAA-AVHRR images, and assembled into a Geographic Information System by means of the Idrisi32 software (Eastman 2000). The system included the response variables (forest fires and no-fire events maps for each fire season from 1997 to 2000), and dynamic ($\Delta\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$, $\Delta\text{LST}_{\text{nov-feb}}$, $\text{NDVI}_{\text{nov-feb}}$ ratio, NDVI_{dec} , NDVI_{jan} , NDVI_{feb} , LST_{dic} , LST_{jan} , LST_{feb} and cloud cover) as well as static (Elevation, slope, aspect, mean annual precipitation, and vegetation type) predictive variables.

5.6 Modeling the probability of fire occurrence

The logistic model is suitable for modeling the probability (P) of fire occurrence (Chou et al. 1993, Vega-García et al. 1999). Formally, the logistic model can be expressed as:

$$P = \frac{e^{b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k}}{1 + e^{b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k}} \quad [5.5]$$

where x_1, x_2, \dots, x_k are k predictive variables and b_1, b_2, \dots, b_k are their corresponding coefficients.

The model parameters (b_i) were estimated from the sample of 804 fires and 869 random non-fire points. For each event, values for all the predictive variables were extracted from the GIS.

The logistic model was fitted using the GLIM program (Baker 1987), following a forward-stepwise variable selection strategy, as described by Crawley (1993). The vegetation type was considered as categorical predictive variable with 7 classes (Figure 2). Each predictive variable was tested in turn and only those variables causing a significant ($P < 0.05$) decrease in the residual deviance were included in the final model. Pierce and Ferrier (2000) have shown that, when fitting logistic regression models, a 0.05 level is a good compromise between the risk of including too many variables and the risk of omitting important ones if higher or lower significance levels are used, respectively.

The variables aspect, $\Delta NDVI_{\text{nov-feb}}$, $NDVI_{\text{nov-feb ratio}}$, $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$, $NDVI_{\text{dic}}$, $NDVI_{\text{feb}}$, LST_{dic} , LST_{jan} and cloud cover were not included in the final model; all other variables were highly significant ($P < 0.01$) (Table 1). The model obtained was:

$$\text{logit}(P) = b_0 + b_1 * NDVI_{\text{jan}} + b_2 * LST_{\text{feb}} + b_3 \text{vegetation type} + b_4 * \text{slope} + b_5 * \text{elevation} + b_6 * \text{precipitation} \quad [5.6]$$

Table 1. Estimates of the model's parameters

Term	Coefficient	SE	<i>P</i>
Constant	-8.072	1.652	
NDVI jan	0.05714	0.006735	0.00001
LST _{feb}	-0.07587	0.01615	0.00001
Vegetation type			
Agriculture	0.0	0.0	-
Temperate forest	0.6346	0.1764	0.003
Tropical dry forest	-0.1304	0.2737	0.634
Xerophytic scrubland	1.067	0.5626	0.058
Grassland	0.5963	0.2186	0.006
Water	-3.454	4.288	-
Devoid of vegetation	-0.5423	0.6402	0.398
Slope	0.03780	0.01015	0.00004
Elevation	-0.0002941	0.0001393	0.00522
Precipitation	0.0006602	0.0003272	0.04288
Total deviance	2316.7		
Df	1672		
Residual deviance	1553.9		
Df	1661		

This model accounted for 33% of the total deviance of the data (Table 1) and predicts a higher probability of fire particularly at those sites experiencing a higher land surface temperature (LST_{feb}) in February, either covered by grasslands or temperate forests. The predictive ability of the model was assessed by calculating the area under its Receiver's Operating Characteristic curve (ROC) and its 95% confidence interval. The ROC of a model with no predictive ability (i.e., a model no better than chance at discriminating between the fire and non-fire events) follows a diagonal line going from the point (0,0) to (1,1), overlying an area of only 0.5 units. By contrast, a perfect model has a square ROC overlying a unit area (Vayssieres et al. 2000, Osborne et al. 2001). This model has an area under the curve of 0.8616 (Figure 5), significantly larger than 0.5 (95% confidence interval: 0.8435, 0.8797).

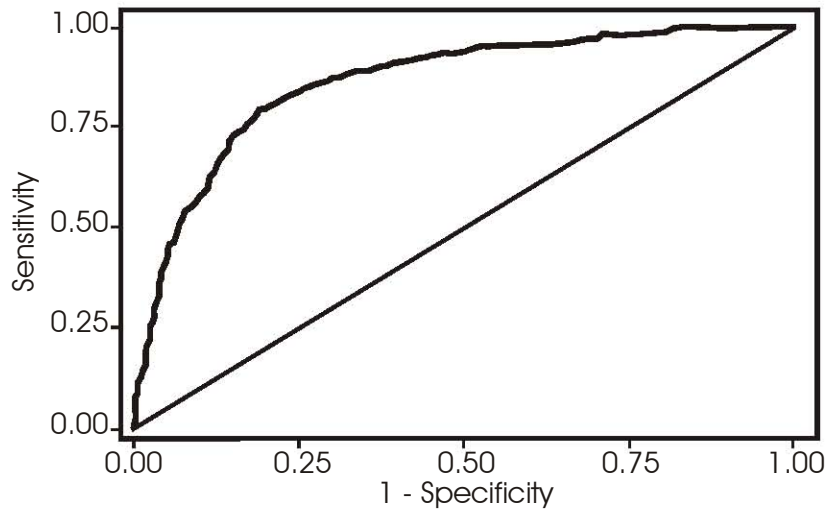


Figure 5. Receiver's Operating Characteristic curve (ROC) plot for the model of probability of fire occurrence. This model has an area under the curve of 0.8616, significantly larger than 0.5 (95% confidence interval: 0.8435, 0.8797).

We used the ROC of the model to identify its optimum cutoff level, i.e., the probability value above which a fire would be predicted to occur, and, using this cutoff level, we calculated its sensitivity (S_e), i.e., the proportion of fire occurrences that are correctly predicted by the model, and specificity (S_p), i.e., the proportion of non-fire events correctly predicted. The model's optimum cutoff level was $P = 0.525$; with this value, the model was able to correctly predict 79.73% of the fires (i.e., $S_e = 0.7973$) and 79.86% of the non-fire events (i.e., $S_p = 0.7986$) over the 1997-1999 fire seasons (Table 2).

Table 2. Predictive capacity of the model using the optimum cutoff level of $P = 0.525$

	Observed Fires	Observed Non-fires	Total
Predicted Fire	641	175	816
Predicted Non -fire	163	694	857
Total	804	869	1673
Proportion correctly predicted	79.73%	79.86%	79.8%

5.7 Spatial distribution of the probability of fire occurrence

The model obtained was then applied to the proper data layers of the GIS for producing maps delineating the spatial distribution of the probabilities of forest fire occurrence for the years 1997, 1998 and 1999. Pixels with probabilities higher than 0.525 (the model's optimum cutoff level) are those where a fire would be expected; pixels with lower probabilities are those where a fire would not be expected. The probabilities were divided in three uniform intervals below the model's optimum cutoff level (0.525) and three above this value yielding six class: lowest (< 0.209), lower (0.209-0.367), low (0.367-0.525), high (0.525-0.683), higher (0.683-0.841) and highest (> 0.841) (Figure 6).

As can be seen in Figure 6, the pixels with the highest probabilities of fire occurrence form distinct clusters over the mountain ranges of the study area, at elevations above 1800 m asl, typically dominated by temperate forests and grasslands. The lowest probabilities of fire are predicted at the lower parts of the study area (elevation < 2000 m asl), typically covered by agriculture, xerophytic scrubland, or urban areas. During 1997 34 forest fires were recorded, which represent 2% of the total data. They were detected mainly at the southwest region of the study area. This induced a minor adjustment of the model for this year, reaching 62% accuracy. Consequently only 18 fires were located in the high probability area. In contrast, during 1998, 704 forest fires were recorded, 42% of the total. The large amount of events allowed the model to reach a better adjustment for this year, achieving 78% accuracy (Figure 6).

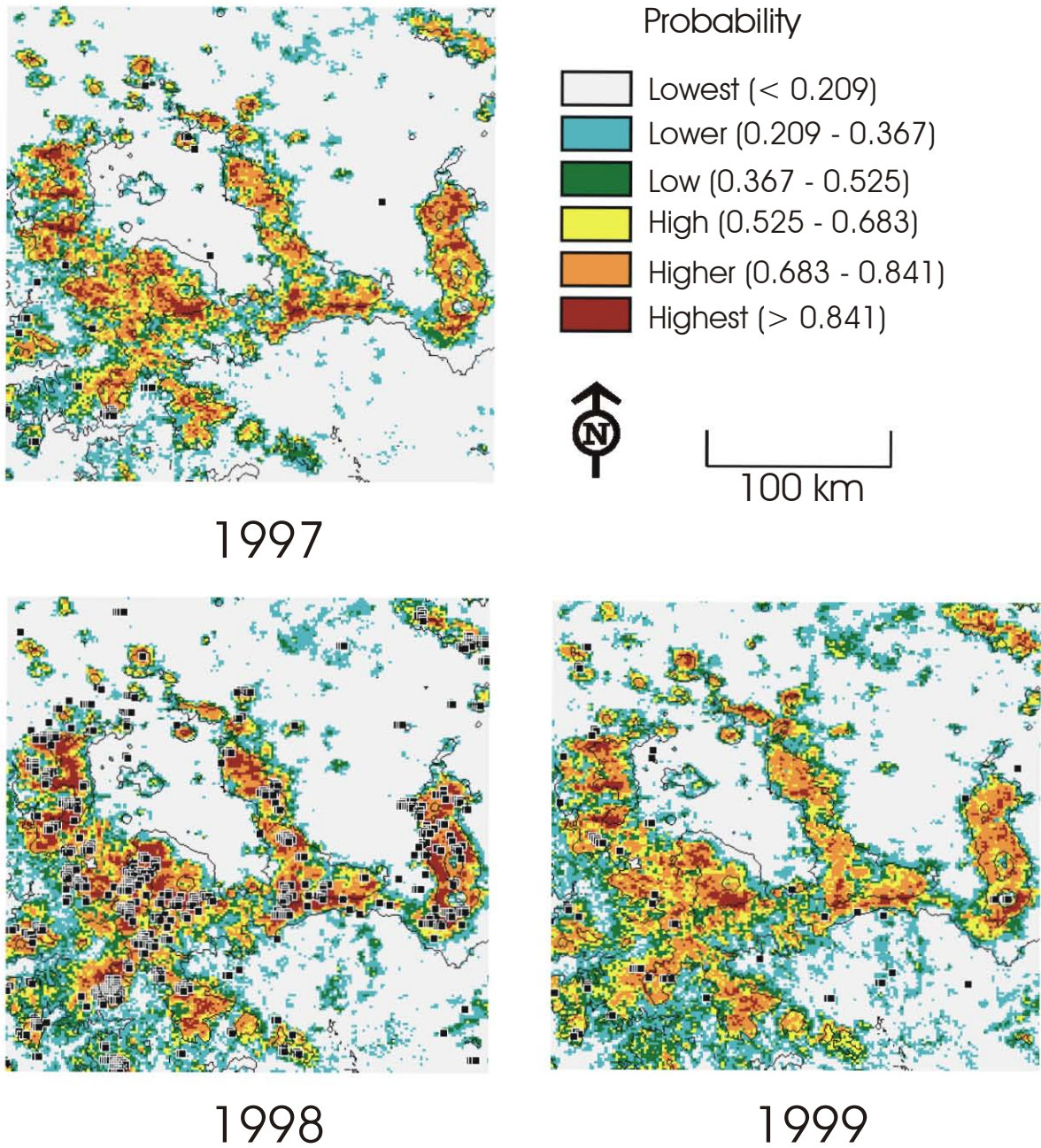


Figure 6. Probability of forest fire occurrence estimated from the logistic model for three fire seasons: 1997, 1998 and 1999, overlaid to records of actual forest fires (hot-spots) detected on NOAA-AVHRR 14 images (black squares).

5.8 Validation of the model

In order to validate the model, its predictions for the 2000 fire season (March – May) were calculated based on the dynamic variables $NDVI_{jan}$ and LST_{feb} layers for January and February, 2000, thus obtaining a map depicting the probabilities of forest fire occurrence for the year 2000. Using the optimum cutoff-level of $P = 0.525$, the total accuracy was 69.3 % included 135 fires and 132 non-fires actually recorded in the period March – May, 2000 (Figure 7).

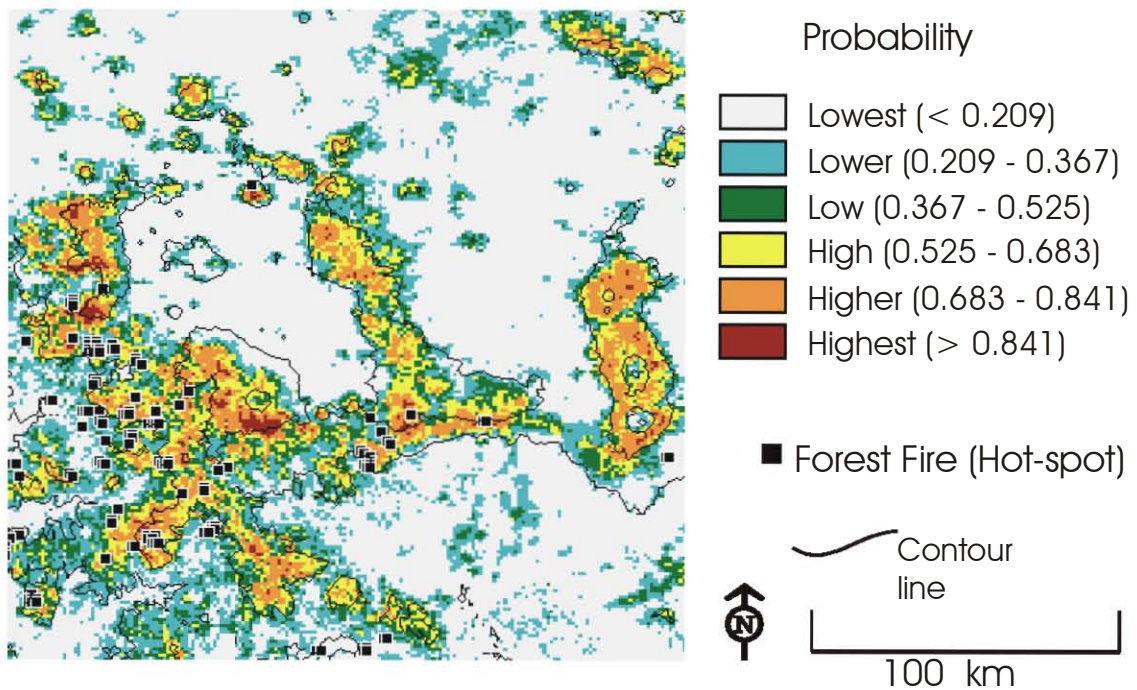


Figure 7. Validation of the model. Map of probability of forest fires for the 2000 fire season, overlaid to the forest fires (hot-spots) recorded on NOAA-AVHRR 14 images (black squares).

The sequence of forest fire probability maps shows that the areas susceptible to forest fires (i.e., those pixels with a probability > 0.525) are concentrated towards the mountainous zones and temperate forest of the study area. This maps described a

different occurrence pattern of wild fires for each season. During 1998 and 1999 seasons, the areas from high (0.525-0.683) to highest (0.683-0.841) probability of forest fire occurrence covered 23 percent of the total; 6 percent more than 1997 and 2000 (Table 3). Such a rising is likely to be related to ENSO; there also were an abnormal number of fires. On the other hand, the area with highest probability (> 0.841) cluster 28 percent of fires (197) in the 1998 fire season. These data suggest that an increase in the highest probability level may be related to a higher occurrence of fires (Table 3).

Table 3. Proportion of the study area with different levels of fire risk (as predicted by the logistic model), and number of forest fires (hot-spots) actually recorded during the 1997 – 2000 seasons

Predicted probability of occurrence	Surface area (%) and fires							
	1997		1998		1999		2000	
	%	Fires	%	Fires	%	Fires	%	Fires
Lowest (< 0.209)	63.4	4	53.2	54	47.3	11	55.7	17
Lower (0.209 - 0.367)	11.9	8	14.8	36	18.4	11	17.61	11
Low (0.367 – 0.525)	7.6	9	9.2	70	11.6	12	10.46	34
High (0.525 – 0.683)	7.1	10	7.8	114	9.8	15	8.9	40
Higher (0.683 – 0.841)	7.4	3	9.3	233	10.3	14	6.6	32
Highest (> 0.841)	2.7	0	5.7	197	2.5	3	0.7	1
Forest fires (Hot- spots)		34		704		66		135

5.9 Conclusions

The model constructed here adequately described the occurrence pattern of wild fires recorded in the 1997, 1998 and 1999 seasons, based on hot-spots detected from NOAA-AVHRR imagery and predictive variables that can be easily measured or derived from available maps or satellite imagery (such as climate, topography, vegetation type, NDVI and LST). Moreover, the model was also able to suitably predict the occurrence of fires during the following year (2000).

Hot-spots detected from NOAA-AVHRR imagery offered a solid basis for modeling the probability of forest fire occurrence. The model's accuracy was similar to that of models based on historical records of forest fires (Chou et al. 1993, Vega-García et al. 1999). Therefore, this model becomes relevant for Mexico and other countries where the lack of forest fire reports restricts the research and understanding of fire risk.

The use of dynamic variables such as NDVI and LST, also derived from NOAA-AVHRR imagery, allows the model to predict within a spatial context, the probability of forest fire occurrence just prior to each fire season. Our results confirm that these variables are important indicators of forest fire risk (Vidal et al. 1994, González-Alonso et al. 1997, Sebastián-López et al. 2002, Maselli et al. 2003). Although the LST has not been used to the same extent as the NDVI, its potential application to other types of fire risk research should be further explored.

The model includes precipitation and vegetation as two static variables, which were derived from actual thematic maps. Owing to their dynamic character, these variables have to be update with certain frequency. The precipitation would be changed as the accumulated precipitation for each year. However the lack of sufficient meteorological stations represents a problem that cannot be easy overcome. On the other hand, the fast process of deforestation and change of land use, demands the inclusion of current vegetation maps. Therefore it is necessary to utilize the most recent versions. These preliminary results of the model already yield acceptable results. However, as the period of observations is extended to longer periods, the accuracy of the predictions will tend to improve.

The probability maps of fire occurrence showed that temperate forests where several fire resistant pine species grow (Rodríguez-Trejo & Fulé 2003) tend to be exposed to higher risks. Consequently, these results can be used not only for designing

large-scale management strategies for wildfire prevention but also for fire management.

The modest input requirements (six variables readily derived from satellite imagery or thematic maps) of the model allow forest fire risk predictions to be easily calculated, for example, during the weeks previous to the onset of the forest fire season. Although the model developed here is only applicable in the study area, this approach can be easily extended to other regions of the country as well as to other tropical mountainous countries (e.g. Peru, Chile, Bolivia and several countries in Africa).

5.10 Acknowledgments

We thank Jorge A. Meave for thoroughly reviewing an earlier version of the manuscript. Lilia Manzo-Delgado was supported by Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT). We thank the GIS and Remote Sensing Laboratory of the Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México for providing material support. Special thanks to Ann Grant for suggestions and corrections to the English text.

5.11 References

Alvarez R, Gómez G, Macías L, and Salmerón O (1998) The AVHRR receiving station at the Intitute of Geography, UNAM, in Mexico. *Proc. 7th Annual Int. TeraScan Users Conf. Nat. Center Atmospheric Res.* pp 17 Boulder, CO. SeaSpace Corp. San Diego, CA.

- Baker RJ(1987) *GLIM 3.77 Reference Manual*. 2nd edition. Numerical Algorithms Group, Oxford.
- Becker F, Li ZL (1990) Towards a local split window method over land surface. *International Journal of Remote Sensing* **11**, 369 – 393.
- Bond WJ, Van Wilen BW (1996) *Fire and Plants*. Chapman & Hall, London.
- Boles SH, Verbyla DL (2000) Comparison of three AVHRR-Based Fire detection algorithms for interior Alaska. *Remote Sensing of Environment* **72**, 1-16.
- Burgan R, Claver RW, Claver JM (1998) Fuel models and fire potential from satellite and surface observation. *International Journal of Wildland Fire* **8**, 159 – 170.
- Chou YH, Minnich RA, Chase RA (1993) Mapping probability of fire occurrence in San Jacinto Mountains, California, USA. *Environmental Management* **17**, 129 – 140.
- Christensen NL (1993) Fire regimes and ecosystem dynamics. In: Crutzen JP, Goldammer JD (eds) *Fire in the Environment: The Ecological, Atmospheric, and Climatic Importance of Vegetation Fires* pp. 233 – 244. John Wiley & Sons. New York.
- Chuvieco E, Aguado I, Cocero D, Riaño D (2003) Design of an empirical index to estimate fuel moisture content from NOAA-AVHRR images in forest fire danger studies. *International Journal of Remote Sensing* **24**, 1621-1637.
- Chuvieco E, Salas J (1996) Mapping the spatial distribution of forest fire danger using GIS. *International Journal of Geographical Information Systems* **10**, 333-345.
- Chuvieco E, Salas FJ, Carvacho L, Rodríguez-Silva F (1999) Integrated fire risk mapping. In: Chuvieco E (ed) *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*, pp 61-100. Springer-Verlag, Berlin.

- Coll C, Caselles V (1997) A split-window algorithm for land surface temperature from advanced very high resolution radiometer data: validation and algorithm comparison. *Journal of Geophysical Research* **102**, 16697 – 16713.
- CONABIO (Comisión Nacional para el Conocimiento y uso de la Biodiversidad) (1999) Monitoreo de puntos de calor (incendios). Available from: <http://www.conabio.gob.mx> and <http://fireweb.conabio.gob.mx>
- Cox DR, Snell EJ (1989) *The analysis of binary data*. 2nd ed. Chapman & Hall, London.
- Crawley M (1993) *GLIM for Ecologists*. Blackwell Scientific Publications, Oxford.
- Díaz-Avalos C, Peterson DL, Alvarado CE, Ferguson SA, Besag JE (2001) Space-time modeling of lightning-caused forest fires in the Blue Mountains, Oregon. *Canadian Journal of Forest Research* **31**, 1579-1593.
- Eastman JA (2000) *Idrisi for Windows. Users's Guide*. Version 132.02. Clark Labs, Clark University, Worcester.
- ESRI Inc. (1996) Unix Workstation Arc/Info, Version 7.0.1 for Sun Solaris. Environment Systems Research Institute, Redland, California.
- Eva H, Flasse S (1996) Contextual and multi-threshold algorithms for regional active fire detection with AVHRR data. *Remote Sensing Reviews* **14**, 333-351.
- Flasse SP, Ceccato P (1996) A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing* **17**, 419 – 424.
- Galindo I, López-Pérez P, Evangelista-Salazar M (2003) Real-time AVHRR forest fire detection in Mexico (1998-2000). *International Journal of Remote Sensing* **24**, 9-22.
- García E (1981) *Apuntes de Climatología*. Universidad Nacional Autónoma de México. México, D.F.

- García E (1996) Carta de precipitación total anual (Isoyetas), escala 1:1,000,000. CONABIO, México, D.F.
- González-Alonso F, Cuevas JM, Casanova JL, Calle A, Illera P (1997) A forest fire risk assessment using NOAA-AVHRR images in the Valencia area, Eastern Spain. *International Journal of Remote Sensing* **18**, 2201-2207.
- Holben BN (1986) Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* **7**, 1417-1434.
- Illera P, Fernández A, Delgado JA (1996) Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger. *International Journal of Remote Sensing* **17**, 1093-1105.
- INEGI (2000) Modelo Digital del Terreno. Escala 1:250000. Cartas Ciudad de México, Morelia, Cuernavaca y Chilpancingo. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, Aguascalientes.
- Kleinbaum DG, Klein M (2002) *Logistic regression: a self-learning text*. Springer-Verlag, New York.
- Lauritson L, Nelson G (1979) Techniques for Data Extraction and Calibration of TIROS-N/NOAA Series Satellite Radiometers. NOAA NESS Publication # 107, July. Washington.
- Leblon B (2001) Forest wildfire hazard monitoring using remote sensing: A review. *Remote Sensing Reviews* **20**, 1-57.
- Leblon B, Kasischke E, Alexander M, Doyle M, Arbbott M (2002) Fire danger monitoring using ERS-1 SAR images in the case of Northern Boreal Forests. *Natural Hazards* **27**, 231-255.
- López S, González F, Llop R, Cuevas JM (1991) An evaluation of the utility of NOAA AVHRR images for monitoring forest fire risk in Spain. *International Journal of Remote Sensing* **12**, 1841-1851.

- Manzo-Delgado L, Aguirre-Gómez R, Álvarez R (2004) Multitemporal analysis of land surface temperature using NOAA-AVHRR: preliminary relationships between climatic anomalies and forest fires. *International Journal of Remote Sensing* **25**, 4417-4423.
- Manzo-Delgado L, Meave JA (2003) La vegetación vista desde el espacio: la fenología foliar a través de la percepción remota. *Ciencia, Revista de la Academia Mexicana de Ciencia* **54**, 18-28.
- Natural Resources Canada (2004) Sistema de Información de Incendios Forestales-Mexico. Available from: <http://fms.nofc.cfs.nrcan.gc.ca/mexico/index.html>
- McPhaden MJ (1999) Genesis and evolution of the 1997-98 El Niño. *Science* **283**, 950-954.
- Maselli F, Romanelli S, Bottai L, Zipoly G (2003) Use of NOAA-AVHRR NDVI images for the estimation of dynamic fire risk in Mediterranean areas. *Remote Sensing of Environment* **86**, 187-197.
- O'Brien L (1992) *Introducing Quantitative Geography. Measurement, Methods and Generalized Linear Models*. Routledge, London and New York.
- Osborne PE, Alonso JC, Bryant RG (2001) Modelling landscape-scale habitat use using GIS and remote sensing: a case study with great bustards. *Journal of Applied Ecology* **38**, 458 – 471.
- Palacio-Prieto JL, Luna-González L, Macías-Morales L (1999) Detección de incendios en México utilizando imágenes AVHRR (temporada 1998). *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía* **38**, 7 – 14.
- Pickett STA, Kolasa J, Armeston, JJ, Collins SL (1989) The ecological concept of disturbance and its expression at various hierarchical levels. *Oikos* **54**, 129 –136.

- Price JC (1984) Land surface temperature measurement from the split window channels of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research* **89**, 7231-7237.
- Pierce J, Ferrier S (2000) An evaluation of alternative algorithms for fitting species distribution models using logistic regression. *Ecological Modelling* **128**, 127-147.
- Reed BC, Brown JF, VanderZee D, Loveland TR, Merchant JW, Ohlen DO (1994) Measuring phenological variability from satellite imagery. *Journal of Vegetation Science* **5**, 703 – 714.
- Rodríguez-Trejo, DA (1996) *Incendios Forestales*. Universidad Autónoma Chapingo - Mundi Prensa, México, D.F.
- Rodríguez-Trejo DA, Fulé PZ (2003) Fire ecology of Mexican pines and a fire management proposal. *International Journal of Wildland Fire* **12**, 23-37.
- Rodríguez-Trejo DA, Pyne SJ (1998) Mexican Fires of 1998. *International Forest Fires News* **20**, 61-63.
- Rowell A, Moore PF (2000) Global review of forest fires. WWF – The World Wide Fund / IUCN – The World Conservation Union, Gland.
- Rubio E, Caselles V, Badenas C (1997) Emissivity measurements of several soils and vegetation types in the 8-14 μm wave band: Analysis of two field methods. *Remote Sensing of Environment* **59**, 490-521.
- Rzedowski J (1986) *Vegetación de México*. Limusa, México, D.F.
- Saunders RW, Kriebel KT (1988) An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* **9**, 123-150.

- Sebastián-López A, San-Miguel-Ayanz J, Burgan RE (2002) Integration of satellite sensor data, fuel type maps and meteorological observations for evaluation of forest fire risk at the pan-European scale. *International Journal of Remote Sensing* **23**, 2713-2719.
- SEMARNAP (1998) *Los incendios Forestales en México: 1998*. Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca, México, D.F.
- SEMARNAT (2001) Inventario Forestal Nacional 2000, escala 1:250,000. Cartas Ciudad de México, Morelia, Cuernavaca y Chilpancingo. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, México, D.F.
- Stocks BJ, Lawson BD, Alexander ME, Van Wagner CE, McAlpine RS, Lynham TJ, Dubé DE (1989) The Canadian Forest Fire Danger Rating System: An overview. *The Forestry Chronicle* **65**, 450-457.
- Timmermann A, Oberhuber J, Bacher A, Esch M, Latif M, Roeckner E (1999) Increased El Niño frequency in a climate model forced by future greenhouse warming. *Nature* **398**, 694 – 697.
- Vayssières MP, Plant RE, Allen-Diaz BH (2000) Classification trees: An alternative non-parametric approach for predicting species distributions. *Journal of Vegetation Science* **11**, 679 – 694.
- Vega-García C, Woodard PM, Titus SJ, Adamowicz WL, Lee BS (1999) Dos modelos para la predicción de incendios forestales en Whitecourt forest, Canada. *Investigaciones Agrarias: Sistemas y Recursos Forestales* **8**, 5-24.
- Vidal A, Pinglo F, Durand H, Devaux-Rox C, Maillet A (1994) Evaluation of a temporal fire risk index in Mediterranean forests from NOAA thermal IR. *Remote Sensing of Environment* **49**, 296-303.

Viegas X, Bovio G, Ferreira A, Nosenzo A, Sol B (2000) Comparative study of various methods of fire danger evaluation in southern Europe. *International Journal of Wildland Fire* **9**, 235-246.

Wolter K, Timlin MS (1998) Measuring the strength of ENSO event: How does 1997/98 rank ? *Weather* **53**, 315-324.

6. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

6.1 Discusión

Las imágenes de satélite AVHRR-NOAA constituyen una base sólida para analizar, comprender y estudiar el riesgo de incendio en un contexto espacial y temporal. Los resultados obtenidos mediante la exploración de este recurso optimizaron la detección de incendios a partir de los puntos de calor, así como del cálculo y la obtención de indicadores de riesgo de incendio dinámicos (NDVI y TST). Estos datos fueron complementados con información extraída de mapas temáticos, logrando identificar las áreas que pueden ser más vulnerables al fuego antes del inicio de cada temporada de incendios. Así, el uso combinado de las técnicas de percepción remota y la modelación estadística confirma su amplia utilización y demanda en este tipo de aplicaciones, particularmente en las regiones con información precaria para evaluar el riesgo de incendio.

El algoritmo contextual (Fasse y Ceccato, 1996) es una técnica útil para identificar puntos de calor, cuya flexibilidad y adaptación permitió desarrollar un sistema de detección de incendios forestales en la región central de México (Cabrera et al., 1998). Este algoritmo fue utilizado en el área en estudio exclusivamente con las imágenes nocturnas. Así, se detectaron 989 puntos de calor para el periodo 1997 - 2000, los cuales fueron considerados como incendios forestales. Los resultados confirman que el uso exclusivo de las imágenes nocturnas reduce la posibilidad de seleccionar las quemas agropecuarias y las áreas industriales (Martín et al., 1999, Palacio-Prieto et al., 1999), las cuales podrían inducir confusiones al relacionarlos con otras variables y en la construcción del modelo presentado. Los registros oficiales elaborados por la SEMARNAT (2000) reportaron para el mismo periodo más de 15 mil

conflagraciones, distribuidas en 287 municipios. Tomando como referencia los registros oficiales, las imágenes nocturnas sólo permitieron detectar 6% del total de eventos reportados. Este bajo porcentaje se atribuyó al paso del satélite, limitando la detección solamente de aquellos fuegos que se encuentran activos entre las 3:00 y 5:00 AM. Tomando como base los reportes oficiales se estimó la precisión de los puntos de calor; sin embargo, cada una de estas fuentes maneja la información de manera diferente, por lo que fue necesario adecuar las técnicas de evaluación. Por ejemplo, los registros oficiales incluyen el total de eventos por municipio sin diferenciar la hora de inicio o terminación de los mismos; en cuanto a las imágenes, sólo se detectaron los incendios que se encontraban activos durante el paso del satélite, los cuales fueron agrupados por municipios. Sin embargo, fue imposible seleccionar aquellos municipios que solamente hubieran presentado incendios que coincidieran con el paso del satélite. Una forma de utilizar y optimizar ambas fuentes de información fue adecuando las matrices de confusión (Jensen, 1995; Congalton y Green, 1999), tomando como referencia los municipios que incluyeran tanto incendios detectados como registrados. De esta manera, se estimó que el total de puntos de calor tienen una precisión de 85%; el 15% de error restante se atribuyó esencialmente al calor liberado en las áreas industriales. En los últimos años las dependencias oficiales están tratando de obtener la ubicación geográfica de cada incendio, lo cual facilitará la validación de los incendios detectados en las imágenes.

La variación meteorológica del periodo en estudio influyó para que en cada temporada se presentara un número diferente de incendios. Así, 74% del total de incendios detectados (730) se concentró en la temporada 1998; el restante 26% se distribuyó en las tres temporadas restantes. Los numerosos incendios de 1998 fueron favorecidos por la sequía y el incremento de temperatura ocasionadas por el ENOS. En 1997 se registró un número reducido de incendios (40), el cual estuvo influenciada por los numerosos ciclones registrados por el Sistema Meteorológico Nacional y la Comisión Nacional del AGUA (SMN-CNA, 2006) durante 1996 y 1997. En 1999, la

presencia de La Niña ocasionó la disminución de las temperaturas y una mayor precipitación, detectándose solamente 76 incendios. En la temporada 2000, la ausencia de anomalías meteorológicas favoreció la ocurrencia de 143 incendios detectados. La amplia variabilidad de condiciones meteorológicas y de incendios ocurridos en un periodo consecutivo de cuatro años (1997-2000) fue una oportunidad única para analizar una serie de acontecimientos que muy probablemente se puedan repetir en conjunto en el transcurso del presente siglo. Debido a ello, los 989 incendios detectados en las imágenes nocturnas fueron considerados como una muestra representativa para conocer el patrón de distribución interanual de estos eventos, constituyendo a la vez un medio esencial para poder relacionarlos con diversos factores de riesgo, particularmente con el estado del material vegetal combustible y las condiciones meteorológicas, los cuales pueden ser derivados a partir de las mismas imágenes de satélite.

La evolución temporal del NDVI descrito en el Capítulo 3 permitió visualizar el patrón fenológico interanual de cada tipo de vegetación del área en estudio: bosque templado, bosque tropical, pastizal y matorral. La cobertura vegetal puede registrar un valor mínimo en torno a 0.1, que equivale a 140 unidades de NDVI escalado entre 0 y 255, y un valor máximo para una vegetación densa de 0.5, que equivale a 190 unidades escaladas (Holben, 1986). Las comunidades vegetales del área en estudio cubrieron un intervalo de NDVI entre 147 y 206, en el que los valores mínimos y máximos se ubicaron por arriba de los umbrales esperados. El incremento de estos umbrales se atribuyó tanto al tipo de vegetación como a las condiciones meteorológicas. El análisis visual de los compuestos mensuales de NDVI permitió identificar que cada tipo de vegetación sigue una tendencia decreciente en la época de sequía que varía entre 147 y 171, que cambia a una tendencia creciente durante las lluvias, logrando incrementar entre 182 y 206 valores NDVI. Los valores mínimos de NDVI son el resultado de la caída del follaje y la disminución de la actividad fotosintética, en tanto que los NDVI mayores están relacionados con el desarrollo foliar. Además, se observó que los

valores máximos y mínimos de NDVI cambian de un año a otro, lo cual se atribuyó a la variabilidad de las condiciones meteorológicas.

La correlación entre los valores de NDVI y el volumen de precipitación mensual confirmó que la variabilidad estacional de las comunidades caducifolias responde de manera proporcional a los cambios de precipitación con un mes de retraso ($r > 0.7$). Esto confirma su dependencia con el inicio y terminación del periodo lluvioso. Por otra parte, las comunidades perennifolias, como el bosque templado, presentaron un coeficiente de correlación muy alto ($r = 0.85$) durante 1997, el cual disminuyó ($r = 0.49$) en los años 1998 (ENOS) y 1999 (La Niña). Tales diferencias sugieren que el NDVI puede llegar a saturarse bajo ciertas circunstancias. Tomando como ejemplo los datos registrados en la estación meteorológica La Marquesa, en 1997 en los meses de agosto y septiembre se registraron 197.9 mm y 151 mm de precipitación, respectivamente, valores que propiciaron que en septiembre y octubre el NDVI máximo registrara 196 y 195 unidades, respectivamente. En 1998, bajo los efectos de La Niña, la precipitación se concentró en los meses de agosto y septiembre (363 – 436 mm); sin embargo, el NDVI registró valores entre 183 y 189 unidades. Este análisis sugiere que el patrón fenológico del bosque templado no siempre responde en la misma proporción que la precipitación, además de que tal comportamiento debe estar regulado por otros factores como la temperatura. Asimismo, se consideró que los numerosos incendios ocurridos en el bosque templado este mismo año, habían favorecido la disminución del NDVI. De esta manera, se consideró que la evolución estacional del NDVI podía relacionarse con los incendios detectados y generar algunos indicadores de riesgo.

De manera empírica y tomando como base la variabilidad del NDVI desde el inicio de la estación de sequía (noviembre) hasta antes de la temporada de incendios (febrero), se construyeron y evaluaron dos indicadores de riesgo de incendio, los cuales son diferentes de los propuestos en otras investigaciones (González-Alonso et al., 1997) porque fueron creados para evaluar el riesgo de incendios diariamente. Por el

contrario, en este estudio prevaleció el interés por encontrar indicadores de riesgo que permitieran pronosticar la ocurrencia de estos eventos antes de que iniciara la temporada. El primero de los indicadores utiliza los valores máximos y mínimos del NDVI registrados en el periodo mencionado ($\Delta\text{NDVI}_{\text{nov} - \text{feb}}$) y el segundo considera solamente el valor máximo del mes de febrero (NDVI_{feb}). Los resultados del primer indicador mostraron que el 90% de los incendios detectados ocurrieron en áreas donde $\Delta\text{NDVI}_{\text{nov} - \text{feb}}$ registró valores menores que 40 unidades, en tanto que el 10% restante se ubicó en el intervalo de 40 a 80 unidades de diferencia NDVI. En complemento, se observó que cada año los píxeles con valores < 40 cubrieron 85% de la superficie total del área en estudio, lo que permitió suponer que dicho intervalo no era tan específico para evaluar el riesgo de incendio; sin embargo, al combinarse con otros factores como la vegetación podía mejorar su capacidad predictiva. Debido a ello, se evaluó el segundo indicador, observando que más de 70% de los fuegos de 1997, 1999 y 2000 ocurrieron en píxeles con valores de NDVI_{feb} entre 160 y 190. A la vez, este intervalo cubrió 40 % de la superficie total del área en estudio. En contraste, en 1998 el 47% de los incendios se presentaron en el intervalo 160 - 190, el cual cubrió 52% del área en estudio, en tanto que 47% de los incendios ocurrieron en áreas con valores de NDVI_{feb} entre 190 y 210, el cual ocupó sólo 10% del área en estudio, porcentaje que en otros años fue disminuyendo poco a poco. Estos resultados sugirieron que el intervalo entre 190 y 210 podía utilizarse como un valor umbral de riesgo de incendio.

Tomando como referencia los resultados obtenidos en la evaluación de estos dos indicadores se consideró la posibilidad de que los máximos valores mensuales del NDVI de los meses anteriores pudieran funcionar como indicadores de riesgo. Debido a ello se construyeron otros dos indicadores mensuales correspondientes a diciembre (NDVI_{dec}) y enero (NDVI_{jan}), y uno más que incluye una modificación al primero ($\text{NDVI}_{\text{nov} - \text{feb} \text{ ratio}}$). De esta manera, se crearon cinco indicadores dinámicos NDVI, cuya capacidad predictiva fue evaluada directamente en el proceso de construcción del modelo de probabilidad de ocurrencia de incendios.

De manera paralela, se realizó el análisis multitemporal de la TST para conocer su variabilidad interanual en la estación de sequía y obtener los indicadores de riesgo correspondientes, lo que se describe detalladamente en el Capítulo 4 de este trabajo. El periodo en estudio permitió evaluar los efectos ocasionados antes y después del ENOS y La Niña con relación a los cambios de la TST y la ocurrencia de incendios. De esta manera, se observó al final de la época seca de 1998 (abril) que la TST registró los mayores valores con temperaturas promedio de 50°C; lo que significó 3°C más que las registradas en 1997 y 1999, así como 10°C más que en 2000. Tal parece que el aumento de la TST en 1998 favoreció la ocurrencia de más de 6 mil incendios en el área de estudio, de los cuales 730 fueron detectados como puntos de calor. En 1997 (antes del ENOS) y 1999 (La Niña) la TST se ubicó en 47°C, temperatura suficiente para que los incendios disminuyeran considerablemente, registrándose menos de 3 mil fuegos en cada temporada. De estos, se detectaron 40 y 76 puntos de calor, respectivamente. En 2000, la TST promedio disminuyó a 40°C; sin embargo, se registraron más de 3 mil incendios y se detectaron 143 puntos de calor. Estos resultados sugieren que existe un umbral máximo de TST a partir del cual es probable que se desencadene una severa temporada de incendios. Por lo tanto, la variabilidad de la TST constituye un factor de riesgo de incendio, que puede ser complementado con otros indicadores de riesgo, como por ejemplo los generados a partir del NDVI.

Con base en la variabilidad estacional de la TST y siguiendo los criterios utilizados en la obtención de indicadores de riesgo NDVI, se generaron cuatro indicadores de riesgo de incendio. El primero de éstos se denominó $\Delta LST_{\text{nov-feb}}$ ($LST =$ Land Surface Temperature), los tres restantes corresponden a los valores máximos mensuales registrados en diciembre (LST_{dec}), enero (LST_{jan}) y febrero (LST_{feb}). La evaluación de la capacidad predictiva del primer indicador aplicada en el área en estudio mostró que las diferencias de la TST entre noviembre y febrero cubren un intervalo entre 0°C y 30°C. Con excepción de la temporada 1998, entre 65% y 97% de los incendios detectados ocurrieron en el intervalo de 8°C a 27°C, mientras que los

porcentajes restantes se presentaron en áreas con diferencias de TST menor que 7°C. De manera excepcional, en 1998 el 52% de los incendios se ubicaron en áreas con $\Delta LST_{\text{nov-feb}} < 7^\circ$. Estos resultados sugieren que a menor diferencia de temperaturas durante la época de sequía, la vegetación es más vulnerable al fuego. Con base en esta evaluación, se concluyó que los indicadores mensuales de TST, al igual que los derivados con el NDVI, también podían jugar un papel importante en la evaluación del riesgo de incendio. No obstante, su capacidad predictiva se evaluó directamente en el proceso de construcción del modelo de probabilidad de ocurrencia de incendios.

El modelo de regresión logística desarrollado en el Capítulo 5 describe el patrón de ocurrencia de incendios forestales para las temporadas 1997, 1998 y 1999. El modelado se realizó con base en los incendios detectados, en combinación con los puntos de no incendio y un grupo de variables predictivas dinámicas y estáticas. Los indicadores de riesgo NDVI, TST y la cobertura de nubes constituyeron las variables predictivas dinámicas. La información referente a la altura, la pendiente, la exposición, los tipos de vegetación y la precipitación promedio anual se identificaron como las variables predictivas estáticas que representan un valor de riesgo agregado y permanente. Las variables fueron seleccionadas solamente si ocasionaban una disminución significativa ($P < 0.05$) en la devianza residual del modelo. El modelo final incluye dos variables dinámicas y cuatro variables estáticas: el $NDVI_{\text{jan}}$, la TST_{feb} , la vegetación, la pendiente, la altura, y la precipitación promedio anual. Las variables estáticas seleccionadas confirman su interrelación con el fuego y con las variables dinámicas, las cuales constituyen una parte esencial de los modelos clásicos de peligro de incendio. De un total de ocho variables dinámicas, solamente la TST_{feb} y el $NDVI_{\text{jan}}$ fueron significativas porque generaron el mejor ajuste para todos los eventos seleccionados y porque su probabilidad es < 0.0001 , lo cual confirma que no se trata de un efecto fortuito. La TST_{feb} fue seleccionada muy probablemente porque las temperaturas máximas del mes de febrero se acercan más a las de la temporada de incendios (marzo-mayo). La segunda variable dinámica seleccionada $NDVI_{\text{jan}}$, sugiere

que las condiciones de la vegetación a la mitad de la época de sequía (enero) son más significativas que las de diciembre o febrero para evaluar el riesgo de incendio. Tal situación muy probablemente está relacionada con la disponibilidad de material combustible que podría quemarse, más que el estado del mismo. La precisión del modelo se estimó en 79.8%, porcentaje que se utilizó para construir los mapas de probabilidad de ocurrencia de incendios para cada temporada. Además, el modelo fue capaz de pronosticar la ocurrencia de incendios para la siguiente temporada 2000 con una confiabilidad de 70%. La representación cartográfica, a escala regional, permite ubicar las áreas forestales que pueden ser más vulnerables al fuego a finales de febrero. De manera general, las áreas con mayor probabilidad de ocurrencia de incendios en cada temporada se distribuyen en las elevaciones montañosas ubicadas por arriba de los 1800 m de altitud, donde predomina el bosque templado. Sin embargo, dependiendo del estado del material combustible (NDVI) o las condiciones de temperatura (TST), cada año varía su probabilidad de ocurrencia al fuego. Debido a ello, los mapas correspondientes a la temporada 1998 mostraron que en las áreas montañosas forestales dominó una muy alta probabilidad de incendio (> 0.84); mientras que en la temporada 1997 en dichas áreas prevaleció una probabilidad alta (0.52 – 0.68). La ubicación espacial y temporal de la probabilidad de ocurrencia de incendios representa un apoyo en la planificación de las acciones de prevención contra incendios.

El modelo final incluye como variables estáticas a la vegetación y a la precipitación anual, las cuales fueron derivadas de mapas temáticos elaborados entre 1996 y 2000. Sin embargo, debido a la naturaleza dinámica de estas variables es conveniente que se actualicen con frecuencia. En el caso de la vegetación, por el acelerado proceso de la deforestación numerosas regiones tienen que ser reclasificadas como áreas agrícolas o de pastizal. Por otra parte, debido a los efectos del calentamiento global, la precipitación anual podría sufrir cambios importantes. Debido

a la relevancia de estas variables sería conveniente tratar de obtener dicha información con apoyo en las técnicas de percepción remota.

Aunque los resultados del modelo son satisfactorios, es posible vislumbrar formas de mejorar en un contexto independiente del presente trabajo. Para ello, se ha considerado ampliar el periodo de observación a 10 años para tratar de aumentar el número de eventos e incluir otras condiciones ambientales que favorecen la ocurrencia de incendios, particularmente en ausencia de los fenómenos ENOS y La Niña. Asimismo, se tratará de incluir a la vegetación y a la precipitación como variables dinámicas, apoyados en técnicas de percepción remota. De esta manera, se podría optimizar y fortalecer la confiabilidad del modelo.

El modelo construido es válido para la región central de México. El origen y obtención de los datos, así como la correlación entre los incendios y las variables predictivas, son representativos del área en estudio. Debido a ello, su operatividad está limitada a dicha área. No obstante, puede ser extendido a otras regiones montañosas templadas semejantes, como por ejemplo la Sierra Madre Oriental y la Sierra Madre Occidental. Además, la metodología es totalmente reproducible y fácilmente adaptable, a otras regiones del territorio nacional, siempre y cuando se ajuste la información. Asimismo, puede ser una alternativa para los países tropicales montañosos que carecen de información necesaria para evaluar el riesgo de incendio, tales como la ubicación geográfica de los incendios, así como de las condiciones meteorológicas y del estado de la vegetación en áreas forestales.

6.2 Conclusiones

Las técnicas de percepción remota y las imágenes de satélite AVHRR-NOAA constituyen un recurso único para analizar la distribución espacial y temporal tanto de

los incendios detectados como de los factores ambientales que determinan su ocurrencia, particularmente el estado de la vegetación (NDVI) y las condiciones meteorológicas (TST). En complemento, los sistemas de información geográfica y los modelos estadísticos de regresión logística conforman un medio excelente para evaluar el riesgo de incendio.

El análisis visual de los compuestos mensuales generados a partir de las imágenes de satélite AVHRR-NOAA permitió conocer la tendencia de cambios del NDVI y la TST durante la época de sequía e identificar al $NDVI_{jan}$ y la TST_{feb} como dos nuevos indicadores de riesgo de incendio en un contexto dinámico. De esta manera, las mediciones del valor máximo del estado de la vegetación en el mes de enero, combinado con las temperaturas máximas del mes del febrero, son los factores que determinan qué áreas pueden ser las más vulnerables al fuego. Así mismo, el seguimiento mensual tanto del NDVI como de la TST constituyen un sistema de monitoreo para evaluar los efectos ocasionados por los fenómenos meteorológicos como los huracanes y el ENOS, que pueden ser considerados como un prototipo para las siguientes décadas, particularmente si en los primeros tres meses de la temporada de sequía, el NDVI registra valores mayores que 190 y la TST sobrepasa $35^{\circ}C$, advirtiendo que muy probablemente se esté repitiendo una situación semejante al ENOS 1997-1998. Además, la alternancia entre años con anomalías meteorológicas y años normales puede convertirse en un patrón común durante las siguientes décadas, favoreciendo años muy húmedos con abundante desarrollo y generación de material vegetal combustible, seguidos por años secos y calientes propicios para que el combustible pueda secarse y arder fácilmente. Debido a ello, el monitoreo y análisis mensual tanto del NDVI como de la TST son un apoyo para pronosticar las tendencias meteorológicas y el riesgo de incendio.

Los modestos requerimientos del modelo dinámico, sólo seis variables derivadas a través de imágenes de satélite AVHRR-NOAA y mapas temáticos, permiten predecir desde finales de febrero el patrón de ocurrencia de incendios forestales para cada

temporada de manera relativamente fácil, en forma confiable y accesible. Su representación espacial a escala regional, contribuye a advertir y alertar cuáles áreas son más vulnerables al fuego, constituyendo una herramienta práctica, útil y poderosa para planificar las acciones gubernamentales de prevención contra incendios. Con la experiencia ganada en esta área sobre predicción de incendios, se podrían hacer adecuaciones al modelo para aplicarse en otras regiones dentro o fuera del país.

6.3 Referencias

- Cabrera, A.L., Gómez-Rodríguez, G. y Álvarez, R. 1998. Método empleado en el monitoreo de incendios forestales mediante el procesamiento de imágenes AVHRR y modelos digitales de terreno en la zona centro de la República Mexicana. *Novena Reunión Nacional Selper-México*. Zacatecas, octubre 1998.
- Congalton, R.G. y Green, K. 1999. *Assesing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Lewis Publishers. Londres. 137 p.
- Flasse, S.P. y Ceccato, P. 1996. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing* 17, 419-424.
- González-Alonso, F., Cuevas, J.M., Casanova, J.L., Calle, A. e Illera P. 1997. A forest fire risk assessment using NOAA-AVHRR images in the Valencia area, Eastern Spain. *International Journal of Remote Sensing* 18, 2201-2207.
- Holben, B.N. 1986. Characteristics of maximum value composite image from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 7, 1417-1434.
- Jensen, J.R. 1995. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective* Prentice Hall. Englewood Cliffs, Nueva Jersey. 316 p.

- Martín, P.M., Ceccato, P., Flasse, S. y Downey, I. 1999. Fire detection and fire growth monitoring using satellite data. En *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Editor E. Chuvieco. Springer Verlag. Berlín. pp. 101-121.
- Palacio-Prieto, J.L., Luna-González, L., Macías-Morales, L. 1999. Detección de incendios en México utilizando imágenes AVHRR (temporada 1998). *Investigaciones Geográficas Boletín del Instituto de Geografía* 38, 7-14.
- SEMARNAT. 2000. Municipios con Incendios 1995 – 2000. Documento interno inédito. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, México, D.F.
- SMN-CNA, 2006. Sistema Meteorológico Nacional – Comisión Nacional del Agua http://smn.cna.gob.mx/smmpt/smn_a2.html