



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN GEOGRAFÍA

**EVALUACIÓN DE LA VULNERABILIDAD A INCENDIOS FORESTALES EN BASE A RELACIONES
ESPACIALES LOCALES: EL MODELO FIRELOCAL**

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
DOCTOR EN GEOGRAFÍA

PRESENTA:

IGNACIO GONZÁLEZ GUTIÉRREZ

DIRECTOR DE TESIS

LUIS MIGUEL MORALES MANILLA
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL-UNAM

MIEMBROS DEL COMITÉ TUTOR

JEAN FRANÇOIS MAS CAUSSEL
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL-UNAM
DIEGO R. PÉREZ SALICRUP
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN ECOSISTEMAS Y SUSTENTABILIDAD-UNAM

MORELIA, MICHOACÁN FEBRERO 2020



Universidad Nacional
Autónoma de México



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.

DEDICATORIA

Especial dedicación a mi santa Madre Marina Gutiérrez Salazar por su grandísimo amor, cariño y nobleza.

A la mujer que tanto amo y mi compañera de vida Xóchitl C. Ramírez Campanur.

A mis amados hijos Gael, Rafael[†], Ximena y Lía

Rafael[†] en algún tiempo, en algún lugar en el cielo te volveré a ver.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecerle al CONACYT por la beca otorgada de doctorado.

A mi tutor principal Dr. Luis Miguel Morales Manilla por el apoyo que siempre me brindo en la realización de los modelos y de la tesis a pesar de sus múltiples actividades. Muchas gracias. Especial mención al Dr. Jean François Mas quien siempre mostro disposición en la elaboración de esta tesis, tanto en las reuniones de comité tutorial como en el artículo y en los comentarios para la conclusión de esta tesis; pero sobre todo por su amistad mostrada durante todos estos años de conocerlo (ya son muchos). Al Dr. Diego Pérez por sus comentarios en cada tutorial que me sirvieron de mucho para no perderme en el mundo de la literatura enfocada a incendios forestales.

Al Dr. Adrián Ghilardi por aceptar ser parte del sínodo, por su amabilidad y por su enorme apoyo en un momento crítico de la tesis. A la Dra Michelle Farfán por su paciencia por su apoyo y por su amistad. A la Dra Laura Chang por sus valiosos comentarios y asesorías en la tesis. Al Dr. Arturo Muñiz por el apoyo brindado y por la revisión de la tesis.

Quiero agradecer al proyecto del Fondo Sectorial CONACYT-SENER-FSE (CEMIE-Bio) No. 246911 financiado por CONACYT y la Secretaría de Energía.

Al maestro Jorge Enríquez Hernández del colegio de Geografía en la FFyL por su amistad y apoyo durante la licenciatura y posteriormente en la delegación Cuauhtémoc una persona excepcional.

A mis hermanos Erick, Daniel y Josefina gracias por su compañía, por su apoyo y por su cariño. Por supuesto quiero agradecer a mi grandiosa familia sobre todo a mi abuelita Josefina Salazar[†] por su enorme bondad y amor. A mis queridos tíos y tías Abel, Lola, Miguel, Rosa, Gloria y León. A Todos mis primos y primas y mis sobrinos y mis sobrinas.

A esas personas maravillosas y de una calidez humana extraordinaria que lamentablemente ya no están en este mundo terrenal mi querido suegro Rafael Ramírez Ramírez y el “DON” Héctor

Zempoalteca. En mi vida han sido un gran apoyo mi familia por parte de mi esposa. Mi suegra Isabel Gómez y mis cuñados y cuñadas jejeje.

A mis camaradas de infancia y juventud y espero de vejez Luis Pérez, Juan Velázquez, Rafael Ruiz, Felipe Flores, Eduardo Martínez, Aredi Guadarrama, Roberto Márquez, Said Sánchez, Ricardo Martínez, Javier Torres.

En mi estancia doctoral he conocido a muchas personas que me brindaron su amistad y un apoyo incondicional especialmente a, a Rita Adame, a Paz Coba Pérez, Karla Guillen a Pedro Urquijo, a Toño Navarrete, a Lourdes Calderón, a José Luis Caballero a Verónica Zarza, Lidia Canela, Gemma Gómez, Alejandra Larrazábal, Yuri Quiroz.

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN 2

1.1- Introducción..... 2
1.2 Planteamiento del problema 4
1.3 Justificación..... 8
1.4 Hipótesis..... 9
1.5 Objetivo general..... 9
1.6 Objetivos particulares..... 9
1.7 Diseño de la tesis 9
1.7 Referencias..... 10

CAPÍTULO 2.- EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD TEMÁTICA DE PUNTOS DE CALOR E INCENDIOS FORESTALES EN MICHOACÁN, MÉXICO..... - 13 -

2.1 Highlights - 13 -
2.2 Resumen - 13 -
2.3 Introducción - 14 -
2.4 Materiales y métodos..... - 16 -
 2.4.1 Área de estudio - 16 -
 2.4.2 Materiales..... - 17 -
 2.4.3 Métodos - 19 -
 2.4.3.1 Mapa de cubiertas forestales y pastizales 1:50000 - 19 -
 2.4.3.2 Procesamiento de imágenes *Rapid Eye* - 19 -
 2.4.3.3 Depuración de las bases de datos de CONAFOR, CONABIO y SMN - 22 -
 2.4.3.4 Tasa de detección..... - 23 -
 2.4.3.5 Evaluación de la fiabilidad temática - 23 -
2.5 Resultados..... - 25 -
 2.5.1 Mapa de cubiertas forestales y pastizales 1:50000 - 25 -
 2.5.2 Detección de cicatrices de incendios - 26 -
 2.5.3 Tasa de detección con puntos de calor de CONABIO y SMN - 27 -
 2.5.4 Evaluación de la fiabilidad - 31 -
 2.5.4.1 Reportes de incendios de CONAFOR - 31 -
 2.5.4.2 Matrices ajustadas CONABIO y SMN..... - 31 -
2.6 Discusión..... - 34 -
2.7 Conclusión - 36 -
2.8 Referencias - 37 -

CAPÍTULO 3 ÍNDICES Y MODELOS DE PELIGRO DE INCENDIO FORESTAL EN MÉXICO	- 42 -
3.1 Resumen	- 42 -
3.2 Abstract.....	- 43 -
3.2 Introducción	- 43 -
3.3 Metodología	- 45 -
3.3.1 Conceptos y definiciones de índice y modelo.....	- 46 -
3.3.1.1 Índice	- 46 -
3.3.1.1.1 Índices de peligro de incendio meteorológicos	- 47 -
3.3.1.1.2 Índices de peligro de incendio basados en la carga de combustibles forestal.....	- 47 -
3.3.1.1.3- Índices de peligro de incendio basados en las estadísticas	- 47 -
3.3.1.1.4- Índices de peligro de incendio multifactoriales.....	- 48 -
3.3.1.1.5- Características de los índices	- 48 -
3.3.1.1.6- El sistema canadiense CFFDRS.....	- 48 -
3.3.1.1.7- El sistema estadounidense NFDRS	- 50 -
3.3.1.2 Modelos	- 51 -
3.3.1.2.1 Los modelos físicos o teóricos.....	- 51 -
3.3.1.2.2 Los modelos empíricos o estadísticos.....	- 52 -
3.3.1.2.3 Los modelos mixtos.....	- 52 -
3.3.1.3 La integración de variables.....	- 52 -
3.4 Resultados.....	- 53 -
3.4.1 Índices.....	- 53 -
3.4.1.1 Índices de peligro meteorológicos.....	- 53 -
3.4.1.2 Índices de peligro basados en la carga de combustible forestal	- 55 -
3.4.1.3 Índices de peligro a incendios basados en las estadísticas.....	- 56 -
3.4.1.4 Índices de peligro multivariantes.....	- 58 -
3.4.1.5 Componente editorial de los Índices	- 62 -
3.4.1.6 Componente área de estudio de los Índices	- 64 -
3.4.2 Modelos	- 69 -
3.4.2.1 Modelos Empíricos o Estadísticos	- 69 -
3.4.2.2 Modelos físicos o teóricos.....	- 76 -
3.4.2.3 Componente editorial de los modelos	- 78 -
3.4.2.4 Componente área de estudio de los modelos	- 79 -
3.5 Discusión	- 84 -
3.6 Conclusión.....	- 91 -
3.7 Referencias.....	- 91 -

CAPÍTULO 4. EVALUACIÓN DE LA VULNERABILIDAD A INCENDIOS FORESTALES EN BASE A	
RELACIONES ESPACIALES LOCALES: EL MODELO FIRELOCAL.....	- 100 -
4.1 Resumen	- 100 -
4.2 Introducción.....	- 101 -
4.3 Materiales y métodos	- 106 -
4.3.1 Área de estudio	- 106 -
4.3.2 Materiales.....	- 108 -
a) Registros de incendios forestales	- 108 -
b) Puntos de calor	- 108 -
c) Uso de suelo y vegetación serie VI de INEGI	- 108 -
d) Marco Geoestadístico Municipal.....	- 108 -
e) Modelo digital de elevación (INEGI).....	- 109 -
f) Cartas topográficas 1:50,000.....	- 109 -
g) Imágenes Rapid Eye.....	- 109 -
h) Imágenes Landsat.....	- 111 -
4.3.3 Métodos	- 111 -
4.3.3.1 Depuración de las bases de datos de CONABIO, SMN y CONAFOR.....	- 111 -
4.3.3.2 Mapa de cubiertas y usos de suelo escala 1:50,000	- 112 -
4.3.3.3 Variable dependiente (Cicatrices de incendios).....	- 112 -
4.3.3.4 Variables independientes	- 112 -
4.3.3.4.1 Variables antrópicas	- 113 -
a) Proximidad a caminos.....	- 113 -
b) Proximidad a asentamientos humanos.....	- 114 -
c) Proximidad a pastizales.....	- 114 -
d) Proximidad a zonas de cultivo	- 114 -
e) Proximidad a incendios previos	- 115 -
4.3.3.4.2 Variables topográficas	- 115 -
a) Pendiente de la ladera.....	- 115 -
b) Orientación de la ladera.....	- 115 -
c) Geometría del relieve	- 116 -
4.3.3.5 Correlación de variables (Correlación de Pearson).....	- 116 -
4.3.3.6.- Evaluación de la susceptibilidad a incendios forestales (Modelo FIRELOCAL).....	- 117 -
4.3.3.6.1 Cubierta forestal, bosques y selvas	- 117 -
4.3.3.6.2 Generación del modelo contra incendios: FIRELOCAL	- 118 -
4.3.3.6.2.1- Etapa 1: Cicatrices de incendios forestales.....	- 118 -
a) Pre-procesamiento de imágenes Rapid Eye	- 119 -
b) Procesamiento de imágenes Rapid Eye.....	- 119 -

c) Validación de cicatrices de incendios.....	- 120 -
4.3.3.6.2.2- Etapa 2: La relevancia de las variables	- 120 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 121 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable	- 121 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable....	- 122 -
d) Eliminación de los efectos del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones.....	- 122 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables	- 123 -
4.3.3.6.2.3 Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable	- 123 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase	- 124 -
b) Elegir una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 124 -
4.3.3.6.2.4 Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales.....	- 124 -
4.3.3.6.2.5 Etapa 5 Aplicación del modelo a la cubierta forestal, a los bosques y a las selvas .-	125
-	
4.3.3.6.2.6 Etapa 6 validación de cada uno de los modelos propuestos.....	- 125 -
a) Análisis ROC	- 125 -
4.4 Resultados.....	- 127 -
a) CONABIO	- 127 -
b) SMN.....	- 128 -
c) CONAFOR	- 130 -
4.4.2 Área de estudio SUR.....	- 132 -
4.4.2.1 Mapa de cubiertas y usos de suelo escala 1:50,000	- 132 -
4.4.2.2.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2011.....	- 134 -
4.4.2.2.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2011	- 134 -
4.4.2.2.2- Etapa 2: La relevancia de las variables	- 135 -
a) Preparación de las ya probadas.....	- 135 -
c) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable	- 136 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 140 -
d) Eliminación de los efectos del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones	- 143 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 143 -
4.4.2.2.3 Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable	- 146 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 146 -

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 146 -
4.4.2.2.4.- Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales	- 149 -
4.4.2.2.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2011	- 149 -
4.4.2.2.6.- Etapa 6 Validación del modelo	- 152 -
4.4.2.3.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2012.....	- 155 -
4.4.2.3.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2012.....	- 155 -
4.4.2.3.2- Etapa 2 La relevancia de las variables.....	- 156 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 156 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable.....	- 156 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 160 -
d) Eliminación del efecto de tamaño en ambos conjuntos de distribuciones	- 164 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 165 -
4.4.2.3.3.- Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable.....	- 167 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 167 -
b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 168 -
4.4.2.3.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales	- 170 -
4.4.2.3.5.- Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2012	- 171 -
4.4.2.3.6.- Etapa 6 Validación del modelo	- 173 -
4.4.2.4.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012.	- 176 -
4.4.2.4.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal para los años 2011 y 2012	- 176 -
4.4.2.4.2- Etapa 2 La relevancia de las variables.....	- 177 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 177 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable.....	- 177 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 181 -
d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones.....	- 184 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 184 -
4.4.2.4.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable	- 187 -

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 187 -
b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 187 -
4.4.2.4.5.- Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal	- 190 -
4.4.2.4.6 Etapa 6 Validación del modelo.....	- 192 -
4.4.3.- Área de estudio NORTE	- 195 -
4.4.3.1- Mapa de cubiertas y uso del suelo escala 1:50.000 de la zona norte	- 195 -
4.4.3.2.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2011.....	- 198 -
4.4.3. 2.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2011.....	- 198 -
4.4.3.2.2 Etapa 2 La relevancia de las variables	- 200 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 200 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable.....	- 200 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 204 -
d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones.....	- 207 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 207 -
4.4.3.2.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable	- 210 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 210 -
b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 210 -
4.4.3.2.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable	- 213 -
4.4.3.2.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2011.....	- 213 -
4.4.3.2.6 Etapa 6 Validación del modelo.....	- 215 -
4.4.3.3 Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2012.....	- 218 -
4.4.3.3.1 Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2012.....	- 218 -
a) - Validación de cicatrices de incendios	- 218 -
4.4.3.3.2- Etapa 2 La relevancia de las variables.....	- 219 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 219 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable.....	- 219 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 222 -
d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones.....	- 225 -

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 226 -
4.4.3.3.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable	- 229 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 229 -
b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 229 -
4.4.3.3.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable	- 232 -
4.4.3.3.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2012.....	- 233 -
4.4.3.3.6 Etapa 6 Validación del modelo.....	- 235 -
4.4.3.4 Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012	- 238 -
4.4.3.4.1 Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2011 y 2012	- 238 -
4.4.3.4.2 Etapa 2 La relevancia de las variables	- 239 -
a) Preparación de las variables ya probadas	- 239 -
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable.....	- 239 -
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable	- 241 -
d) Eliminación del efecto de tamaño en ambos conjuntos de distribuciones	- 244 -
e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables.....	- 245 -
4.4.3.4.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable	- 247 -
a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.....	- 247 -
b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase	- 248 -
4.4.3.4.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable	- 250 -
4.4.3.4.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal con datos 2011 y 2012.....	- 251 -
4.4.3.4.6 Etapa 6 Validación del modelo.....	- 253 -
4.4.4 Concentrado de resultados en la zona SUR	- 256 -
a) La primera etapa.....	- 256 -
b) La segunda etapa	- 257 -
c) La tercera etapa.....	- 259 -
d) La cuarta etapa	- 259 -
e) La quinta etapa	- 260 -
f) La sexta etapa.....	- 260 -

4.4.5 Concentrado de resultados en la zona NORTE.....	- 265 -
a) La primera etapa.....	- 265 -
b) La segunda etapa	- 266 -
c) La tercera etapa.....	- 267 -
d) La cuarta etapa	- 267 -
e) La quinta etapa	- 269 -
f) La sexta etapa.....	- 269 -
a) Valores del AUC	- 271 -
4.5 Discusión	- 273 -
a)La primera etapa.....	- 273 -
b)La segunda etapa.....	- 274 -
c)La tercera etapa.....	- 275 -
d)La cuarta etapa.....	- 275 -
a) Variables antrópicas.....	- 277 -
b) Variables topográficas.....	- 278 -
e)La quinta etapa.....	- 279 -
f)La sexta etapa.....	- 279 -
a) Valores del AUC.....	- 280 -
4.6 Conclusiones y recomendaciones.....	- 281 -
4.7 Referencias	- 282 -
CAPITULO 5 CONCLUSIONES GENERALES	- 290 -
ANEXO ZONA SUR.....	-294-
ANEXO ZONA NORTE.....	-386-

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

1.1- Introducción

México posee una gran diversidad biológica, cultural y geográfica. Algunas consecuencias de esta diversidad es que el país está expuesto a una gran cantidad de desastres como son: los sismos, las tormentas, los huracanes, las inundaciones, las sequias y los incendios forestales. Cifras oficiales del Banco Mundial y de la Secretaría de Gobernación mencionan que entre 1970 y 2009, aproximadamente 60 millones de personas se vieron afectadas por desastres en el país. Los desastres también son una fuente significativa de riesgo fiscal, ya que el daño a la infraestructura y al equipamiento representan grandes costos económicos; por ejemplo los sismos ocurridos en la Ciudad de México los días 19 y 20 de septiembre de 1985, con una magnitud de 8.1 y 7.3 grados en la escala de Richter, respectivamente, ocasionaron la muerte de 6 mil personas, 250 mil personas perdieron su vivienda y casi 900 mil quedaron con viviendas dañadas, generando pérdidas directas e indirectas por un total estimado de \$8.3 mil millones de dólares estadounidenses (Banco Mundial y SEGOB 2012).

Estos sismos fueron el antecedente inmediato para la conformación del Sistema Nacional de Protección Civil ya que los sismos pusieron en evidencia la fragilidad a la que está expuesta nuestro país. En este contexto para octubre de 1985 se establecía la Comisión Nacional para la Reconstrucción, bajo el liderazgo del Presidente de la República. En mayo de 1986, fue publicado en el *Diario Oficial de la Federación* un estudio relativo a la creación del *Sistema Nacional de Protección Civil* (SINAPROC) como un grupo organizado de estructuras, relaciones funcionales, métodos y procedimientos que involucran a todos los órdenes de gobierno y con la participación del sector privado, las organizaciones no gubernamentales y de la sociedad civil (Figura 1). El estudio define al mandato de la **protección civil** como la protección de los individuos y de la sociedad en general en caso de desastres ya sean naturales o provocados por el hombre, previniendo o reduciendo la pérdida de vidas humanas, la destrucción de la propiedad, los daños a la naturaleza y la interrupción de los servicios públicos estratégicos (Banco Mundial y SEGOB 2012)

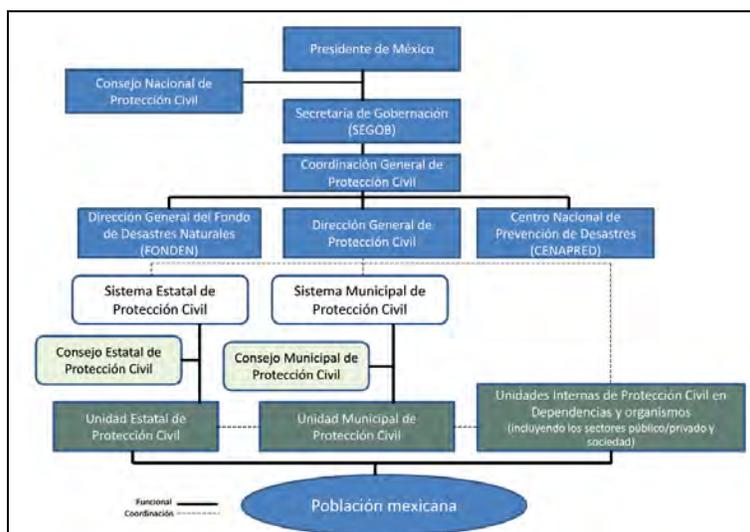


Figura 1: Organigrama del Sistema Nacional de Protección Civil (SINAPROC).
Fuente: (Banco Mundial y SEGOB 2012).

Una de las actividades de Coordinación General de Protección Civil es encomendar a la Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) la evaluación de los recursos forestales en el territorio nacional. Está a su vez le encarga a la *Comisión Nacional Forestal* (CONAFOR) esta encomienda. La CONAFOR dentro de la protección e integridad de los recursos forestales presenta un esquema estratégico de prevención y control de los **incendios forestales** como parte del Sistema Nacional de Protección Civil. Para llevar a cabo esta ardua labor la CONAFOR tiene una estrecha colaboración interinstitucional con otras dependencias como son la *Comisión Nacional para el Uso y Conocimiento de la Biodiversidad* (CONABIO), la *Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas* (CONANP), el *Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático* (INECC), la *Procuraduría Federal de Protección al Ambiente* (PROFEPA) y la *Comisión Nacional del Agua* (CONAGUA), entre otras que le dan un soporte técnico para el monitoreo, evaluación y manejo de los recursos forestales en el territorio mexicano.

En lo que respecta a los incendios forestales la CONABIO implementó un programa llamado "**Detección de Puntos de Calor mediante Técnicas de Percepción Remota**" en el año de 1999 (actualmente "**Sistema de alerta temprana para incendios forestales en México**"); en respuesta a la situación de emergencia registrada por los incendios del año 1998. En este año se registraron aproximadamente 14,500 incendios, afectando alrededor de 850,000 hectáreas en el país. Este programa ha utilizado diferentes imágenes de satélite para detectar puntos de calor relacionados con incendios forestales a lo largo del territorio nacional. En sus inicios utilizaba imágenes provenientes del sensor *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP) después empleó imágenes del sensor *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) y posteriormente del sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS-TERRA) y MODIS-AQUA. Actualmente

se utilizan imágenes del sensor *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS) para llevar a cabo el monitoreo (Cruz López, et. al., 2011).

La CONAGUA a través del Servicio Meteorológico Nacional (SMN) es otra dependencia federal que complementa el monitoreo de puntos de calor por medio de imágenes de satélite. El SMN ha desarrollado e implementado en colaboración con la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) de los Estados Unidos el **Hazard Mapping System** que es un sistema para monitorear y detectar incendios forestales. Este programa se implementó a principios de siglo con el nombre "*Detección y Seguimiento de Incendios Forestales en México y Centroamérica*". Este programa utiliza imágenes provenientes de los sensores MODIS, AVHRR y el *Geostationary Operational Environmental Satellite* (GOES). La información generada por estos programas es utilizada por la CONAFOR para el monitoreo en tiempo real de puntos de calor relacionados con incendios forestales (CONAGUA, 2007; 2008).

Los incendios forestales que son recurrentes en la época seca del año afectan de manera directa a la biodiversidad, la calidad del aire, y la disponibilidad de recursos forestales. Aun así, los esfuerzos del gobierno para la prevención de incendios son insuficientes para reducir su frecuencia e intensidad. Aunado a esto, la generación de mapas de riesgo de incendio forestal a escala media es aún escasa para la mayor parte del país.

Para evitar la pérdida de bosques y selvas debido a desastres relacionados con los incendios, México necesita desarrollar con alta eficiencia estrategias de prevención de incendios. Por tal motivo es cada vez más evidente la importancia de contar con mejores herramientas para el conocimiento y gestión de los incendios. El empleo de las tecnologías de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y las técnicas de Percepción Remota (PR) proporcionan nuevas posibilidades de obtener y gestionar información espacial para llevar a cabo simulaciones o modelos probabilísticos de susceptibilidad de peligro a incendios forestales.

1.2 Planteamiento del problema

Durante las últimas décadas los incendios presentan períodos cíclicos debidos posiblemente al fenómeno climático de El Niño, expresados como temporadas críticas de incendios forestales en todo el territorio nacional. Para reportar la incidencia de los incendios forestales la CONAFOR mantiene un registro constante desde la década de los 70,s (Figura 2):

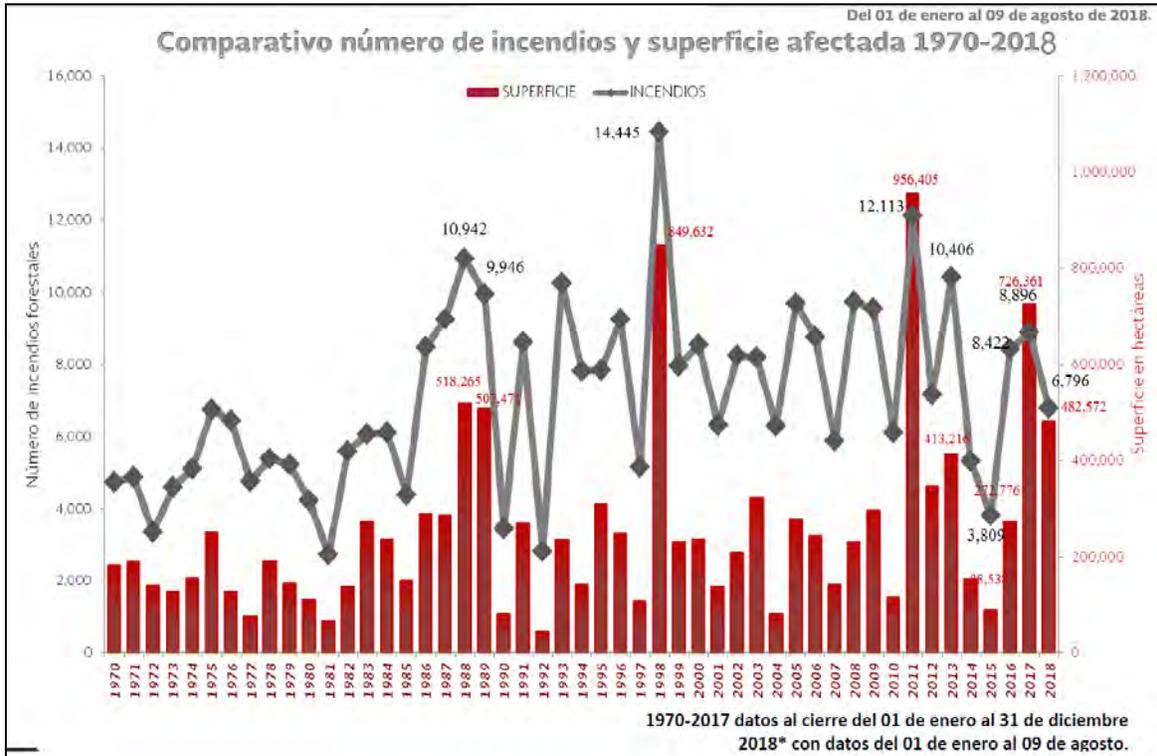


Figura 2: Total de incendios registrados y superficie afectada por año durante el período de 1970 a 2018. Fuente CONAFOR (2018)

De acuerdo a esta gráfica de 1970 a 2018 en cuatro años se han superado el registro de los 10,000 incendios por temporada estos son: 1988, 1998, 2011 y 2013. También se puede apreciar que en cinco ocasiones se ha superado la superficie afectada de más de 500,000 hectáreas y esto fue en los años 1988, 1989, 1998, 2011 y 2017. En este contexto los incendios son un problema muy importante en nuestro país y año con año afectan cientos de miles de hectáreas de bosques y selvas que dañan el medio ambiente.

En particular, en el Estado de Michoacán, los incendios han generado que el estado se mantenga en los primeros lugares de acuerdo a los datos reportados por la CONAFOR (Ver cuadro 1).

Cuadro 1. Lugar histórico que ocupa el Estado de Michoacán de 2007 a 2018.

Entidad / Nivel nacional	Total, de Incendios reportados	Superficie afectada en hectáreas
	2007	
1. Estado de México	902	2,750.30
2. Michoacán	798	11,628.65
3. Distrito Federal	681	890.82
	2008	
1. Estado de México	1,671	5,749.70
2. Michoacán	1,236	12,939.50
3. Chihuahua	1,153	17,215.95
	2009	
1. Estado de México	1,808	6,030.50
2. Distrito Federal	1,190	1,868.85
3. Michoacán	1,083	12,468.75
	2010	
1.-Estado de México	1,108	3,127
2.-Distrito Federal	863	1,160
3.-Michoacán	718	6,778
	2011	
1.-Estado de México	2,419	9,283
2.-Chihuahua	1,687	87,920
3.-Distrito Federal	1,355	4,384
4.-Michoacán	1,211	11,840
	2012	
1.-Chihuahua	1,473	51,892
2.-Estado de México	985	2,621
3.-Michoacán	885	13,854
	2013	
1.-Estado de México	2,349	9,789.43
2.-Michoacán	1,180	16,210.21
3.-Distrito Federal	1,157	2,778.58
	2014	
1.-Estado de México	876	2,171.96
2.- Chihuahua	818	17,600.52
3.- Distrito Federal	584	881.80
4.-Michoacán	487	4,728.56
	2015	
1.-Estado de México	519	1,387.48
2.- Distrito Federal	502	787.68
3.-Jalisco	364	8,018.50
4.-Chiapas	320	5,104.65
5.-Oaxaca	263	11,175.80
6.-Chihuahua	252	1,974.05
7.-Michoacán	225	1,378.48
	2016	
1.-Estado de México	1,483	5,9335.45
2.-Jalisco	991	68,264.57
3.-Michoacán	826	18,097.78
4.-Chihuahua	702	13,418.33
	2017	
1.-Estado de México	1,450	11,743.25
2.-Chihuahua	808	87,229.84
3.- Michoacán	808	14,490.16
4.-Jalisco	759	189,814.52
	2018	
1.-Estado de México	1,380	7,811.85
2.-Chihuahua	778	160,927.13
3.- Michoacán	614	12,738.10
4.- Distrito Federal	571	2,274.24

Fuente: Reporte final de resultados de incendios forestales de 2007 a 2018 (CONAFOR de 2007 a 2018).

En la tabla anterior se muestra el acumulado histórico de los estados que ocupan los primeros lugares en cuanto al número de incendios reportados a CONAFOR. Los datos acumulados para el estado se pueden apreciar de mejor manera en la siguiente figura (3):

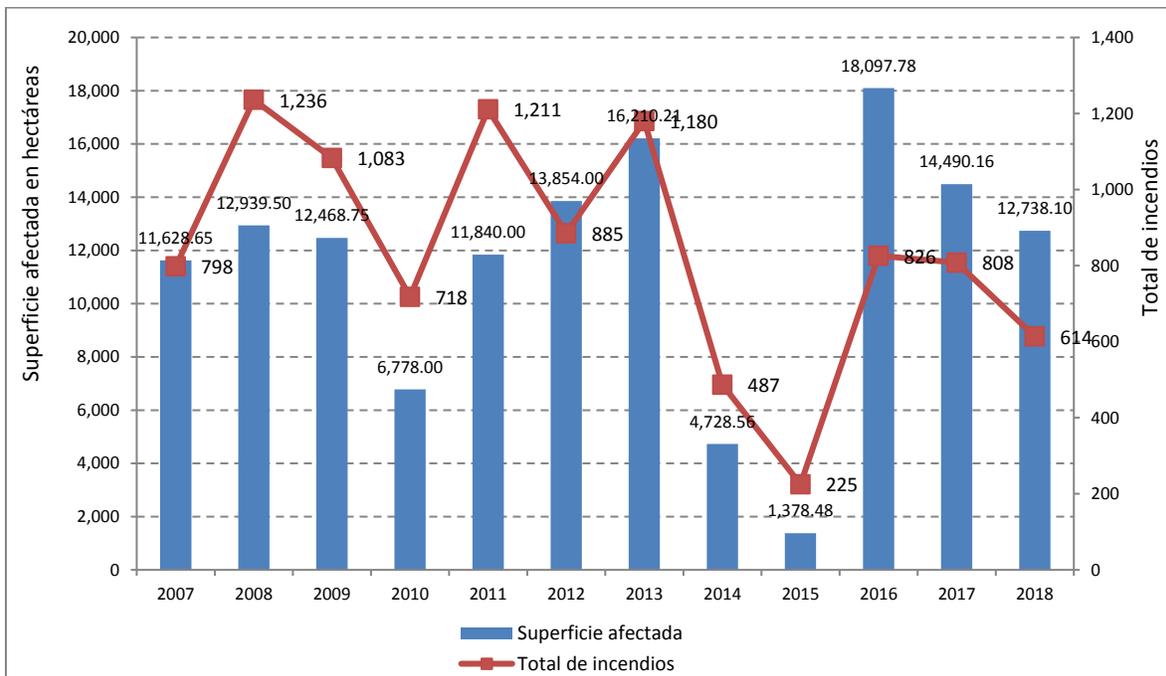


Figura 3: Superficie afectada y número de incendios reportados por CONAFOR en el estado de Michoacán. Fuente: Elaboración propia con datos de CONAFOR 2007 a 2018.

Para Michoacán en los últimos años de 2007 a 2018 se han reportado 10,071 incendios forestales con una superficie afectada de 137,152 hectáreas, esta superficie es ligeramente mayor a la totalidad del municipio de Morelia capital de estado la cual es de 120,075 hectáreas. En cuatro ocasiones se han superado los mil registros de incendios forestales (2008, 2009, 2011 y 2013). En cuanto a la superficie afectada los años de mayor afectación han sido 2008, 2009, 2013, 2016, 2017 y 2018 superando las 12,000 hectáreas.

Además del problema propio de los incendios y sus consecuencias, la parte del problema que más interesa a esta investigación es; que, aunque de alguna manera se sabe que la prevención de los incendios es quizá la mejor manera de evitar su ocurrencia (al menos para los ocasionados por actividades humanas), y existen algunas acciones preventivas en este sentido, todavía no se tienen las herramientas que complementen adecuadamente estos esfuerzos de prevención.

Un componente importante en la prevención de los incendios es el conocimiento previo de los lugares en donde éstos podrían presentarse con mayor probabilidad. Algunos de los modelos existentes aportan parte de esta información, pero en su mayoría están basados en la estimación del combustible seco disponible

y/o el grado de humedad de la vegetación, concediendo menor importancia a algunos factores que representan la interacción espacial de las áreas forestales con determinados elementos del paisaje biofísico y cultural que actúan como factores o agentes de los incendios, tales como varios tipos de relaciones de proximidad a caminos, centros de población, áreas agrícolas o de uso pecuario, la inclinación del terreno, la posición topográfica (ladera arriba o ladera abajo) de los bosques, las direcciones dominantes de los vientos, tanto estacionales como diarios, etc.

Este último tipo de conocimiento respecto a las interacciones espaciales entre áreas forestales y factores /agentes del fuego, necesita ser mejor especificado y entendido, ya que si bien tales relaciones se conocen desde hace tiempo de manera empírica, no se ha investigado cómo cada uno de esos factores/agentes contribuye específicamente a la susceptibilidad de las áreas forestales a este fenómeno, ni mucho menos se conocen las formas locales en que los mismos factores/agentes se comportan en diferentes contextos geográficos.

Se piensa que tal conocimiento puede ser obtenido adecuadamente construyendo un modelo para este fin que contemple de manera integral dicha evaluación. A fin de desarrollar estas ideas se empleará información geográfica en dos amplias zonas de bosques templados y selvas tropicales dentro del estado de Michoacán.

1.3 Justificación

Se espera que, por el aumento de condiciones más calientes y secas, algunos ecosistemas que en la actualidad están relativamente libres de incendios forestales, o presentan baja incidencia, pudieran tener un aumento de estos eventos en el futuro cercano, como puede ser el caso de los bosques de niebla y los bosques templados con baja incidencia. Algunos estudios muestran una relación entre la incidencia de incendios severos y los ciclos de alta precipitación, en los que se acumula biomasa y/o combustible forestal para la siguiente temporada (Trejo Rodríguez, et. al., 2011), y por otro lado los cambios en la estacionalidad de lluvias, el incremento de la temperatura y las sequías prolongadas, están favoreciendo las condiciones propicias y cambios en el comportamiento de los incendios forestales (CONANP, 2011).

En este sentido de intensificación probable de las condiciones ambientales propicias para la ocurrencia de incendios en zonas forestales, se hace necesario reforzar las tareas y acciones de prevención, mediante herramientas que ayuden a identificar las áreas forestales que tendrían mayor susceptibilidad a este fenómeno por su situación espacial respecto a otros elementos ambientales y socioeconómicos, y entender

cómo los mismos factores de fuego se comportan de diferente manera en diferentes regiones geográficas. Esto puede lograrse si se evalúa dicha susceptibilidad desde la perspectiva espacial de los modelos probabilísticos predictivos desarrollados en los últimos años en nuestro país.

1.4 Hipótesis

Las interacciones espaciales entre áreas forestales y otros elementos biofísicos y socioeconómicos del paisaje pueden emplearse ventajosamente como parámetros / variables en un modelo de evaluación de la susceptibilidad a incendios forestales que proporcione información sobre la localización de áreas vulnerables y del nivel de probabilidad de ocurrencia.

1.5 Objetivo general

- Construir una serie de modelos probabilísticos para evaluar la susceptibilidad a incendios forestales, en dos regiones con importantes recursos forestales dentro del estado de Michoacán.

1.6 Objetivos particulares

- Investigar qué factores y agentes del fuego son relevantes para la ocurrencia de incendios en zonas geográficamente diferenciadas.
- Validar la información federal en relación a puntos de calor e incendios forestales en el Estado.

1.7 Diseño de la tesis

En el capítulo 1 se presenta la introducción al problema de los incendios forestales en el estado de Michoacán. En el capítulo 2 se presenta un análisis de la evaluación de la fiabilidad temática de los puntos de calor e incendios forestales reportados por la CONABIO, el SMN y la CONAFOR. En el tercer capítulo se muestran los antecedentes en los modelos e índices que se han generado en nuestro país. En el cuarto capítulo se desarrolla la propuesta metodológica para generar el modelo probabilístico contra incendios forestales de Michoacán y finalmente en el quinto capítulo se llevan a cabo las conclusiones generales de la investigación.

1.7 Referencias

Banco Mundial y SEGOB (2012). "FONDEN: El Fondo de Desastres Naturales de México-una reseña".

Edición a cargo del Banco Internacional de Reconstrucción y Fomento / Banco Mundial y Secretaría de Gobernación. P.p. 80.

CONABIO, (2012). "CONABIO: Dos décadas de historia 1992-2012". Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO). Primera edición 2012. Pp. 102.

CONAGUA, (2007). "Detección de incendios forestales a través de imágenes de satélite". Comisión Nacional del Agua. Primera edición 2007. Pp. 5.

CONAGUA, (2008). "Detección de incendios forestales a través de imágenes de satélite". Comisión Nacional del Agua. Primera edición 2007. Pp. 8.

CONAFOR (2007). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2007.

CONAFOR (2008). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2008.

CONAFOR (2009). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2009.

CONAFOR (2010). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2010.

CONAFOR (2011). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2011.

CONAFOR (2012). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2012.

CONAFOR (2013). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2013.

CONAFOR (2014). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2014.

CONAFOR (2015). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2015.

CONAFOR (2016). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2016.

CONAFOR (2017). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2017.

CONAFOR (2018). Reporte final de resultados de incendios forestales de 2018.

CONANP, (2011).” Estrategia y Lineamientos de Manejo del Fuego en Áreas Naturales Protegidas”.

Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas-Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, Tlalpan, México D.F. Pp. 36.

Cruz López, M. I., López Saldaña, G., Ressler, R. y R. Colditz (2011). "Sistema de alerta temprana para incendios forestales en México". Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio. J. F. Mas (coordinador) 2011. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (Semarnat), Instituto Nacional de Ecología (INE), Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental (CIGA).

Rodríguez-Trejo D. A., Tchikoué H, Cántora-González C., Contreras-Aguado R., y A. R. Vázquez (2011). "Modelaje del peligro de incendio forestal en las zonas afectadas por el huracán Dean". AGROCIENCIA 45: 593-608.

CAPÍTULO 2

EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD TEMÁTICA DE PUNTOS DE CALOR E INCENDIOS FORESTALES EN MICHOACÁN, MÉXICO.

CAPÍTULO 2.- EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD TEMÁTICA DE PUNTOS DE CALOR E INCENDIOS FORESTALES EN MICHOACÁN, MÉXICO

Ignacio González Gutiérrez* (autor de correspondencia igonzaalez@pmip.unam.mx), Jean François Mas Causse¹, Luis Miguel Morales Manilla¹ y Karla Argelia Oseguera Salazar²

1 Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental (CIGA)-Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). Antigua Carretera a Pátzcuaro Núm. 8701, Col. Ex-Hacienda de San José de la Huerta. C.P. 58190, Morelia Michoacán, México.

2 Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad (IIES)- Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). Antigua Carretera a Pátzcuaro Núm. 8701, Col. Ex-Hacienda de San José de la Huerta. C.P. 58190, Morelia Michoacán, México.

2.1 Highlights

Se diseño de una metodología estadística para evaluar la fiabilidad temática

Existe una carencia de exactitud geográfica en reportes de la CONAFOR sobre incendios forestales

Se obtuvo un promedio de omisión de 84%, con tecnología satelital, de cicatrices de incendios

2.2 Resumen

Introducción: Los programas de monitoreo de incendios forestales incursionaron en México a finales del siglo pasado, sin embargo, aún no existen estudios que reporten su fiabilidad en la detección de incendios y puntos de calor.

Objetivos: El objetivo del presente artículo fue evaluar la fiabilidad temática de los puntos de calor y registros de incendios forestales registrados en el año 2011 en una región de Michoacán de Ocampo, México. Adicionalmente se calculó la tasa de detección.

Materiales y métodos: Se clasificaron imágenes de alta resolución espacial para detectar cicatrices de incendios que fueron posteriormente cruzadas con mapas de puntos de calor y registros de incendios forestales, a partir de los cuales generaron tasas de detección y matrices de confusión que posibilitan evaluar la fiabilidad.

Resultados y discusión: Los resultados reportan altas tasas de detección cuando las cicatrices de los incendios superan las 50 hectáreas y un promedio de fiabilidad global de 62% para los puntos de calor proporcionados por la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO) y del Servicio Meteorológico Nacional (SMN). Mientras que el análisis de fiabilidad con datos de incendios forestales fue descartado al no existir información precisa de la localización de los eventos.

Conclusión: Es recomendable evaluar la fiabilidad temática de los puntos de calor y de los registros de incendios forestales al inicio de una investigación.

Palabras clave: Tasa de detección, cicatrices de incendios, *Rapid Eye*, modelo lineal de mezcla espectral, corrección de *Card*.

2.3 Introducción

Para facilitar la comprensión del presente artículo han de definirse los conceptos de *incendio forestal*, *punto de calor*, *fiabilidad temática* y *tasa de detección*. El incendio forestal, de acuerdo con la Secretaría de Gobernación (2014), es el fuego que afecta combustibles vegetales naturales situados en bosques, selvas y matorrales cuya quema no estaba prevista, lo que obliga a intentar su extinción. Por su parte, Cruz-López, Saldaña, Ressler y Colditz (2011) mencionan que los puntos de calor registran anomalías térmicas relacionadas con la generación de incendios forestales, quemas en pastizales y quemas en cultivos. Estos son detectados a partir de píxeles que, durante el empleo de bandas térmicas en una imagen de satélite, cumplen con los umbrales establecidos dentro de un algoritmo y muestran una temperatura elevada en comparación con sus vecinos. Por otra parte la fiabilidad temática de acuerdo con Chuvieco (2008) y Mas, Reyes y Pérez (2003) es el grado de exactitud que alcanza un mapa resultado de la clasificación digital o visual de una imagen de satélite, que es comparado con información de referencia considerada altamente confiable y que es analizada a través de técnicas estadísticas. Finalmente se ha definido la tasa de detección como la proporción de superficie afectada por incendios identificada a través de imágenes, útil para determinar el área mínima necesaria para su detección.

Ahora bien, los incendios forestales se presentan año con año durante el periodo de secas en el territorio nacional alcanzando su nivel más crítico en los meses de abril y mayo, razón por la cual el gobierno federal ha implementado programas para su monitoreo y detección. La Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) a través de la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) desarrolla el *Programa Nacional de Protección contra Incendios Forestales*. Este programa está enfocado en la detección, combate y extinción de incendios forestales. Emplea diversos mecanismos para la detección: terrestres fijos—torres

de vigilancia forestal—,terrestres móviles—supervisión constante con automóviles— y aéreos— supervisión con avionetas y helicópteros— para el monitoreo de zonas inaccesibles (Gobernación, 2014).

Cruz-López et al. (2011) y Manzo Delgado (2016) señalan que los reportes históricos de la CONAFOR registraron aproximadamente 14000 incendios forestales en la temporada de 1998, considerada la más catastrófica de los años recientes en territorio mexicano. Con este antecedente se desarrolló el programa *Detección de Puntos de Calor Mediante Técnicas de Percepción Remota* y qué más tarde migraría a *Sistema de Alerta Temprana para Incendios*, ambos implementados por la CONABIO. Estos programas han utilizado imágenes de diferentes sensores entre los que destacan el *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR), *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) y el *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIRSS).

La Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) es otra dependencia que, a través del SMN, ha llevado a cabo un monitoreo constante del territorio mediante el programa *Detección y Seguimiento de Incendios Forestales en México*. Programa que utiliza imágenes de satélite provenientes de los sensores *Geostationary Operational Environmental Satellite* (GOES), AVHRR y MODIS.

La información generada por los programas mencionados se expresa a través de puntos de calor, reportados diariamente a varias dependencias gubernamentales en todo el país. Sin embargo, pese a que estos programas llevan más de 15 años utilizando tecnología satelital, no existe literatura que reporte estudios sobre la fiabilidad temática por esto es necesario llevar a cabo pruebas para determinar la incertidumbre alcanzada.

La evaluación de la fiabilidad temática es un tema abordado por diversos trabajos (Card, 1982; Chuvieco, 2008; Congalton, 1991; Mas et. al., 2003; Mas et al., 2014; Olofsson et al., 2014; Olofsson, Foody, Stehman y Woodcock, 2013; Stehman y Czaplewski, 1998; entre otros) que presentan una serie de recomendaciones para realizarla con rigor estadístico: **a) implementar un diseño probabilístico** reportando la unidad de muestreo, tipo de muestreo y tamaño de la muestra; **b) que los datos de referencia** proporcionen una representación espacial y temporal adecuada para etiquetar con precisión cada unidad de la muestra; **c) resumir la evaluación de la fiabilidad** reportando una matriz de confusión en términos de proporción de área y estimar la fiabilidad global, indicando el error de omisión y el error de comisión y **d) cuantificar la incertidumbre** mediante intervalos de confianza para los índices de fiabilidad. Aspectos considerados básicos en cualquier estudio de fiabilidad temática.

En este sentido, el objetivo de esta investigación es evaluar la fiabilidad temática de los puntos de calor y de los registros de incendios forestales incluyendo la tasa de detección dado que no existen antecedentes de este tipo a nivel nacional. Para llevar a cabo esta investigación se emplearon datos de incendios y puntos de calor del año 2011 en una región del estado de Michoacán, disponibles en tres fuentes federales: CONAFOR, CONABIO y SMN.

2.4 Materiales y métodos

2.4.1 Área de estudio

El área de estudio fue determinada a partir de dos factores: las concentraciones de puntos de calor mostradas por la CONABIO, por el SMN y por los reportes de incendios de la CONAFOR; y la disponibilidad de imágenes de alta resolución espacial a principios de febrero (donde no se aprecian cicatrices de incendios) y al final del mes de mayo (donde se aprecian de manera importante varias cicatrices de incendios en la cubierta forestal). Así, el área de estudio comprende los municipios de Aguila, Aguililla, Chinicuila y Coalcomán en el estado de Michoacán abarcando una superficie de 5,875 km² (Figura 1).



Figura 1. Localización del área de estudio

2.4.2 Materiales

Los puntos de calor de la CONABIO en formato shapefile (puntos) se descargaron a través de su portal (<http://incendios.conabio.gob.mx>), mientras que los del SMN se obtuvieron mediante una solicitud de información al Departamento de Monitoreo Atmosférico Ambiental. Cabe mencionar que los puntos de calor de la CONABIO provienen del procesamiento de imágenes MODIS, mientras que del SMN del procesamiento de imágenes GOES, AVHRR y MODIS.

Los datos de incendios forestales se obtuvieron a través de la delegación estatal de la CONAFOR, en una hoja de cálculo con la siguiente información: coordenadas geográficas, municipios, causas, fechas de inicio, tipos de vegetación, superficie afectada y duración de los eventos. Un insumo importante fue el mapa Uso de suelo y vegetación de la Serie V del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) con escala 1:250000 publicado en 2011 (disponible en <http://www.beta.inegi.org.mx/temas/mapas/usosuelo/>).

Finalmente, se consiguieron 24 imágenes Rapid Eye con una resolución espacial de 5m. gracias a un convenio existente entre la CONABIO y la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). La mitad de estas imágenes son del 6 de febrero y la otra mitad son del 20 de mayo de 2011 (Figura 2 y 3). El nivel de pre-procesamiento de estas imágenes es 3A y se refiere a que son productos con correcciones radiométricas, geométricas y del terreno (BlackBridge, 2013) (Cuadro 1). Todos los insumos fueron procesados en el Sistema de Información Geográfica ArcGis 9.3.1 con un sistema de proyección UTM Zona 13 Norte y Datum WGS84.

Cuadro 1: especificaciones técnicas de las imágenes Rapid Eye.

Número de Satélites	5
Altitud de Órbita	630 km heliosincrónica
Tipo de Sensor	<i>Push Broom</i> Multiespectral
Bandas Espectrales	Rango espectral en (nm)
Azul	440 - 510
Verde	520 - 590
Rojo	630 - 685
Red-Edge	690 - 730
NIR	760 - 850
Tamaño de píxel (ortorrectificado)	5 m
Ancho de barrido	77 km
Período de revisita	1 día (off-nadir) / 5.5 días (en nadir)
Rango dinámico de la cámara	12 bits

Fuente: BlackBridge (2013)

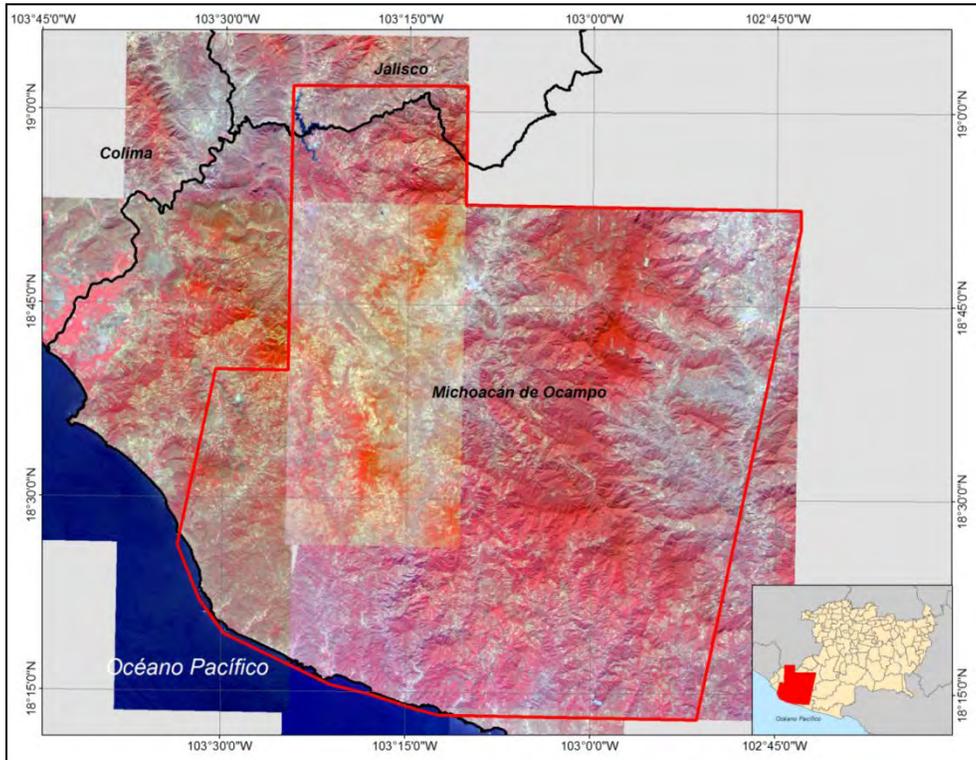


Figura 2: Cobertura de imágenes Rapid Eye en febrero de 2011.

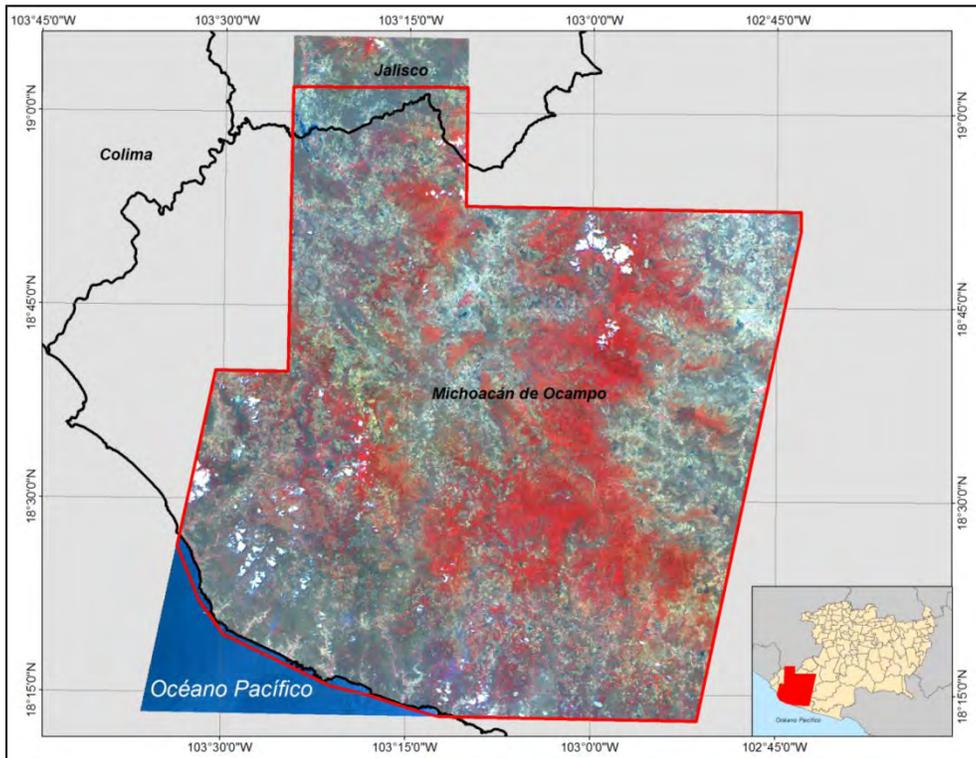


Figura 3: Cobertura de imágenes Rapid Eye en mayo de 2011.

2.4.3 Métodos

2.4.3.1 Mapa de cubiertas forestales y pastizales 1:50000

El mapa de la Serie V de INEGI escala 1:250,000 fue mejorado en los límites de las cubiertas a través de una interpretación visual a una escala de 1:50,000 teniendo de fondo las imágenes Rapid Eye del 6 de febrero de 2011 (Figura 4). Posteriormente, se reclasificaron las cubiertas en cuatro categorías: 1) selvas, 2) bosques, 3) pastizales y 4) otras cubiertas. De esta manera se obtuvo un mapa de cubiertas forestales y de pastizales que sirvió de base para determinar el tipo de vegetación afectada por los incendios.

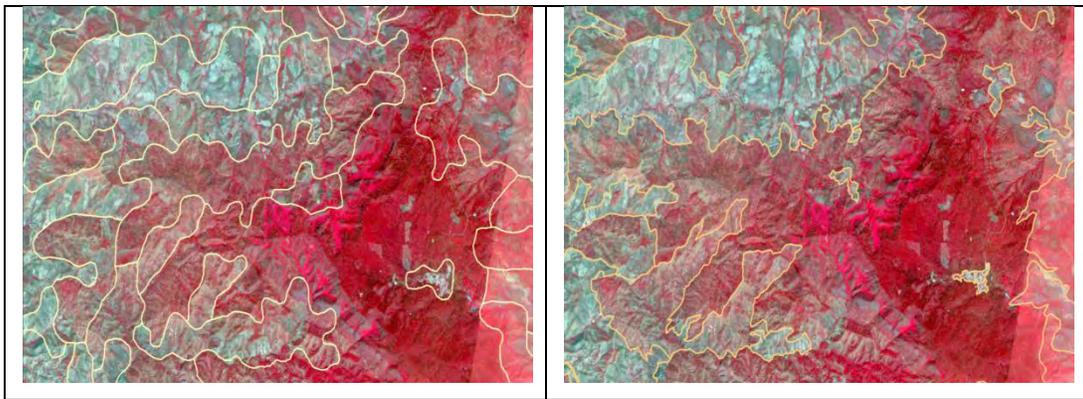


Figura 4: Mejoramiento de la escala a través de interpretación visual

2.4.3.2 Procesamiento de imágenes *Rapid Eye*

Los incendios ocurridos recientemente muestran una huella o cicatriz altamente detectable con técnicas de percepción remota debido al comportamiento de la vegetación en el espectro después de un incendio; Robinson (1991) y Pereira (1999) reportan que la vegetación sufre un ligero aumento en la respuesta del visible y una disminución en la región del infrarrojo cercano. Dependiendo de la combinación de bandas espectrales las cicatrices adquieren tonalidades muy características, por ejemplo, en un falso color se pueden apreciar cicatrices que van desde el verde oscuro hasta las negras; estas cicatrices son muy notables en la época de mayor estrés hídrico de la vegetación y que coincide con los meses de mayor afectación por los incendios (figura 5).

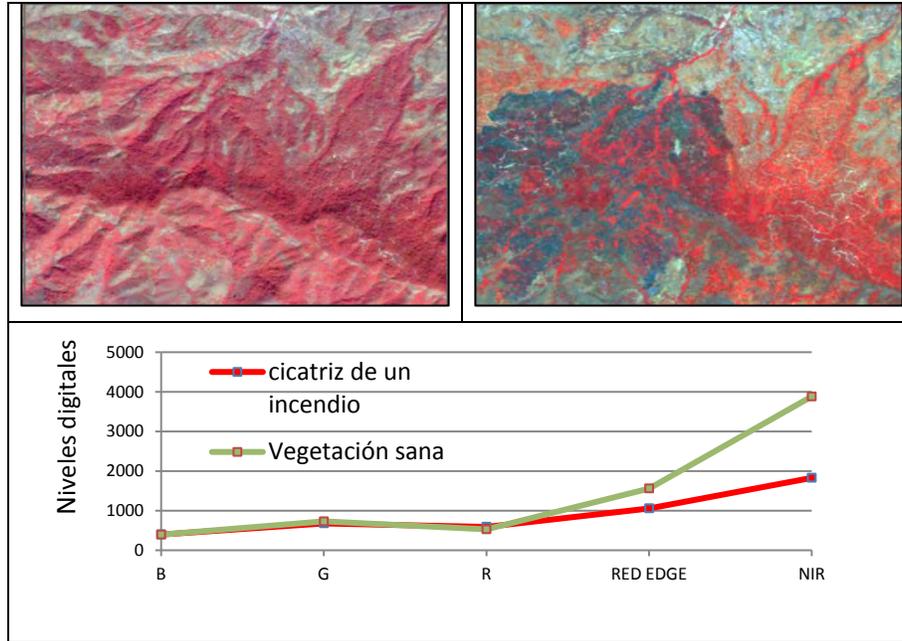


Figura 5: Respuesta espectral de la vegetación antes y después de un incendio en imágenes Rapid Eye (composición en falso color).

En este caso para detectar estas cicatrices se utilizó la metodología *Detección de Quemadas en Tiempo Real* (DETEQ), desarrollada por el Instituto Nacional en Pesquisas Espaciales (INPE) de Brasil. Esta metodología se basa en: a) aplicación del Modelo Lineal de Mezcla Espectral (MLME), b) segmentación de la imagen fracción sombra y c) aplicación de una clasificación no supervisada (Câmara, Valeriano, y Viane, 2006; Shimabukuro et al., 2006, 2011).

El MLME es una técnica en la que se busca estimar la proporción de cada cubierta al interior de un pixel. Este supuesto parte de que el valor de un pixel es la suma de la respuesta espectral de las diferentes cubiertas en el terreno, por lo tanto, cualquier pixel observado en varias bandas espectrales contiene información acerca de la proporción de cada cubierta en su interior considerando una sumatoria lineal de estas proporciones (Shimakuro et al. 2013); dependiendo de los componentes de la descomposición espectral se puede expresar de la siguiente manera (1):

$$r_i = a * vege_i + b * suelo_i + c * sombra_i + e_i \quad (1)$$

Donde r_i es la respuesta del pixel en la banda i de la imagen; a , b , y c , son proporciones de vegetación, suelo y sombra que componen el pixel; $vege_i$, $suelo_i$ y $sombra_i$ corresponden a la respuesta espectral de cada una de las componentes seleccionadas para la mezcla, finalmente e_i es el error de estimación intrínseco para la

banda i. La aplicación de esta técnica genera imágenes llamadas fracción; así se reconocen la fracción suelo, (que realza la información del suelo desnudo), fracción vegetación (que realza la información de vegetación sana) y la fracción sombra (que realza la información de las sombras, los cuerpos de agua y las zonas afectadas por los incendios) (Aguiar et al. 1999, Shimabukuro et al. 2011, Câmara et al. 2013). Se utilizó la imagen fracción sombra para generar los mapas de cicatrices de incendios.

Posteriormente, se llevó a cabo la segmentación de la imagen fracción sombra con el algoritmo de crecimiento de regiones, el cual se basa en seleccionar pixeles semillas de las diferentes componentes de la mezcla espectral y sucesivamente incorporar los pixeles vecinos para generar grupos (regiones) de acuerdo con los criterios de similitud espectral y de área, definidos por el usuario.

Después, se aplicó una clasificación no supervisada con el algoritmo ISOSEG, el cual es un algoritmo de clustering sobre un conjunto de regiones que se encuentra implementado en el software SPRING. Las regiones que provienen de la segmentación fueron agrupadas en clusters con base en sus atributos estadísticos de la media y de la matriz de covarianza; influye también el tamaño de la región definido por el área en número de pixeles (Spring ayuda).

Una vez clasificadas las áreas quemadas, se analizaron a través de una interpretación visual con el fin de remover las áreas no correspondientes a cicatrices de incendios ya que la imagen fracción sombra también realza las sombras y los cuerpos de agua presentes (Figura 6). El procesamiento completo se realizó en el software de código abierto *Spring* versión 5.3 (disponible en <http://www.dpi.inpe.br/spring>).

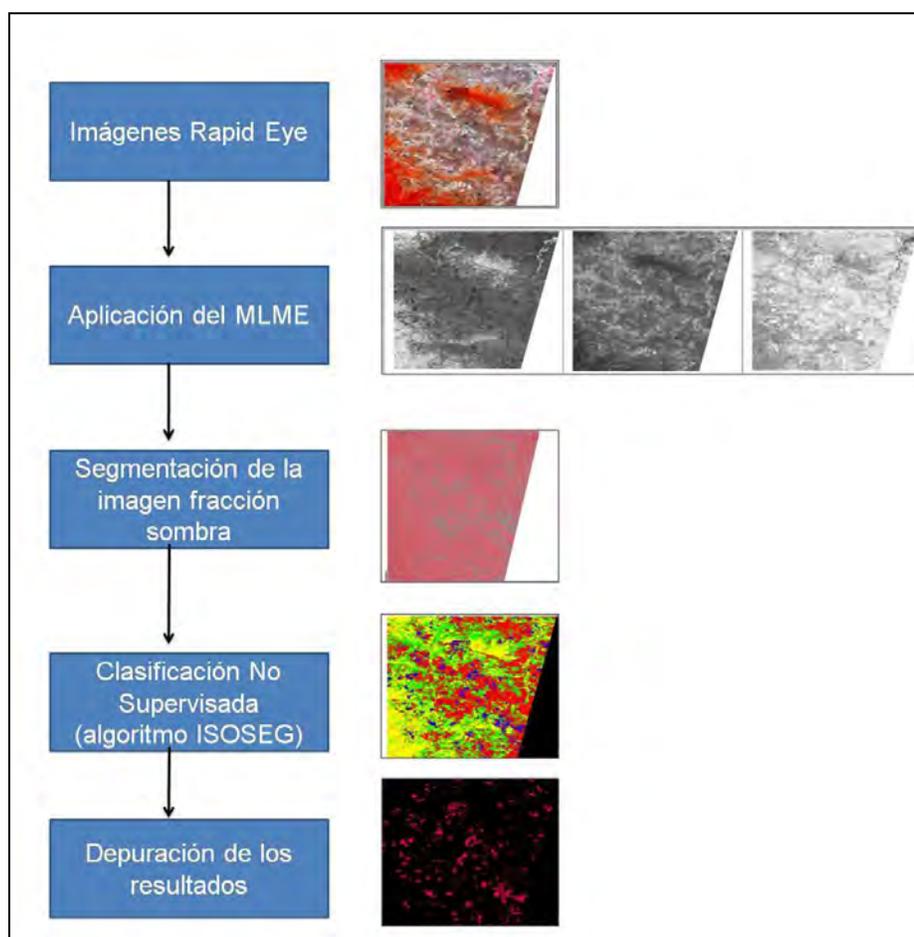


Figura 6. Procesos metodológicos para la obtención de cicatrices de incendios

2.4.3.3 Depuración de las bases de datos de CONAFOR, CONABIO y SMN

Los datos de la CONAFOR útiles para el análisis de fiabilidad fueron las coordenadas geográficas de los incendios reportados en bosques y selvas entre el 6 de febrero y el 20 de mayo de 2011 en los municipios involucrados. Estas se espacializaron en formato de puntos *shapefile* y después tratadas por un *buffer* de 1000 metros para procurar una mejor coincidencia espacial con respecto a la ubicación reportada. Estos polígonos fueron cruzados con las cicatrices de incendios para evaluar su fiabilidad.

En cuanto a la CONABIO y el SMN se seleccionaron los puntos de calor situados en los municipios involucrados y reportados entre el 6 de febrero y el 20 de mayo de 2011. A estos puntos de calor se les aplicó un *buffer* cuadrado de 1000, 1100 y 4000 metros para simular la resolución espacial de los sensores MODIS, AVHRR y GOES respectivamente y así poder conocer cuántas cicatrices de incendios existen en su interior para posibilitar el cálculo de la tasa de detección y ejecutar el análisis de fiabilidad.

2.4.3.4 Tasa de detección

Para realizar el cálculo de la tasa de detección se generó la siguiente fórmula (1):

$$Td = Ci/Tc \quad (1)$$

Donde **Td** es la tasa de detección, **Ci** es el total de cicatrices detectadas al interior de un píxel de punto de calor y **Tc** es el total de cicatrices identificadas con las imágenes de alta resolución. El cruce entre los polígonos de puntos de calor y las cicatrices también permitió separar por tipo de cobertura.

2.4.3.5 Evaluación de la fiabilidad temática

La evaluación de la fiabilidad temática se llevó a cabo en diferentes fases:

Diseño del muestreo. Como unidad del muestreo se utilizaron polígonos con las dimensiones de 1000, 1100 y 4000 m. con tipo de muestreo el aleatorio estratificado. Elegir un tamaño de muestra adecuado fue necesario porque al momento de generar pixeles simulados existía una alta sobreposición de polígonos de puntos de calor (Figura 7).

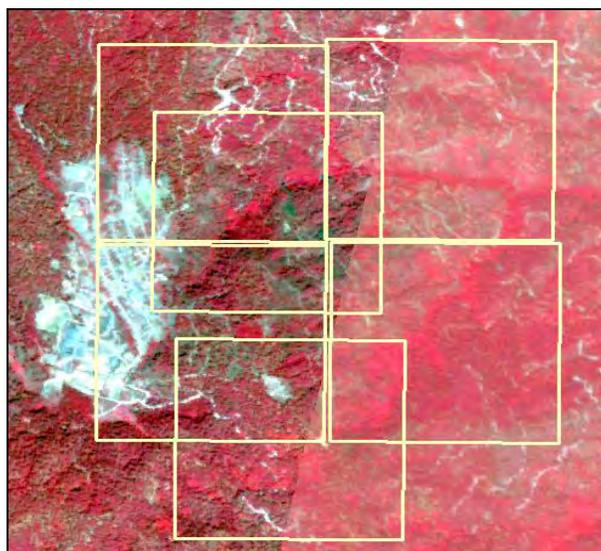


Figura 7. Sobre posición de varios polígonos de puntos de calor.

En este sentido se calculó el tamaño de la muestra utilizando las fórmulas 2 y 3 (Chuvieco, 2008; Mas et al., 2003):

$$S = t \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \quad (2)$$

Equivalente a

$$n = \frac{t^2 p(1-p)}{S^2} \quad (3)$$

Donde **n** es el tamaño de la muestra, **t** es igual a 1.96 para un alfa de 0.05 (5%, probabilidad de que el valor real de la fiabilidad del mapa esté fuera del intervalo de confianza) y **p** es la estimación de la fiabilidad que se desea alcanzaren el mapa.

Evaluación de los sitios de verificación. Esta fase consiste en etiquetar los polígonos de la muestra en las clases de la leyenda. Esta quedó en dos categorías: 0 = sin punto de calor y 1 para los puntos de calor.

Análisis de los datos. Este procedimiento se lleva a cabo con el análisis de las matrices de confusión elaboradas con los datos de verificación (cicatrices de incendios) y con los resultados del mapa (puntos de calor y sin punto de calor). En este caso, como sólo se tienen dos categorías se tienen matrices con dos columnas y dos líneas (Cuadro 2).

Cuadro 2. Matriz de confusión para dos categorías

		Datos de referencia		
		0	1	Suma
Mapa	0	X ₀₀	X ₀₁	X ₁₊
	1	X ₁₀	X ₁₁	X ₂₊
	Suma	X ₊₁	X ₊₂	

Donde **X₀₀** representa acuerdos entre la referencia y el mapa para la categoría 0, **X₀₁** son los datos cartografiados como 0 perteneciendo en realidad a la categoría 1, **X₁₊** es el total de la categoría 0 y **X₂₊** es el total de la categoría 1, ambos cartografiados en el mapa. Sin embargo, como proponen Card (1982) y Olofsson et al. (2013 y 2014) deben considerarse las medidas de la proporción de área derivada de la matriz de confusión corregidas por un estimador. Al existir errores de omisión y comisión (estos representan superficies quemadas que no se detectaron y superficies quemadas que no existieron, respectivamente) existe una sobreestimación y subestimación de las categorías. Con esta información se realizó un ajuste de la matriz de confusión (Cuadro 3):

Cuadro 3. Matriz de confusión ajustada en proporción de área

		Datos de referencia		
		0	1	Suma
Mapa	0	\hat{P}_{00}	\hat{P}_{01}	\hat{P}_{1+}
	1	\hat{P}_{10}	\hat{P}_{11}	\hat{P}_{2+}
	Suma	\hat{P}_{+1}	\hat{P}_{+2}	

De esta manera, con estas matrices ajustadas y con las fórmulas 4,5 y 6 se calcularon la fiabilidad global, el error de omisión y el error de comisión (Olofsson et al., 2014, 2013).

$$FG = \sum_{k=1}^q \hat{P}_k \quad (4)$$

$$E_o = \frac{\hat{P}_{+i} - \hat{P}_{ii}}{\hat{P}_{+i}} \quad (5)$$

$$E_c = \frac{\hat{P}_{i+} - \hat{P}_{ii}}{\hat{P}_{i+}} \quad (6)$$

Donde \hat{P} es un estimador insesgado de la proporción de superficie en la celda i, j de la matriz de confusión, \hat{P}_{i+} indica el marginal de la columna i , \hat{P}_{+i} indica el marginal de la fila i y \hat{P}_{ii} la diagonal de dicha columna.

Medición de los intervalos de confianza. Los intervalos de confianza de las estimaciones del error de omisión y error de comisión fueron calculados con las fórmulas 7 y 8 (Card 1982, Olofsson et al., 2014, 2013).

$$HCI_{EC} = z \sqrt{\frac{\hat{P}_{ii}(\pi_i - \hat{P}_{ii})}{\pi_i^2 \hat{P}_{i+}}} \quad (7)$$

$$HCI_{EO} = z \sqrt{\hat{P}_{jj} \hat{P}_{+j}^{-4} \left[\hat{P}_{jj} \left(\sum_{i \neq j}^q \hat{P}_{ij} (\pi_i - \hat{P}_{ij}) / \hat{P}_{i+} \right) + (\pi_j - \hat{P}_{jj}) (\hat{P}_{+j} - \hat{P}_{jj})^2 / \hat{P}_{j+} \right]} \quad (8)$$

Donde HCI_{EC} es el medio intervalo de confianza para el error de comisión de la categoría i y z corresponde al número de desviaciones estándar de una distribución normal para un nivel de confianza de 95% ($z = 1.96$). HCI_{EO} es el medio intervalo de confianza para el error de omisión para la categoría j .

2.5 Resultados

2.5.1 Mapa de cubiertas forestales y pastizales 1:50000

Utilizar la Serie V de INEGI ajustada dio como resultado que los bosques abarcan una superficie de 238,500 hectáreas, las selvas 187,400 hectáreas, los pastizales 139,000 hectáreas y otras cubiertas 22,600 hectáreas; que representan el 41, 32, 24 y 3 por ciento respectivamente. Este insumo es muy importante para calcular la tasa de detección ya que se requiere una mayor precisión en la escala para identificar las cubiertas afectadas (Figura 8).

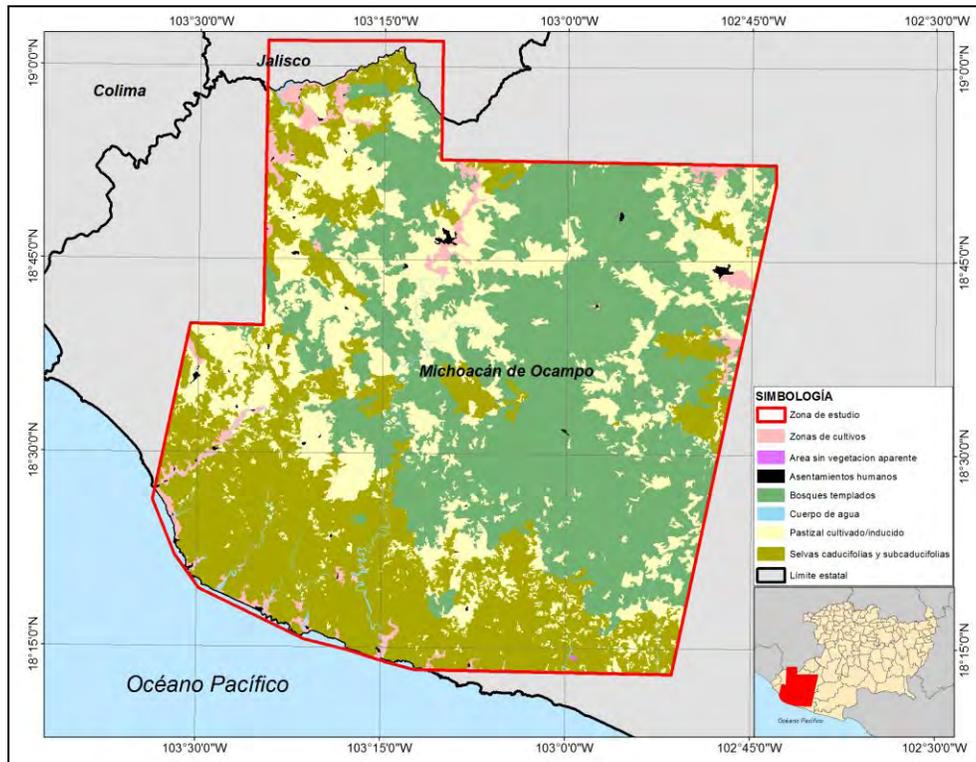


Figura 8: Mapa final de interpretación visual de cubiertas.

2.5.2 Detección de cicatrices de incendios

El mapeo de las cicatrices arrojó como resultado un total de 2,181 cicatrices: 1,468 en pastizales, 435 en selvas y 278 en bosques con una superficie de afectación de 10,836, 1,529 y 4,091 ha respectivamente. El área total siniestrada es de 16,448 hectáreas que representan el 3% del total de la superficie en estudio. En los cuatro municipios involucrados, el pastizal fue la cobertura con mayor número de cicatrices y también con la mayor superficie afectada. Un rasgo importante considerado fue el tamaño de las cicatrices detectadas ya que, de las 2,181, la mayoría son de pequeñas magnitudes (Figura 9).

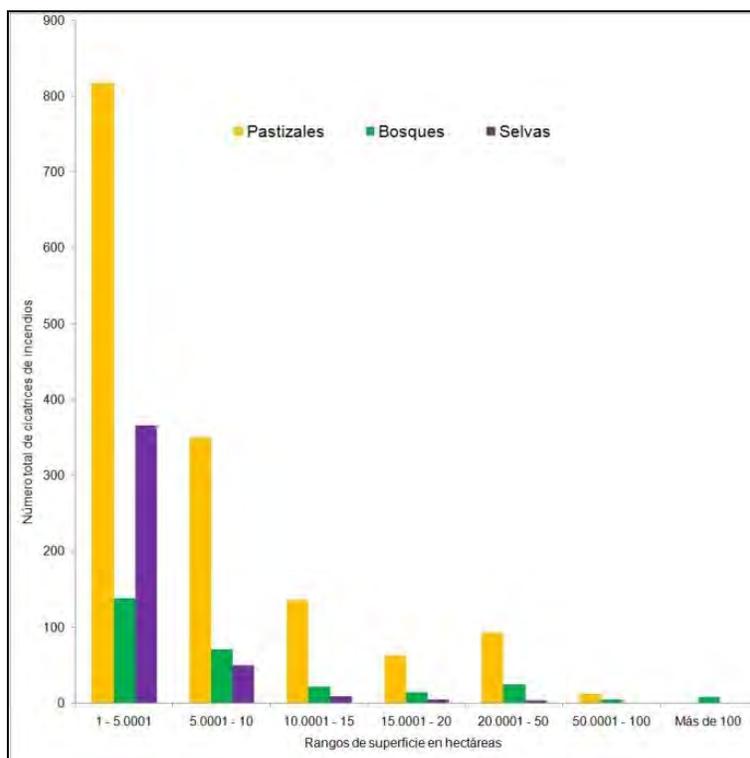


Figura 9. Cicatrices por superficie afectada en hectáreas

En la figura 2 se puede apreciar que las cicatrices que van de 1 a 10 hectáreas representan el 82%, las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representan el 16.8% y las cicatrices mayores a 50 hectáreas representan el 1.2% del total. Los pastizales representan la mayor cantidad de incendios en todas las categorías analizadas excepto en la categoría de más de 100 hectáreas en la que sobresalen los incendios en bosques.

2.5.3 Tasa de detección con puntos de calor de CONABIO y SMN

Para llevar a cabo el análisis de la tasa de detección se utilizaron todos los puntos de calor del SMN y de la CONABIO. Se obtuvieron 703 puntos provenientes del sensor MODIS procesados en la CONABIO y 166 puntos del sensor MODIS, 82 puntos del sensor AVHRR y 102 puntos del sensor GOES procesados en el SMN. Estos puntos con su respectivo *buffer* se cruzaron con las 2181 cicatrices.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos del sensor MODIS procesado en la CONABIO (Cuadro 4):

Cuadro 4. Tasa de detección para el sensor MODIS procesado en la CONABIO

Superficie en Ha	Total, de cicatrices detectadas con <i>Rapid Eye</i>	Cicatrices detectadas con el sensor MODIS*	Tasa de detección
1 - 5	1,321	368	0.28
5 - 10	470	158	0.34
10 - 15	165	62	0.38
15 - 20	81	44	0.54
20 - 50	120	59	0.49
50 - 100	17	13	0.76
Más de 100	7	6	0.86
Total	2181	710	

*Se separaron las cicatrices por magnitud de superficie detectada, aunque un píxel de MODIS puede incluir varias cicatrices.

En el cuadro 3 se aprecia que existen 1,321 cicatrices que van de 1 a 5 hectáreas cuando el sensor MODIS detectó 368, lo cual arroja una tasa de detección del 28%. En el otro extremo existen 7 cicatrices de más de 100 hectáreas y se detectaron 6, por tanto, la tasa de detección fue del 86%. Se puede observar que conforme aumenta la superficie afectada también aumenta la tasa de detección. Realizando el mismo procedimiento para los puntos de calor de los otros sensores se obtuvieron los siguientes resultados (Figura 10):

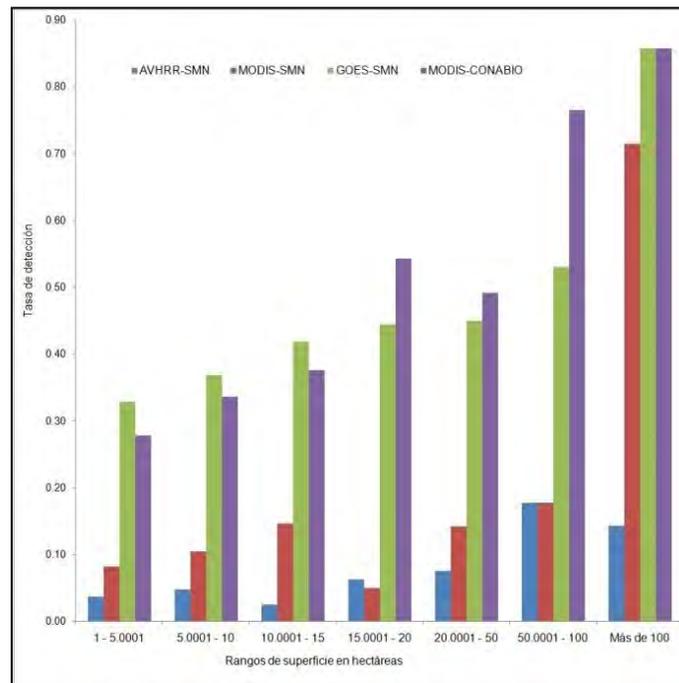


Figura 10. Tasa de detección de los diferentes sensores utilizados

Las cicatrices de los incendios también se separaron por tipo de cubierta al interior del píxel simulado Se presenta el caso de los puntos de calor obtenidos de CONABIO con el sensor MODIS (Cuadro 5):

Cuadro 5: Tasa de detección por tipo de vegetación.

Superficie en Ha	Cicatrices en pastizales	Cicatrices detectadas	Proporción de detección	Cicatrices en bosques	Cicatrices detectadas	Proporción de detección	Cicatrices en selvas	Cicatrices detectadas	Proporción de detección
1 - 5	817	228	0.28	138	30	0.22	366	110	0.30
5 - 10	350	124	0.35	70	14	0.20	50	20	0.40
10 - 15	135	55	0.41	21	4	0.19	9	3	0.33
15 - 20	62	35	0.56	14	7	0.50	5	2	0.40
20 - 50	92	44	0.48	24	12	0.50	4	3	0.75
50 - 100	12	9	0.75	4	3	0.75	1	1	1.00
Más de 100				7	6	0.86			

Se puede apreciar que en las primeras categorías es muy baja la proporción tasa de detección en cualquiera de las tres cubiertas y cuando la superficie afectada es de 50 a 100 hectáreas el porcentaje de detección aumenta considerablemente en las tres cubiertas alcanzando una tasa de detección del 75% para los pastizales, 75% para los bosques y del 100% para las selvas. Solamente en los bosques se superan las 100 hectáreas de afectación y el algoritmo logró detectar 6 de 7 incendios en bosques que representa una tasa de detección del 86%.

Enseguida se realizó el mismo procedimiento con los puntos de calor de los siguientes sensores GOES, MODIS y AVHRR que fueron procesados en el SMN y se obtuvieron los siguientes resultados comparativos (Figura 11):

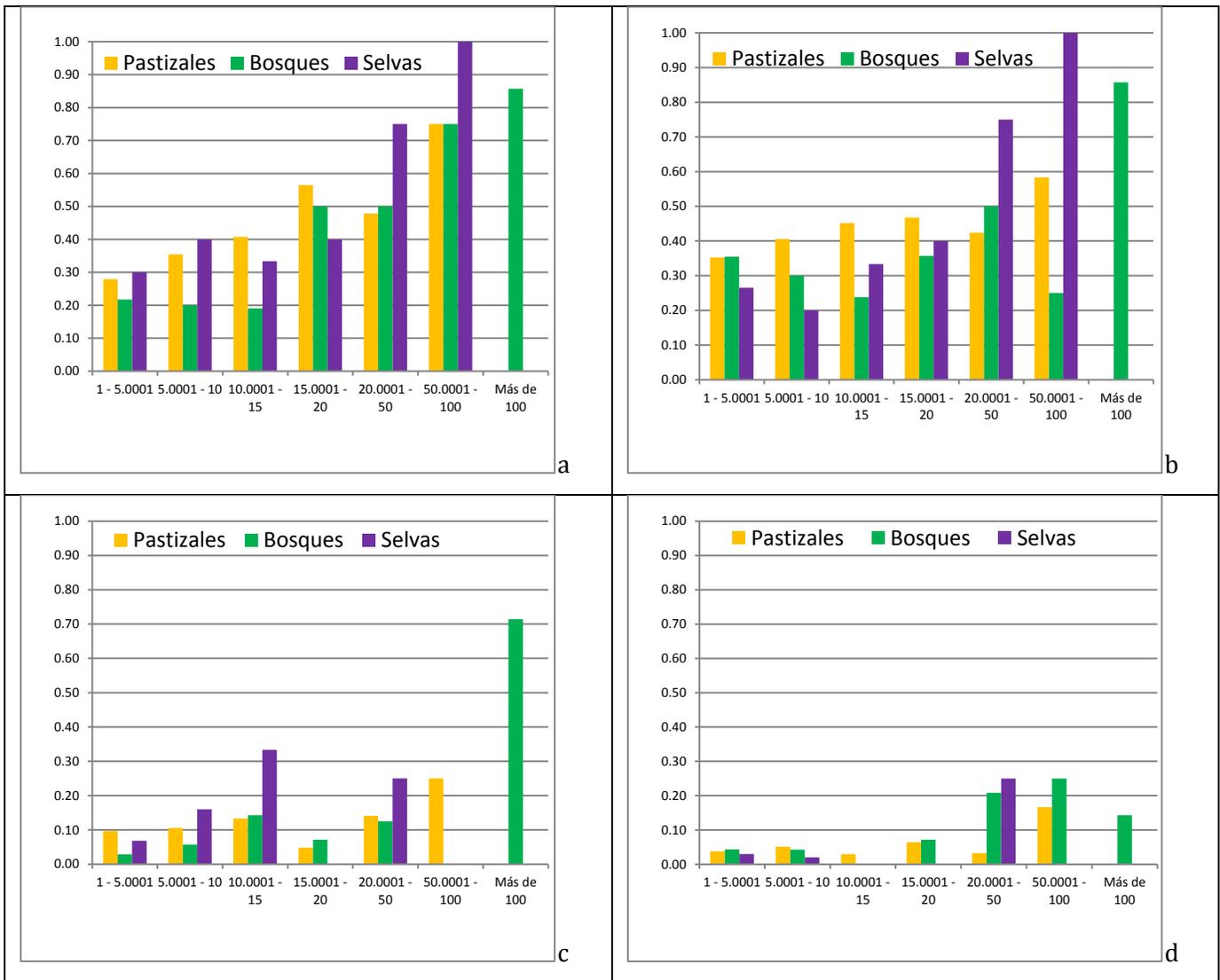


Figura 11. Comparación de las tasas de detección por las diferentes cubiertas analizadas: a) Sensor MODIS procesado en la CONABIO y b) sensor GOES, c) sensor MODIS y d) sensor AVHRR procesados en el SMN

La Figura 5a representa el caso de MODIS procesado en la CONABIO. En la categoría de 15 a 20 hectáreas la tasa de detección alcanzada fue de 56%, 50% y 40% para pastizales, bosques y selvas respectivamente. En la categoría de 20 a 50 hectáreas la tasa de detección fue de 48%, 50% y 75% en pastizales, bosques y selvas respectivamente. La categoría de 50 a 100 hectáreas alcanza tasas de detección del 75% en las cubiertas de pastizales y bosques y una tasa de detección del 100% en selvas. Finalmente, en la categoría de más de 100 hectáreas la tasa de detección fue del 85%.

La figura 5b representa el caso del sensor GOES. En la categoría de 20 a 50 hectáreas la tasa de detección fue del 43%, 50% y 75% en pastizales, bosques y selvas respectivamente. En la categoría de 50 a 100 hectáreas la tasa de detección fue del 58, 25 y 100 por ciento en pastizales, bosques y selvas

respectivamente. En la categoría de más de 100 hectáreas la tasa de detección alcanzada fue del 86% en bosques. Algo importante de considerar es la dimensión de los píxeles de este sensor, ya que en una superficie de 4000 m² se conjugan diferentes cicatrices de diferentes magnitudes, por lo tanto, se recomienda tomar estos datos con cautela.

La figura 5c muestra el caso de los datos del sensor MODIS procesados en el SMN lo cual señala valores muy bajos de la tasa de detección en todas las categorías, salvo en la categoría de más de 100 hectáreas que detectó 5 de 7 cicatrices en bosques, alcanzando una tasa de detección del 71%. La figura 5d muestra datos del sensor AVHRR donde la tasa de detección es muy baja en cualquier categoría analizada y en cualquiera de las tres cubiertas en estudio.

2.5.4 Evaluación de la fiabilidad

2.5.4.1 Reportes de incendios de CONAFOR

Se llevó a cabo el análisis de fiabilidad temática resultante del cruce de incendios forestales (ubicación geográfica) de la CONAFOR *versus* las cicatrices en bosques y selvas (Cuadro 6):

Cuadro 6. Reportes de la CONAFOR sobre incendios forestales

Municipio	Reportes por municipio	Reportes que coinciden con alguna cicatriz	Cicatrices en bosques y selvas
Chinicuila	0	0	22
Aquila	0	0	359
Coalcomán	34	0	278
Aguililla	29	1	54
Total	63	1	713

Fuente: Elaboración propia con datos de la CONAFOR y de cicatrices de incendios

Se puede apreciar en el cuadro 4 que la localización espacial carece de exactitud pues solo un incendio forestal coincide con una cicatriz; sin embargo, no quiere decir que los incendios forestales no hayan ocurrido simplemente no se sabe cuáles son, por lo tanto, la evaluación de la fiabilidad quedó descartada.

2.5.4.2 Matrices ajustadas CONABIO y SMN

El resultado obtenido al aplicar la fórmula para el tamaño de muestra esperando alcanzar una fiabilidad del 70% con una incertidumbre de +- 5% fue de 150 puntos:

$$n = \frac{(1.96)^2 0.7(1 - 0.7)}{(0.07333)^2} = 150$$

A verificar con un medio intervalo de confianza de 0.06, indicando que la probabilidad quedaría comprendida entre 64% y 76%. Esta muestra se divide en dos categorías: 75 para la categoría 0 y 75 para la categoría 1. Se presentan los resultados de la matriz corregida por la proporción del área, derivada del cruce entre las cicatrices de incendios y una muestra aleatoria de los puntos de calor reportados por la CONABIO (Cuadros 7, 8, 9 y 10).

Cuadro: Matriz de confusión ajustada para datos MODIS procesados en CONABIO.

Referencia (Interpretación Rapid Eye)					
		0	1	Total	Comisión
Reporte de puntos de calor CONABIO (Datos MODIS)	0	0.65	0.22	0.88	0.25
	1	0.05	0.06	0.12	0.47
	Total	0.71	0.29	1	
	Fiabilidad global			0.72	
	Omisión	0.08	0.78		

Cuadro 8: Matriz de confusión ajustada para datos MODIS procesados en el SMN.

Referencia - (Interpretación Rapid Eye)					
		0	1	Total	Comisión
Reporte de puntos de calor SMN (Datos MODIS)	0	0.70	0.27	0.97	0.28
	1	0.009	0.02	0.03	0.31
	Total	0.71	0.29	1	
	Fiabilidad Global			0.72	
	Omisión	0.01	0.93		

Cuadro 9: Matriz de confusión ajustada para datos AVHRR procesados en el SMN.

Referencia - (Interpretación Rapid Eye)					
		0	1	Total	Comisión
Reporte de puntos de calor SMN (Datos AVHRR)	0	0.65	0.32	0.98	0.33
	1	0.009	0.008	0.02	0.51
	Total	0.66	0.34	1	
	Fiabilidad Global			0.66	
	Omisión	0.01	0.97		

Cuadro 10: Matriz de confusión ajustada para datos GOES procesados en el SMN.

Referencia (Interpretación Rapid Eye)					
		0	1	Total	Comisión
Reporte de puntos de calor SMN (Datos GOES)	0	0.13	0.58	0.72	0.81
	1	0.02	0.25	0.28	0.08
	Total	0.16	0.84	1	
	Fiabilidad Global			0.39	
	Omisión	0.14	0.70		

La fiabilidad global alcanzada fue de 72% para los puntos de calor MODIS procesados en la CONABIO y 72% en puntos de calor MODIS, 66% en puntos de calor AVHRR y 39% para los puntos de calor GOES, estos tres últimos procesados en el SMN. Sin embargo, un análisis más detallado permitió calcular los errores de comisión y omisión con sus respectivos medios intervalos de confianza (Cuadro 11).

Cuadro 11. Error de omisión y comisión con intervalos de confianza

Tipo de sensor/Dependencia	Error de Comisión		Error de Omisión	
	categoria 0	categoria 1	categoria 0	categoria 1
Puntos de calor MODIS procesados en CONABIO	0.25	0.47	0.08	0.78
Medio Intervalo de Confianza	0.05	0.03	0.01	0.02
Puntos de calor MODIS procesados en SMN	0.28	0.31	0.01	0.93
Medio Intervalo de Confianza	0.10	0.06	0.004	0.01
Puntos de calor AVHRR procesados en SMN	0.33	0.51	0.01	0.97
Medio Intervalo de Confianza	0.12	0.10	0.004	0.009
Puntos de calor GOES procesados en SMN	0.81	0.08	0.14	0.70
Medio Intervalo de Confianza	0.09	0.05	0.11	0.02

En el cuadro 11 se reportan los errores de omisión y comisión para las dos categorías en estudio, aunque solamente se analizan los resultados de la categoría 1 que se refiere a los puntos de calor.

El error de comisión para esta categoría se refiere a la sobreestimación de puntos de calor en lugares que no tienen presencia de cicatrices de incendios. El error más alto se presenta con los datos del sensor AVHRR con 51% indicando que por cada 10 pixeles de puntos de calor en 5 no existen cicatrices. El valor más bajo se presenta con datos del sensor GOES con 8%.

El error de omisión para la categoría 1 se refiere a la subestimación de los puntos de calor donde sí hubo cicatrices de incendios. En este sentido, el error más alto lo representan los datos del sensor AVHRR con un 97%, es decir que por cada 10 pixeles de puntos de calor existen otros 10 que tienen cicatrices y no fueron reportados. Le siguen en porcentaje los datos del sensor MODIS procesados en el SMN con 93%, después se encuentran los datos del sensor MODIS procesados por la CONABIO con un 78% y finalmente con datos del sensor GOES se alcanza un 70%. Estos resultados muestran que existe una alta omisión de incendios que no son detectados con imágenes de estos sensores (Figura 12).

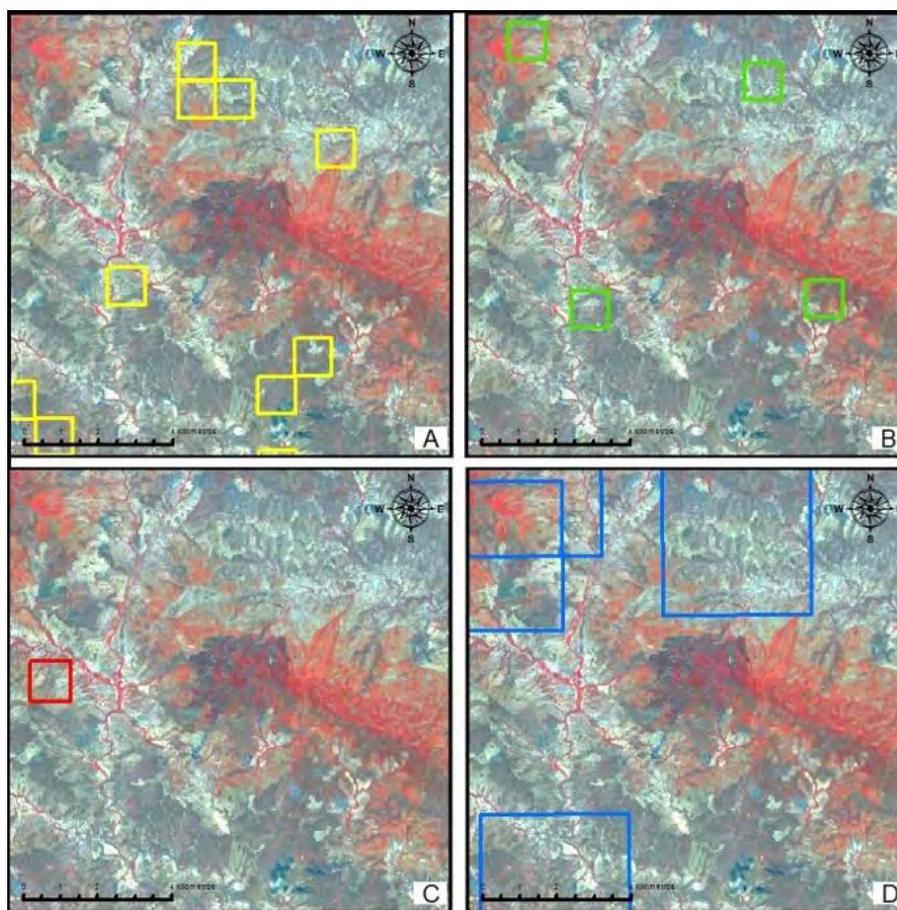


Figura 12. Errores de comisión y omisión para la categoría 1: A) datos MODIS procesados en CONABIO, B) datos MODIS, C) datos AVHRR y D) datos GOES estos tres procesados en SMN

Junto al análisis de los datos se realizó la medición de los intervalos de confianza para cada categoría y para cada tipo de error. Los resultados presentan valores muy bajos en todos los casos, lo cual indica que el tamaño de la muestra resultó ser idóneo para el análisis de la evaluación de la fiabilidad.

2.6 Discusión

Los incendios reportados por la CONAFOR carecen de coincidencia espacial con respecto a las cicatrices. De 63 reportes de incendios con un buffer de 1000 metros sólo existió una coincidencia con una de las cicatrices. Estos resultados proporcionan una idea confusa en cuanto a su localización.

Esta información es muy útil ya que las estadísticas de incendios, superficie afectada y su ubicación espacial son constantemente utilizadas para la generación de índices y modelos preventivos, para la asignación de recursos, para generar reportes de incidencia, entre muchos otros (Ávila-Flores, Pompa-García, y Vargas-

Pérez, 2010; Gutiérrez, Orozco-Hernández, Ordoñez y Camacho, 2015; Torres-Rojo, Magaña-Torres y Ramírez, 2007).

Respecto a la tasa de detección, esta se generó para cada píxel simulado de cada sensor. Los mejores resultados se obtuvieron con el sensor MODIS de la CONABIO con una tasa de detección de 75% en la categoría de 50 a 100 hectáreas y de 86% en superficies mayores a 100 hectáreas. Estos resultados muestran similitud con lo reportado por Cruz-López et al., (2011), quienes compararon los puntos de calor detectados con MODIS versus cicatrices detectadas con imágenes ASTER e indicaron que cuando un píxel de MODIS se cubre con cicatrices en un 50% la coincidencia con imágenes ASTER es del 40% y que cuando el píxel de MODIS se acerca al 80% de superficie afectada la coincidencia con datos ASTER llega al 85% de lo detectado. En otras palabras, estos resultados señalan que cuanto mayor es la superficie afectada mayor es la probabilidad de detección.

La evaluación de la fiabilidad temática tuvo un promedio global del 62% en las matrices de confusión con los diferentes sensores utilizados, no obstante, analizando los errores de omisión y comisión para la categoría 1 se obtuvo un promedio de comisión del 34% y de omisión del 85%. Este último error expresa una idea de la subestimación de las áreas afectadas por incendios en el área de estudio. En este sentido, es indispensable evaluar los puntos de calor de la CONABIO y del SMN porque son ampliamente utilizados por una gran variedad de dependencias. La CONABIO, por ejemplo, reporta cerca de 590 usuarios de 109 dependencias diferentes siendo la CONAFOR, la CONANP y la SAGARPA aquellas con más solicitudes (Cruz-López et al., 2011). Mientras que autores como Carrillo, Rodríguez, Tchikoué, Monterroso y Pérez (2012); Rodríguez-Trejo, Tchikoué, Cíntora-González, Contreras-Aguado, y de la Rosa-Vázquez (2011) utilizaron puntos de calor de la CONABIO para generar modelos preventivos contra incendios forestales. Muñoz-Robles y Santana-Arias (2018) los emplearon para caracterizar los patrones espaciales y lograron determinar los factores antrópicos y ambientales que generan la presencia o ausencia de puntos.

Los altos valores de omisión reportados con los diferentes sensores utilizados para el monitoreo de incendios es consecuencia de varios factores, como el tamaño de la superficie afectada, la duración de los incendios, la hora de adquisición de las imágenes y las condiciones meteorológicas, entre otros. En relación con el tamaño de los incendios, según las cicatrices detectadas con imágenes Rapid Eye, se demostró que la clase de 1 a 10 hectáreas representa el 82% de las cicatrices detectadas, lo cual concuerda con los registros de incendios de la CONAFOR, los cuales indican que los incendios menores a 10 hectáreas representaron el 73% del total para el año 2011 en Michoacán. Vilchis-Frances, Díaz-Delgado, Magaña-Lona, Ba y Gomez-Albores (2015) señalaron que los incendios en promedio no superan las cuatro hectáreas para el estado de México, lo cual representa el 87%. Manzo Delgado (2016) realizó un análisis de los productos cartográficos

sobre incendios procesados en la Universidad de Maryland con lo que dedujo que los incendios menores a 50 hectáreas representan el 61% y mencionó, por otra parte, que los reportes históricos de la CONAFOR son menores a 5 hectáreas en un 66% a nivel nacional. De esta manera es observable que los incendios de pequeñas proporciones no alcanzan a ser detectados por los sensores aquí analizados.

La duración de los incendios es un factor más a considerar, ya que en Michoacán se tiene un promedio de 4.5 horas de acuerdo con la base de datos de la CONAFOR 2011. Vilchis-Frances et al. (2015) plantean que los incendios inician en promedio entre las 12:00 y las 15:00 horas y que el 83% de ellos dura menos de 5 horas, para el caso del Estado de México, y Manzo (2016) señala que nivel nacional el 83% de los incendios dura menos de 24 horas.

Las imágenes de satélite utilizadas para la detección de puntos de calor provienen de los sensores MODIS, AVHRR y GOES de modo que es relevante tomar en cuenta la hora de pasada de estas plataformas para determinar si pueden o no detectar incendios activos de acuerdo con lo mencionado anteriormente. García-Mora y Mas (2011) informan que la plataforma Terra-MODIS está programada para ir de norte a sur y cruzar el Ecuador a las 10:30 —México a las 9:30 horas—. Mientras que la plataforma Aqua-MODIS va de sur a norte y atraviesa el Ecuador a las 13:30 horas —México a las 14:30 horas—. Vera (2005) mencionó que la plataforma NOAA-AVHRR 18 tiene una órbita heliosincrónica de norte a sur con una primera pasada por el Ecuador a las 7:30 horas y una segunda doce horas después, a las 19:30 horas. El AVHRR 19 cruza el Ecuador dos veces, a las 13:30 y a las 1:30 horas. En cuanto al sensor GOES, este cuenta con una órbita geoestacionaria y monitorea el territorio nacional cada 30 minutos, sin embargo, por su baja resolución espacial (4000 m.) difícilmente se podrá saturar un píxel ya que los incendios son de pequeñas proporciones y de corta duración.

Observar esta información permite deducir que los sensores MODIS-Terra y el AVHRR-18 tienen menos probabilidades de detectar puntos de calor o incendios por su horario de monitoreo y la corta duración de los eventos.

2.7 Conclusión

Respecto a las coordenadas reportadas por CONAFOR de los incendios forestales no existe un buen sistema de captura. De mejorarse esta situación podrían hacerse estudios más confiables. Los puntos de calor de acuerdo con las tasas de detección son ideales para incendios que superen las 50 hectáreas. Desde tal perspectiva, lo ideal sería explorar otras alternativas para la detección de incendios activos de pequeñas

dimensiones. Por ejemplo, utilizar imágenes de mayor resolución espacial de carácter público o privado. Por otra parte, la metodología aquí empleada resultó idónea para evaluar la fiabilidad temática con el apoyo de imágenes de alta resolución espacial y de la mejora en la escala del mapa de cubiertas. Finalmente, este tipo de evaluación podría servir para dar certeza a la información requerida por un programa de monitoreo y detección de incendios forestales, con el objetivo de contribuir a una determinación más precisa de la susceptibilidad a incendios.

Agradecimientos: Al personal del SMN por proporcionar amablemente los puntos de calor en formato *shapefile* y al departamento de incendios forestales de la CONAFOR Michoacán por las bases de datos de incendios.

2.8 Referencias

- Ávila-Flores, D. Y., Pompa-García, M., & Vargas-Pérez, E. (2010). Análisis espacial de la ocurrencia de incendios forestales en el estado de Durango. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, XVI (2), 253—260. <https://dx.doi.org/10.5154/r.rchscfa.2009.08.028>
- Blackbridge. (2013). *Imágenes satelitales especificaciones técnicas*. Consultado 01-07-2018. www.rapideye.com.
- Câmara, G., Valeriano, D., & Viane, J. (2013). *Metodología para o cálculo da taxa anual de desmatamento na Amazônia Legal*. Brasil: INPE.
- Card, D. H. (1982). Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48(3), 431—439. [https://doi.org/10.1112/82/4803-0431\\$02.25/0](https://doi.org/10.1112/82/4803-0431$02.25/0)
- Carrillo, G. R., Rodríguez, T. D., Tchikoué, H., Monterroso, R. A., & Pérez, S. J. (2012). Análisis espacial de peligro de incendios forestales en Puebla, México. *Interciencia*, 37, 678—683.
- CONAFOR, Cibrian T. J., Martínez D. R. y Raygoza M. A. (2008). "Incendios forestales". Series Fascículos. Centro Nacional de Prevención de Desastres. México.
- Chuvieco, S. E. (2008). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio* (3a ed.). Barcelona: Ariel Ciencias.
- Congalton, R. G. (1991) A review of assessing the accuracy of cassifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 46, 35—46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Cruz-López, M. I. (2007). Sistema de alerta temprana, monitoreo e impacto de los incendios forestales en México y Centroamérica. *Science*, 6.
- Cruz López M. I. (2007). "Sistema de alerta temprana, monitoreo e impacto de los incendios forestales en México y Centroamérica". Wildfire 2007. Sevilla España.

- Cruz-López, M. I., Saldaña L. G., Ressler, R., & Colditz, R. (2011). Sistema de alerta temprana para incendios forestales en México. In J. F. Mas (Coord.), *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (pp. 145—171). México: UNAM. Obtenido de http://www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf
- Díaz, S. F., & Pardi L. M. (2009). Clasificación utilizando el modelo lineal de mezcla espectral para la determinación de áreas deforestadas en la Amazonia Peruana. *Anais XIV Simpósio de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, abril 2009*. Brasil: INPE.
- Flasse S. P. y P. Ceccato (1996). "A contextual algorithm for AVHRR fire detection". *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 17. Núm 2. Pp. 419-424.
- García-Mora, T. J., & Mas, J. F. (2011). Presentación del sensor MODIS. In J. F. Mas (Coord.), *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (pp. 11—24). México: UNAM. Obtenido de http://www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf
- Gutiérrez, M. G., Orozco-Hernández, M. E., Ordoñez, D. A., & Camacho S. J. (2015). Régimen y distribución de los incendios forestales en el Estado de México (2000 a 2011). *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 6(29), 92—107.
- INEGI (2008). "Características edafológicas, fisiográficas, climáticas e hidrográficas de México".
- Justice, C.O., Giglio, L., Korontzi, S., Owens, J., Morisette, J. T., Roy, D., Descloitres, J., Alleaum, S., Petitcolin, F. y Y. Kaufman (2002). "The MODIS fire products". *Remote Sensing of Environment* Núm. 83, Pp. 244–262.
- Li Z., Kaufman Y. J., Ichoku C., Fraser R., Trishchenko A., Giglio L., Jin J. Z. y X. Yu. (2001). "A Review of AVHRR-based Active Fire Detection Algorithms: Principles, Limitations, and Recommendations". *Global and Regional Vegetation Fire Monitoring from Space: Planning a Coordinated International Effort*, Pp. 199-225. Edited by F.J. Ahern, J.G. Goldammer and C.O. Justice. SPB Academic Publishing bv, The Hague, The Netherlands.
- Mas, J. F., Pérez-Vega, A., Ghilardi, A., Martínez, S., Loya-Carrillo, J. O., & Vega, E. (2014). A suite of Tools for assessing thematic map accuracy. *Geography Journal*, 2014, 1—10. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mas, J. F., Reyes, G. J., & Pérez-Vega, A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas*, (51), 52—72.
- Mas, J. F., Pérez Vega, A., Ghilardi, A., Martínez, S., Loya-Carrillo, J. O. y E. Vega (2015). "Unas herramientas de uso libre para evaluar la fiabilidad temática de datos espaciales". *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, INPE*.
- Manzo Delgado L., López García, J. y G. Jiménez Guzmán (2015). Cartografía multitemporal de áreas quemadas en México utilizando productos MODIS. Memorias de resúmenes en extenso SELPER-XXI-México-UACJ-2015
- Montero Martínez, M. J., Polanco Martínez J. M., y F. Oropeza Rosales (2004). "Implementación de un algoritmo para la detección de fuegos usando imágenes GOES". En *Incendios Forestales en México. Métodos de evaluación*. Coord. Villers, L. y L. Blanco. Centro de Ciencias de la Atmósfera, Universidad Nacional Autónoma de México, México.
- Muñoz-Robles, C., & Santana-Arias, R. (2018). Puntos de calor en la Sierra Madre Oriental de San Luis Potosí: patrones espaciales y factores asociados. *Madera y Bosques*, 24(1), 1—16.

<https://doi.org/10.21829/myb.2018.2411565>

Natal, T. Á., & García R. R. (2015). Análisis de mezclas espectrales para el estudio de la deforestación y el establecimiento de la línea de referencia de emisiones en el marco del programa REDD. Aplicación a la región de San Martín, Perú. In J. Bustamante, R. Díaz-Delgado, D. Aragonés, I. Afán, & D. García (Eds.), *Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección* (pp. 157—160). Obtenido de http://oa.upm.es/38249/1/INVE_MEM_2015_209182.pdf

NASA-GSFC, (2005). "GOES N data book". Greenbelt, Maryland , USA. Pp. 220.

Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., &Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42—47. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>

Olofsson, P., Foody, G. M., Stehman, S. V., & Woodcock, C. E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122—131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>

Rodríguez-Trejo, D. A., Tchikoué, H., Cántora-González, C., Contreras-Aguado, R., & de la Rosa, A. (2011). Modelaje del peligro de incendio forestal en las zonas afectadas por el huracán Dean. *Agrociencia*, 45, 593—608.

Secretaría de Gobernación. (2014). *Incendios forestales* (3a ed.). Edición a cargo de CENAPRED. México D. F. Obtenido de <http://www.cenapred.gob.mx/es/Publicaciones/archivos/159-FASCCULOINCENDIOSFORESTALES.PDF>

Silva Oliveira, B. y G. A. Verola Mataveli (2013). "Avaliação do desempenho dos classificadores Ioseg e Bhattacharya para o mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP". Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, INPE.

Shimabukuro, Y. E., Duarte, V., Anderson, L. I., Valeriano, D. M, Arai, E., de Freitas, R. M., Moreira, M. A. (2006). Near real time detection of deforestation in the Brazilian Amazon using MODIS imagery. *Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 1(1), 37—47. Obtenido de <http://www.redalyc.org/html/928/92810106/>

Shimabukuro, Y. E., Santos, J. R., Rudorff, B. F. T., Arai, E., Duarte, V., & Lima, A. (2011). Detección operacional de deforestación y de áreas quemadas en tiempo casi real por medio de imágenes del sensor MODIS. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (pp. 123—143). México: UNAM. Obtenido de http://www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf

Stehman, S. V., &Czaplewski, R. L. (1998). Design and analysis for thematic map accuracy assessment: Fundamental principles. *Remote Sensing of Enviroment*, 64(3), 331—344. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00010-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00010-8)

Stephens, G., McNamara, D. y M. Ruminski. "Operational fire and smoke monitoring in nesdis' satellite services division". NOAA/NESDIS, Satellite Services Division, Camp Springs. U.S.A.

Torres-Rojo, J. M., Magaña-Torres, I. S., & Ramírez-Fuentes, G. A. (2007). Índice de peligro de incendios forestales de largo plazo. *Agrociencia*, 41(6), 663—674.

Vera, M. N. (2005). *Atlas climático de irradiación solar a partir de imágenes del satélite NOAA. Aplicación a la Península Ibérica*. Cataluña: Universidad Politécnica de Cataluña.

Vilchis-Frances, A. Y., Díaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Ba, K. M., & Gómez-Albores, M. A. (2015). Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del río Balsas. *Agrociencia*, 49(7), 803—820.

<http://noaasis.noaa.gov/NOAASIS/ml/avhrr.html>

<https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php#1>

<https://earthdata.nasa.gov/earth-observation-data/near-real-time/firms>

CAPÍTULO 3

MODELOS E ÍNDICES DE INCENDIOS FORESTALES EN MÉXICO

CAPÍTULO 3 ÍNDICES Y MODELOS DE PELIGRO DE INCENDIO FORESTAL EN MÉXICO

Ignacio González Gutiérrez¹

Michelle Farfán Gutiérrez²

Luis Miguel Morales Manilla¹

Diego Rafael Pérez Salicrup³

1.-Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental Universidad Nacional Autónoma de México

2.- Universidad de Guanajuato. División de Ingenierías, Departamento de Ingeniería Geomática e Hidráulica. Guanajuato, Guanajuato, México

3.- Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad - Universidad Nacional Autónoma de México

3.1 Resumen

En México la protección de los bosques se presenta a través de un conjunto de prácticas y esfuerzos encaminados a prevenir las actividades que causan daños a las comunidades forestales. Estas prácticas tradicionalmente se dividen en tres; prevención cultural, prevención física y protección jurídica. Dentro de la prevención cultural sobresalen los índices y modelos de probabilidad de ocurrencia que tratan de anticiparse a la generación de incendios. El objetivo de este trabajo es presentar las diferentes propuestas metodológicas que se han desarrollado en México para medir el grado de peligro incendios, realizando una búsqueda exhaustiva del material bibliográfico digital e impreso desde finales del siglo pasado hasta la actualidad (2018). En total se lograron identificar 38 modelos e índices; sobresaliendo estados como Durango y México con más de 3 investigaciones cada uno. Por otra parte, existen algunos estados de la República Mexicana con importantes recursos forestales que no cuentan con algún sistema preventivo de regionalización de zonas propensas a incendios que puedan ayudar a una mejor planificación en la protección de los bosques.

Palabras clave: método cualitativo, método cuantitativo, peligro de incendio, regresión logística, riesgo de incendio, WFI.

3.2 Abstract

In Mexico, the protection of forests is presented through a set of practices and efforts aimed at preventing activities that may cause damage to forest communities. These practices are traditionally divided into three; cultural prevention, physical prevention and legal protection. Among the preventive practices stand out the indices and models of probability of occurrence that try to anticipate the generation of forest fires. The objective of this work is to know the different methodological proposals that have been developed to date (2018), in our country to measure the degree of danger to forest fires; and in this way be able to contribute to the developed forest protection techniques. In the methodological part, several virtual and physical libraries were reviewed, as well as different online resources. In total, 38 models and indexes were identified; standing out states like Durango and Mexico with more than 3 investigations each. On the other hand, there are still some states of the Mexican Republic with important forest resources that are constantly affected by forest fires and that do not have any preventive system of regionalization or location of fire prone areas that can help to better planning in the protection of the forest resources.

Key Words: qualitative method, quantitative method, fire hazard, logistic regression, fire risk, WFI.

3.2 Introducción

Investigaciones en Cambio Climático señalan que, con los cambios en los regímenes de precipitación y temperatura, los fenómenos naturales serán cada vez más intensos y catastróficos. El Panel Intergubernamental de Cambio Climático (IPCC) señaló que la temperatura global aumentará 0.3°C por década, en este contexto para el año 2075 habrá un aumento aproximadamente de 2.5°C (IPCC, 1990; Villers-Ruíz & Trejo-Vázquez, 1998). Con este diagnóstico se esperan incrementos en el número y la magnitud de los incendios forestales en la época seca del país. En este sentido se requiere de una buena política preventiva en la protección de los recursos forestales en donde los modelos e índices juegan un papel de suma importancia. La información que se genera con estos modelos e índices de carácter espacial y temporal es sumamente necesaria para poder clasificar zonas de acuerdo a su grado de susceptibilidad ante la generación de incendios (De Vicente y López, 2012; Magaña-Torres & Romanhn, 1987; Rojo-Martínez, Santillán Pérez, Ramírez Maldonado, & Arteaga Martínez, 2001; Zapata Pérez, 1990). En este sentido, se han propuesto una serie de indicadores que pretenden medir el peligro a incendios para algunos estados que son afectados por estos siniestros.

Varios de estos índices y modelos que se han generado presentan algún tipo de confusión en los términos empleados de peligro, riesgo, susceptibilidad, amenaza y vulnerabilidad a incendios forestales, por lo que

es importante hacer esta aclaración. Dentro del análisis de los riesgos en la década de los 70, s la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO) y la Organización de las Naciones Unidad para el Auxilio en Caso de Desastres (UNDRO) convocaron a la comunidad científica para elaborar una terminología referente al análisis de los riesgos. Los acuerdos a los que se llegaron son los siguientes: **Peligro o amenaza (Hazard=H)**: Es la probabilidad de ocurrencia de un suceso potencialmente dañino durante un cierto período de tiempo en un sitio dado. **Vulnerabilidad (Vulnerability=V)**: Es el grado de pérdida de un elemento o grupo de elementos bajo riesgo resultado de la probable ocurrencia de un suceso dañino. **Riesgo Específico (SpecificRisk=Rs)**: Es el grado de pérdidas esperadas debido a la ocurrencia de un suceso particular y como una función de la amenaza y la vulnerabilidad. **Elementos en riesgo (Elements at Risk=E)** Se refiere a la población, los edificios, las obras civiles, las actividades económicas, los servicios públicos y la infraestructura expuesta en un área determinada. **Riesgo Total (Total-Risk=Rt)** Se define como el número de pérdidas humanas, heridos, daños a las propiedades y efectos sobre las actividades económicas debido a la ocurrencia de un desastre; este es el producto del Riesgo Especifico y los Elementos en Riesgo. El Riesgo Total puede ser calculado con la siguiente fórmula: $Rt=E*Rs$ o $E*(H*V)$ (Cardona Arboleda, 2001; De Vicente y López, 2012; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004).

En el ámbito forestal esta terminología ha sido bastante aceptada y a partir de estos conceptos se puede presentar el riesgo como la suma de dos factores. Por una parte, se encuentra el peligro y por otra la vulnerabilidad. El peligro se presenta cuando se conjugan variables de ignición (agentes causantes naturales y los derivados de las actividades humanas) y variables de propagación (factores topográficos, atmosféricos y las condiciones propias de la vegetación). A su vez la vulnerabilidad se puede agrupar en dos grandes componentes; uno es el efecto potencial del fuego, derivado de la intensidad y grado de afectación del incendio; y otro son los factores que afectan la valoración del recurso forestal y este puede ser ambiental, paisajístico, ecológico, recreativo, cultural, económico, etc. (Chuvieco, 2007; Chuvieco, 2004; Vicente y López 2012).

El **peligro** es consecuencia de dos factores relacionados entre sí; las variables condicionantes para el inicio de un incendio (**variables de ignición**) y las variables que condicionan su propagación e intensidad (**variables de propagación**). Las variables de ignición que pueden generar un incendio están relacionadas con los agentes causales naturales como pueden ser las erupciones volcánicas y los rayos de una tormenta eléctrica; y los agentes causantes derivados de las actividades humanas ya sean causas intencionadas o no intencionadas como pueden ser las colillas encendidas de los cigarrillos, fogatas mal apagadas, quemadas en pastizales y cultivos, líneas de transmisión eléctrica, chispas de automóviles, etc. Por otra parte, las variables de propagación son la pendiente del terreno, la dirección y velocidad del viento, el tipo de vegetación, su

contenido de humedad y su grado de inflamabilidad. Estos factores en combinación representan el peligro de incendio forestal (Chuvienco, 2007; Chuvienco, 2004; Vicente y López 2012).

A su vez la **vulnerabilidad** se puede agrupar en dos grandes componentes: los **efectos potenciales del fuego** derivado de la intensidad del incendio y la afectación en los bosques; y en segundo lugar los **factores que afectan la valoración** del recurso forestal y este puede ser ambiental, paisajístico, ecológico, recreativo, cultural, económico, etc. (Chuvienco, 2007; Chuvienco, 2004; Vicente y López 2012). En la siguiente figura (1) se puede apreciar la estructura conceptual de un análisis de riesgo de incendios forestales de manera integral.

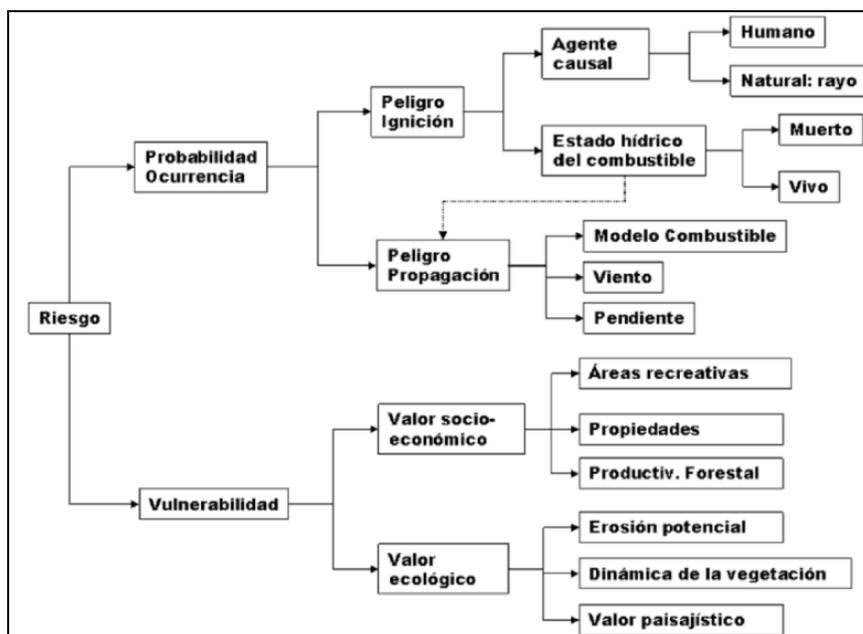


Figura 1: Modelo conceptual para llevar a cabo un análisis integral del riesgo de incendios forestales (tomado de Chuvienco 2004).

Es en este sentido que el objetivo de esta investigación es clasificar los diferentes índices y modelos que se han propuesto en nuestro país desde 1983 hasta 2018 a través de una revisión bibliográfica para analizar sus características relevantes en el contexto de la prevención de incendios forestales.

3.3 Metodología

Para la búsqueda de los índices y modelos se implementó la siguiente combinación de palabras clave: modelo+índice+peligro+riesgo+incendio y en inglés index+hazard+risk+wildfire en las diferentes bibliotecas virtuales de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), la Universidad Autónoma

del Estado de México (UAEM) y la Universidad Autónoma Chapingo (UACH). La búsqueda también se realizó en revistas especializadas como el boletín de Investigaciones Geográficas del Instituto de Geografía de la UNAM, la Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal (Redalyc); la Revista Mexicana de Ciencias Forestales editada por el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP) y la revista Maderas y Bosques editada por el Instituto Nacional de Ecología (INECOL). Finalmente se utilizaron buscadores científicos como Google Academic, Academia y Scielo.

De estos documentos las condiciones que se evaluaron y compararon se dividieron en dos componentes. Al primero se le llamó Componente Editorial (CE) y al segundo se le llamó Componente Área de Estudio (CAE) (Cuadro 1).

Cuadro 1. Componentes analizados en los documentos.

Componente editorial
Autor(es)
Año de publicación
Tipo de publicación
Título de la publicación
Componente área de estudio
Área de estudio
Tipo de vegetación dominante
Componente espacial (mapas)
Registro de incendios (fuente)
Variables utilizadas
Variables finales significativas
Integración de datos
Validación del índice o modelo
Tipo de índice o modelo

3.3.1 Conceptos y definiciones de índice y modelo

3.3.1.1 Índice

Dentro de las técnicas preventivas de protección forestal se encuentran los índices de peligro de incendios forestales. Para el grupo de estudios considerados como índices se empleó la conceptualización de Vélez, (1968) y Magaña-Torres, (1983) quienes señalan que un índice es un número o una escala numérica que es capaz de reflejar de manera anticipada la posibilidad de que se produzca un incendio. Por otra parte Magalhães Matos, (2012) indica que el resultado de un índice dependerá de los datos de entrada que alimenten las bases de datos. En este sentido podemos reconocer cuatro diferentes tipos de índices que se

han generado: los meteorológicos, los estadísticos, los basados en la carga de combustible forestal y los multifactoriales.

3.3.1.1.1 Índices de peligro de incendio meteorológicos

Estos índices se generan exclusivamente en base a variables meteorológicas como pueden ser la temperatura, la precipitación, la humedad relativa, etc. Estos a su vez se pueden clasificar en acumulativos: cuando utilizan datos meteorológicos de días, meses e incluso años anteriores para generar un solo índice estático; y los no acumulativos: que únicamente utilizan los datos meteorológicos diarios para generar índices dinámicos (Magalhães Matos, 2012).

3.3.1.1.2 Índices de peligro de incendio basados en la carga de combustibles forestal

Este tipo de índices se generan en base a la medición del material combustible que se encuentra disponible en la cubierta forestal. Para medir la carga de combustibles se han generado dos propuestas ampliamente difundidas en la literatura. La primera es la técnica de intersecciones planares propuesta por Brown en 1974. Este método mide la carga de combustible forestal trazando tres líneas de 20 metros desde un punto aleatorio (a 0°, 180° y 240°) y se recolecta el material fino y leñoso que intersecan estas líneas. (Brown, 1974; Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; Muñoz Robles, Treviño Garza, Verástegui Chávez, Jiménez Pérez, & Aguirre Calderón, 2005; Zapata Pérez, 1991).

Mientras que la segunda propuesta fue desarrollada por un equipo de científicos encabezada por Rothermel en 1972. En esta propuesta se miden en laboratorio las diferentes cargas de combustible forestal en base al tipo de ecosistema presente. En este contexto se definieron 13 modelos de carga forestal divididos en 4 grupos. Estos grupos son Modelo de pastos 1, 2 y 3. Modelos de matorral 4, 5 6 y 7. Modelos de hojarasca bajo arbolado 8, 9 y 10. Modelos de restos de corta y operaciones silvícolas 11, 12 y 13. (Miranda Salazar, 2004; Rothermel, 1972; Sepúlveda Betancourt, Zuñiga Castillo, Vizcarra Corral, & Gomero Portilla, 2000).

3.3.1.1.3- Índices de peligro de incendio basados en las estadísticas

Este tipo de índices tratan de predecir zonas propensas a incendios basándose en las estadísticas del número de incendios y la superficie afectada. Con este tipo de información se puede construir un análisis histórico a nivel municipal, estatal, regional o nacional.

3.3.1.1.4- Índices de peligro de incendio multifactoriales

Estos índices se generan al combinar variables de diferente índole ya sean meteorológicas, topográficas, humanas y de combustible forestal; en el que se consideran enfoques más avanzados para tratar de medir el peligro de incendio. Regularmente se clasifican las variables de entrada de acuerdo con el conocimiento basado en la experiencia y se combinan para generar índices de peligro a incendios.

3.3.1.1.5- Características de los índices

Algunas de las características más importantes que se consideran en los índices es si son estables (estáticos) es decir, si son diseñados para una determinada temporalidad y una única finalidad; o si son dinámicos, es decir que si se pueden ir actualizando las bases de datos para generar índices en períodos cortos de tiempo. También es importante mencionar si los índices son de largo plazo (generados con variables estáticas o estructurales como la pendiente, la cubierta forestal, la orientación de laderas y la altitud, entre otras); o de corto plazo (generados con variables dinámicas como pueden ser las meteorológicas o las variables que miden el estado fenológico de la vegetación) (Magalhães Matos, 2012; Torres-Rojo et al., 2007).

En este contexto se pueden generar índices con una sola variable o combinación de varias variables para formar índices individuales o índices que serán incorporados a un gran sistema pudiendo llegar a conformar Sistemas de Evaluación del Peligro. Dentro de estos sistemas los más conocidos y aplicados a nivel nacional e internacional son el *Canadian Forest Fire Danger Rating System- (CFFDRS)* y el estadounidense *National Forest Danger Rating System- (NFDRS)* (Dentoni & Muñoz, 2012; Magalhães Matos, 2012; Magaña-Torres, 1983; Villers-ruiz, Chuvieco, & Aguado, 2012).

3.3.1.1.6- El sistema canadiense CFFDRS

El sistema canadiense *CFFDRS* es el más extendido a nivel mundial y también uno de los más documentados. A principios del siglo XX fueron desarrolladas algunas investigaciones iniciales en los bosques de Canadá que después se fueron modificando hasta constituir un gran sistema con cuatro subsistemas. Estos cuatro subsistemas son el *Fire Weather Index (FWI)*, *Fire Behavior Prediction (FBP)*, el *Fire Occurrence Prediction (FOP)* y el *Fuel Moisture Accessory (FMA)*, en la siguiente figura (2) se puede apreciar la estructura de este sistema (Dentoni & Muñoz, 2012; Stocks et al., 1989)

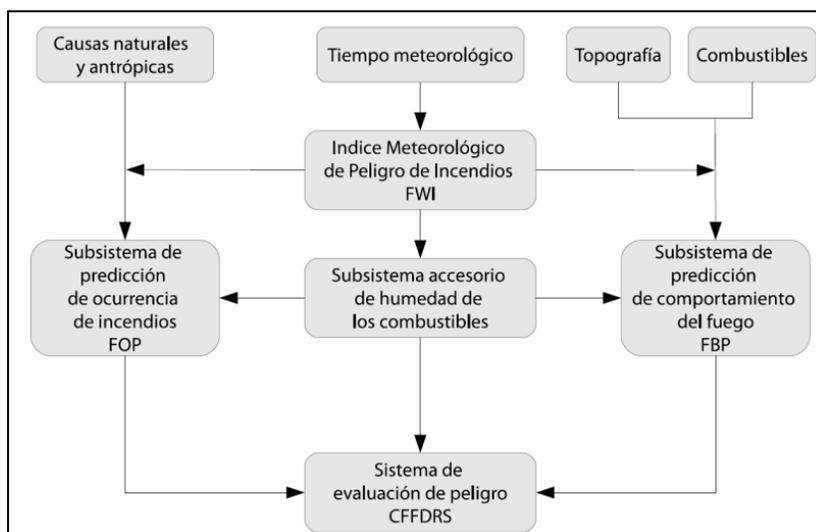


Figura 2: Esquema del Sistema Canadiense de Evaluación del Peligro (Tomado de Dentoni y Muñoz 2012)

Dentro de este Sistema el FWI es el más empleado para prevenir y alertar a las autoridades sobre posibles regiones en peligro de incendio forestal. Este Índice se compone de varios subíndices dentro de un esquema jerárquico en el que se reconocen tres niveles. En el primer nivel jerárquico encontramos tres subíndices llamados *Fine Fuel Mixture Code (FFMC)* el cual indica la humedad de la hojarasca y de otros combustibles finos muertos, el *Duff Moisture Code (DMC)* el cual indica el contenido de humedad de la materia orgánica poco profunda y poco compacta a unos 7 cm de profundidad, y el *Drought Code (DC)* el cual indica la cantidad de humedad de la capa más profunda y más compacta a unos 18 cm de profundidad.

En el segundo nivel jerárquico se reconocen dos subíndices que representan el comportamiento del fuego, el *Initial Spread Index (ISI)* el cual indica la velocidad de propagación del fuego y el *Build Up Index (BUI)* este índice representa la carga de combustible para la propagación del fuego.

En un tercer nivel jerárquico se tiene entonces el FWI (Figura 3) traducido como *Índice Meteorológico de Peligro de Incendios Forestales* el cual resume en una escala de valores el peligro y comportamiento del fuego de la combinación de los demás niveles jerárquicos. Este índice se ha aplicado en diferentes regiones del mundo como Portugal, España, México y Argentina (CENAPRED, 2001; Dentoni & Muñoz, 2012; Magalhães Matos, 2012; Magaña-Torres, 1983; Magaña-Torres & Romanhn, 1987; Van Wagner, 1987; Villers-ruiz et al., 2012)

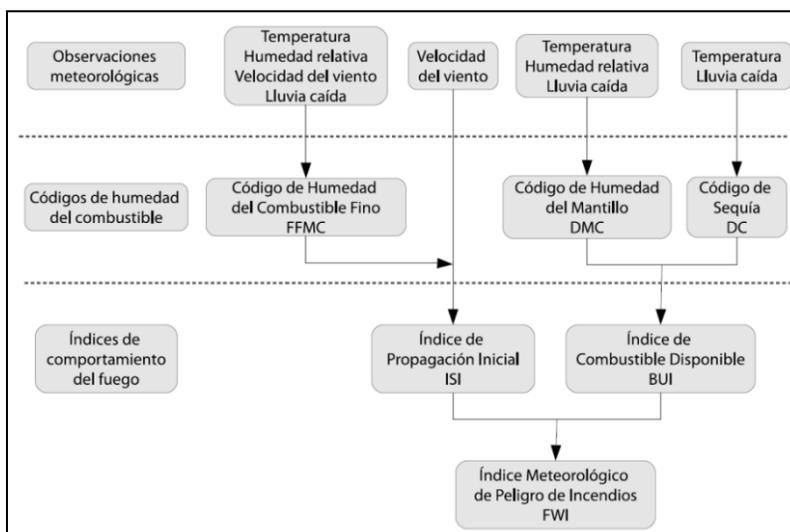


Figura 3: Modelo esquemático del Fire Weather Index, (FWI) Tomado de Dentoni y Muñoz (2012)

3.3.1.1.7- El sistema estadounidense NFDRS

El otro sistema que evalúa el peligro potencial de riesgo es el *NFDRS desarrollado en Estados Unidos* el cual inicio sus investigaciones en 1958, en respuesta a las recomendaciones surgidas de la conferencia del Servicio Forestal de 1940. Desde entonces y hasta 1978, se desarrollaron y probaron las distintas fases que lo componen hasta la actualidad (Bradshaw, Deeming, Burgan, & Cohen, 1983; Dentoni & Muñoz, 2012).

Este sistema también se compone de una estructura jerárquica creada a partir de niveles individuales que al final se agrupan dentro del Sistema de Evaluación del Peligro en donde se reconocen los siguientes subíndices:

Índice de Quema: Este índice depende de las condiciones meteorológicas y de la carga de combustible forestal generando dos componentes. *Componente de Propagación* en el cual se calcula la velocidad de propagación de un incendio y el *Componente de Liberación de Energía* en el que se calcula la intensidad de un posible incendio de acuerdo al material combustible propuesto por el modelo de Rothermel, (1972).

Índice de peligro por causas humanas Este índice indica la posible ocurrencia de incendios enfocándose en las zonas de actividades antropogénicas (cultivos, pastizales, asentamientos humanos, carreteras, etc.)

Índice de peligro por rayos. Este índice indica la posible ocurrencia de incendios por causa de las tormentas eléctricas en una unidad de protección y en un tiempo determinado.

Índice de Carga de Fuego En un nivel superior y a través de la integración de los Índices de Quema, Índices de peligro por rayos y el índice de peligro por causas humanas conforman el nivel más alto (Figura 4). Este índice indica los umbrales mínimos y máximos de generación y propagación de un incendio forestal (Bradshaw et al., 1983; Dentoni & Muñoz, 2012).

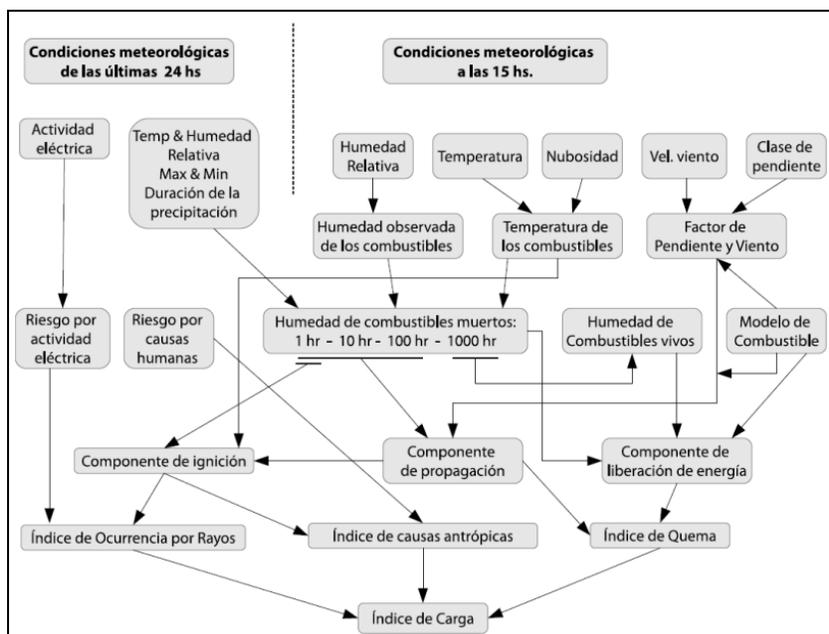


Figura 4. Modelo esquemático del National Forest Danger Rating System-NFDRS (Tomado de Dentoni y Muñoz 2012).

3.3.1.2 Modelos

Por otra parte y de acuerdo con Zárata López, (2004) un modelo pretende imitar, copiar, describir o representar la realidad mediante el uso de técnicas matemático-estadísticas. En el contexto de los estudios sobre incendios forestales destaca la siguiente clasificación: modelos físicos o teóricos, modelos empíricos o estadísticos y modelos mixtos (semi - empíricos o semi - físicos).

3.3.1.2.1 Los modelos físicos o teóricos

Están basados en la leyes universales de la física y la química; en el ámbito de los incendios forestales son aplicados para conocer la propagación y simulación de incendios enfocándose más en la transferencia de calor hacia el combustible vegetal, en la intensidad de control de las llamas que contienen las partículas de combustible y en la velocidad del viento (Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; Guijarro Guzmán, Hernando Lara, Díez Galilea, & Madrigal del Olmo, 2004; Zárata López, 2004).

3.3.1.2.2 Los modelos empíricos o estadísticos

Los modelos empíricos o estadísticos por otra parte; son aquellos que predicen como una variable afecta a una respuesta por medio del análisis estadístico de otras variables. Por ejemplo, cuando los datos son obtenidos de incendios experimentales ya sea en campo o en laboratorio o que parten del registro de incendios forestales reales estos no incorporan ningún proceso físico-químico, esto les permite a este tipo de modelos acercarse más a la realidad. La mayoría de estos modelos se basan en el concepto del análisis de regresión aunque existen otras técnicas como el Análisis Multicriterio, las Redes Neurales, los Pesos de evidencia o la Máxima Entropía, entre otros (Guijarro Guzmán et al., 2004; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Ramírez, M. 2007; Mas y Flamenco, 2011; Soares-Filho et al., 2010; Zárate López, 2004)

3.3.1.2.3 Los modelos mixtos

Los Modelos Mixtos son aquellos que tratan de combinar el empirismo y la teoría; de este modo los modelos de este tipo presentan contenidos teóricos y experimentales que permiten predecir ciertos aspectos del comportamiento del fuego que presentan dificultades desde una resolución analítica; a este tipo de modelos también se les conoce como semi - empíricos o semi - físicos (Guijarro Guzmán et al., 2004).

3.3.1.3 La integración de variables

Finalmente, para la generación de los índices y modelos se tiene una cuestión muy importante: ¿cómo se integran el conjunto de variables analizadas? ya que muchas veces tienen valores categóricos o continuos que hace difícil su integración. En general se reconocen dos procesos matemáticos las *técnicas cualitativas* y las *técnicas cuantitativas*.

Las *técnicas cualitativas* se basan generalmente en la creación de una matriz de peligro. En esta matriz se combinan dos o más variables clasificadas de acuerdo con su nivel de peligro. La clasificación es determinada por conocimiento experto en donde la suma de los valores representa un índice del peligro para una determinada región en estudio. La mayoría de los índices que se reportan en esta investigación integran sus variables con estas técnicas.

Por otra parte, las *técnicas cuantitativas* se basan en la integración de variables de forma numérica mediante fórmulas lineales o no lineales y con un gran soporte matemático -estadístico. La integración con estos métodos en la mayoría de los casos genera un índice de peligro a través de la ponderación selectiva de las

variables (Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; De Vicente y López, 2012). Los modelos que se han reportado en esta investigación basan la integración de variables con estas técnicas.

3.4 Resultados

En total se accedió a una base de datos de 95 registros y documentos relacionados con modelos e índices de peligro de incendios. Como el estudio se centra en México se realizó una depuración de estos datos que dio como resultado 38 documentos que son específicamente para algún estado, región o municipio del país.

3.4.1 Índices

3.4.1.1 Índices de peligro meteorológicos

En el ámbito nacional es hasta 1983 cuando se plantea el primer índice de peligros meteorológico diseñado por Magaña-Torres, (1983) para el municipio de Tlahuapan en el estado de Puebla. Esta propuesta integró las variables con un modelo de regresión logística (cuantitativa). Concluye que las variables más influyentes en la generación de incendios fueron: temperatura máxima, precipitación, evaporación y la dirección del viento.

Otro proyecto meteorológico fue desarrollado por Rojo-Martínez et al., (2001) quienes integraron las variables con una regresión lineal (cuantitativa). Los autores estudiaron variables meteorológicas en tablillas de bosques de *Pinus moctezumae* y *Pinus patula*. Ellos concluyen que la temperatura ambiente, la humedad relativa y el contenido de humedad del combustible tienen gran influencia en la generación y propagación de un incendio.

Años después Villers-Ruiz et al., (2012) aplicaron el *Índice Meteorológico de Peligro a Incendios Canadiense* (FWI) en el Parque Natural La Malinche. El FWI consta de seis componentes relacionados de manera jerárquica que fueron integrados a través de una regresión logística (cuantitativa). Los componentes *Duff Moisture Code* (DMC), *Initial Spread Index* (ISI) y el *Build Up Index* (BUI) resultaron los más significativos en la ocurrencia de incendios (Cuadro 2).

Cuadro 2: Índices de peligro a incendios Meteorológicos

Autor(es)	Magaña Torres, S. O.	Rojo Martínez G. E., Santillán Pérez J., Ramírez Maldonado H. y Arteaga Martínez B.	Villers Ruíz Lourdes, Chuvieco Emilio y Aguado I.
Año de publicación	1983	2001	2012
Título de la publicación	Determinación de un índice de peligro de incendios forestales para el municipio de Tlahuapan, Puebla.	Propuesta para determinar índices de peligro de incendio forestal en bosques de clima templado en México.	Aplicación del índice meteorológico de incendios canadiense en un Parque Nacional del centro de México.
Tipo de publicación	Tesis de licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo.	Revista Chapingo serie ciencias forestales y del ambiente, 7(1) 39-48 pp.	Revista Mexicana de Ciencias Forestales. Volumen 3 número 11.
Área de estudio	Municipio de Tlahuapan Puebla.	Laboratorio experimental de la Universidad Autónoma Chapingo.	Área Natural Protegida La Malinche.
Tipo de vegetación dominante	Bosque de pino-encino, bosque de pino y bosque de encino.	Tablillas de <i>Pinus montezumae</i> y <i>Pinus patula</i> .	Bosque de encino, bosque de pino, bosque de aile y bosque de oyamel
Componente espacial	No hay mapas	No hay mapas	No hay mapas
Registro de incendios (fuente)	Departamento de Incendios Forestales de la Dirección General de Reforestación y Manejo de suelos Forestales (S A R H).	se realizaron quemas intencionadas durante 4 meses	Registro histórico de incendios forestales de enero 2004 a octubre de 2009. Coordinación General de Ecología de Tlaxcala
Variables utilizadas	Variables independientes: temperatura del aire, temperatura máxima, precipitación, evaporación, y velocidad del viento. Variable dependiente registro de incendios de la SARH.	Variables independientes: Humedad de la probeta, humedad relativa y temperatura ambiente a las 13:00 horas. Variable dependiente quemas prescritas para conocer la velocidad de propagación del fuego.	Variables independientes: Temperatura máxima, temperatura mínima, presión del vapor (humedad relativa + temperatura media), velocidad del viento, precipitación acumulada en 24 horas, evaporación potencial y radiación solar. Estas variables se agrupan en 5 índices. DC, DMC, ISI, BUI, FFMC Y WFI. Variable dependiente registros de incendios CGE.
Variables finales significativas	Temperatura máxima, precipitación, evaporación, y velocidad del viento.	Humedad de la probeta y humedad relativa.	Los índices que resultaron significativos son ISI, BUI y DC.
Integración de datos	Regresión Logística (Cuantitativa)	Regresión lineal (Cuantitativa)	Regresión Logística (Cuantitativa)
Validación del índice	no	no	no
Tipo de índice	Esta investigación consta de un solo índice, es estático, es de corto plazo.	Esta investigación consta de dos índices, es estático, es de largo plazo.	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo.

En la siguiente figura se pueden ver las regiones donde se desarrollaron los índices meteorológicos (Figura 5).



Figura 5: Cobertura de índices meteorológicos.

3.4.1.2 Índices de peligro basados en la carga de combustible forestal

Este tipo de índices se empiezan a generar a finales del siglo pasado siendo Zapata Pérez, (1990) el pionero. El autor estudio la relación existente entre la cantidad de combustible forestal muerto medido a través de la técnica de intersecciones planares (Brown, 1972) y la intensidad del daño causada por incendios forestales. Estas dos fuentes de información se combinaron de forma cualitativa para generar un índice de peligro de incendios.

Posteriormente Wong González, (2011) llevó a cabo un estudio para calcular un índice de peligro de incendios basado en la propuesta de Zapata Pérez, (1990). Variables como la pendiente, la orientación de ladera, la temperatura y la humedad relativa fueron analizadas para caracterizar zonas de mayor peligro. El autor utilizó la técnica de intersecciones planares (Brown, 1972) para medir la carga forestal.

Recientemente Brondi Rueda, Lasso Garzón, & Espinosa Treviño, (2016) llevaron a cabo un estudio para determinar un índice de peligro de incendio basándose en la propuesta de (Zapata Pérez, 1990), en el norte del país. La integración de variables fue de forma cualitativa. Los autores utilizaron la técnica de intersecciones planares (Brown, 1972) (Cuadro 3).

Cuadro 3: Índices de peligro en base a al combustible forestal

Autor(es)	Zapata Pérez Carlos	Wong González Julio César	Brondi Rueda, N. F., Lasso Garzón F. X. y Espinosa Treviño A.
Año de publicación	1990	2011	2016
Título de la publicación	Determinación de indicadores de peligro potencial de incendios forestales con base en la cuantificación del material combustible.	Determinación de peligro a incendios forestales en el municipio de Santa María Yavesía, Oaxaca, México.	Mapeo del índice de peligro de incendio forestal en el bosque de coníferas del Área Natural Protegida de Flora y Fauna: Maderas del Carmen, Coahuila.
Tipo de publicación	Tesis de licenciatura Universidad Autónoma Chapingo.	Tesis de maestría. Posgrado en ciencias UNAM.	Revista de la Facultad de Ingeniería Ambiental 19(1) 78-88 (2016). UNMSM Perú.
Área de estudio	Unidad de administración forestal Topia Durango.	Municipio de Santa María Yavesía, Oaxaca.	Extremo noreste del estado de Coahuila (Muzquiz, Ocampo y Acuña).
Tipo de vegetación dominante	Bosque de pino y bosque de encino.	Bosque de encino-pino, bosque de encino, bosque de pino-encino y bosque de pino.	Matorral, bosque de pino-encino, bosque de pino, bosque de encino, bosque de Ayarín y pastizales.
Componente espacial	No hay mapas,	Si hay mapas, escala media. Nivel municipal.	Si hay mapas, escala media. Nivel ANP.
Registro de incendios (fuente)	Incendios registrados por el mismo autor en trabajo de campo.	Sin datos de registros de incendios	Sin datos de registros de incendios
Variables utilizadas	Carga de combustible fino y grueso. Capa de hojarasca y humus.	Carga de combustible fino y grueso. Capa de hojarasca y humus.	Carga de combustible fino y grueso. Capa de hojarasca y humus.
Integración de datos	Cálculo del índice de peligro potencial de incendios con base en la cuantificación de material combustible muerto. (Cualitativa)	Cálculo del índice de peligro potencial de incendios con base en la cuantificación de material combustible muerto. (Cualitativa)	Cálculo del índice de peligro potencial de incendios con base en la cuantificación de material combustible muerto. (Cualitativa)
Validación del índice o modelo	No	No	No
Tipo de índice	Esta investigación consta de un índice, es estático y es de largo plazo.	Esta investigación consta de un índice, es estático y es de largo plazo.	Esta investigación consta de un índice, es estático y es de largo plazo.

En la siguiente figura se pueden ver las regiones donde se desarrollaron los índices basados en la carga de combustible forestal (Figura 6).



Figura 6: Cobertura de índices basados en la carga de combustible forestal.

3.4.1.3 Índices de peligro a incendios basados en las estadísticas

La primer publicación de este tipo estuvo a cargo de Marín Chávez (1984) quién basándose en el número de incendios y la superficie afectada para el período 1970 - 1980 de SEMARNAP, la autora diseñó algunos indicadores estadísticos que sirvieron para medir el peligro de incendio por municipio en el Estado de México.

Durante la primer década de este siglo Torres-Rojo et al., (2007) propusieron un índice de peligro de incendios de largo plazo utilizando el número de incendios y superficie afectada para cada Estado del país tomando en cuenta los reportes históricos de CONAFOR de 1970 a 2005.

Posteriormente Villers-Ruiz y Hernández-Lozano, (2007) utilizando los datos del número de incendios y la superficie afectada para el período de 1970 a 2004 obtenidos de CONAFOR calcularon indicadores para cada estado del país. Las autoras concluyen que existe un aumento en el número de incendios y en la superficie afectada cuando existe la presencia del fenómeno meteorológico de él Niño.

Hernández García, (2008) realizó una investigación basándose en el estudio de Villers-Ruiz y Hernández-Lozano, (2007) y utilizando las estadísticas de número de incendios y superficie afectada tomados de PROBOSQUE (dependencia estatal de protección forestal) para el período de 2005 a 2009 construyó la relación superficie/incendio en una región del Estado de México.

Finalmente Gutiérrez Martínez, Orozco-Hernández, Ordoñez Díaz, & Camacho Sanabria, (2015) analizaron la base de datos meteorológicos y la base de datos sobre incendios forestales para el periodo de 2000 a 2011 para el Estado de México. Con esa información los autores generaron cinco indicadores y concluyen que los incendios de alta severidad afectan a los bosques y selvas del estado. En la siguiente tabla se pueden apreciar algunos rasgos comparativos de los índices basados en las estadísticas (Cuadro 4).

Cuadro 4: Índices de peligro basados en las estadísticas

Autor(es)	Marín Chávez Juana	Torres Rojo J. M., Magaña Torres O. S., y G. A. Ramírez Fuentes.	Villers Ruíz L. y J. Hernández Lozano.	Hernández García Osmar Antonio.	Gutiérrez Martínez G., Orozco Hernández M. E., Ordoñez Díaz J.A.B. y Camacho Sanabria J. M.
Año de publicación	1984	2007	2007	2009	2015
Título de la publicación	Los incendios forestales en el Estado de México.	Índice de peligro de incendios forestales de largo plazo.	Incendios forestales y el fenómeno del Niño en México.	Los incendios forestales en la Región III Texcoco, Estado de México durante el período 2005-2009.	Régimen y distribución de los incendios forestales en el Estado de México (2000 a 2011).
Tipo de publicación	Tesis de licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo.	Publicado como ENSAYO Agrociencia 41: 663-674.	Artículo en el simposio internacional Wildfire 2007 en Sevilla España.	Tesis de licenciatura Universidad Autónoma Chapingo	Revista Mexicana de Ciencias Forestales Volumen 6 (29): 92-107 pp.
Área de estudio	Estado de México	Nacional	Nacional	REGIÓN III Texcoco. Con 26 municipios Estado de México.	Estado de México
Tipo de vegetación dominante	Bosques, Selvas y Matorrales.	Bosques, Selvas y Matorrales.	Bosques, Selvas y Matorrales	Bosques, Selvas y Matorrales.	Bosques, Selvas y Matorrales.
Componente espacial	Si hay mapas, escala baja, nivel estatal.	No hay mapas	Si hay mapas, escala baja. Nacional	Si hay mapas, escala baja. Nivel regional.	Si hay mapas, escala baja. Estatal.
Registro de incendios (fuente)	Subsecretaría Forestal y la de Fauna de 1967 a 1982.	Estadísticas anuales de CONAFOR de 1970 a 2005.	Estadísticas anuales de CONAFOR de 1970 a 2004.	Dependencia PROBOSQUE de 2005 a 2009.	Dependencia PROBOSQUE de 2000 a 2011.
VARIABLES utilizadas	Número de incendios, superficie afectada y fecha de ocurrencia	Número de incendios y superficie afectada.	Número de incendios y superficie afectada y la relación superficie/incendio.	Número de incendios y superficie afectada y la relación superficie/incendio.	Número de incendios por localidad, municipio y región y superficie afectada por tipo de vegetación.
Integración de datos	Se diseño el índice de porcentaje de afectación. Índice de niveles de densidad y el índice de ocurrencia de incendios. (Cualitativa)	Distribución de frecuencia y área de incendio como una medida estadística del comportamiento crítico organizado. (Cuantitativa)	Se diseño el índice de riesgo y el índice de gravedad. (Cualitativa)	Se diseño el índice de riesgo y el índice de gravedad. (Cualitativa)	Procesamiento estadístico. Superficie afectada por localidad, municipio y regional. Índice de afectación a nivel municipal y regional. Índice de severidad. Y la Frecuencia de incendios. (Cualitativa)
Validación del índice	No	No	No	No	No
Tipo de índice	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo.	Esta investigación consta de dos índices, es estático, es de largo plazo	Esta investigación consta de dos índices, es estático, es de largo plazo.	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo.

En la siguiente figura se pueden ver las regiones donde se desarrollaron los índices basados en las estadísticas (se excluyen los índices a nivel nacional) (Figura 7).



Figura 7: Cobertura de índices basado en las estadísticas.

3.4.1.4 Índices de peligro multivariables

En la década de los 90's comienzan a desarrollarse nuevas ideas en la combinación de diferentes variables para generar índices de peligro como es el caso de (Martínez Moreno, Flores Garnica, y Benvides Solorio, 1990) quienes generaron tres índices de peligro (alto, medio y bajo) a incendios forestales. Estos índices combinan variables meteorológicas topográficas, antrópicas y de combustible, expresadas a través de siete componentes. Las componentes se integraron a través de una reclasificación para determinar el tipo de índice ya sea alto, medio o bajo.

Sepúlveda Betancourt et al. (2000), en base a un Sistema de Información Geográfica (SIG) generaron un índice de peligro a incendios forestales (IPIF) basándose en la propuesta de los índices del sistema norteamericano NFDRS. La integración de las diferentes variables utilizadas se dio a través de los algoritmos implementados por el NFDRS digital.

Alanís Morales, Orozco Viramontes, Pinedo Álvarez, Irigoyen Soto, & Cázarez Martínez, (2001) integraron en un SIG información para elaborar zonas con alto peligro de incendio forestal en el municipio de Madera en Chihuahua. Los autores utilizaron variables topográficas, de combustibles y antrópicas.

Miranda Salazar, (2004) desarrollo un índice de peligros a incendios combinando variables antrópicas y de carga de combustible forestal utilizando la técnica de intersecciones planares (Brown, 1972) para el Parque Natural Chipinque en Nuevo León.

Diez de Bonilla Santiago, (2007) tomando como base la metodología de Martínez Moreno et al., (1990) generó índices de peligro a incendios forestales utilizando variables meteorológicas, de relieve, de uso de suelo y vegetación, carga de combustibles muertos y de servicios para la Delegación Milpa Alta en el Distrito Federal.

Sepúlveda Betancourt, Burgan, Meza Sánchez, & Gomero Portilla, (2011) generaron el índice potencial de incendios forestales (IPIF) en base a la propuesta general del NFDRS para el estado de Baja California. Los puntos de calor detectados con MODIS y los registros de incendios de CONAFOR se utilizaron para validar los índices a través de un análisis de correlación entre los incendios y los índices de peligro.

Martínez Ramírez, (2012) desarrolló una propuesta para cartografiar el peligro utilizando el llamado Índice potencial de incendios (IPIF) que es parte del NFDRS el cual ya ha sido probada por (Sepúlveda Betancourt et al., 2011, 2000). Finalmente se obtienen los puntos de calor de CONABIO para validar el índice.

Posteriormente González Millán, (2015) diseñó y evaluó un índice espacial de peligro de incendios forestales basándose en la metodología propuesta por (Copete, Moreal, Selva, Fernández Cernuda, y Jordán, 2007) para cartografiar el peligro de incendio. Esta propuesta necesita dos componentes bien definidos: el riesgo estadístico y la peligrosidad del medio. Este índice se validó con cicatrices de incendios obtenidas a través de la clasificación de imágenes de satélite. La validación de los índices surge como algo novedoso en estas tres últimas propuestas (Cuadro 5).

Cuadro 5: Índices de peligro multivariables

Autor(es)	Martínez Moreno A., Flores Garnica J. G. y Benavides Solorio J. D.	Sepúlveda Betancourt J. I., Zuñiga Castillo W. R., Vizcarra Corral I. y Gomero Portilla A.	Alanís Morales H. E., Orozco Viramontes F., Pinedo Álvarez C., Irigoyen Soto M. y Cázares Martínez D. S.	Miranda Salazar Rosalva
Año de publicación	1990	2000	2001	2004
Título de la publicación	Índices de riesgo de incendio en la Sierra de Tapalpa, estado de Jalisco.	Índices de peligro y simulación de incendios forestales en un ambiente SIG para Baja California	Sistemas de Información Geográfica aplicados a zonas con alto índice de riesgo de incendios forestales en Chihuahua.	Determinación de las áreas de riesgos a incendios forestales del Parque Ecológico Chipinque, Nuevo León.
Tipo de publicación	Revista Ciencia Forestal en México. Número 67 Volumen 15. 1990.	Revista Ciencia Forestal en México.vol. 25 núm. 88. jul-dic 2000.	Publicado como informe técnico. INIFAP 2001.	Incendios forestales en México: métodos de evaluación. Lourdes Villers y Jorge López Blanco editores.
Área de estudio	Sierra de Tapalpa Jalisco.	Norte de Baja California	Macizo central del estado de Chihuahua	Parque Ecológico Chipinque Nuevo León.
Tipo de vegetación dominante	Bosques de pino, pino-encino y pino.	Matorral costero, chaparral alto, bosque de pino, bosque de encino.	Bosques de pino, de encino y de encino-pino.	Matorral submontano, bosque de encino, y bosque de pino-encino.
Componente espacial	Si hay mapas, escala media. Nivel regional.	Si hay mapas, escala media. Nivel estatal.	Si hay mapas, escala media. Nivel regional.	Si hay mapas. Escala media. Nivel ANP.
Registro de incendios	No se utilizaron.	Registro de incendios de SEMARNAP.	Cicatrices de incendios con imágenes Landsat y puntos de calor de AVHRR.	No se utilizaron.
VARIABLES UTILIZADAS	Las variables se agruparon en 7 grupos: topográfico (pendiente, exposición y altitud) combustibles (ligeros y pesados), Suelo (profundidad de la hojarasca y materia orgánica) vegetación (coníferas, hojosas, vegetación herbácea, número de árboles por hectárea) servicios (vías de acceso y zonas de recreación) silvícola (desperdicios de aprovechamiento) agropecuarias (agrícolas y de pastoreo), meteorológico (temperatura, precipitación, humedad relativa, dirección y velocidad del viento).	VARIABLES METEOROLÓGICAS: temperatura máxima y mínima, humedad relativa y velocidad del viento. Humedad de los combustibles muertos clasificados en tiempos de retardo de 1, 10, 100 y 1,000 horas. Humedad de los combustibles vivos por medio del procesamiento de imágenes AVHRR. Modelos de combustibles. Tomados de Rothermel 1972.	Carga de combustibles con la técnica de intersecciones planares (Brown, 1972). Material fino, grueso y hojarasca. Pendiente y exposición de laderas.	VARIABLES DE COMBUSTIBLE BASADAS EN LOS MODELOS DE ROTHERMEL 1972. Infraestructura del parque, caminos, veredas, carreteras y características ecológicas.
VARIABLES FINALES SIGNIFICATIVAS	Se usaron todas.	Se usaron todas.	Se usaron todas.	Se usaron todas.
Integración de datos	Reclasificación de variables en base a conocimiento experto (Cualitativa)	Algoritmos del NFDRS que generan el componente de ignición, componente de dispersión y el índice de quema (Cuantitativa)	Reclasificación en base a conocimiento experto (Cualitativa).	Reclasificación en base a conocimiento experto (Cualitativa)
Validación del índice	No	No	SI	No
Tipo de índice	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo.	Esta investigación consta de varios índices, es dinámico, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Esta investigación consta de un índice, es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Esta investigación consta de dos índices, es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.

Continuación de índices multivariantes

Autor(es)	Diez de Bonilla Santiago Erick Adrián	Sepúlveda Betancourt J.I., Burgan R. E., Meza Sánchez R., Gomero Portilla A.,	Martínez Ramírez María de los Angeles.	González Millán María Evelia:
Año de publicación	2007	2011	2012	2015
Título de la publicación	Evaluación el peligro por incendios forestales en la delegación Milpa Alta, Distrito Federal.	Sistema de pronóstico para el potencial de incendios forestales en Baja California, México.	Cartografía de Riesgos de incendios forestales aplicando sensores remotos y SIG.	Modelo espacial para la evaluación del riesgo de incendios forestales en el suelo de conservación del distrito federal.
Tipo de publicación	Tesis de licenciatura. UNAM.	Revista Internacional de Ciencias de la Tierra MAPPING mayo-junio 2011. Número 3.	Tesis de maestría. Instituto Potosino de Investigación, Científica y Tecnológica, A. C. (IPICYT)	Tesis de maestría UAEM.
Área de estudio	Delegación Milpa Alta.	Estado de Baja California.	Zona central de México incluye los estados de Morelos, Michoacán, México, Distrito Federal y parte de Jalisco y Guerrero.	Suelo de Conservación del Distrito Federal
Tipo de vegetación dominante	Bosques de Pino, oyamel, mixto.	Matorral costero, chaparral, bosques de pino, de encino, matorral desértico.	Bosques, selvas, matorrales y pastizales.	Bosques de oyamel, de pino, mixtos, matorral xerófilo, y pastizal.
Componente espacial	Si hay mapas, escala media, nivel municipal.	Si hay mapas. Escala baja. Nivel estatal.	Si hay mapas, escala baja, nivel regional.	Si hay mapas, escala media, nivel regional.
Registro de incendios (fuente)	Secretaría del medio ambiente D.F. CORENA.	Puntos de calor MODIS y Registros de incendios CONAFOR.	Puntos de calor MODIS de Conabio.	Secretaría del medio ambiente D.F. CORENA y clasificación de imágenes Landsat.
VARIABLES UTILIZADAS	Las variables se agruparon en 5 componentes. Topográfico (pendiente, exposición y altitud), combustibles :(ligeros y pesados, hojarasca y materia orgánica) uso de suelo y vegetación (coníferas, latifoliadas, vegetación herbácea, zonas agrícolas y pastizales. servicios : (vías de acceso y zonas de recreación). meteorológico : temperatura y precipitación.	VARIABLES meteorológicas: temperatura, humedad relativa, nubosidad y precipitación. 1: Mapa de combustibles forestales, 2: Mapa de proporción máxima de verdor de la vegetación viva a través del NDVI.3: Mapa de verdor relativo (semanalmente NDVI del AVHRR).4: Humedad de los combustibles muertos en tiempos de retardo de 10 horas).	VARIABLES meteorológicas: temperatura máxima y mínima diaria.2: NDVI máximo, NDVI mínimo, NDVI histórico.3: EMC Contenido de humedad en equilibrio 4: Porcentaje de combustible muerto 10 horas de retardo. 5: Humedad extinción de combustible. 6: Verdor Relativo. 7 proporción máxima de combustible vivo, proporción de combustible.	Número de incendios (frecuencias). Superficie forestal quemada (Gravedad). Causas de los incendios (causalidad). Combustible y biomasa (peligrosidad de combustible). Pendiente (peligrosidad de la fisiografía). Precipitación y temperatura. (Peligrosidad climática). Riesgo estadístico más peligrosidad= riesgo de incendio.
VARIABLES FINALES SIGNIFICATIVAS	Se usaron todas.	Se usaron todas.	Se usaron todas.	Se usaron todas.
Integración de datos	Reclasificación en base a conocimiento experto (Cualitativa)	Algoritmos IPI del NFDRS. (Cuantitativa)	Algoritmos IPI del NFDRS. (Cuantitativa)	Reclasificación en base a conocimiento experto (Cualitativa)
Validación del índice o modelo	Si	Si a través coeficiente de correlación entre incendios y índice 0.76%.	Si, pero no indica resultados.	Si a través coeficiente de correlación (índice de Moran) 0.17 en 2011 y 0.15 para 2014.
Tipo de índice o modelo	Esta investigación consta de varios índices, es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Esta investigación consta de varios índices, es dinámico, es de corto plazo y una fuerte componente basada en los SIG y técnicas de PR.	Esta investigación consta de varios índices, es dinámico, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG y técnicas de PR.	Este modelo es estático, es de largo plazo y tiene una fuerte componente de SIG.

En la siguiente figura se pueden ver las regiones donde se desarrollaron los índices multivariantes (Figura 8).



Figura 8: Cobertura de índices multifactoriales.

3.4.1.5 Componente editorial de los Índices

En total se identificaron 19 estudios que fueron clasificados como índices. *Índices meteorológicos* se identificaron 3 investigaciones. *Índices basados en la carga forestal* se identificaron 3 estudios. *Índices diseñados con las estadísticas* se identificaron 5 estudios. Finalmente, *índices multivariantes* se identificaron 8 investigaciones (Figura 9).

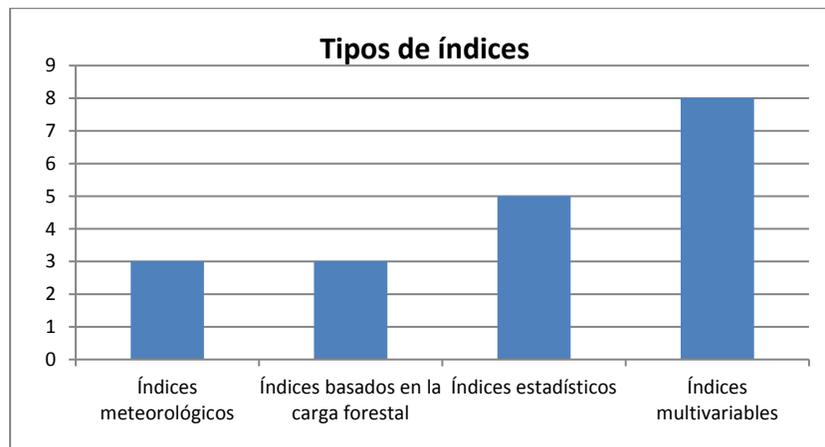


Figura 9: Tipos de índices

El número de autores por publicación varía de uno a cinco. Las publicaciones que son de un solo autor fueron 9. Las publicaciones con dos autores fueron de 1. Publicaciones con 3 autores fueron 4. Publicaciones con 4 autores fueron 4 y existe una publicación con 5 autores (Figura 10).

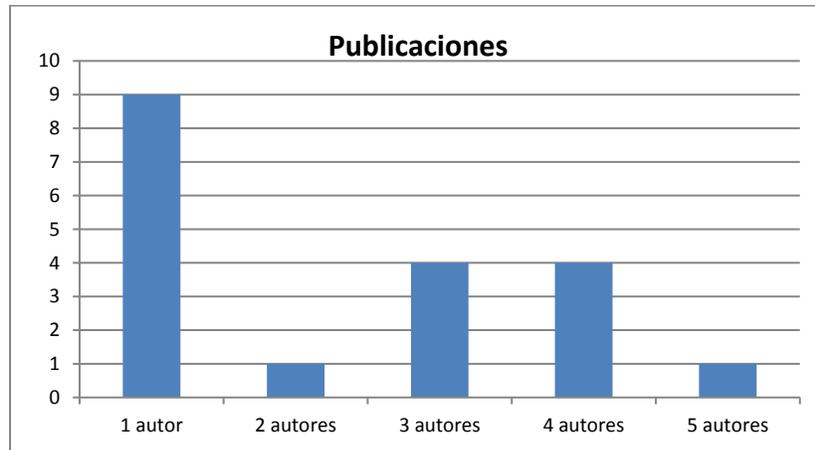


Figura 10: Total de autores por publicación.

En cuanto al año de publicación existían únicamente 4 antes de la temporada de 1998. Posteriormente se publicaron 15 documentos (Figura 11).

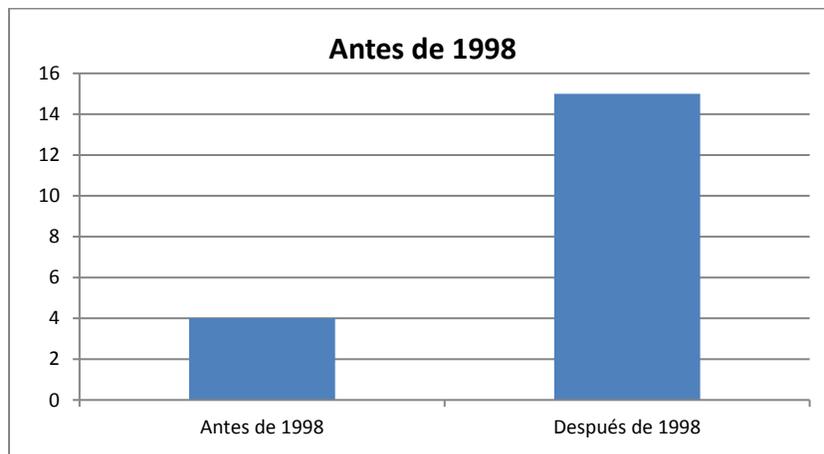


Figura 11: Total de publicaciones antes y después de 1998.

En lo referente al tipo de publicación existen 8 tesis, 8 artículos en revistas indexadas, 1 informe técnico, 1 capítulo de libro y 1 artículo para una conferencia internacional (Figura 12).

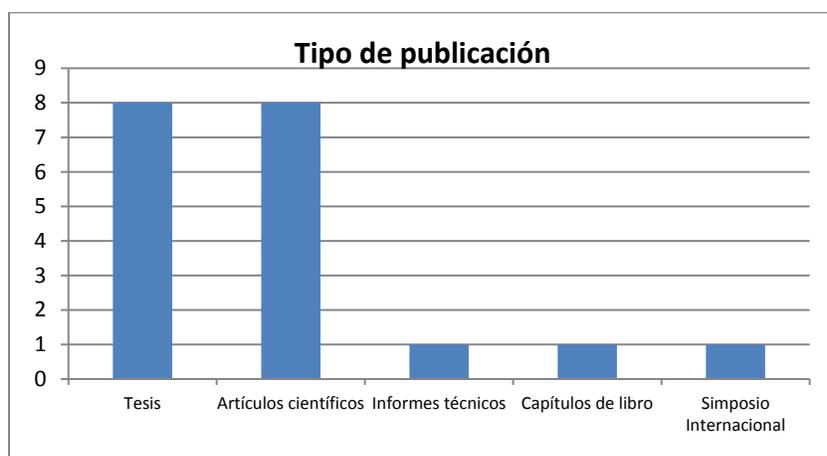


Figura 12: Tipo de publicaciones en los índices

3.4.1.6 Componente área de estudio de los Índices

El área de estudio se encuentra muy diversificada. Estudios a nivel nacional son 2, publicaciones a nivel regional son 7 (aquí se concentra la mayoría de los estudios), existen 3 publicaciones a nivel estatal, 4 publicaciones municipales y 3 publicaciones para Áreas Naturales Protegidas (ANP) (Figura 13).

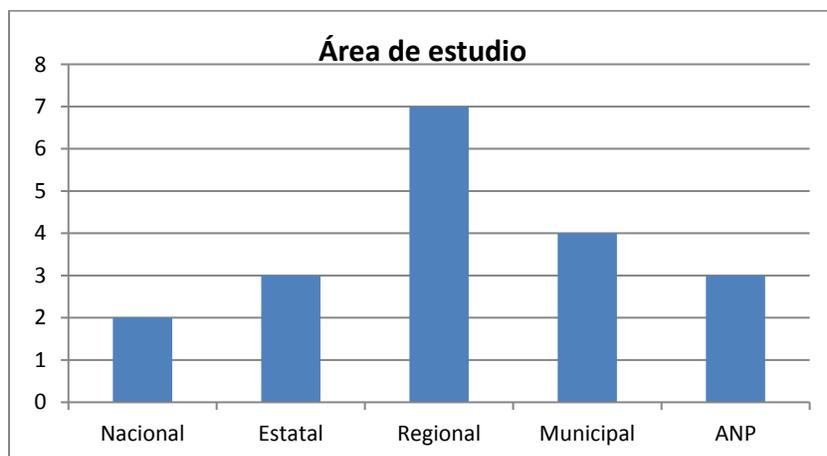


Figura 13: Áreas de estudio en los índices.

El tipo de vegetación en el que se han centrado las investigaciones señala 14 estudios en bosques templados y 5 estudios para bosques y selvas en conjunto. Cabe resaltar que no se presentan investigaciones exclusivamente para selvas tropicales (Figura 14).

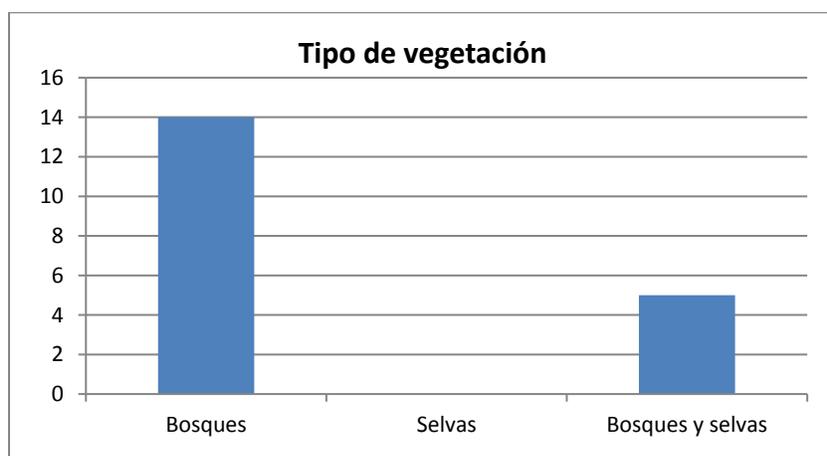


Figura 14: Tipo de vegetación predominante en los estudios de índices.

El registro de los incendios es un componente muy importante como se veía en el capítulo 2 de esta tesis. Investigaciones que basan sus estudios con los registros de alguna dependencia federal o estatal son 11 (6 de CONAFOR y 5 de dependencias estatales), en 4 investigaciones no se usaron registros de incendios, en 3 investigaciones se utilizaron puntos de calor y solamente en 2 investigaciones se utilizaron imágenes de satélite para extraer las cicatrices de incendios, finalmente en 2 estudios se realizaron trabajos de campo para el registro de los incendios forestales (Figura 15).

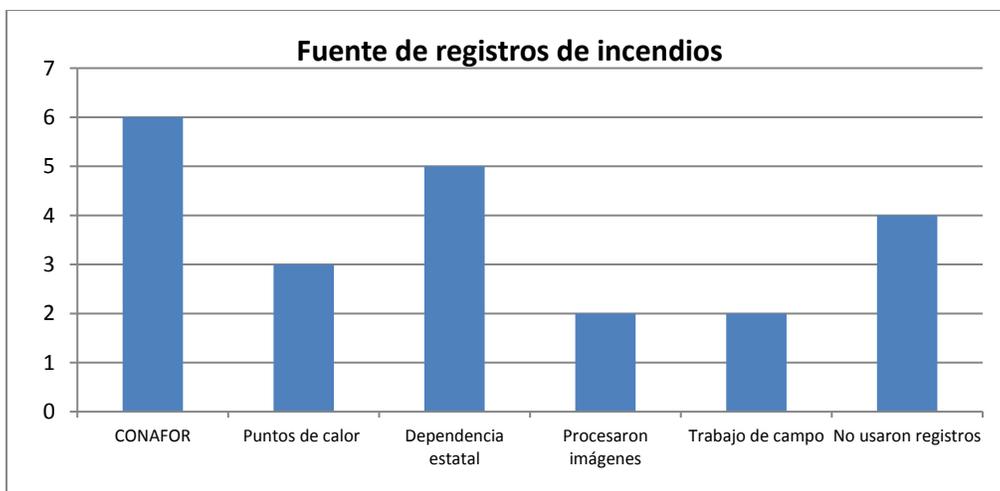


Figura 15: Origen del registro de incendios.

La integración de las variables como se vio anteriormente es un factor muy importante. En este sentido se tienen 3 estudios que integraron variables de manera cuantitativa básicamente ecuaciones de regresión. El resto de los estudios (16) integraron las variables de manera cualitativa en base a conocimiento experto (Figura 16)

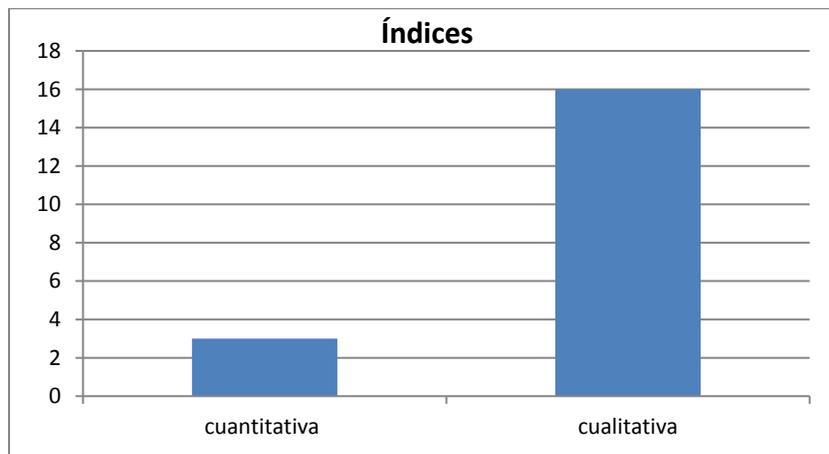


Figura 16: Integración de las variables.

Un factor importante en la generación de los índices y modelos es la validación de estos para medir el grado de acierto o incertidumbre de los métodos propuestos. En 16 publicaciones no se generaron métodos de validación; sin embargo, en 3 casos si se validaron los índices de peligro (Figura 17).

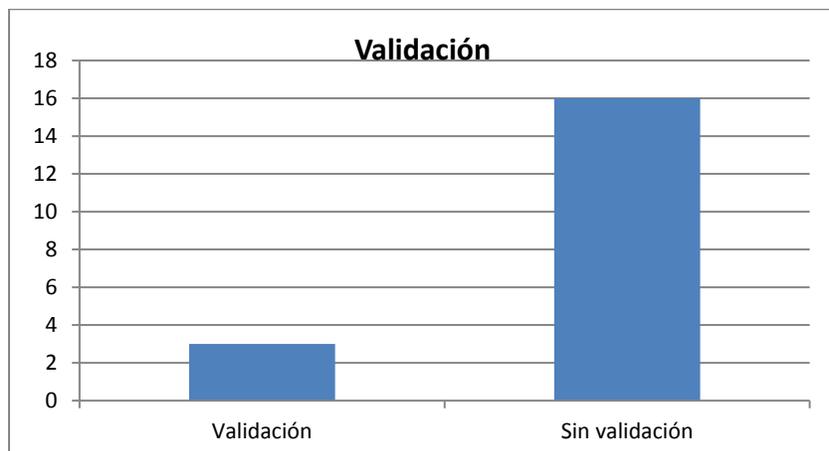


Figura 17: Total de investigaciones que realizaron validación de los índices.

El total de publicaciones clasificadas como índices fueron 19. De éstas, 5 publicaciones generaron un solo índice de peligro, en 4 publicaciones se diseñaron 2 índices y en 10 ocasiones se utilizaron más de 2 índices para generar un índice global de peligro de incendios (Figura 18).

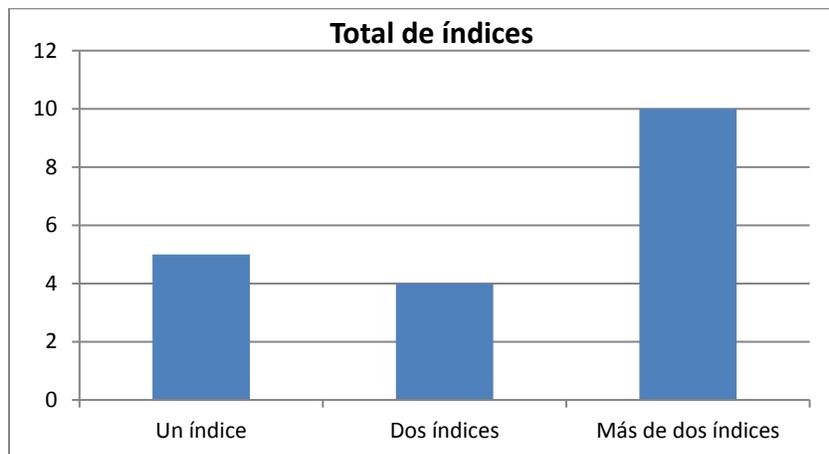


Figura 18: Total de índices diseñados por publicación.

El diseño de los índices de largo plazo domina las investigaciones. Así se tienen 17 publicaciones de largo plazo y 2 publicaciones de corto plazo (Figura 19).

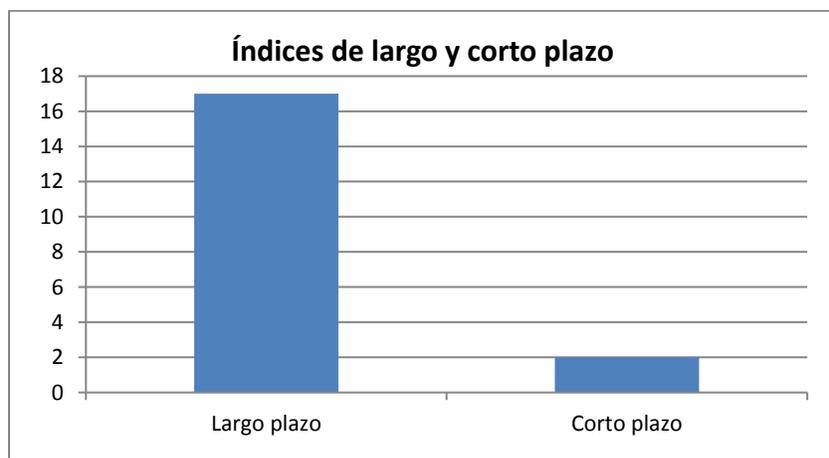


Figura 19: Índices de largo y corto plazo.

Los índices que son considerados estáticos tiene una alta representación. En 16 casos se diseñaron índices estáticos y en 3 ocasiones índices dinámicos (Figura 20)

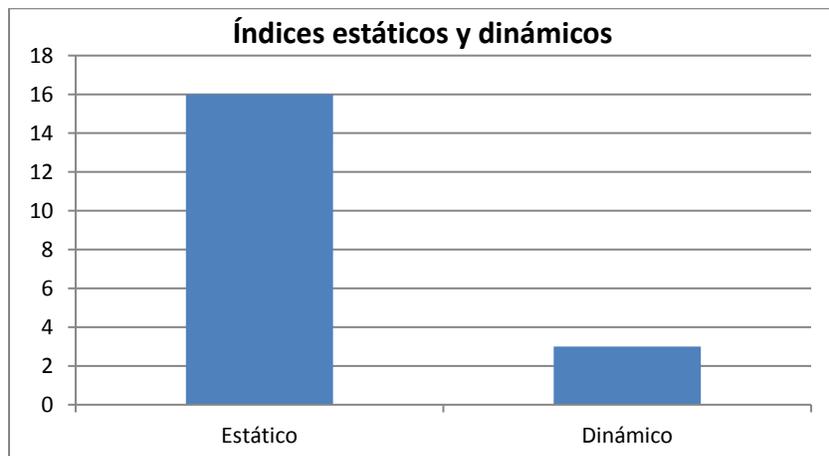


Figura 20: Índices dinámicos y estáticos.

El componente espacial del peligro debe ser considerado muy importante expresado a través de mapas de peligro de incendio. En este sentido, en 14 investigaciones se generaron mapas que representan el peligro y en 5 publicaciones no se diseñaron mapas de peligro (Figura 21).

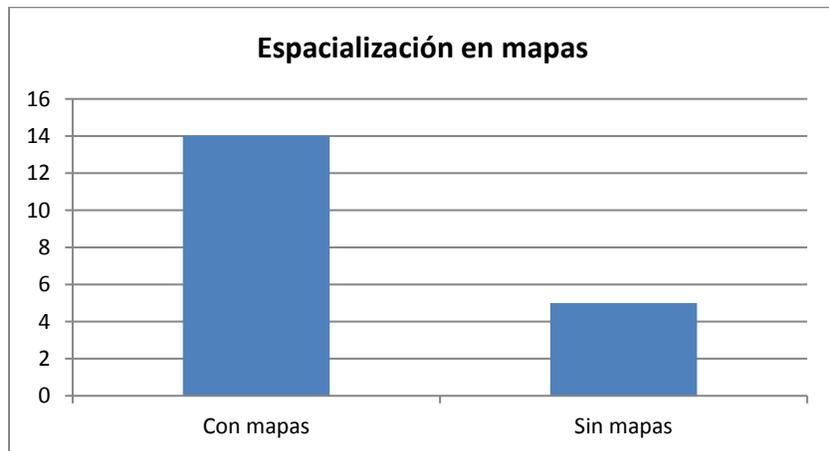


Figura 21: Índices con mapas y sin mapas de peligro.

La importancia o la ponderación de variables importantes en la generación de los índices es difícil de determinar ya que se construyen de acuerdo con las variables de entrada. (Figura 22).

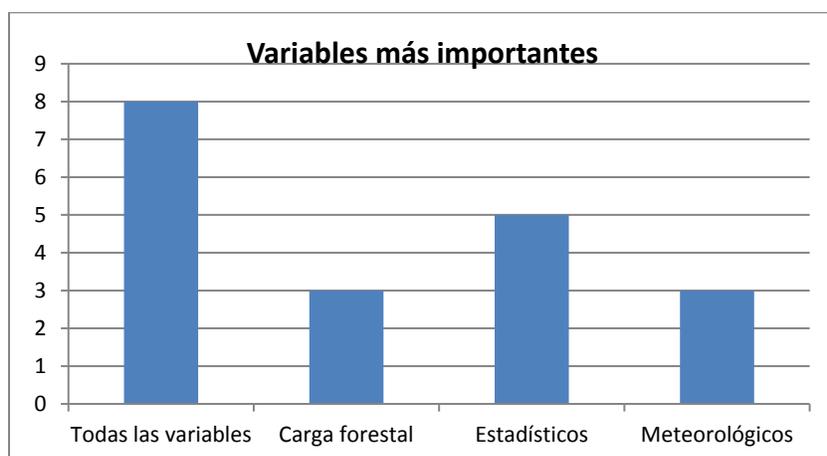


Figura 22: Índices con mapas y sin mapas de peligro.

3.4.2 Modelos

3.4.2.1 Modelos Empíricos o Estadísticos

Los pioneros en realizar un modelo integral con variables de índole antrópico y de combustible fueron (Villers-Ruíz & López Blanco, 2004) quienes determinaron el riesgo de incendio a través de una fuerte componente SIG. Para la integración de las variables se aplicó una Evaluación Multicriterio. En un primer plano se realizó un inventario de la carga de combustible forestal con la técnica de intersecciones planares (Brown, 1974). Para la evaluación del riesgo se partió de este marco conceptual: $RT = E * RS = E * (H * V)$. Donde $RT = RS$ Riesgo específico, E son los elementos en riesgo, V es la vulnerabilidad y H es el peligro natural tomado de Van Westen, (1994). En base a un conjunto de variables antrópicas y de combustibles que se combinaron se generaron tres mapas para evaluar el riesgo a incendios. 1) Mapa de frecuencia de incendios: generado a partir la base de datos de 1995 a 2000 de los registros de incendios; este sería el factor H =peligrosidad de incendios. 2) Mapa de vulnerabilidad socioeconómica ambiental: este se elaboró a partir de las áreas de cambio de cobertura-uso de suelo de los mapas generados para el periodo 1970-1994-2000; este es considerado el factor V . 3) Elementos en riesgo: este fue elaborado a partir de los datos de población por localidad, las propiedades, las actividades económicas y los recursos naturales; este es considerado el factor (E). Para a integración de las variables se pretende aplicar una Evaluación Multicriterio en base a un arreglo jerárquico de los niveles de importancia de cada variable. Resultados preliminares indican que la vulnerabilidad de los bosques de pino es muy alta debido a su cercanía con cultivos, poblados y caminos, y son áreas menos húmedas y con mayor exposición al sol.

Muñoz Robles et al., (2005), propusieron un modelo espacial de peligro de incendios en un Ejido Forestal en la porción Sur del estado de Nuevo León. Los autores utilizaron variables meteorológicas, topográficas, de combustibles y antrópicas que fueron integradas en un SIG. La técnica de intersecciones planares (Brown, 1974) fue utilizada para medir la carga de combustible en el área de estudio. Las variables las agrupó en 3 componentes: Componente de combustibles (CCF) generada con combustibles forestales ligeros, combustibles pesados, cama de combustibles y la profundidad del piso forestal (o mantillo). Componente Meteorológico (CM) generada a través de la temperatura media máxima y la precipitación total además contó con variables auxiliares de altitud sobre el nivel del mar y la orientación de la ladera. Componente de Causa (CC) se construyó a través de variables socio-económicas como áreas de aprovechamiento forestal, distancia a brechas, veredas y caminos y distancia a poblados. Para la integración de las variables analizadas se utilizó la Técnica de Evaluación Multicriterio (EMC). En cuanto a la EMC para generar el índice de peligro a incendios forestales se tiene que el CM representa el 61% de la importancia, el CCF el 27% y la CC el 12%. Finalmente, los tres componentes se sumaron y se generaron índices que pudieron ser cartografiados para conocer áreas susceptibles de incendios. No se utilizaron registros de incendios ni se validó el mapa de peligros.

Manzo Delgado, (2006) desarrolló un modelo predictivo en base a técnicas de percepción remota para el centro del país. Las variables que se utilizaron fueron topográficas, meteorológicas y de combustibles. Este modelo utiliza variables dependientes y variables independientes. Como variable dependiente se utilizaron los puntos de calor nocturnos que fueron detectados por medio de imágenes AVHRR. Como variables independientes dinámicas se utilizaron los índices de vegetación (NDVI) y los índices de la temperatura de la Superficie (LST) calculados de noviembre a febrero de cada temporada. A partir de estos datos se construyeron 9 variables predictivas dinámicas. 5 variables están basadas en el NDVI y 4 variables están basadas en el LST. Las variables estáticas que se incluyeron son: la elevación, la pendiente y la orientación de laderas, la precipitación media anual y el tipo de vegetación. Para la integración de las variables se utilizó un modelo de regresión logístico utilizando la variable de forward-stepwise. El modelo final incluye dos variables dinámicas y cuatro variables estáticas. La precisión del modelo se estimó en 79.8%. El modelo fue capaz de pronosticar la ocurrencia de incendios para la temporada 2000 con un 70% de fiabilidad. Tiene una ROC área bajo la curva de 0.69.

Juárez Orozco, (2008), desarrolló un modelo de peligro a incendios para una zona crítica del estado de Michoacán. El modelo utilizó variables topográficas y antrópicas. Este modelo se dividió en tres fases: exploratoria, modelización y validación. **La Fase exploratoria** se enfocó en un mapa de áreas quemadas y en el análisis de factores biofísicos y sociales, para reclasificarlas en un rango de peligros los cuales incluyen: nulo, mínimo, bajo, moderado, medio, medio alto, alto, muy alto y máximo. En la **Fase de modelaje** se

modeló el riesgo de incendio forestal. El modelo se divide en cinco submodelos que son: **Combustible**, se construyó con los mapas de pendientes, orientación de laderas, altitud y tipo de vegetación y cobertura del suelo. **Ignición**, en el que se utilizaron los mapas de distancias a cultivos, a pastizales, a poblados y a caminos. **Detección** donde se calcula la visibilidad que existe desde torres forestales, ciudades y carreteras y se genera utilizando el modelo digital de elevación y la ubicación de los puntos de observación. **Respuesta** es el tiempo potencial que ocurre entre un evento de incendio y la llegada de las brigadas contra incendios. La integración de las variables se generó con una ecuación ponderada. Este modelo es estático y se convierte en dinámico al sumarle el submodelo climático. El **submodelo de clima** se construye a partir de las variables de promedio mensual de precipitación y temperatura mensual; por lo tanto, se generan 12 mapas. **Para la Fase Validación** Con las cicatrices de incendios detectadas en una imagen de satélite se validaron los sub-modelos de combustible, ignición, respuesta y detección; también se validaron el modelo estático y el modelo dinámico. Los submodelos combustible e ignición tienen mayor peso en la generación de incendios. La validación del modelo tuvo una ROC de 0.8. En el modelo dinámico abril y mayo se presentan el mayor número de incendios.

Avila-Flores et al., (2010) desarrollaron un modelo de Regresión Geográfica Ponderada para tratar de espacializar el peligro de incendio en el estado de Durango con variables socioeconómicas como las de mayor peso bajo la suposición de que estos son los factores que más causan incendios forestales. Las variables que se utilizaron fueron topográficas, meteorológicas, de combustibles y antrópicas. Como variable dependiente se tienen los registros de los incendios ocurridos en el periodo 2004-2008 de la CONAFOR. Las variables independientes que fueron consideradas son la pendiente, la susceptibilidad de la vegetación, la intensidad del cambio de uso de suelo, la precipitación y temperatura. Los resultados de aplicar la RGP muestran que la ocurrencia de incendios forestales está fuertemente correlacionada con la intensidad del cambio de uso de suelo, la susceptibilidad de la vegetación y la precipitación. El resultado de la suma de estas 3 variables puede ser cartografiada para ver el peligro de incendio de forma espacial en Durango.

Rodríguez-Trejo, Tchikoué, Cántora-González, Contreras-Aguado, y de la Rosa-Vázquez, (2011) identificaron que al paso del huracán Dean en la península de Yucatán, este dejó una gran cantidad de combustible forestal muerto que durante la temporada seca del año siguiente causó graves incendios. Las variables que se utilizaron fueron topográficas, meteorológicas, de combustibles y antrópicas. Los autores desarrollaron un Índice de peligro de incendio forestal (IPIF) que representa la suma de dos componentes. **1) Componente de peligro** (lo que facilita su inicio y desarrollo) expresado a través de la variable carga total de combustibles forestales. Para calcular la carga de combustibles forestales se utilizó el método de intersecciones planares Brown, (1974). **2) Componente de Riesgo** (factores que causan el fuego) se

utilizaron como variables el número de zonas agrícolas, zonas pecuarias, el perímetro de áreas agrícolas, perímetro de áreas pecuarias, la densidad de caminos y la longitud de caminos. Como variable dependiente se utilizaron los puntos de calor de CONABIO de 2003 a 2007.

Carrillo García, Rodríguez Trejo, Tchikoué, Monterroso Rivas, & Pérez Santillán, (2012) propusieron un modelo espacial de peligro de incendios en el Estado de Puebla. La integración de variables independientes y variable dependiente se consolidaron a través de un modelo de regresión logística. La variable dependiente fue la probabilidad de incendios a través de los registros de puntos de calor de CONABIO durante el periodo 2004-2009. Las variables independientes se agruparon en cuatro componentes. Componente Meteorológico (temperatura media anual promedio, Precipitación media anual promedio). Componente Topográfico: (Exposición, Pendiente y Altitud de laderas). Componente Uso de Suelo: (actividad agropecuaria-perímetro, actividad agropecuaria-área, actividad agropecuaria-número de fragmentos, vías de comunicación-longitud de caminos, vías de comunicación-número de ramales de caminos), Componente de Sociales: (población total, población de analfabetas y número de comunidades rurales). El modelo demostró la fuerte influencia de los factores socioeconómicos que tienen un peso significativo en la ocurrencia de incendios. El modelo clasificó correctamente el 65% de los datos utilizados para la validación del modelo.

Pompa García, Vázquez Vázquez, Zapata-molina, & Solís Moreno, (2012) propusieron un modelo conceptual para medir el potencial de incendios forestales en el estado de Durango. Esta propuesta utiliza variables topográficas, meteorológicas, de combustible y antrópicas. Las variables se integraron a través de una RGP. El modelo se aplica a través de una propuesta secuencial: 1) Exploración 2) Modelado y 3) Validación. Dentro de la Exploración se definieron 2,264 rodales, con información dasométrica y ecológica. En la Modelación: como variable dependiente se utilizó el índice de Recurrencia de Incendios Forestales con datos 2001 a 2010 de los registros de incendios de CONAFOR. Las variables independientes se dividieron en cuatro componentes **1) Componente de Combustibles:** Existencia real total, Profundidad de hojarasca y Cobertura de Copa. **2) Componente Meteorológico:** Precipitación mínima acumulada y temperatura máxima. **3) Componente Topográfico:** Pendiente, Altitud y Orientación de ladera. **4) Componente de Causalidad:** Densidad de caminos, probabilidad de Cambios de uso de suelo y Recurrencia de incendios. El modelo se vuelve dinámico bajo un enfoque de variación multitemporal de forma que cualquier usuario pueda ingresar información actualizada a través de la plataforma que estará disponible en internet. La validación estaba en proceso. Como principales resultados, se tiene que los coeficientes de regresión más altos se obtuvieron para densidad de caminos, cambio uso de suelo y frecuencia de incendios.

Vilchis-Frances, Diaz-Delgado, Magaña-Lona, Ba, & Gomez-Albores, (2015) diseñaron un modelo espacial de peligro de incendios con predicción diaria; en la Cuenca del río Balsas en la parte que corresponde al Estado de México. En la construcción del modelo se utilizaron variables meteorológicas, topográficas y antrópicas. La variable dependiente fue la superficie afectada por incendios de 2006 a 2008. Las variables independientes se agruparon en tres componentes. **Componente meteorológica** (velocidad del viento y déficit de humedad). **Componente antrópica** (distancia a vialidades y cubierta del suelo). **Componente topográfica** (pendiente y orientación de las laderas). Para la construcción del modelo se utiliza el déficit de humedad como variable dinámica a escala diaria y las variables velocidad del viento, la distancia a vialidades, la pendiente y la orientación de laderas para la construcción de un modelo estático. La validez espacial entre imágenes de un modelo de regresión logística se evalúa con un análisis ROC. El estudio con actualización diaria tuvo una eficiencia de aciertos global de 86.3%.

Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, (2016) aplicaron el Modelo Conceptual del Potencial de Incendios Forestales propuesto por Pompa García et al., (2012) en el Área de Protección de Flora y Fauna Bosque La Primavera (APFFLP), en Jalisco. El modelo utiliza variables antrópicas, meteorológicas, topográficas y de combustible. Para medir la carga de combustibles se aplicó la técnica de intersecciones planares (Brown, 1974) en ocho puntos de muestreo. Como variable dependiente se utilizaron los registros georreferenciados de incendios de 1998 a 2012. Las variables independientes se agruparon en cuatro componentes. **Componente de combustibles:** (Especies dominantes, PH del suelo, profundidad de la hojarasca, biomasa acumulada); **Componente meteorológico** (temperatura ambiente y humedad relativa); **Componente paisaje** (Pendiente, altitud, exposición de ladera y fisiografía); **Componente antrópico o causalidad** (Uso de suelo, tipo de vegetación, tipo de suelo y perturbación). Para la integración de variables se utilizó el enfoque Máxima Entropía (MAXENT) y de esta manera modelar las predicciones de incendios. El 75 % de los registros de incendios se usaron para el modelo y 25% para la validación. Las variables con mayor peso de acuerdo con la prueba de Jackknife son: la pendiente; la humedad relativa; el tipo de vegetación y el uso de suelo. Las zonas de alto potencial de incendio son al centro y noreste del APFFLP que presentan pendientes pronunciadas, bosque de encino y de pino-encino.

Recientemente (Farfán Gutiérrez et al., 2018) implementaron un modelo para evaluar los factores antrópicos en el desarrollo de incendios forestales en la Reserva de la Biosfera Mariposa Monarca (RBMM). Las variables se agruparon en dos componentes la medioambiental y la antrópica. Se realizó la integración de variables con la técnica del Modelo lineal de mezcla generalizado.

En la siguiente tabla se pueden apreciar las principales variables utilizadas en los diferentes modelos propuestos. (Cuadro 6).

Cuadro 6: Modelos empíricos o estadísticos

Autor(es)	Villers Ruíz L. y J. López Blanco.	Muñoz Robles C. A., Treviño Garza E. J., Verástegui Chávez J., Jiménez Pérez J. y O. A. Aguirre Calderón.	Manzo Delgado Lilia de Lourdes.	Juárez Orozco Sonia.	Ávila Flores D., Pompa García M., Antonio Nemiga X., Rodríguez Trejo D. A., Vargas Pérez E. y Santillán Pérez J.
Año de publicación	2004	2005	2006	2008	2010
Título de la publicación	Comportamiento del fuego y evaluación del riesgo por incendios en las áreas forestales de México: Un estudio en el volcán la Malinche.	Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación del peligro de incendios forestales en la Sierra Madre Oriental de México.	Método para evaluación del riesgo local de incendio forestal, en base a técnicas de percepción remota.	Un modelo de riesgo de incendio en Michoacán, México.	Driving factors for forest fire occurrence in Durango state of Mexico: a geospatial perspective.
Tipo de publicación	Incendios forestales en México: métodos de evaluación. Lourdes Villers y Jorge López Blanco editores.	Investigaciones Geográficas. Boletín del instituto de Geografía, UNAM. Núm. 56, pág. 101-117.	Tesis de doctorado (Posgrado en ciencias biológicas) UNAM.	Tesis de maestría. CIGA-UNAM	Chin. Geogra. Sci. 2010 20 (6) 491-497.
Área de estudio	Volcán La Malinche.	Ejido Corona del Rosal, en el Centro Sur el estado de Nuevo León.	Región central de México. Comprende Estado de México, DF. Y Morelos.	Centro norte de Michoacán.	Estado de Durango.
Tipo de vegetación dominante	Bosque de coníferas, latifoliadas y pastizales.	Chaparrales asociados con bosques de clima templado.	Bosques de pino, encino, oyamel, mixtos. Selvas tropicales caducifolias.	Bosque de pino, matorral, bosque encino, bosque pino-encino, bosque tropical caducifolio.	Bosque de coníferas, latifoliadas y pastizales.
Componente espacial	Si hay mapas, escala media, nivel Parque Nacional.	Si hay mapas, escala media, nivel Ejido	Si hay mapas, escala baja, Nivel Regional.	Si hay mapas, escala media, nivel municipal.	Si hay mapas, escala baja, nivel estatal.
Registro de incendios (fuente)	Brigada de control de incendios de Tlaxcala.	No se utilizaron.	Puntos de calor procesamiento de imágenes AVHRR.	Se hizo una interpretación visual de la imagen ASTER de 15 m.	Registros de los incendios de 2004 a 2008. De CONAFOR estatal de Durango.
VARIABLES UTILIZADAS	Para la Evaluación del Riesgo: A) combustibles potenciales en función del tipo de bosque. B) Variables meteorológicas pre-incendio (lluvia y temperatura), C) variables meteorológicas durante un incendio (velocidad y dirección del viento) D) Condiciones geométricas del relieve (pendiente, Orientación de laderas y altitud). E) Influencia humana y patrón de uso de suelo.	Las variables se agrupan en 3 componentes: combustibles forestales (CCF): (ligeros, pesados, cama de combustibles, profundidad del mantillo). Meteorológico (CM): (precipitación, temperatura más orientación de laderas y pendiente). De causa (CC) (Actividades agropecuarias, infraestructura de caminos y cercanía a poblados).	Variable dependiente: Puntos de calor detectadas con AVHRR. Variables independientes dinámicas basadas en el NDVI. 1NDVI _{max} -NDVI _{min} . 2 NDVI nov-feb. 3 NDVI _{dic} . 4NDVI _{ene} y 5 NDVI _{feb} . Dinámicas basadas en LST. 1LST _{max} -LST _{min} , 2 LST _{max} Dec, 3 LST _{max} Ene y 4 LST _{max} Feb. Variables estáticas (elevación, pendiente y orientación de laderas, precipitación media anual y tipo de vegetación).	Consta de 5 submodelos. Combustible: Mapas de pendiente, altitud, orientación de laderas y cobertura del suelo. Ignición: Mapas de distancia a caminos, a zonas agrícolas, a pastizales y a poblados. Detección: Mapa de visibilidad de torres forestales a ciudades y carreteras. Respuesta: Mapa de los centros de brigadas con los valores de fricción. Con el submodelo clima (temperatura y precipitación) se vuelve dinámico.	VARIABLES INDEPENDIENTES: Mapas de pendientes, uso de suelo y vegetación, tipo de roca, intensidad de cambio de uso de suelo, susceptibilidad de la vegetación, la temperatura media anual y precipitación. Variable dependiente registros de incendios CONAFOR.
VARIABLES FINALES SIGNIFICATIVAS	Resultados previos.	Componente Meteorológico aporta el 60% de importancia, el Componente de Combustibles el 25% y el Componente de Causas el 15%.	El modelo final incluye dos variables dinámicas y cuatro variables estáticas: NDVI _{ene} y TST _{feb} , tipo de vegetación, pendiente, elevación y precipitación promedio anual	Se consideran los submodelos combustibles e igniciones más importantes. (Se usaron todos).	En orden de importancia: Intensidad de cambio uso de suelo, susceptibilidad de la vegetación y la precipitación.
Integración de datos	Técnicas de análisis Multicriterio. (Cuantitativa)	Técnicas de análisis Multicriterio. (Cuantitativa)	Análisis de Regresión Logística. (Cuantitativa)	Reclasificación en base a conocimiento experto (Cualitativa).	Regresión Geográfica Ponderada (Cuantitativa)
Validación del modelo	No	No.	Si con una curva ROC con 0.69	Si con una curva ROC con 0.80.	No.
Tipo de modelo	Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es estático, es de largo plazo, si se validó y tiene una fuerte componente de SIG y técnicas de PR.	Este modelo es estático y dinámico, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es estático, es de largo plazo y tiene una fuerte componente de SIG.

Continuación de modelos estadísticos

Rodríguez Trejo D. A., Tchikoué H., Cíntora González C., Contreras Aguado R. y De la Rosa Vázquez A.	Pompa García M., Vázquez Vázquez L., Zapata Molina M. Solís Moreno R.	Carrillo García R. L., Rodríguez Trejo D. A., Tchikoué H., Monterroso Rivas A. I. y Santillán Pérez J.	Vilchis Francés A. Y., Díaz Delgado C., Magaña Lona D., Bá K M. y Gómez Albores M. A.	Ibarra Montoya J.L. y Huerta Martínez, F.M.	Farfán Gutiérrez, M., Pérez Salicrup, D. R., Flamenco Sandoval A., Nicasio Arzeta, S., Mas, J. F. e I. Ramírez Ramírez.
2011	2012	2012	2015	2016	2018
Modelaje del peligro de incendio forestal en las zonas afectadas por el huracán Dean.	Modelo conceptual del potencial de incendios forestales en Durango: avances preliminares.	Análisis espacial de peligro de incendios forestales en Puebla, México.	Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del Río Balsas.	Modelado espacial de incendios: una herramienta predictiva para el bosque de La Primavera, Jalisco, México.	Modeling anthropic factors as drivers of wildfire occurrence at the Monarch Butterfly Biosphere
Agrociencia Núm. 45: 593-608.	Nota de investigación. Revista Mexicana de Ciencias Forestales Volumen 3 Número 13.	Interciencia, Volumen 37 Número 9.	AGROCIENCIA: 49: 803-820, 2015.	Ambiente y Agua An Interdisciplinary Journal of Applied Science volumen 11 número 1, pp. 35-49.	Maderas y Bosques Vol 24, Núm 3. P.p. 1-15.
Centro y Sur de Quintana Roo, Este de Campeche y el sur de Yucatán.	Sur del Estado de Durango	El estado de Puebla	Cuenca del Río Balsas.	Municipios de Zapopan, Tala y Tlajomulco de Zuñiga.	Reserva de la Biosfera Mariposa Monarca.
Selva baja, selva mediana, manglar, palmar y pastizal.	Los bosques de pino y encino	Bosques templados, selvas, matorrales y pastizales.	Bosques templados, selvas, matorrales y pastizales.	Bosques de encino, de encino-pino, de pino y bosque tropical.	Bosques de abies, pino y pino encino.
Si hay mapas. Escala media. Nivel regional.	Si hay mapas, escala baja, nivel estatal.	Si hay mapas, escala baja, nivel estatal.	Si hay mapas, escala baja, nivel estatal.	Si hay mapas, escala alta, nivel ANP.	Si hay mapas, escala media, nivel ANP
Puntos de calor diurnos por año de 2003 a 2007 de CONABIO.	Registros de incendios CONAFOR 2000-2010.	Puntos de calor CONABIO período 2004- 2009.	PROBOSQUE periodo 2006 a 2009.	Registro de incendios de las brigadas del parque y verificación en campo.	Registros de la CONANP y CONAFOR de 2009 a 2013.
Variables independientes: Peligro (carga de combustibles forestales), Riesgo (Número de áreas agrícolas o pecuarias, área de áreas agrícolas o pecuarias, perímetro de áreas agrícolas o pecuarias, densidad de caminos y longitud de caminos). Variable dependiente: Puntos de calor de CONABIO.	Combustibles: (existencia real total, profundidad de hojarasca y cobertura de copa) meteorológico (precipitación mínima acumulada y temperatura máxima). Topográfico (pendiente, altitud y Orientación de ladera). Causalidad (densidad de caminos, probabilidad de cambios de uso de suelo y recurrencia de incendios).	Meteorológico: Temperatura y precipitación, Topográficas: Exposición de ladera, pendiente, altitud. Uso de suelo: Actividad agropecuaria en perímetro, en área y número de fragmentos, Vías de comunicación longitud de caminos y número de ramales en caminos, Sociales: población total, población de analfabetas y número de comunidades rurales. Variable dependiente puntos de calor CONABIO.	Variables independientes. meteorológicas velocidad de viento, déficit de humedad, antropógenas , distancia a carreteras topográficas pendiente, orientación de ladera Suelos cobertura de suelo. Variable dependiente registros de incendios de PROBOSQUE.	Combustibles: Especies dominantes, el PH del suelo, profundidad de la hojarasca, biomasa acumulada. Meteorológico: Temperatura, humedad relativa, Paisaje: Pendiente, altitud, exposición de ladera y fisiografía Causalidad: Uso de suelo, tipo de vegetación, tipo de suelo y perturbación. Variable dependiente: registros de incendios de la brigada.	Medioambiental: Total de biomasa, densidad de árboles muertos, la pendiente, densidad de tocones, antropógenas: Población total por localidad, densidad de caminos, distancias a caminos, al área núcleo, a cultivos, a localidades, a pastizales, densidad de fronteras y mapas de fricción.
Peligro: Carga de combustibles forestales y Riesgo perímetro de áreas agrícolas o pecuarias.	Se integraron todas las variables al modelo.	Modelo final con: Precipitación, orientación de laderas, Número de ramales y número de comunidades rurales.	Velocidad del viento, déficit de humedad, distancia a carreteras, pendiente y orientación de laderas.	Prueba de jackknife Pendiente 0.91, humedad relativa 0.82, uso de suelo 0.79, tipo de vegetación 0.83. Se usaron todas las variables.	Población total por localidad y densidad de fronteras.
Regresión logística. (Cuantitativa)	Regresión Geográfica Ponderada. (Cuantitativa)	Regresión logística. (Cuantitativa)	Regresión logística. (Cuantitativa)	Máxima Entropía. (Cuantitativa)	Modelo lineal generalizado. (Cuantitativa)
No	No	Si clasificó correctamente el 65% de las observaciones de incendios.	Si se validó y tuvo una correlación del 86.3%.	Se validó el modelo tuvo una AUC de 0.83.	Si se validó el modelo y tuvo una Curva ROC de 0.71%.
Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG, Se vuelve dinámico al ingresar variables de forma manual.	Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es dinámico, es de corto plazo y una fuerte componente basada en los SIG.	Este modelo es estático, es de largo plazo y si tiene representación espacial y una fuerte componente basada en los SIG.	Modelo espacial Este modelo es estático, es de largo plazo y una fuerte componente basada en los SIG.

En la siguiente figura (23) se muestra la distribución espacial de los modelos generados en nuestro país.



Figura 23: Cobertura de los modelos estadísticos

3.4.2.2 Modelos físicos o teóricos

Los modelos físicos o teóricos tienen escasa representación a nivel nacional. Los primeros en implementar un modelo de simulación a través de un SIG fueron Sepúlveda Betancourt et al., (2000) para el norte de Baja California. Posteriormente en 2004 Villers-Ruíz & López Blanco, (2004) implementaron el simulador de incendios Behave Plus. También en 2004 surge una propuesta por parte de Flores Garnica, (2004) para mapear a través de técnicas de interpolación la simulación de incendios forestales en base a la carga de combustible forestal en un SIG. (Cuadro 7)

Cuadro 7: Modelos físicos.

Autor(es)	Sepúlveda Betancourt J. I., Zúñiga Castillo W. R., Vizcarra Corral I., y Gomero Portilla A.	Villers Ruíz L., López Blanco J.	Flores Garnica José Germán
Año de publicación	2000	2004	2004
Título de la publicación	Índices de peligro y simulación de incendios forestales en un ambiente SIG para Baja California	Comportamiento del fuego y evaluación del riesgo por incendios en las áreas forestales de México: Un estudio en el volcán la Malinche.	Simulación del comportamiento del fuego con base en la estimación Geoestadística de la variación espacial de combustibles.
Tipo de publicación	Revista Ciencia Forestal en México. Vol. 25 núm. 88. jul-dic 2000.	Incendios forestales en México: métodos de evaluación. Lourdes Villers y Jorge López Blanco editores.	Incendios forestales en México: métodos de evaluación. Lourdes Villers y Jorge López Blanco editores.
Área de estudio	Norte de Baja California	Volcán La Malinche	Ejido el Largo y Anexos en Chihuahua
Tipo de vegetación dominante	Matorral costero, chaparral alto, bosque de pino, bosque de encino.	Bosque de coníferas, latifoliadas y pastizales.	Tres especies de pinos P.Durangensis, P. Arizona, P. engelmanni y una de encino Quercus sideroxyla.
Componente espacial	Si hay mapas, escala media.	sí hay mapas, escala Media	sí hay mapas, escala Media
Variables utilizadas	Modelo FARSITE (Fire Area Simulator) que fue incorporado a un SIG. Altitud, pendiente, exposición de laderas, cubierta vegetal, modelos de combustible, temperatura, velocidad y dirección del viento. Se aplico a chaparral bajo, pastizales y bosques de pino.	Se utilizó el programa BEHAVE PLUS para Windows. Utiliza los modelos de combustibles, contenido de humedad, combustibles muertos y vivos, velocidad del viento, pendiente del terreno.	Se desarrollo en Modelo Espacial de Simulación MESI. En base al SIG ArcInfo. Entrada necesita carga de combustibles, modelos de combustibles, contenido de humedad de la vegetación, fuerza y dirección del viento, pendientes y las coordenadas de inicio.
Resultados de la simulación.	Genera información de tasa de dispersión, tiempo de arribo, intensidad de calor en el frente y dirección del fuego.	Predice tasa de dispersión e intensidad del fuego. Se aplico a datos del bosque de oyamel, pino y encino. Los bosques de Abies presentan la mayor tasa de dispersión.	Genera tasas de dispersión, calor liberado del frente de flama, calor liberado del frente de fuego, longitud de la flama y estimación del área incendiada.

En la siguiente figura (24) se aprecian la distribución espacial de los modelos físicos.



Figura 24: Cobertura de los modelos físicos.

3.4.2.3 Componente editorial de los modelos

En total se han diseñado 14 investigaciones enfocados al modelado del peligro de incendios forestales en nuestro país. De este total 11 se clasificaron como modelos empíricos o estadísticos y 3 se clasificaron como modelos físicos o teóricos y de los modelos mixtos no se reconoce ninguno (Figura 25).

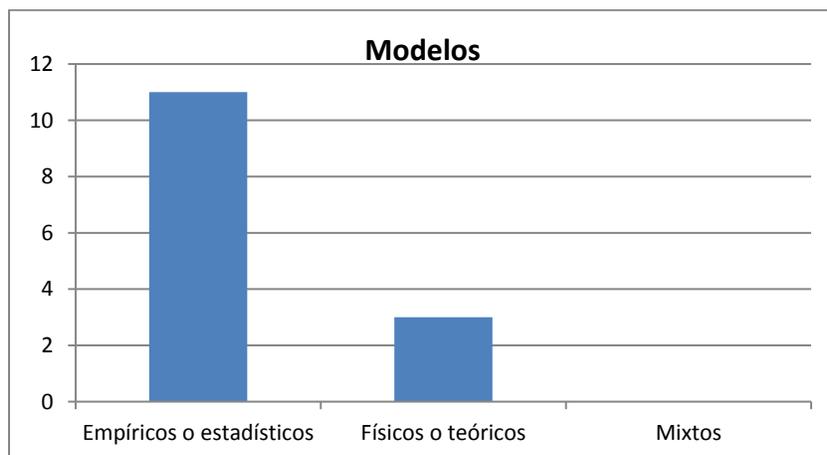


Figura 25: Modelos clasificados de acuerdo a su diseño.

El total de autores por publicación varía desde un autor hasta los seis autores (Figura 26).

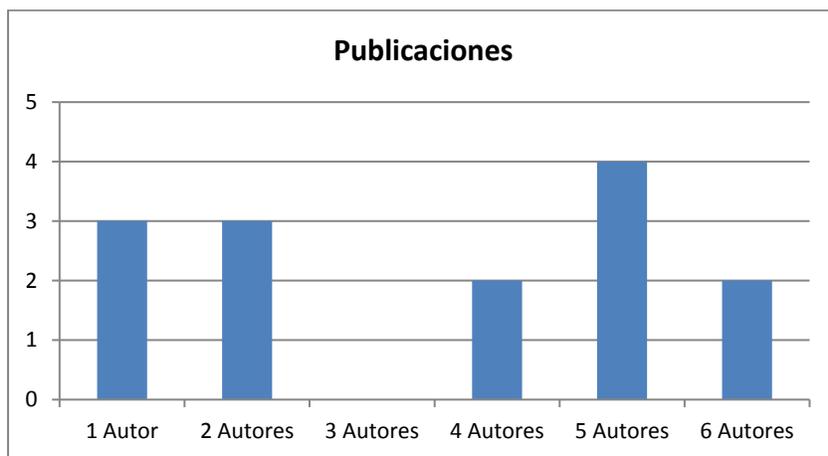


Figura 26: Total de autores por publicación.

El modelaje del peligro a incendios surge después de la temporada de 1998. Antes de esa fecha no existían trabajos de esta índole.

En cuanto al tipo de publicación predominan los artículos científicos ya que se identificaron 9 publicaciones en revistas indexadas. Las tesis representan 2 publicaciones y se identificaron 3 publicaciones como capítulos de libro (Figura 27).

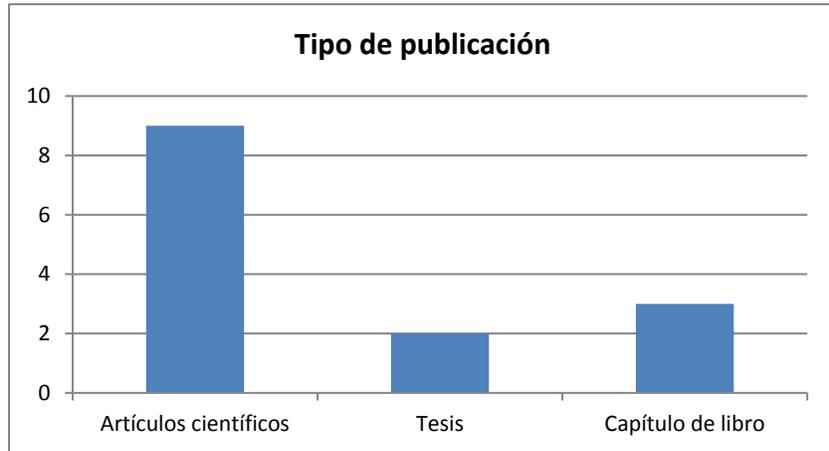


Figura 27: Tipo de publicación en modelaje del peligro a incendios.

3.4.2.4 Componente área de estudio de los modelos

El área de estudio está centrada en las regiones ya que existen 7 publicaciones en este ámbito. Los estudios estatales representan 3 publicaciones y en ANP existen 4 publicaciones (Figura 28).

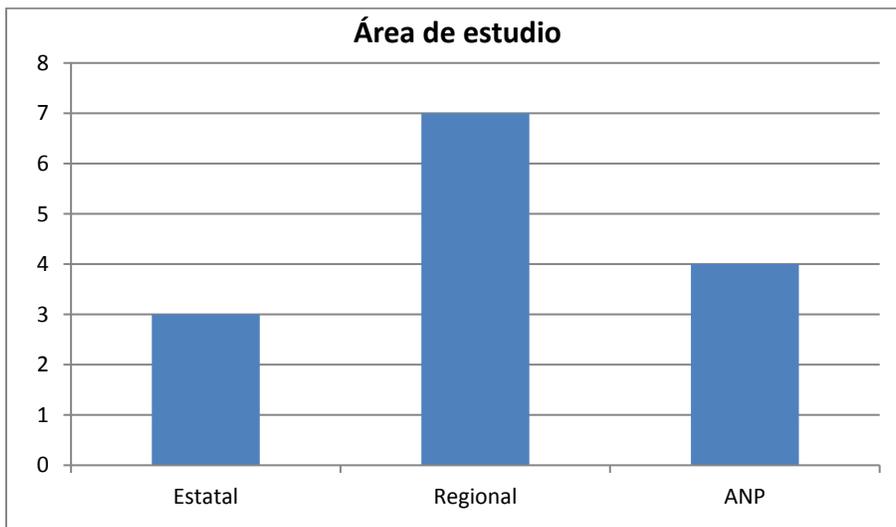


Figura 28: Áreas de estudio seleccionadas para el modelaje de peligro a incendio.

El tipo de vegetación en donde se han llevado a cabo las investigaciones del modelado señalan una clara preferencia por los bosques templados ya que 10 publicaciones se han implementados en estos ecosistemas.

En selvas tropicales solo existe una publicación y en selvas y bosques en conjunto existen 3 publicaciones (Figura 29).

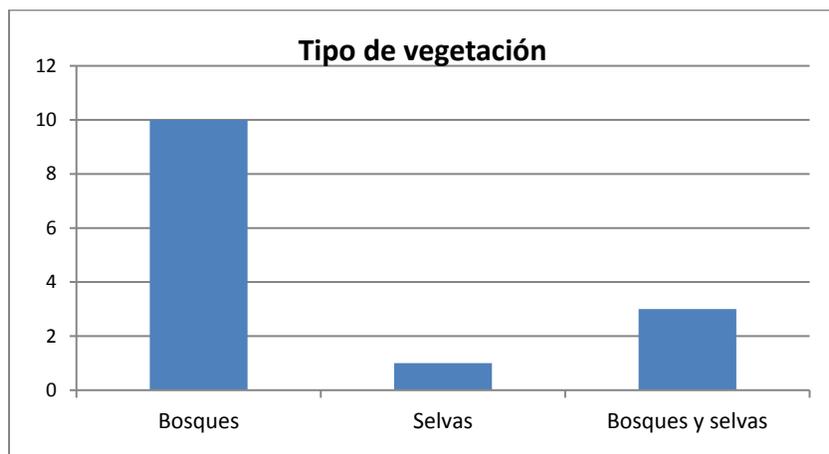


Figura 29: Vegetación dominante en los estudios de modelado.

En los estudios de modelado en donde se necesita de una variable dependiente esta se encuentra expresada a través de los registros de incendios. Como se mencionó anteriormente (capítulo 2) este es un factor de vital importancia ya que de este insumo dependen los resultados del modelado. Los modelos que basaron sus registros de incendios con datos de las dependencias del gobierno son 5 (3 CONAFOR y 2 dependencias estatales), investigaciones que utilizaron puntos de calor de CONABIO fueron 2, publicaciones en donde se procesaron imágenes de satélite para extraer cicatrices de incendios fueron 2, publicaciones en donde realizaron trabajo de campo fueron 2 y finalmente en una publicación no utilizaron registros de incendios (Figura 30).

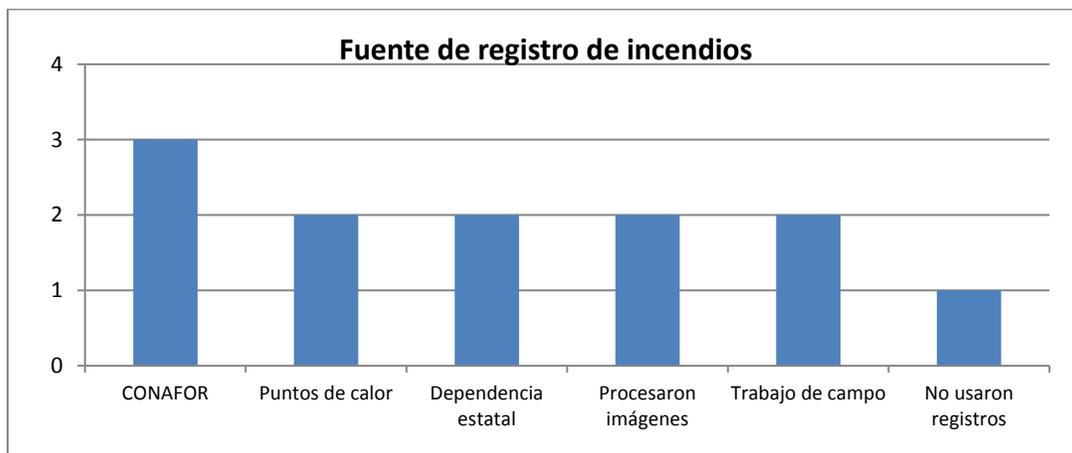


Figura 30: Fuente de registros de incendios.

La integración de variables como se ha mencionado anteriormente juega un papel muy importante en la modelización del peligro de incendios. En los modelos empíricos o estadísticos predominan las técnicas de

regresión logística con 4 publicaciones, le siguen las RGP y las técnicas de Evaluación Multicriterio con dos publicaciones cada una, existe una publicación que utilizó la Máxima Entropía, una publicación que utilizó un modelo lineal generalizado y un modelo integró las variables de forma cualitativa basada en conocimiento experto (Figura 31).

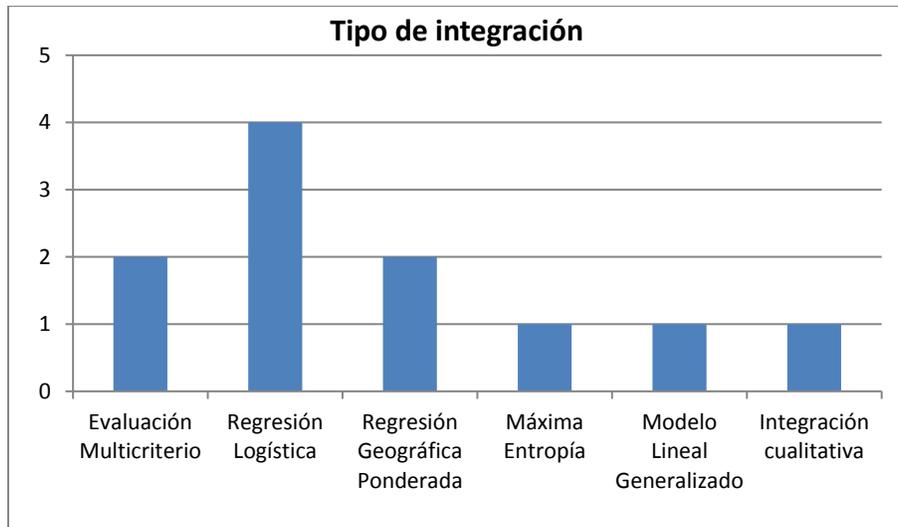


Figura 31: Técnicas matemática-estadísticas utilizadas en la integración de variables.

El empleo de técnicas matemático - estadísticas permite en el diseño de los modelos valorar de manera ponderada aquellas variables que son más importantes en la generación y desarrollo de incendios forestales. De esta manera en los resultados de los diferentes modelos aquí presentados sobresale el tipo de vegetación / uso de suelo como la variable más importante en la generación de incendios. Le siguen las variables físico-topográficas como son la pendiente, la orientación de laderas y la altitud sobre el nivel del mar. Como factores causales de incendios forestales sobresalen las actividades antrópicas siendo la distancia a caminos, las distancia a localidades y la distancia a cultivos las que más resultados reportan. Los factores meteorológicos de temperatura y precipitación también resultaron muy importantes en la generación de incendios (Figura 32).

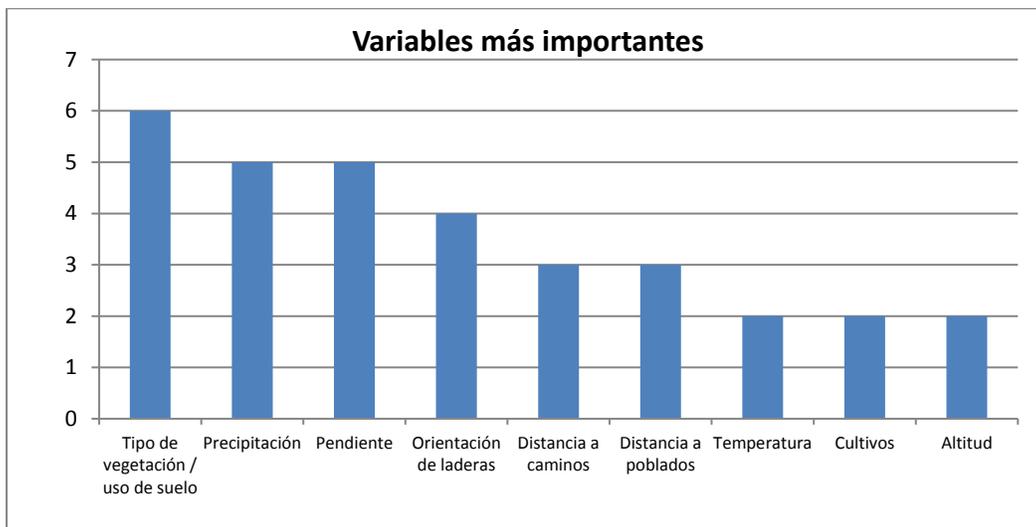


Figura 32: Variables que se repiten como más importantes en la generación de incendios.

Como se mostró anteriormente una de las características de los índices o modelos es que pueden ser estáticos o dinámicos. En este sentido los modelos desarrollados se clasificaron como estáticos salvo dos excepciones ya que uno es completamente dinámico y en otra publicación es estático que se vuelve dinámico al integrarle la información climática (Figura 33)

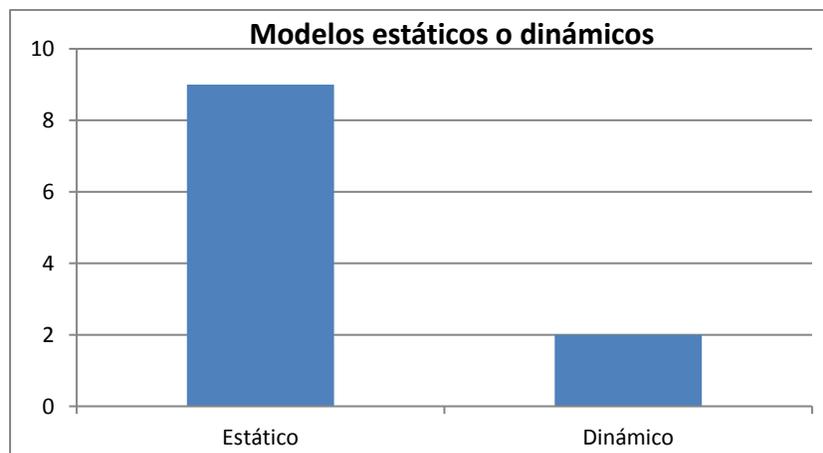


Figura 33: Modelos estáticos y dinámicos.

De los once modelos estadísticos desarrollados en las diferentes publicaciones todos se clasificaron como de largo plazo, salvo uno que se diseñó para evaluar el peligro diario lo que lo convierte en modelo de corto plazo (Figura 34).

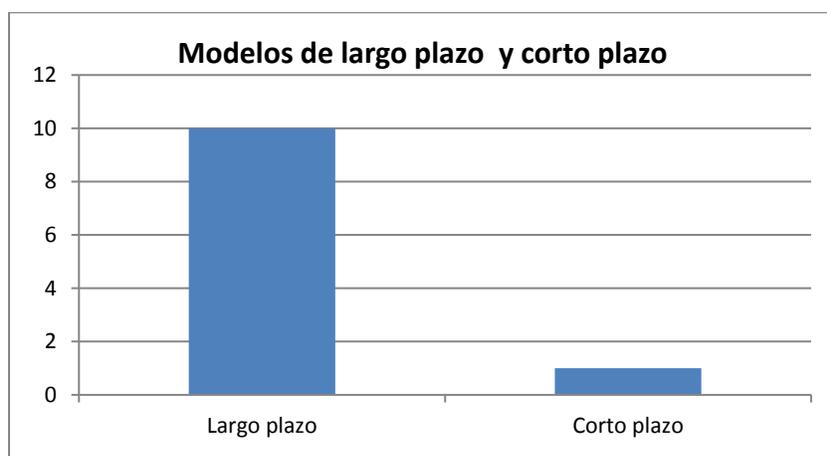


Figura 34: Modelos de largo plazo y corto plazo.

Un factor relevante en la modelización del peligro a incendios forestales es la validación con información posterior al desarrollo de la propuesta con el fin de canalizar la fiabilidad del modelo propuesto. En este sentido de los 11 modelos empíricos 5 reportan haber realizado la validación y en 6 casos los modelos no se validaron (Figura 35).

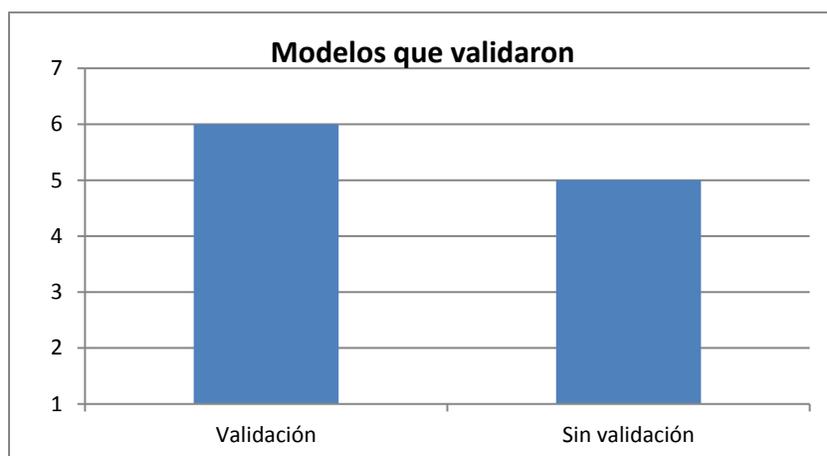


Figura 35: Modelos que realizaron validación.

Un elemento para destacar es la cartografía del peligro de incendios en el ámbito del modelado espacial. La totalidad de las investigaciones presentan mapas de peligro aunque la mayoría son de escala baja con 6 publicaciones (Ávila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Manzo Delgado, 2006; Pompa García et al., 2012; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Vilchis-Frances et al., 2015), 4 publicaciones presentan cartografía media (Farfán Gutiérrez et al., 2018; Juárez Orozco, 2008; Muñoz Robles et al., 2005; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004) y la publicación de Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, (2016) que presentaron una cartografía en escala alta (Figura 36).

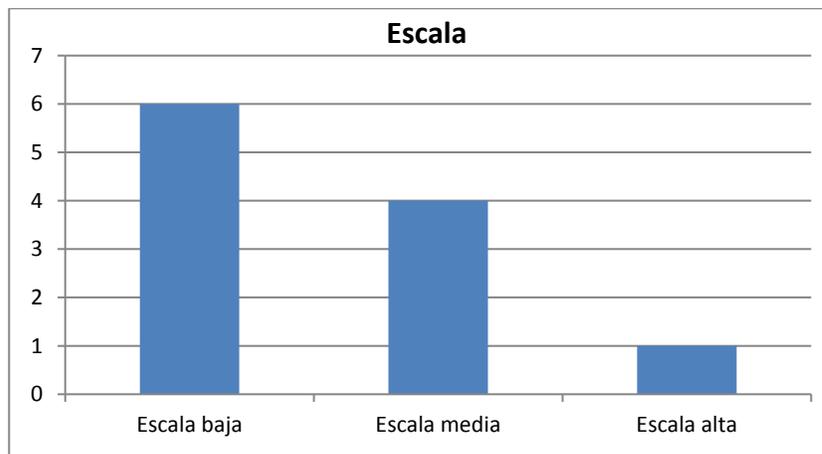


Figura 36: Tipo de escala en los modelos propuestos.

3.5 Discusión

Se ha indicado que los índices y modelos de peligro a incendios forestales tuvieron su desarrollo e implementación a principios del siglo pasado básicamente en Estados Unidos y Canadá ya que cuentan con grandes superficies boscosas que frecuentemente sufren de incendios catastróficos; mientras que en México su desarrollo es tardío y surgen las primeras propuestas a principios de la década de los 80,s. Durante esta década y la siguiente se presenta un escaso desarrollo en el tema; sin embargo, en 1998 se presentó un intenso fenómeno del Niño que trajo consecuencias desastrosas. A raíz de esta situación se empiezan a generar más estudios al tratar de identificar zonas potenciales de peligro a incendio. Aunque Inicialmente se diseñaron índices de peligro, posteriormente se han venido desarrollando modelos probabilísticos de susceptibilidad a incendios.

Dentro de los índices predominan las publicaciones de un solo autor y en los modelos predominan las publicaciones con más de dos autores siendo las publicaciones de 5 autores las que mayor número tienen (Figura 37).

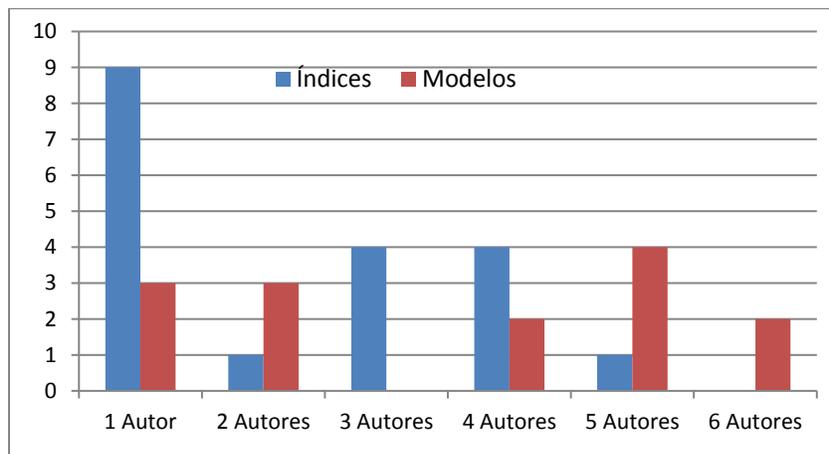


Figura 37: Número de autores por tipo de publicación.

Como se mencionó el año de 1998 fue un parteaguas en los estudios sobre incendios forestales. En este sentido hasta 1998 solo existían 4 publicaciones de índices para determinar zonas de peligro a incendios y no se habían publicado ningún estudio acerca del modelaje estadístico. Posteriormente a esa fecha se empiezan a desarrollar más índices y modelos de susceptibilidad a incendios (Figura 38).

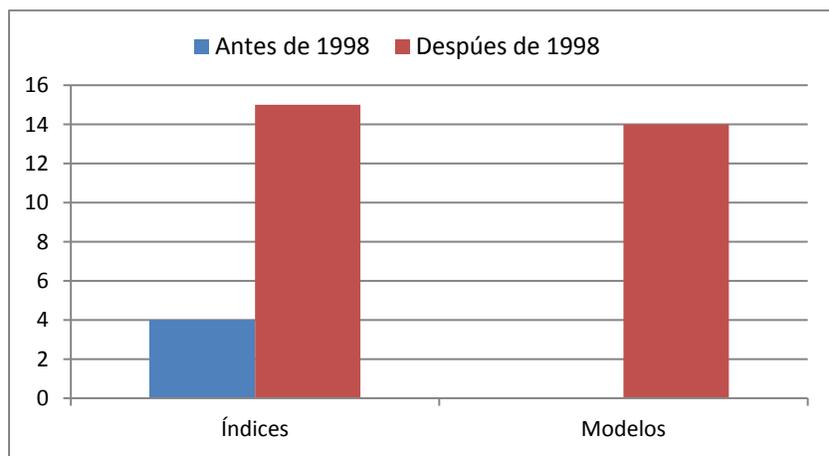


Figura 38: Publicaciones antes y después de 1998.

El tipo de publicación no da un indicativo del tipo de investigación que se está realizando. En los índices predominan las tesis y los artículos científicos. En los modelos predominan los artículos científicos y los capítulos de libros (Figura 39).

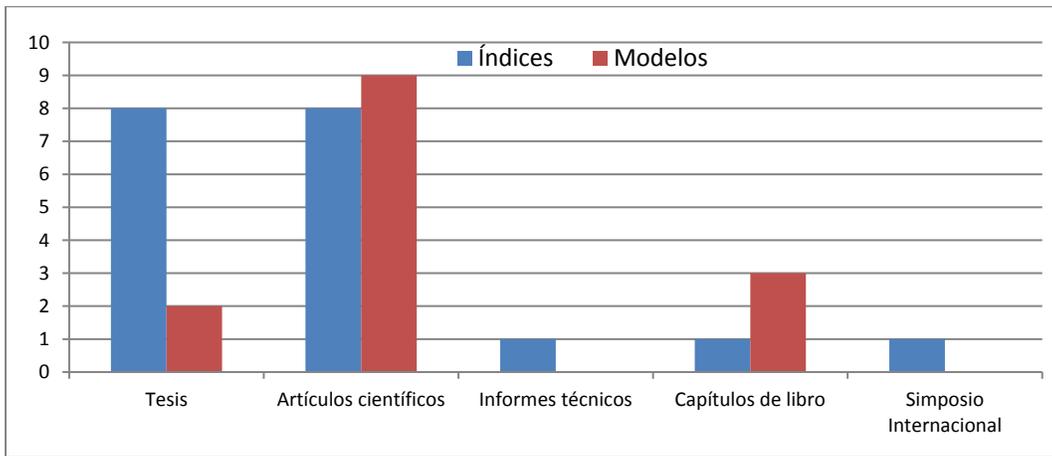


Figura 39: Tipo de publicación en índices y modelos.

El área de estudio nos señala que predominan los estudios regionales, seguido de las ANP y los estudios estatales, tanto en índices como en modelos (Figura 40).

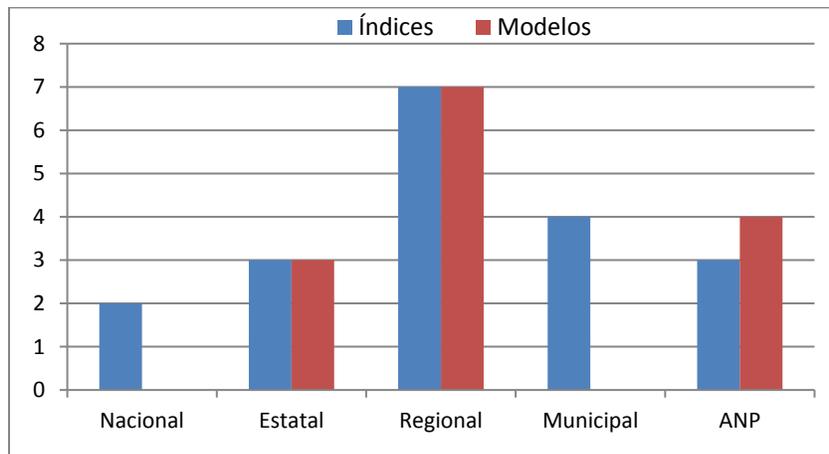


Figura 40: Áreas de estudio dominantes en índices y modelos.

En lo que se refiere al tipo de vegetación en los estudios, existe un claro dominio de las publicaciones que se realizan en ecosistemas de bosques templados. Los índices se han desarrollado en bosques en su mayoría y algunos combinan bosques y selvas. Los modelos también han sido desarrollados en bosques templados y solo un estudio fue centrado en selvas tropicales (Figura 41).

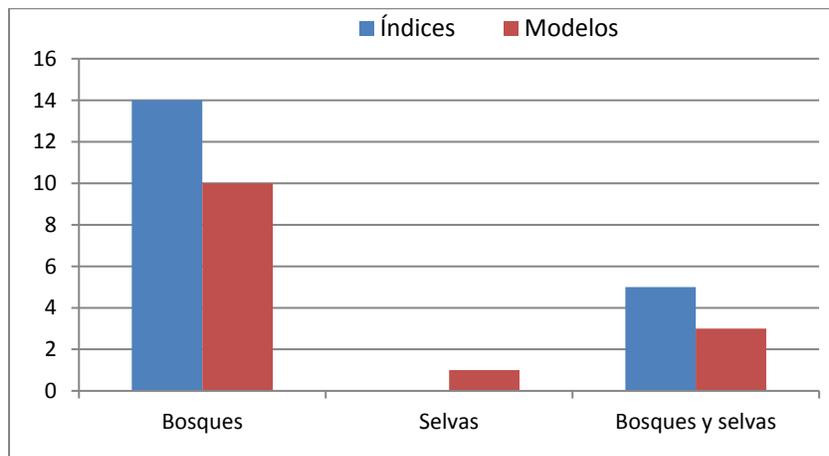


Figura 41: Tipo de ecosistema dominante en índices y modelos.

La representación espacial del peligro de incendio está presente tanto en índices como en modelos salvo algunas excepciones (Figura 42).

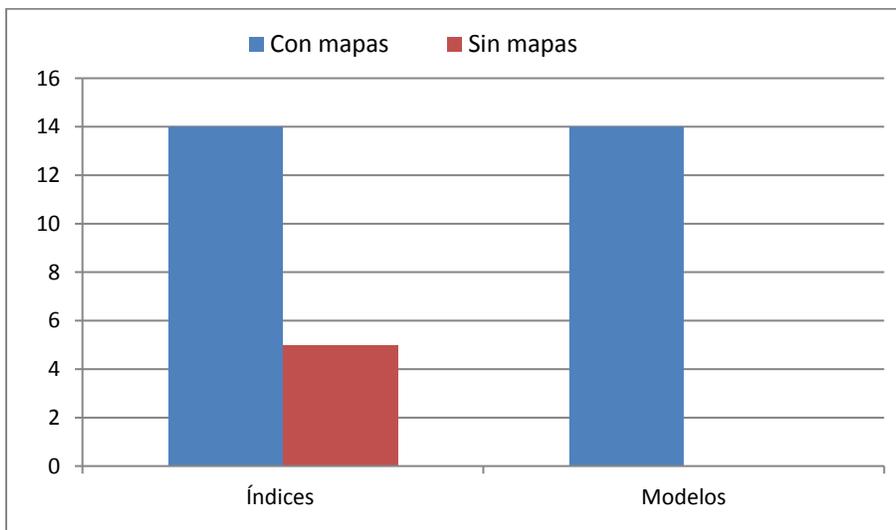


Figura 42: Total de índices y modelos que reportan mapas de peligro.

Tanto en índices como en modelos la fuente de los registros de incendios predominantemente proviene de las dependencias gubernamentales siendo la CONAFOR la principal fuente, le siguen las dependencias estatales y los puntos de calor de CONABIO. Muy pocos trabajos procesan imágenes de satélite para detectar cicatrices de incendios y muy pocas publicaciones realizan trabajo de campo para validar su información (Figura 43).

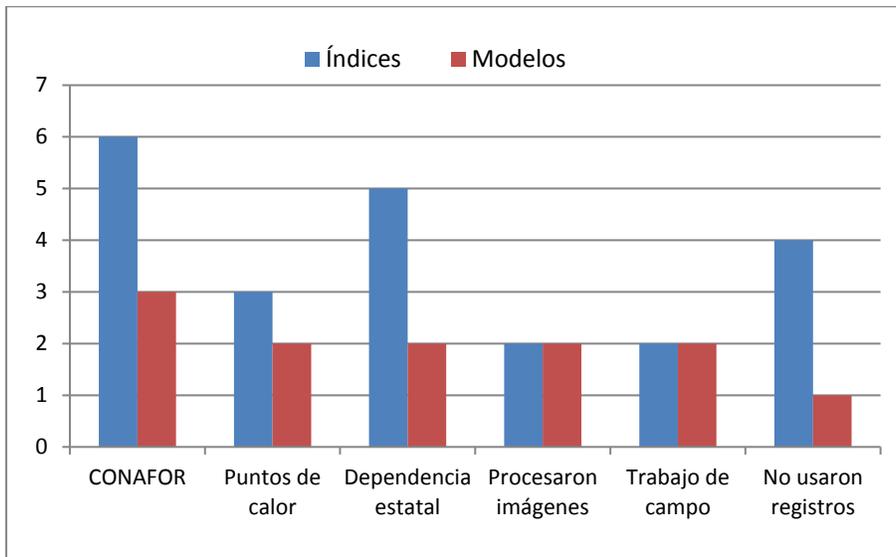


Figura 43: Fuente de los registros de incendios en índices y modelos.

La integración de los datos en los índices se da en la mayoría de los casos con técnicas cualitativas basadas en conocimiento experto, solo en tres casos se utilizaron técnicas cuantitativas. Por el contrario, en la integración de las variables en los modelos se dan con técnicas cuantitativas en donde predominan las técnicas de regresión y solo una publicación con integración cualitativa (Figura 44).

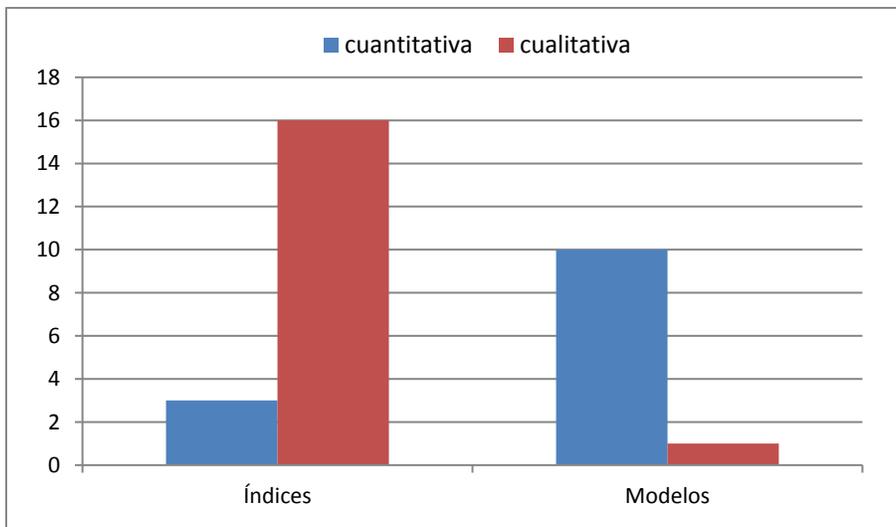


Figura 44: Tipo de integración en índices y modelos.

La validación en los índices y modelos es algo muy importante ya que ayuda a definir qué tan confiable es la metodología propuesta. La mayoría de los índices en 16 ocasiones no fueron validados y solo en 3 ocasiones si se utilizaron técnicas de validación. Los modelos probabilísticos que si validaron su información fueron 6, sin embargo, en 5 publicaciones no se validaron (Figura 45).

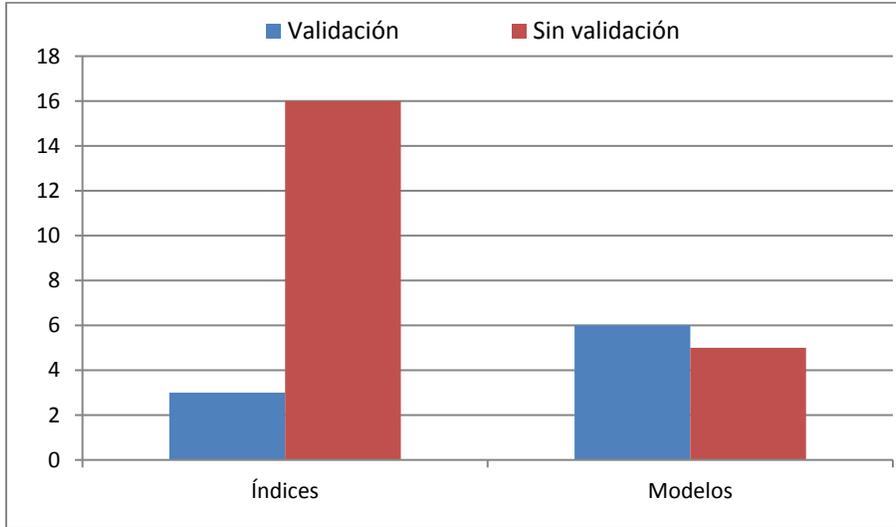


Figura 45: Total de índices y modelos que utilizaron técnicas de validación.

La mayoría de los índices y modelos se han diseñado para ser estáticos y se generaron para una sola vez para fines estratégicos y de planeación. De los 19 índices, 16 son estáticos y de 11 modelos, 9 son estáticos (Figura 46).

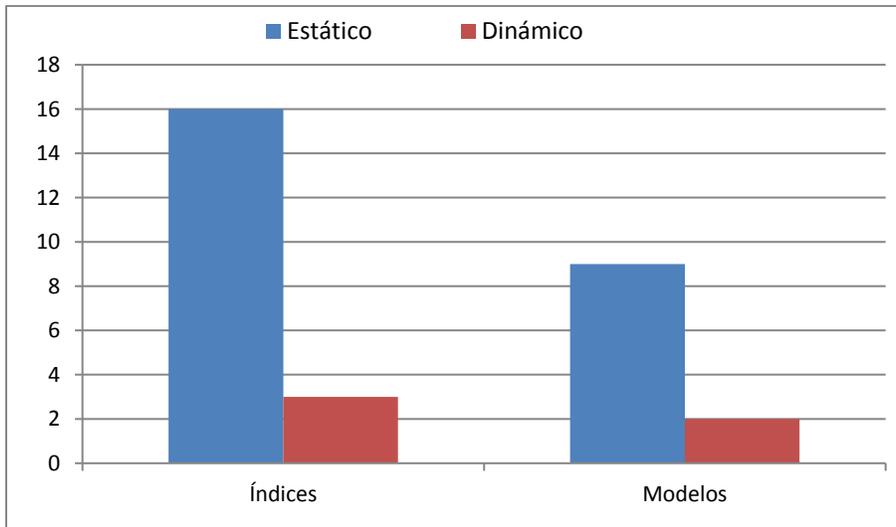


Figura 46: Total de índice y modelos dinámicos y estáticos.

Los índices y modelos de largo plazo y de corto plazo es una característica que comparten con los índices y modelos estáticos y dinámicos. Por lo tanto, índices de largo plazo fueron 17 y modelos de largo plazo fueron 10 (Figura 47).

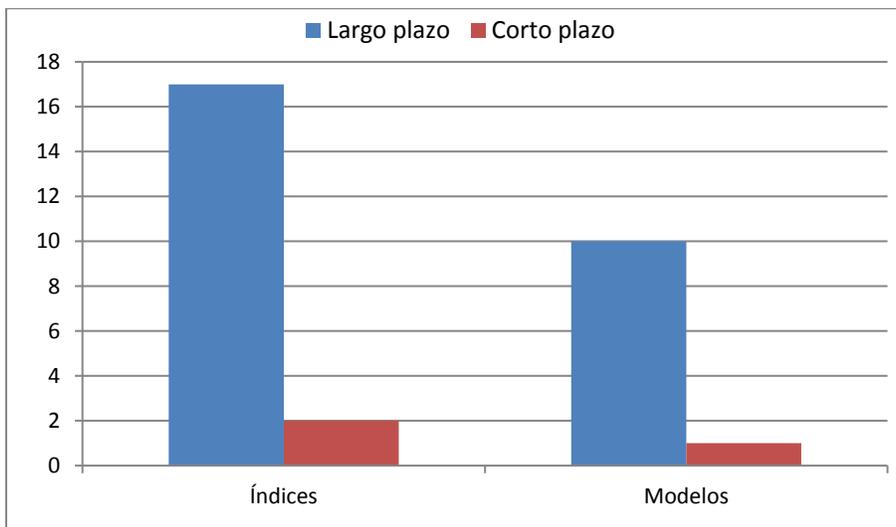


Figura 47: Índices y modelos de largo plazo y de corto plazo.

Finalmente, las variables más importantes en los índices no se pueden analizar con técnicas cualitativas. Sin embargo, con técnicas cuantitativas si se pueden determinar el peso de cada variable en el diseño de los modelos. Dentro de las variables utilizadas las que resultaron más importantes fueron las variables antrópicas (Tipo de vegetación / uso de suelo, distancia a caminos, a localidades, a cultivos), las variables topográficas (Pendiente, orientación de laderas y la altitud) y las variables meteorológicas (precipitación y temperatura) (Figura 48).

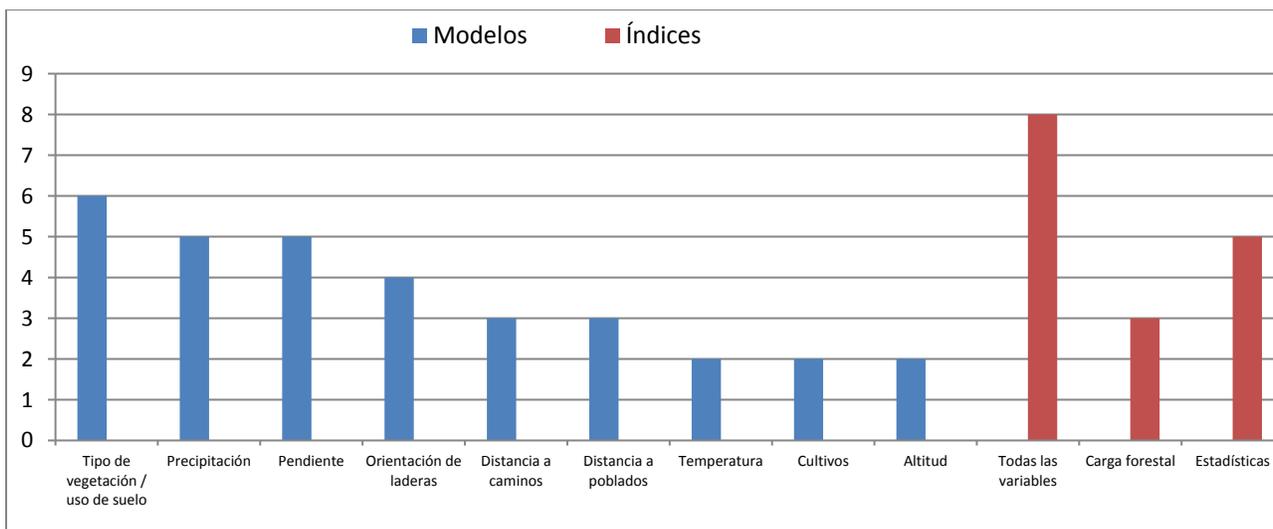


Figura 48: Variables que se reportaron más importantes en las diferentes publicaciones.

3.6 Conclusión

Un tema importante que hay que tomar en cuenta es que la media nacional de los incendios forestales es causada en un porcentaje del 97% por la acción humana mientras tanto el promedio de incendios forestales que se producen a partir de una quema agrícola es del 36 % (CONAFOR, 2014). A partir de esta información y de acuerdo a los resultados de las variables más importantes es necesario señalar que las variables antrópicas si tienen un impacto muy importante en la generación de incendios principalmente la distancia a caminos y la distancia a cultivos.

Un elemento importante a mencionar es que varios de los modelos propuestos (Avila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Pompa García et al., 2012; Rodríguez-Trejo et al., 2011) e índices (Magaña-Torres, 1983; Marín Chávez, 1984; Martínez Ramírez, 2012; Sepúlveda Betancourt et al., 2011, 2000; Torres-Rojo et al., 2007; Villers-Ruiz & Hernandez-Lozano, 2007) utilizan los datos de incendios registrados por CONAFOR o CONABIO para validar los resultados del modelaje. A la luz del estudio de confiabilidad de estos conjuntos de datos que se hace en el Capítulo 2 de este trabajo, se puede argumentar que las validaciones realizadas por esos modelos, utilizando esos datos, pueden tener igualmente problemas de confiabilidad. Lo más recomendable, como se hace en este trabajo y en otros de los modelos reportados en la literatura, es emplear datos de cicatrices de incendios derivados de interpretación de imágenes de satélite, pues esto resulta en la más alta confiabilidad posible.

La importancia de la modelización y la indización en el ámbito de los incendios forestales radica en la predicción del comportamiento de dichos fenómenos y sus efectos en el entorno donde suceden, proporcionando una valiosa herramienta en los métodos de ataque, estimación y prevención de incendios forestales y en otras múltiples decisiones encaminadas a la planeación y gestión de los recursos forestales.

3.7 Referencias

- Agencia de Medio Ambiente y Agua. (2013). *Plan INFOCA. Memoria 2013*. Sevilla.
- Akther, M. S., & Hassan, Q. K. (2011). Remote Sensing-Based Assessment of Fire Danger Conditions Over Boreal Forest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(4), 992–999. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2165940>
- Alanís Morales, H. E., & Orozco Viramontes, F. (2000). *Índice de riesgo de incendios forestales, en la región central del macizo boscoso de Chihuahua*.
- Alanís Morales, H. E., Orozco Viramontes, F., Pinedo Álvarez, C., Irigoyen Soto, M., & Cázarez Martínez, D.

- (2001). *Sistemas de Información Geográfica aplicadas a zonas con alto índice de riesgo de incendios forestales en Chihuahua*.
- Avila-Flores, D., Pompa-García, M., Antonio-Nemiga, X., Rodríguez-Trejo, D. A., Vargas-Pérez, E., & Santillán-Pérez, J. (2010). Driving factors for forest fire occurrence in Durango State of Mexico: A geospatial perspective. *Chinese Geographical Science*, 20(6), 491–497. <https://doi.org/10.1007/s11769-010-0437-x>
- Ávila-Flores, D. Y., Pompa-García, M., & Vargas-Pérez, E. (2010). Análisis Espacial De La Ocurrencia De Incendios Forestales En El Estado De Durango. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales Y Del Ambiente*, XVI(2), 253–260. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2009.08.028>
- Bradshaw, L. S., Deeming, J. E., Burgan, R. E., & Cohen, J. D. (1983). *The 1978 National Fire-Danger Rating System: Technical Documentation. General Technical Report INT-169*. <https://doi.org/https://doi.org/10.2737/INT-GTR-169>
- Brondi Rueda, N. F., Lasso Garzón, F. X., & Espinosa Treviño, A. (2016). Mapeo del índice de peligro de incendio forestal en el bosque de coníferas del Área Natural Protegida de Flora y Fauna : Maderas del Carmen , Coahuila. *Revista de La Facultad de Ingeniería Industrial*, 19(1), 78–88.
- Brown, J. K. (1974). *Handbook for Inventorying Downed Woody Material. USDA Forest Service (Vol. 91)*.
- Burgueño, M. J., García Bastos, J. L., & González Buitrago, J. M. (1995). Las curvas ROC en la evaluación de las pruebas diagnósticas. *Medicina Clínica*, 104(1), 661–670.
- Camara, G., Valeriano, D., & Vianei, J. (2013). *Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal*.
- Card, D. H. (1982). Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48(3), 431–439. [https://doi.org/0099-1112/82/4803-0431\\$02.25/0](https://doi.org/0099-1112/82/4803-0431$02.25/0)
- Cardona Arboleda, O. D. (2001). *Estimación Holística Del Riesgo Sísmico Utilizando Sistemas Dinámicos Complejos*. Universitat Politècnica de Catalunya.
- Carrillo García, R. L., Rodríguez Trejo, D. A., Tchikoué, H., Monterroso Rivas, A. I., & Pérez Santillán, J. (2012). Análisis espacial de peligro de incendios forestales en Puebla, México. *Interciencia*, 37, 678–683.
- CENAPRED. (2001). *Diagnóstico de peligros e identificación de riesgos de desastres en México - Atlas de riesgos de la República Mexicana. Centro Nacional de Prevención de Desastres*.
- Chuvieco Salinero, E. (2008). *Teledetección ambiental (La observación de la Tierra desde el espacio)*. (Ariel S.A DE C. V., Ed.) (3ra Edición).
- Chuvieco Salinero, E., & Martín Isabel, M. del P. (2004). *Nuevas tecnologías para la estimación del riesgo de incendios forestales*. (E. Chuvieco Salinero & M. del P. Martín Isabel, Eds.) (Primera ed). Madrid, España.

- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 46(October 1990), 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Copete, M. A., Moreal, J. A., Selva, M., Fernández Cernuda, L., & Jordán, E. (2007). Análisis de los incendios forestales en Castilla-La Mancha. Detección de áreas potencialmente peligrosas. In *IV Conferencia Internacional sobre Incendios Forestales Wildfire 2007* (pp. 1–12). Sevilla.
- Cruz-López, M. I. (2007). Sistema de alerta temprana , monitoreo e impacto de los incendios forestales en México y Centroamérica. *Science*, (CONABIO), 6.
- Cruz López, M. I., Saldaña López, G., Ressler, R., & Colditz, R. (2011). Sistema de alerta temprana para incendios forestales en México. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS
- De Vicente y López, F. J. (2012). *Diseño de un modelo de riesgo integral de incendios forestales mediante técnicas multicriterio y su automatización en sistemas de información geográfica. Una aplicación en la comunidad Valenciana*. Universidad Politécnica de Madrid.
- del Valle, A. R. (2017). *Curvas ROC (Receiver-Operating-Characteristic) y sus aplicaciones*. Retrieved from [https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/63201/Valle Benavides Ana Rocío del TFG.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/63201/Valle%20Benavides%20Ana%20Roc%20del%20TFG.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Dentoni, M. del C., & Muñoz, M. M. (2012). *Sistemas de Evaluación de Peligro de Incendios. Sistemas de Evaluación de Peligro de Incendios*. Esquel, Chubut, Argentina. Retrieved from <https://www.sobreincendios.com/prevención/métodos-de-evaluación-de-riesgo-de-incendio/>
- Díaz Salinas, F. J., & Pardi Lacruz, M. S. (2009). Clasificación utilizando el modelo lineal de mezcla espectral para la determinación de áreas deforestadas en la Amazonia Peruana. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 Abril 2009, INPE*, 6149–6156.
- Díez de Bonilla Santiago, E. A. (2007). *Evaluación del peligro por incendios forestales en la delegación Milpa Alta, Distrito Federal*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Farfán Gutiérrez, M., Pérez-Salicrup, D. R., Flamenco-Sandoval, A., Nicasio-Arzeta, S., Mas, J.-F., & Ramírez Ramírez, I. (2018). Modeling anthropic factors as drivers of wildfire occurrence at the Monarch Butterfly Biosphere. *Madera y Bosques*, 24(3), 1–15. <https://doi.org/10.21829/myb.2018.2431591>
- Flores Garnica, J. G. (2004). Simulación del comportamiento del fuego con base en la estimación geoestadística de la variación espacial de combustibles. In L. Villers-ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera ed). México D.F.
- García-Mora, T. J., & Mas, J.-F. (2011). Presentación del sensor MODIS. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf%0A%0A
- Gobernación, S. de. (2014). *Incendios Forestales. 3a edición. mayo 2014*.

- González Gutiérrez, I. (2009). *Monitoreo de la deforestación con la metodología DETER, en los Chimalapas, Oaxaca*.
- González Millán, M. E. (2015). *Modelo espacial para la evaluación del riesgo de incendios forestales en el Suelo de Conservación del Distrito Federal*. Universidad Autónoma del Estado de México. Retrieved from <http://web.uqroo.mx/archivos/jlesparza/mesp112/Lectura3 NGP.pdf>
- Guijarro Guzmán, M., Hernando Lara, C., Díez Galilea, C., & Madrigal del Olmo, J. (2004). Modelización Del Comportamiento Del Fuego En Los Incendios Forestales : Modelos Empíricos de Predicción de la Velocidad de Propagación Desarrollados en Túnel de Viento. *Cuadernos de La Sociedad Española de Ciencias Forestales*, 18, 269–274.
- Gutiérrez Martínez, G., Orozco-Hernández, M. E., Ordoñez Díaz, J. A. B., & Camacho Sanabria, J. M. (2015). Régimen y distribución de los incendios forestales en el Estado de México (2000 a 2011). *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 6(29), 92–107.
- Hernández Ramos, W. (2014). Factores de vulnerabilidad ante los incendios forestales en las provincias de Alicante y Valencia. *Investigaciones Geográficas*, (62). <https://doi.org/10.14198/ingeo2014.62.10>
- Ibarra-Montoya, J. L., & Huerta-Martínez, F. M. (2016). Modelado espacial de incendios: una herramienta predictiva para el Bosque La Primavera, Jalisco México. *Ambiente & Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 11, 35–49. <https://doi.org/10.4136/1980-993X>
- IPCC. (1990). *Climate Change. The IPCC Response Strategies*. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Juárez Orozco, S. M. (2008). *Un modelo de riesgo de incendio en Michoacán, México*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Lemoine Rodríguez, R., & Mas, J. F. (2016). Monitoreo de los incendios de abril/mayo 2016 en el Cerro de la Cruz, Uruapan, Mich. *Centro de Investigaciones En Geografía Ambiental*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- López de Ullibarri, G. I., & Píta Fernández, S. (1998). Curvas ROC. *Cad Aten Primaria*, 5(4), 229–235.
- Magalhães Matos, F. do R. (2012). *Estudo comparativo do desempenho de índices de perigosidade de incêndio florestal*. Universidad do Porto.
- Magaña-Torres, O. S. (1983). *Determinación del índice de peligro de incendios forestales para Tlahuapan, Puebla*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Magaña-Torres, O. S., & Romanhn, C. F. (1987). Determinación del índice de peligros de incendios forestales para Tlahuapan, Puebla. *Revista Ciencia Forestal*, 12(61), 57–66.
- Manzo Delgado, L. de L. (2006). *Método para evaluación del riesgo local de incendio forestal, en base a técnicas de percepción remota*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- María Ramírez, A. (2007). *El Proceso De Análisis Jerárquico Con Base En Funciones De Producción Para Planear La Siembra De Maíz De Temporal*. Colegio De Postgraduados. Colegio de Postgraduados. <https://doi.org/10.1037/0278-6133.23.5.443>

- Marín Chávez, J. (1984). *Los incendios forestales en el Estado de México*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Martínez Moreno, A., Flores Garnica, J. G., & Benvides Solorio, J. de D. (1990). Índice de Riesgo de incendio en la Sierra de Tapalpa, Jalisco. *Ciencia Forestal En México*, 15(67), 1–34.
- Martínez Ramírez, M. de los Á. (2012). *Cartografía de riesgo de incendios forestales aplicando sensores remotos y SIG*. Instituto Potosito de Investigación Científica y Tecnológica A. C.
- Mas, J.-F., Pérez-Vega, A., Ghilardi, A., Loya-Carrillo, J. O., & Vega, E. (2015). Unas herramientas de uso libre para evaluar la fiabilidad temática de datos espaciales. *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de Abril de 2015, INPE*, 1020–1026.
- Mas, J.-F., Pérez-Vega, A., Ghilardi, A., Martínez, S., Loya-Carrillo, J. O., & Vega, E. (2014). A Suite of Tools for Assessing Thematic Map Accuracy. *Geography Journal*, 2014, 1–10.
<https://doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mas, J. F., Díaz-Gallegos, J. R., & Vega, A. P. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: Una revisión. *Investigaciones Geograficas*, 51, 53–72.
<https://doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mas, J. F., Reyes Gallegos, J., & Pérez Vega, A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas : una revisión Assessment of the thematic reliability of maps and classified images : a review. *Investigaciones Geográficas, Boletín Del Instituto de Geografía, UNAM*, 51, 53–72.
- Mas, J. F., Soares Filho, B., Pontius, G. R., Farfán Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A suite of tools for ROC analysis of spatial models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(3), 869–887.
<https://doi.org/10.3390/ijgi2030869>
- Mas, J., & Flamenco, A. (2011). Modelación de los cambios de coberturas/uso del suelo en una región tropical de México. *Geotropico*, 5(1), 1–24. <https://doi.org/10.2967/jnumed.114.147413>
- Miranda Salazar, R. (2004). Determinación de las áreas de riesgos a incendios forestales del parque ecológico Chipinque, Nuevo León. In L. Villers-Ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera, pp. 95–102). México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Morales Manilla, L. M. (2014). *The definition of a minimum set of spatial relations*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Muñoz-Robles, C., & Santana-Arias, R. (2018). Puntos de calor en la Sierra Madre Oriental de San Luis Potosí: patrones espaciales y factores asociados. *Madera Bosques*, 24(1), 1–16.
<https://doi.org/10.21829/myb.2018.2411565>
- Muñoz Robles, C. A. (2001). *Elaboración de un modelo espacial de peligro de incendios forestales*. Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Muñoz Robles, C. A., Treviño Garza, E. J., Verástegui Chávez, J., Jiménez Pérez, J., & Aguirre Calderón, O. A. (2005). Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación del peligro de incendios forestales en la

- Sierra Madre Oriental de México. *Investigaciones Geográficas, Boletín*, 56, 101–117. Retrieved from <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=56905608>
- Natal Tello, Á., & García Rodríguez, R. (2015). Análisis de Mezclas Espectrales para el estudio de la deforestación y establecimiento de la línea de referencia de emisiones en el marco del programa REDD. Aplicación a la región de San Martín, Perú. *Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI Congreso de La Asociación Española de Teledetección*, 1(October), 157–160. Retrieved from http://oa.upm.es/38249/1/INVE_MEM_2015_209182.pdf
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Remote Sensing of Environment Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Olofsson, P., Foody, G. M., Stehman, S. V., & Woodcock, C. E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122–131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>
- Pompa García, M., Vázquez Vázquez, L., Zapata-molina, M., & Solís Moreno, R. (2012). Modelo Conceptual Del Potencial De Incendios Forestales En Durango : Avances Preliminares Conceptual Model of Wildfires in Durango : Preliminary Progress. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 3(13), 95–106.
- Ramírez-Valverde, G., Islas Monroy, J. C., & Ramírez - Valverde, B. (2011). Asociación espuria en el modelo de regresión logística con series de tiempo. *Agrociencia*, 45, 583–591.
- Restrepo B., L. F., & González L., J. (2007). De Pearson a Spearman. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 20, 183–192. Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/2950/295023034010.pdf>
- Rodríguez-Trejo, D. A., Tchikoué, H., Cántora-González, C., Contreras-Aguado, R., & de la Rosa-Vázquez, A. (2011). Modelaje del peligro de incendio forestal en las zonas afectadas por el huracán Dean. *Agrociencia*, 45, 593–608.
- Rojo-Martínez, G. E., Santillán Pérez, J., Ramírez Maldonado, H., & Arteaga Martínez, B. (2001). Propuesta para determinar índices de peligro de incendio forestal en bosques de clima templado en México. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y Del Ambiente*, 7, 39–48. Retrieved from <http://www.chapingo.mx/revistas/revistas/articulos/doc/2875ad9b20f759179baf8574a98873ca.pdf>
- Rothermel, R. C. (1972). *A Mathematical Model for Predicting Fire Spread in Wildland Fuels*. USDA Forest Service.
- Sáenz Romero, C. (2005). El patrimonio forestal de Michoacán y su problemática. In *La biodiversidad en Michoacán. Estudio de Estado* (p. 268).
- Sepúlveda Betancourt, J. I., Burgan, R. E., Meza Sánchez, R., & Gomero Portilla, A. (2011). Sistema de pronóstico para el potencial de incendios forestales en Baja California, México. *Mapping*

Centroamérica y El Caribe, 29–32.

- Sepúlveda Betancourt, J. I., Zuñiga Castillo, W. R., Vizcarra Corral, L., & Gomero Portilla, A. (2000). Índices de peligro y simulación de incendios forestales en ambiente SIG para Baja California. *Revista Ciencia Forestal En México*, 25(88), 37–58.
- Shimabukuro, Y. E., Duarte, V., Anderson, L. O., Valeriano, D. M., Arai, E., de Freitas, R. M., ... Moreira, M. A. (2006). Revista Ambiente e Água. *Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 1(1), 37–47. Retrieved from <http://www.redalyc.org/html/928/92810106/>
- Shimabukuro, Y. E., Santos, J. R., Rudorff, B. F. T., Arai, E., Duarte, V., & Lima, A. (2011). Detección operacional de deforestación y de áreas quemadas en tiempo casi real por medio de imágenes del sensor MODIS. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf
- Soares-Filho, B., Moutinho, P., Nepstad, D., Anderson, A., Rodrigues, H., Garcia, R., ... Maretti, C. (2010). Role of Brazilian Amazon protected areas in climate change mitigation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(24), 10821–10826. <https://doi.org/10.1073/pnas.0913048107>
- Stehman, S. V., & Czaplewski, R. L. (1998). Design and analysis for thematic map accuracy assessment: Fundamental principles. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 331–344. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00010-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00010-8)
- Stocks, B. J., Lawson, B. D., Alexander, M. E., Van Wagner, C. E., McAlpine, R. S., Lynham, T. J., & Dubé, D. E. (1989). The Canadian Forest Fire Danger Rating System: An Overview, 65, 450–457.
- Torres-Rojo, J. M., Magaña-Torres, O. S., & Ramírez-Fuentes, G. A. (2007). Índice De Peligro De Incendios Forestales De Largo Plazo. *Agrociencia*, 41(6), 663–674.
- Van Wagner, C. E. (1987). *Development and structure of the Canadian forest fire weather index system*. Canadian Forestry Service. <https://doi.org/19927>
- Van Westen, C. J. (1994). GIS in landslide hazard zonation: a review, with examples from the Andes of Colombia. *Mountain Environment and Geographic Information Systems*, (January 1994), 135–165.
- Vera Mella, N. (2005). *Atlas climático de irradiación solar a partir de imágenes del satélite NOAA. Aplicación a la Península Ibérica*. Universidad Politécnica de Cataluña.
- Vilchis-Frances, A. Y., Diaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Ba, K. M., & Gomez-Albores, M. A. (2015). Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del río Balsas. *Agrociencia*, 49(7), 803–820.
- Vilchis-Francés, A. Y., Díaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Bâ, K. M., & Gómez-Albores, M. Á. (2015). Modelado Espacial Para Peligro De Incendios Forestales Con Predicción Diaria En La Cuenca Del Río Balsas Territorial Modeling for Danger of Wildfires With Daily Prediction in the Balsas River Basin, 803–820. Retrieved from <http://www.scielo.org.mx/pdf/agro/v49n7/v49n7a8.pdf>
- Villers-ruiz, L., Chuvieco, E., & Aguado, I. (2012). Aplicación del índice meteorológico de incendios

canadiense en un Parque Nacional del centro de México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 3(11), 25–40.

Villers-Ruiz, L., & Hernandez-Lozano, J. (2007). Incendios forestales y el fenómeno de El Niño en México. *Actas de La IV Conferencia Internacional Sobre Incendios*. Retrieved from [http://www.fire.uni-freiburg.de/sevilla-](http://www.fire.uni-freiburg.de/sevilla-2007/contributions/doc/cd/SESIONES_TEMATICAS/ST1/Villers_Hernandez_MEXICO.pdf)

[2007/contributions/doc/cd/SESIONES_TEMATICAS/ST1/Villers_Hernandez_MEXICO.pdf](http://www.fire.uni-freiburg.de/sevilla-2007/contributions/doc/cd/SESIONES_TEMATICAS/ST1/Villers_Hernandez_MEXICO.pdf)

Villers-Ruiz, L., & López Blanco, J. (2004). Comportamiento del fuego y evaluación del riesgo por incendios en las áreas forestales de México: un estudio en el volcán La Malinche. In L. Villers-Ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera ed, p. 164). México: Universidad Nacional Autónoma de México.

Villers-Ruiz, L., & Trejo-Vázquez, I. (1998). Climate change on Mexican forests and natural protected areas. *Global Environmental Change*, 8(2), 141–157. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(98\)00012-0](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(98)00012-0)

Villers Ruiz, M. de L. (2006). Incendios Forestales. *Revista Ciencias*, 081, 60–66.

<https://doi.org/10.1029/2010JD015435>

Wong González, J. C. (2011). *Determinación de peligro a incendios forestales en el municipio de Santa María Yavesia, Oaxaca, México*. Universidad Nacional Autónoma de México.

Zapata Pérez, C. (1990). *Determinación de indicadores de peligro potencial de incendios forestales con base en la cuantificación del material combustible*. Universidad Autónoma Chapingo.

Zárate López, L. G. (2004). *Estudio de las características físicas y geométricas de la llama en los incendios forestales*. Universitat Politècnica de Catalunya. Departament d'Enginyeria Química. Universitat Politècnica de Catalunya. Retrieved from <http://www.tdx.cat/handle/10803/6436>

CAPÍTULO 4

EVALUACIÓN DE LA VULNERABILIDAD A INCENDIOS FORESTALES EN BASE A RELACIONES ESPACIALES LOCALES: EL MODELO FIRELOCAL

CAPÍTULO 4. EVALUACIÓN DE LA VULNERABILIDAD A INCENDIOS FORESTALES EN BASE A RELACIONES ESPACIALES LOCALES: EL MODELO FIRELOCAL

4.1 Resumen

En las pasadas décadas se ha detectado un aumento en el número y la magnitud de incendios forestales, esto debido en parte al aumento global de la temperatura. En este sentido se han generado varias propuestas metodológicas para tratar de determinar las zonas más propensas a sufrir estos siniestros a través del modelado espacial del peligro de incendios y de los índices preventivos. El estado de Michoacán históricamente se ha mantenido en los primeros lugares de reportes de incendios en nuestro país. Sin embargo, no existen estudios que muestren dicha susceptibilidad a estos siniestros; es en este contexto es que el objetivo principal de esta investigación es generar una serie de modelos de susceptibilidad a incendios que diferencien entre bosques y selvas y que además contemple la integración de ambas cubiertas en un modelo integral de "cubierta forestal" en dos amplias regiones del estado denominadas para este fin "zona norte" y "zona sur". Así se desarrollaron 3 modelos en selvas norte y 3 modelos en selvas sur, 3 modelos en bosques norte y 3 modelos en selvas sur, 3 modelos en cubierta forestal norte y 3 modelos en cubierta forestal sur; en todos los casos se desarrollaron modelos para el año 2011, modelos para el año 2012 y modelos para la suma de datos 2011 y 2012. Para llevar a cabo este objetivo se utilizaron imágenes de satélite de alta resolución espacial al final de la temporada de incendios para los años 2011 y 2012 con la finalidad de detectar las cicatrices de incendios que sirvieron de base como la variable dependiente en los modelos de regresión propuestos. Como variables independientes se utilizaron variables antrópicas y variables topográficas que resultaron de suma importancia en investigaciones previas. Para la integración de las variables en el desarrollo del modelo se utilizó la regresión lineal que es una técnica estadística muy sólida en el desarrollo del modelado espacial. Como principales resultados se tiene que, las cicatrices de incendios que van de 1 a 10 hectáreas representan el 81% de lo detectado y que representan el 35% de la superficie afectada en ambas zonas, por otra parte, las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 4% de lo detectado y representan el 38% de la superficie afectada también en las dos zonas. En la zona sur la variable que más influye en la generación de incendios es la proximidad a pastizales en selvas y en la cubierta forestal, por otra parte, la proximidad a caminos resultó la variable de mayor peso en los bosques. En la zona norte la variable que más influye en la generación de incendios es la proximidad a cultivos tanto en bosques, selvas como en la cubierta forestal. Todos los modelos fueron validados con cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 para el período de 2014 a 2018 con el análisis ROC. Los

resultados de la validación señalan que el mejor desempeño para la **zona norte** se obtuvo con el modelo del año 2012 en selvas con un AUC de 0.59 (cicatrices de 2015), con el modelo 2012 para los bosques con un AUC de 0.73 (cicatrices de 2015), y para el modelo de la cubierta forestal del año 2012 se obtuvo una AUC de 0.64 (cicatrices de 2015). Para la zona **sur** el mejor desempeño se encontró con el modelo de selvas 2012 con un AUC de 0.65 (cicatrices de 2014), con el modelo de bosques 2012 con un AUC de 0.66 (cicatrices de 2015) y para la cubierta forestal un AUC de 0.66 con cicatrices de 2015.

4.2 Introducción

Se espera que, por el aumento de condiciones más calientes y secas, algunos ecosistemas que en la actualidad están relativamente libres de incendios forestales, o presentan baja incidencia, pudieran tener un aumento de estos eventos en el futuro cercano, como puede ser el caso de los bosques de niebla o los bosques templados con pocos registros. Algunos estudios muestran una relación entre la incidencia de incendios severos y los ciclos de alta precipitación, en los que se acumula biomasa y/o combustible forestal para la siguiente temporada (Trejo Rodríguez, et. al., 2011), y por otro lado los cambios en la estacionalidad de lluvias, el incremento de la temperatura y las sequías prolongadas, están favoreciendo las condiciones propicias y cambios en el comportamiento de los incendios forestales (CONANP, 2011).

Por ejemplo, el Panel Intergubernamental de Cambio Climático (IPCC) señala que la temperatura global aumentará 0.3°C por década, en este contexto para el año 2075 habrá un aumento aproximadamente de 2.5°C (IPCC, 1990; Villers-Ruíz & Trejo-Vázquez, 1998). Con este diagnóstico se esperan incrementos en el número y la magnitud de los incendios forestales en la época seca del país.

Este tipo de efectos se pueden apreciar a través de los registros de incendios a nivel nacional. La CONAFOR, dependencia gubernamental encargada de llevar a cabo la protección los bosques y selvas tiene registros desde de la década de los 70 hasta la actualidad; esto datos se pueden apreciar en la siguiente figura (1):

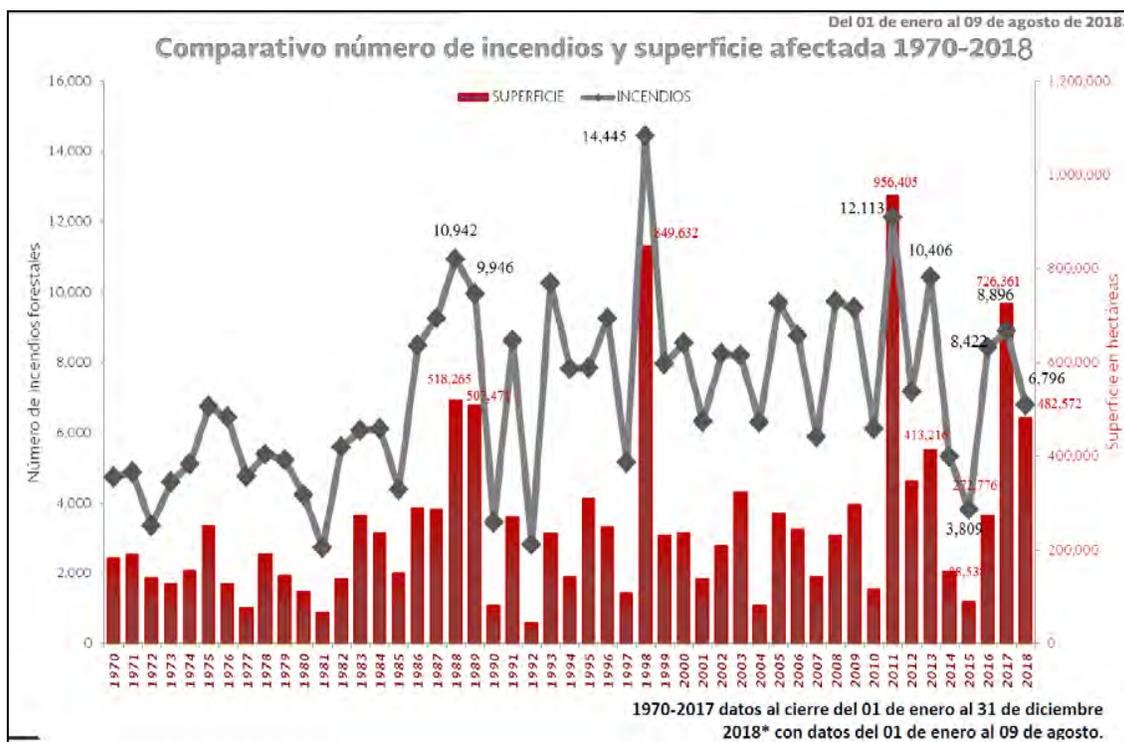


Figura 1: Total de incendios registrados y superficie afectada por año durante el período de 1970 a 2018. Fuente CONAFOR (2018)

Se puede observar que los incendios presentan temporadas cíclicas debido posiblemente al fenómeno climático de El Niño, expresados a través de temporadas críticas de incendios forestales. Con respecto a esta gráfica de 1970 a 2018 en cuatro años se han superado el registro de los 10,000 incendios por temporada estos son: 1988, 1998, 2011 y 2013. Por otra parte, se puede apreciar que en cinco ocasiones se ha superado la superficie afectada de más de 500,000 hectáreas y esto fue en los años 1988, 1989, 1998, 2011 y 2017.

Particularmente el Estado de Michoacán es una de las entidades que más incendios reporta año con año. La principal causa de incendios son en su mayoría las quemadas de biomasa que se relacionan con actividades agropecuarias. Otros factores importantes son la accesibilidad vial, las fogatas y los cigarrillos mal apagados, y en menor medida la ocurrencia de tormentas eléctricas. Para observar la incidencia se tuvo acceso a la base de datos de CONAFOR estatal en donde se presentan los registros desde 2007 a la actualidad (2018) (Ver figura 2).

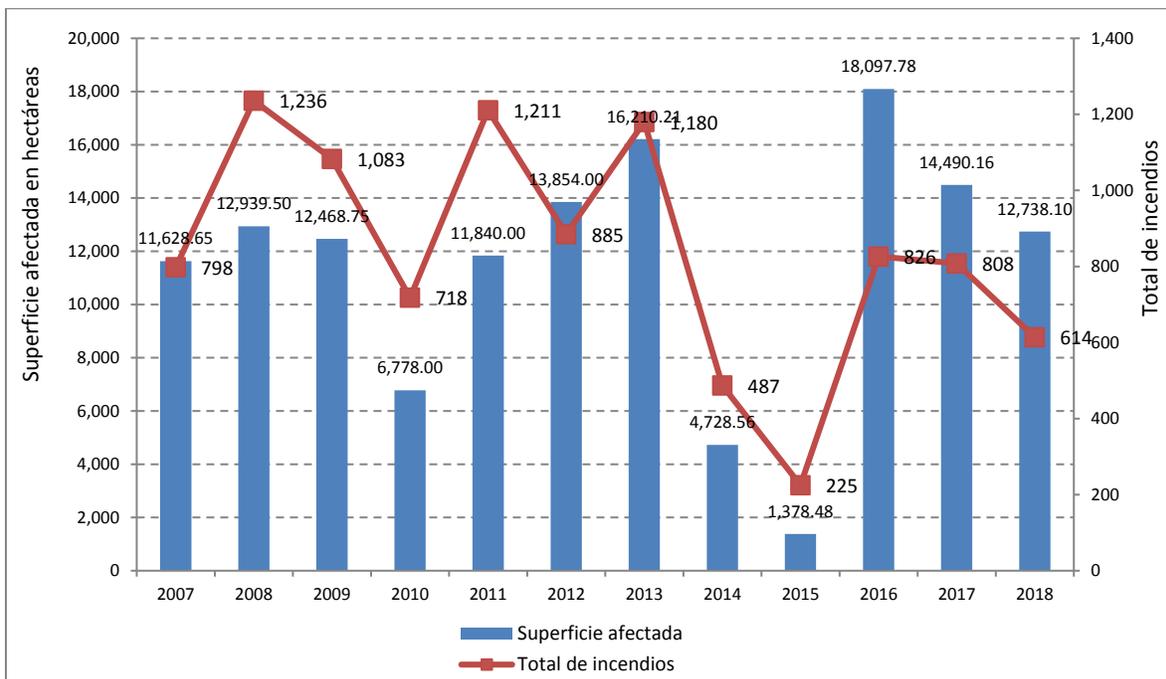


Figura 2: Superficie afectada y número de incendios reportados por CONAFOR en el estado de Michoacán. Fuente: Elaboración propia con datos de CONAFOR 2007 a 2018.

En esta gráfica se puede observar que en los últimos años se han reportado 10,071 incendios forestales con una superficie afectada de 137,152 hectáreas, esta superficie es ligeramente mayor a la totalidad del municipio de Morelia, capital de estado la cual es de 120,075 hectáreas. En cuatro ocasiones se han superado los mil registros de incendios forestales (2008, 2009, 2011 y 2013). En cuanto a la superficie afectada los años de mayor afectación han sido 2008, 2009, 2013, 2016, 2017 y 2018 superando las 12,000 hectáreas.

Además del problema propio de los incendios y sus consecuencias, la parte del problema que más interesa a esta investigación es; que, aunque de alguna manera se sabe que la prevención de los incendios es quizá la mejor manera de evitar su ocurrencia (al menos para los ocasionados por actividades humanas), y existen algunas acciones preventivas en este sentido, todavía no se tienen las herramientas que complementen adecuadamente estos esfuerzos de prevención.

En este sentido se requiere de una buena política preventiva en la protección de los recursos forestales en donde los modelos de probabilidad de incendios juegan un papel de suma importancia. La información que se genera con estos modelos de carácter espacial y temporal es sumamente necesaria para poder clasificar zonas de acuerdo con su grado de susceptibilidad ante la generación de estos eventos (De Vicente y López, 2012; Magaña-Torres & Romanhn, 1987; Rojo-Martínez, Santillán Pérez, Ramírez Maldonado, & Arteaga Martínez, 2001; Zapata Pérez, 1990).

Los modelos espaciales que se han venido desarrollando se pueden clasificar de acuerdo con la siguiente terminología: modelos físicos o teóricos, modelos empíricos o estadísticos y modelos mixtos (semi - empíricos o semi - físicos) (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004; Guijarro Guzmán et al., 2004)

Los modelos físicos o teóricos están basados en la leyes universales de la física y la química; en el ámbito de los incendios forestales son aplicados para conocer la propagación y simulación de incendios; enfocándose más en la transferencia de calor hacia el combustible vegetal, en la intensidad de control de las llamas que contienen las partículas de combustible y en la velocidad del viento (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004; Guijarro Guzmán et al., 2004; Zárata López, 2004) Ejemplos de modelos físicos podemos encontrar en Flores Garnica, 2004; Rojo-Martínez et al., 2001; Sepúlveda Betancourt et al., 2000; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004.

Los modelos empíricos o estadísticos por otra parte; son aquellos que predicen como una variable afecta a una respuesta por medio del análisis estadístico de otras variables. Por ejemplo, cuando los datos son obtenidos de incendios experimentales ya sea en campo o en laboratorio o que parten del registro de incendios forestales reales estos no incorporan ningún proceso físico-químico, esto les permite a este tipo de modelos acercarse más a la realidad. La mayoría de estos modelos se basan en el concepto del análisis de regresión aunque existen otras técnicas como el Análisis Multicriterio, las Redes Neurales, los Pesos de evidencia o la Máxima Entropía, entre otros (Guijarro Guzmán et al., 2004; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Martínez Ramírez, 2012; Mas & Flamenco, 2011; Soares-Filho et al., 2010; Zárata López, 2004)

Los Modelos Mixtos son aquellos que tratan de combinar el empirismo y la teoría; de este modo los modelos de este tipo presentan contenidos teóricos y experimentales que permiten predecir ciertos aspectos del comportamiento del fuego que presentan dificultades desde una resolución analítica; a este tipo de modelos también se les conoce como semi - empíricos o semi - físicos (Guijarro Guzmán et al., 2004).

Un punto fundamental en el modelado espacial es la forma de integración de las variables. En general se reconocen dos procesos matemáticos para la integración conocidas como **técnicas cualitativas** y las **técnicas cuantitativas**.

Las **técnicas cualitativas** se basan generalmente en la creación de una matriz de peligro. En esta matriz se combinan dos o más variables clasificadas de acuerdo a su nivel de peligro. La clasificación es determinada por conocimiento experto en donde la suma de los valores representa un índice del peligro para una determinada región en estudio (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004; De Vicente y López, 2012).

Por otra parte las *técnicas cuantitativas* se basan en la integración de variables de forma numérica mediante fórmulas lineales o no lineales y con un gran soporte matemático -estadístico. La integración con estos métodos en la mayoría de los casos genera un índice de peligro a través de la ponderación selectiva de las variables (Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; De Vicente y López, 2012).

Los modelos hasta ahora propuestos basan la integración de variables con algunas de estas técnicas cuantitativas entre las que destacan el **Análisis Multicriterio** (Muñoz Robles et al., 2005; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004). El **Análisis de Regresión Logística** (Carrillo García et al., 2012; Manzo Delgado, 2006; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Vilchis-Francés, Díaz-Delgado, Magaña-Lona, Bâ, & Gómez-Albores, 2015). La **Regresión Geográfica Ponderada** (Avila-Flores et al., 2010; Pompa García et al., 2012). La **Máxima Entropía** (Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016) y una Técnica de **Modelo Lineal Generalizado** (Farfán Gutiérrez et al., 2018).

Una parte importante de la modelización es la **validación** de las aéreas susceptibles a incendios posterior al desarrollo del modelo. En este sentido este es un tema poco desarrollado ya que de los diferentes modelos propuestos existen pocas propuestas que realizaron una validación. De los que validaron con el análisis ROC podemos mencionar a (Farfán Gutiérrez et al., 2018; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Juárez Orozco, 2008; Manzo Delgado, 2006). Por otra parte existen algunas propuestas que se validaron a través de un análisis de correlación (Carrillo García et al., 2012; Vilchis-Francés et al., 2015)

Desde esta perspectiva el principal objetivo de esta investigación fue generar una serie de modelos de susceptibilidad a incendios que diferencien entre bosques y selvas y que además contemplen la integración de ambas cubiertas en un modelo de "cubierta forestal" en dos amplias regiones del estado denominadas para este fin "zona norte" y "zona sur". Así se desarrollaron 3 modelos en selvas norte y 3 modelos en selvas sur, 3 modelos en bosques norte y 3 modelos en selvas sur, 3 modelos en cubierta forestal norte y 3 modelos en cubierta forestal sur; en todos los casos se generaron modelos para el año 2011, modelos para el año 2012 y modelos para la suma de datos 2011 y 2012. Para llevar a cabo este objetivo se utilizaron imágenes de satélite de alta resolución espacial al final de la temporada de incendios para los años 2011 y 2012 para detectar las cicatrices de incendios que sirvieron de base como la variable dependiente en los modelos de regresión. Como variables independientes se utilizaron variables antrópicas y variables topográficas que resultaron de suma importancia en investigaciones previas. Para La integración de las variables en el desarrollo del modelo se utilizó la regresión lineal que es una técnica estadística muy sólida en el desarrollo del modelado espacial y se validaron los modelos a través del análisis ROC.

4.3 Materiales y métodos

4.3.1 Área de estudio

El área de estudio fue determinada a partir de dos factores: **el primero** por la concentración de puntos de calor mostradas por la CONABIO, por el SMN y por los reportes de incendios de la CONAFOR; y **el segundo** fue determinado por la disponibilidad de imágenes de alta resolución espacial (Rapid Eye) con cuatro fechas distintas. Las primeras dos fechas son a principios de febrero de 2011 y 2012 (sin cicatrices de incendios evidentes) y las otras dos fechas son a finales del mes de mayo de 2011 y 2012 (junio se considera el final de la temporada de incendios por parte de CONAFOR, y en mayo son muy evidentes las cicatrices de incendios). Es en este contexto que al interior del estado se definieron dos grandes áreas de estudio; por un lado, todos los municipios involucrados en la franja aguacatera que parte de Morelia al este y termina en los municipios de Tocumbo y Tinguindin al oeste; por otra parte la alta concentración de puntos de calor en los municipios del sur del estado incluyendo los municipios costeros; de esta manera se definieron dos áreas de estudio llamadas Zona Norte y Zona Sur.

La Zona Norte comprende los municipios de Acuitzio, Ario, Charapan, Cherán, Chilchota, Coeneo, Erongarícuaro, Huiramba, Jacona, Lagunillas, Los Reyes, Madero, Morelia, Nahuatzen, Nuevo Parangarícutiro, Paracho, Pátzcuaro, Peribán, Quiroga, Salvador Escalante, Tacámbaro, Tancítaro, Tangamandapio, Tangancicuaro, Tingambato, Tinguindin, Tocumbo, Tzintzuntzan, Uruapan, Zacapu y Ziracuaretiro. En esta zona predominan los bosques de pino, pino-encino y encino.

Por otra parte, la Zona Sur comprende los municipios de Aguililla, Aquila, Arteaga, Chinicuila, Coahuayana, Coalcomán de Vázquez Pallares, Lázaro Cárdenas y Tumbiscatio. En estos municipios predomina la vegetación de selvas tropicales siendo la selva baja caducifolia y selva mediana caducifolia las que más superficie abarcan; aunque también encontramos una gran parte cubierta de bosques templados (Figura 3).

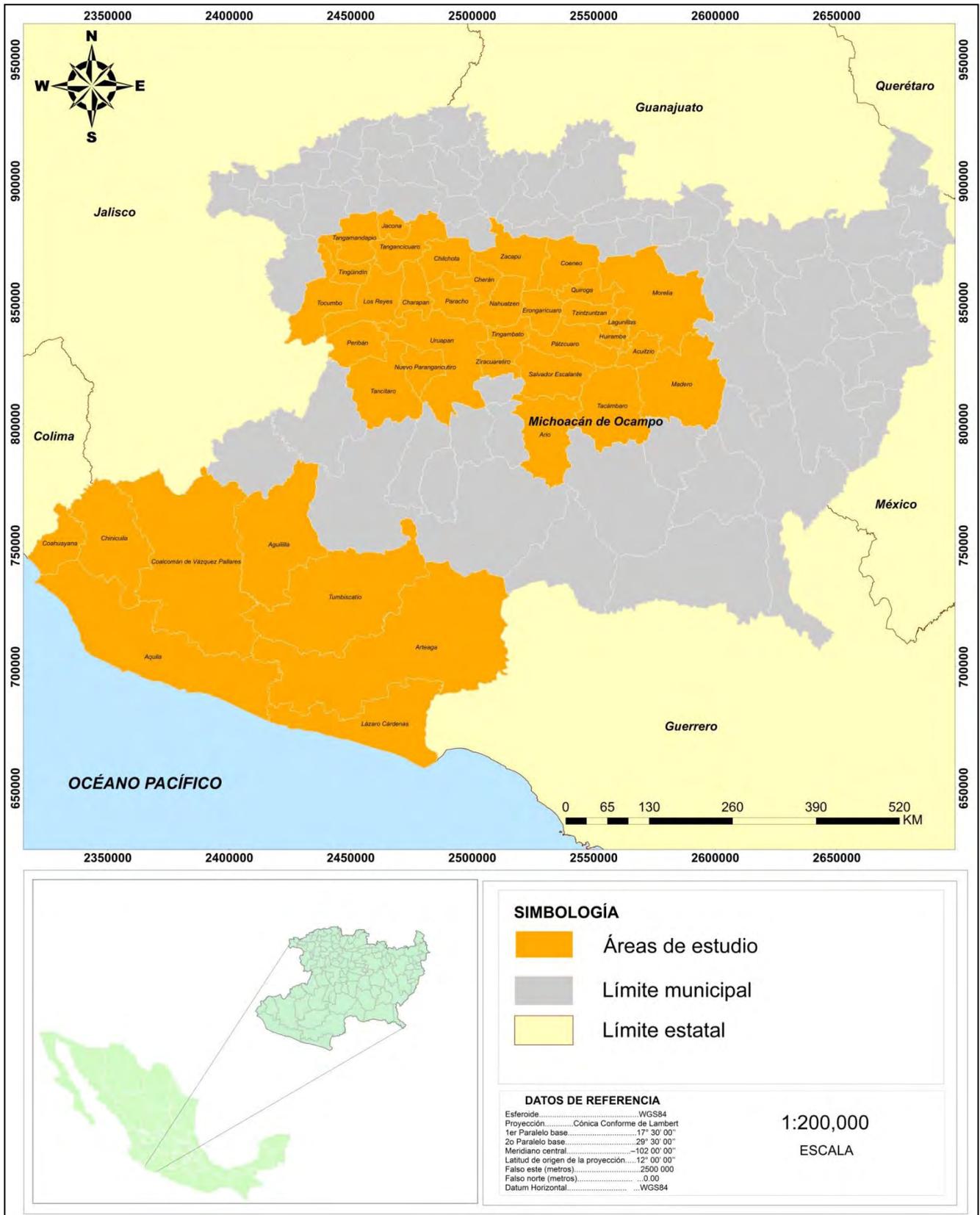


Figura 3: Localización general de las dos zonas de estudio.

4.3.2 Materiales

a) Registros de incendios forestales

Los registros de incendios forestales para los años 2011 y 2012 se obtuvieron a través de la delegación estatal de la CONAFOR. En la base de datos se cuenta con la siguiente información: coordenadas geográficas, municipio, causa, fechas de inicio y término del incendio, tipo de vegetación afectada, superficie afectada y duración de los incendios. La espacialización de los registros de incendios se utilizaron para determinar las zonas de acumulación de incendios forestales que fue la base para definir el área de estudio.

b) Puntos de calor

Los puntos de calor de CONABIO se descargaron en formato *shapefile* (puntos) a través de su portal (<http://incendios.conabio.gob.mx>), mientras que los puntos del SMN se obtuvieron mediante una solicitud de información al Departamento de Monitoreo Atmosférico Ambiental. Ambos conjuntos de puntos de calor son para los años 2011 y 2012. Estos puntos de calor se utilizaron como complemento para determinar el área de estudio.

c) Uso de suelo y vegetación serie VI de INEGI

Un insumo importante fue el mapa Uso de suelo y vegetación de la Serie VI del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) con escala 1:250000 publicada en 2011 (disponible en <http://www.inegi.org.mx/temas/mapas/usosuelo/>). De este mapa se extrajeron las cubiertas de bosques, selvas, pastizales y cultivos.

d) Marco Geoestadístico Municipal

Para el mapa de asentamientos humanos se descargó el Marco Geoestadístico Municipal (MGM) versión 2010. De este se utilizaron las localidades rurales y los asentamientos urbanos. Disponible en <https://www.inegi.org.mx/temas/mg/default.html#Mapa>

e) Modelo digital de elevación (INEGI)

Las variables topográficas de orientación de laderas, geometría del relieve y la pendiente se obtuvieron a través del modelo digital de elevación (MDE) del estado de Michoacán. La resolución utilizada del modelo fue la de 15 metros por píxel. Este se encuentra disponible en el siguiente link <https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/>

f) Cartas topográficas 1:50,000

Se descargaron 49 cartas topográficas 1:50,000 de INEGI para obtener la cubierta de caminos y carreteras. La clave de las cartas que cubren las zonas de estudio se puede ver en el siguiente cuadro (1).

Cuadro 1: Clave las cartas topográficas utilizadas.

FID	CLAVE	FID	CLAVE
1	E13B18	26	E13B78
2	E13B19	27	E13B79
3	E13B28	28	E13B86
4	E13B29	29	E13B87
5	E13B38	30	E13B88
6	E13B39	31	E13B89
7	E13B46	32	E13D19
8	E13B47	33	E14A11
9	E13B48	34	E14A12
10	E13B49	35	E14A13
11	E13B54	36	E14A21
12	E13B55	37	E14A22
13	E13B56	38	E14A23
14	E13B57	39	E14A31
15	E13B58	40	E14A32
16	E13B59	41	E14A33
17	E13B64	42	E14A41
18	E13B65	43	E14A42
19	E13B66	44	E14A43
20	E13B67	45	E14A51
21	E13B68	46	E14A52
22	E13B69	47	E14A61
23	E13B75	48	E14A71
24	E13B76	49	E14A81
25	E13B77		

g) Imágenes Rapid Eye

Se consiguieron un total de 196 imágenes *Rapid Eye* que cubren las dos zonas de estudio para los años 2011 y 2012 y además cubren los meses del inicio y los meses del final de la temporada de incendios. Estas imágenes se obtuvieron gracias a un convenio existente entre la CONABIO y la Universidad Nacional

Autónoma de México (UNAM). Estas imágenes también sirvieron para generar la cartografía 1:50,000 y para detectar las cicatrices de incendios de las dos temporadas (2011 y 2012). El nivel de pre-procesamiento de las imágenes es 3A lo que indica que son productos ortorrectificados con correcciones radiométricas, geométricas y del terreno con una proyección geográfica en UTM zonas 13 y 14 y datum WGS84 (BlackBridge, 2013) En los siguientes cuadros 2 y 3 se presentan las características de las imágenes y su identificador para el área de estudio.

Cuadro 2: especificaciones técnicas de las imágenes Rapid Eye.

Número de Satélites	5
Altitud de Órbita	630 km heliosincrónica
Tipo de Sensor	<i>Push Broom</i> Multispectral
Bandas Espectrales	Rango espectral en (nm)
Azul	440 - 510
Verde	520 - 590
Rojo	630 - 685
Red-Edge	690 - 730
NIR	760 - 850
Tamaño de píxel (ortorrectificado)	5 m
Ancho de barrido	77 km
Rango dinámico de la cámara	12 bits

Fuente: BlackBridge (2013)

Cuadro 3: Cubrimiento de imágenes Rapid Eye con su respectivo código.

FID	TILE_ID	FID	TILE_ID	FID	TILE_ID
1	1347326	34	1347727	67	1447502
2	1347327	35	1347728	68	1447601
3	1347422	36	1347820	69	1447602
4	1347423	37	1347821	70	1447701
5	1347424	38	1347822	71	1447702
6	1347425	39	1347823	72	1447802
7	1347426	40	1347824	73	1447803
8	1347427	41	1347825	74	1447804
9	1347428	42	1347828	75	1447901
10	1347521	43	1347926	76	1447902
11	1347522	44	1347927	77	1447903
12	1347523	45	1347928	78	1447904
13	1347524	46	1348024	79	1447905
14	1347525	47	1348025	80	1447906
15	1347526	48	1348026	81	1448001
16	1347527	49	1348027	82	1448002
17	1347528	50	1348028	83	1448003
18	1347620	51	1348124	84	1448004
19	1347621	52	1348125	85	1448005
20	1347622	53	1348126	86	1448006
21	1347623	54	1348127	87	1448101
22	1347624	55	1348128	88	1448102
23	1347625	56	1348225	89	1448103
24	1347626	57	1348226	90	1448104
25	1347627	58	1348227	91	1448105
26	1347628	59	1348228	92	1448106
27	1347720	60	1348325	93	1448201
28	1347721	61	1348326	94	1448202
29	1347722	62	1348327	95	1448203
30	1347723	63	1348328	96	1448204
31	1347724	64	1447301	97	1448205
32	1347725	65	1447401	98	1448301
33	1347726	66	1447501	99	1448302

h) Imágenes Landsat

Las imágenes LANDSAT 5 del año 2011 se utilizaron para detectar cicatrices de incendios como complemento a las cicatrices de incendios detectadas en Rapid Eye. En el siguiente cuadro se aprecian las fechas de estas imágenes (Cuadro 4).

Cuadro 4: imágenes utilizadas para el año 2011

SENSOR	FECHA	PATH / ROW
Landsat 5	01 de marzo de 2011	29 / 47
Landsat 5	19 de marzo de 2011	27 / 47
Landsat 5	02 de abril de 2011	27 / 46

Posteriormente se utilizaron imágenes LANDSAT 8 de 2014 a 2018 para detectar cicatrices de incendios que sirvieron para validar cada uno de los modelos propuestos (cuadro 5).

Cuadro 5: Imágenes LANDSAT 8 utilizadas para la validación

SENSOR	PATH / ROW	FECHA 2014	FECHA 2015	FECHA 2016	FECHA 2017	FECHA 2018
Landsat 8	29 / 47	12 mayo 2014	15 mayo 2015	17 mayo 2016	20 mayo 2017	23 mayo 2018
Landsat 8	28 / 47	5 mayo 2014	24 mayo 2015	10 mayo 2016	13 mayo 2017	1 junio 2018
Landsat 8	27 / 47	14 mayo 2014	17 mayo 2015	19 mayo 2016	22 mayo 2017	25 mayo 2018
Landsat 8	28 / 46	5 mayo 2014	8 mayo 2015	10 mayo 2016	13 mayo 2017	1 junio 2018

Todos los insumos fueron puestos en una base de datos de un Sistema de Información Geográfica (ArcGis 10.3) con un sistema de proyección Cónica Conforme de Lambert con Datum WGS84 y los parámetros utilizados para México.

4.3.3 Métodos

4.3.3.1 Depuración de las bases de datos de CONABIO, SMN y CONAFOR

En este proyecto inicialmente se obtuvieron los registros de incendios detectados por las dependencias federales encargadas del monitoreo, detección y prevención de incendios forestales. La CONABIO y el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) implementaron sistemas de monitoreo con imágenes de satélite para detectar puntos de calor. Las dos dependencias hacen uso de tecnología satelital y se basan en tres sensores: 1.-AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), 2.- MODIS (Moderate Resolution

Imaging Spectroradiometer) y GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite). La CONAFOR es la encargada de los registros de incendios forestales y superficie afectada. De estas bases de datos se obtuvieron los municipios con mayor concentración de este tipo de siniestros.

4.3.3.2 Mapa de cubiertas y usos de suelo escala 1:50,000

Para poder obtener la escala 1:50,000 se mejoraron los límites de los polígonos de las cubiertas de la serie V de INEGI que tiene una escala de 1:250,000 teniendo de fondo las imágenes Rapid Eye del 2011. Este mapa 2011 mejorado posteriormente se interpretó con las imágenes 2012 para identificar cambios en las cubiertas. De esta manera se obtuvo un mapa más preciso que sirvió para mejorar la escala de las diferentes cubiertas utilizadas para el diseño de los modelos.

4.3.3.3 Variable dependiente (Cicatrices de incendios)

La variable dependiente en la construcción de los modelos propuestos parte de un registro de incendios forestales. Estos registros se pueden obtener de los puntos de calor de CONABIO o del SMN incluso de la espacialización de los registros de incendios de CONAFOR; sin embargo, como vimos en el capítulo 2 de esta tesis las bases de datos de estas dependencias generan cierta incertidumbre. Desde este punto de vista y ya que se tenían disponibles las imágenes Rapid Eye se decidió llevar a cabo una clasificación digital para obtener las cicatrices de incendios.

4.3.3.4 Variables independientes

Inicialmente se definieron las variables a integrar de acuerdo con el capítulo 3 de esta tesis. En el capítulo 3 se describen los diferentes índices y modelos que se han generado hasta 2018. En ese capítulo también se hace un análisis exploratorio para determinar las variables de mayor peso en la generación de incendios forestales. Desde ese punto de vista sobresalen las siguientes variables como las más importantes:

Variables Antrópicas: Distancia a vialidades, distancia a cultivos y distancia a localidades (Carrillo García et al., 2012; Farfán Gutiérrez et al., 2018; Juárez Orozco, 2008; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Vilchis-Frances et al., 2015)

Variables Topográficas: La pendiente y la orientación de laderas (Carrillo García et al., 2012; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Manzo Delgado, 2006; Muñoz Robles et al., 2005; Vilchis-Frances et al., 2015)

Variables Meteorológicas: Precipitación y temperatura (Avila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Manzo Delgado, 2006; Muñoz Robles et al., 2005; Vilchis-Frances et al., 2015)

Una de las variables que resultó muy importante en la mayoría de los modelos propuestos es la que tiene que ver con el tipo de vegetación y el uso de suelo (Avila-Flores et al., 2010; Farfán Gutiérrez et al., 2018; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Juárez Orozco, 2008; Manzo Delgado, 2006; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004)

Con el análisis de los modelos propuestos se determinó seleccionar aquellas variables que fueron reportadas como las más influyentes destacando las siguientes **Variables antrópicas**: *Proximidad a caminos, proximidad a cultivos, proximidad a pastizales y proximidad a localidades* (asentamientos humanos). Como **variables topográficas**: *la orientación de laderas, la pendiente* y adicionalmente se propuso *la geometría del relieve* (cóncavo o convexo). Una **variable final** que solamente se encuentra en los modelos del año 2012 es *la proximidad a incendios previos* es decir se calculó la proximidad a las cicatrices detectadas de 2011 y se integró a estos modelos.

4.3.3.4.1 Variables antrópicas

Medir las causas antrópicas de los incendios forestales puede resultar complicado por la diversidad de situaciones y necesidades por parte de la población que se dan en un territorio dado. Sin embargo, tomando en cuenta la infraestructura y actividades económicas se pueden tener una mayor aproximación en el entendimiento de las causas. Un acercamiento para resolver esta dificultad es la cartografía del impacto humano de forma indirecta basada en variables auxiliares como la proximidad a caminos, a aéreas agrícolas, a pastizales y asentamientos humanos, entre muchas otras (Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; Muñoz Robles, 2001)

a) Proximidad a caminos

La accesibilidad a los bosques por medio de caminos y carreteras es una variable que condiciona el número y distribución de los agentes potenciales de ignición por lo tanto donde exista un mayor número de caminos

y carreteras con una cubierta forestal importante existirá una mayor susceptibilidad a los incendios. Este factor depende básicamente de la estructura de caminos en la cubierta forestal (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004). La obtención de este mapa se dio a través de la integración de las cartas topográficas de INEGI 1:50:000 que cubren las dos regiones en estudio. Posteriormente y con ayuda de las imágenes Rapid Eye se digitalizaron en pantalla los caminos y carreteras que no estaban trazadas en las cartas topográficas.

b) Proximidad a asentamientos humanos

Se parte de la premisa de que los recursos forestales que se encuentran alejados de los asentamientos humanos se encuentran más conservados, entonces los recursos forestales que se encuentren más cercanos a las localidades rurales y zonas urbanas sufrirán una mayor presión y por lo tanto serán más susceptibles a incendios forestales. La capa de localidades rurales y zonas urbanas se obtuvo del Marco Geoestadístico Nacional 2010 de INEGI. Las localidades y zonas urbanas no contempladas en el MGM se digitalizaron sobre las imágenes Rapid Eye esto para tener una capa más completa sobre localidades rurales.

c) Proximidad a pastizales

El manejo de los pastizales tiene una larga tradición en la que se involucran las quemaduras para la regeneración, mantenimiento o generación de nuevas áreas que serán aprovechadas por el ganado. Estas prácticas son muy habituales en el manejo de los pastizales agropecuarios (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004). La capa de pastizales se obtuvo del mapa de uso de suelo y vegetación mejorado a la escala 1:50,000.

d) Proximidad a zonas de cultivo

La proporción y tipo de cultivos agrícolas en el territorio contribuyen al peligro de incendio por las prácticas culturales que se llevan a cabo en las áreas agrícolas; por ejemplo, en la preparación de terrenos para nuevas siembras, para el desbroce de fincas abandonadas o para eliminar restos de cosechas o de cualquier material como maleza, hierba, etc. Estas prácticas pueden escapar al control de los agricultores pasando el fuego a zonas arboladas o de pastizales. En este sentido si una cubierta forestal se encuentra cerca de las zonas de cultivo, será más propensa a los incendios forestales derivados de quemaduras agrícolas (Chuvienco Salinero & Martín Isabel, 2004). La capa de zonas agrícolas también se obtuvo del mapa de Uso de Suelo y Vegetación mejorado en la escala.

e) Proximidad a incendios previos

Una de las variables que fueron consideradas para esta investigación fue la proximidad a incendios previos o anteriores. Esta variable solo está presente en los modelos de los años 2012 porque se generó con las cicatrices de incendios detectadas en el año 2011. Esta variable se construyó bajo el supuesto de que los incendios tienen altas posibilidades de desarrollarse en áreas adyacentes a zonas afectadas por incendios en los años anteriores.

4.3.3.4.2 Variables topográficas

a) Pendiente de la ladera

La pendiente puede ayudar a la propagación de un incendio; por ejemplo, en pendientes suaves la circulación de los vientos es más fluida, pero en pendientes más fuertes la circulación de los vientos se vuelve ascendente y favorece la continuidad vertical del combustible forestal ocasionando una mayor posibilidad de desarrollar incendios forestales de grandes magnitudes. Se ha determinado que un incendio que se desarrolla sobre una superficie plana, se llega a propagar al doble de su velocidad cuando alcanza pendientes del 30% y estos a su vez se duplican en pendientes cercanas a los 55% (Martínez Moreno et al., 1990; Villers Ruíz, 2006). La pendiente de laderas fue calculada a partir del Modelo Digital de Elevación de INEGI.

b) Orientación de la ladera

En general se parte de la premisa de que las pendientes orientadas al sur y al suroeste en el hemisferio norte proveen las condiciones favorables para una ignición, ya que estas exposiciones reciben más energía solar y por consiguiente ocasiona el aumento de la temperatura, la disminución de la humedad de los combustibles y el aumento de la velocidad de los vientos; estas condiciones se considera que favorecen la probabilidad de un incendio (Martínez Moreno et al., 1990; Villers Ruíz, 2006). La orientación de laderas fue extraída a partir del Modelo Digital de Elevación de INEGI.

c) Geometría del relieve

La geometría del relieve tiene que ver con la forma en que se presenta una ladera. En una ladera cóncava la cubierta forestal retiene mayor humedad porque puede recibir menos horas de insolación. Por el contrario, en una ladera convexa la vegetación tiende a estar más expuesta a la radiación solar y en este supuesto la humedad de los combustibles disminuye y serán más susceptibles a un incendio forestal. A pesar de que esta variable no fue reportada en ninguno de los modelos anteriores se reconoce como una variable topográfica que puede ser de gran influencia en la generación de incendios.

Las variables de la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve se obtuvieron a partir del Modelo Digital de Elevación a 15 m. por píxel con las herramientas de Slope, Aspect y Curvature implementados en el Análisis Espacial de Arc Gis.

4.3.3.5 Correlación de variables (Correlación de Pearson)

Un factor importante que se debe considerar al momento de proponer un modelo es la correlación de valores entre las distintas variables. En este sentido si una variable está altamente correlacionada con otra variable y no existen diferencias importantes entonces se puede descartar.

Para llevar a cabo la correlación espacial se utilizó la correlación de Pearson el cual es uno de los índices más comunes en la medición de la autocorrelación espacial ya que compara el valor de una variable x en un determinado punto i con los valores de la misma variable en otro punto y . Este índice utiliza la siguiente fórmula (1):

$$r_{xy} = \frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2} \sqrt{\sum y^2}}$$

(1)

El coeficiente de correlación se interpreta de la siguiente manera: cuando es menor a cero ($r < 0$) Se dice que hay correlación negativa: Las variables se correlacionan en un sentido inverso. A valores altos en una de las variables, le suelen corresponder valores bajos en la otra variable y viceversa. Cuánto el valor esté más próximo a -1 dicho coeficiente de correlación más evidente será la covariación extrema.

Cuando es mayor a cero ($r > 0$) Se dice que hay correlación positiva: Ambas variables se correlacionan en un sentido directo. A valores altos en una de las variables, le corresponden valores altos en la otra variable e igualmente en una situación inversa sucede con los valores bajos. Cuánto más próximo a +1 se encuentre el coeficiente de correlación más evidente será la covariación y las variables serán muy similares.

Cuando es igual a cero ($r = 0$) Se dice que las variables están incorrectamente relacionadas, no se puede establecer algún sentido de covariación en donde el proceso es plenamente aleatorio (Restrepo B. & González L., 2007).

El análisis de correlación espacial se realizó con las variables antrópicas, es decir con la distancia caminos, distancia cultivos, distancia asentamientos humanos y la distancia a pastizales.

4.3.3.6.- Evaluación de la susceptibilidad a incendios forestales (Modelo FIRELOCAL)

4.3.3.6.1 Cubierta forestal, bosques y selvas

Como se ha mencionado anteriormente el mapa de Uso de Suelo y Vegetación fue mejorado en su escala. Derivado de esta mejora el modelo propuesto fue aplicado a la categoría de **bosques** y a la categoría de **selvas** de forma independiente. Posteriormente estas categorías se agruparon en una sola capa llamada **Cubierta Forestal** que fue utilizada para aplicar el modelo propuesto.

En este sentido el modelo FIRELOCAL fue aplicado utilizando las cicatrices de incendios en bosques del año 2011 y se generó un modelo de probabilidad de incendios con esta información, posteriormente se utilizaron las cicatrices de incendios del año 2012 y se generó un modelo de probabilidad de incendios con esta información. Finalmente se sumaron los datos de los dos años; es decir cicatrices de incendios en bosques para 2011 y 2012 y se generó un tercer modelo de probabilidad de incendios. El mismo procedimiento se realizó con la información de cicatrices de incendios en selvas y en la cubierta forestal dando un total de 9 modelos de probabilidad de incendios en la zona sur y 9 modelos de probabilidad de incendios en la zona norte. Para mejorar el entendimiento de los resultados, estos se dividieron en resultados para la **zona sur** y resultados para la **zona norte**.

4.3.3.6.2 Generación del modelo contra incendios: FIRELOCAL

La generación del modelo refleja hasta cierta medida una serie de parámetros que integrados entre sí espacialicen de manera puntual la susceptibilidad de la cubierta forestal (bosques y selvas) a incendios. En este sentido, para construir cada uno de los modelos espaciales se basó en 6 etapas bien diferenciadas entre sí.

- 1) La primera etapa es conocer la distribución "real" de las cicatrices de incendios en bosques y selvas.
- 2) La segunda etapa es conocer la relevancia de cada una de las variables analizadas.
- 3) La tercera etapa es la descripción de la preferencia de cada variable.
- 4) La cuarta etapa es la determinación del peso de cada variable.
- 5) La quinta etapa es la aplicación del modelo sobre los bosques, selvas y la cubierta forestal.
- 6) La sexta y última etapa es la validación de cada uno de los modelos propuestos.

4.3.3.6.2.1- Etapa 1: Cicatrices de incendios forestales

Los incendios forestales que son muy recientes dejan una huella o cicatriz que es altamente detectable con técnicas de percepción remota debido al comportamiento de la vegetación en el espectro después de un incendio; Robinson (1991) y Pereira (1999) reportan que la vegetación sufre un ligero aumento en la respuesta espectral del visible, mientras sufre un gran decremento en la región del infrarrojo cercano y un ligero aumento nuevamente en el infrarrojo medio y térmico. Estas cicatrices son muy notables en la época de mayor estrés hídrico de la vegetación y que coincide con los meses de mayor afectación por los incendios (abril, mayo y junio) (figura 4).

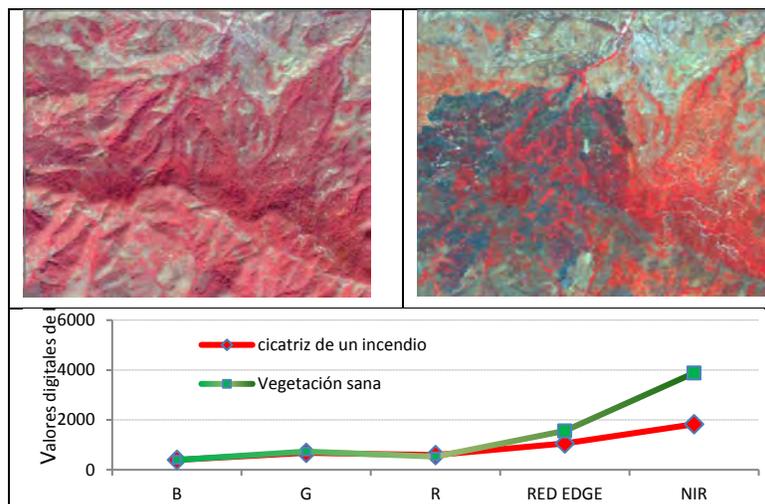


Figura 4: Respuesta espectral de la vegetación antes y después de un incendio en imágenes Rapid Eye (composición en falso color).

a) Pre-procesamiento de imágenes Rapid Eye

Como se mencionó anteriormente las imágenes Rapid Eye nivel 3A ya cuentan con corrección geométrica, radiométrica y topográfica. Adicionalmente se realizó una corrección atmosférica con el Módulo FLASSH (*Fast Line of sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*) implementado en ENVI 5.2. para corregir cualquier anomalía presente por las condiciones atmosféricas de las imágenes.

b) Procesamiento de imágenes Rapid Eye

Para el monitoreo y detección de cicatrices de incendios en la Amazonia de Brasil el Instituto Nacional de Pesquisas Espaciales (INPE) desarrollo una metodología llamada "*Detección de Quemadas en Tiempo Real*" (DETEQ) basándose en el Modelo Lineal de Mezcla Espectral (MLME), la segmentación de imágenes y de una clasificación no supervisada sobre imágenes de satélite; éstas fueron la base técnico-metodológica que fue aplicada a las imágenes Rapid Eye para la detección de cicatrices de incendios (Aguiar 1999, Shimabukuro et al. 2013). El procesamiento como tal incluye las siguientes fases:

1.- **Aplicación del MLME a las bandas espectrales.** El MLME es una técnica en la que se busca la proporción de cada cubierta al interior de un pixel. Este supuesto parte de la idea conceptual de que el valor de un pixel es la suma de la respuesta espectral de las diferentes cubiertas en el terreno, por lo tanto, cualquier pixel en escalas de grises codificada en bits contiene información acerca de la proporción de cada cubierta en su interior; el MLME considera una sumatoria lineal de estas proporciones (Shimakuro et al. 2013). El MLME dependiendo de los componentes de la descomposición espectral se puede expresar de la siguiente manera (2):

$$r_i = a * vege_i + b * suelo_i + c * sombra_i + e_i \quad (2)$$

Donde r_i es la respuesta del pixel en la banda i de la imagen; a , b , y c , son proporciones de vegetación, suelo y sombra que componen el pixel; $vege_i$, $suelo_i$ y $sombra_i$ corresponden a la respuesta espectral de cada una de las componentes seleccionadas para la mezcla, finalmente e_i es el error de estimación intrínseco para cada banda i (Câmara et al. 2013). La aplicación del MLME genera imágenes llamadas fracción; así se reconocen la fracción suelo, (que realza la información del suelo desnudo), fracción vegetación (que realza la información de vegetación sana) y la fracción sombra (que realza la información de las sombras, los cuerpos de agua y las zonas afectadas por incendios) (Aguiar et al. 1999, Shimabukuro et al. 2011, Câmara et al. 2013). Fue utilizada la imagen fracción sombra para generar los mapas de cicatrices de incendios.

2.- **Segmentación de imagen.** Se llevó a cabo la segmentación de la imagen fracción sombra con el algoritmo de crecimiento de regiones el cual se basa en seleccionar pixeles semillas de las diferentes cubiertas y sucesivamente se van incorporando los pixeles vecinos para generar grupos (regiones) de acuerdo con los criterios de similitud espectral y de área, definidos por el usuario (Spring ayuda).

3.- **Aplicación de una clasificación no supervisada.** Se utilizó el algoritmo ISOSEG, el cual es un algoritmo de clustering sobre un conjunto de regiones. Las regiones que provienen de la segmentación serán agrupadas en clusters una vez que son calculados los atributos estadísticos de la media y de la matriz de covarianza; influye también el tamaño de la región definido por el área en número de pixeles (Spring ayuda).

Estos procesos fueron utilizados para extraer la información de las cicatrices de los incendios en el área de estudio sobre las imágenes Rapid Eye y Landsat (2011) ya sean incendios forestales o quema de pastizales para el período 2011 y 2012.

Una vez identificadas las áreas quemadas se revisaron a través de una interpretación visual para remover las áreas que no correspondían a cicatrices de incendios, esto debido a que la imagen fracción sombra también realza las sombras y los cuerpos de agua presentes en las imágenes.

c) Validación de cicatrices de incendios

Un segundo proceso nos llevó a validar los resultados obtenidos de la clasificación digital de imágenes Rapid Eye. Para validar la ubicación y superficie afectada por incendios se utilizó la herramienta Google Earth la cual tiene una serie histórica de imágenes de alta resolución; aunque es un visualizador de imágenes nos permite sobreponer las cicatrices detectadas y comprobar si hubo o no un incendio forestal.

4.3.3.6.2.2- Etapa 2: La relevancia de las variables

El procedimiento para conocer el grado de relevancia de una variable se inicia sobre la estructuración de los conocimientos sobre los eventos geográficos existentes en una región o área de interés. El concepto de relevancia se puede determinar por la similitud o diferencia entre un patrón de distribución con datos reales y un patrón de distribución con datos generados aleatoriamente para la misma variable en un mismo lugar. Si las diferencias entre las distribuciones son muy similares entre sí, la variable se considera no relevante, pero si las diferencias son considerablemente altas se considera que esa variable es relevante (Morales Manilla, 2014)

La relevancia de una variable se puede obtener de manera espacial siguiendo los siguientes pasos:

- a. Preparación de las variables ya probadas o hipotéticamente relevantes.
- b. Preparación de un conjunto de mapas que muestren la distribución real de cada variable.
- c. Preparación de un conjunto de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable.
- d. Eliminación de los efectos de "tamaño" en ambos conjuntos de distribuciones.
- e. Comparación de frecuencias (real y aleatoria) para determinar si hay diferencias estadísticas que indiquen si una relación es relevante o no.

En este sentido es importante hacer hincapié en que la cantidad y el tipo de variables y/o parámetros en el modelo dependen completamente de la relevancia de las variables.

a) Preparación de las variables ya probadas

Es importante mencionar que se requiere de mapas con una alta calidad cartográfica en su diseño por tal motivo la mayoría de las variables provienen del mejoramiento de la escala del mapa de uso de suelo vegetación de la serie V de INEGI. De esta manera tenemos mapas con la misma escala, la misma resolución y una cobertura muy reciente entre fechas. Como se mencionó anteriormente las variables que serán analizadas son tres topográficas (orientación de laderas, geometría del relieve y la pendiente) y cuatro variables antrópicas (proximidad a caminos, proximidad a asentamientos humanos, proximidad a cultivos y proximidad a pastizales). Estas variables o parámetros resultaron muy importantes en la mayoría de las propuestas de los modelos contra incendios forestales y que se describieron en el capítulo 3.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Para la generación de los mapas con una distribución real de cada variable se aplica la siguiente fórmula (3) (Morales Manilla, 2014):

$$REMI = RE * MI \quad (3)$$

Donde REMI= es el mapa resultado de la sobreposición de la variable analizada y el mapa de las cicatrices de incendios.

RE = Variable espacial analizada (antrópica o topográfica)

MI= Mapa de las cicatrices de incendios.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

En esta paso, se sigue el mismo procedimiento utilizado para generar un mapa de distribución real, con la diferencia de que las cicatrices de incendios se generan a partir de una distribución aleatoria y sobreponiendo el mapa de la variable en cuestión con la misma fórmula (4) (Morales Manilla, 2014):

$$REMI = RE * MIA \quad (4)$$

Donde REMIA: Mapa resultado de la sobreposición de la variable analizada y el mapa de las cicatrices de incendios generadas aleatoriamente.

RE = Variable espacial analizada (antrópica o topográfica)

MIA= Mapa de las cicatrices de incendios aleatorias.

d) Eliminación de los efectos del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Para determinar si una variable es relevante o no, es importante considerar si las frecuencias observadas se deben a un efecto del tamaño; es decir que, si existe una cubierta que tenga mayor superficie que otra resultara más determinante que las demás, en este sentido es necesario estandarizar la superficie de cada cubierta. Para eliminar este efecto, se aplicó un procedimiento de normalización de área a cada clase de frecuencia, tanto en la distribución real como en la distribución aleatoria de cada variable con la siguiente fórmula (5) (Morales Manilla, 2014):

$$SNFi = \frac{NCIEi}{NCIOEi} \quad (5)$$

Donde: SNFi = frecuencia normalizada de tamaño de clase i;

NCIEi = número de celdas de clase i dentro de la cubierta forestal en estudio;

NCIOEi = número total de celdas de la clase i en el área de estudio.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Cundo se obtienen los mapas con distribuciones real y aleatoria el siguiente paso es construir los histogramas de distribución de frecuencias de los valores correspondientes a cada variable. Por ejemplo en los mapas de proximidad se espera que las distancias más cercanas tengan una mayor concentración de valores que irá disminuyendo con forme aumente la distancia. Por el contrario la distribución aleatorio podría no presentar este patrón por lo tanto entre más diferentes sean las distribuciones más relevante es una variable (Morales Manilla, 2014):

En las dos distribuciones se analiza la concentración y la dispersión a través del sesgo y la curtosis para determinar si estas proceden de una distribución normal o no normal. Cuando los valores de estos estadísticos caen dentro del rango de -2 a $+2$, esto indica desviaciones cerca de la normalidad; es decir se consideran que los datos provienen de una distribución normal. Por el contrario, si en estas pruebas los valores caen fuera de estos rangos, indica una desviación lejos de la normalidad y por lo tanto se consideran distribuciones no normales.

Si las distribuciones son consideradas normales se comparan utilizando estadísticas paramétricas a través de la Prueba t de Student para la concentración de frecuencias y la prueba de F de Fisher para la dispersión de las frecuencias. Si los datos provienen de distribuciones no normales se utilizan pruebas no paramétricas como la W de Wilcoxon para la concentración de frecuencias y la prueba D de Kolmogorov - Smirnov para la dispersión de frecuencias. Si al emplear estas pruebas estadísticas las distribuciones real y aleatoria son ampliamente diferentes ($p < 0,05$ o $\alpha = 95\%$) entonces se considera que la variable es relevante, pero si en estas pruebas no existen diferencias significativas, entonces las variable se considera no relevante (Morales Manilla, 2014).

4.3.3.6.2.3 Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

La preferencia se establece mediante funciones matemáticas que especifican la probabilidad del grado de preferencia de cada variable. En la propuesta de estos modelos se da mediante funciones de regresión. En estas funciones los valores de cada variable se convierten en un grado de preferencia al transformarlos en probabilidades empíricas. La suposición con respecto a la preferencia es que cuanto mayor es la frecuencia de los valores, más preferido es un valor o rango de valores (una clase) por ejemplo ante la presencia de incendios forestales. El procedimiento para modelar la preferencia es el siguiente (Morales Manilla, 2014):

- a. Conversión de los valores de frecuencia a probabilidades empíricas para cada clase.
- b. Selección de una ecuación de regresión que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores inferiores correspondientes a los intervalos de cada clase.

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

La frecuencia de los valores establecidos en rangos se puede convertir en probabilidades empíricas de acuerdo al grado de preferencia para cada variable. En general se parte de la idea de que cuanto más alta es la frecuencia de los valores en un cierto rango es más probable que se presente un incendio. La conversión de los valores de frecuencia a valores de probabilidad se puede lograr con la asignación del valor de probabilidad más alto (1) al valor más bajo de la frecuencia (0) y escalar en proporción el resto de los valores (Morales Manilla, 2014).

b) Elegir una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Con los datos de probabilidad y apoyándonos en el cálculo diferencial se puede derivar una función para predecir los valores de preferencia (probabilidad) dado un valor de una variable específica. La función de mejor ajuste corresponde a la mejor correlación entre las clases de las relaciones y sus respectivos valores de probabilidad. Dependiendo de la forma de esta correlación pueden existir varias fórmulas que describan la probabilidad con una precisión bastante adecuada. Sin embargo se recomienda elegir la función que tenga la forma más simple y el valor más alto de R^2 (Morales Manilla, 2014).

4.3.3.6.2.4 Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales

Esta fase consiste en calcular el grado de influencia o el peso de cada variable analizada. La manera de obtener esta información es aplicando una prueba estadística en los patrones espaciales de las cicatrices de los incendios con los datos aleatorios. Es muy importante conocer estos pesos porque las variables analizadas pueden tener diferentes grados de influencia ante la presencia de incendios.

En este modelo se parte del supuesto de que entre más diferentes son los valores de los datos reales con respecto a los datos de la distribución aleatoria más influyente es una variable determinada. Para medir esta diferencia se emplea la prueba de Kolmogorov-Smirnov (valor de D) ya que esta prueba mide la diferencia absoluta máxima entre dos distribuciones acumulativas; así el valor de D representa el peso alcanzado por cada variable analizada. El proceso para establecer el peso a partir de los valores D de cada variable se da con la siguiente ecuación (6) (Morales Manilla, 2014):

$$WR_i = \frac{D_i}{\sum_{j=1}^n D_j}, i = 1 \dots n \quad (6)$$

Donde: WR_i = peso de cada relación i ;

D_i = El valor D de la prueba Kolmogorov-Smirnov = diferencia máxima entre la distribución real y la distribución aleatoria de la variable i ;

n = número de variables en el modelo.

4.3.3.6.2.5 Etapa 5: Aplicación del modelo a la cubierta forestal, a los bosques y a las selvas

Una vez obtenidos los datos y las fórmulas para cada variable analizada se puede construir un modelo espacial con herramientas SIG. Para esto se necesitan mapas de cada variable que resultaron relevantes. En este sentido se aplica la siguiente fórmula (7):

$$SICF = WR_i (f PR_i) + WR_{i+1} (f PR_{i+1}) + WR_{i+2} (f PR_{i+2}) + \dots + WR_{i+n-1} (f PR_{i+n-1}) + WR_n (f PR_n), i = 1 \dots n. \quad (7)$$

donde

SICF= Modelo final de la susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal

WR_i = peso de la variable i ,

$f PR_i$ = función de probabilidad para la variable i ,

n = número de variables en el modelo.

El resultado de aplicar esta fórmula de manera espacial nos indicara la susceptibilidad de la cubierta forestal, las selvas y bosques a incendios forestales de acuerdo a las variables que resultaron relevantes.

4.3.3.6.2.6 Etapa 6 validación de cada uno de los modelos propuestos

a) Análisis ROC

El análisis a través de la curva Receiver Operating Characteristic (ROC) es comúnmente utilizado para evaluar el rendimiento de métodos de clasificación y ha sido ampliamente utilizado en varios campos de las ciencias tales como el diagnóstico médico, finanzas, la bio-informática y en las ciencias que utilizan Sistemas de Información Geográfica. Las principales aplicaciones en SIG parten del análisis ROC que conciernen a estudios de modelos raster dirigidos para evaluar mapas de probabilidad de cambio de cobertura y uso de suelo, probabilidad de predicción de especies, probabilidad de desastres, entre otros (Mas et al., 2013; Soares-Filho et al., 2010).

Estas curvas son una herramienta estadística utilizada en el análisis de la capacidad discriminante de una prueba diagnóstica **dicotómica**. Es decir, una prueba, basada en una variable de decisión, cuyo objetivo es clasificar a los individuos de una población en dos grupos: uno que presente un evento de interés y otro que no (es decir presencia o ausencia dentro de un píxel de la probabilidad de un incendio para este caso en específico). Esta capacidad discriminante está sujeta al valor umbral elegido de entre todos los posibles resultados de la variable de decisión, es decir, la variable por cuyo resultado se clasifica a cada individuo en un grupo u otro. La **curva ROC** es el gráfico resultante de representar, para cada valor umbral, las medidas de **sensibilidad** y **especificidad** de la prueba diagnóstica. Por un lado, la sensibilidad cuantifica la proporción de individuos que presenta el evento de interés y que son clasificados por la prueba como portadores de dicho evento (eventos positivos verdaderos). Por otro lado, la especificidad cuantifica la proporción de individuos que no lo presentan y son clasificados por la prueba como tal (eventos positivos falsos) (del Valle, 2017).

La interpretación de los resultados en una curva ROC se da de la siguiente manera si un modelo tuvo resultados de 0.5 a 0.6 representan un modelo fallido, de 0.6 a 0.7 indican un modelo con baja capacidad de predicción, de 0.7 a 0.8 es un modelo con buena capacidad de predicción, de 0.8 a 0.9 el modelo tiene muy buena capacidad de predicción y de 0.9 a 1 el modelo tiene una excelente capacidad de predicción (Burgueño, García Bastos, & González Buitrago, 1995; del Valle, 2017; López de Ullibarri & Píta Fernández, 1998).

En esta investigación se generaron mapas de cicatrices de incendios binarios (0 donde no hubo cicatrices de incendios y 1= donde si hubo cicatrices de incendios) para los años 2014, 2015, 2016, 2017 y 2018 que fueron comparados con los mapas de probabilidad de cada cubierta forestal, de selvas y de bosques. Las cicatrices de incendios para este periodo fueron obtenidas a partir de la clasificación digital de imágenes Landsat 8 con el método del INPE (DETEQ). El análisis ROC se llevó a cabo con una serie de herramientas implementadas en el software Dinamica EGO (Mas et al., 2013)

4.4 Resultados

4.4.1 Depuración de bases de datos: CONABIO, SMN y CONAFOR

a) CONABIO

Se obtuvieron los puntos de calor de CONABIO para el periodo 2011 y 2012 para la totalidad del Estado. El total de puntos de calor detectados por año analizado se puede apreciar en el siguiente cuadro, así como el porcentaje que representan dentro de las dos zonas de estudio (Cuadro 6).

Cuadro 6: Puntos de calor detectados por el programa de CONABIO

Año	Total (Estatad)	%	Total (en las dos zonas de estudio)	%
2011	4,997	100	2730	54
2012	4620	100	2966	64

La distribución espacial de estos puntos de calor se puede apreciar en las siguientes figuras 5 y 6:

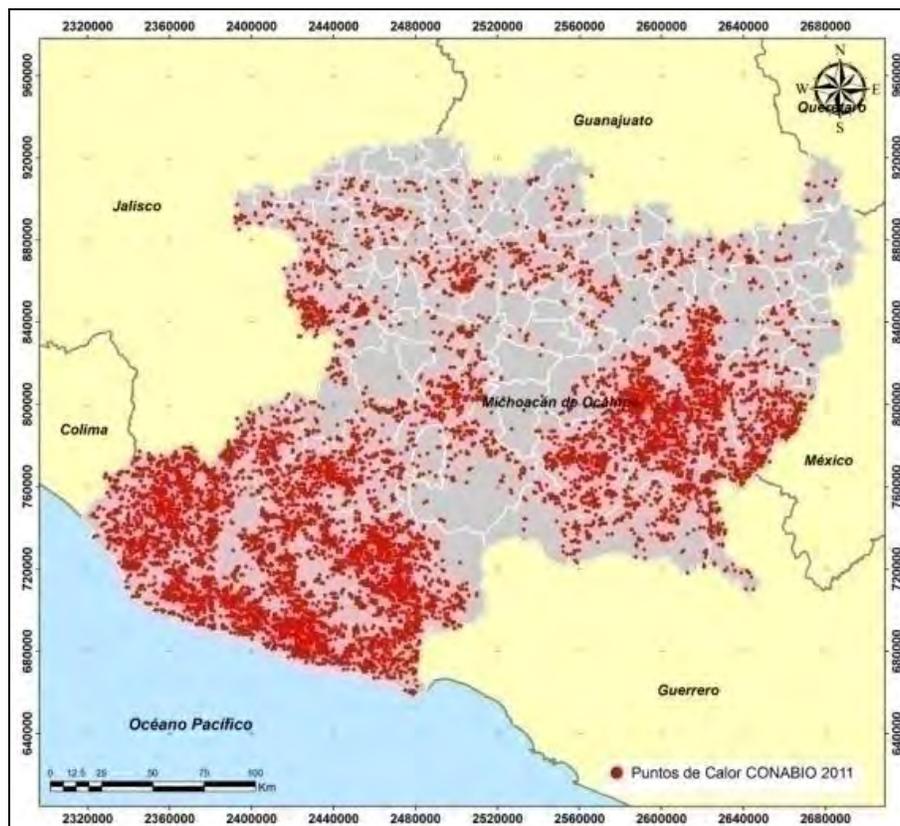


Figura 5: Puntos de calor de CONABIO en 2011.

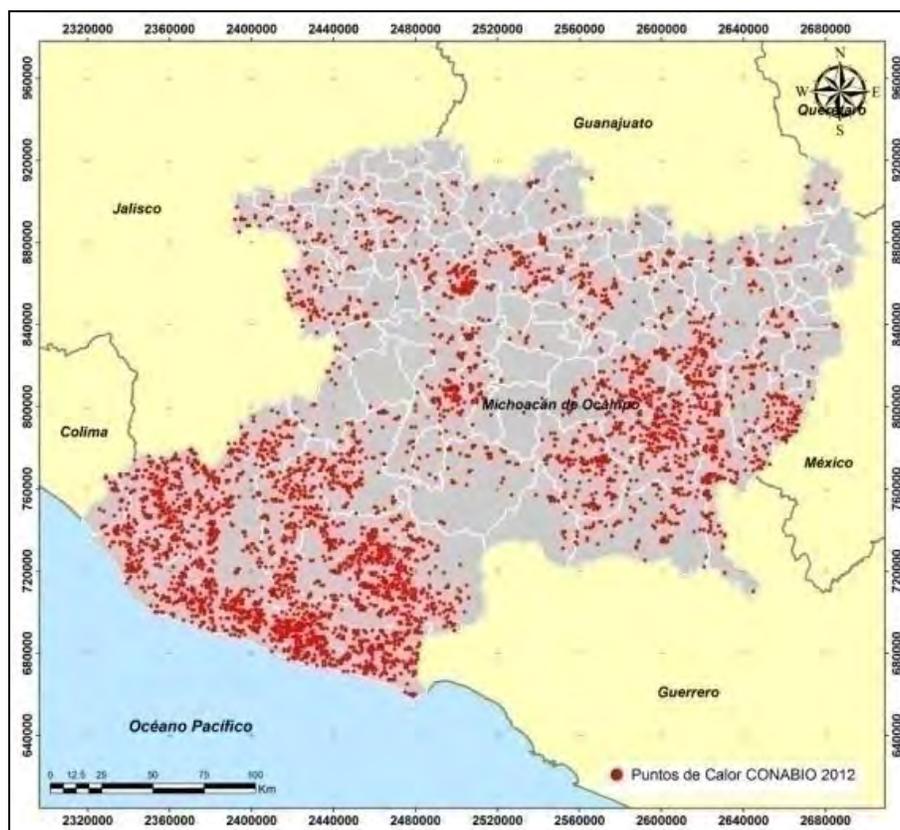


Figura 6: Puntos de calor de CONABIO en 2012.

b) SMN

El total de puntos de calor que se detectaron para cada año analizado se puede apreciar en el cuadro 7 así como el porcentaje que representan dentro de las dos zonas de estudio (Cuadro 7).

Cuadro 7: Puntos de calor detectados por el programa del SMN

Año	Total, Estatal	%	Total, en las dos zonas de estudio	%
2011	2,166	100	1182	55
2012	483	100	233	48

La distribución espacial de estos puntos de calor se puede apreciar en las siguientes figuras (Figuras 7 y 8).



Figura 7: Puntos de calor del SMN en 2011.



Figura 8: Puntos de calor del SMN en 2012.

c) CONAFOR

La CONAFOR es la encargada de desarrollar la estrategia nacional para la prevención y control de incendios forestales. Por tal motivo se consiguieron las bases de datos de los incendios forestales en el estado de Michoacán para los años 2011 y 2012. Después de la depuración de las bases de datos y extrayendo los incendios que cuentan con coordenadas geográficas, se obtuvo un total de incendios forestales reportados y se muestran en el siguiente cuadro (8):

Cuadro 8: Incendios reportados para los años 2011 y 2012 según datos de CONAFOR.

Año	Total, Estatal	%	Total, en las dos zonas de estudio	%
2011	1,210	100	764	63
2012	885	100	467	53

La distribución espacial de los incendios reportados por CONAFOR se pueden apreciar en las siguientes figuras (9) y (10).

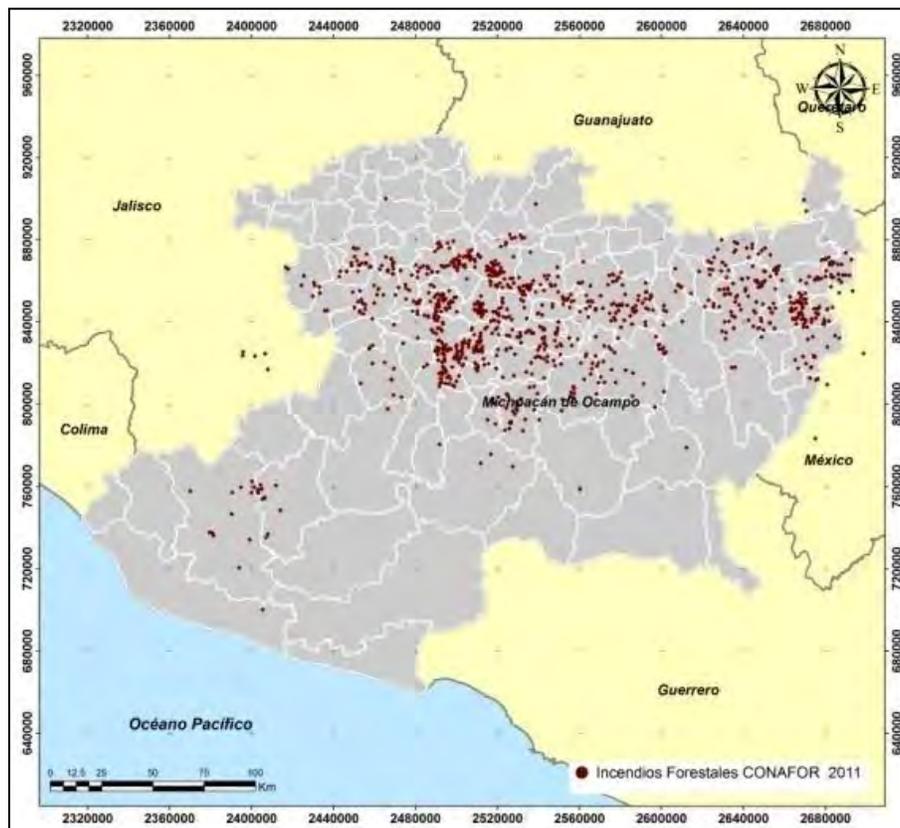


Figura 9: Incendios forestales en 2011.



Figura 10: Incendios forestales en 2012.

En este sentido tomando en cuenta que los datos del Servicio Meteorológico Nacional y los datos de CONABIO reportan puntos de calor y donde uno de sus principales insumos son imágenes de los sensores MODIS, AVHRR y GOES los cuales tienen una resolución espacial de 1,000, 1,100 y 4,000 metros por píxel respectivamente, esta información fue validada en el capítulo 2 de esta tesis.

Los datos de CONAFOR que si reportan incendios forestales y superficie afectada y que además cuentan con referencia espacial fueron validados también en el capítulo 2. Derivado de este análisis se decidió obtener las cicatrices de incendios de las imágenes Rapid Eye y Landsat 5. Con base en estos datos y observando la concentración de puntos de calor e incendios detectados en todo el Estado se definieron las zonas de estudio Sur y Norte.

Para una mejor comprensión de los resultados se analiza en primera instancia los datos de la zona sur y después de la zona norte.

4.4.2 Área de estudio SUR

4.4.2.1 Mapa de cubiertas y usos de suelo escala 1:50,000

Como resultado de la mejora en la escala del mapa de INEGI serie VI se tienen los siguientes resultados en las cubiertas analizadas para los años 2011 y 2012 (Figura 11 y Cuadro 9):

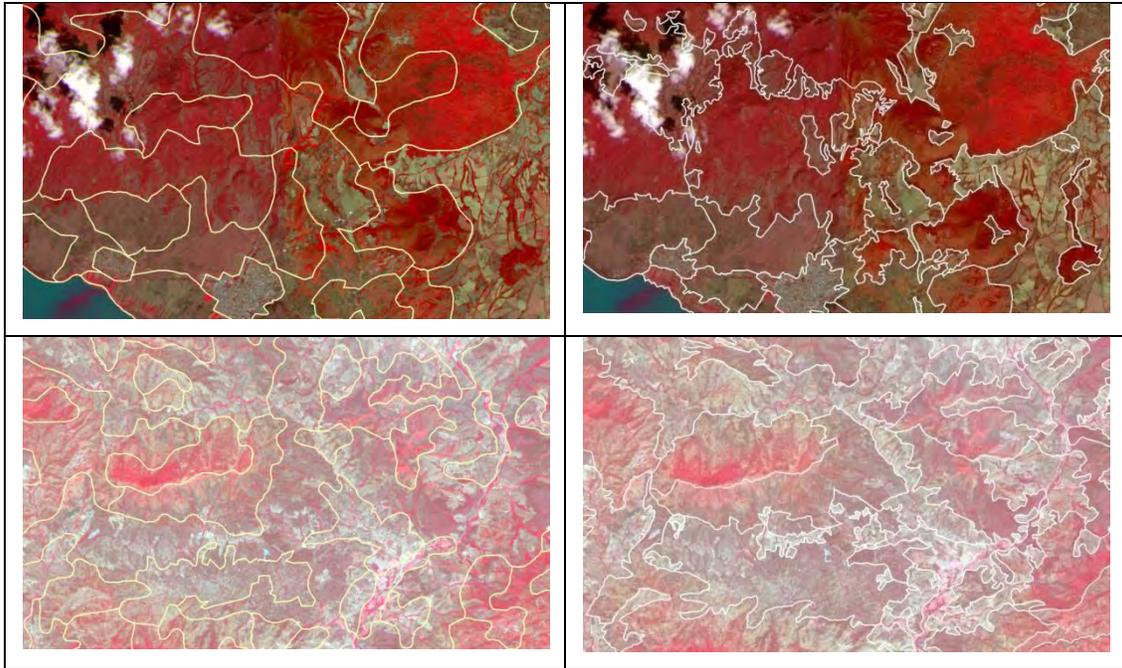


Figura 11: Mejoramiento de la escala a través de la interpretación visual.

Cuadro 9: Superficie en hectáreas por tipo de cubierta.

Tipo de cubierta	Superficie en hectáreas (2011)	Superficie en hectáreas (2012)	Diferencia
Área sin vegetación aparente	557.84	557.84	0
Asentamientos humanos	10,768.85	10,802.92	34.07
Bosques	493,190.56	488,525.07	-4,665.48
Cuerpos de agua	14,120.33	14,120.33	0
Cultivos	80,428.59	80,944.59	515.69
Manglar	1,863.15	1,863.15	0
Pastizales	305,777.73	313,352.69	7,574.97
Selvas	540,219.15	536,759.84	-3,459.31
Vegetación hidrófila	372.09	372.09	0
Total	1,447,298.29	1,447,298.23	

En este cuadro se puede apreciar que las cubiertas forestales tuvieron pérdidas. Los bosques templados perdieron 4,665 hectáreas, mientras que las selvas tuvieron una pérdida de 3,459 hectáreas. Por otra parte,

los pastizales tuvieron un aumento de superficie de 7,574 hectáreas y las zonas de cultivos aumentaron en 516 hectáreas. Los mapas de las cubiertas para el año 2011 y 2012 se aprecian en la figura 12.

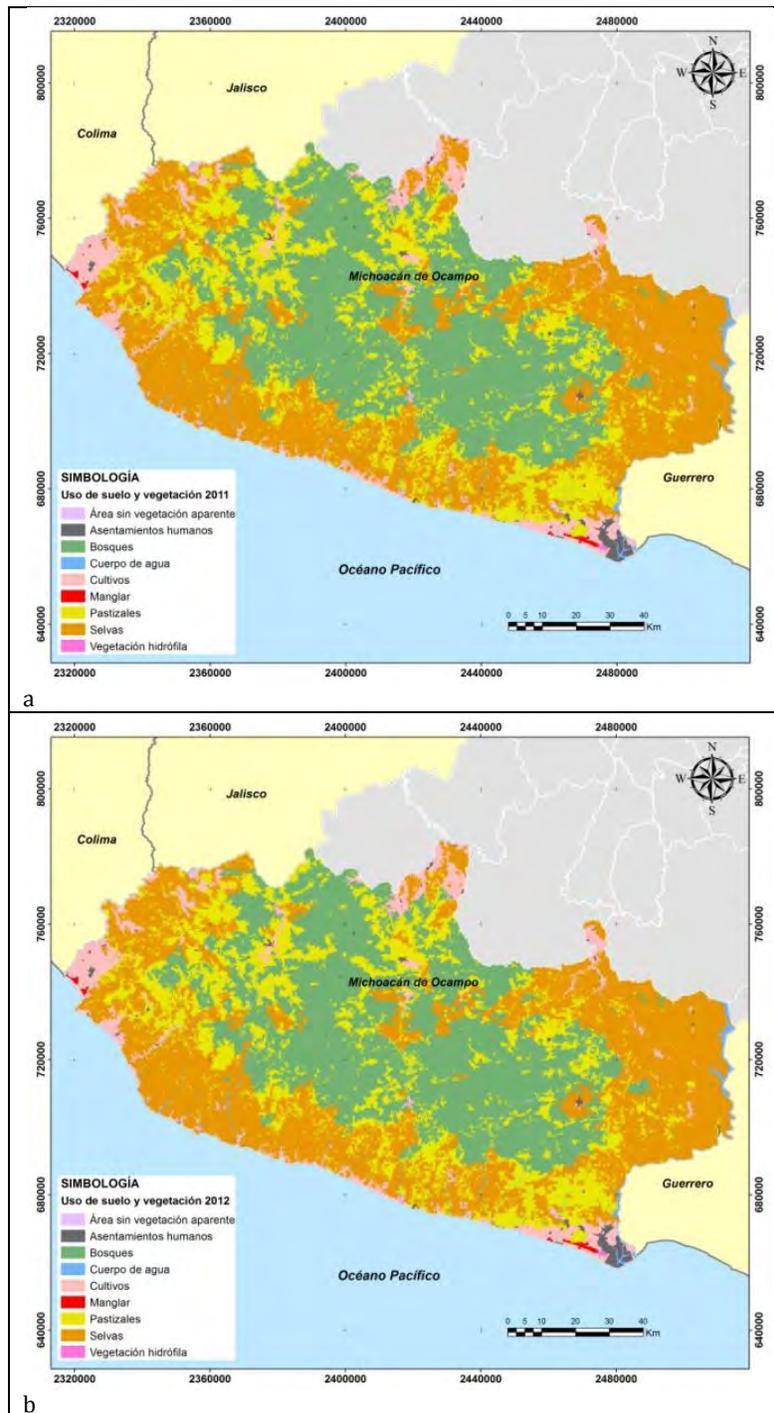


Figura 12: Mapas de cubiertas y uso de suelo a) año 2011 y b) año 2012.

4.4.2.2.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2011.

4.4.2.2.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2011

Después del procesamiento de las imágenes de satélite Rapid Eye se obtuvieron un total de 1,415 cicatrices de incendios en la cubierta forestal (bosques y selvas) para el año 2011. Estas cicatrices tuvieron un área de afectación de 7,017 hectáreas. La distribución de las cicatrices de incendio y la superficie afectada se aprecia en el siguiente cuadro 10:

Cuadro 10: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada en cubierta forestal año 2011.

Rangos en ha.	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
1 a 10	1312	92.7	3,110.75	44.3
10 a 50	91	6.4	1,636.70	23.3
50 a 100	4	0.3	284.10	4.0
Más de 100	8	0.6	1,985.50	28.3
Total	1415	100	7,017.05	100.0

a) Validación de cicatrices de incendios

Se compararon algunas cicatrices de incendios obtenidas de la clasificación con áreas afectadas en Google Earth para el año 2011 con la finalidad de determinar si los resultados de la clasificación representaban incendios forestales (Figura 13 y 14).



Figura 13: Zona sur en Google Earth y de rojo algunas cicatrices de incendio año 2011.

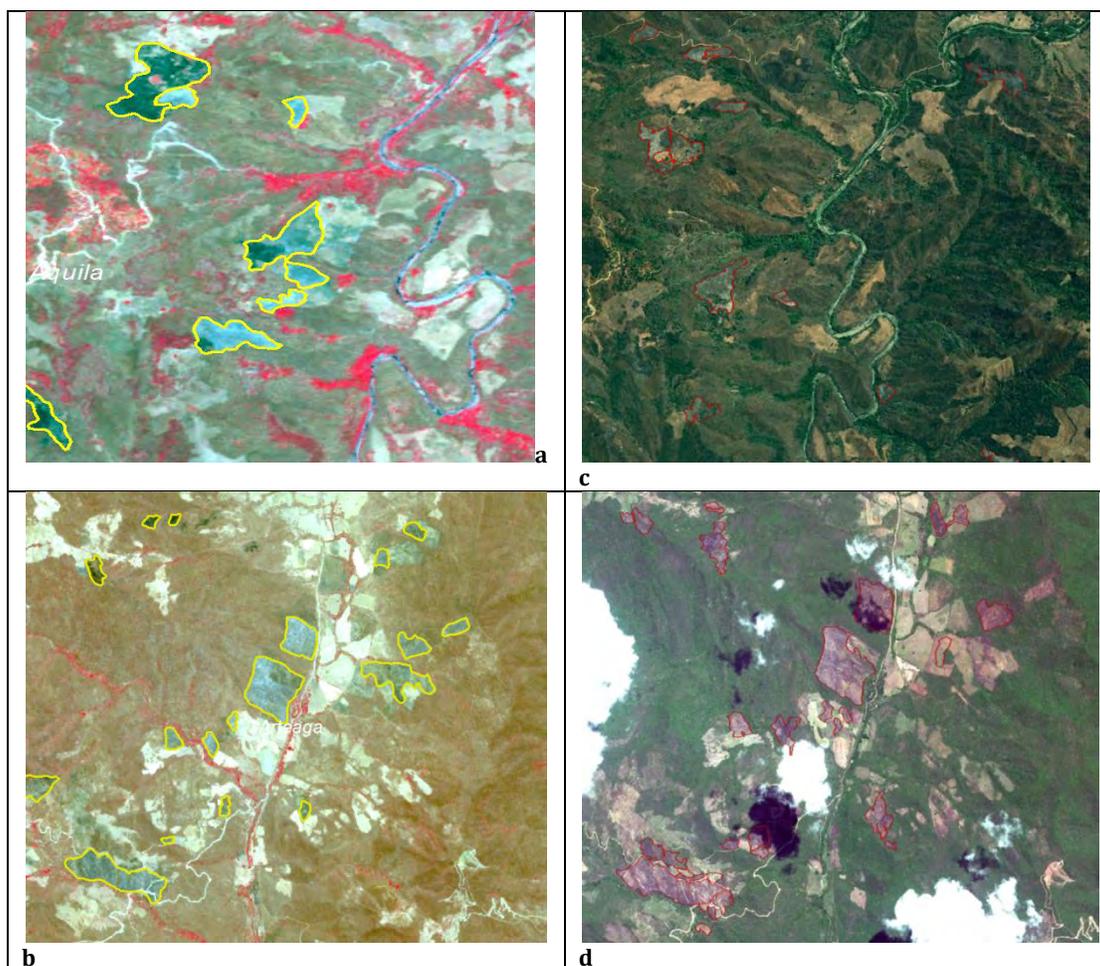


Figura 14: Lado izquierdo (a y b) cicatrices de incendios en imágenes Rapid Eye 2011. Lado derecho (c y d) cicatrices de incendios en Google Earth.

4.4.2.2.2- Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las ya probadas

Para determinar las relaciones espaciales que formaron parte del modelo se tomaron en cuenta factores antrópicos y biofísicos que hipotéticamente estaban determinando la generación de incendios en estas regiones del estado de Michoacán. Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Correlación de variables

Después de analizadas las variables que serán analizadas para construir el modelo se necesita saber si estas variables presentan una correlación alta o baja para descartar datos que sean redundantes (Cuadro 11).

Cuadro 11: Correlación de variables antrópicas de la cubierta forestal

CUBIERTA FORESTAL SUR 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.105	-0.095	0.281
Proximidad a pastizales	0.105	1	-0.235	0.281
Proximidad a cultivos	-0.095	-0.235	1	-0.091
Proximidad a asentamientos humanos	0.281	0.281	-0.09138	1

En el cuadro de arriba se observan los valores de la correlación de Pearson. En base a estos valores podemos afirmar que no existen variables que tengan una alta correlación; por lo que todas las variables fueron incluidas para continuar el análisis.

c) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

La preparación de los mapas que muestran una distribución real requiere de varios insumos iniciales. A continuación, se presenta el caso de la distribución real de incendios y su proximidad a caminos (Figura 15).

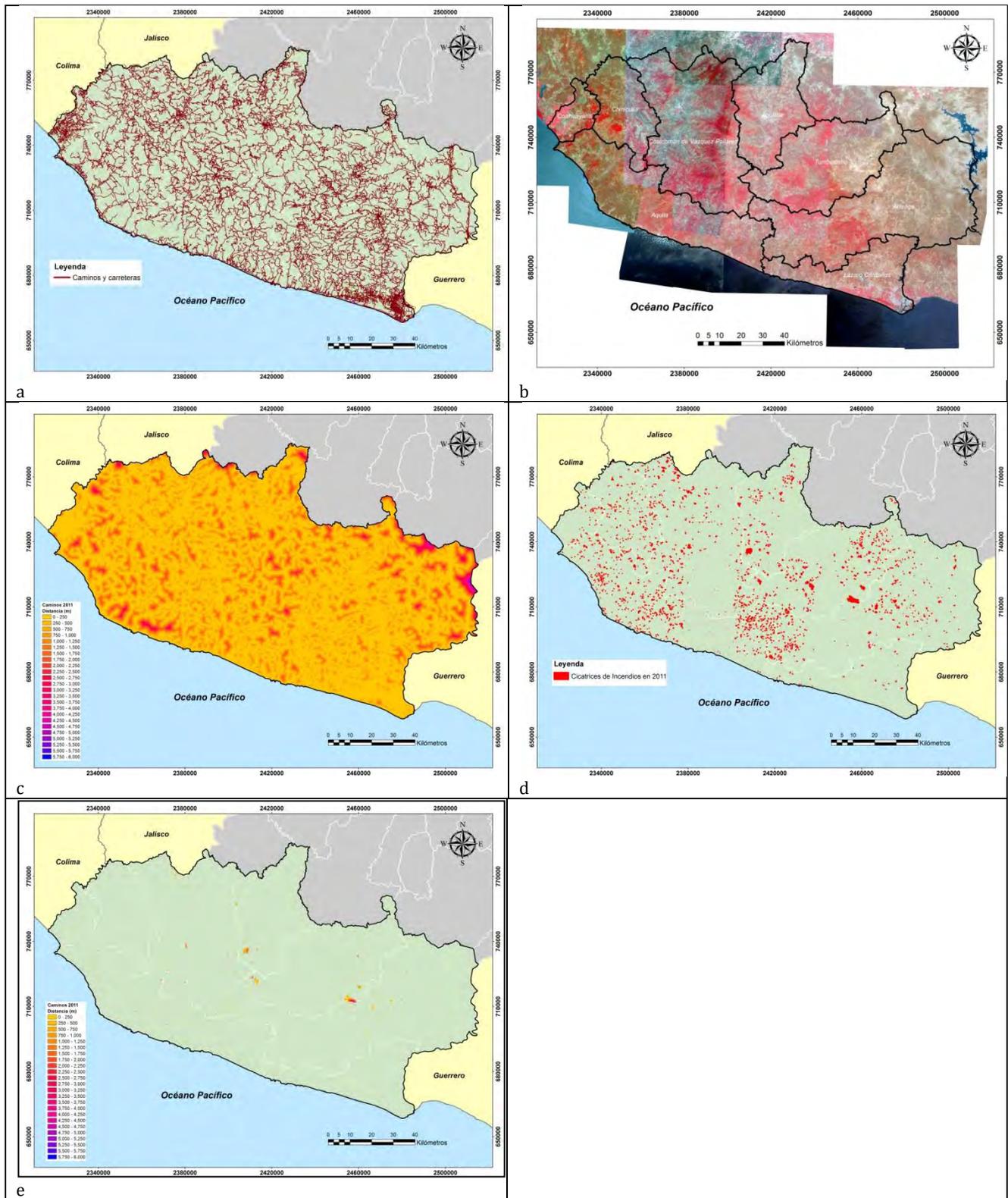
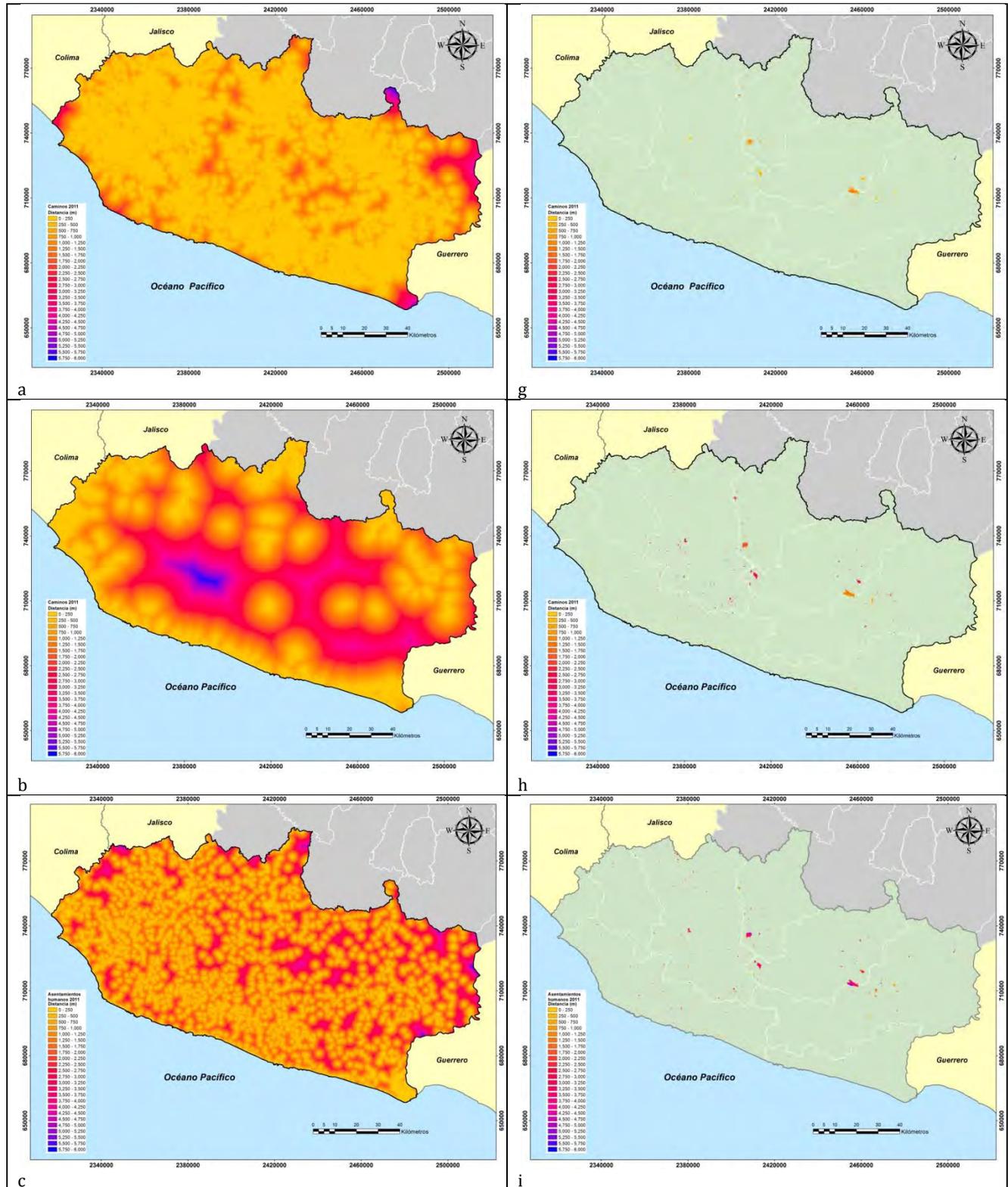


Figura 15: Mapas usados para generar la proximidad a caminos con datos reales a) red de caminos, b) imágenes que serán clasificadas, c) mapa de proximidad a caminos, d) mapa de cicatrices de incendios y e) resultado final del cruce entre cicatrices con el mapa de proximidad a caminos.

Este procedimiento se repite con cada una de las variables analizadas como se muestra en la siguiente figura (16).



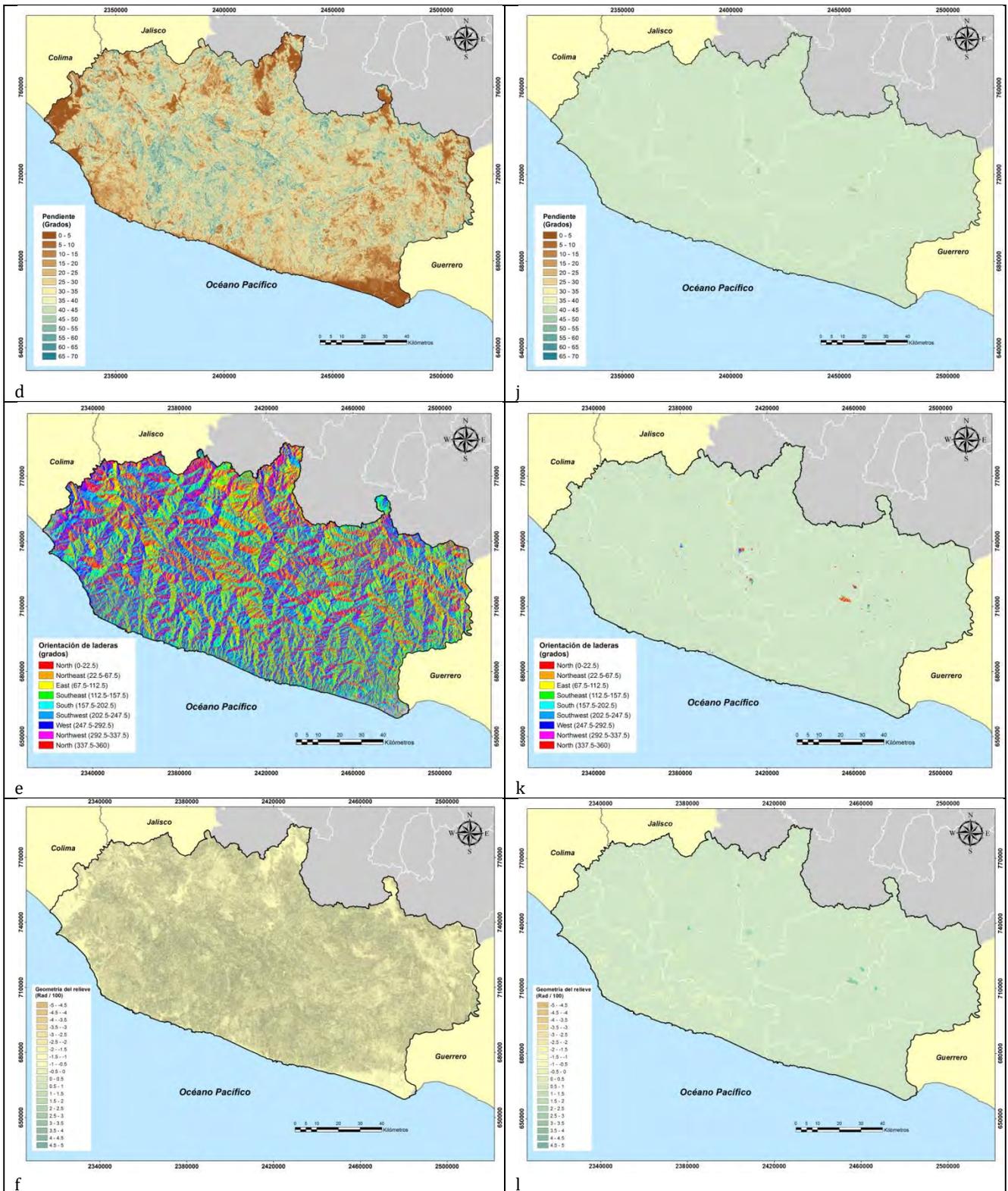


Figura 16: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2011 cruzadas con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Para generar los mapas que muestran una distribución aleatoria se sigue el mismo procedimiento que con los mapas de una distribución real. La diferencia radica en que en estos mapas se genera una simulación de cicatrices de incendios de manera aleatoria. A continuación, se presenta el caso de la proximidad a caminos cruzada con cicatrices de incendios aleatorias (figura 17)

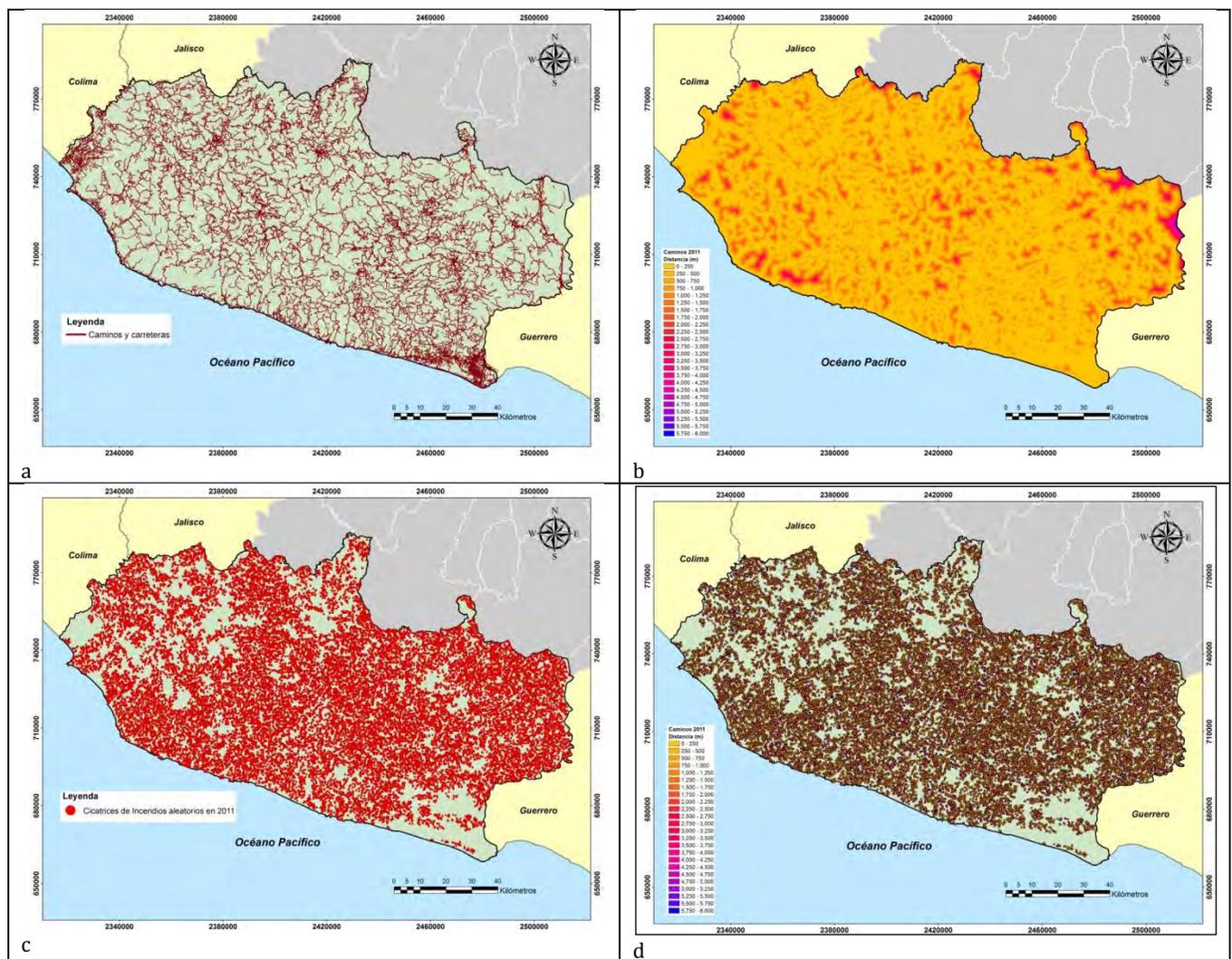
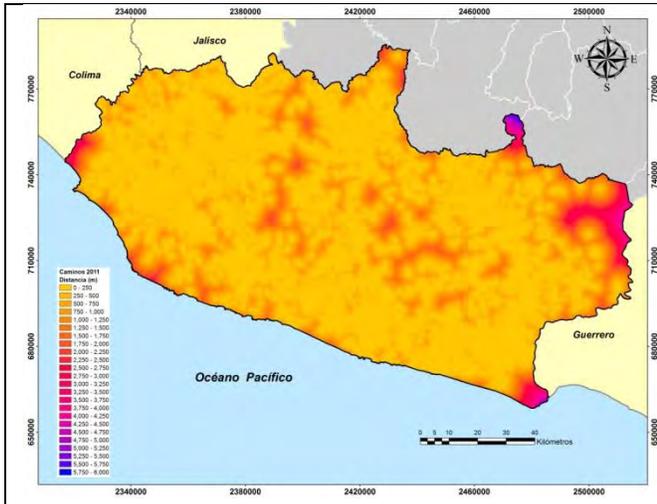
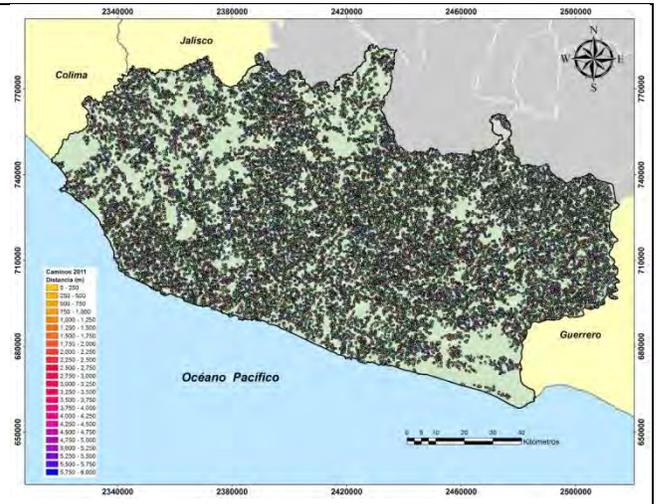


Figura (17): Mapas utilizados para obtener un mapa de distribución aleatoria. a) mapa de caminos, b) mapa de proximidad a caminos, c) cicatrices de incendios provocados aleatoriamente y d) resultado que muestra el cruce entre b y c.

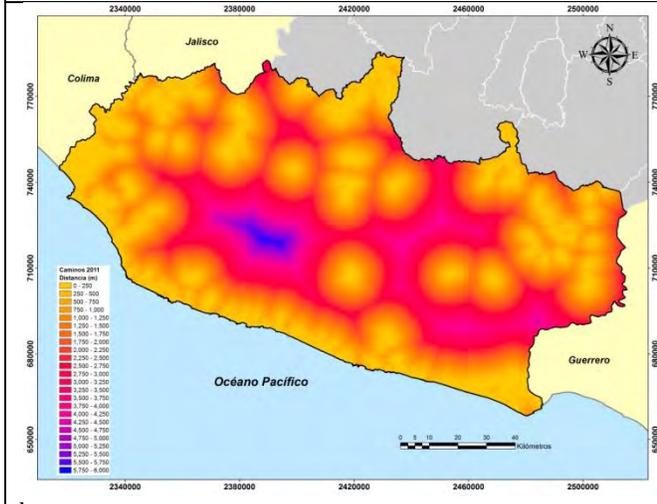
Este procedimiento se realizó con cada una de las variables analizadas. El resultado se muestra en la siguiente figura (18).



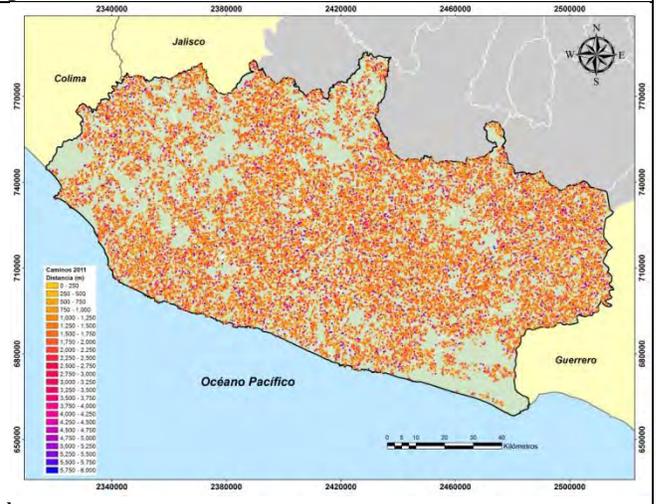
a



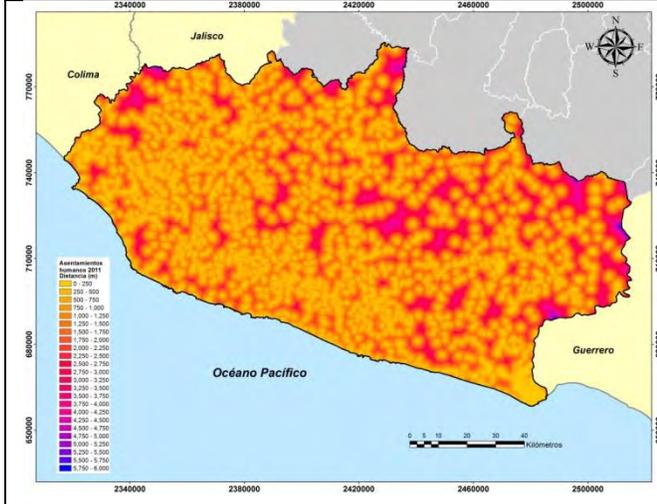
g



b



h



c



i

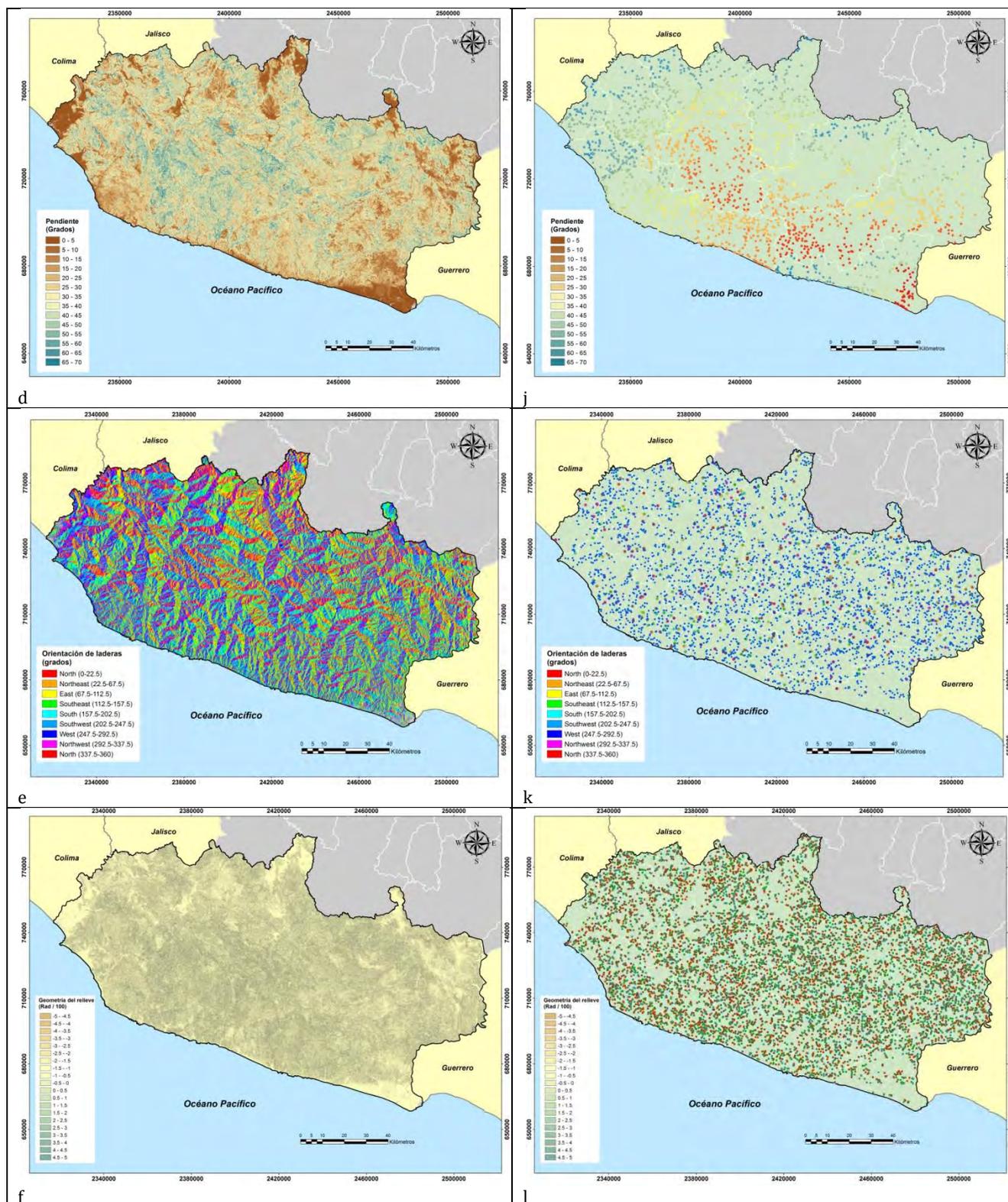


Figura 18: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorios cruzadas con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

d) Eliminación de los efectos del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Una vez que se tiene los mapas con distribuciones real y aleatoria el siguiente paso es eliminar el efecto del tamaño aplicando la fórmula (3) a cada una de las variables analizadas. A continuación, se presenta el ajuste de proporción de área con el mapa resultado de la proximidad a caminos con las cicatrices de incendios en cubierta forestal 2011 (Cuadro 12).

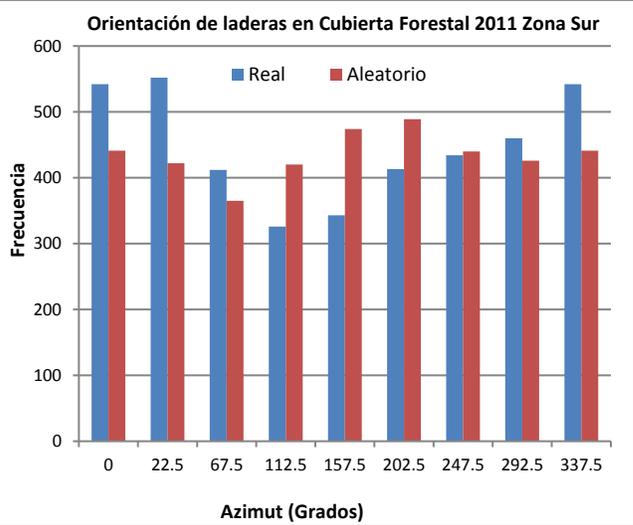
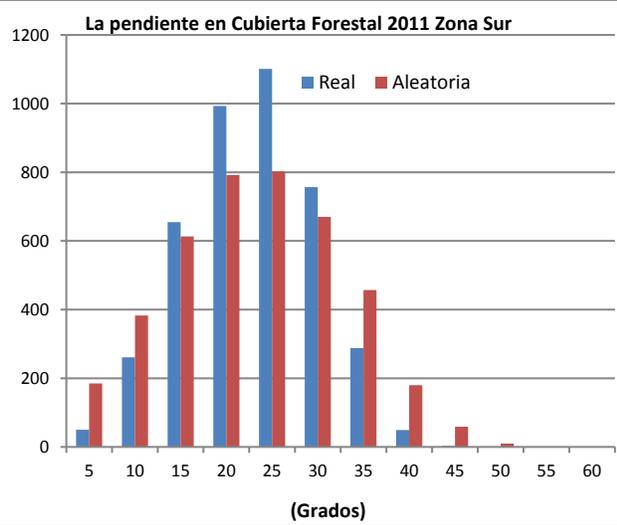
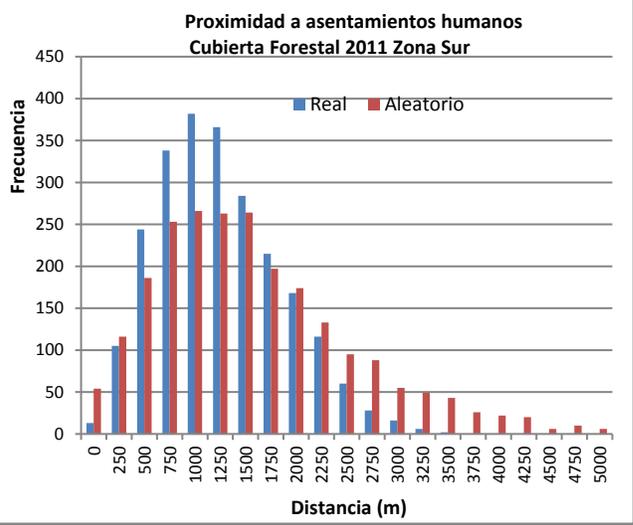
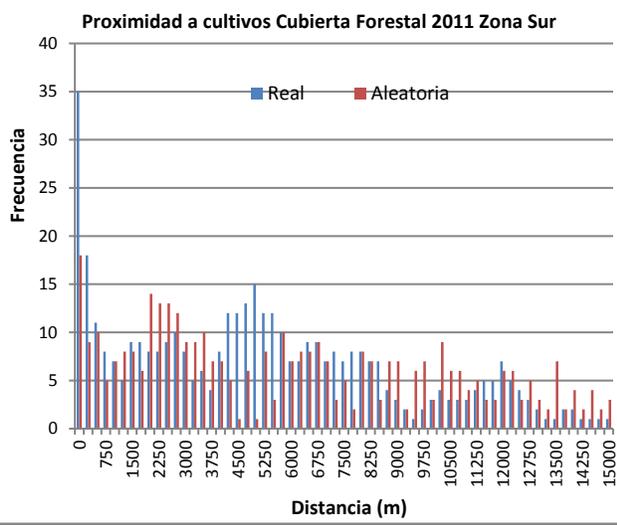
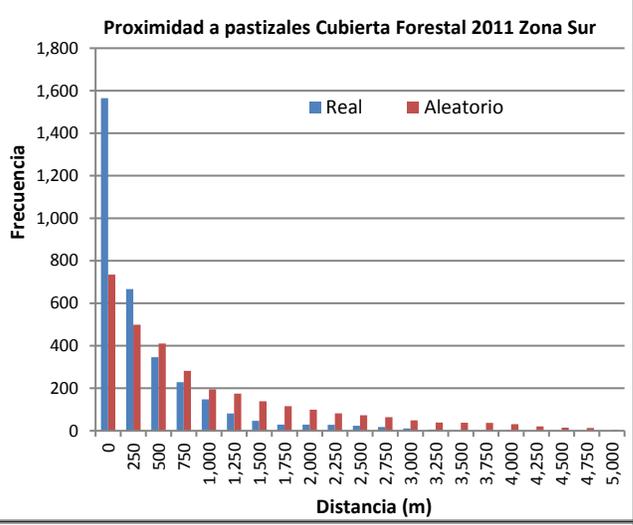
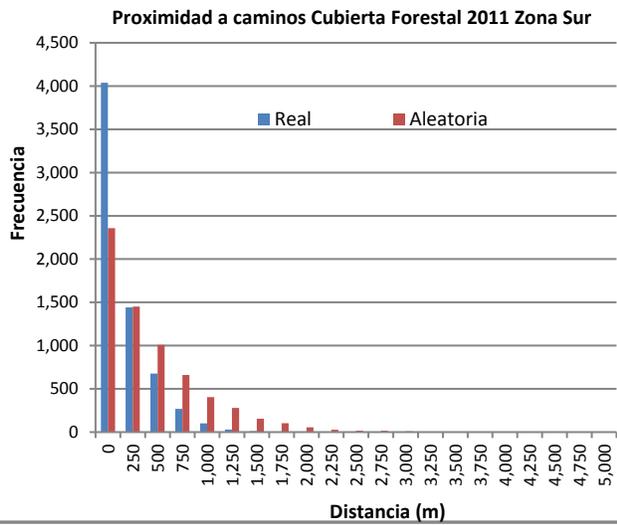
Cuadro (12): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de la cubierta forestal 2011	Proporción de píxeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	11179	1496066	0.3612	4038	2358
500	6608	903458	0.2181	1442	1451
750	4457	629251	0.1519	677	1008
1000	2695	413365	0.0998	269	661
1250	1590	265549	0.0641	102	404
1500	727	167941	0.0405	29	280
1750	425	105510	0.0254	11	155
2000	190	62602	0.0151	3	103
2250	83	36663	0.0088	1	56
2500	21	22847	0.0055	0	27
2750	22	14334	0.0034	0	17
3000	10	8684	0.0020	0	16
3250	0	5066	0.0012	0	9
3500	0	2823	0.0006	0	6
3750	0	1958	0.0004	0	3
4000	0	1599	0.0003	0	1
4250	0	1332	0.0003	0	2
4500	0	1055	0.0002	0	2
4750	0	728	0.0001	0	1
5000	0	367	8.86E-05	0	2

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística con datos reales y datos aleatorios. En la siguiente figura (19) se muestran las comparaciones de las frecuencias para cada una de las variables.



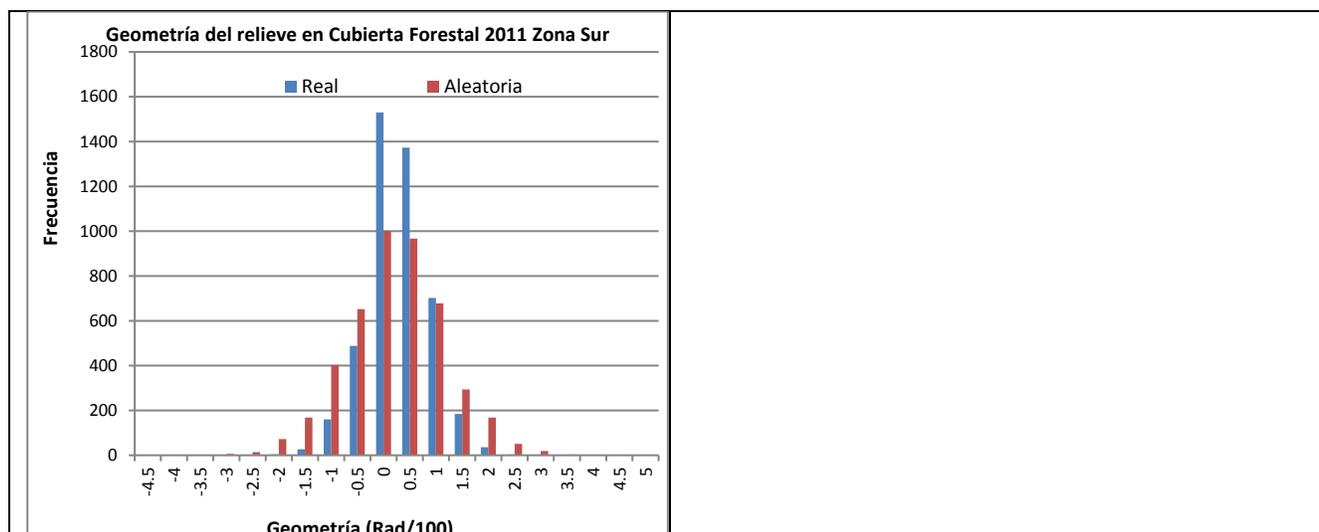


Figura 19: Comparación de frecuencias real y aleatoria de las variables analizadas.

Las distribuciones reales y aleatorias se analizaron con el sesgo estandarizado y la curtosis para determinar si provienen de una distribución normal o no. Si son distribuciones normales se aplican las pruebas t de Student y F de Fisher. Si las variables son procedentes de una distribución no normal se aplican las pruebas W de Wilcoxon y de Kolmogorov- Smirnov. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (13):

Cuadro (13): Relevancia de las variables analizadas para la cubierta forestal 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.01433****	0.00016****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	5.478E-05****	0****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.26677**	8.114E-05****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.10470****	0.00231****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.99738*	0.35959*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.98464*	0.05624****	Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.12482***	0****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevante

**Valores de 0.7 a 0.8 variable relevante

***Valores de 0.8 a 0.9 variable muy relevante

****valores de 0.9 a 1 variable extremadamente relevante

Las variables que resultaron extremadamente relevantes en la cubierta forestal del año 2011 tanto en concentración como en dispersión fueron la proximidad a caminos, la proximidad a pastizales y la

proximidad a asentamientos humanos. Las variables relevantes fueron la proximidad a cultivos, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Por otra parte, la única variable no relevante fue la pendiente y por tal motivo quedó descartada en la construcción del modelo.

4.4.2.2.3 Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Se convirtieron los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase de cada variable que resultó relevante. A continuación, se presenta el resultado para la variable incendios y su proximidad a caminos de la cubierta forestal año 2011 (cuadro 14).

Cuadro 14: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Proximidad a caminos (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	4038	1.0000
500	1442	0.3570
750	677	0.1677
1000	269	0.0666
1250	102	0.0252
1500	29	0.0073
1750	11	0.0027
2000	3	0.0007
2250	1	0.0002
2500	0	0.0000
2750	0	0.0000
3000	0	0.0000

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Cuando se tienen los valores de probabilidad lo siguiente es realizar un análisis exploratorio con las fórmulas de regresión que describían mejor esta relación. Se escogieron aquellas fórmulas que resultaron más simples de aplicar y con el valor más alto de R^2 . Como resultado se obtuvieron las siguientes funciones de preferencia para cada una de las variables relevantes (Figura 20).

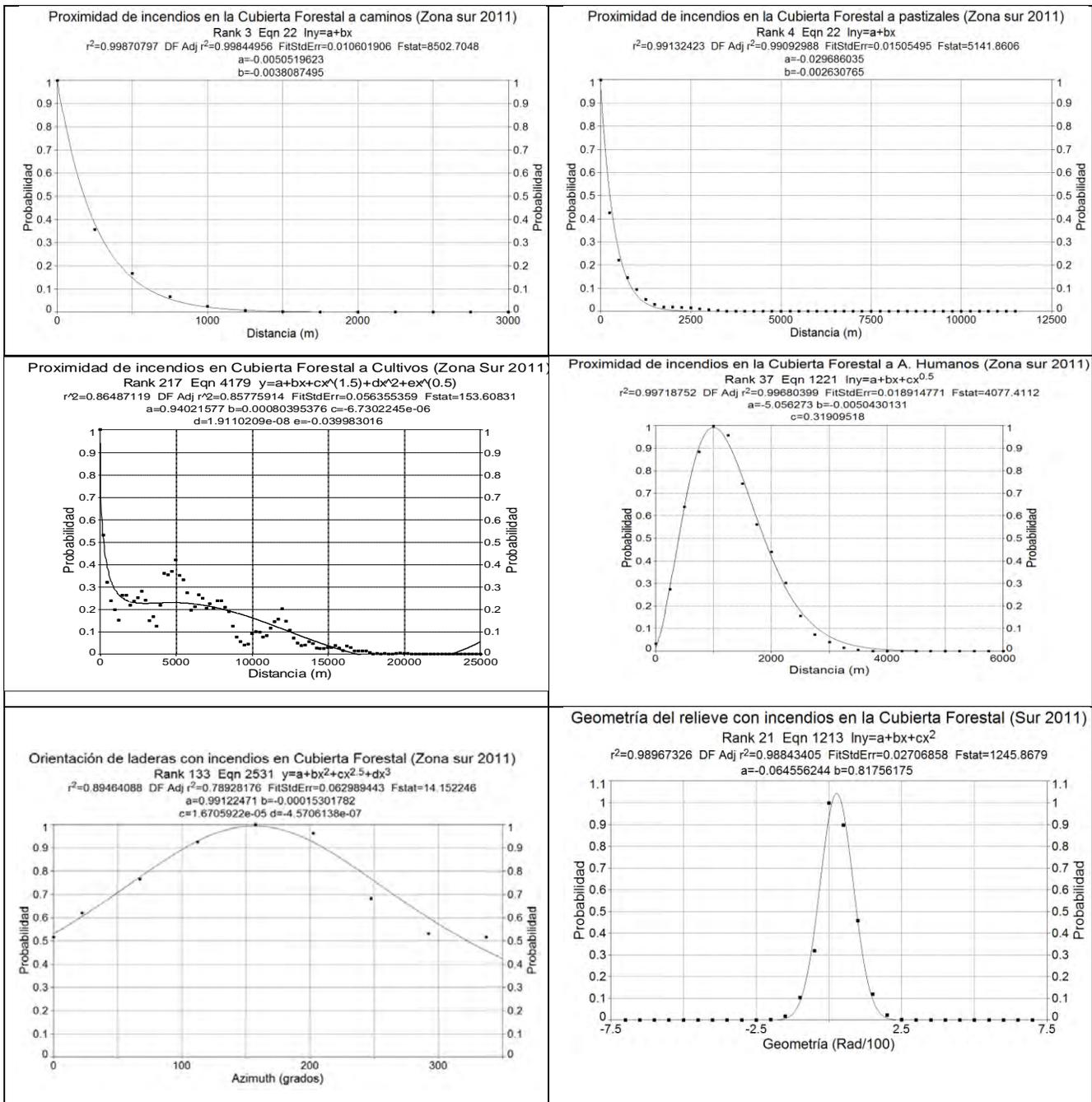


Figura (20): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicar estas a los mapas de cada variable. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que van de 0 a 1. El valor de preferencia más alto corresponde a uno y el valor más bajo corresponde a 0. En la siguiente figura (21) se muestran los mapas resultantes.

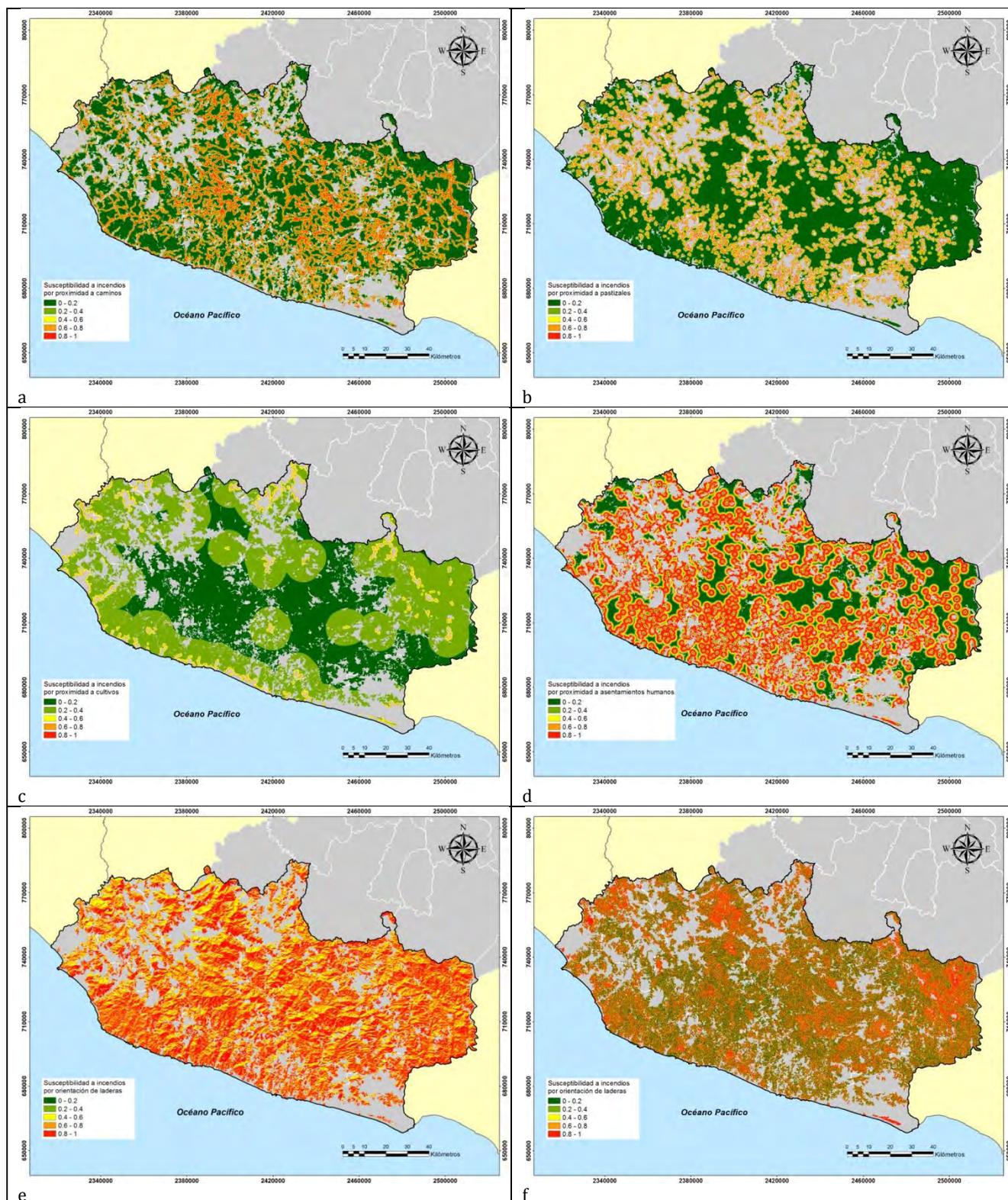


Figura 21: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal 2011: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

4.4.2.2.4.- Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales

Para obtener el grado de influencia se analiza el valor D de la prueba estadística Kolmogorov-Smirnov que resulta de la diferencia entre la distribución acumulada con datos reales y la distribución acumulada aleatoria de una misma variable. El valor de D indica que cuando más diferentes son las distribuciones, la variable se vuelve más importante ante la presencia de incendios forestales. Se pueden apreciar los valores de “D” para cada variable en el siguiente cuadro (15).

Cuadro 15: Grado de influencia de cada variable en la cubierta forestal 2011.

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.5555	0.20	2
Proximidad a pastizales	0.5731	0.22	1
Proximidad a cultivos	0.4868	0.18	4
Proximidad a asentamientos humanos	0.3636	0.13	5
Orientación de laderas	0.2222	0.08	6
Geometría del relieve	0.5217	0.19	3
Total	2.7231	1.00	

La proximidad a pastizales resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales, aunque las siguientes variables mantienen valores muy similares, le siguen en orden de importancia la proximidad a caminos, la geometría del relieve y la proximidad a cultivos. Las variables menos influyentes fueron la proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas.

4.4.2.2.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2011

Cuando se tienen todos los mapas de susceptibilidad por cada tipo de variable el siguiente paso es generar el modelo integral para determinar el grado de peligro en la cubierta forestal. Este se obtiene a partir de aplicar la fórmula (7)):

$$SICF11=(Suscpz*0.22)+(Susccam*0.20)+(Susgeo*0.19)+(Suspcult*0.18)+(Suspcashum*0.13)+(Suspcort*0.08)$$

Donde

SICF11= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal año 2011.

Suscpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susccam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscproxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscort= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro 16:

Cuadro 16: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (22):

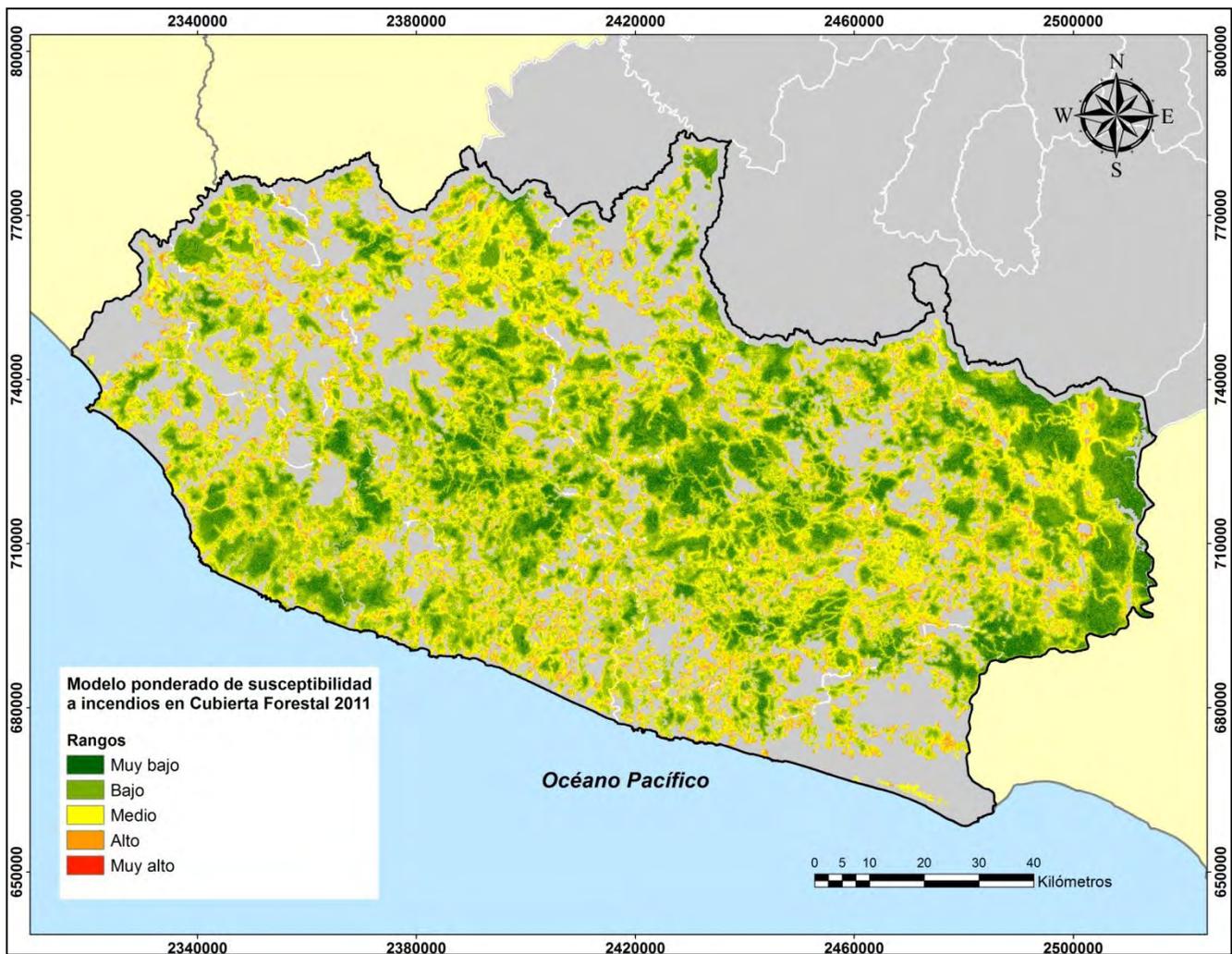


Figura 22: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en cubierta forestal.

En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a caminos, a pastizales, a cultivos y en donde la geometría del relieve presenta una exposición convexa donde recibe mayor insolación.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo con el cuadro 17:

Cuadro 17: Superficie en hectáreas de acuerdo con el grado de susceptibilidad

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal 2011 en peligro
Muy bajo	66,486	6.6
Bajo	446,461	44.5
Medio	424,149	42.3
Alto	66,114	6.6
Muy alto	402	0.04

La superficie de cubierta forestal con susceptibilidad baja y muy baja representó el 51%, la superficie de susceptibilidad media representó el 42% y la superficie de susceptibilidad alta y muy alta representó el 7%. Estos porcentajes representan 512947, 424149 y 66517 hectáreas respectivamente.

4.4.2.2.6.- Etapa 6 Validación del modelo

Como se mencionó anteriormente es necesario llevar a cabo una validación del modelo para probar que tan confiable es la propuesta. Como resultado de la clasificación de imágenes Landsat 8 de 2014 a 2018 con el método propuesto por el INPE se obtuvieron los siguientes resultados (Cuadro 18):

Cuadro 18: Cicatrices detectadas en el periodo 2014-2018.

Imagen clasificada	Total, de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	929	5677.5	9.8
Landsat 2015	2,144	9483.5	16.4
Landsat 2016	2,250	13542.5	23.4
Landsat 2017	1,758	14515.0	25.1
Landsat 2018	2,002	14599.5	25.3
Landsat 2014 a 2018	9,083	57,818.2	100

Estas cicatrices de incendios fueron cruzadas con el modelo de la cubierta forestal 2011. El resultado de este cruce se dividió de acuerdo al grado de susceptibilidad como se muestra a continuación (Cuadro 19):

Cuadro 19: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

CUBIERTA FORESTAL sur 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	177.5	3.1	162.75	1.7	325.25	2.4	465.75	3.2	391.75	2.7	1523	2.6
Bajo	2063.5	36.3	2958.5	31.2	4859.25	35.9	5538.5	38.2	4900.5	33.6	20320.25	35.1
Medio	2861.5	50.4	5191	54.7	7013.5	51.8	7259	50.0	7697.25	52.7	30022.25	51.9
Alto	570.75	10.1	1167.75	12.3	1336.75	9.9	1247.5	8.6	1604.75	11.0	5927.5	10.3
Muy Alto	4.25	0.1	3.75	0.0	7.5	0.1	4.25	0.0	5.25	0.04	25	0.04
Total	5677.5	100	9483.75	100	13542.25	100	14515	100	14599.5	100	57818	100.0

Se puede apreciar en los cuadros de arriba que se detectaron un total de 9,083 cicatrices de incendios en el período de 2014 a 2018 con una superficie de afectación de 57,818 hectáreas. Las hectáreas afectadas que caen dentro de las categorías bajo y muy bajo representan el 37.7%, la superficie afectada dentro del peligro medio representa el 51.9% y la superficie afectada que cae en las categorías de peligro alto y muy alto representan el 10.5%.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC y se obtuvieron los siguientes resultados: (figura 23).

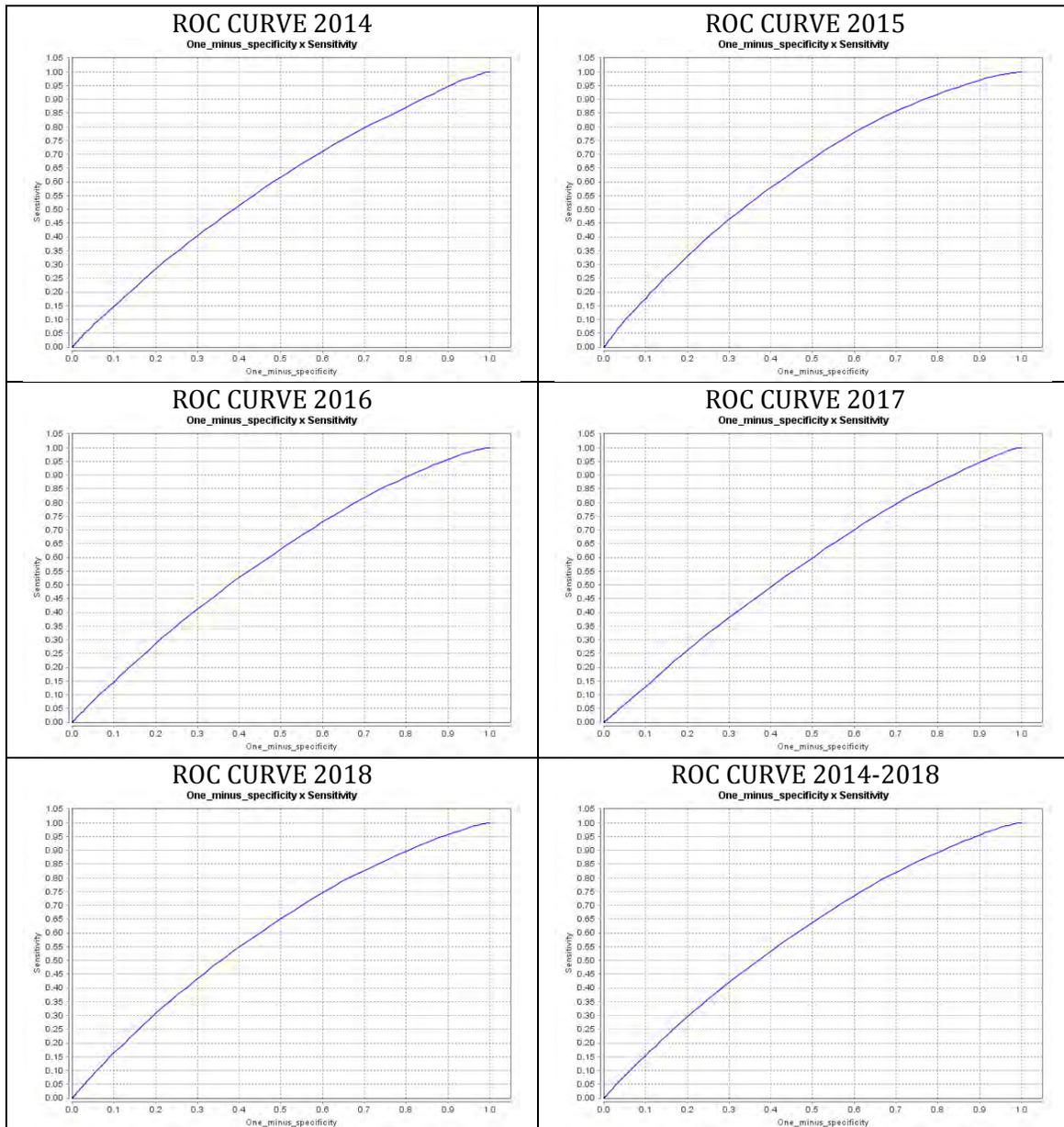


Figura 24: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 20:

Cuadro 20: Valores del AUC para el periodo 2014-2018

Año de análisis	AUC
2014	0.5797
2015	0.6272
2016	0.5909
2017	0.5689
2018	0.6039
2014 a 2018	0.5953

Los valores del AUC para los años 2014, 2016 y 2017 indican que el modelo tiene un pobre desempeño en la capacidad de predicción de incendios forestales. Para los años 2015 y 2018 mejoran las curvas, aun así se consideran con baja probabilidad de predicción.

4.4.2.3.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2012

4.4.2.3.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2012

Después del procesamiento de las imágenes de satélite Rapid Eye se obtuvieron un total de 1,269 cicatrices de incendios en bosques y selvas para el año 2012. Estas cicatrices tuvieron un área de afectación de 5,576 hectáreas. La distribución de las cicatrices por tamaño de superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro 21:

Cuadro 21: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1113	87.7	2687.11	48.2
10 a 50	151	11.9	2,541.03	45.6
50 a 100	4	0.3	247.46	4.4
Más de 100	1	0.1	100.52	1.8
Total	1269	100	5,576.12	100

a) Validación de cicatrices de incendios

Algunas cicatrices de incendios detectadas en imágenes fueron sobrepuestas en Google Earth para determinar si eran efectivamente cicatrices de incendios (Figuras 24).

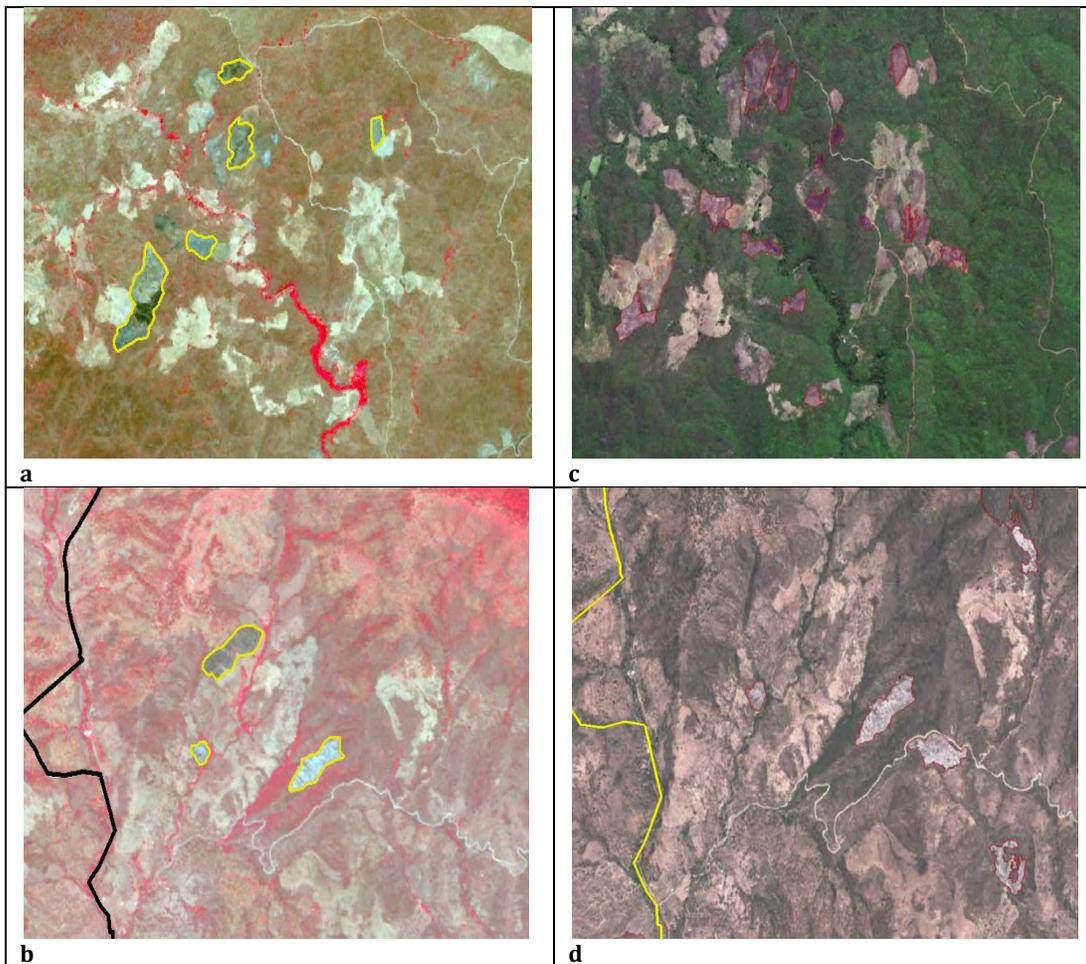


Figura 24: Lado izquierdo (a y b) cicatrices de incendios en imágenes Rapid Eye (2012). Lado derecho (c y d) cicatrices de incendios en Google Earth.

4.4.2.3.2- Etapa 2 La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. En la construcción del modelo 2012 se incluyó una variable extra derivado de la proximidad a los incendios previos; es decir que se generó un mapa de proximidad utilizando los incendios del año 2011.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Se muestra el procedimiento para obtener el mapa que muestra una distribución real en la figura (25).

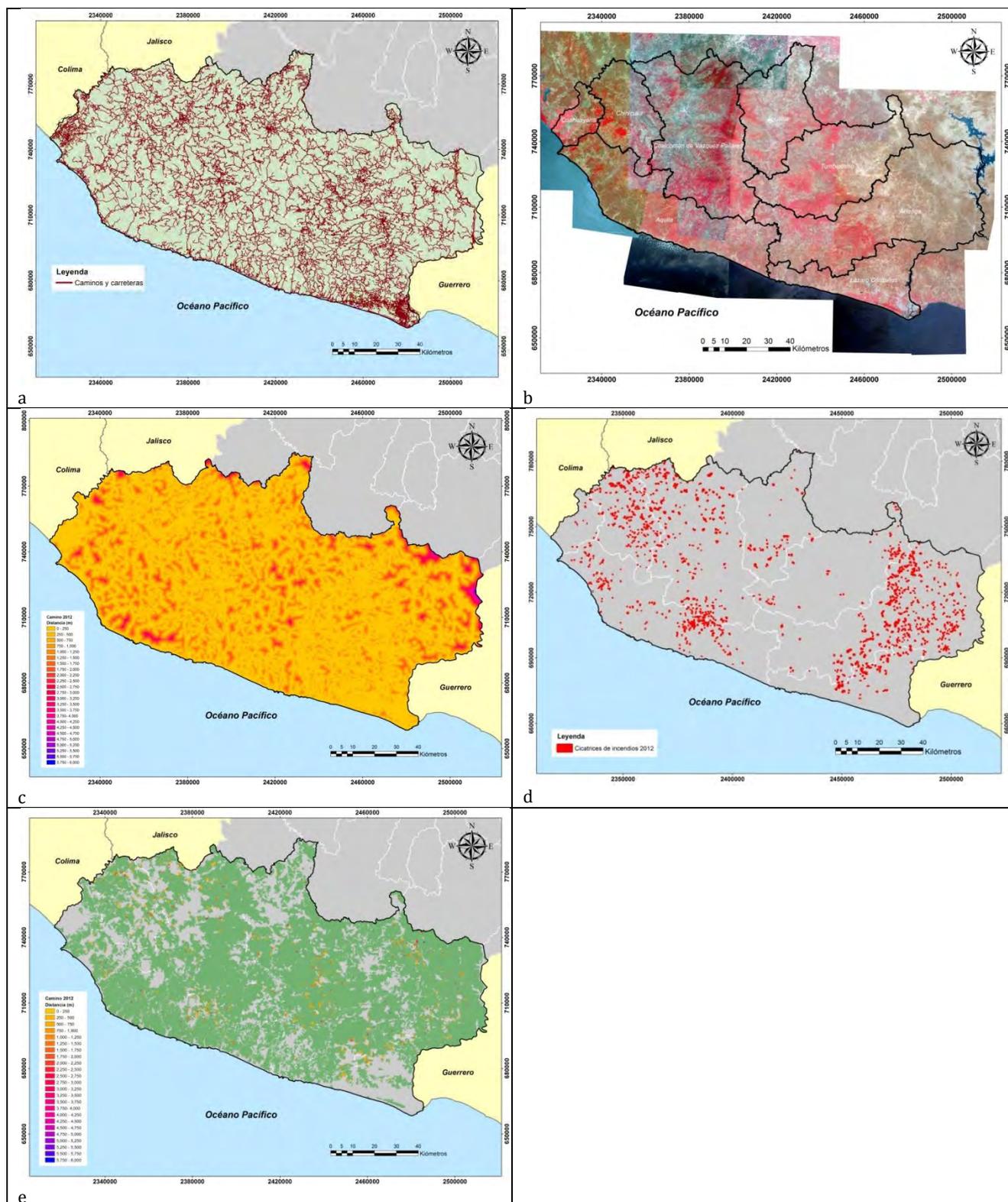
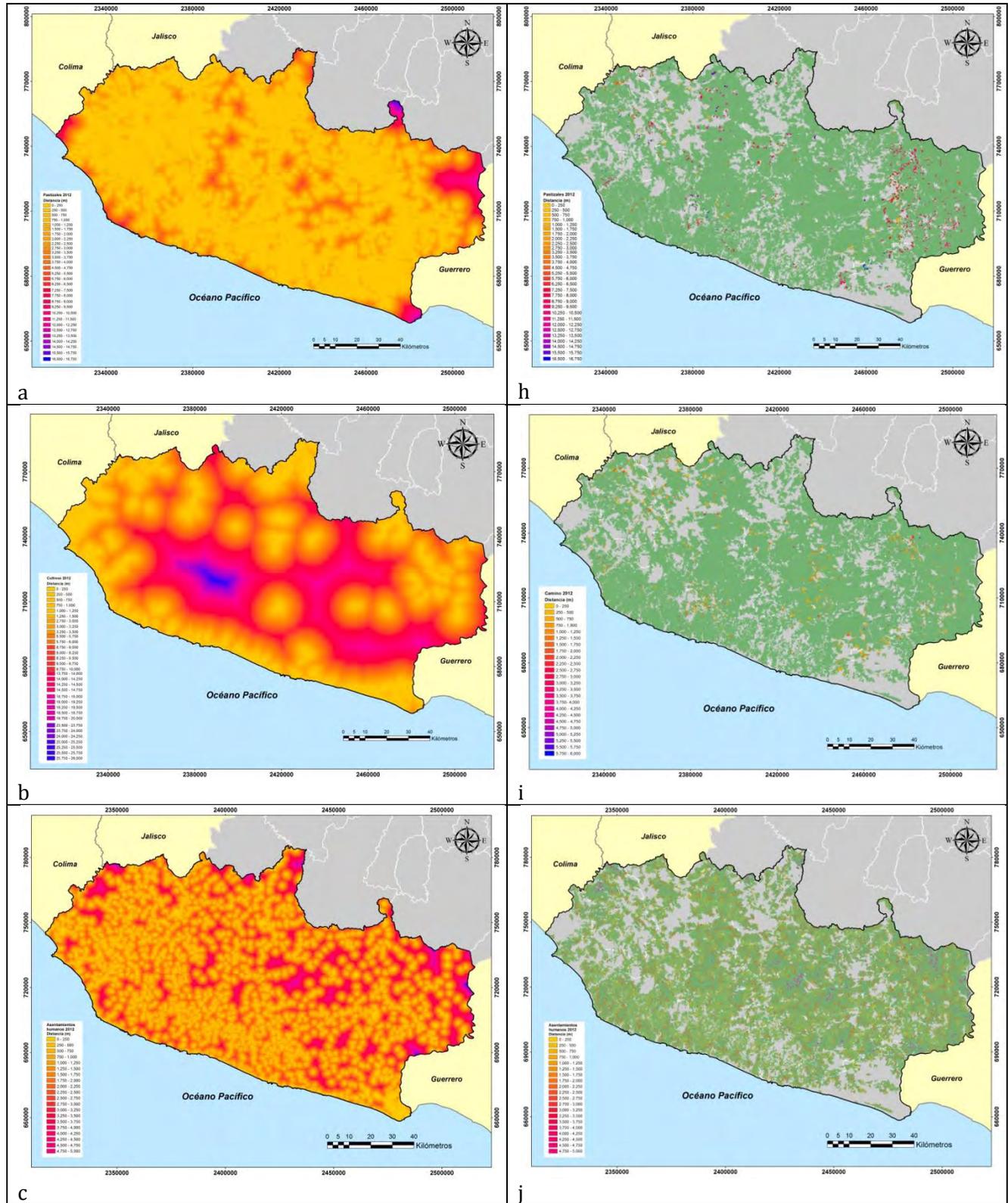
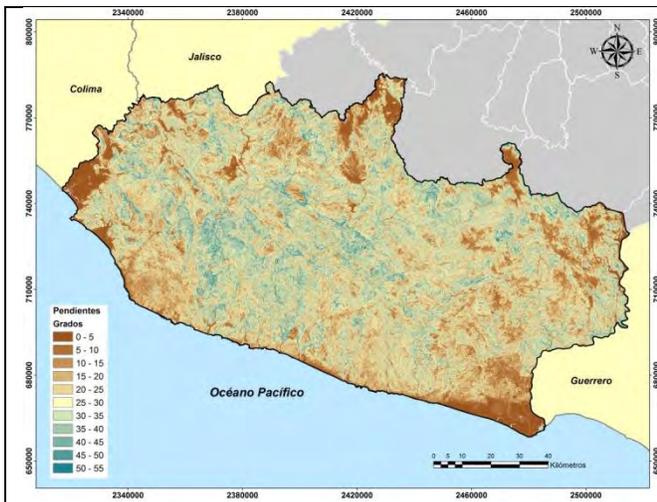


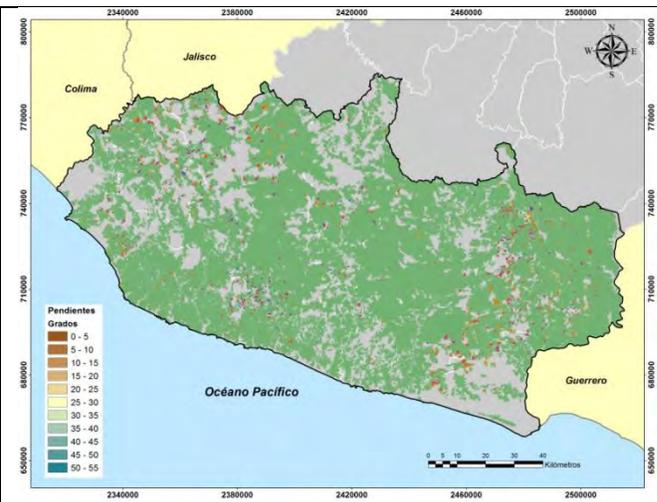
Figura 25: Mapas utilizados para la obtención de la proximidad de incendios a caminos con datos reales. a) mapa de caminos, b) imágenes Rapid Eye 2012, c) mapa de proximidad a caminos, d) cicatrices de incendios 2012 y e) mapa resultado del cruce entre c y d.

Este procedimiento se repite con cada una de las variables analizadas como se muestra en la figura 26.

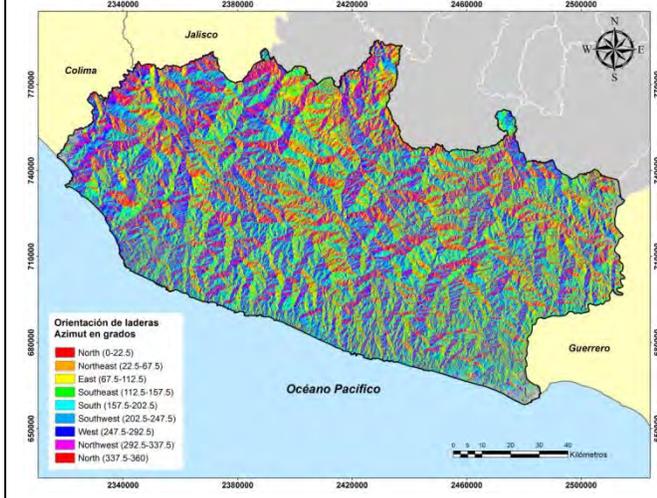




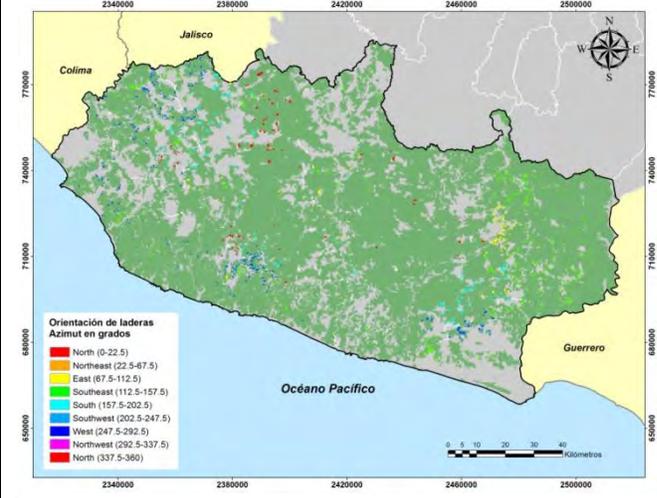
d



k



e



l



f



m

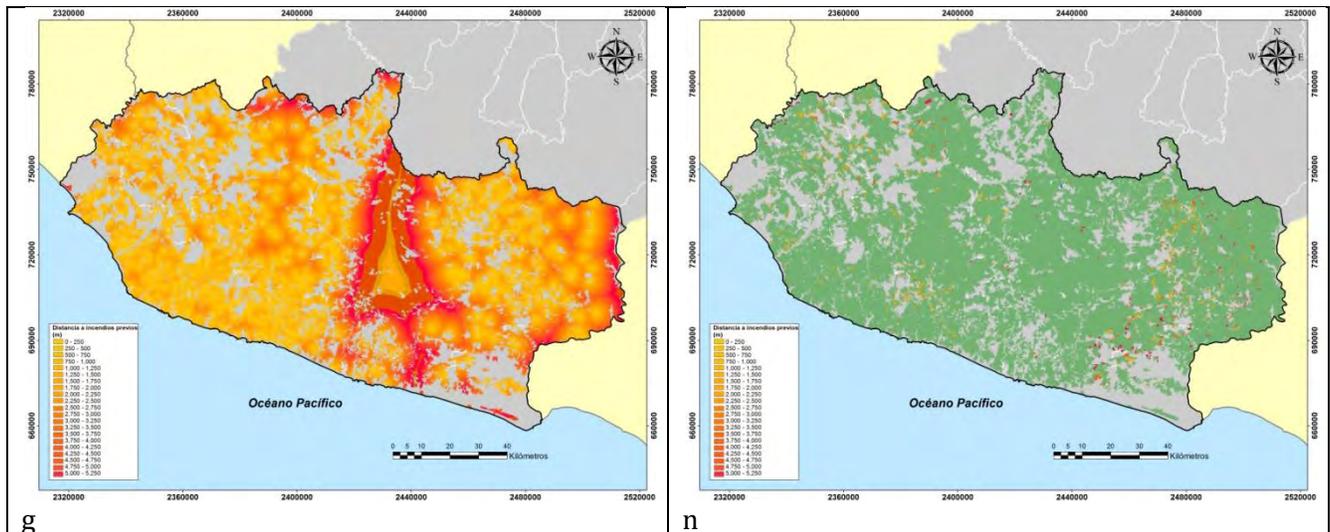


Figura 26: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve y g) proximidad a incendios previos (2011). En el lado derecho cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2012 cruzados con la proximidad a h) pastizales, i) cultivos, j) asentamientos humanos, con la k) pendiente, l) orientación de laderas y m) geometría del relieve y con n) Proximidad a incendios previos.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Para ejemplificar cada una de estas variables se utilizó el mapa de proximidad a caminos que fue cruzado con el mapa de cicatrices de incendios generado de forma aleatoria como se puede apreciar en la figura 27.

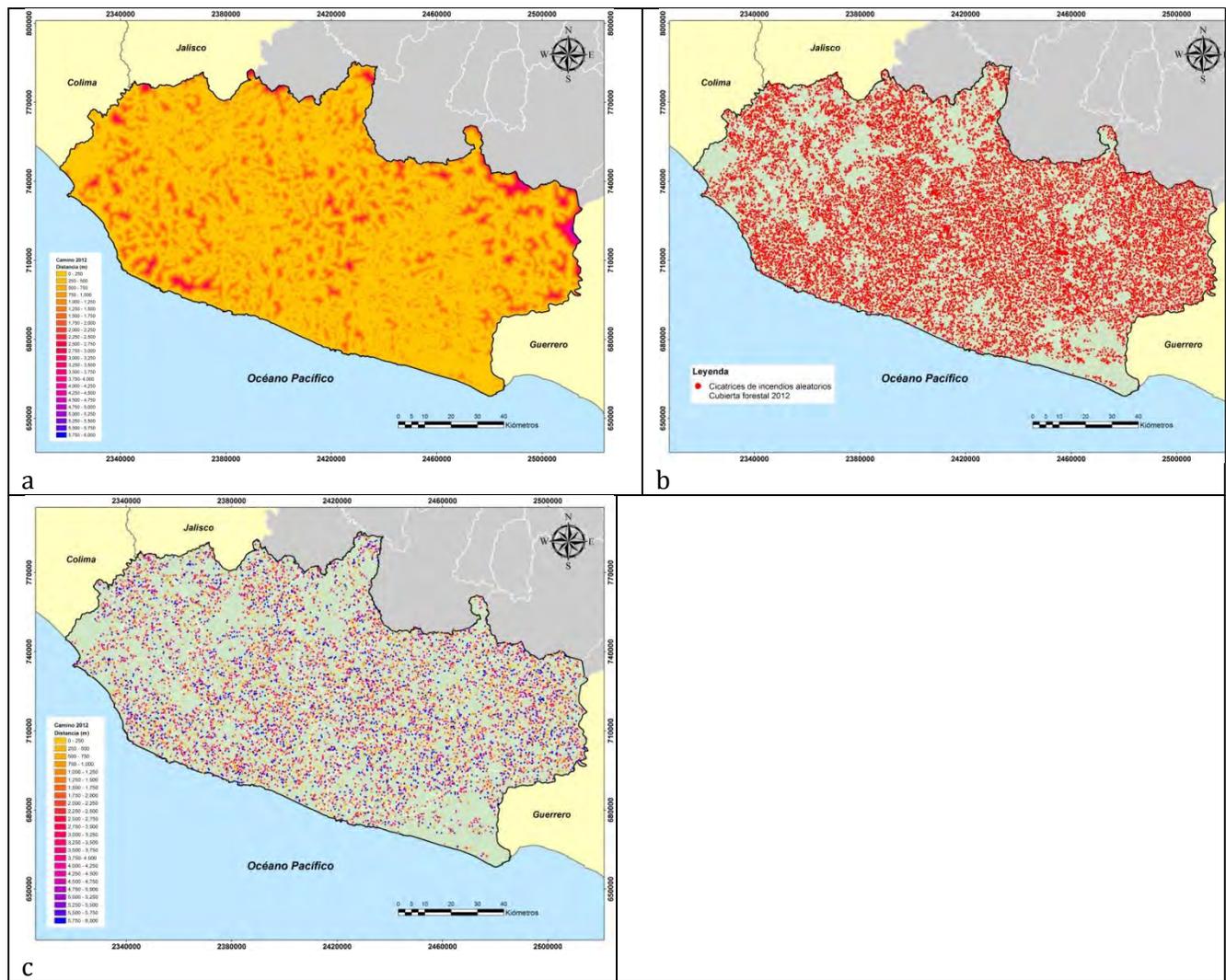
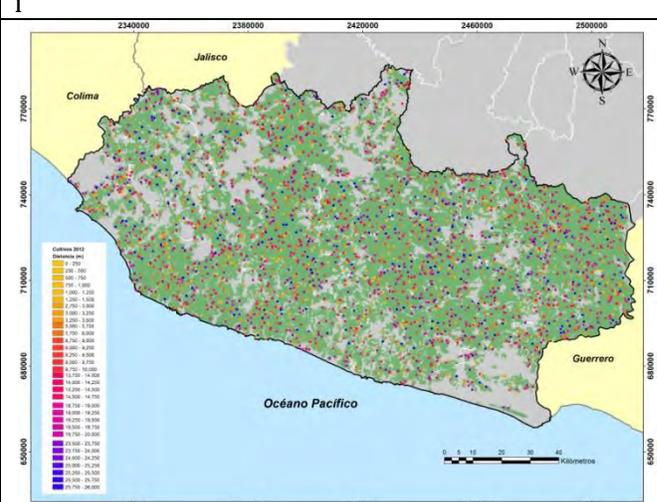
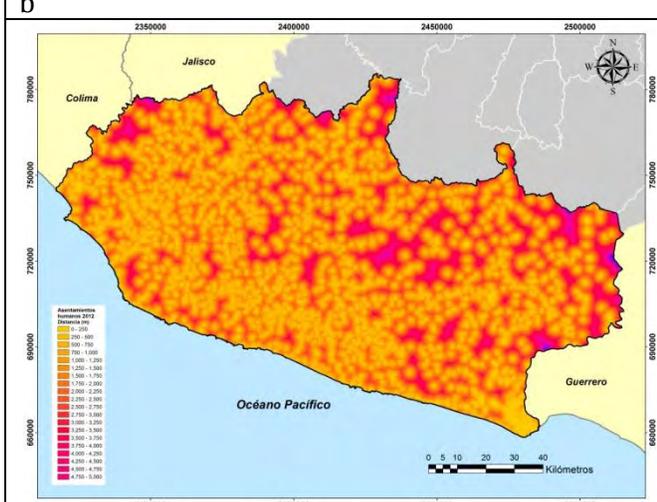
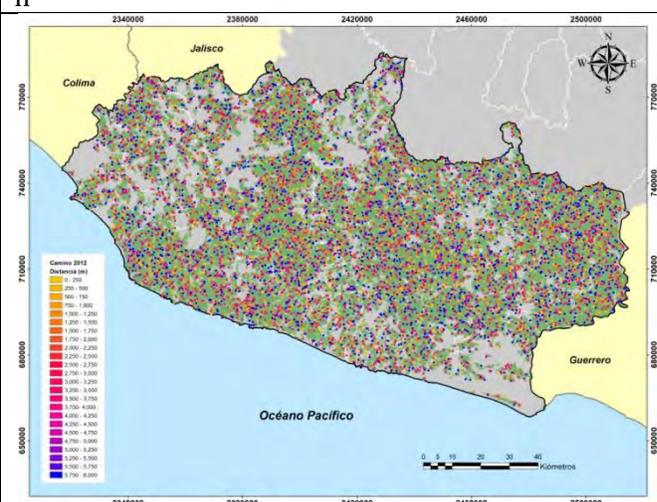
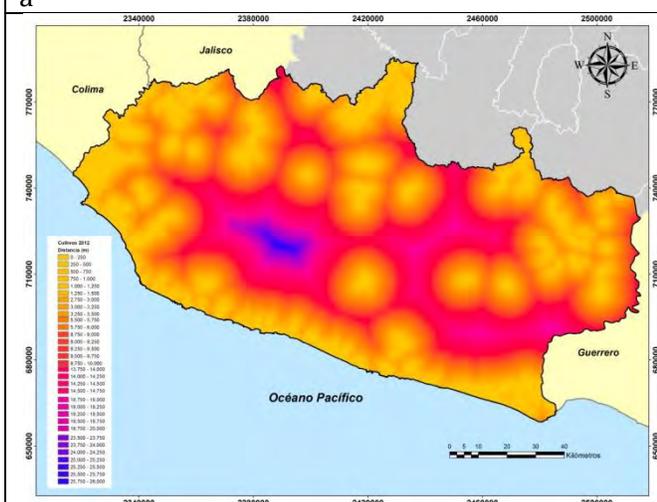
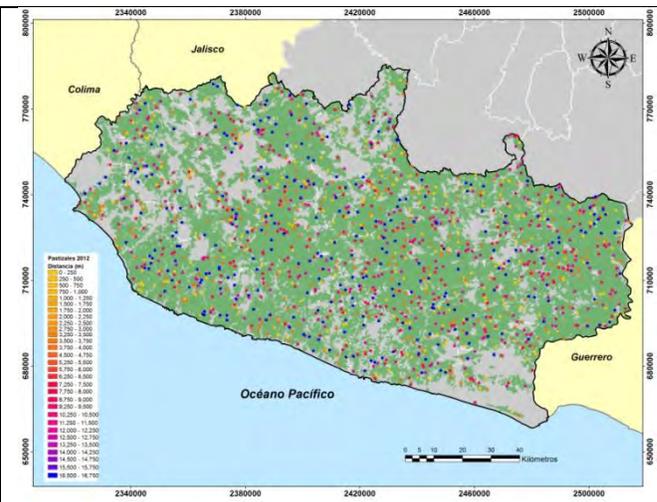
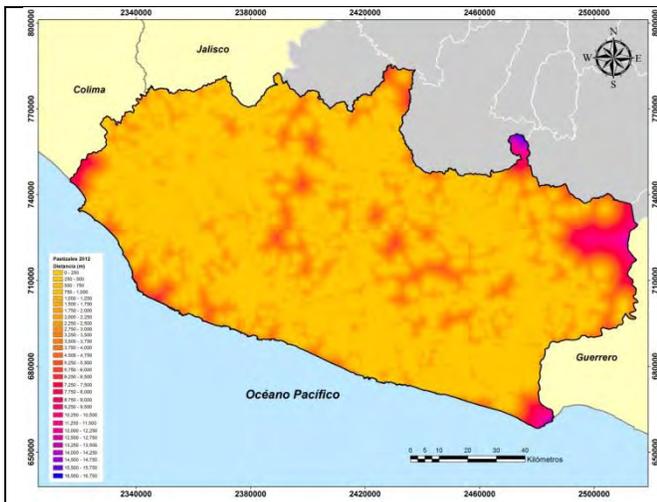
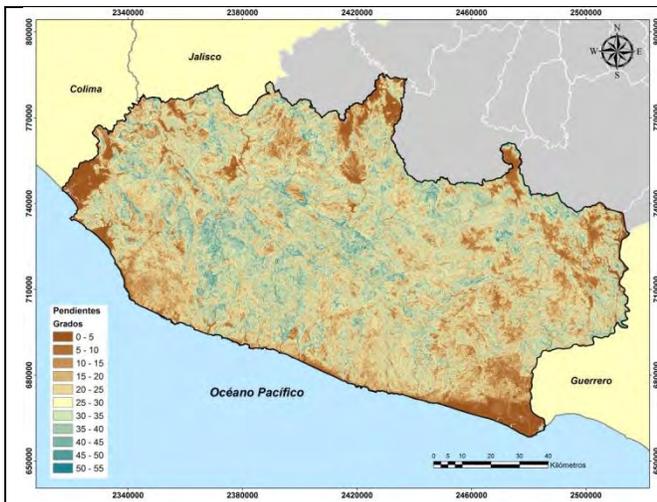


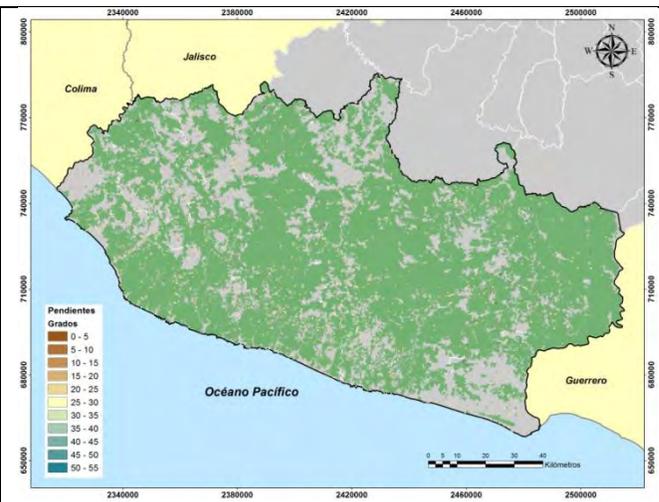
Figura 27: Mapas utilizados para obtener un mapa de distribución aleatoria. a) Mapa de proximidad a caminos, b) cicatrices de incendios provocadas aleatoriamente y c) resultado que muestra el cruce entre a y b.

Este procedimiento se realizó con cada una de las variables analizadas. El resultado se muestra en la siguiente figura 28.

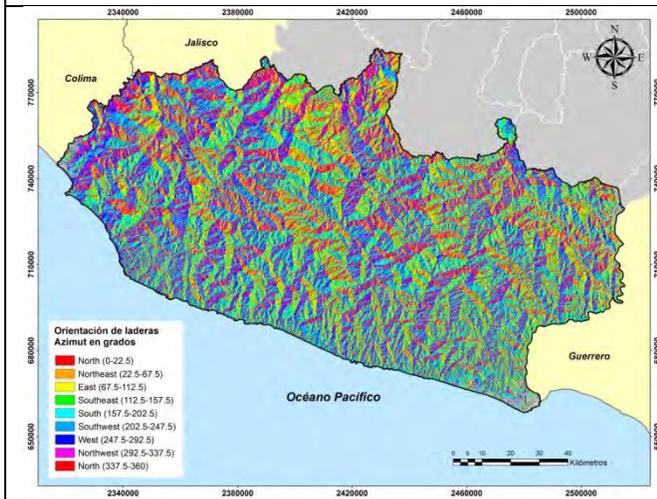




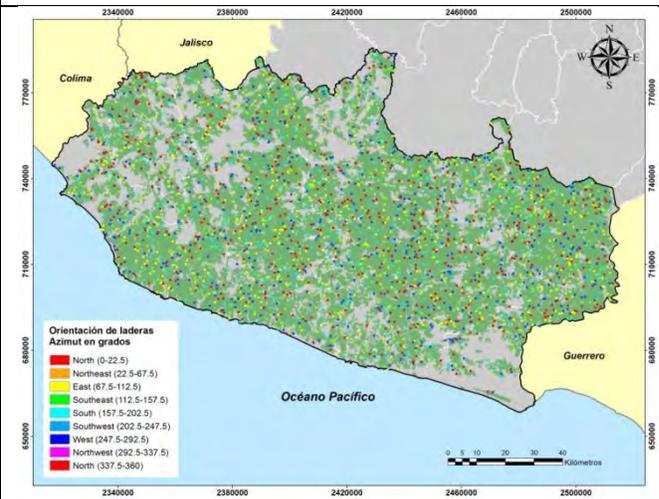
d



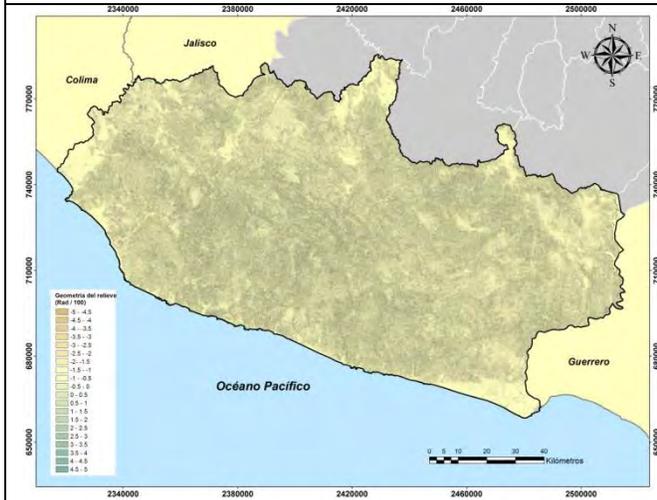
k



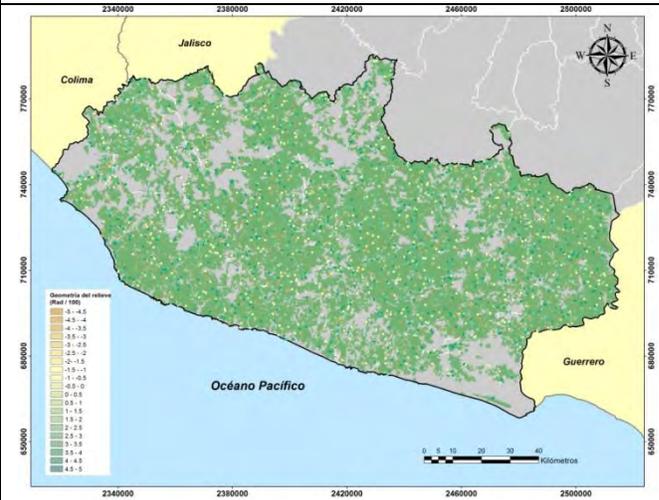
e



l



f



m

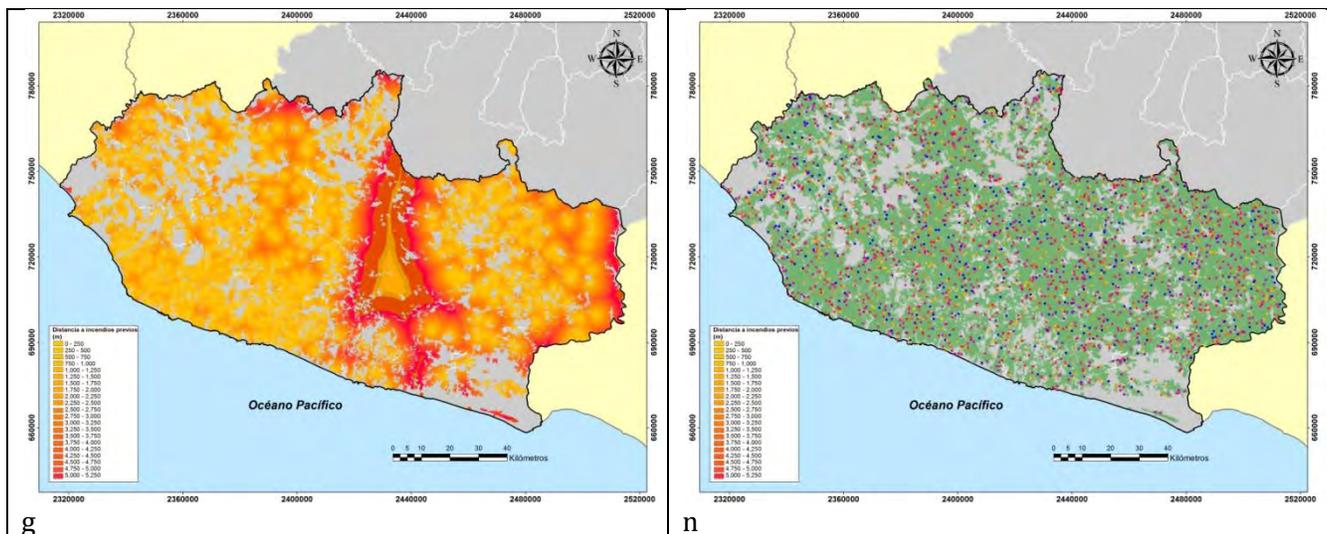


Figura 28: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve y g) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias cruzadas con la proximidad a h) pastizales, i) cultivos, j) asentamientos humanos, y con la k) pendiente, l) orientación de laderas y m) geometría del relieve y n) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto de tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Toda vez que se tiene los mapas con las distribuciones real y aleatoria el siguiente paso es eliminar el efecto del tamaño aplicando la fórmula (8) a cada una de las variables analizadas. Se presenta el ajuste por la proporción de área con la variable cicatrices de incendios y su proximidad a caminos (Cuadro 22)

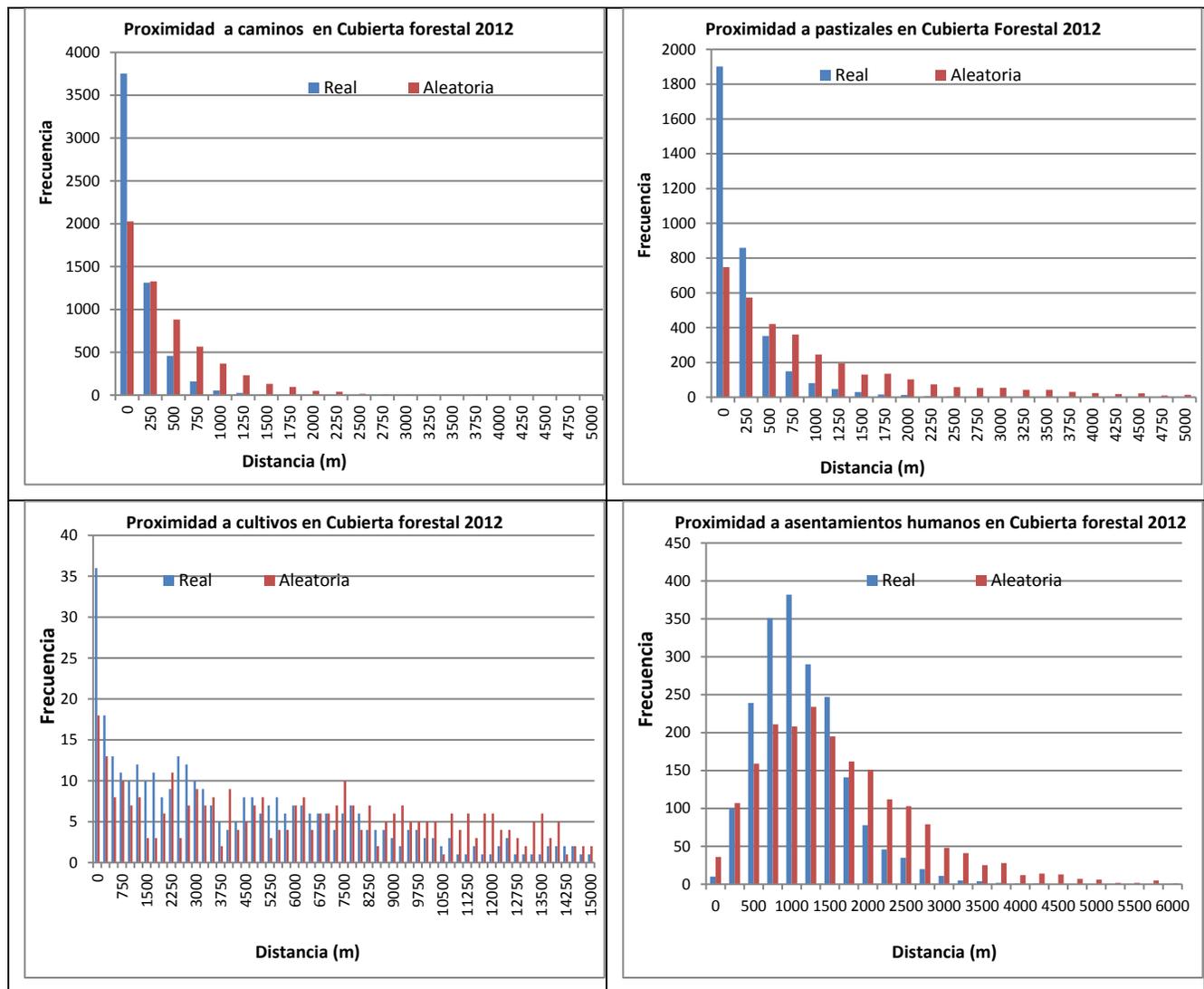
Cuadro (22): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles de la cubierta forestal 2012	Proporción de pixeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	10400	1483312	0.3608	3753	2027
500	6023	895359	0.2178	1312	1327
750	3016	623767	0.1517	458	882
1000	1616	410148	0.0997	161	566
1250	859	264328	0.0643	55	367
1500	609	167447	0.0407	25	231
1750	303	105372	0.0256	8	132
2000	84	62614	0.0152	1	94
2250	31	36681	0.0089	0	50
2500	78	22910	0.0055	0	39
2750	20	14319	0.0034	0	15
3000	0	8740	0.0021	0	10
3250	0	5138	0.0012	0	8
3500	0	2861	0.0006	0	9
3750	0	1967	0.0004	0	4
4000	0	1611	0.0003	0	5
4250	0	1343	0.0003	0	2
4500	0	1068	0.0002	0	1
4750	0	753	0.0001	0	2
5000	0	378	9.196E-05	0	0

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas en el año 2012.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

En la siguiente figura (29) se muestran las comparaciones de las frecuencias reales y aleatorias de las variables analizadas.



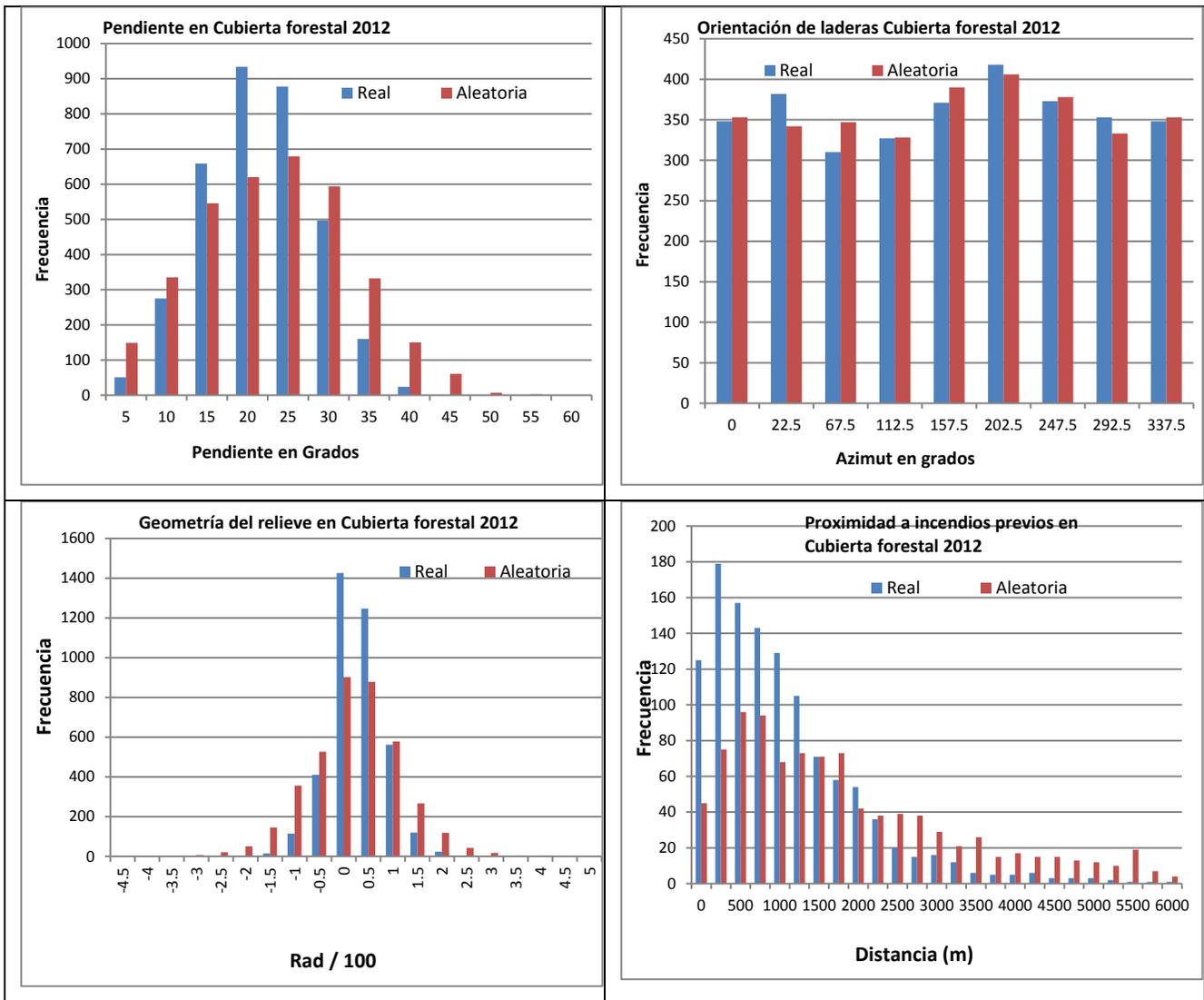


Figura 29: Comparación de las distribuciones real y aleatoria.

Las variables procedentes de una distribución normal fueron analizadas con la prueba t de Student para la concentración y F de Fisher para analizar la dispersión. Las variables procedentes de una distribución no normal se analizaron con las pruebas W de Wilcoxon para la concentración y el valor de p en Kolmogorov-Smirnov para la dispersión. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (23):

Cuadro (23): Relevancia de las variables analizadas para la cubierta forestal 2012.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.01137****	4.662E-05****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	1.464E-08****	0****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.171768***	0.0002987****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.113929***	0.0010741****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.998062*	0.335778*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.968521*	0.66449*	No Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.240762**	1.40E-08****			Relevante
Proximidad a incendio 2011	No normal	0.0000521****	0.0000008****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Las variables que resultaron extremadamente relevantes en la cubierta forestal del año 2012 tanto en concentración como en dispersión fueron la proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a cultivos, proximidad a asentamientos humanos y proximidad a incendios previos. Por otra parte, las variables que resultaron no relevantes fueron la pendiente y la orientación de laderas por lo que quedaron descartadas en la construcción del modelo.

4.4.2.3.3.- Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Cuando se conocen las variables relevantes el siguiente paso es convertir los valores de frecuencia en valores de probabilidad. A continuación, se presenta el ejemplo de incendios y su proximidad a caminos de la cubierta forestal año 2012 (cuadro 24).

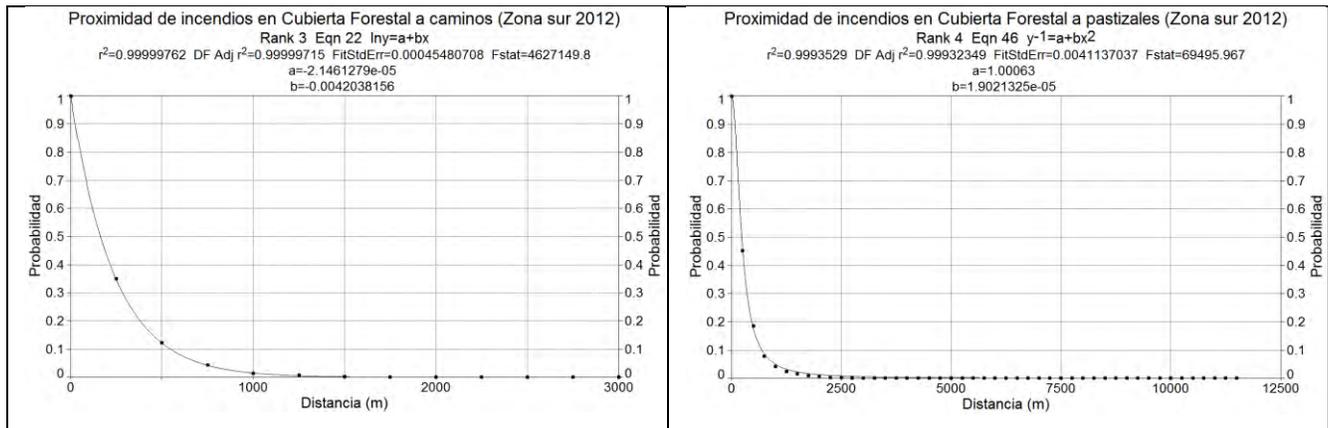
Cuadro 24: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	3753	1.0000
500	1312	0.3496
750	458	0.1220
1000	161	0.0430
1250	55	0.0147
1500	25	0.0066
1750	8	0.0021
2000	1	0.0003
2250	0	0.0
2500	0	0.0
2750	0	0.0
3000	0	0.0

El mismo procedimiento se realizó únicamente con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Se realizó un análisis exploratorio con las fórmulas que describían la relación entre valores de probabilidad y los valores de cada clase. Se escogieron aquellas que resultaron más simples de aplicar y con el valor más alto de R². Como resultado se obtuvieron las siguientes fórmulas para cada una de las variables relevantes en la cubierta forestal 2012 (Figura 30).



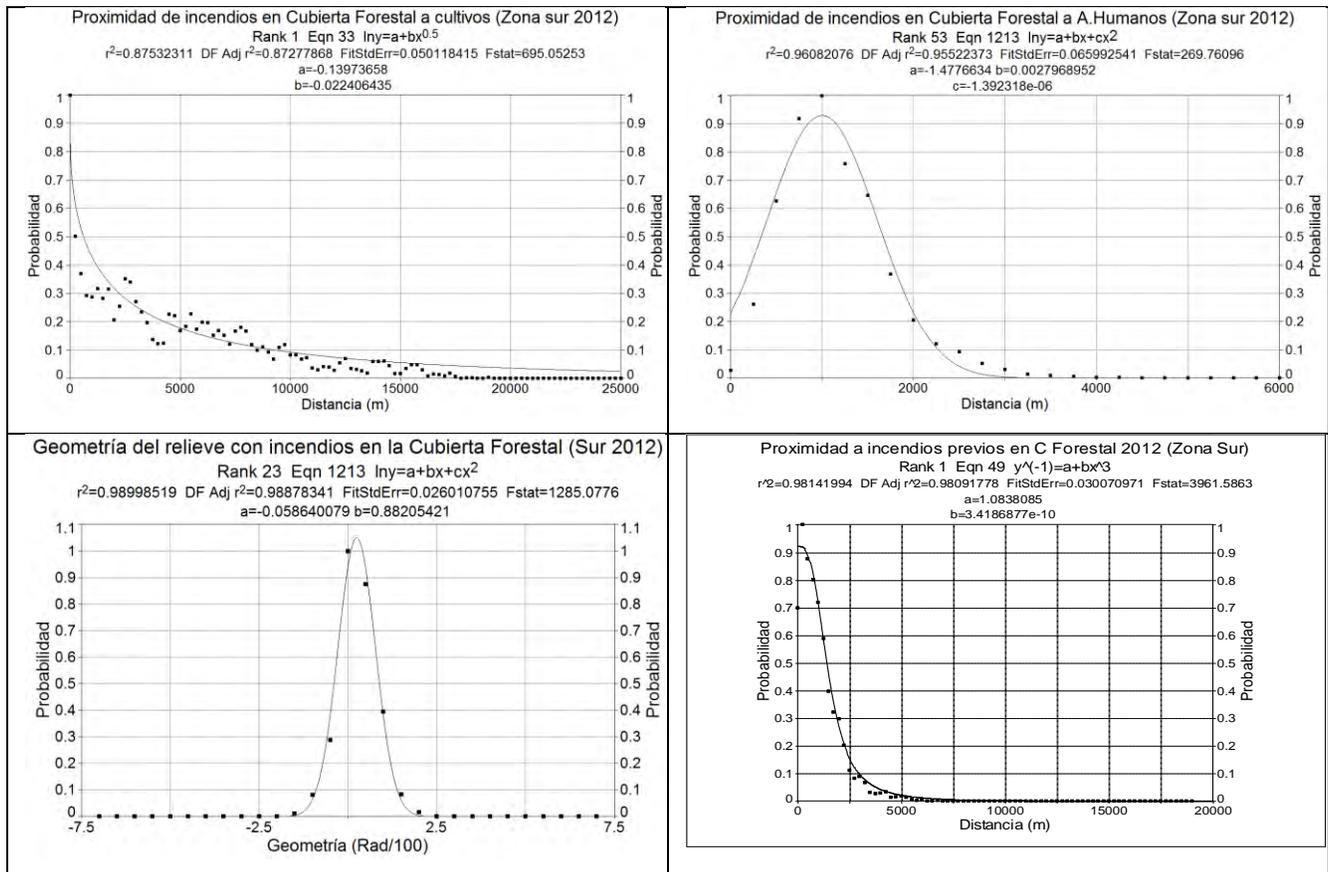
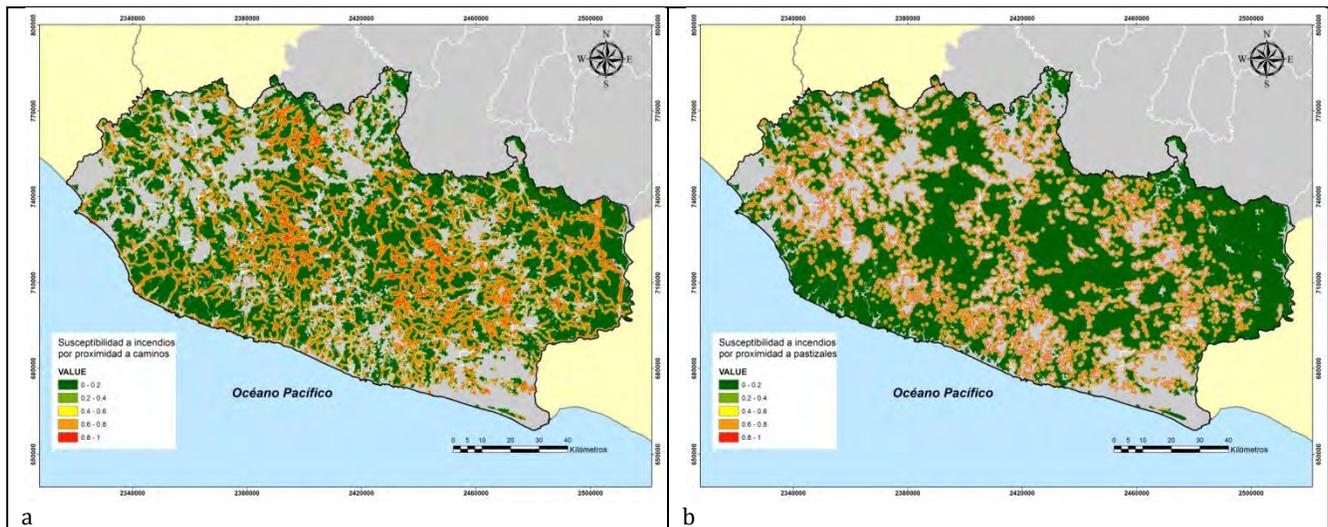


Figura (30): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase que resultaron relevantes.

Cuando se obtienen las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que va de 0 a 1. Donde el valor de preferencia más alto corresponde a uno y el valor más bajo corresponde a 0 (Figura 31).



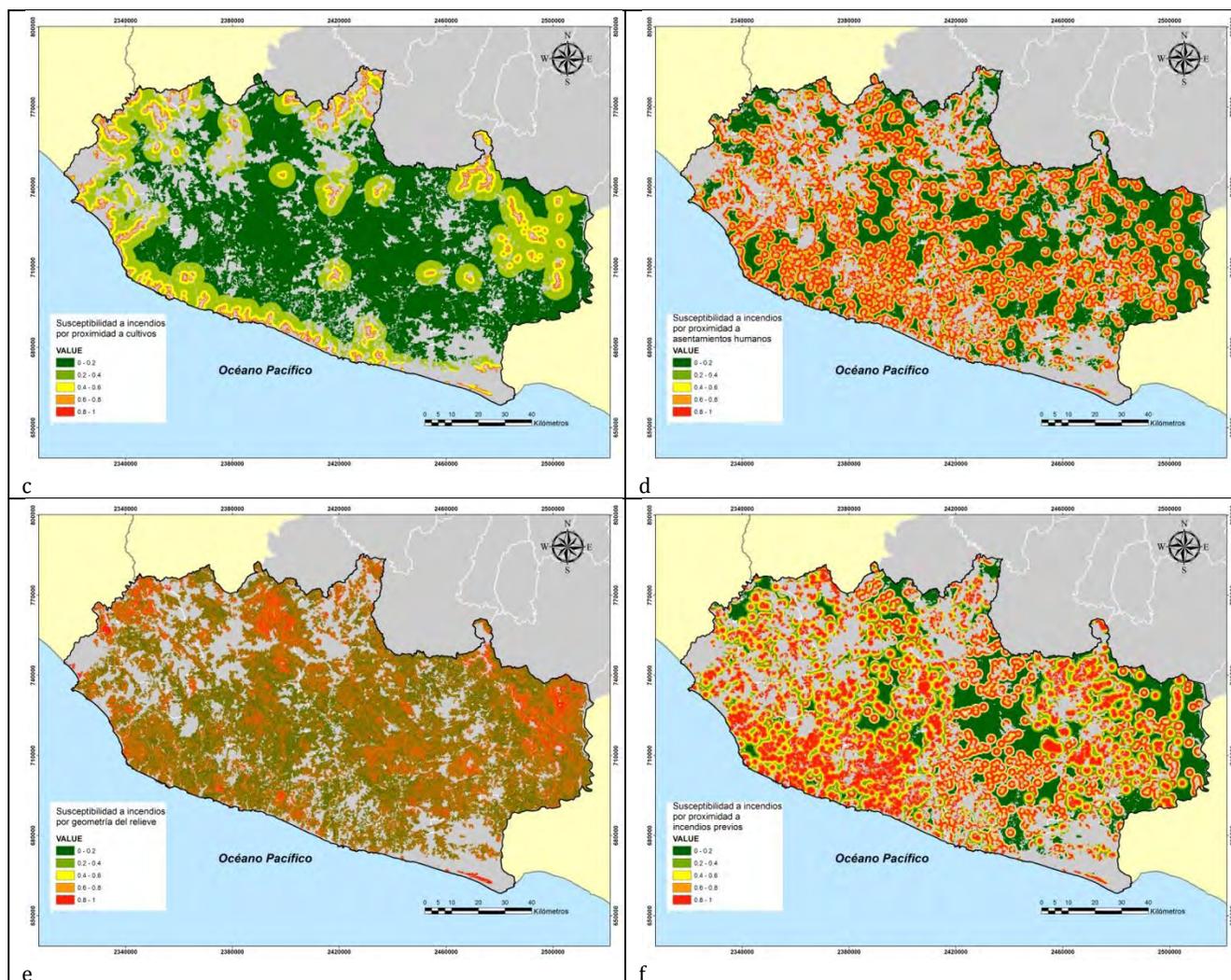


Figura 31: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal 2012: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) geometría del relieve y f) proximidad a incendios previos.

4.4.2.3.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable ante la presencia de incendios forestales

Para determinar el grado de influencia de cada variable analizada se utilizó el valor de D en la prueba de Kolmogorov - Smirnov. Estos valores se pueden apreciar para cada variable relevante en el siguiente cuadro (25).

Cuadro 25: Grado de influencia de cada variable en la cubierta forestal 2012.

Parámetro analizado	distancia K S (Valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.5081	0.15	4
Proximidad a pastizales	0.7522	0.23	1
Proximidad a cultivos	0.4246	0.13	5
Proximidad a asentamientos humanos	0.3444	0.11	6
Geometría del relieve	0.5116	0.16	3
Proximidad a incendios previos	0.7377	0.22	2
Total	3.2788	1.00	

La proximidad a pastizales resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales, un segundo factor fue la proximidad a incendios anteriores, esto nos indica una alta probabilidad de incendios en lugares que anteriormente sufrieron incendios. Las variables de proximidad a caminos, proximidad a cultivos y geometría del relieve mantienen valores muy cercanos entre sí. Finalmente, las variables menos influyentes fueron la proximidad a cultivos y la proximidad a asentamientos humanos.

4.4.2.3.5.- Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2012

Para generar el modelo de susceptibilidad a incendios se aplicó la fórmula (7):

$$SICF12 = (Suscpz * 0.23) + (Suscp * 0.22) + (Susgeo * 0.16) + (Suspcam * 0.15) + (Suspcult * 0.13) + (Suspxhum * 0.11)$$

Donde

SICF12= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal año 2012.

Suscpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscp = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suspcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suspcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suspxhum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro 26:

Cuadro 26: Valores límites de peligro a incendio.

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (32):

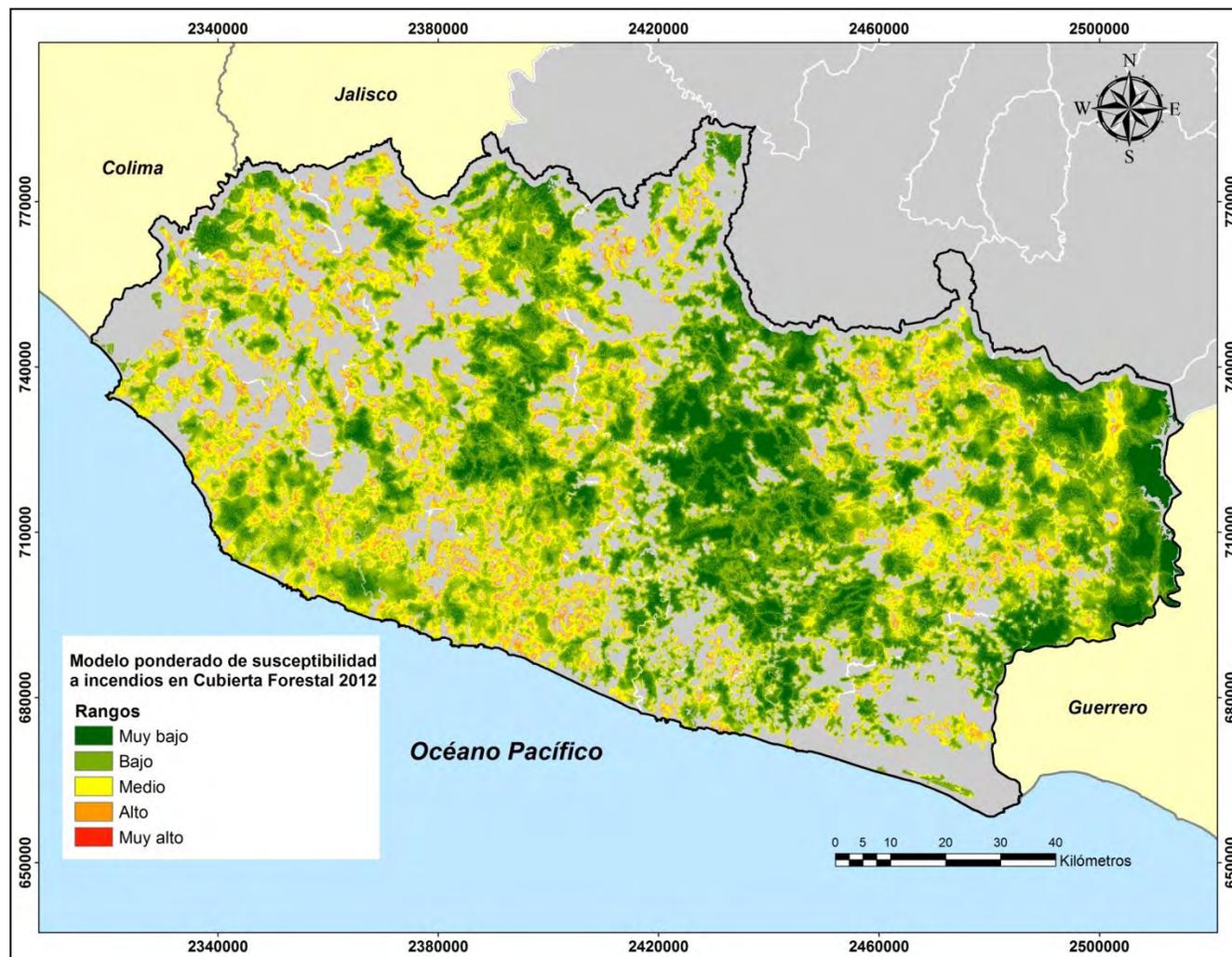


Figura 32: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en cubierta forestal del año 2012.

En la figura anterior se muestra el mapa final de susceptibilidad a incendios forestales con las variables ponderadas. En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a pastizales, a incendios previos y en donde la geometría

del relieve presenta una exposición convexa donde recibe mayor insolación. La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo con el siguiente cuadro 27:

Cuadro 27: Superficie en peligro de acuerdo al modelo de susceptibilidad a incendios 2012.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal 2011 en peligro
Muy bajo	173,057	17.37
Bajo	462,994	46.48
Medio	304,157	30.53
Alto	55,150	5.54
Muy alto	771	0.08

La superficie de cubierta forestal en peligro bajo y muy bajo representa el 64%, la superficie en peligro medio representa el 30% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 7%. Estos porcentajes representan 636052, 304158 y 55921 hectáreas respectivamente.

4.4.2.3.6.- Etapa 6 Validación del modelo

Como se mencionó anteriormente es necesario llevar a cabo una validación del modelo para determinar qué tan confiable es esta propuesta. Como resultado de la clasificación de imágenes Landsat 8 de 2014 a 2018 con el método propuesto por el INPE se tienen los siguientes resultados cuadro 28:

Cuadro 28: Cicatrices de incendios y superficie afectada periodo 2014 - 2018.

Imagen clasificada	Total de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	929	5170.50	8.9
Landsat 2015	2,144	9190.75	15.9
Landsat 2016	2,250	13176.25	22.8
Landsat 2017	1,758	14115.00	24.4
Landsat 2018	2,002	14199.50	24.6
Landsat 2014 a 2018	9,083	55,852.00	100.0

La superficie afectada se cruzó con el modelo de susceptibilidad. Derivado de este cruce se tienen los siguientes resultados (cuadro 29):

Cuadro 29: Superficie en hectáreas de acuerdo con el grado de susceptibilidad

CUBIERTA FORESTAL SUR 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	696.5	12.6	490.5	5.5	956.5	7.3	1234	8.7	1132.75	8.1	4510.25	8.1
Bajo	1997.75	36.2	3225.5	35.9	5238	40.0	5748.25	40.5	5608.75	39.9	21818.25	39.1
Medio	2223.25	40.3	4202.25	46.8	5659.25	43.2	5836.75	41.2	6062.5	43.1	23984	42.9
Alto	593	10.7	1050	11.7	1227.75	9.4	1349.25	9.5	1248.25	8.9	5468.25	9.8
Muy Alto	6.5	0.1	17.25	0.2	17	0.1	15.5	0.1	15.25	0.1	71.5	0.1
Total	5517	100	8985.5	100	13098.5	100	14183.75	100	14067.5	100	55852.25	100.0

En el cuadro anterior se puede apreciar la superficie afectada por tipo de peligro en la cubierta forestal del año 2012. De la superficie afectada el 47.2% caen dentro de las categorías bajo y muy bajo. La superficie afectada en la categoría de peligro medio representa el 42.9% y la superficie afectada que cae en las categorías de alto y muy alto representa 9.9%.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC para determinar el valor del AUC (figura 33).

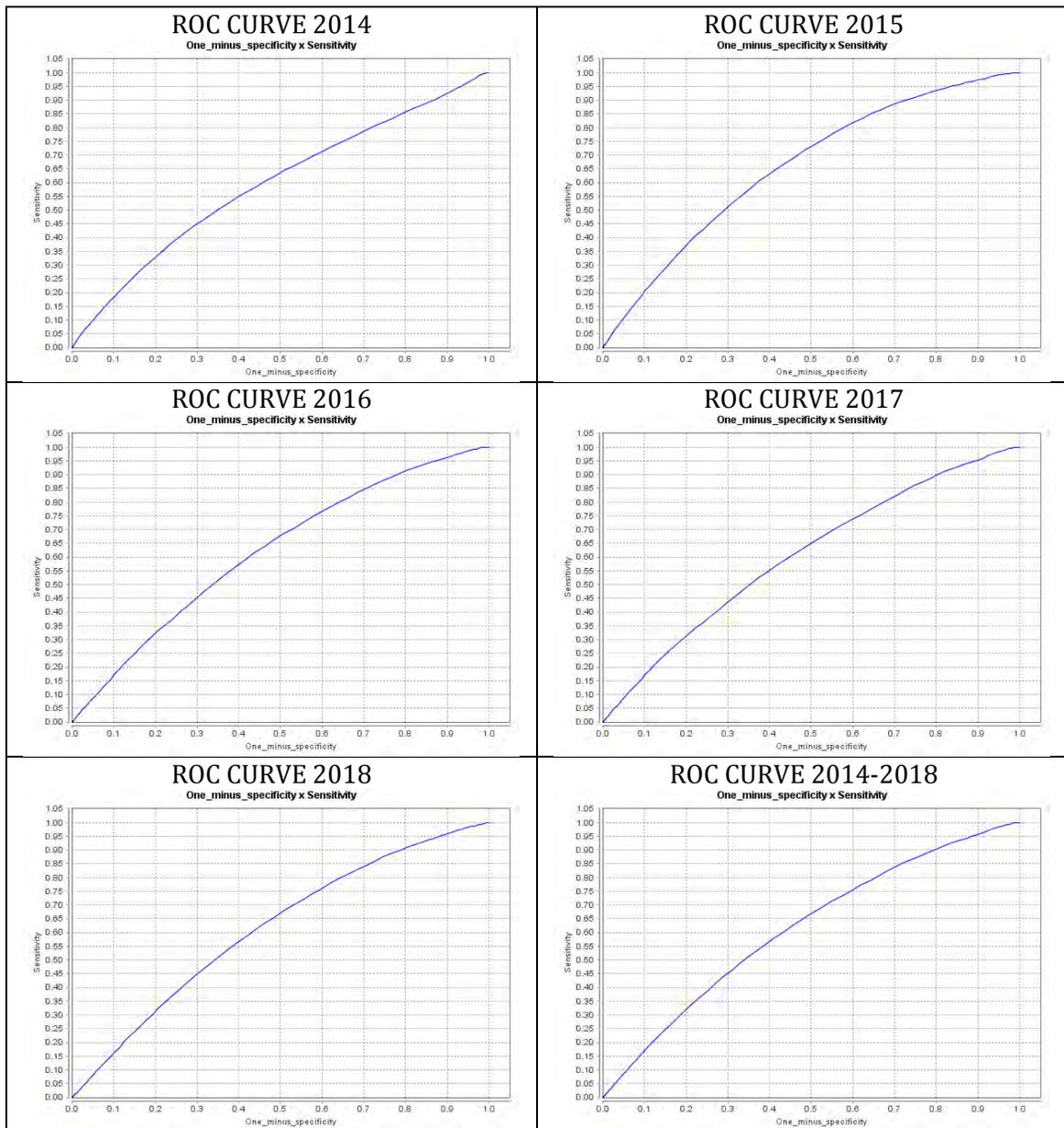


Figura 33: Curvas ROC para el período 2014 a 2018 en el modelo de la cubierta forestal 2012.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro 30:

Cuadro 30: Valores del AUC para el periodo 2014-2018

Año de análisis	AUC
2014	0.5937
2015	0.6573
2016	0.6194
2017	0.6041
2018	0.6134
2014 a 2018	0.6176

El valor del AUC para el año 2014 es de 0.59 lo que nos indica un modelo con un pobre desempeño en la capacidad de predicción de incendios forestales. El valor más alto del AUC es con datos del año 2015 con 0.65 que representa un modelo con baja capacidad de predicción de incendios forestales. El resto de los años para la validación tienen valores muy parecidos entre sí con promedio de 0.61 indicando que el modelo tiene carencias en su capacidad de predicción.

4.4.2.4.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012.

4.4.2.4.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal para los años 2011 y 2012

Después del procesamiento de las imágenes de satélite se obtuvieron 1,415 cicatrices de incendios en bosques y selvas para el año 2011. Por otra parte, se detectaron 1,269 cicatrices de incendios en el año 2012. Estas cicatrices tuvieron un área de afectación en conjunto de 12,593 hectáreas. La distribución de la superficie afectada se muestra en los siguientes cuadros:

Cuadro 31: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1312	92.7	3,110.75	44.3
10 a 50	91	6.4	1,636.70	23.3
50 a 100	4	0.3	284.1	4.0
Más de 100	8	0.6	1,985.50	28.3
Total	1415	100	7,017.05	100

Cuadro 32: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1113	87.7	2687.11	48.2
10 a 50	151	11.9	2,541.03	45.6
50 a 100	4	0.3	247.46	4.4
Más de 100	1	0.1	100.52	1.8
Total	1269	100	5,576.12	100

La suma de datos en los dos años representa el siguiente resultado:

Cuadro 33: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011 y 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	2425	90.4	5,797.86	46.0
10 a 50	242	9.0	4,177.73	33.2
50 a 100	8	0.3	531.56	4.2
Más de 100	9	0.3	2,086.02	16.6
Total	2684	100	12,593.17	100.0

Con esta información en conjunto se diseñó el modelo de la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012.

4.4.2.4.2- Etapa 2 La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE que son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

El procedimiento para obtener los mapas que representan una distribución real es el mismo que se ha descrito anteriormente. Para ejemplificar el proceso se utilizó el mapa de proximidad a caminos que fue cruzado con el mapa de cicatrices de incendios detectados en la cubierta forestal de los años 2011 y 2012 como se puede apreciar en la figura (34).

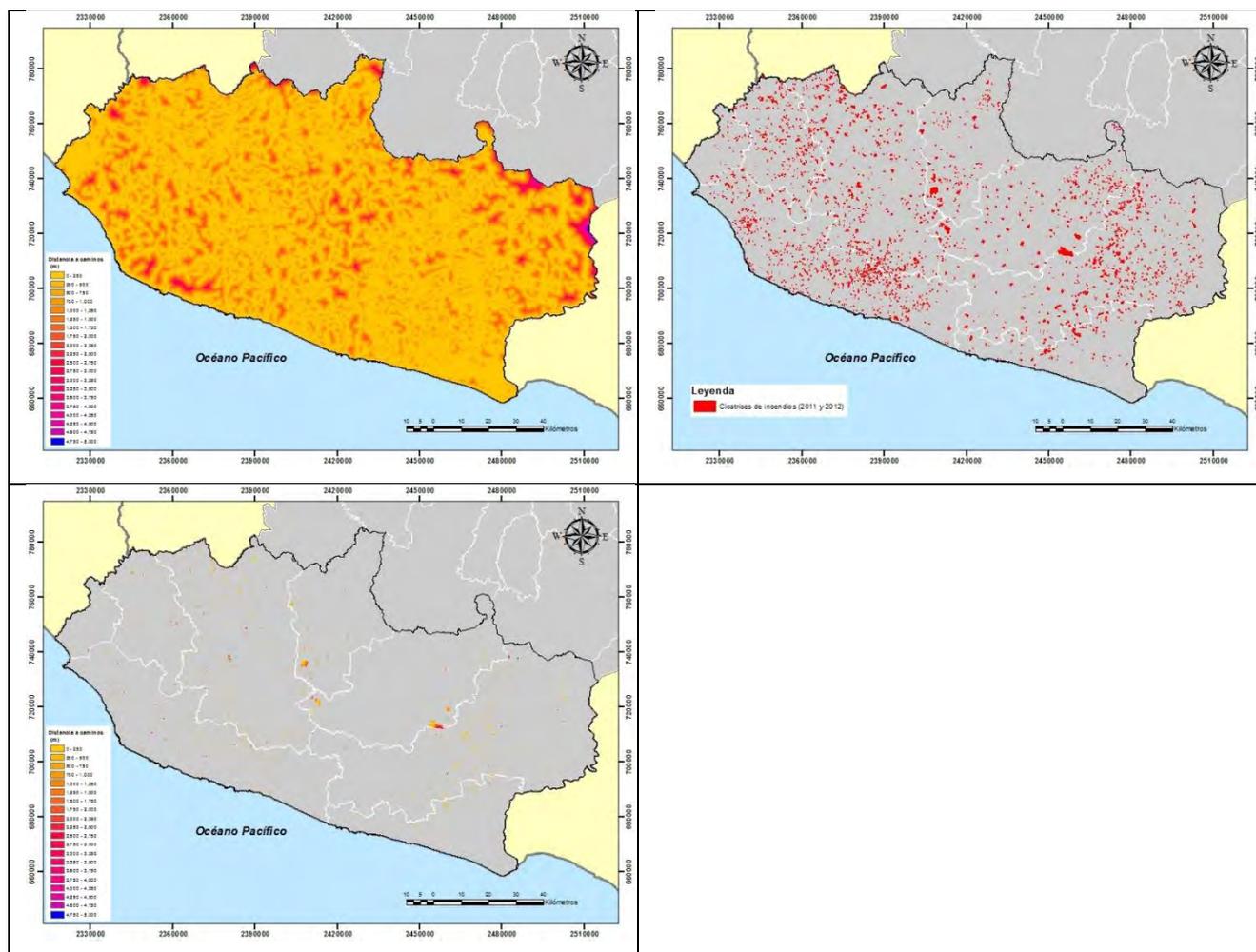
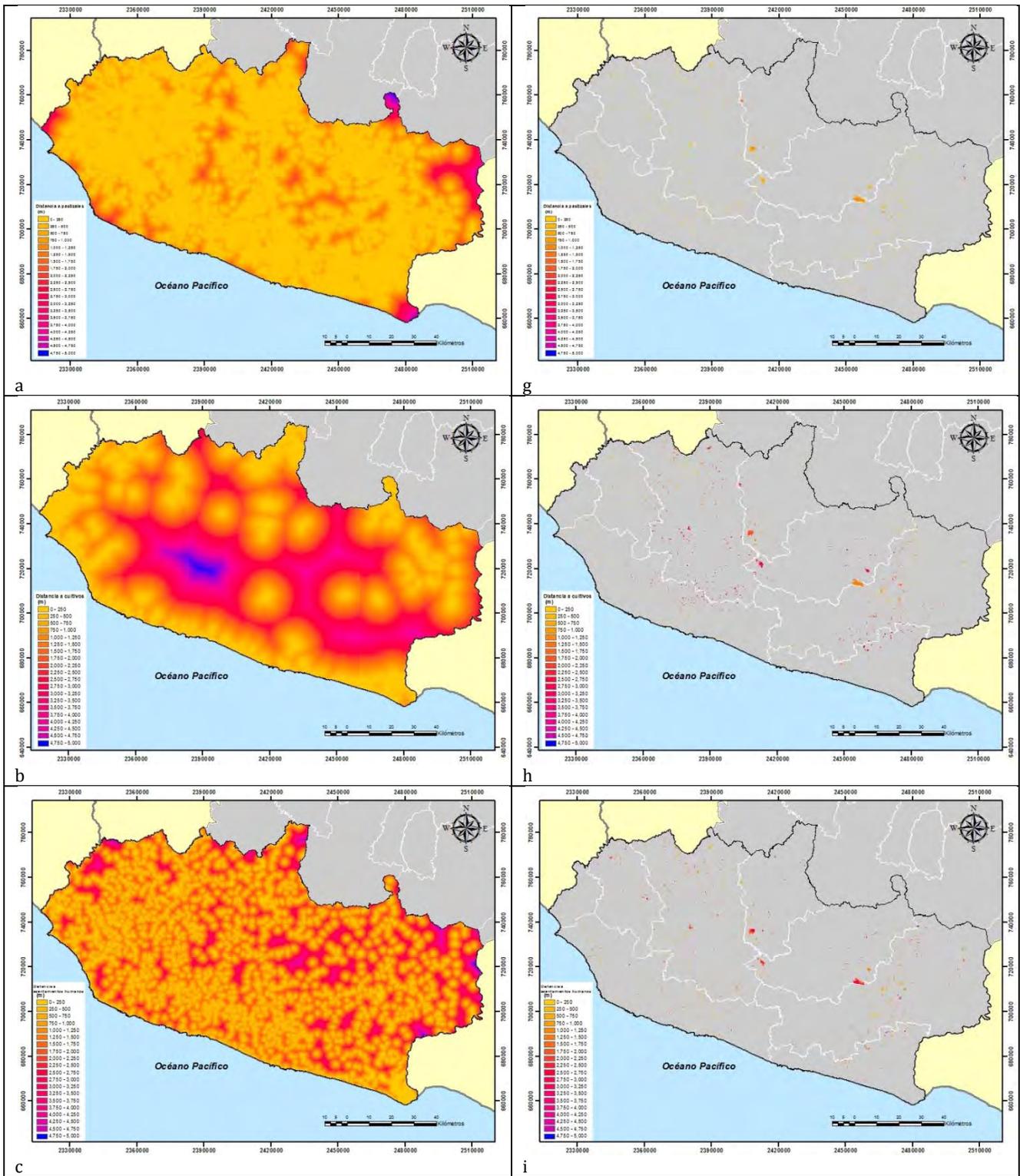


Figura 34: Mapas utilizados a) mapa de proximidad a caminos, b) cicatrices de incendios en 2011 y 2012 y c) mapa resultante del cruce entre a y b.

De esta manera se obtienen la distancia a caminos de los incendios detectados con datos reales. Este procedimiento se repite con cada una de las variables analizadas como se muestra en la siguiente figura (35).



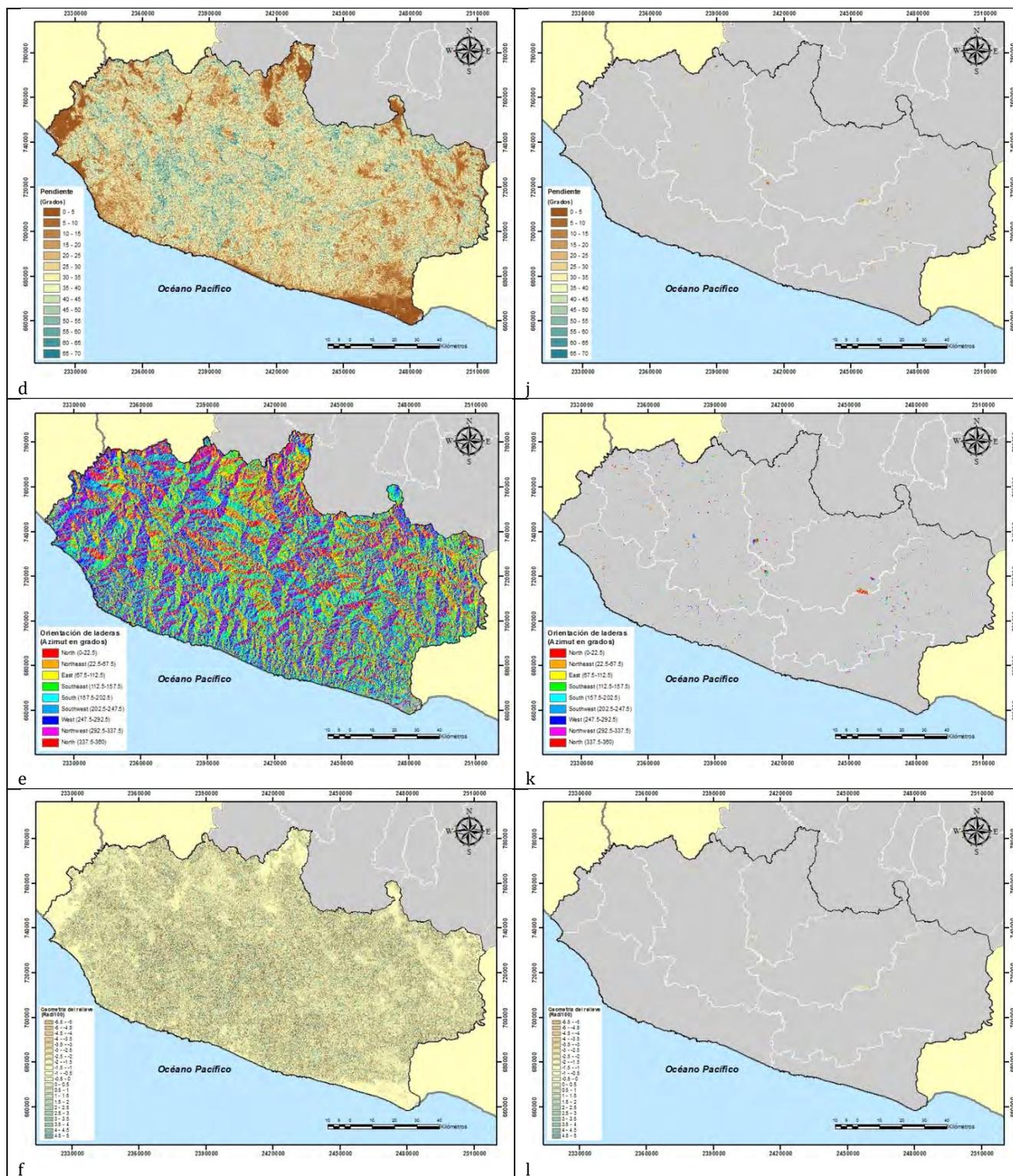


Figura 35: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios de 2011 y 2012 en la cubierta forestal cruzados con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Para obtener mapas que muestren una distribución aleatoria se sigue el mismo procedimiento descrito previamente. En el siguiente ejemplo se aprecia el cruce del mapa proximidad a caminos con las cicatrices de incendios generadas de forma aleatoria (figura 36):

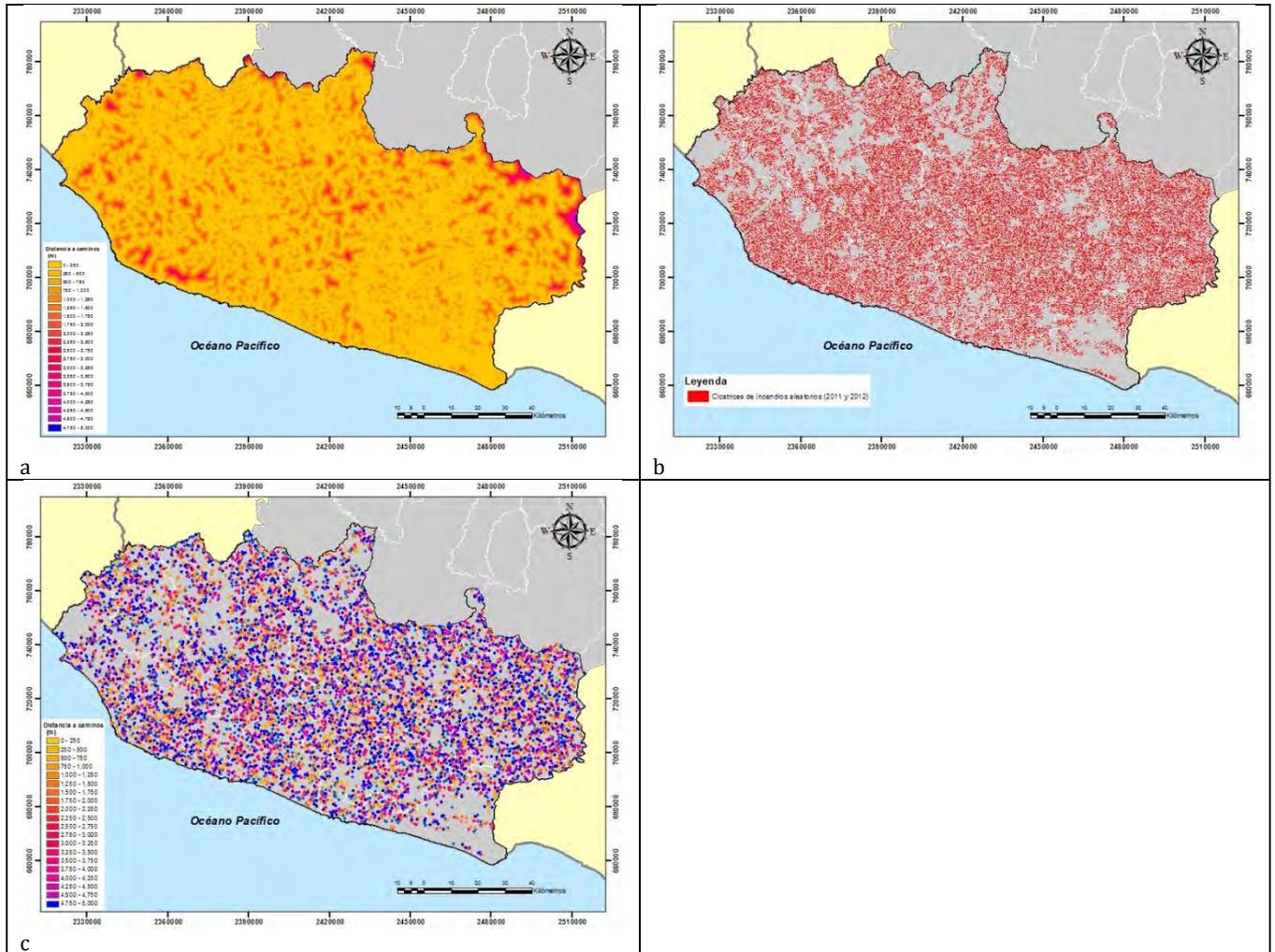
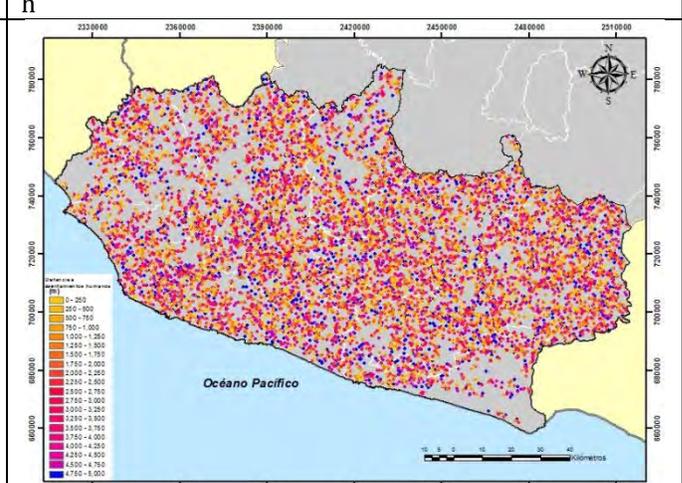
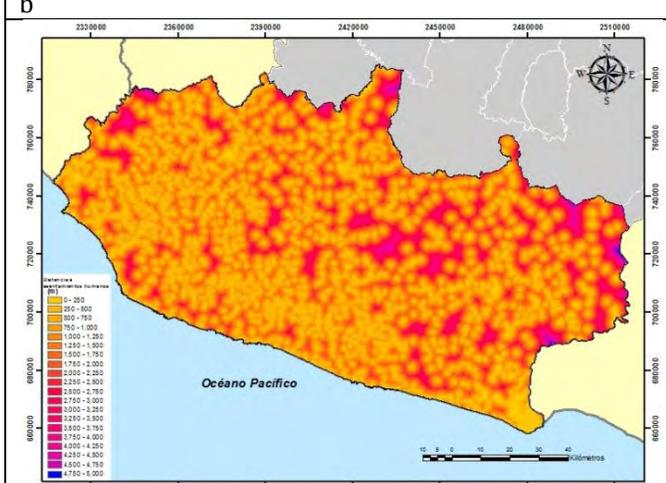
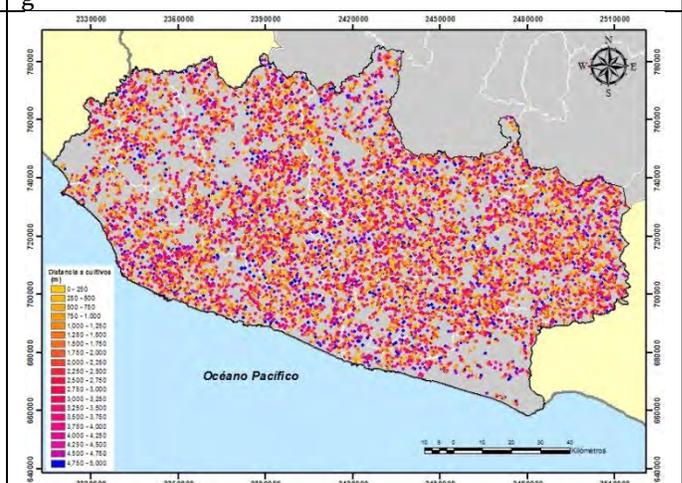
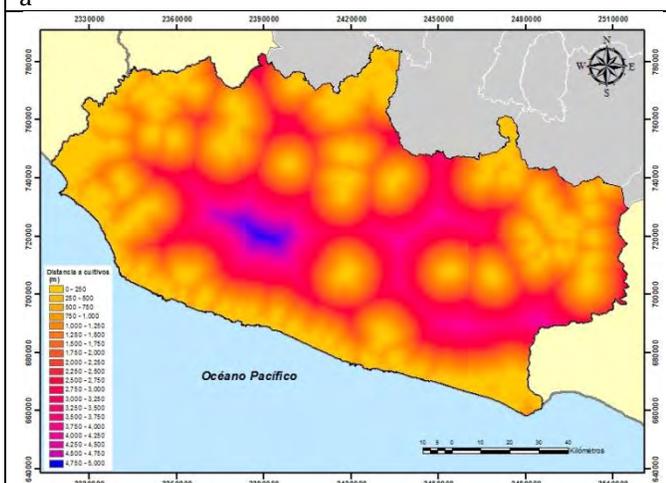
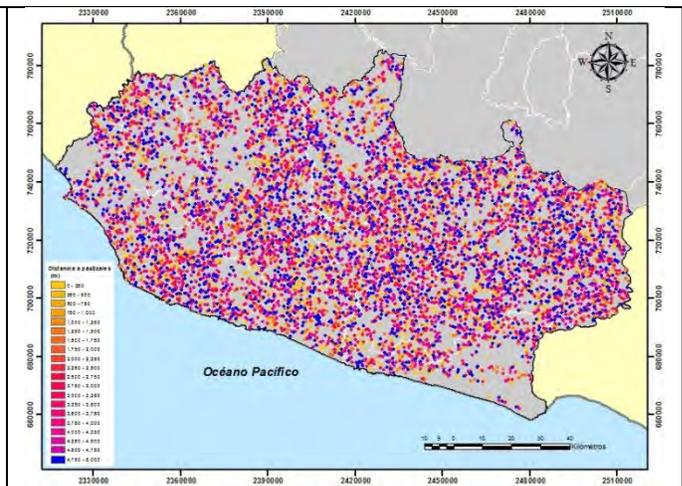
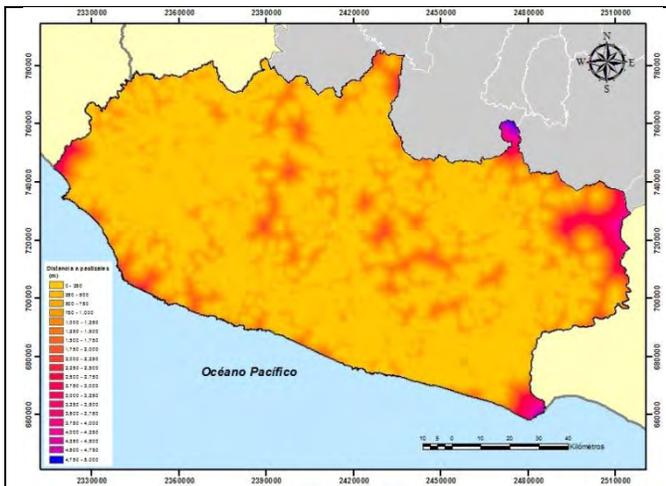


Figura 36: Mapas utilizados a) mapa de proximidad a caminos, b) cicatrices de incendios aleatorias y c) mapa resultante del cruce entre a y b.

El mismo procedimiento se realiza con las demás variables analizadas. El resultado se puede apreciar en la siguiente figura (37):



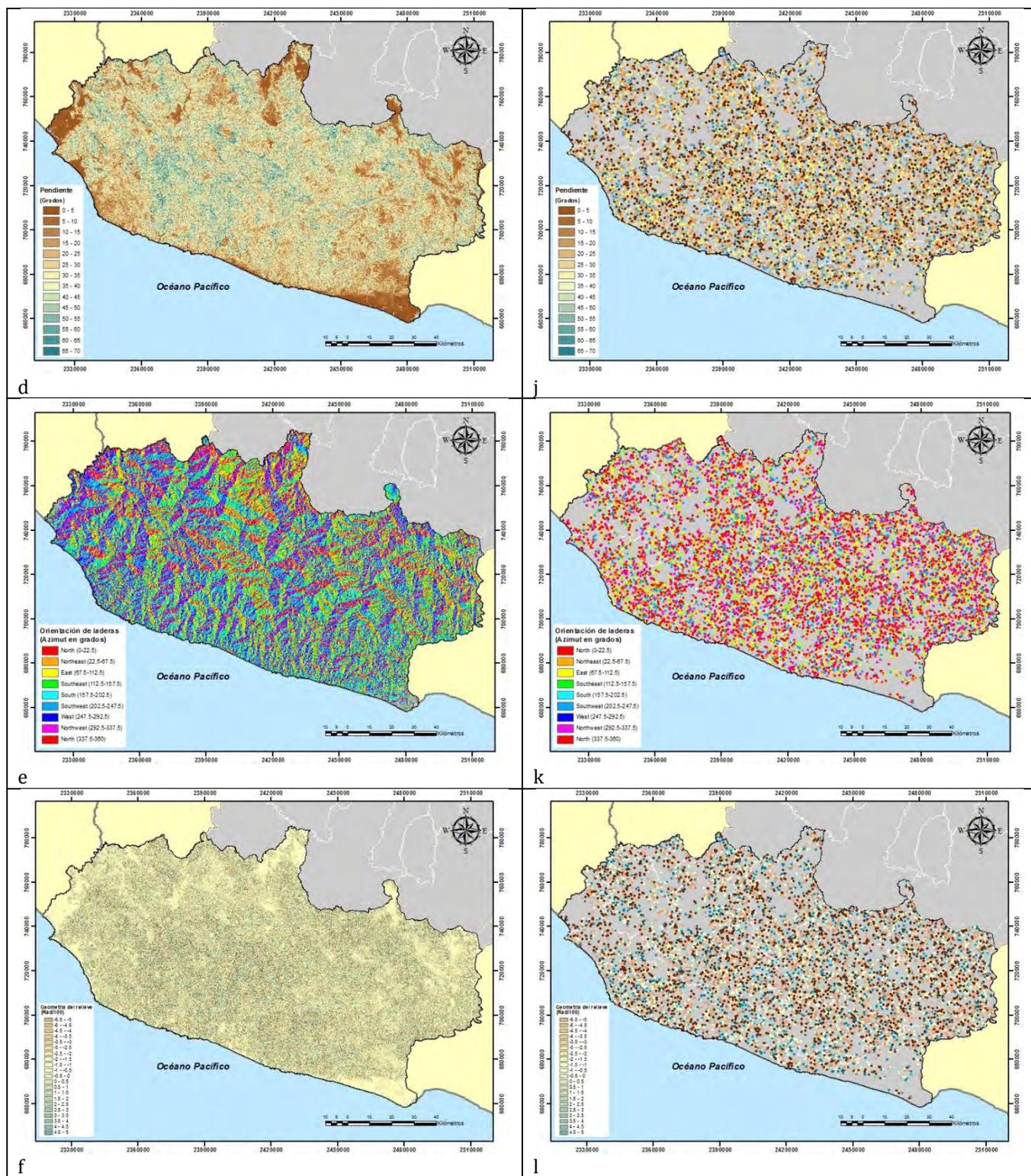


Figura 37: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorios en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Para eliminar el efecto del tamaño en ambas distribuciones se utilizó la fórmula (8). A continuación, se presenta el ajuste por la proporción de área con la variable incendios y su proximidad a caminos Cuadro (34)

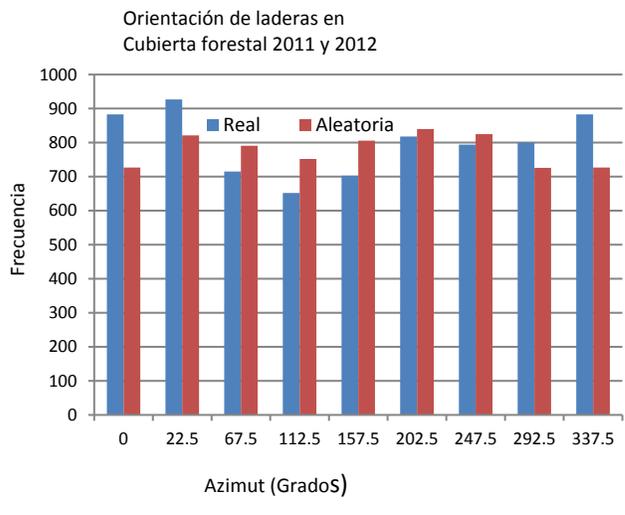
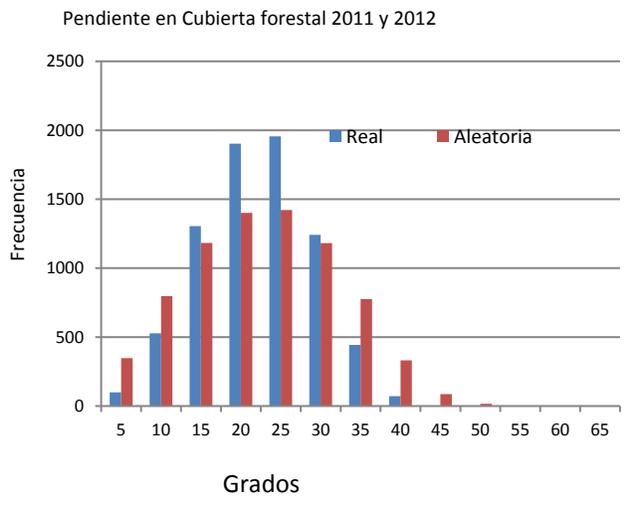
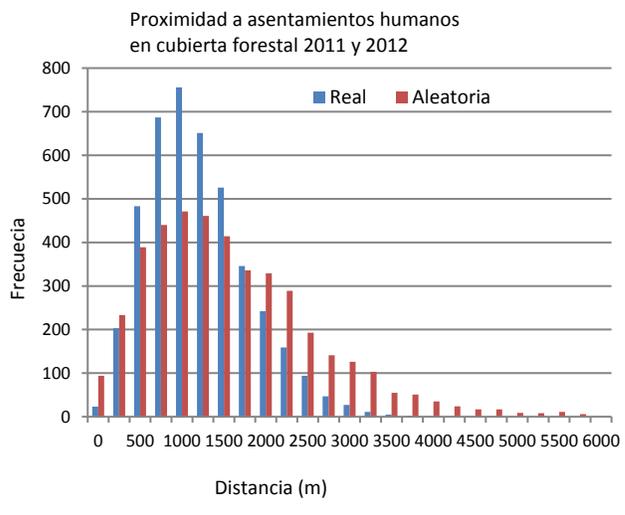
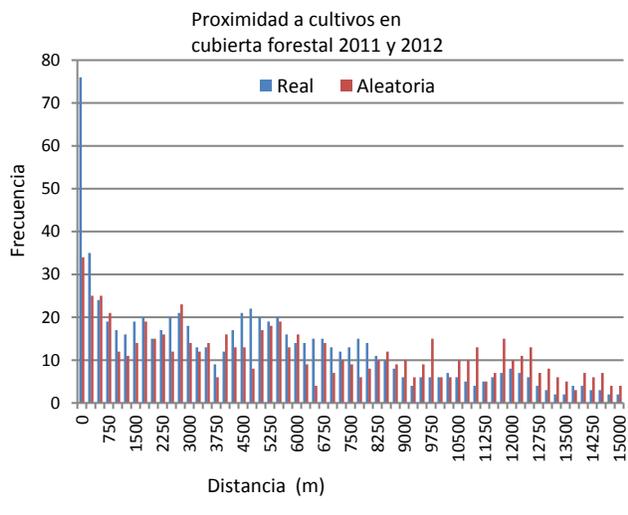
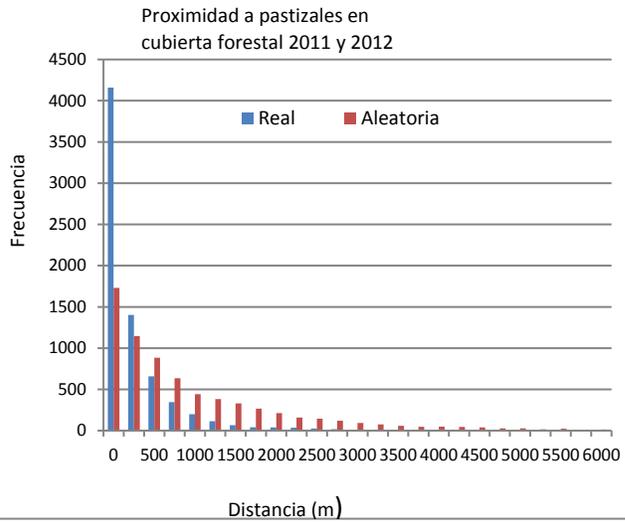
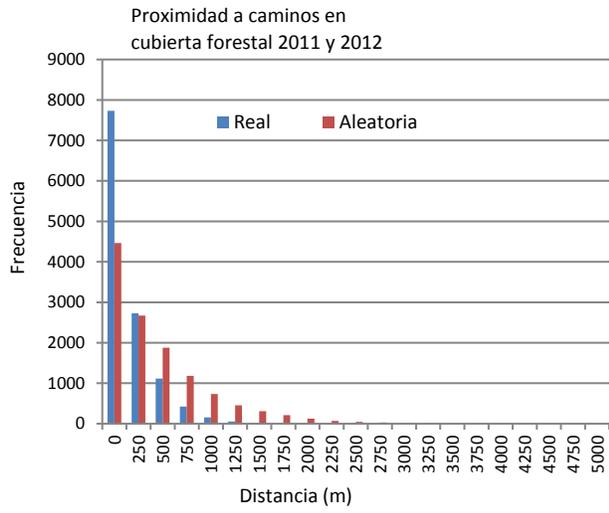
Cuadro (34): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de la cubierta forestal	Proporción de píxeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	21366	1504153	0.3619	7733	4463
500	12492	906775	0.2181	2726	2674
750	7359	630528	0.1517	1117	1877
1000	4245	413736	0.0995	423	1181
1250	2424	265849	0.0639	155	733
1500	1316	168301	0.0404	53	455
1750	728	105663	0.0254	19	311
2000	273	62741	0.0150	4	212
2250	120	36733	0.0088	1	126
2500	96	22956	0.0055	1	69
2750	42	14414	0.0034	0	45
3000	10	8743	0.0021	0	32
3250	0	5138	0.0012	0	11
3500	0	2861	0.0006	0	6
3750	0	1967	0.0004	0	4
4000	0	1611	0.0003	0	5
4250	0	1343	0.0003	0	4
4500	0	1068	0.0002	0	1
4750	0	753	0.0001	0	2
5000	0	378	9.095E-05	0	1

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras con datos reales y datos aleatorios para determinar si son variables relevantes en la generación de incendios (Figura 38)



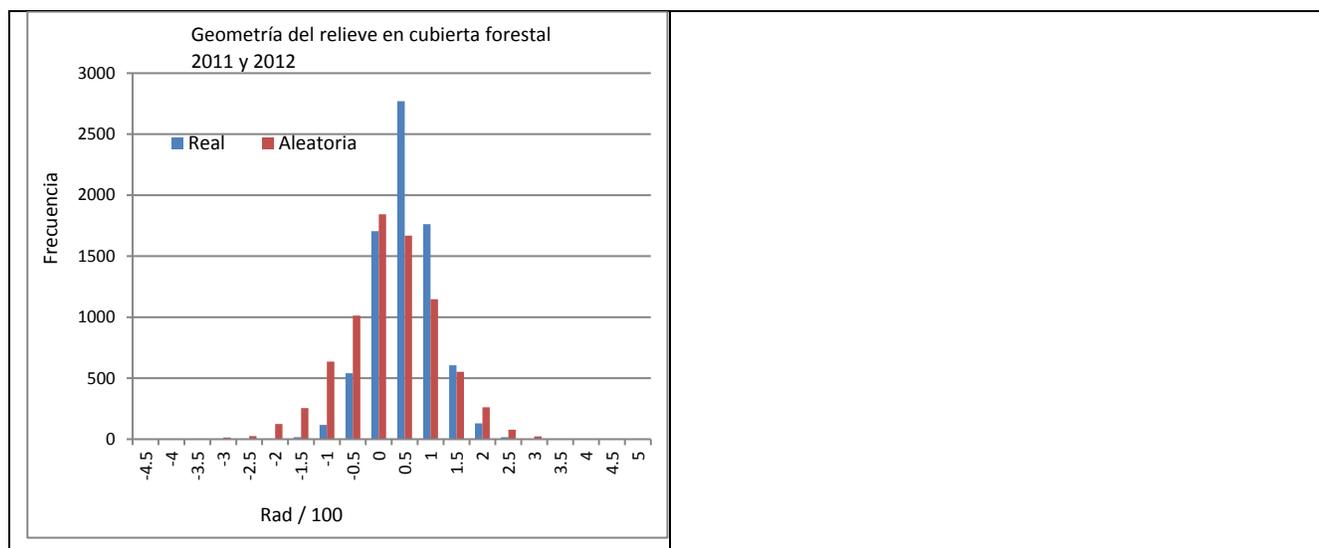


Figura 38: Comparación en la distribución de frecuencias real y aleatoria.

Se analizaron los pares de distribuciones con el sesgo estandarizado y la curtosis para determinar si vienen de una distribución normal o no. Las distribuciones normales fueron analizadas con las pruebas t de Student y F de Fisher. Las variables procedentes de una distribución no normal fueron analizadas con las pruebas W de Wilcoxon y la prueba de Kolmogorov- Smirnov. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (35):

Cuadro 35: Relevancia de las variables para el modelo de la cubierta forestal con datos 2011 y 2012

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad caminos	a	No normal	0.009722****	0.000567****		Relevante
Proximidad pastizales	a	No normal	5.24E-08****	0****		Relevante
Proximidad cultivos	a	No normal	0.121835***	0.000409****		Relevante
Proximidad Asentamientos humanos	a	No normal	0.077485****	0.013948****		Relevante
Pendiente de ladera	de	Normal		0.998142*	0.343566*	No relevante
Orientación de ladera	de	Normal		0.989276*	0.07677****	Relevante
Geometría del Relieve	del	No normal	0.350674*	9.23E-08****		Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Las variables que resultaron extremadamente relevantes en concentración y dispersión fueron las variables antrópicas de proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a cultivos y proximidad a

asentamientos humanos. La única variable que resultó no relevante fue la pendiente por lo que quedó descartada en la construcción del modelo.

4.4.2.4.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Cuando se obtienen las variables relevantes el siguiente paso es convertir los valores de frecuencia en valores de probabilidad. A continuación, se presenta el resultado para la variable proximidad a caminos con el cruce de cicatrices de incendios de los años 2011 y 2012 (cuadro 36).

Cuadro 36: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	7733	1
500	2726	0.35246
750	1117	0.14438
1000	423	0.05464
1250	155	0.02005
1500	53	0.00689
1750	19	0.00239
2000	4	0.00053
2250	1	0.00013
2500	1	6.857E-05
2750	0	0.0
3000	0	0.0

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Para encontrar una fórmula que describa la relación de los valores de probabilidad se realizó un análisis exploratorio con las fórmulas de regresión. Se escogieron aquellas que resultaron más simples de aplicar y con el valor más alto de R^2 (Figura 39).

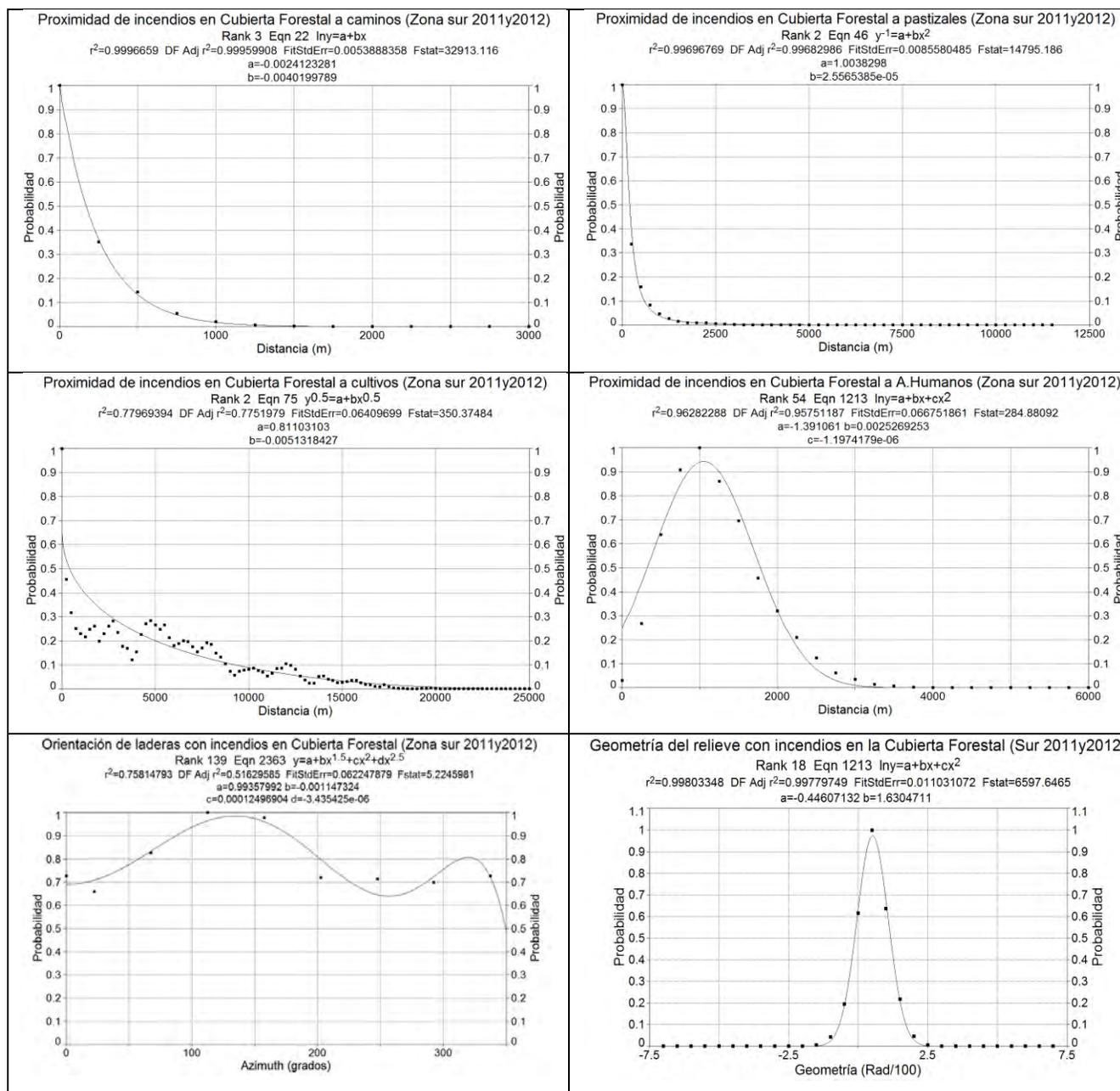


Figura (39): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase que resultaron relevantes.

Cuando se obtienen las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que van de 0 a 1. Donde el valor de preferencia más alto corresponde a uno y el valor más bajo corresponde a 0 (Figura 40).

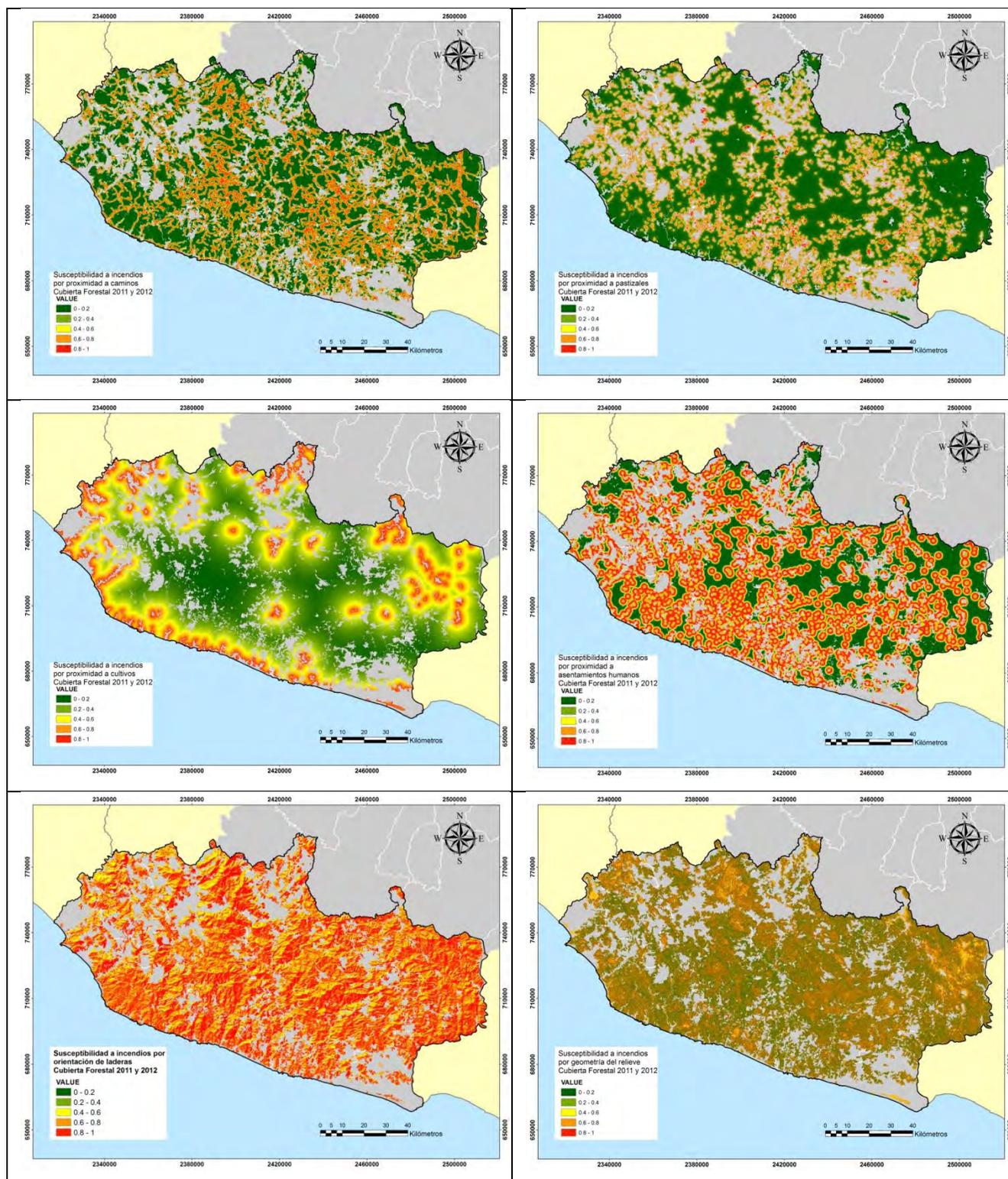


Figura 40: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal con datos de 2011 y 2012: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

4.4.2.4.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable

Para poder determinar la influencia de cada variable se utiliza el valor D de la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Se pueden apreciar estos valores para cada variable relevante en el siguiente cuadro (37).

Cuadro 37: Grado de influencia de cada variable en la cubierta forestal 2011-2012

Parámetro analizado	Distancia K S (Valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.5138	0.19	2
Proximidad a pastizales	0.7142	0.27	1
Proximidad a cultivos	0.3155	0.12	5
Proximidad a asentamientos humanos	0.3962	0.15	4
Orientación de laderas	0.2500	0.09	6
Geometría del relieve	0.4782	0.18	3
Total	2.6681	1.00	

La proximidad a pastizales resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales por encima de las demás variables. Las variables que le siguen en orden de importancia son la proximidad a caminos, la geometría del relieve y la proximidad a asentamientos humanos. Finalmente, las variables menos influyentes fueron la proximidad a cultivos y la orientación de laderas.

4.4.2.4.5.- Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal

Para generar el modelo de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal se aplicó la fórmula 7:

$$SICF11y12 = (Suscproxpz * 0.27) + (Suscproxcam * 0.19) + (Suscgeo * 0.18) + (Suscproxashum * 0.15) + (Suscproxcult * 0.12) + (Suscortc * 0.09)$$

Donde

SICF11y12= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012.

Suscproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscproxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscortc = Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas.

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo con el siguiente cuadro 38:

Cuadro 38: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura 41:

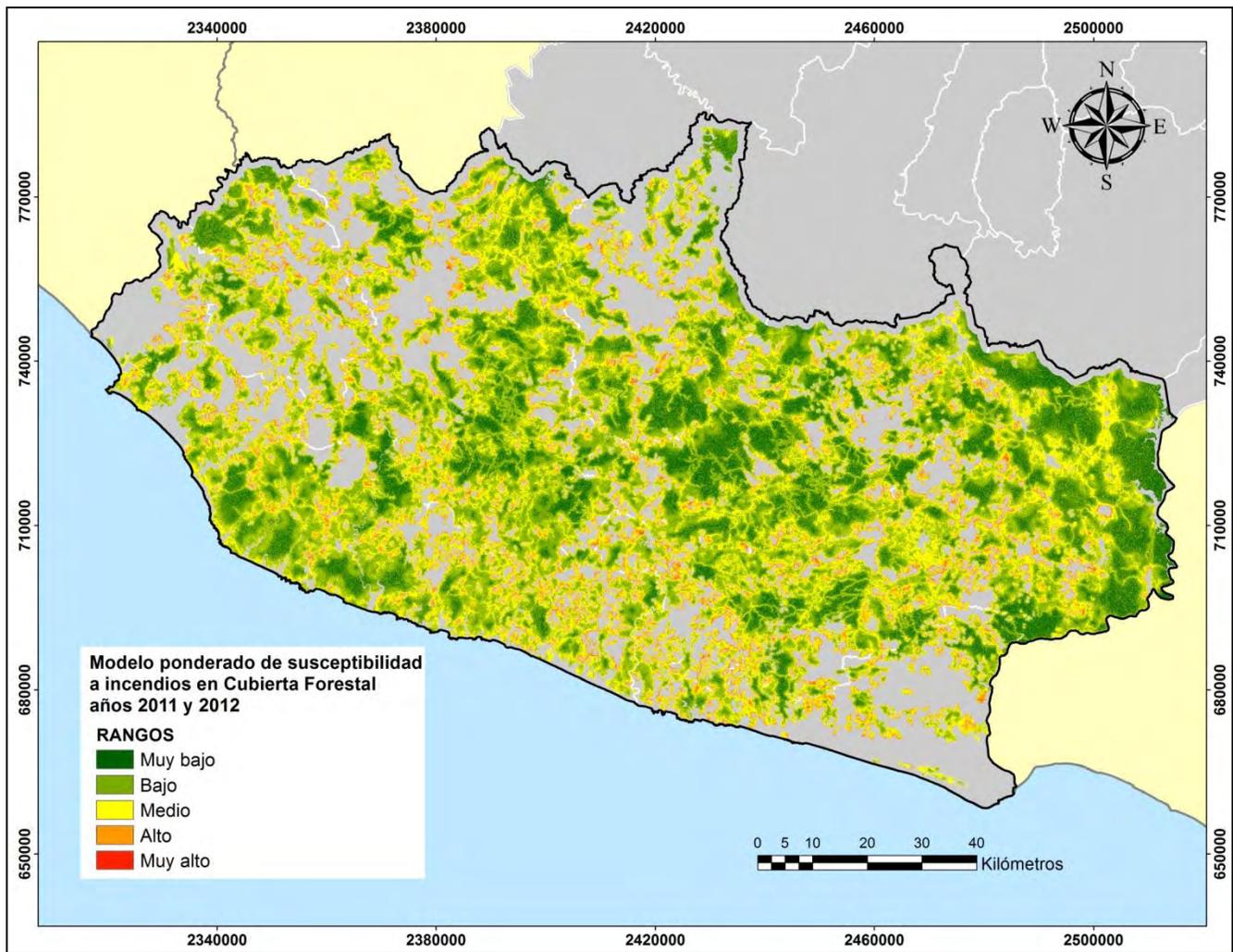


Figura 41: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal.

En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a pastizales, a caminos y en donde la geometría del relieve presenta una

exposición convexa donde recibe mayor insolación. La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo al siguiente cuadro 39:

Cuadro 39: Superficie en peligro de acuerdo al mapa final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal en peligro
Muy bajo	90,262	9.0
Bajo	475,374	47.2
Medio	365,359	36.3
Alto	73,809	7.3
Muy alto	1,947	0.2

La superficie de cubierta forestal en peligro bajo y muy bajo representa el 56%, la superficie en peligro medio representa el 36% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 7.5%. Estos porcentajes representan 565636, 365359 y 75756 hectáreas respectivamente.

4.4.2.4.6 Etapa 6 Validación del modelo

Se utilizaron las cicatrices de incendios del período 2014-208 para validar el modelo propuesto. El resultado de la clasificación de imágenes Landsat 8 arrojó los siguientes resultados (Cuadro 40):

Cuadro 40: Cicatrices detectadas y superficie afectada en el periodo 2014 - 2018.

Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	929	5677.5	9.8
Landsat 2015	2,144	9483.75	16.4
Landsat 2016	2,250	13542.25	23.4
Landsat 2017	1,758	14515	25.1
Landsat 2018	2,002	14599.5	25.3
Landsat 2014 a 2018	9,083	57,818	100

Estas cicatrices de incendios fueron cruzadas con el mapa de susceptibilidad a incendios. Los resultados de este cruce se observan en el siguiente cuadro (cuadro 41):

Cuadro 41: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

CUBIERTA FORESTAL SUR CON DATOS DE 2011 y 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	246.5	4.3	204.75	2.2	517.5	3.8	632.75	4.3	501.75	3.4	2103.25	3.6
Bajo	2200	38.6	3120.25	32.9	5175	37.9	5928.25	40.4	5278.75	35.9	21295.25	37.3
Medio	2501	43.9	4757.75	50.1	6214.75	45.6	6398.5	43.6	7020.75	47.7	26892.75	46.2
Alto	728	12.8	1367.25	14.4	1694	12.4	1676.75	11.4	1864.25	12.7	7330.25	12.6
Muy Alto	17.25	0.3	42.25	0.4	39	0.3	46	0.3	52.75	0.4	197.25	0.3
Total	5692.75	100	9492.25	100	13640.25	100	14682.25	100	14718.25	100	57,818.75	100.0

La superficie afectada que cae dentro de la categorías bajo y muy bajo representa el 40.9%, la superficie que cae en la categoría de peligro medio representa el 46.2% y la superficie afectada que cae dentro de las categorías alto y muy alto representa el 12.9%.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC para determinar el valor del AUC(Figura 42).

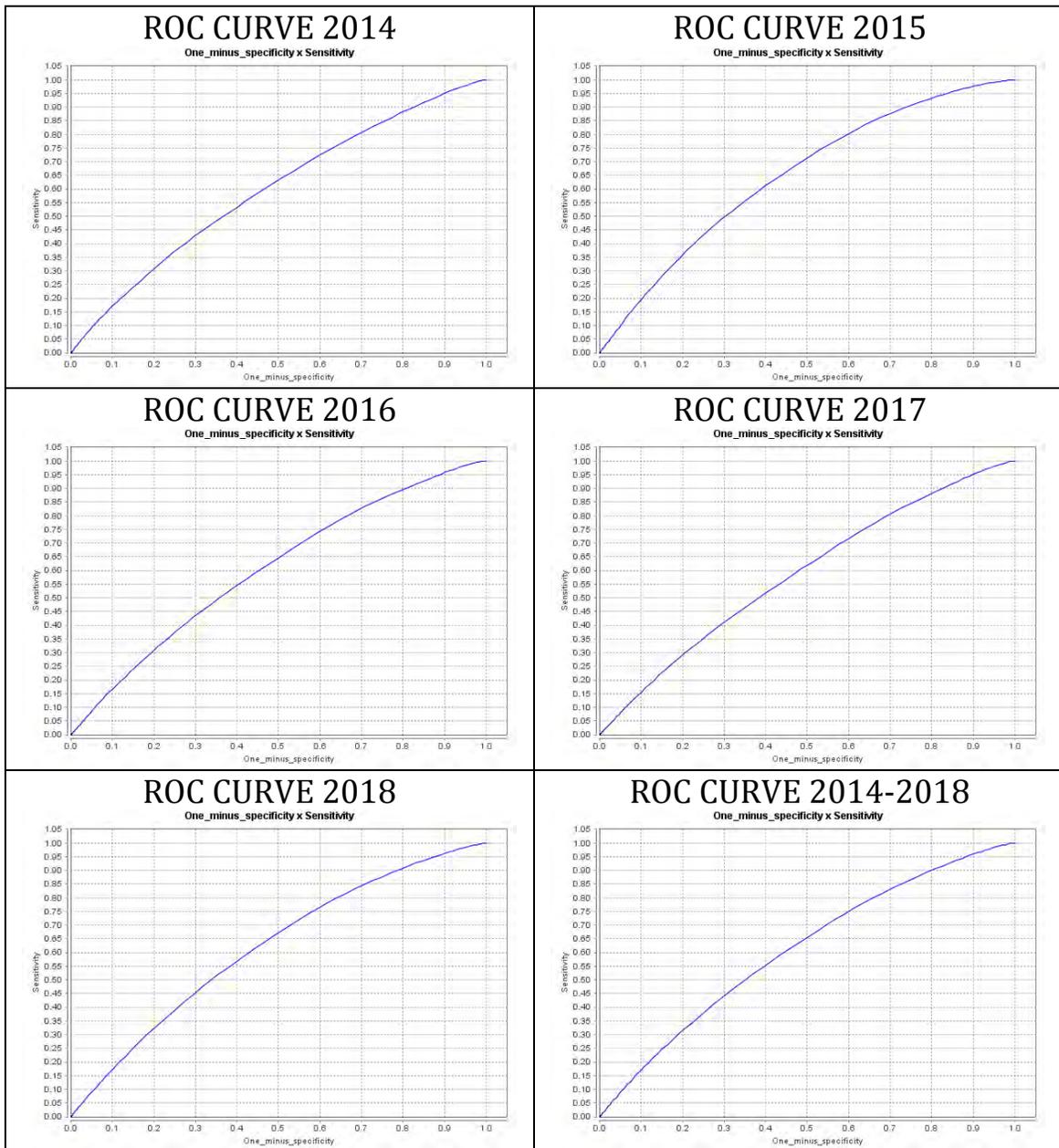


Figura 42: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro (42):

Cuadro 42: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5943
2015	0.6474
2016	0.6034
2017	0.5854
2018	0.6181
2014 a 2018	0.6084

Los datos de validación de los años 2014 y 2017 tienen valores de 0.59 y 0.58 respectivamente. Estos datos indican que el modelo tiene escasa probabilidad de detección de incendios forestales. Los valores del AUC para los años 2015, 2016 y 2018 son de 0.64, 0.60 y 0.61 indicando una ligera mejoría en la capacidad de predicción aun así el desempeño se considera pobre.

Los 3 modelos de bosques y los 3 modelos de selvas para la zona sur siguen el mismo procedimiento en la construcción, aplicación y validación por lo que se sugiere consultarlos en el anexo de esta tesis.

4.4.3.- RESULTADOS ZONA NORTE

4.4.3.1- Mapa de cubiertas y uso del suelo escala 1:50.000 de la zona norte

Como resultado de la mejora en la escala del mapa de INEGI serie VI se tienen los siguientes resultados para la zona norte (Figura 43)

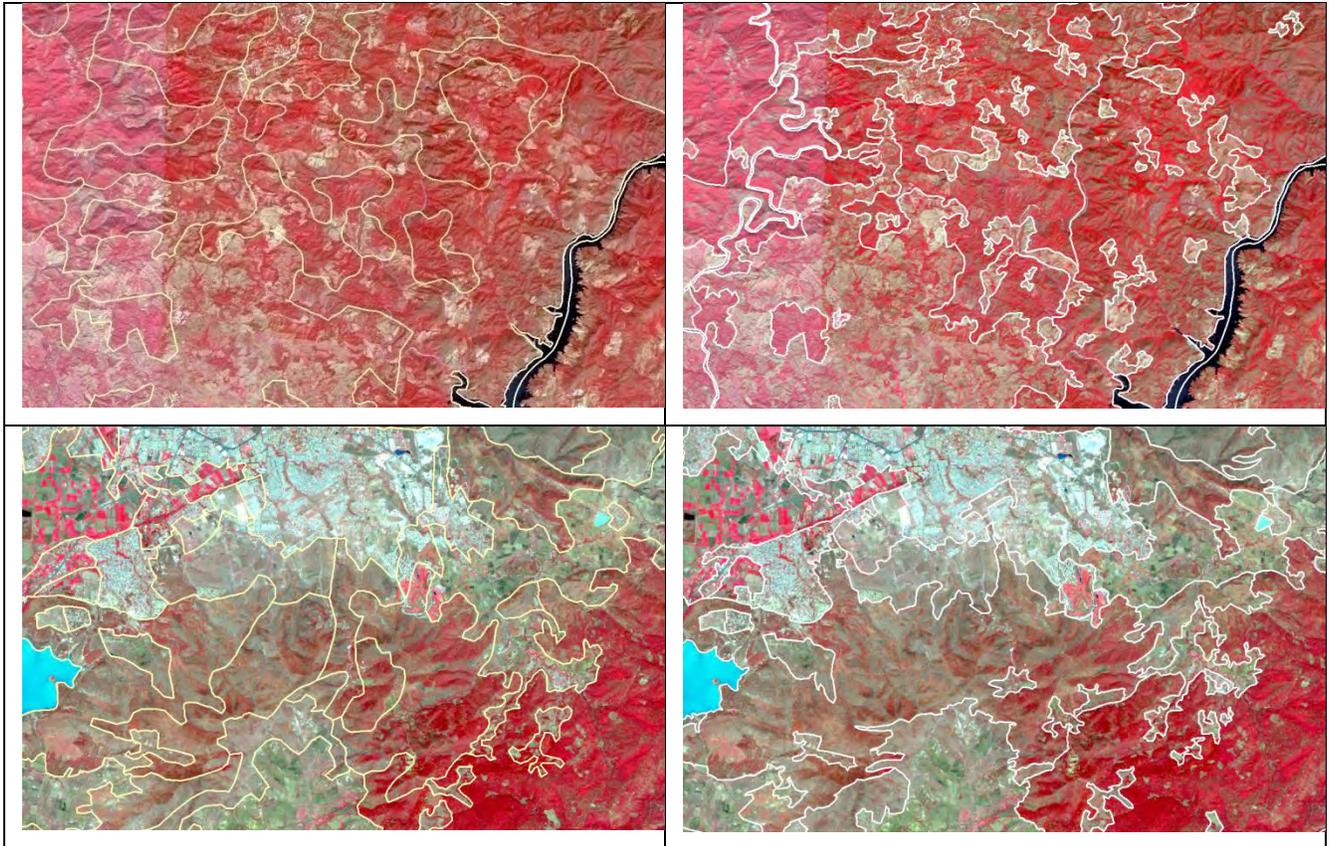


Figura 43: Mejoramiento de la escala a través de la interpretación visual.

La superficie en hectáreas se puede apreciar en el siguiente cuadro 43:

Cuadro 43: Superficie en hectáreas de cada cubierta en el área de estudio norte.

Norte	2011	2012	Diferencia
Tipo de cubierta	Superficie en hectáreas	Superficie en hectáreas	
Área sin vegetación aparente	5,543.82	5,543.82	0
Asentamientos humanos	37,565.73	37,625.54	-59.81
Bosques	534,083.66	532,113.38	1970.28
Cuerpo de agua	9,623.86	9,623.86	0
Cultivos	484,554.70	485,551.45	-996.75
Pastizales	78,225.52	80,164.95	-1939.43
Selvas	78,048.62	77,022.90	1025.72
Vegetación hidrófila	1,939.56	1,939.56	0
Total	1,229,585.47	1,229,585.47	

En este cuadro se puede apreciar que las cubiertas forestales tuvieron pérdidas. Los bosques templados perdieron 1,970 hectáreas, mientras que las selvas tuvieron una pérdida de 1,025 hectáreas. Por otra parte, los pastizales tuvieron un aumento de superficie de 1,939 hectáreas, las zonas de cultivos tuvieron un aumento de 996 hectáreas y los asentamientos humanos tuvieron una expansión de 60 hectáreas. Los mapas resultantes se aprecian en la siguiente figura 44.

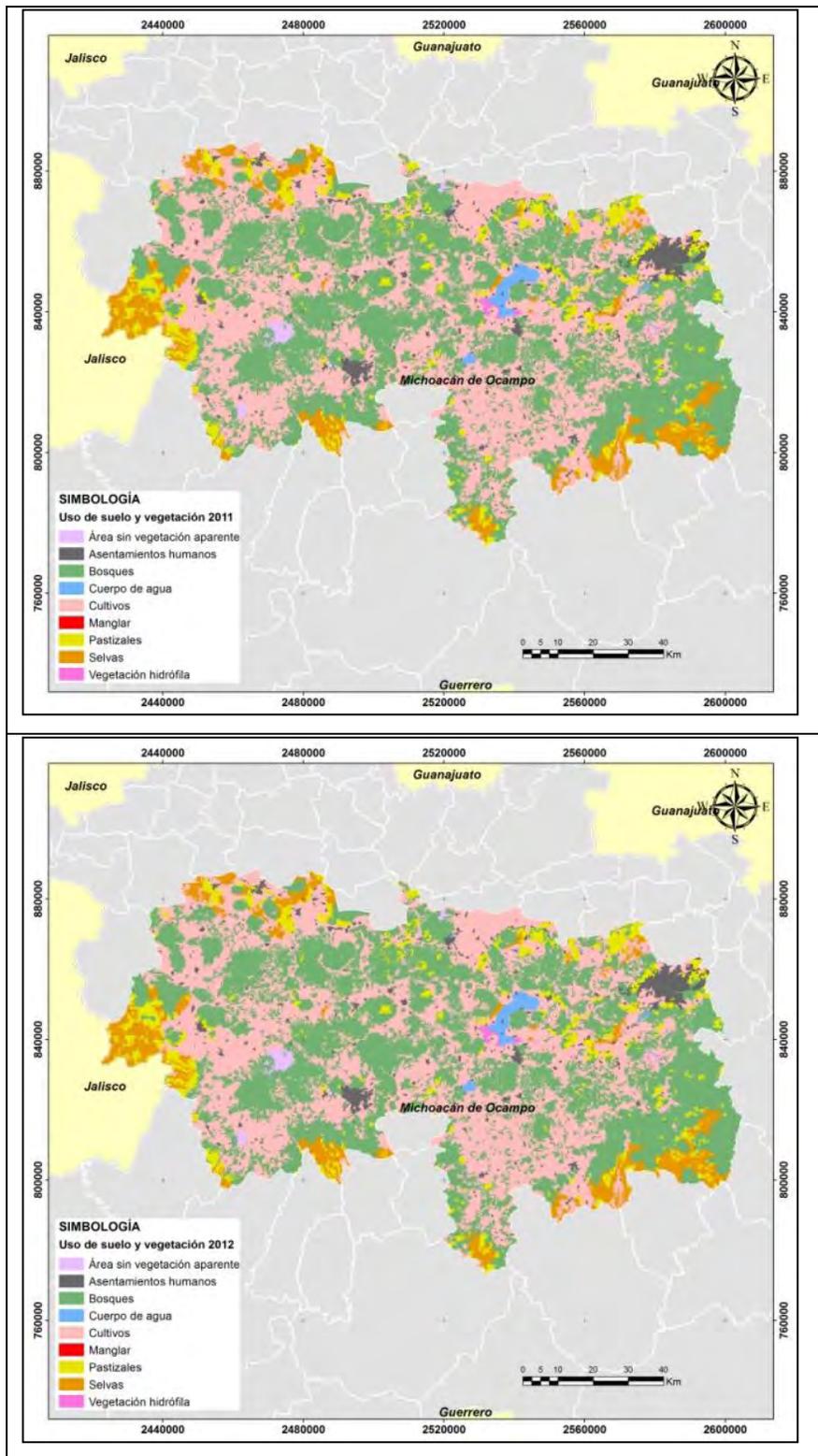


Figura 44: Mapa de cubiertas y uso de suelo a) 2011 y b) 2012.

4.4.3.2.- Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2011

4.4.3. 2.1- Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en la cubierta forestal 2011

Después del procesamiento de las imágenes de satélite Rapid Eye se obtuvieron un total de 490 cicatrices de incendios en bosques y selvas para el año 2011. Estas cicatrices tuvieron un área de afectación de 8,230 hectáreas. La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro (44):

Cuadro 44: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	355	1,416.69
10 a 50	98	1,978.21
50 a 100	20	1,309.83
Más de 100	17	3,525.88
Total	490	8,230.61

Estas cicatrices de incendios serán utilizadas como variable dependiente en la construcción del modelo probabilístico de susceptibilidad a incendios.

a) Validación de cicatrices de incendios

Para validar los resultados obtenidos de la clasificación digital se necesita tener la mayor certeza posible de los incendios detectados. Para este fin se utilizó la herramienta Google Earth la cual tiene una serie histórica de imágenes de alta resolución; aunque es un visualizador de imágenes nos permite identificar si hubo o no un incendio. Figuras 45 y 46.

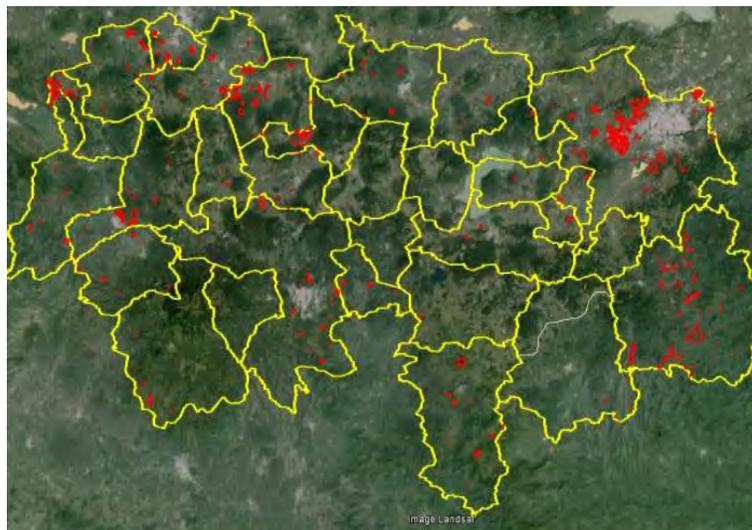


Figura 45: Cicatrices de incendios en la zona norte sobre Google Earth

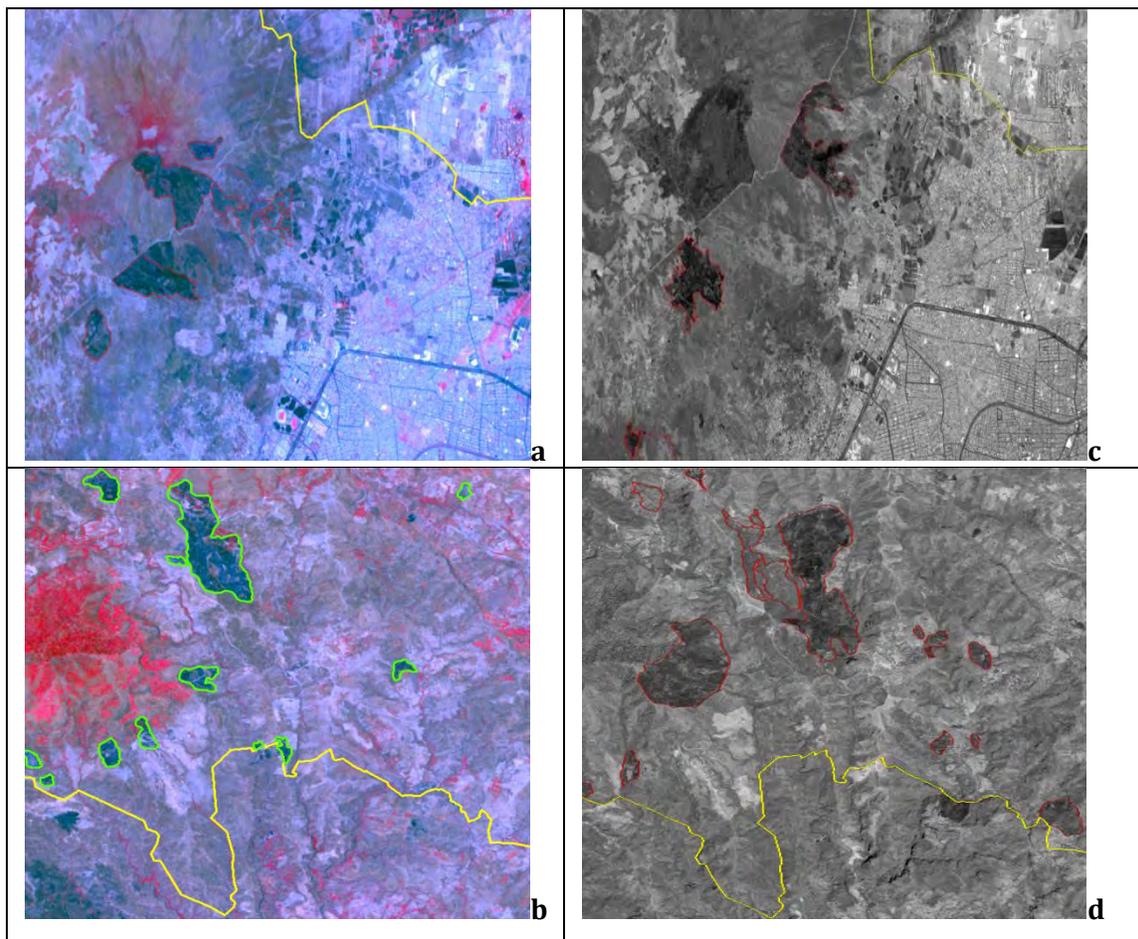


Figura 46: Lado izquierdo (a y b) cicatrices de incendios en imágenes Rapid Eye. Lado derecho cicatrices de incendios en Google earth.

4.4.3.2.2 Etapa 2 La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Correlación de variables

Se aplicó el análisis de correlación de Pearson para identificar si existían variables con altos valores de similitud. En el siguiente cuadro se aprecian los resultados (Cuadro 45):

Cuadro 45: Valores de correlación entre variables de proximidad

Cubierta forestal				
NORTE 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.10489	0.10556	0.4098
Proximidad a pastizales	0.10489	1	-0.28709	0.16048
Proximidad a cultivos	0.10556	-0.28709	1	-0.11675
Proximidad a asentamientos humanos	0.4098	0.16048	-0.11675	1

En este cuadro se puede apreciar que las variables analizadas tienen valores muy bajos de correlación. En este sentido todas fueron seleccionadas para continuar el proceso.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Para ejemplificar el proceso se utilizaron los datos de caminos obtenidos de las cartas topográficas de INEGI para construir el mapa de proximidad a caminos, se utilizaron también las cicatrices de incendios obtenidas de las imágenes Rapid Eye del año 2011. Posteriormente el mapa de proximidad a caminos fue cruzado con el mapa de cicatrices de incendios como se puede apreciar en la figura (47).

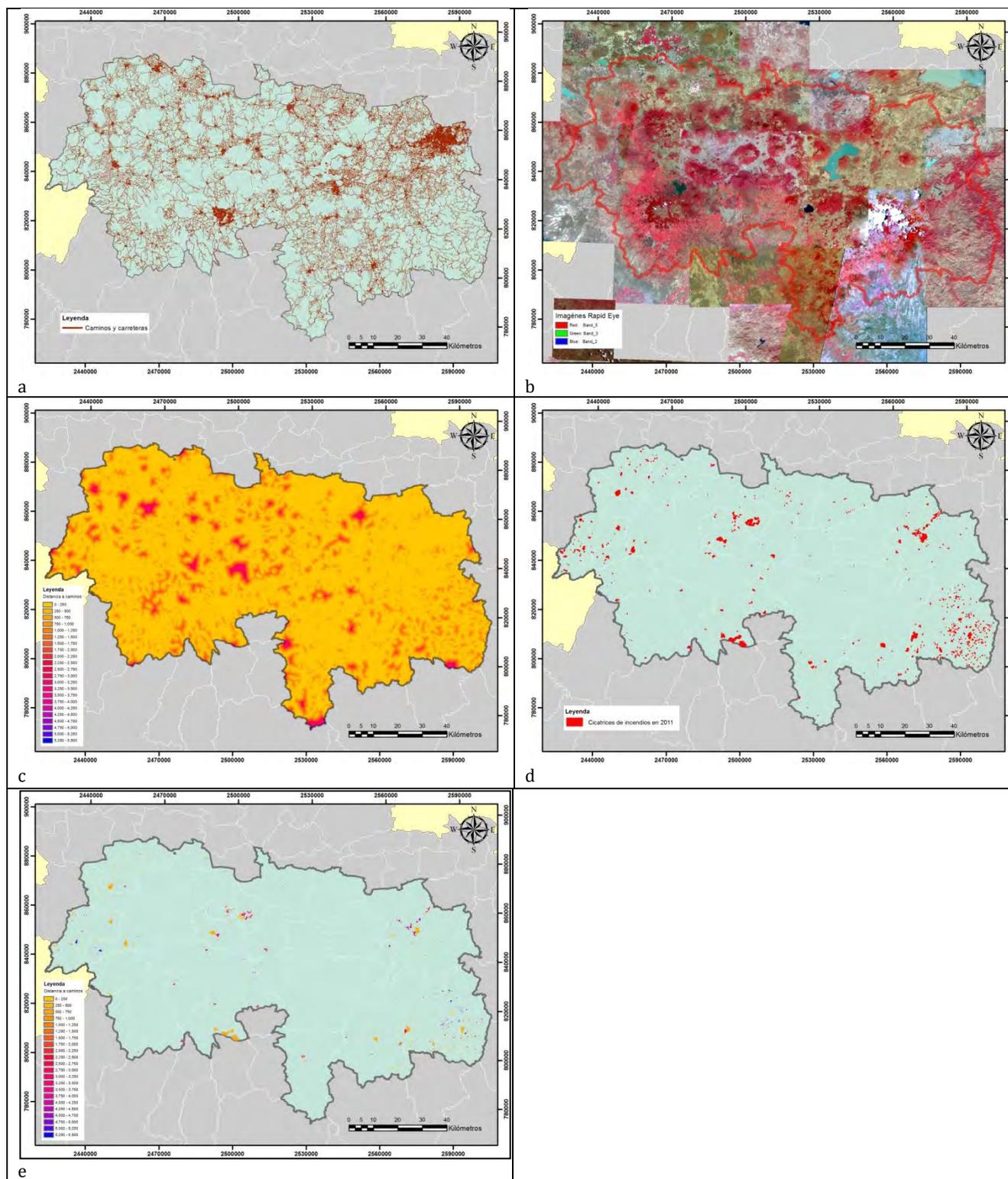
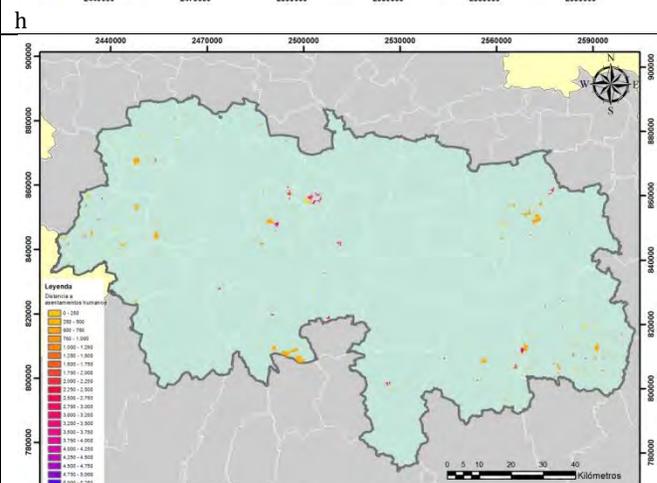
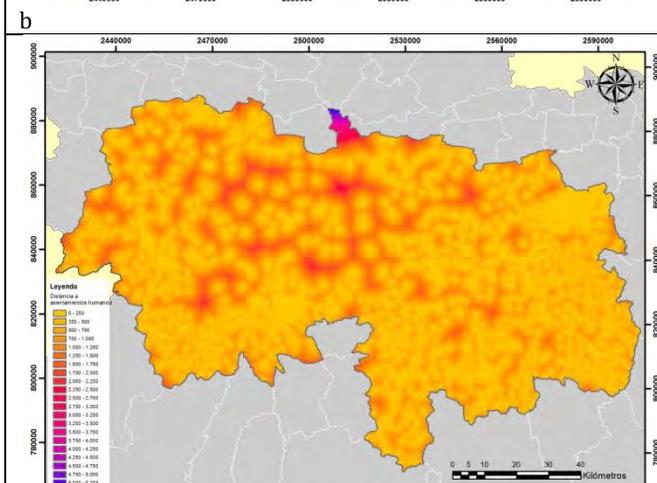
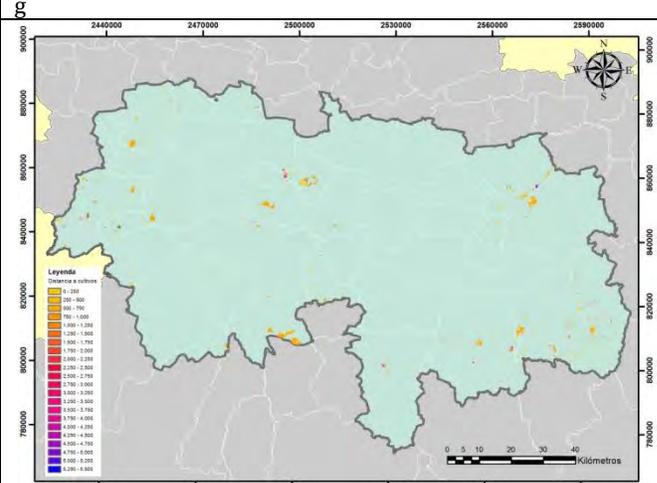
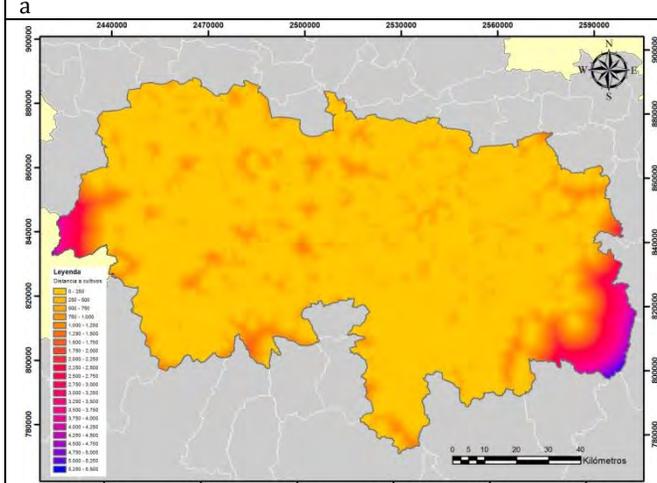
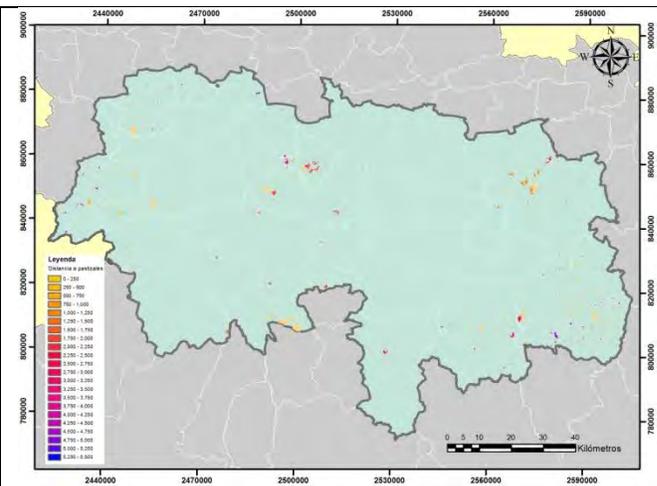
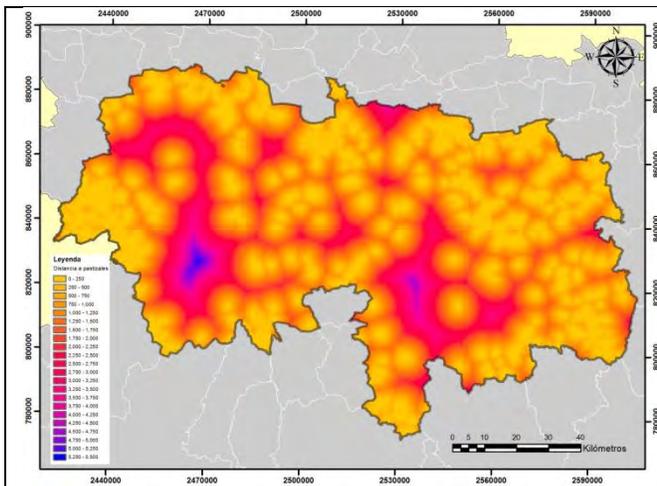


Figura 47: Mapas usados para generar la proximidad a caminos con datos reales. a) caminos, b) imágenes que serán clasificadas, c) proximidad a caminos, d) mapa de cicatrices de incendios y e) resultado final del cruce entre c y d.

En esta figura se aprecia el procedimiento utilizado para obtener mapas con distribuciones reales de la variable proximidad a caminos. Este procedimiento se repite con cada una de las variables analizadas como se muestra en la siguiente figura (48).



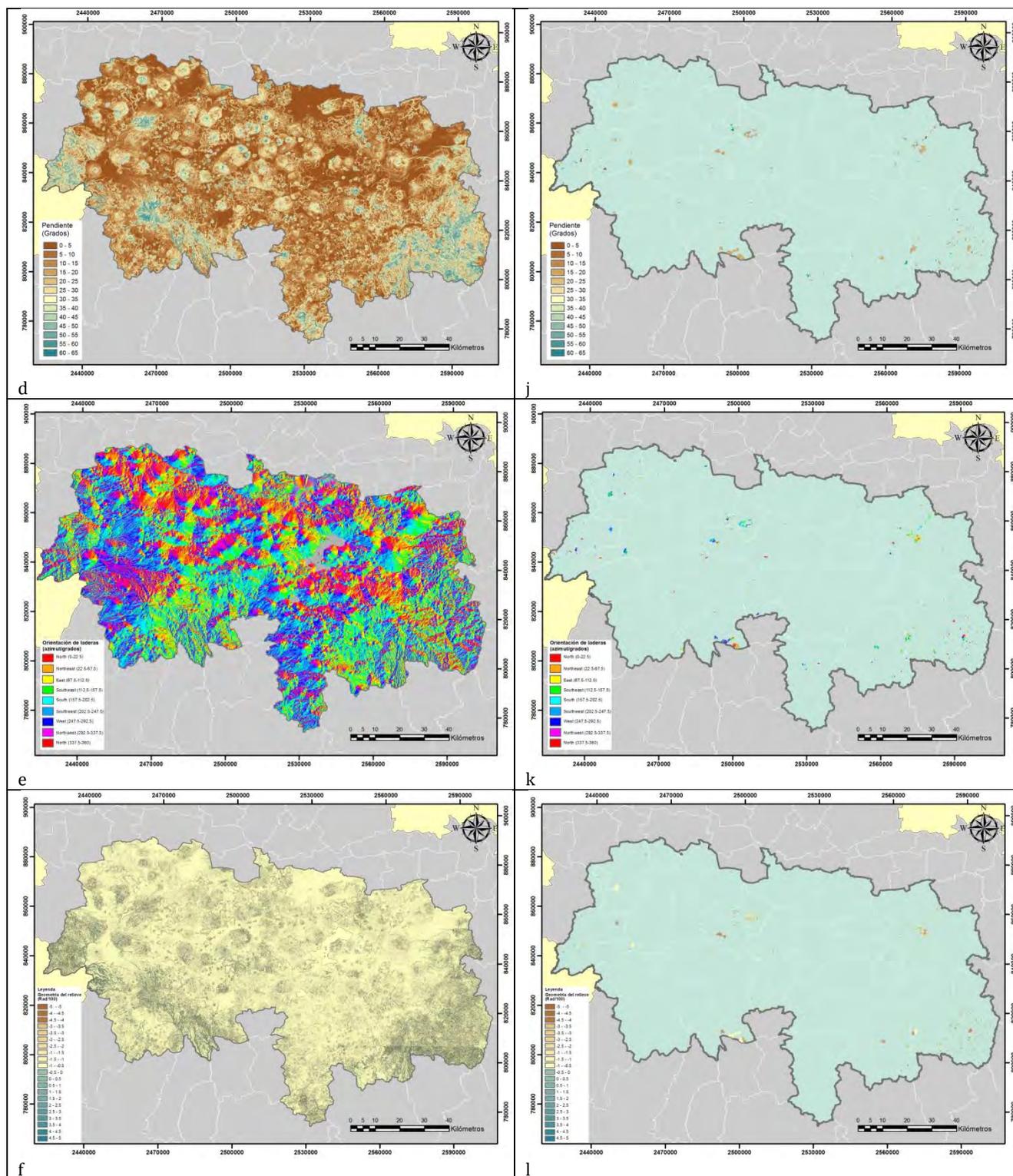


Figura 48: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas l) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

El procedimiento es el mismo que el paso anterior sólo que se utilizan cicatrices de incendios simuladas de forma aleatoria. Para ejemplificar el proceso se utilizó el mapa de proximidad a caminos que fue cruzado con el mapa de cicatrices de incendios aleatorias (figura (49)).

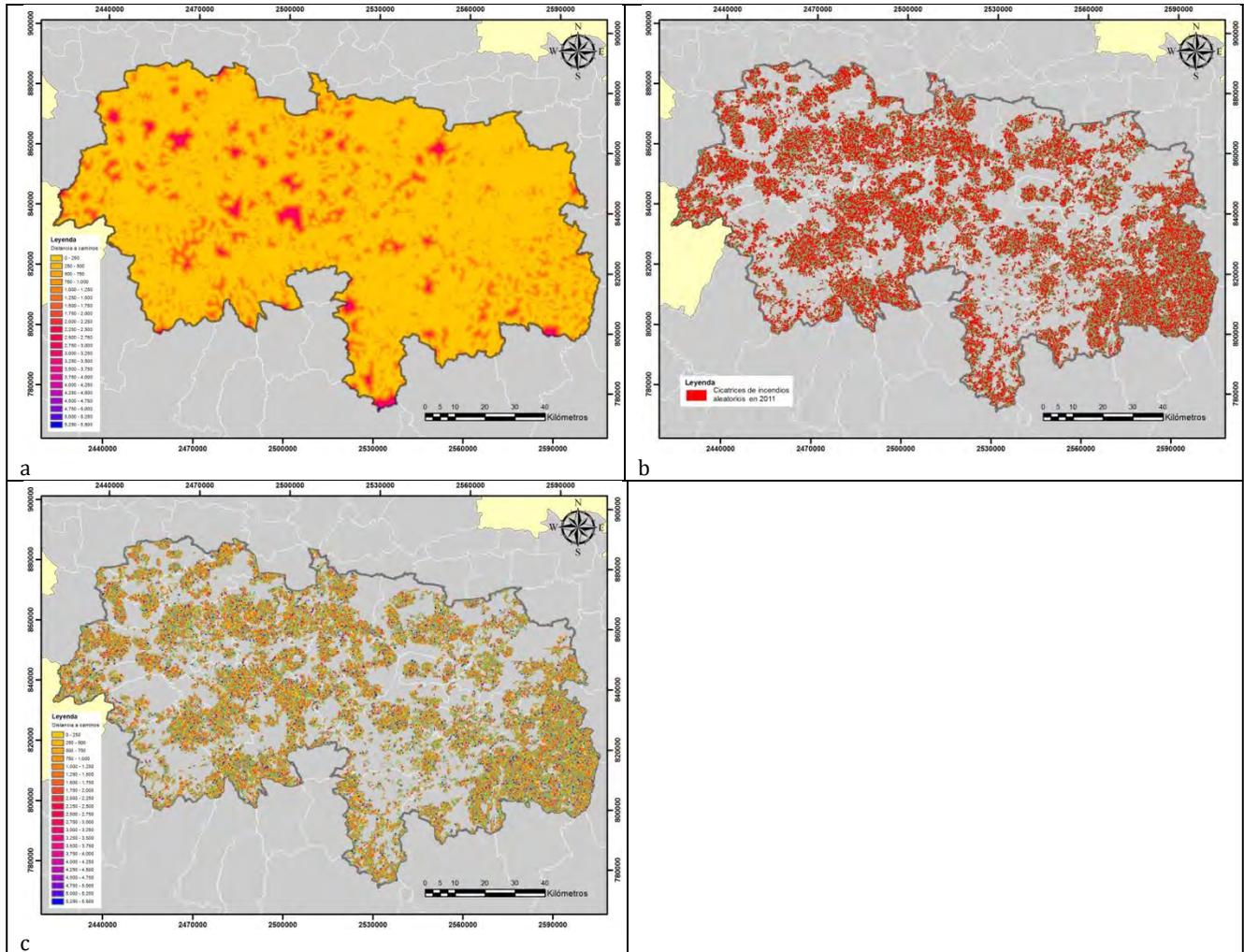


Figura (49): Mapas utilizados para obtener un mapa de distribución aleatoria. a) Mapa de proximidad a caminos, b) cicatrices de incendios simuladas aleatoriamente y c) resultado que muestra el cruce entre a y b.

Este procedimiento se realizó con cada una de las variables analizadas. El resultado se muestra en la siguiente figura (50).

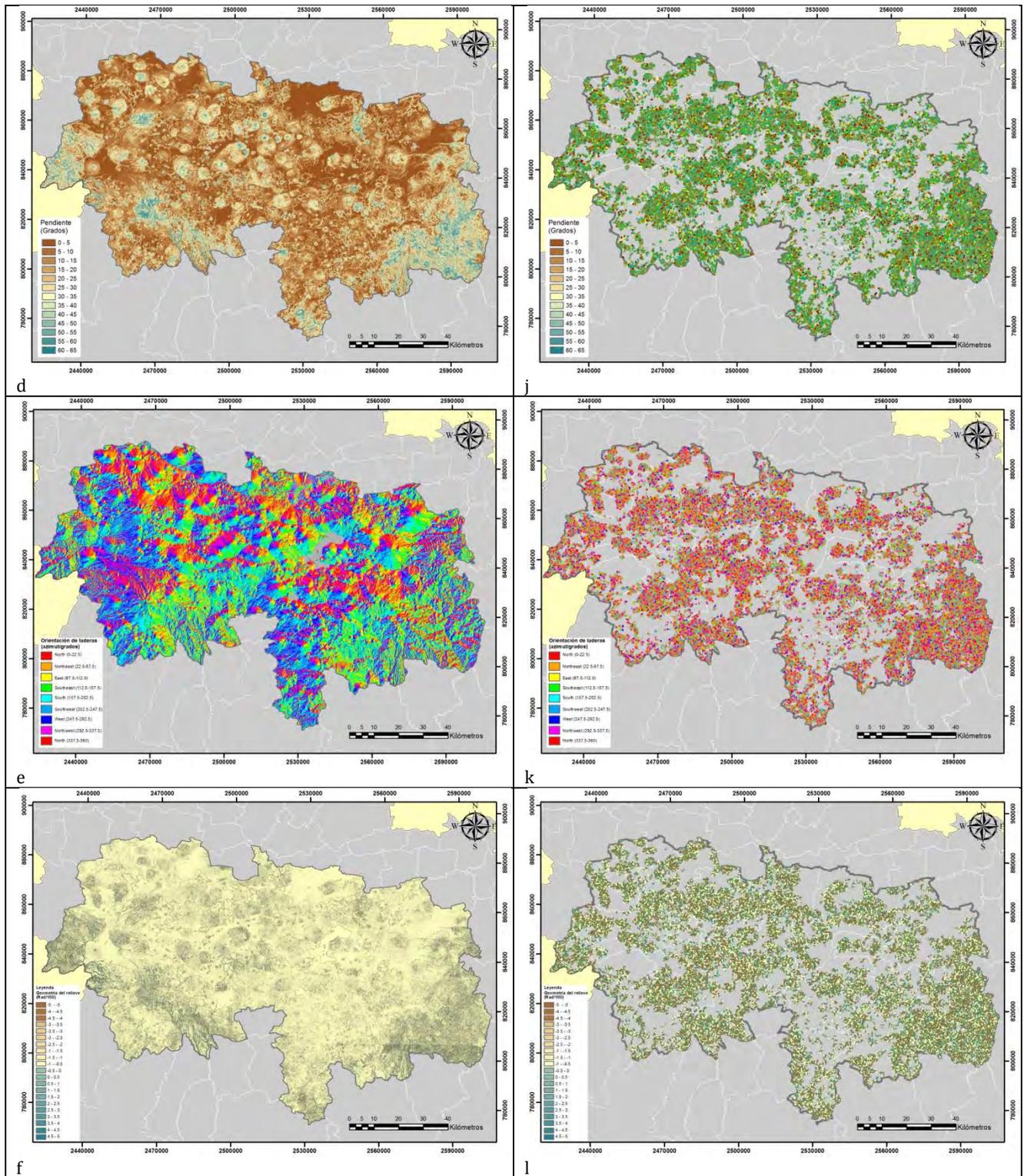


Figura 50: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorios en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Para eliminar el efecto del tamaño y ajustar la proporción del área se utilizó la fórmula 8 en las variables analizadas. A continuación, se presenta el ajuste de proporción de área con la proximidad a caminos. Cuadro (46)

Cuadro (46): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

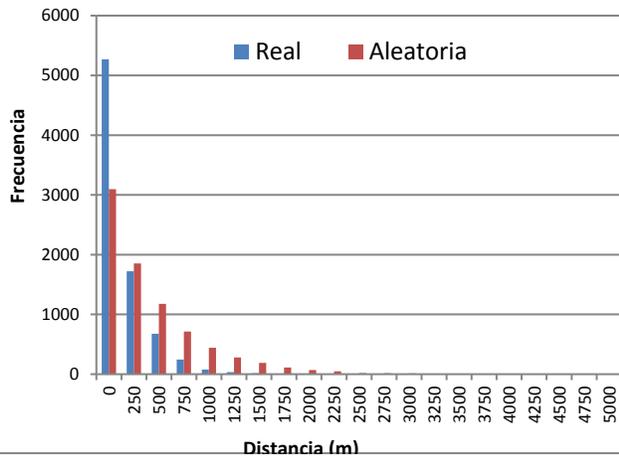
Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de la cubierta forestal 2011	Proporción de píxeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
0	14045	918581	0.375165	5269	3096
250	7363	573084	0.234057	1723	1852
500	4588	361175	0.147510	677	1176
750	2686	223793	0.091401	246	713
1000	1356	140055	0.057200	78	443
1250	970	87403	0.035696	35	279
1500	707	55235	0.022558	16	189
1750	478	33144	0.013536	6	111
2000	325	20958	0.008559	3	70
2250	270	13444	0.005490	1	48
2500	124	8640	0.003528	0	18
2750	9	5524	0.002253	0	17
3000	0	3375	0.001378	0	12
3250	0	1962	0.000801	0	8
3500	0	1099	0.000448	0	3
3750	0	560	0.000228	0	1
4000	0	372	0.000151	0	1
4250	0	68	2.77E-05	0	0
4500	0	0	0.00	0	0
4750	0	0	0.00	0	0
5000	0	0	0.00	0	0

Este procedimiento se repite con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

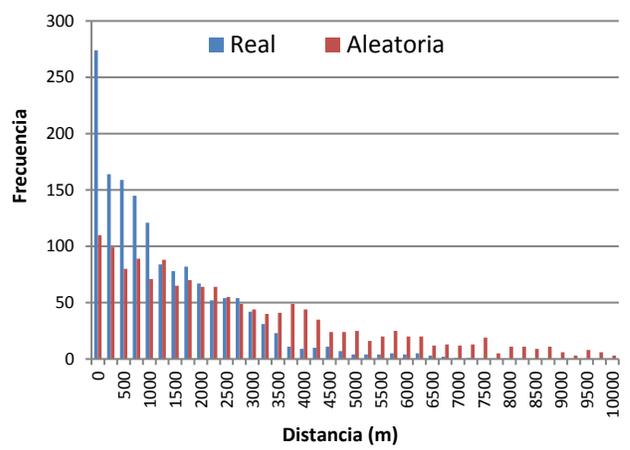
Se llevó a cabo una comparación estadística con datos reales y datos aleatorios (figura 51).

**Proximidad a caminos Cubierta Forestal 2011
Zona Norte**



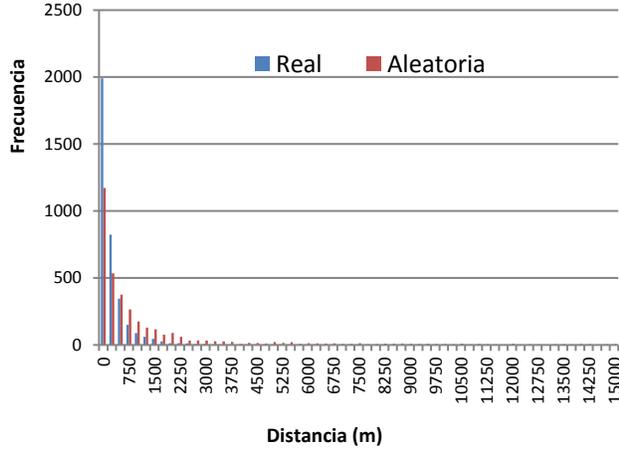
a

**Proximidad a pastizales Cubierta Forestal 2011
Zona Norte**



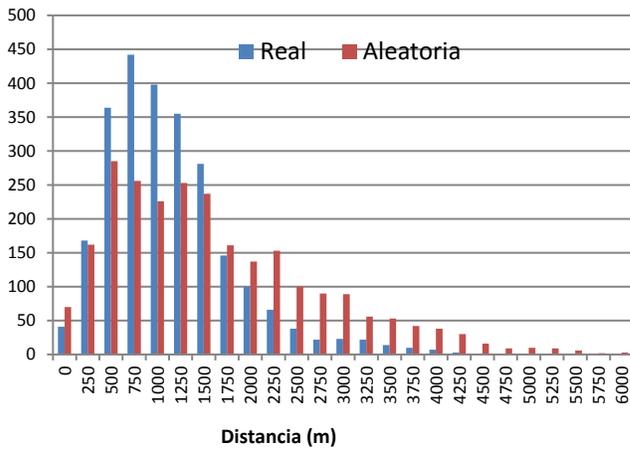
b

**Proximidad a cultivos Cubierta Forestal 2011
Zona Norte**



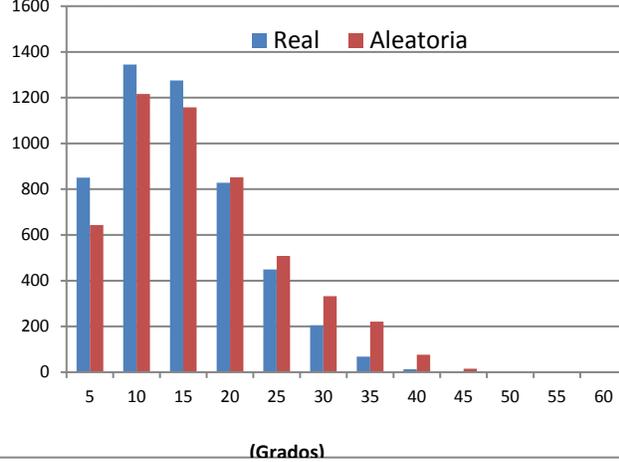
c

Proximidad asentamientos humanos en Cubierta Forestal 2011 Zona Norte



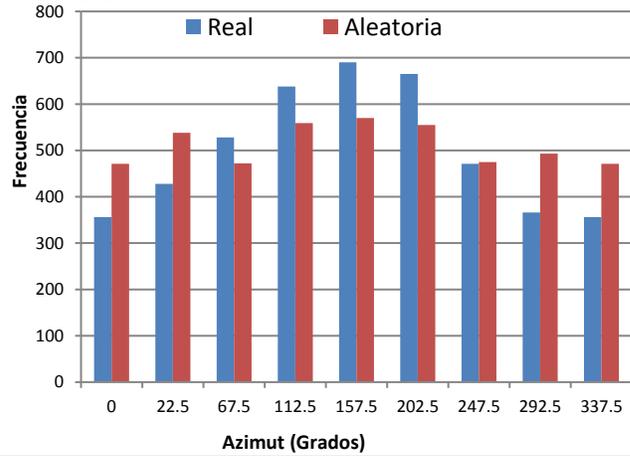
d

**Pendiente en Cubierta Forestal 2011
Zona Norte**



e

**Orientación de laderas en Cubierta Forestal 2011
Zona Norte**



f

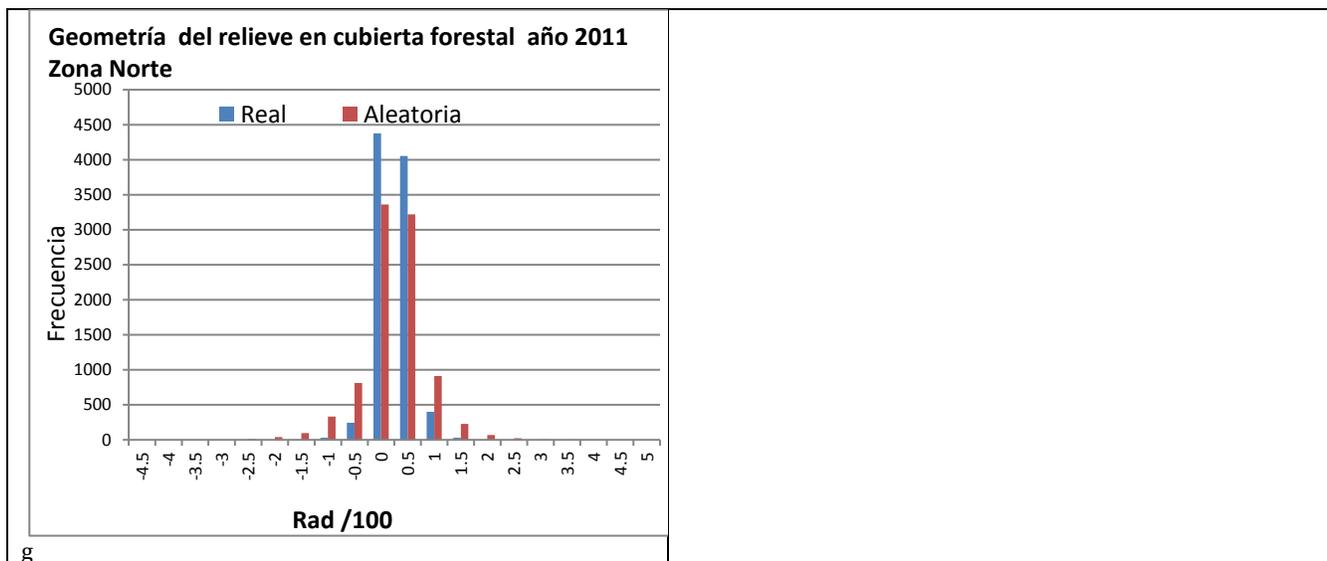


Figura 51: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

El resultado de aplicar las pruebas paramétricas y no paramétricas se muestra a continuación: (47):

Cuadro (47): Relevancia de las variables analizadas para la cubierta forestal 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad caminos	a no normal	0.0412151****	0.0571317****			Relevante
Proximidad pastizales	a no normal	0.0002444****	4.744E-07****			Relevante
Proximidad cultivos	a no normal	0****	0****			Relevante
Proximidad Asentamientos humanos	a no normal	0.060013****	0.0026731****			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.997431*	0.66792*	No relevante
Orientación de ladera	normal			0.982258*	0.00772****	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.0701053****	0****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Las variables que resultaron extremadamente relevantes tanto en concentración como en dispersión fueron la proximidad a caminos, la proximidad a pastizales, la proximidad a cultivos, la proximidad a asentamientos humanos y la geometría del relieve. La orientación de laderas resultó extremadamente relevante en el análisis de la dispersión. Por otra parte, la única variable no relevante fue la pendiente por lo que quedó descartada en la construcción del modelo.

4.4.3.2.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta etapa del proceso se convirtieron los valores de frecuencia en valores de probabilidad. A continuación, se presenta el ejemplo con la variable incendios y su proximidad a caminos (cuadro 48).

Cuadro 48: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	5269	1.0000
500	1723	0.3270
750	677	0.1284
1000	246	0.0465
1250	78	0.0147
1500	35	0.0065
1750	16	0.0030
2000	6	0.0012
2250	3	0.0005
2500	1	0.0002
2750	0	8.304E-05
3000	0	3.853E-06

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Para determinar las funciones de preferencia que representan los valores de cada variable relevante se utilizaron en Y los valores de probabilidad para cada clase, mientras que los valores inferiores de cada intervalo de clase se utilizaron en X. De este procedimiento se analizaron las fórmulas de regresión para escoger aquellas que sean más simples de aplicar y con la R^2 más alta. Como resultado se obtuvieron las siguientes fórmulas para cada una de las variables relevantes en la cubierta forestal 2011 (Figura 52).

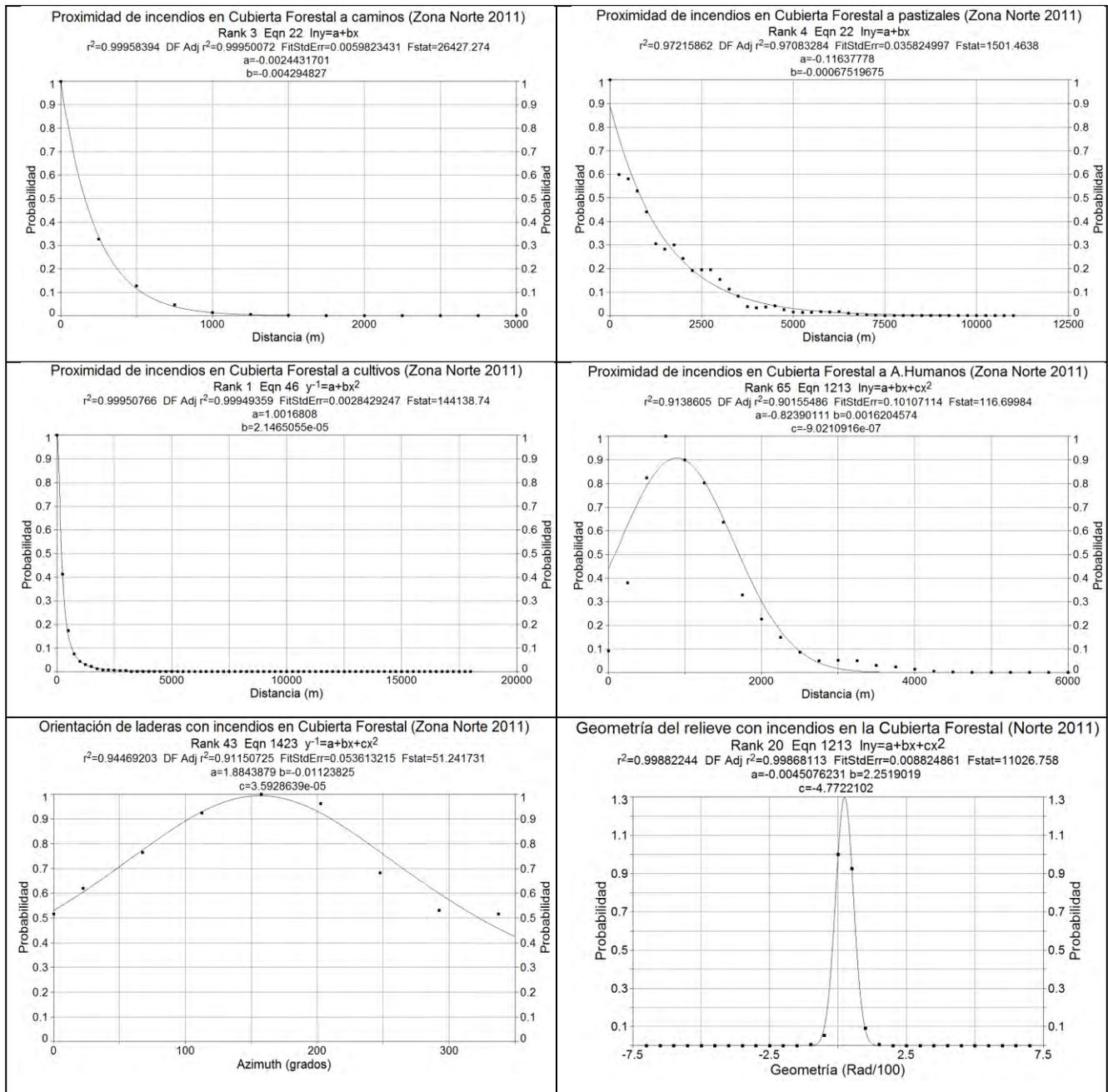


Figura (52): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables relevantes en la cubierta forestal año 2011.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicar estas a los mapas de cada variable relevante. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que van de 0 a 1. El valor de preferencia más alto corresponde a 1 y el valor más bajo corresponde a 0. En la siguiente figura (53) se muestran los resultados.

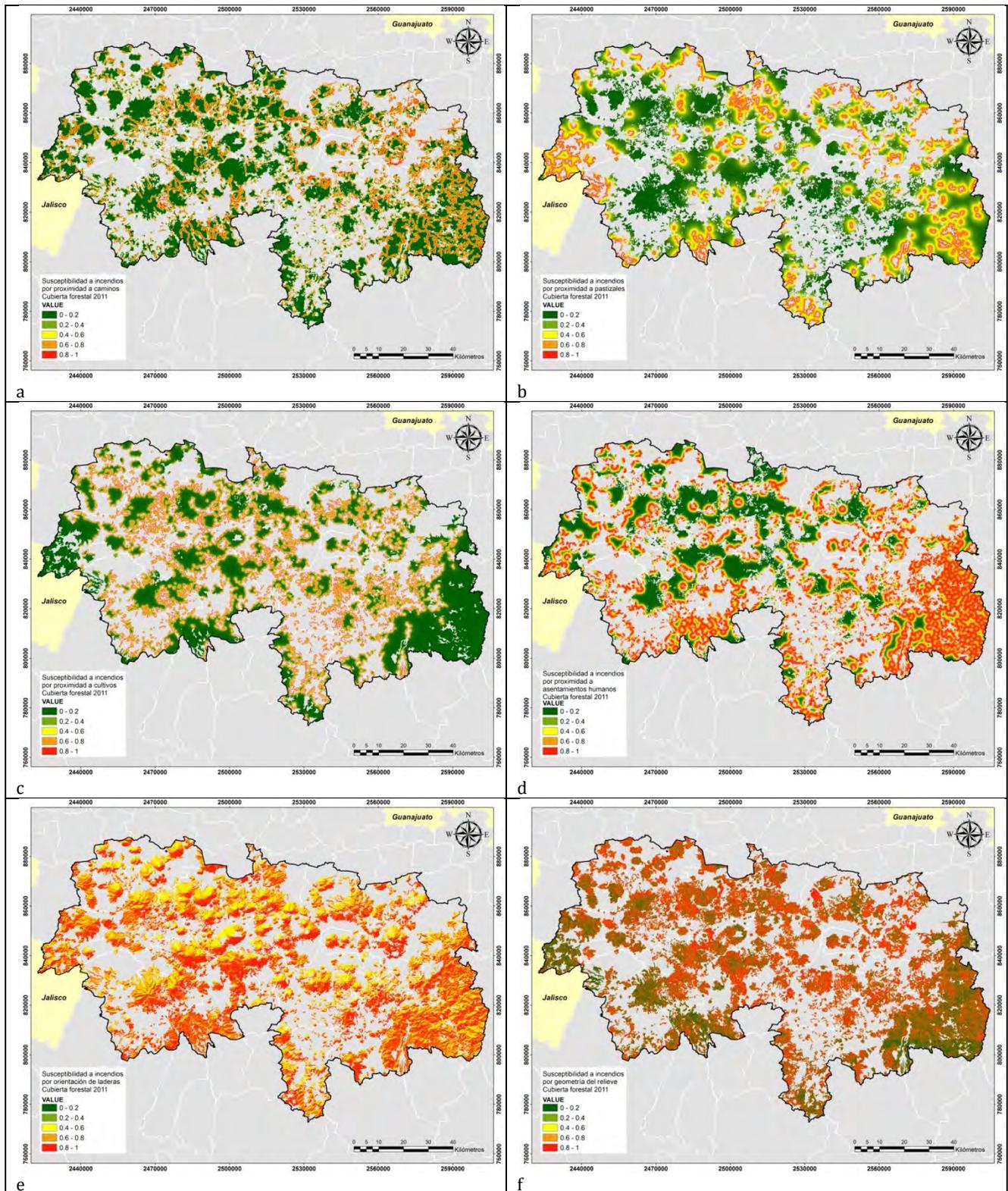


Figura 53: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

4.4.3.2.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de “D” para cada variable relevante en el siguiente cuadro (49).

Cuadro 49: Grado de influencia de cada variable que resultó relevante en la cubierta forestal 2011

Parámetro	Valor D (K S)	proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.5238	0.16	4
Proximidad a pastizales	0.5447	0.17	3
Proximidad a cultivos	0.7757	0.24	1
Proximidad a Asentamientos humanos	0.4433	0.14	5
Orientación de ladera	0.2777	0.09	6
Geometría del relieve	0.6727	0.21	2
Total	3.2379	1.00	

La proximidad a cultivos resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales. Le siguen en orden de importancia la geometría del relieve, la proximidad a pastizales y la proximidad a caminos. Las variables menos influyentes fueron la proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas.

4.4.3.2.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2011.

Para la generación del modelo final de susceptibilidad a incendios con datos de 2011, las variables ponderadas se integraron al aplicar la fórmula 7 como se muestra a continuación:

$$SICF11 = (Suscpoxcult * 0.24) + (Suscgeo * 0.21) + (Suscpoxpz * 0.17) + (Suscpoxcam * 0.16) + (Suscpoxashum * 0.14) + (Suscort * 0.09).$$

Donde

SICF11= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal año 2011.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscort= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo a los siguientes valores (50):

Cuadro 50: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (54):

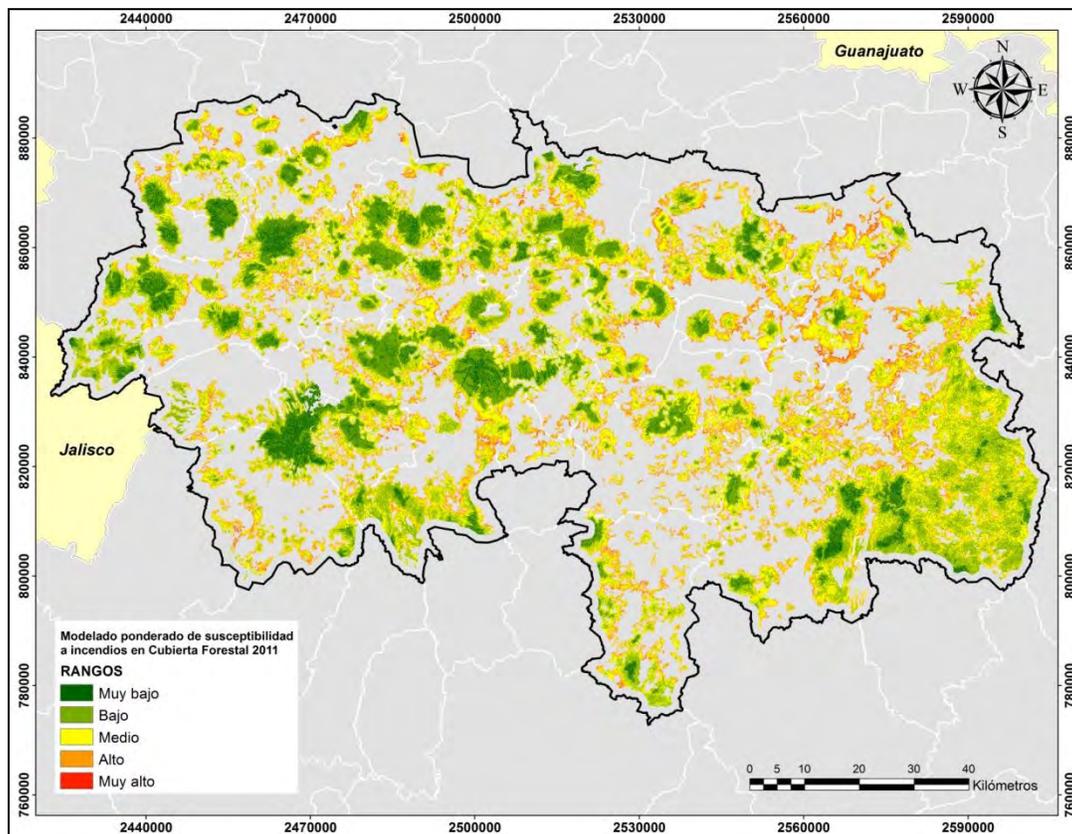


Figura 54: Mapa final del modelo de susceptibilidad a incendios en cubierta forestal del año 2011.

En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a cultivos, a pastizales, a caminos y en donde la geometría del relieve presenta una exposición convexa donde recibe mayor insolación. La superficie en peligro se divide de acuerdo a los resultados del modelo como se muestra a continuación (Cuadro 51):

Cuadro 51: Superficie en peligro de la cubierta forestal 2011.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal 2011 en peligro
Muy bajo	35141.7	6.3
Bajo	188336.5	33.9
Medio	235394.7	42.4
Alto	92455.7	16.6
Muy alto	3773.2	0.7
Total	555100.7	100

La superficie en peligro bajo y muy bajo representa el 40.2%, la superficie en peligro medio representa el 42.4% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 17.3%. Estos porcentajes representan 223477, 235394 y 96229 hectáreas respectivamente.

4.4.3.2.6 Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 de 2014 a 2018. (cuadro 52):

Cuadro 52: Cicatrices de incendios y superficie afectada por año de 2014 a 2018.

Imagen clasificada	Total de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	84	3,301.50	8.61
Landsat 2015	159	3,297.90	8.60
Landsat 2016	372	14,125.00	36.82
Landsat 2017	276	11,579.00	30.18
Landsat 2018	192	6,061.50	15.80
Landsat 2014 a 2018	1083	38,364.90	100

Estas cicatrices fueron cruzadas con el modelo de susceptibilidad en cubierta forestal 2011. Los resultados de este cruce se aprecian en el siguiente cuadro (53):

Cuadro 53: Superficie afectada de acuerdo al modelo final de susceptibilidad a incendios.

CUBIERTA FORESTAL NORTE 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	419.5	12.7	37	1.1	490.25	3.4	595.75	5.1	315	5.1	1857.5	4.8
Bajo	1140.3	34.6	1000.5	30.9	5031.25	35.4	4244	36.4	2408.5	39.4	13824.5	35.9
Medio	1201	36.4	1606.8	49.7	6484.5	45.6	5181.75	44.5	2680.5	43.8	17154.5	44.5
Alto	504.75	15.3	565	17.5	2136	15.0	1583.25	13.6	683.5	11.2	5472.5	14.2
Muy Alto	34.25	1.0	24.75	0.8	85	0.6	50.5	0.4	31.5	0.5	226.5	0.6
Total	3299.8	100	3234	100	14227	100	11655.3	100	6119	100	38535.5	100.0

La superficie afectada para el período de 2014 a 2018 que cae dentro de las categorías bajo y muy bajo representa el 40.7%, la superficie que cae en la categoría de peligro medio representa el 44.5% y la superficie que cae en la categoría de peligro alto y muy alto representa el 14.8%.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 55).

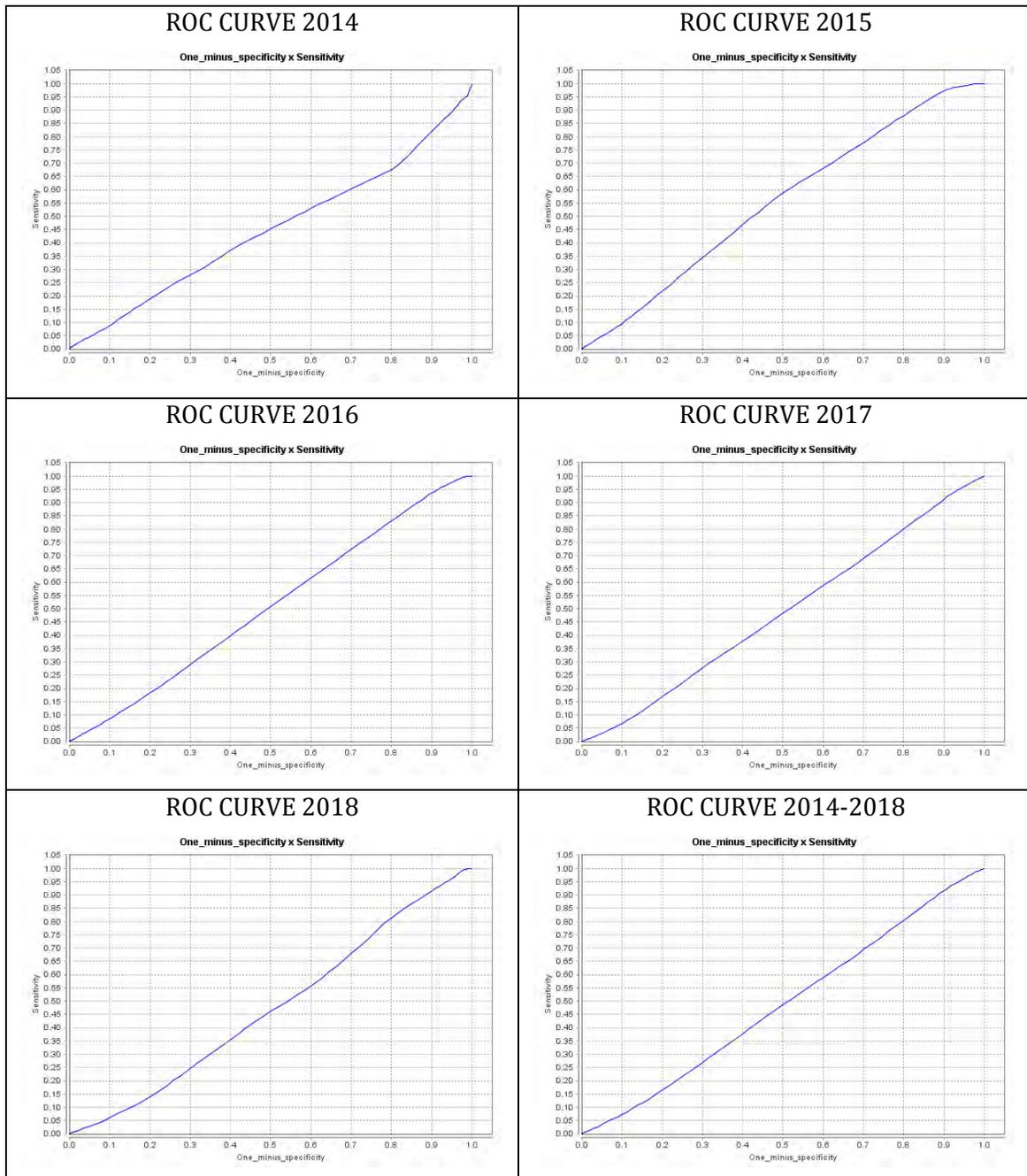


Figura 55: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 54:

Cuadro 54: Valores del AUC para el período de 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.4491
2015	0.5531
2016	0.5069
2017	0.4858
2018	0.4724
2014 a 2018	0.4869

Los valores del AUC muestran un rango que va de 0.44 como mínimo a 0.55 como máximo. Estos resultados indican que este es un modelo fallido y no tiene capacidad de predicción ante la susceptibilidad a incendios forestales.

4.4.3.3 Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal del año 2012

4.4.3.3.1 Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2012

Después del procesamiento de las imágenes Rapid Eye se obtuvieron un total de 570 cicatrices de incendios en bosques y selvas para el año 2012. Estas cicatrices tuvieron un área de afectación de 5,568 hectáreas. La superficie afectada se divide de acuerdo a los siguientes valores (cuadro 55):

Cuadro 55: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)	% de afectación
0 a 10	152	1688.87	30.3
10 a 50	41	2271.75	40.8
50 a 100	6	876.12	15.7
Más de 100	3	731.45	13.1
Total	202	5568.19	100.00

Estas cicatrices de incendios serán utilizadas como la variable dependiente en los modelos de regresión propuestos.

a) - Validación de cicatrices de incendios

Para una mayor certeza en las cicatrices de incendios detectadas con imágenes de satélite algunas se analizaron con Google Earth para determinar si eran incendios forestales o no (Figura 56 y 57)

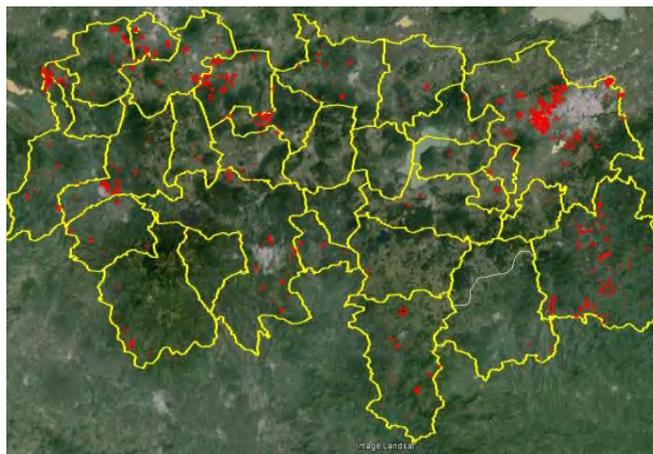


Figura 56: Cicatrices de incendios en el área de estudio sobre Google Earth

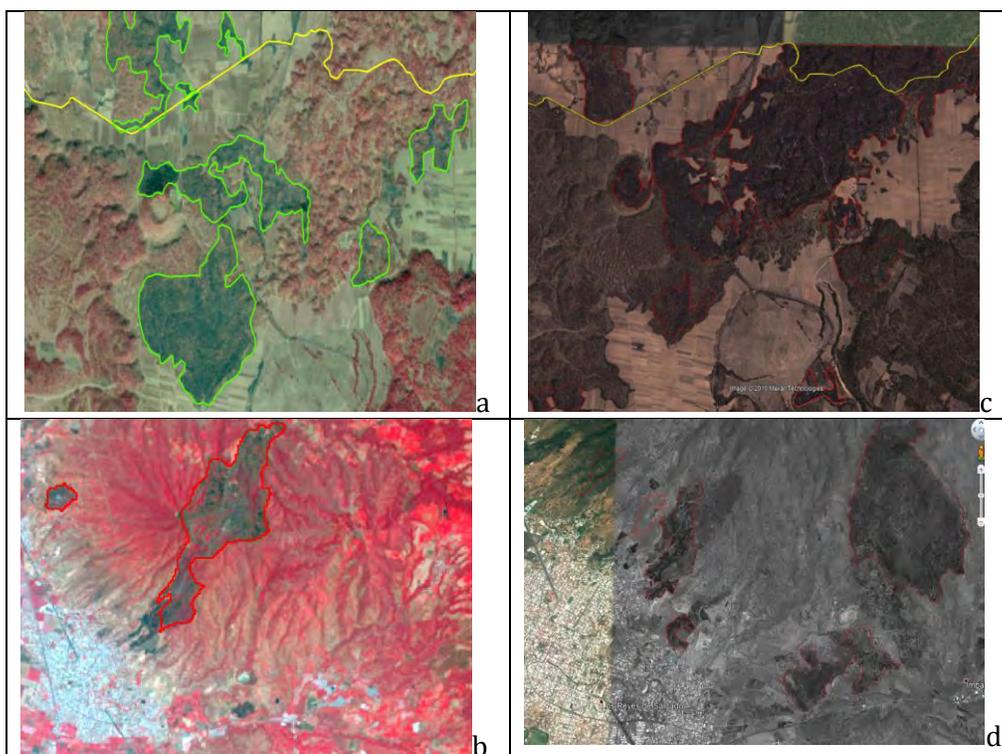


Figura 57: Cicatrices de incendios en Rapid Eye (a y b) y cicatrices de incendios en Google Earth (c y b).

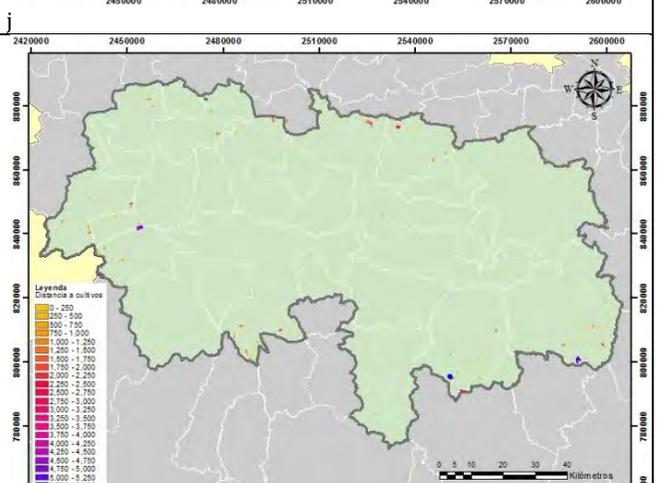
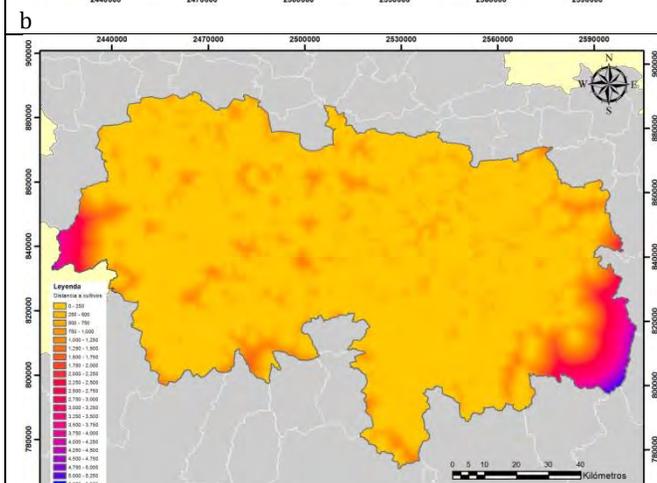
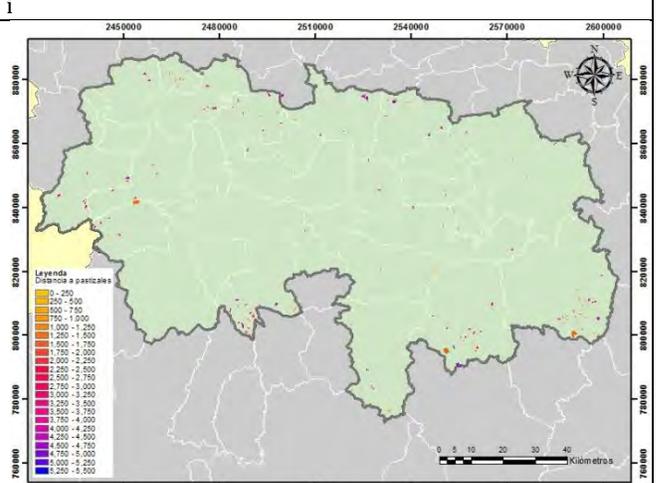
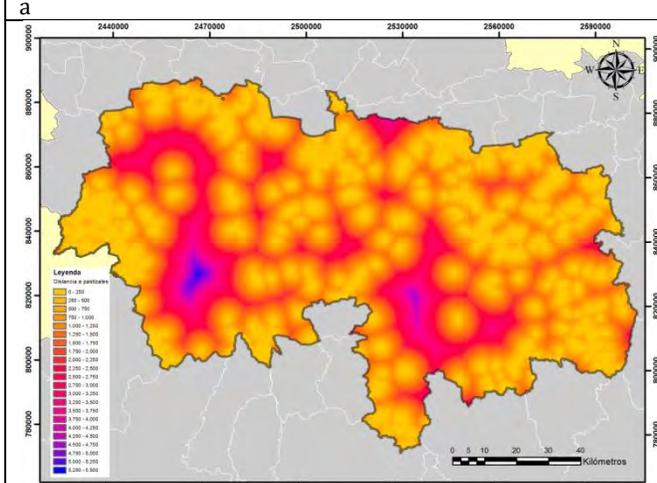
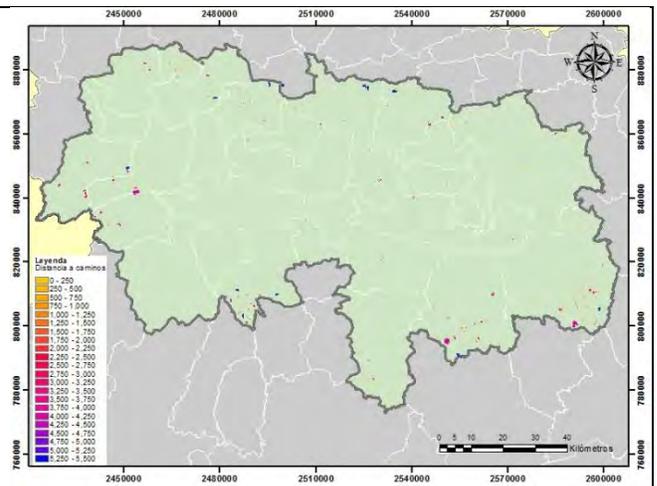
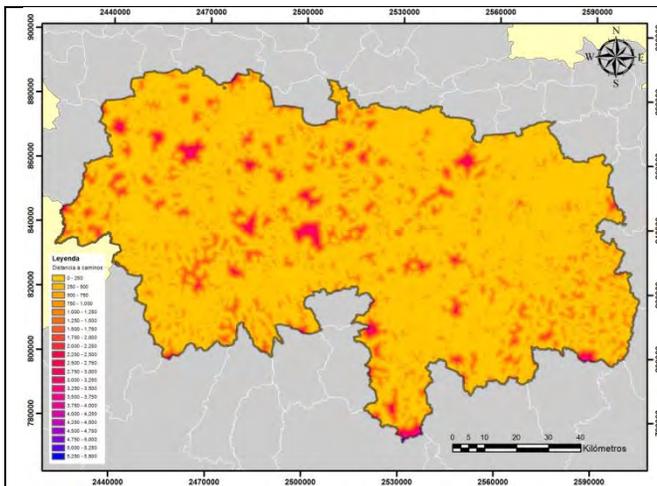
4.4.3.3.2- Etapa 2 La relevancia de las variables

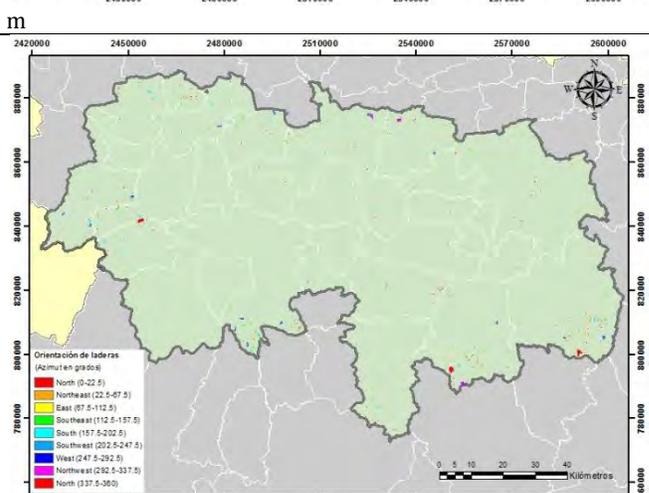
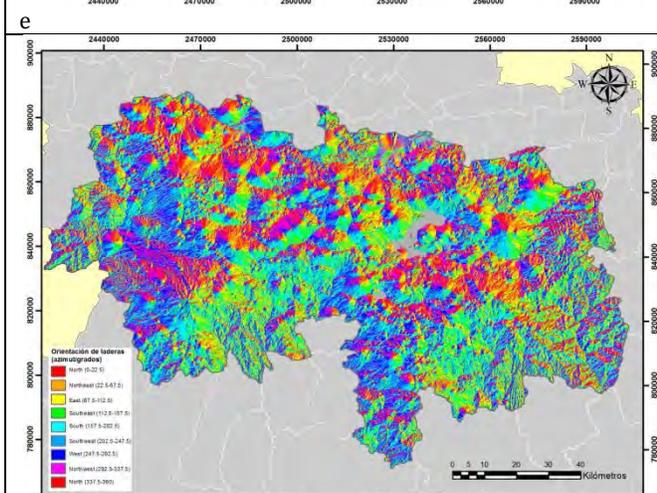
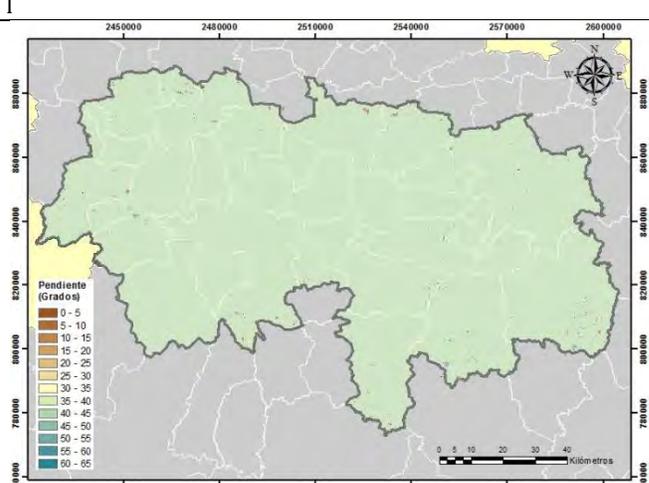
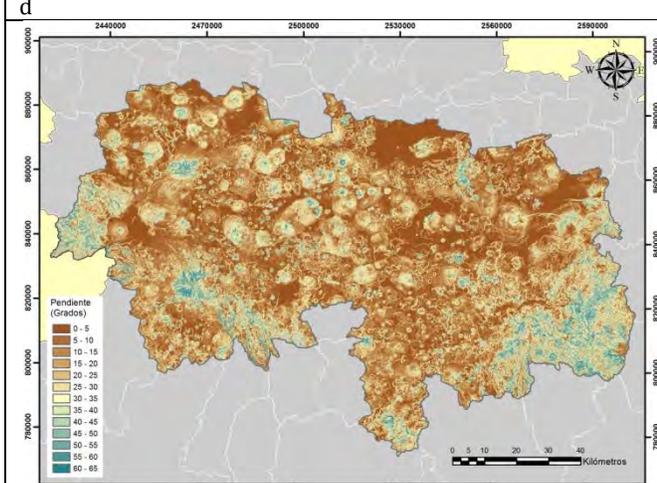
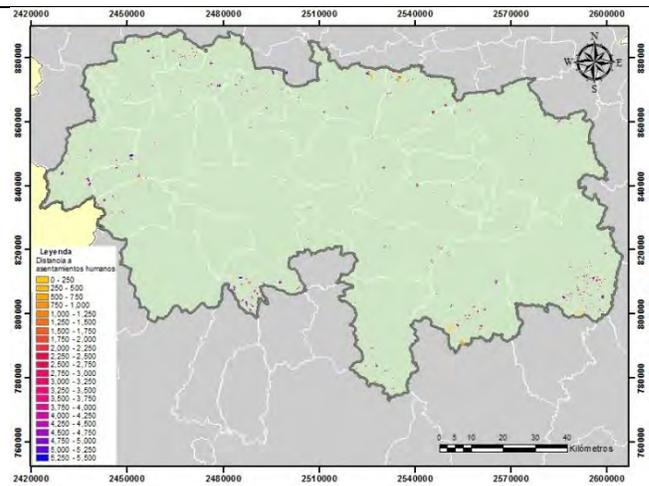
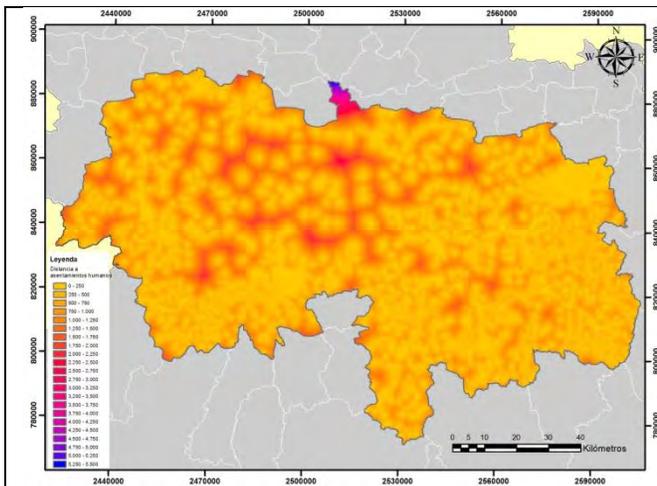
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Adicionalmente en los modelos del año 2012 se utilizó la variable proximidad a incendios previos que se calcula con las distancias a las cicatrices de incendios de 2011.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

El procedimiento que se siguió para construir un mapa con una distribución real es el mismo que se ha descrito anteriormente. Como resultado tenemos los siguientes mapas: (figura 58).





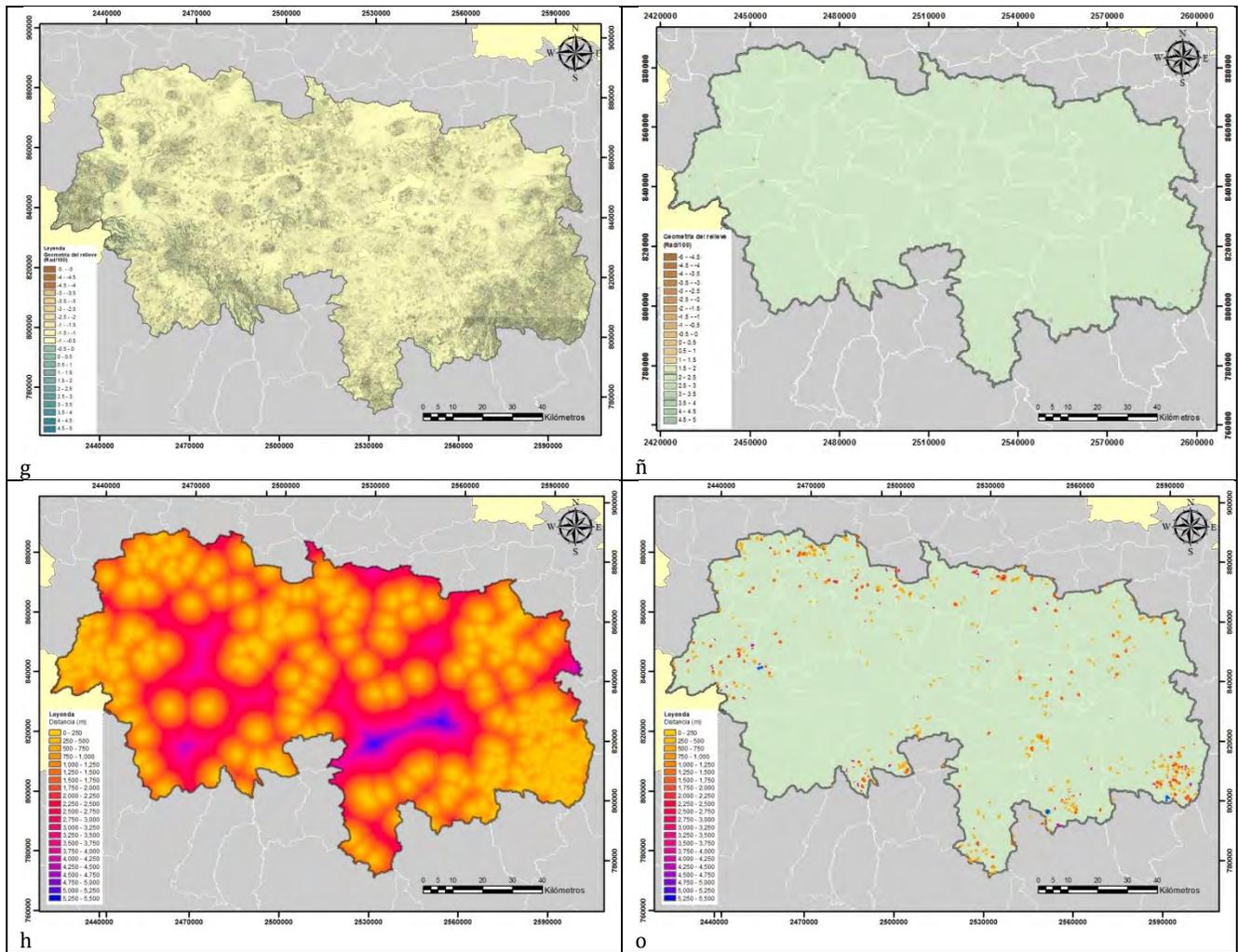
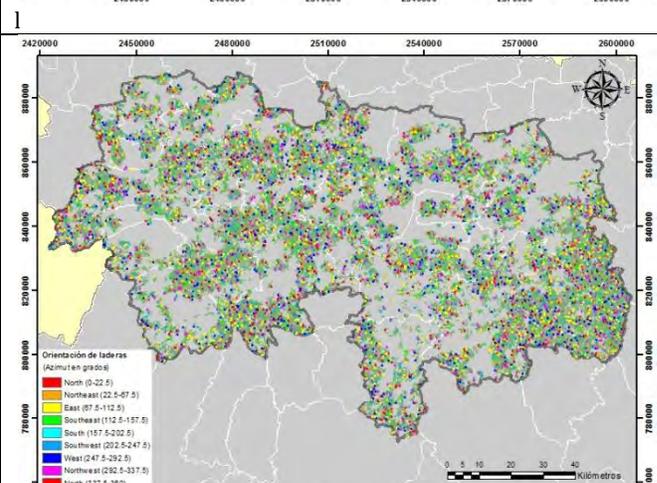
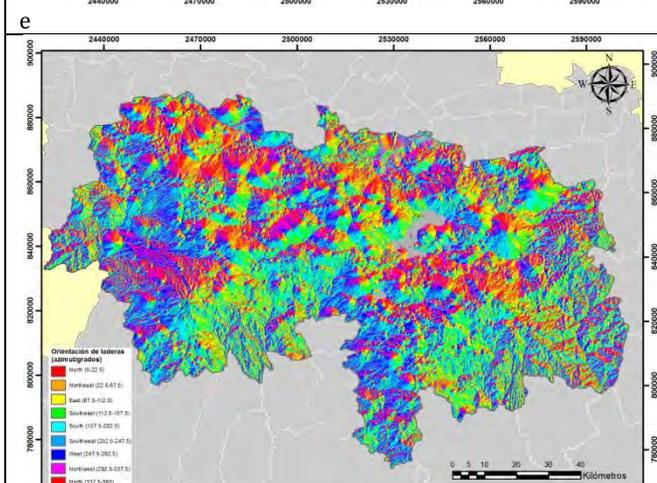
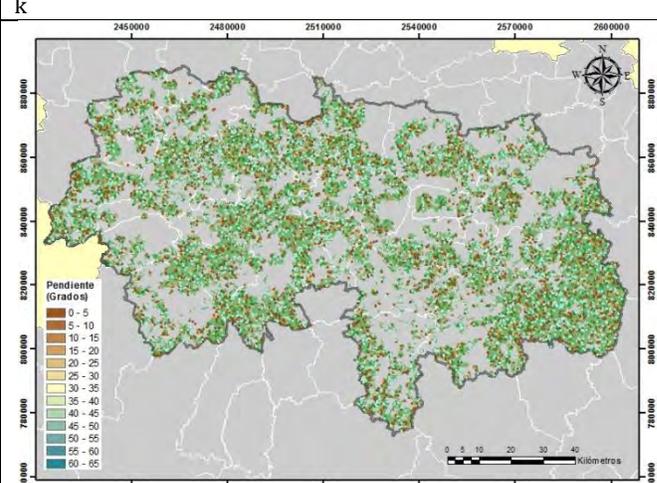
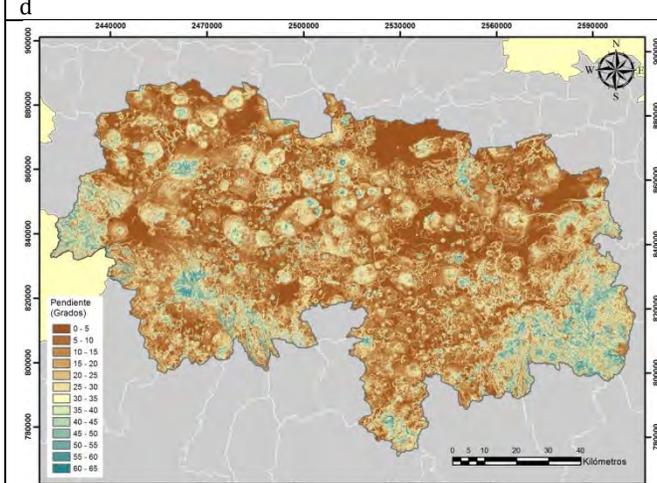
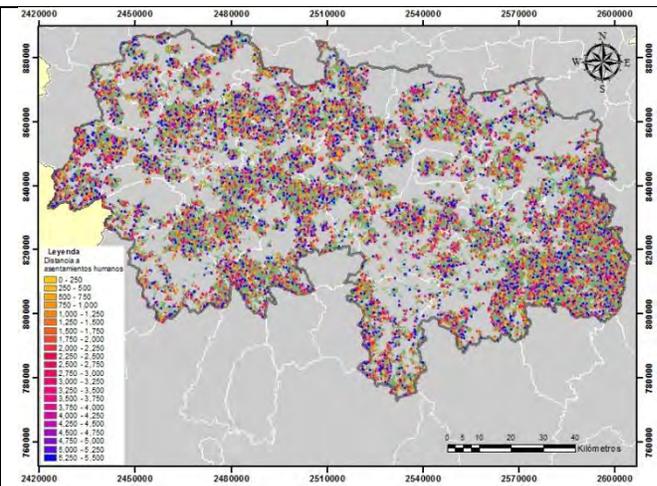
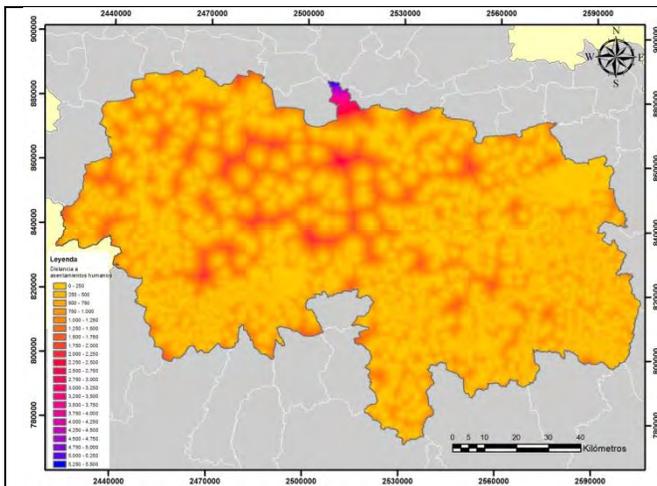


Figura 58: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios en la cubierta forestal del año 2012 cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

El procedimiento para construir un mapa con distribución aleatoria es el mismo que se ha descrito anteriormente. El resultado se muestra en la siguiente figura (59).



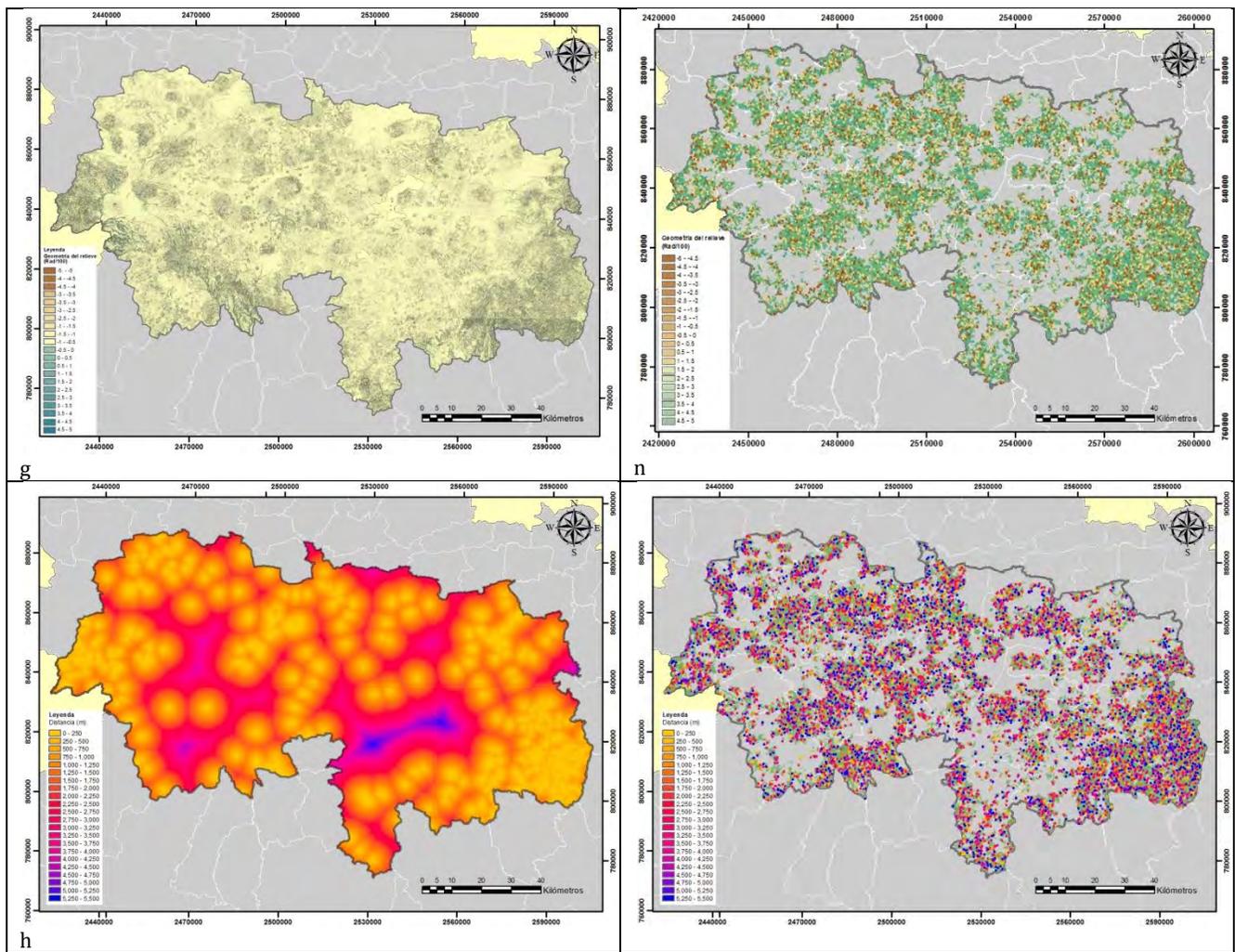


Figura 59: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Para eliminar el efecto del tamaño en cada una de las variables analizadas se aplicó la fórmula 8. A continuación se presenta el ajuste por la proporción de área con los incendios y su proximidad a caminos en la cubierta forestal (cuadro (56))

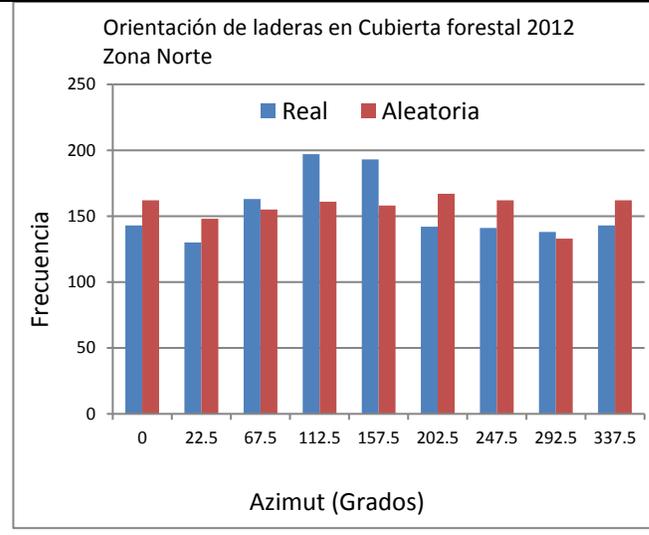
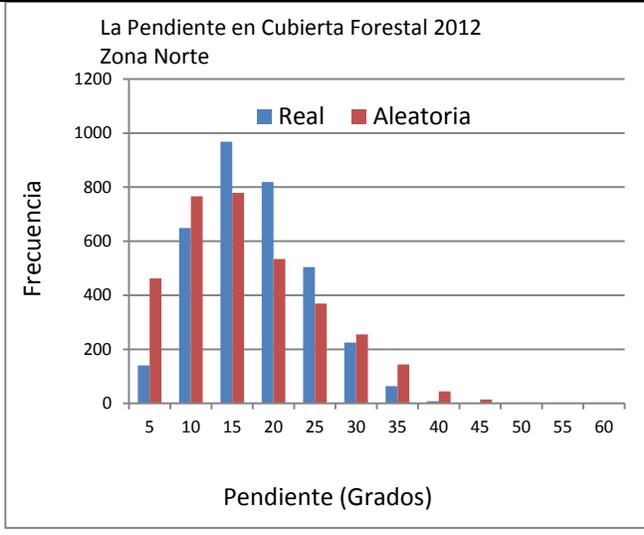
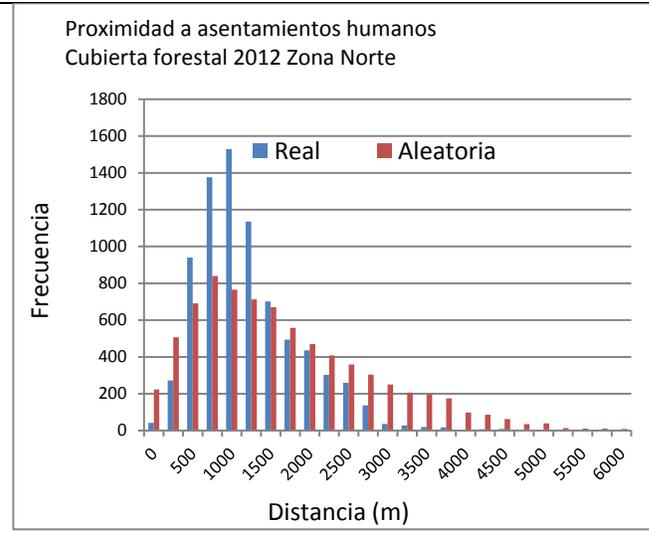
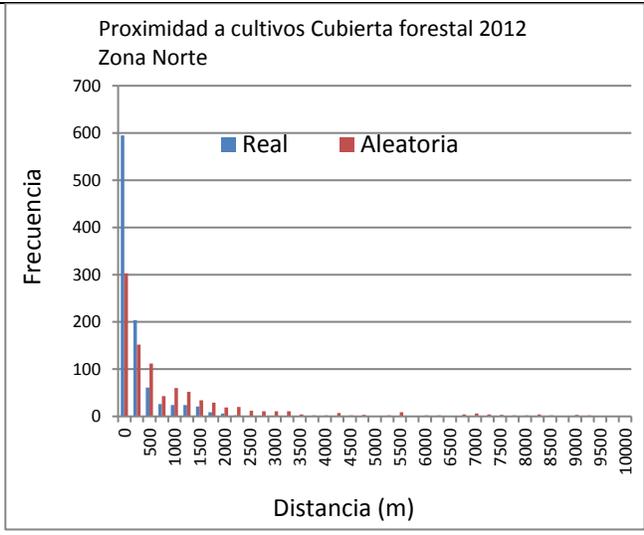
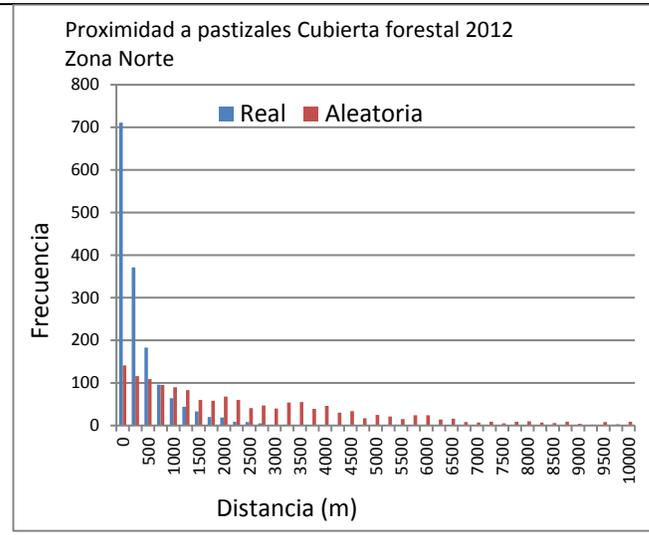
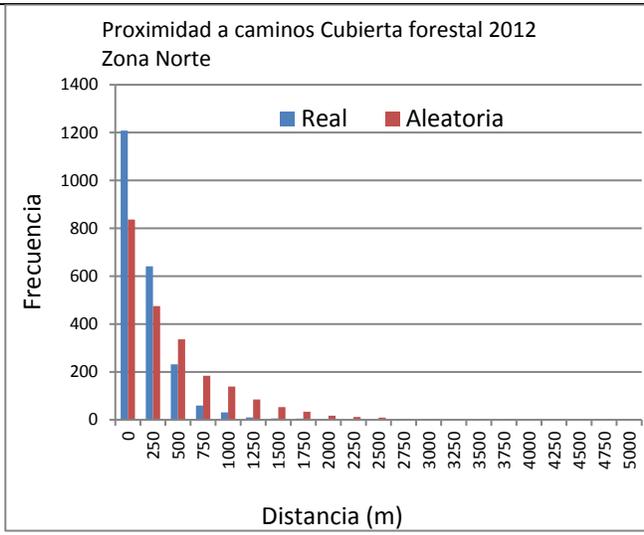
Cuadro (56): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de la cubierta forestal 2012	Proporción de píxeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	3226	912426	0.374485	1208	837
500	2742	569960	0.233927	641	475
750	1569	359658	0.147613	232	336
1000	657	223060	0.091550	60	184
1250	536	139718	0.057344	31	139
1500	278	87279	0.035821	10	85
1750	250	55224	0.022665	6	53
2000	395	33135	0.013599	5	34
2250	186	20958	0.008601	2	17
2500	64	13444	0.005517	0	12
2750	40	8641	0.003546	0	9
3000	0	5540	0.002273	0	3
3250	0	3377	0.001386	0	4
3500	0	1962	0.000805	0	2
3750	0	1099	0.000451	0	1
4000	0	560	0.000229	0	1
4250	0	372	0.000152	0	0
4500	0	68	2.790E-05	0	0
4750	0	0	0.00	0	0
5000	0	0	0.00	0	0

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

En la siguiente figura (60) se muestra la comparación de las frecuencias real y aleatoria de las variables analizadas.



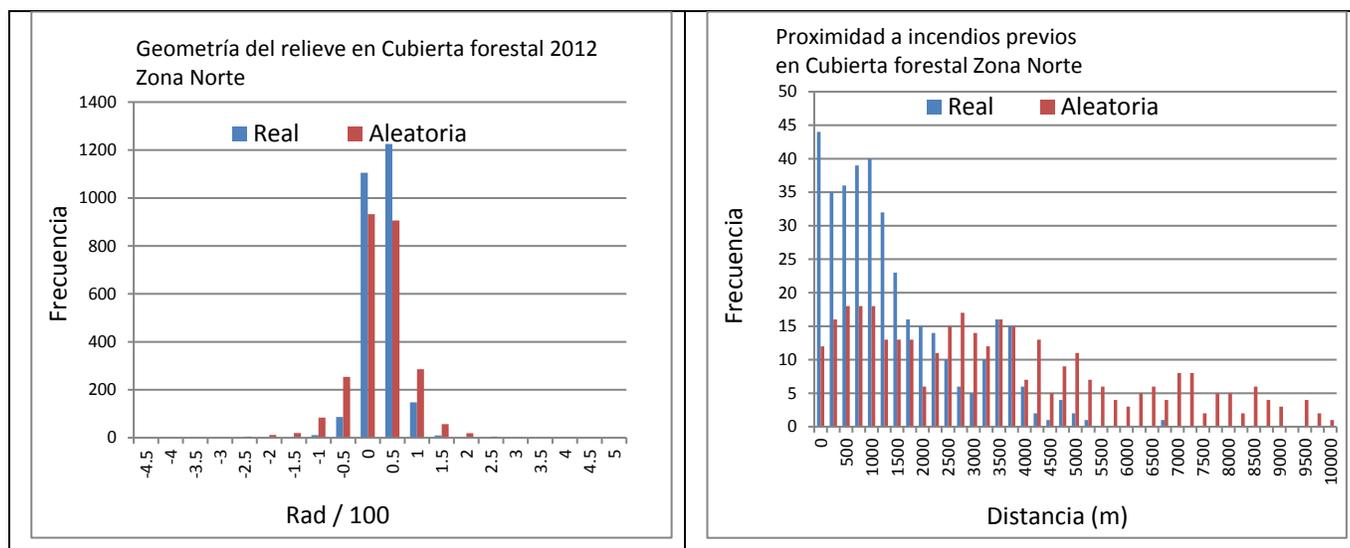


Figura 60: Comparación de frecuencias real y aleatoria de variables analizadas

El resultado de aplicar las pruebas paramétricas y no paramétricas se muestra a continuación: (57):

Cuadro (57): Relevancia de las variables analizadas para la cubierta forestal 2012

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.0830194****	0.022218****			Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	1.78E-11****	0****			Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	4.24E-12****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.005742****	4.127E-06****			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.997134*	0.552696*	No relevante
Orientación de ladera	normal			0.990118*	0.03439****	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.154215***	0****			Relevante
Proximidad a incendios previos		0.0001734****	0.00000113****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

En este cuadro se aprecia que las variables que resultaron extremadamente relevantes en la cubierta forestal del año 2012 tanto en concentración como en dispersión fueron la proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a cultivos, proximidad a asentamientos humanos, proximidad a incendios previos y la geometría del relieve. La orientación de laderas resultó una variable extremadamente

relevante en el análisis de dispersión. Por otra parte, la única variable no relevante fue la pendiente, por tal motivo quedó descartada en la construcción del modelo.

4.4.3.3.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Se llevó a cabo una conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad como se ha mostrado previamente. En el siguiente cuadro (58) se presenta el caso de los incendios con la variable proximidad a caminos en cubierta forestal 2012.

Cuadro 58: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	1,208	1.000000
500	641	0.530945
750	232	0.191719
1000	60	0.049788
1250	31	0.025442
1500	10	0.008243
1750	6	0.004690
2000	5	0.004446
2250	2	0.001324
2500	0	0.000292
2750	0	0.000117
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Para determinar las funciones de preferencia que representan los valores de cada variable relevante se utilizaron en Y los valores de probabilidad para cada clase, mientras que los valores inferiores de cada intervalo de clase se utilizaron en X. De este procedimiento se analizaron las fórmulas de regresión para escoger aquellas que sean más simples de aplicar y con la R^2 más alta. Como resultado se obtuvieron las siguientes fórmulas para cada una de las variables relevantes en la cubierta forestal 2012 (Figura 61).

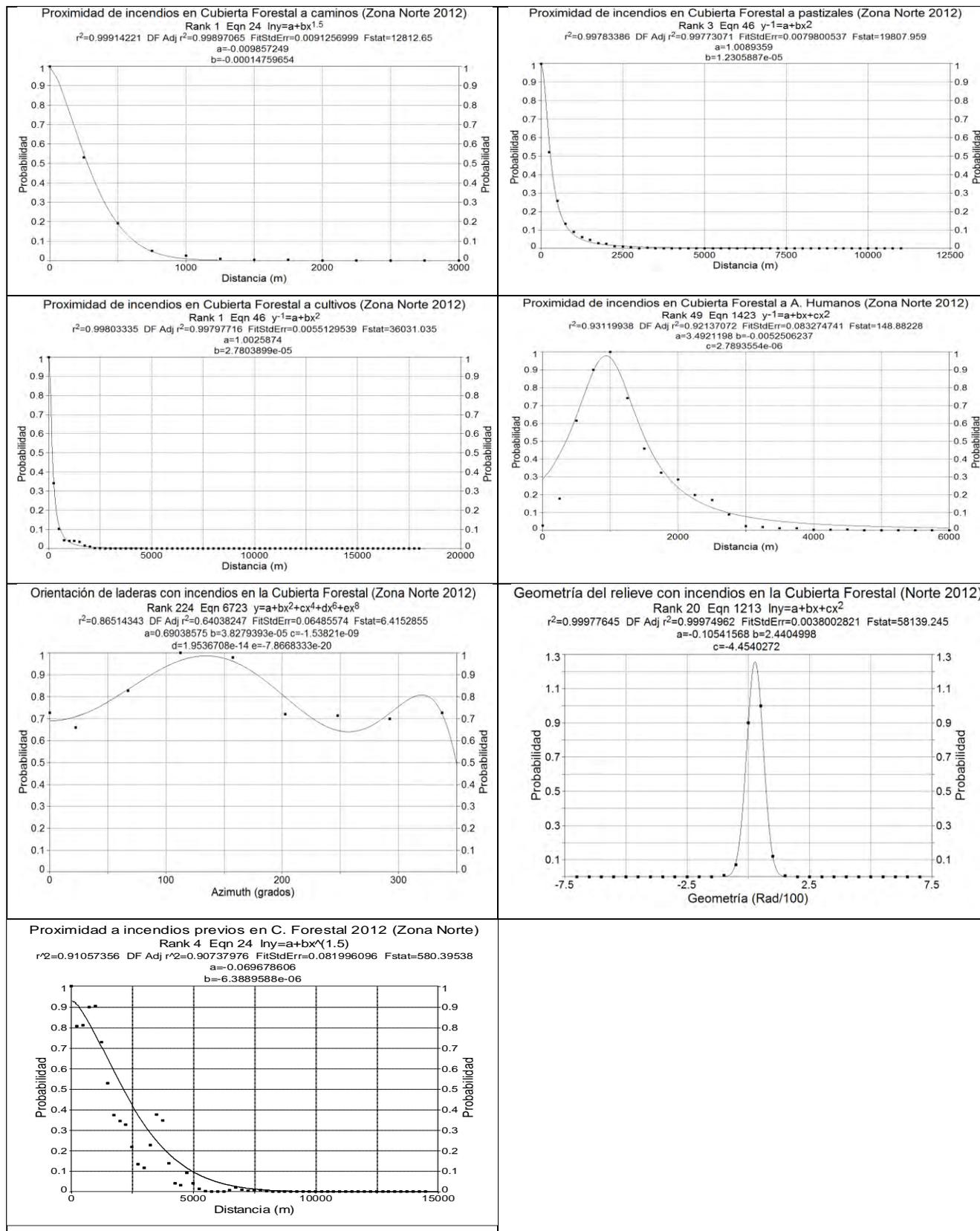
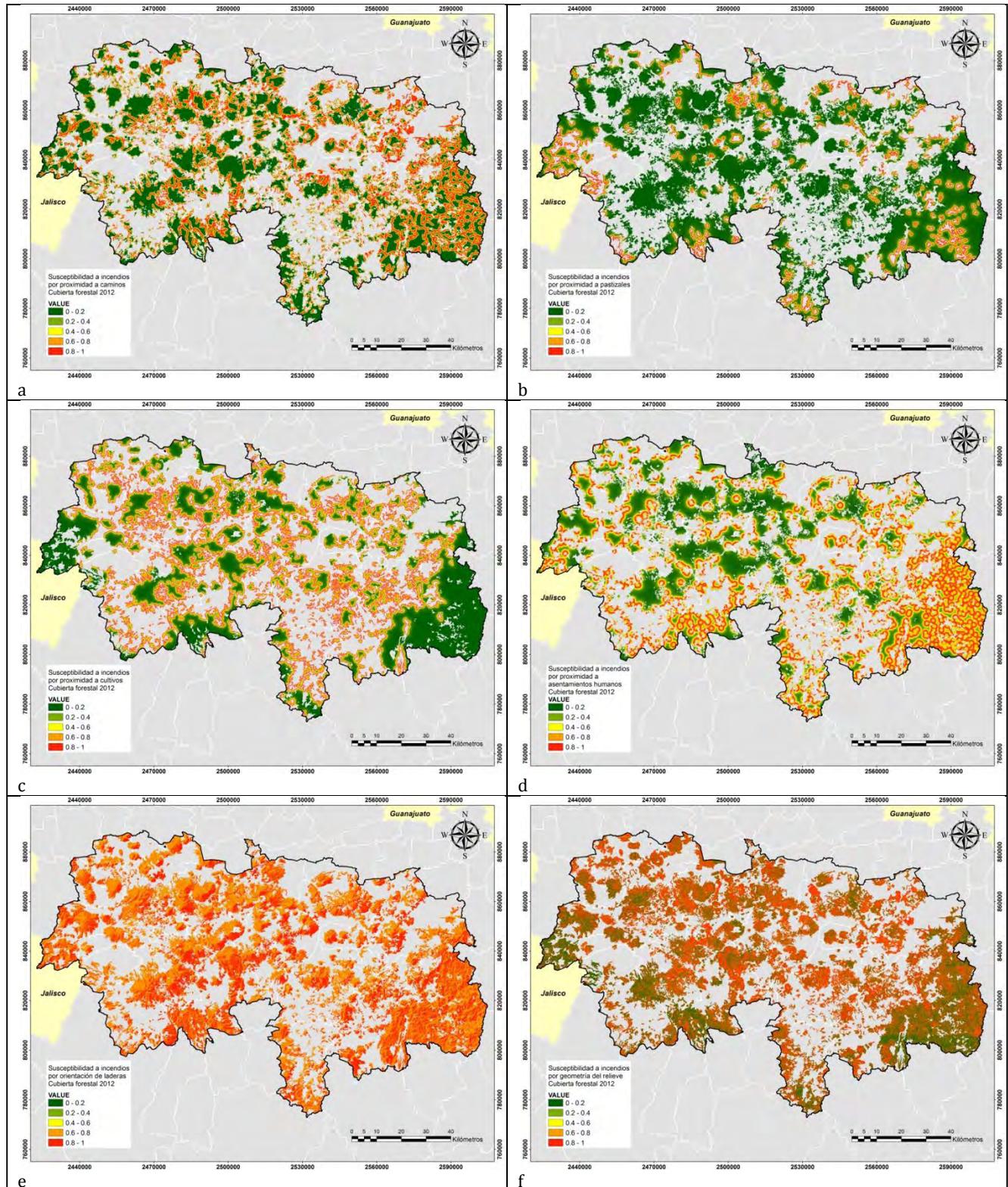


Figura (61): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes en la cubierta forestal año 2012.

Obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que va de 0 a 1. Donde el valor de preferencia más alto corresponde a uno y el valor más bajo corresponde a 0 (Figura 62).



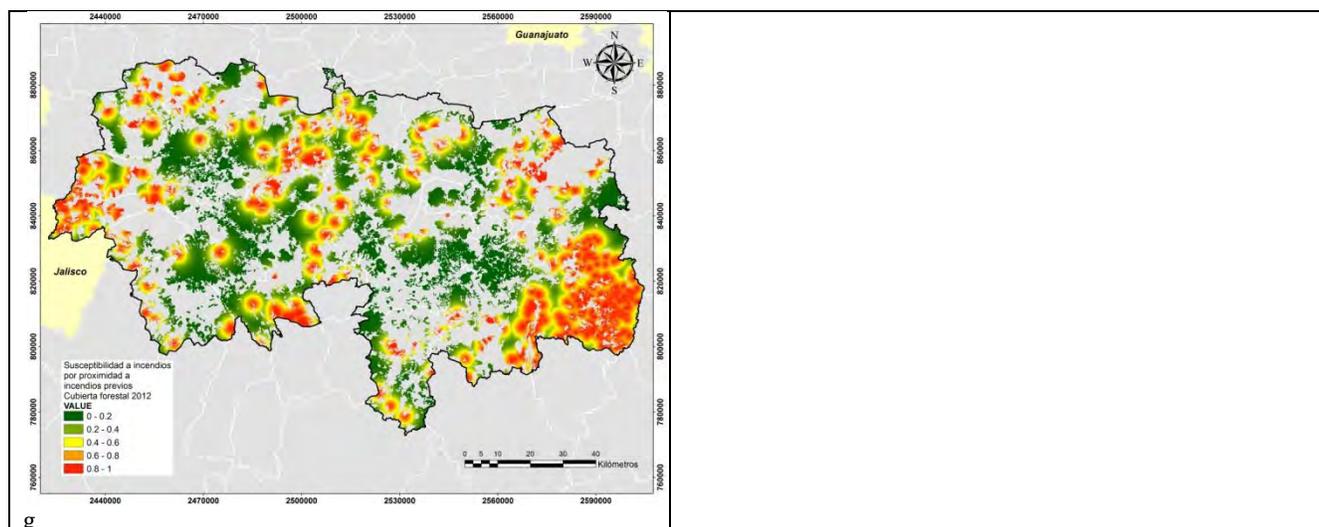


Figura 62: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal 2012: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve y g) proximidad a incendios previos.

4.4.3.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D para cada variable relevante en el siguiente cuadro (59).

Cuadro 59: Grado de influencia de cada variable que resultó relevante en la cubierta forestal 2012

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.4905	0.12	5
Proximidad a pastizales	0.6256	0.15	4
Proximidad a cultivos	0.7904	0.20	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.3882	0.10	7
Orientación de laderas	0.4166	0.10	6
Geometría del relieve	0.6585	0.16	3
Proximidad a incendios previos (2011)	0.6691	0.17	2
Total	4.0385	1.00	

La proximidad a cultivos resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales. Las variables que siguen en orden de importancia son la proximidad a incendios previos, la geometría del relieve y la proximidad a pastizales. Las variables menos influyentes fueron la proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas.

4.4.3.3.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal de 2012.

Se aplicó la fórmula (7) para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios:

$$\text{SICF12} = (\text{Suscpoxcult} * 0.20) + (\text{Suscpoxincp} * 0.17) + (\text{Suscgco} * 0.16) + (\text{Suscpoxpz} * 0.15) + (\text{Suscpoxcam} * 0.12) + (\text{Suspcort} * 0.10) + (\text{Suscpoxashum} * 0.10)$$

Donde

SICF12= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal año 2012.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscpoxincp = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Suscgco= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suspcort= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa que muestra la susceptibilidad a incendios. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo a los siguientes valores (Cuadro 60):

Cuadro 60: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura 63:

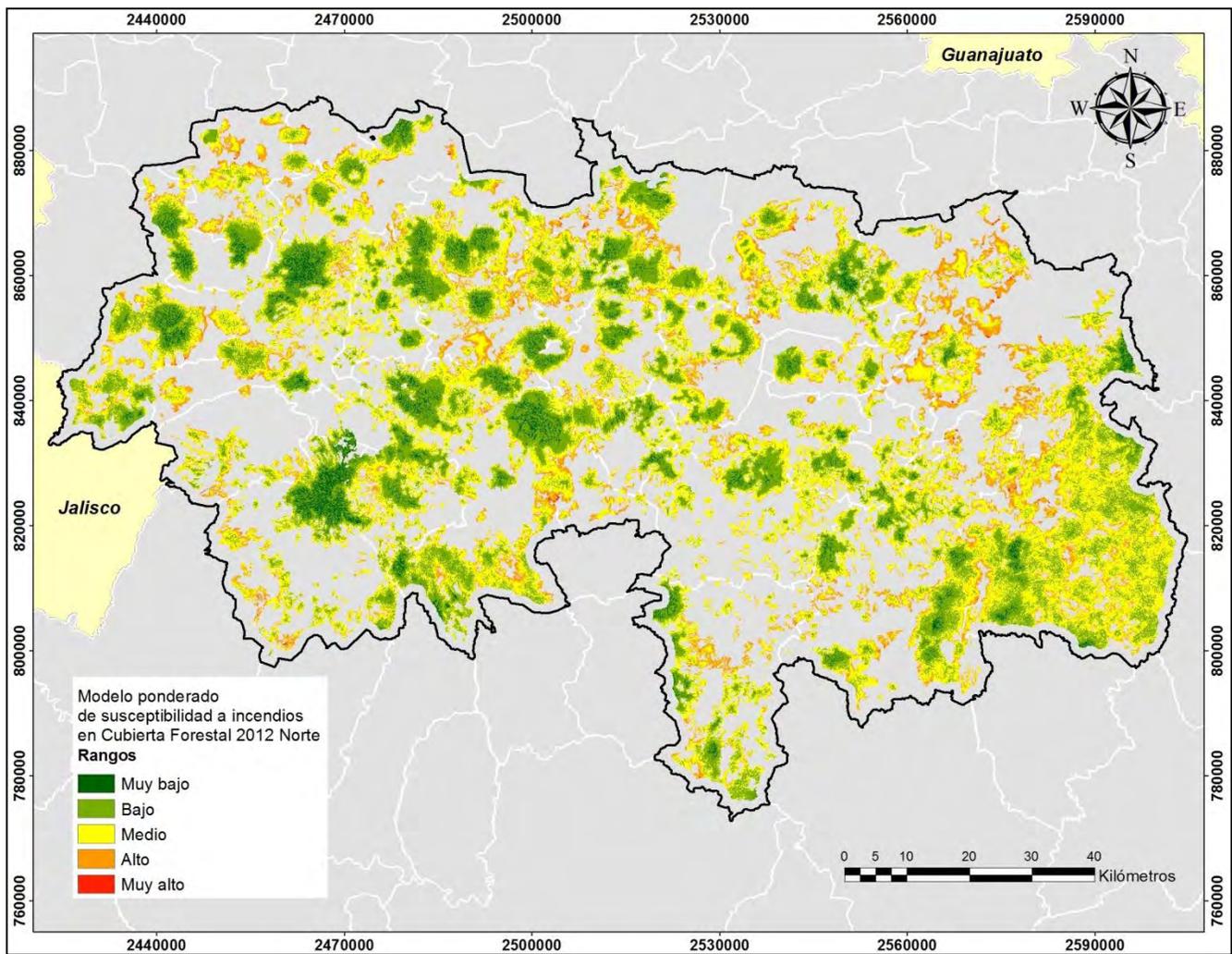


Figura 63: Mapa final de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal del año 2012.

En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a cultivos, a incendios previos y en donde la geometría del relieve presenta una exposición más convexa. La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo a los siguientes datos (Cuadro 61):

Cuadro 61: Superficie en peligro de acuerdo al modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal en peligro
Muy bajo	23039.75	4.1
Bajo	192520.75	34.8
Medio	269793.00	48.8
Alto	66190.05	11.9
Muy alto	729.75	0.13
Total	552273.35	100.0

La superficie en peligro bajo y muy bajo representa el 39%, la superficie en peligro medio representa el 49% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 12%. Estos porcentajes equivalen a 215560, 269793 y 66920 hectáreas respectivamente.

4.4.3.3.6 Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios de los años 2014 a 2018 obtenidas de la clasificación de imágenes Landsat 8 (Cuadro 62).

Cuadro 62: Cicatrices de incendios y superficie afectada período 2014-2018.

Imagen clasificada	Total de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	84	3,101.50	8.1
Landsat 2015	159	3,245.90	8.5
Landsat 2016	372	14,125.00	37.1
Landsat 2017	276	11,579.00	30.4
Landsat 2018	192	6,061.50	15.9
Landsat 2014 a 2018	1083	38,112.90	100

Estas cicatrices fueron cruzadas con el mapa de susceptibilidad en cubierta forestal 2012. El resultado de este cruce se muestra a en el siguiente cuadro 63:

Cuadro 63: Superficie afectada por año según el modelo.

CUBIERTA FORESTAL NORTE 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	257.75	7.8	19	0.6	195.5	1.4	102.75	0.9	233.5	3.9	808.5	2.1
Bajo	1186	35.9	629.25	19.9	3677.25	26.1	3577.75	31.0	2048	34.1	11118.25	29.2
Medio	1229.3	37.3	1821	57.5	7568.5	53.7	5950	51.6	2991.5	49.8	19560.25	51.3
Alto	591.25	17.9	689.75	21.8	2584.75	18.3	1873.75	16.2	720.75	12.0	6460.25	17.0
Muy Alto	35.5	1.1	9.5	0.3	72.25	0.5	35.25	0.3	12.5	0.2	165	0.4
Total	3299.8	100	3168.5	100	14098.3	100	11539.5	100	6006.25	100	38112.25	100.0

La superficie afectada para el período 2014-2018 que cae en las categorías de peligro bajo y muy bajo representa el 31.3%, la superficie afectada en peligro medio representa el 51.3% y las superficie afectada en peligro alto y muy alto representa el 17%.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestra a continuación (figura 64).

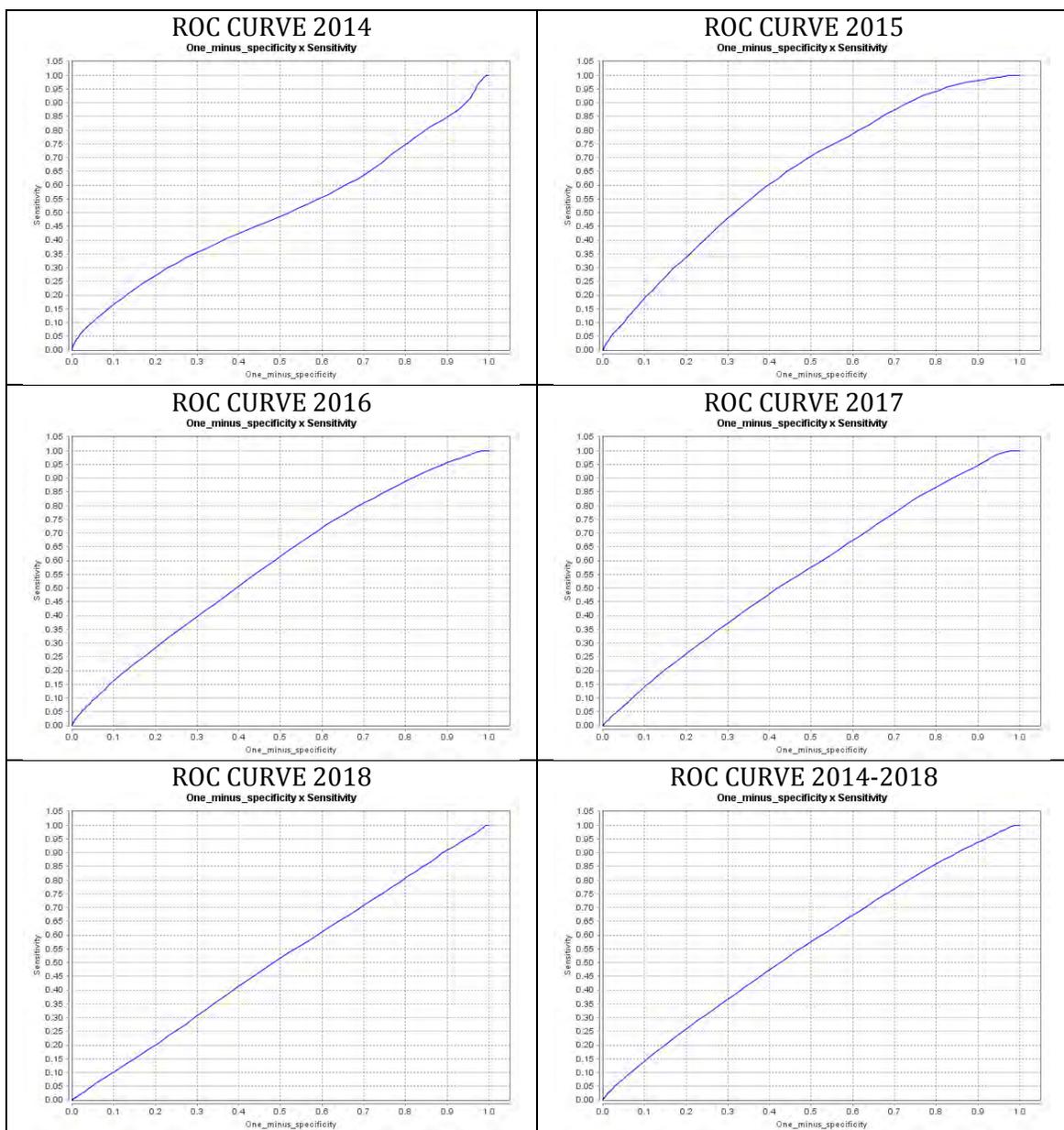


Figura 64: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 64:

Cuadro 64: Valores del AUC para el período 2014 -2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5001
2015	0.6417
2016	0.5849
2017	0.5600
2018	0.5071
2014 a 2018	0.5564

Los valores del AUC para los años 2014, 2016, 2017 y 2018 indican que el modelo es poco confiable ya que representa una muy pobre capacidad de predicción de incendios forestales. El valor del AUC en el año 2015 es de 0.64, aunque mejora un poco el desempeño, se sigue considerando un modelo con baja capacidad de predicción.

4.4.3.4 Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para la cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012

4.4.3. 4.1 Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios cubierta forestal 2011 y 2012

Derivado de la clasificación digital de imágenes se obtuvieron los siguientes resultados (cuadros 65 y 66).

Cuadro 65: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	355	1,416.69
10 a 50	98	1,978.21
50 a 100	20	1,309.83
Más de 100	17	3,525.88
Total	490	8,230.61

Cuadro 66: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	152	1688.87
10 a 50	41	2271.75
50 a 100	6	876.12
Más de 100	3	731.45
Total	202	5568.19

Se sumaron las cicatrices de incendios de los dos años analizados para obtener el mapa de cicatrices de incendios en la construcción de este modelo. Los resultados de esta suma se muestran el siguiente cuadro (67):

Cuadro 67: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011 y 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	507	3,105.56
10 a 50	139	4,249.96
50 a 100	26	2,185.95
Más de 100	20	4,257.33
Total	692	13,798.80

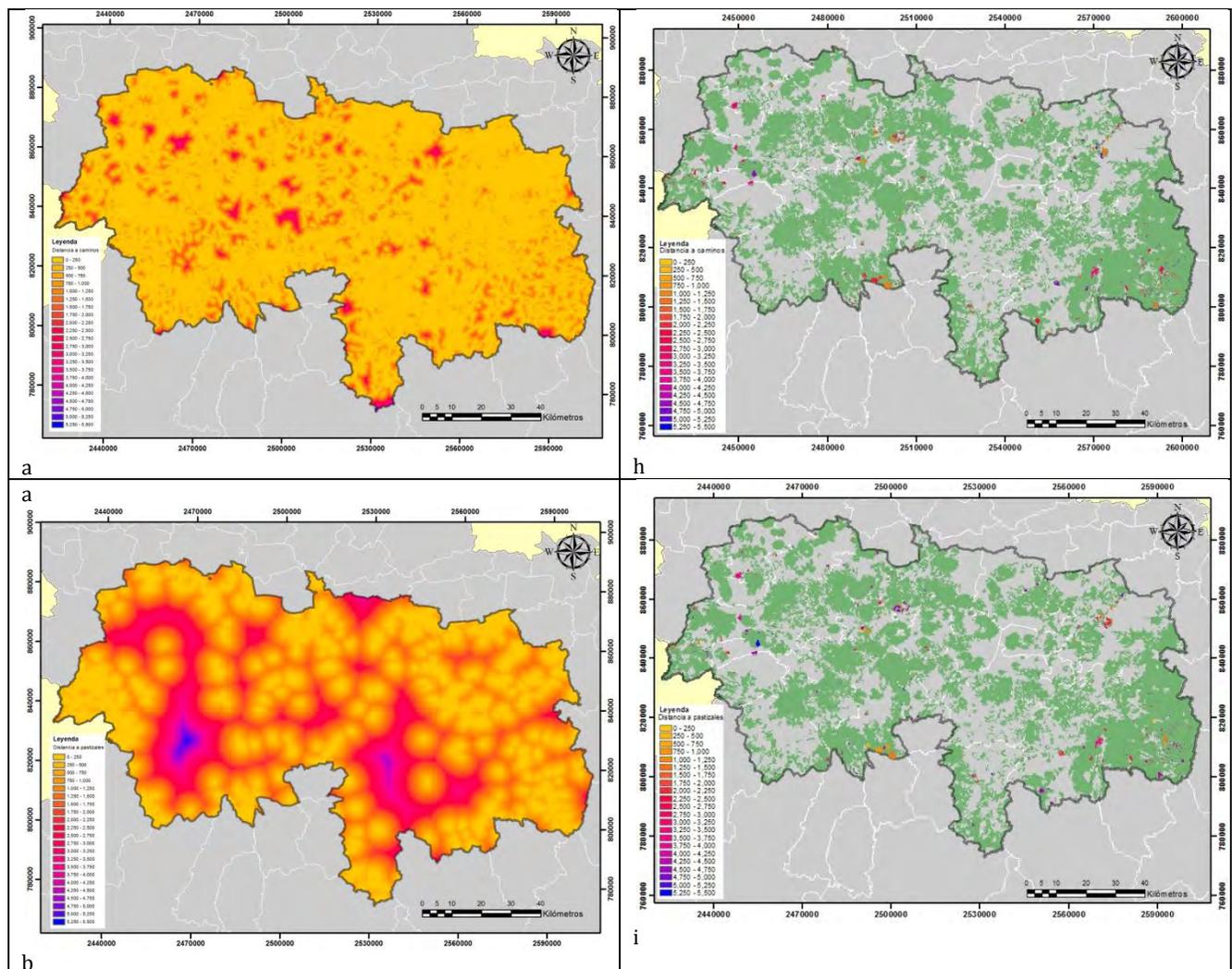
4.4.3.4.2 Etapa 2 La relevancia de las variables

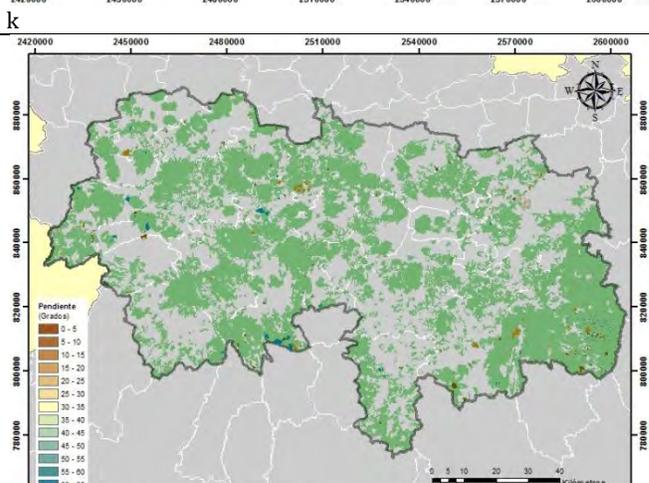
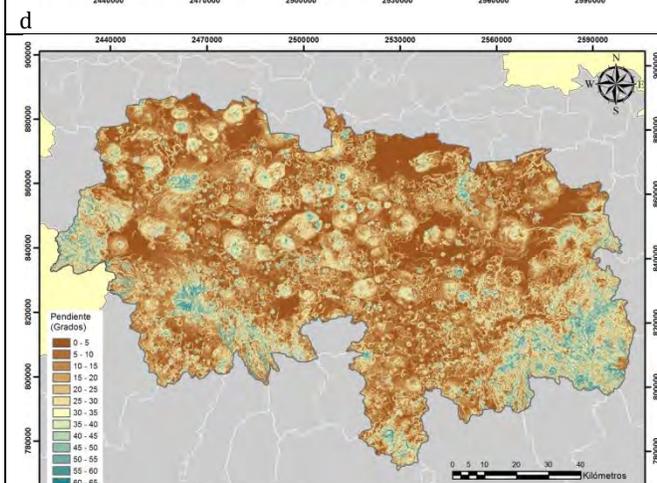
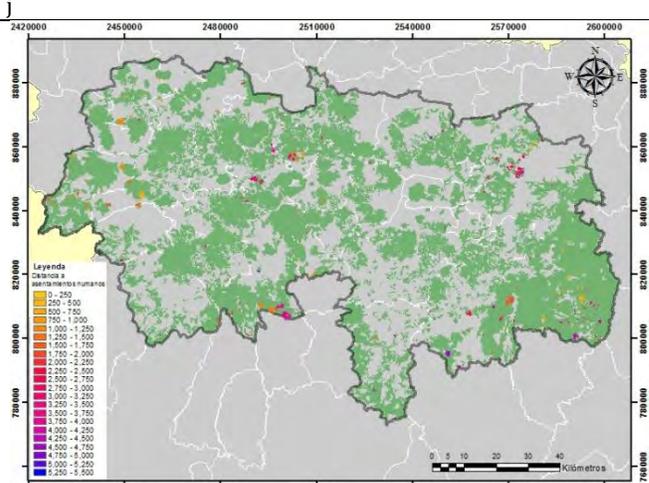
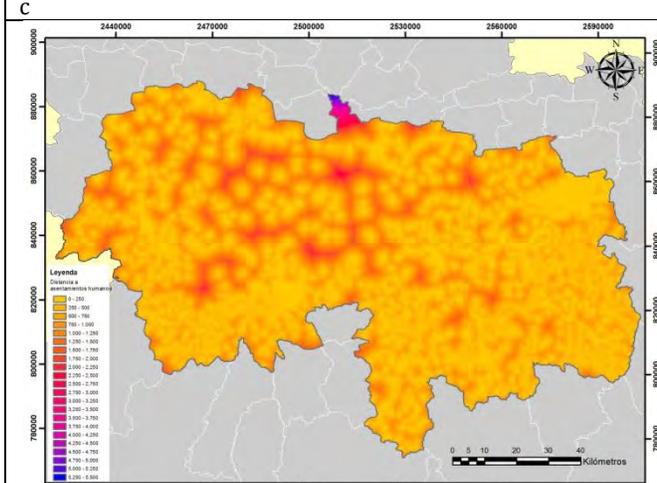
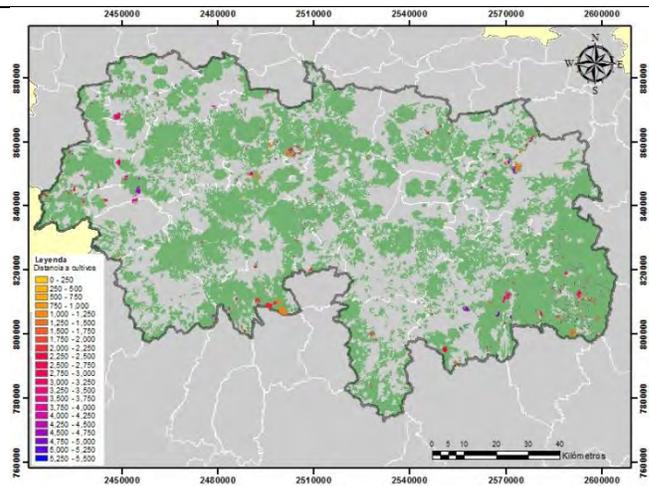
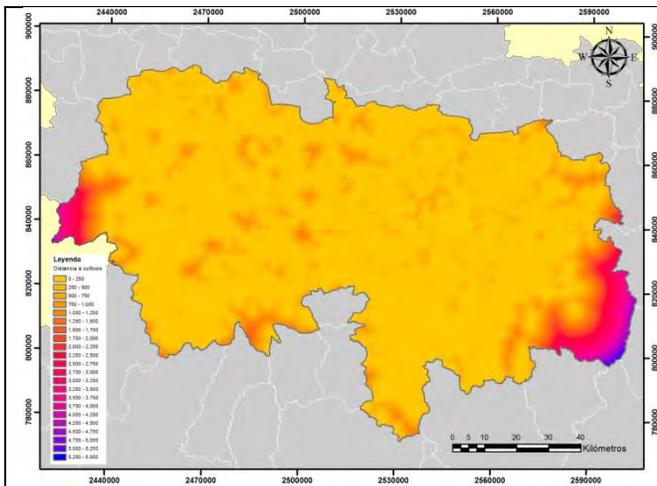
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

La construcción de mapas con datos reales se realizó con el mismo procedimiento descrito anteriormente. Los resultados se muestran en la siguiente figura (65):





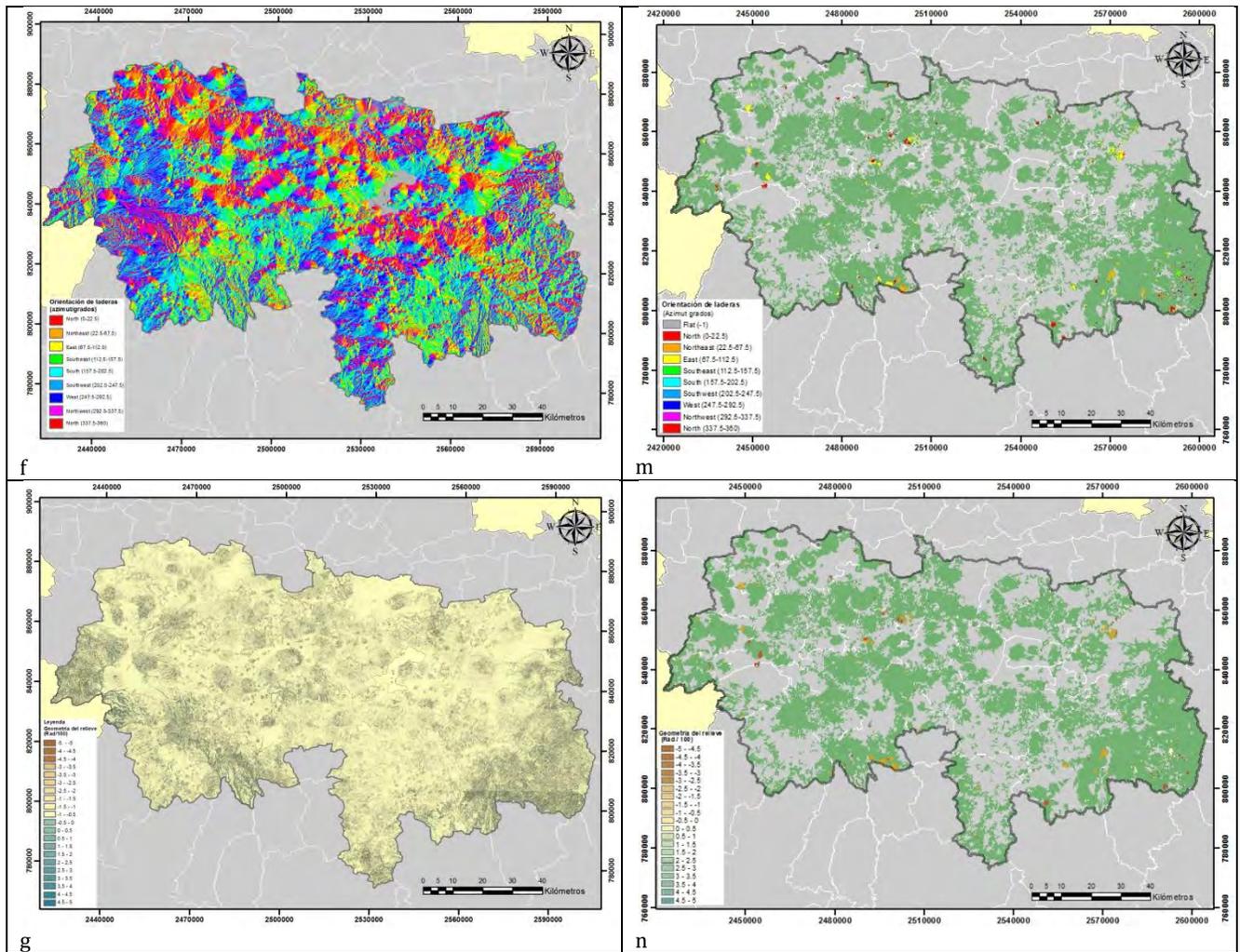
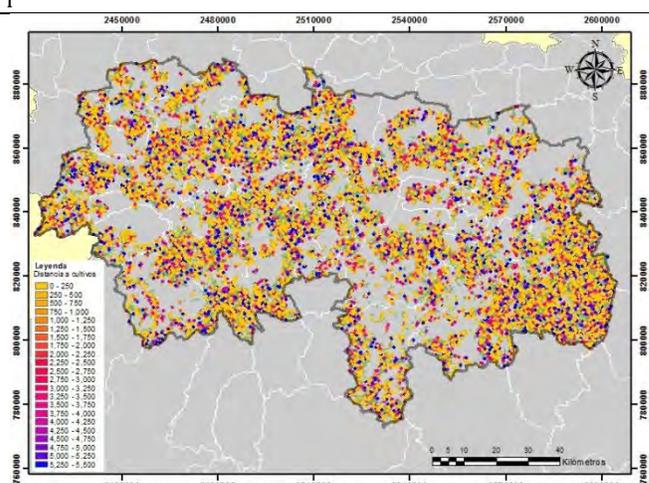
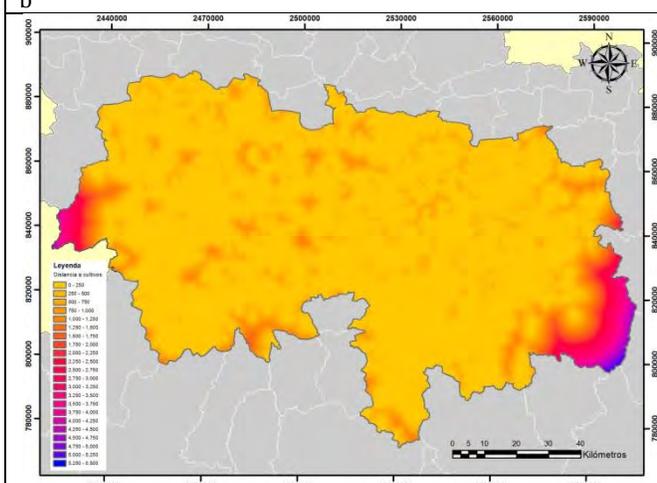
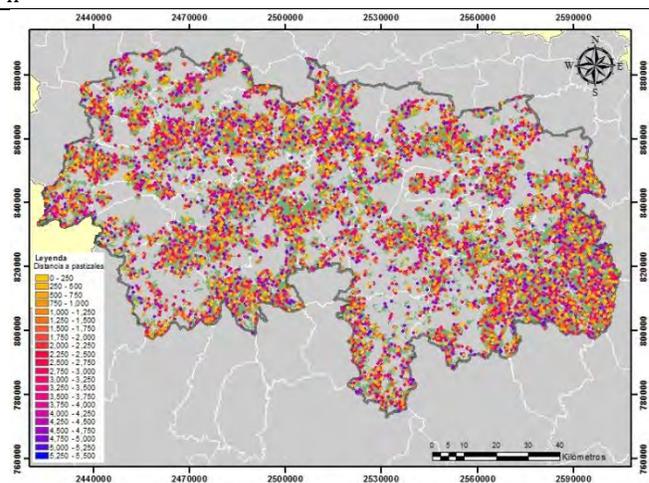
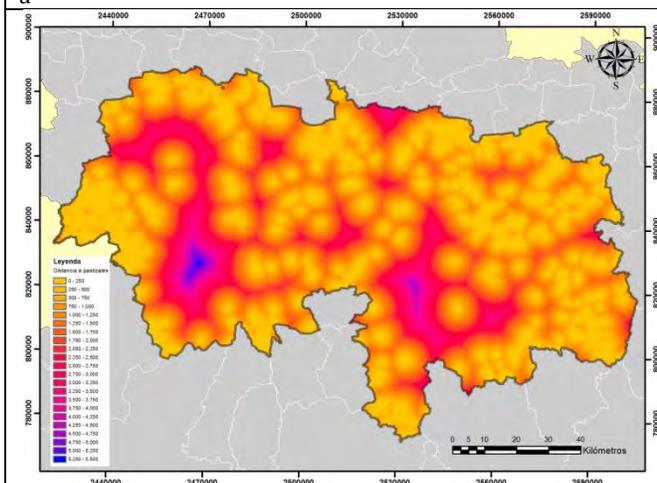
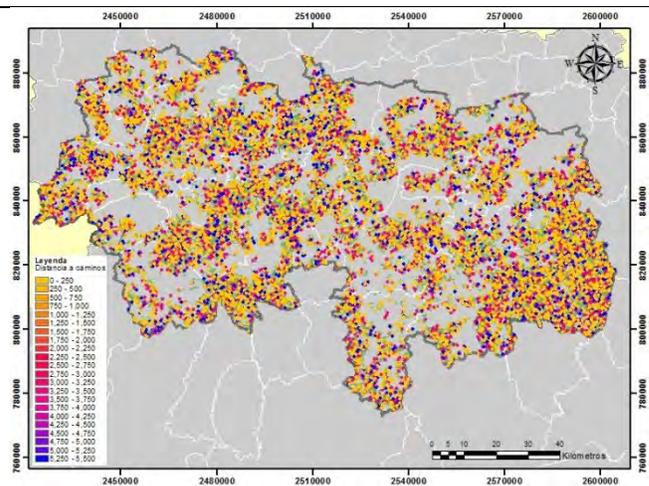
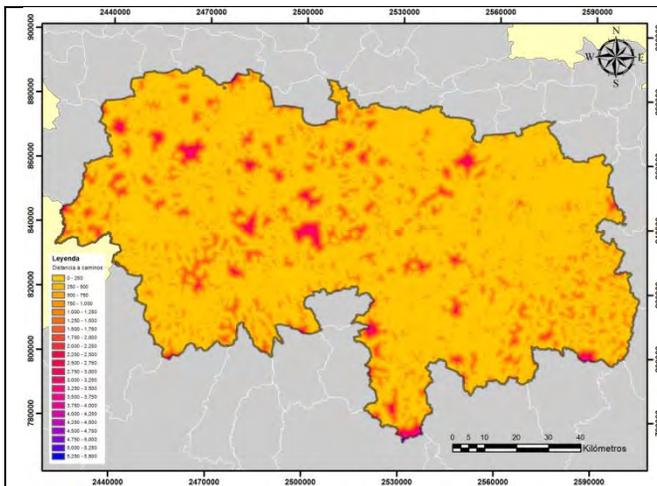
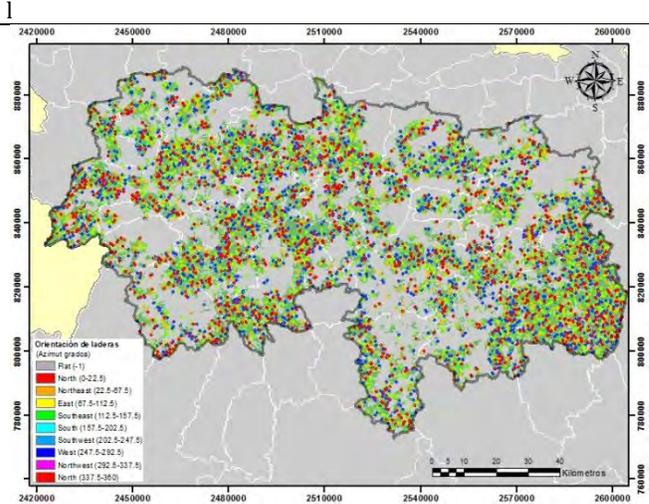
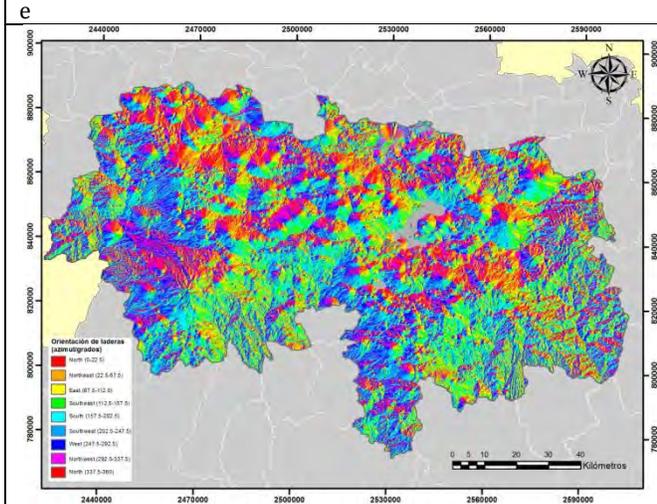
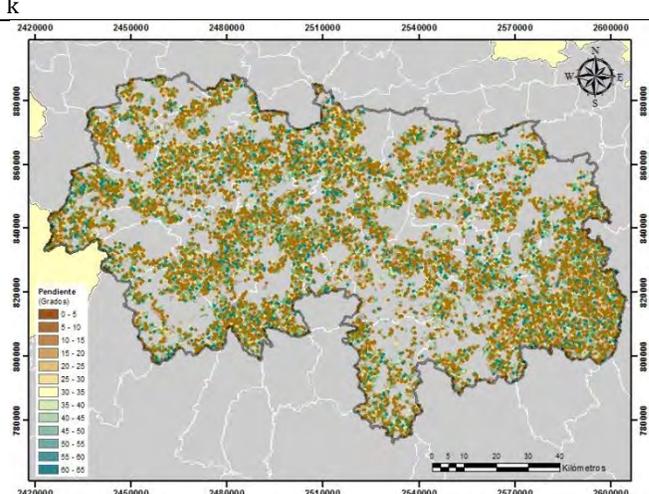
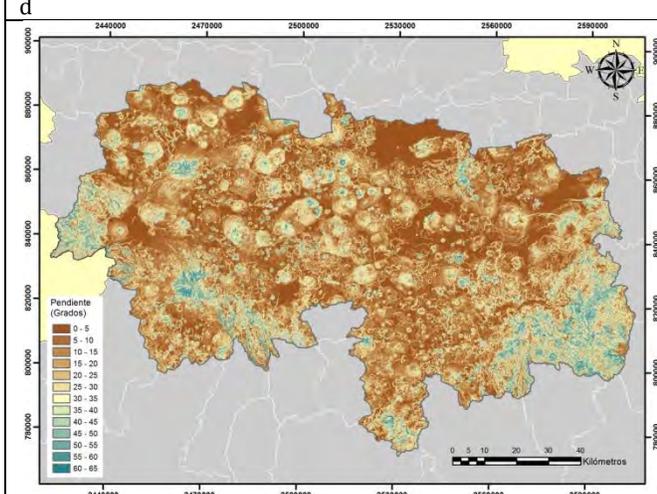
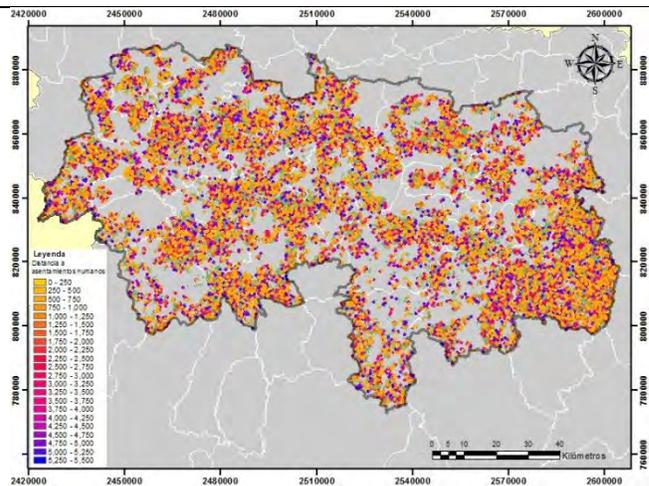
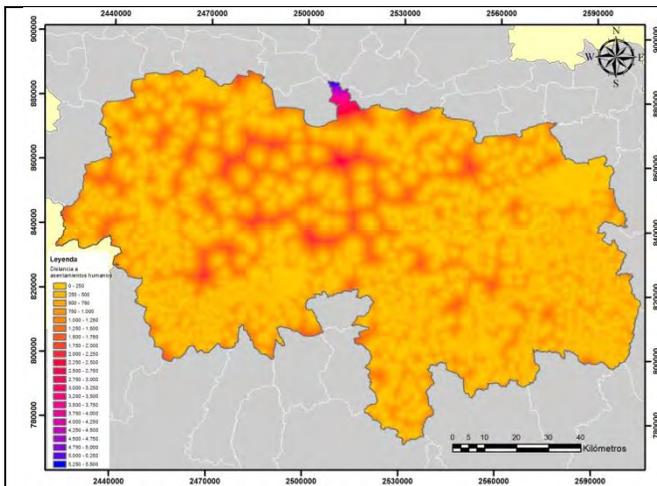


Figura 65: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Para la construcción de mapas con distribuciones aleatorias se utilizó el mismo procedimiento descrito anteriormente. Se muestran los mapas resultantes en la siguiente figura (66).





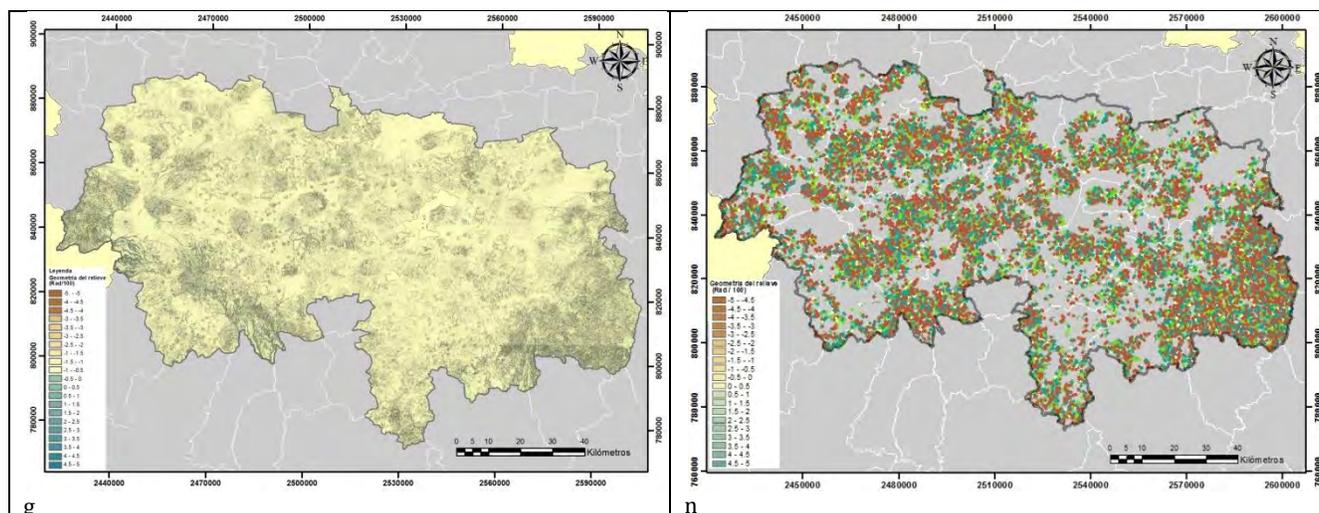


Figura 66: Variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias en la cubierta forestal cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto de tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

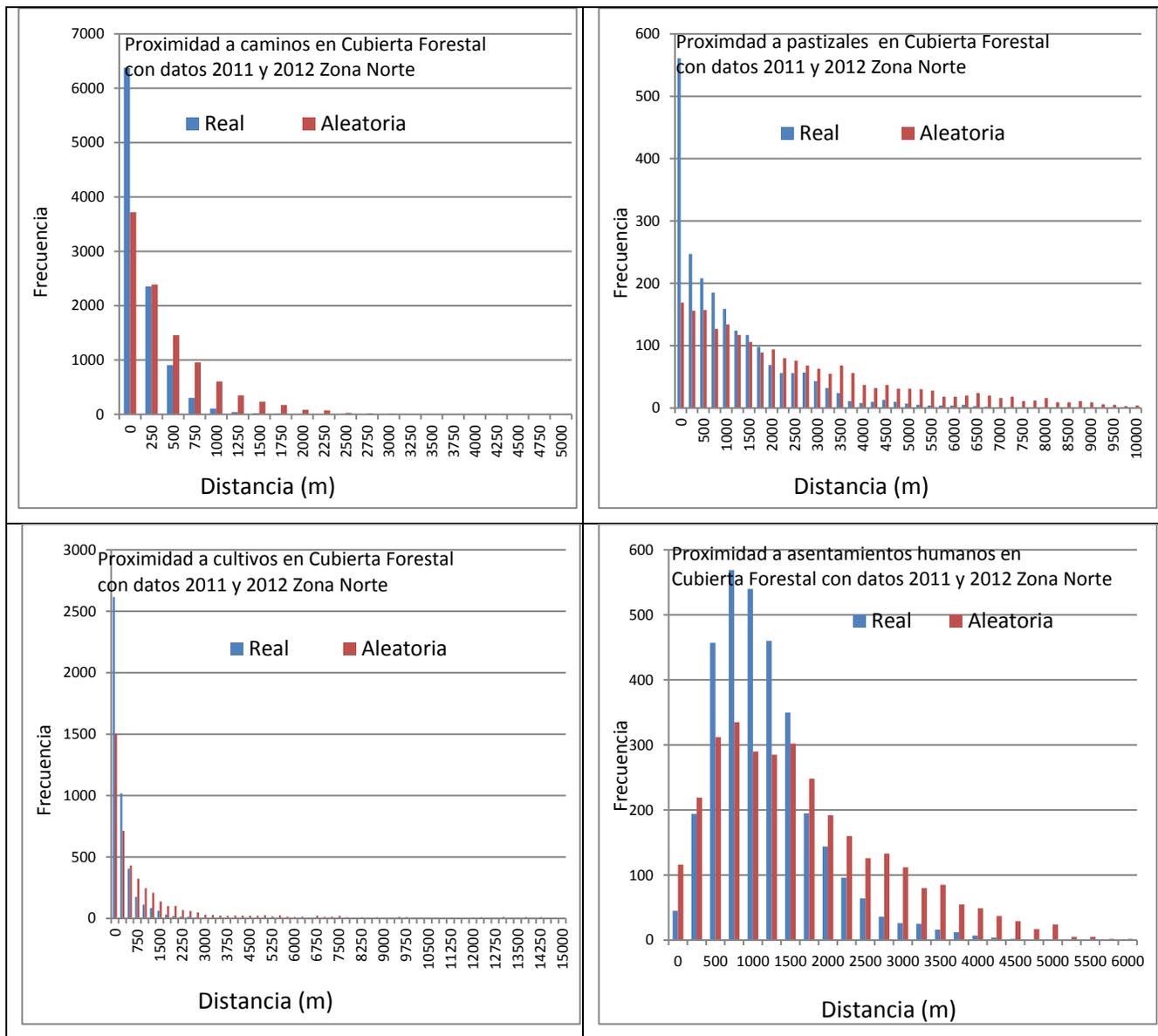
Se aplicó la fórmula (8) a todas las variables analizadas para realizar el ajuste por la proporción de área. Se presenta el caso de incendios y la proximidad a caminos en cubierta forestal con datos de los años 2011 y 2012 (cuadro 68)

Cuadro (68): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles de la cubierta forestal	Proporción de pixeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
0	17000	918989	0.375207	6379	3720
250	10058	573277	0.234059	2354	2389
500	6145	361263	0.147497	906	1457
750	3334	223870	0.091402	305	957
1000	1891	140071	0.057188	108	604
1250	1247	87403	0.035685	44	349
1500	957	55244	0.022555	22	234
1750	873	33146	0.013532	12	174
2000	511	20958	0.008556	4	83
2250	334	13444	0.005488	2	73
2500	164	8641	0.003527	1	28
2750	9	5540	0.002261	0	21
3000	0	3377	0.001378	0	13
3250	0	1962	0.000801	0	4
3500	0	1099	0.000044	0	2
3750	0	560	0.000228	0	1
4000	0	372	0.000151	0	1
4250	0	68	2.776E-05	0	0
4500	0	0	0.00	0	0
4750	0	0	0.00	0	0
5000	0	0	0.00	0	0

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

En la siguiente figura (67) se muestra la comparación de las frecuencias real y aleatoria de las variables analizadas.



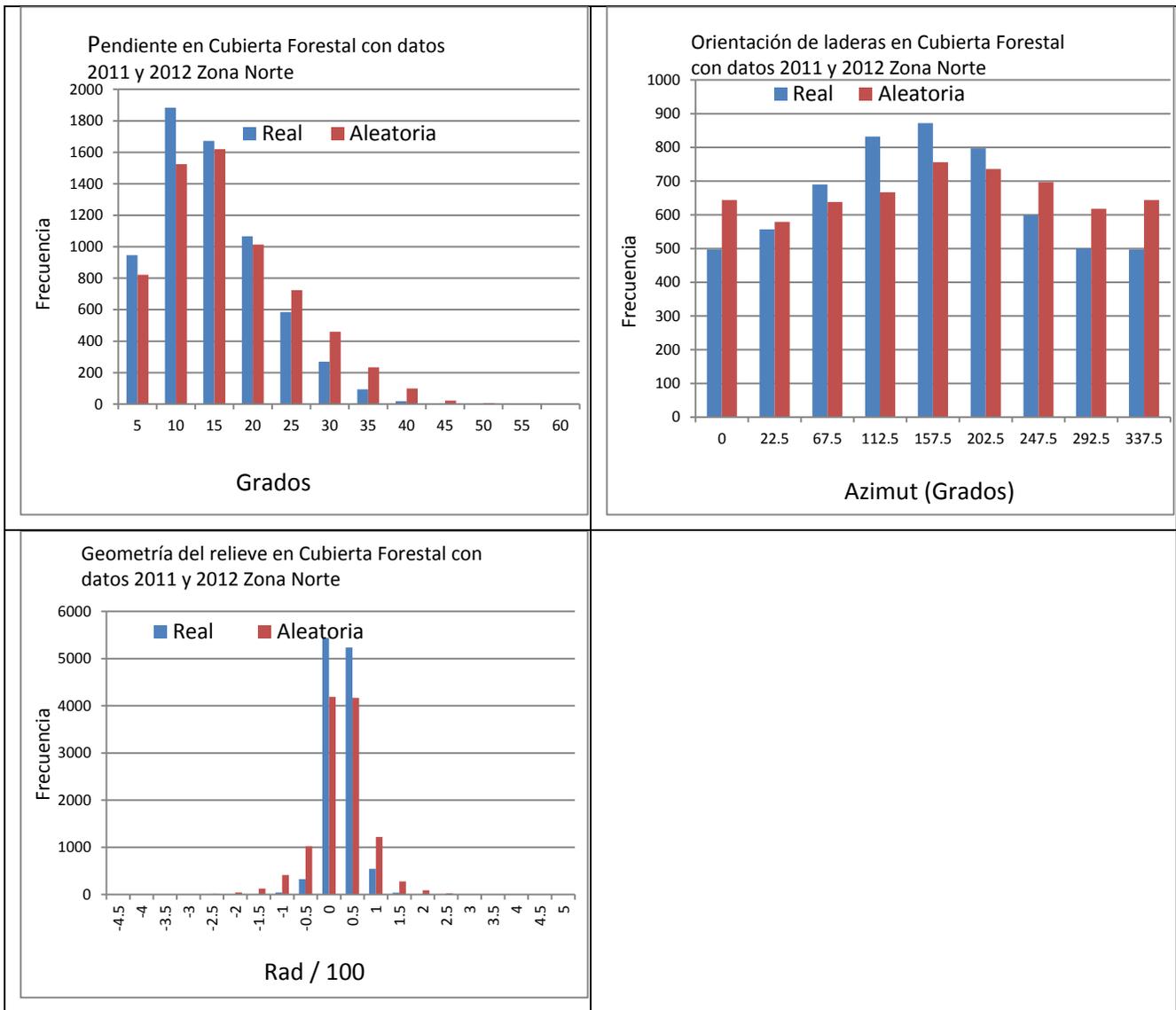


Figura 67: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

El resultado de aplicar las pruebas paramétricas y no paramétricas se muestra a continuación: (69):

Cuadro 69: Relevancia de las variables analizadas.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.0722118****	0.0688894****	si		Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	8.987E-05****	2.25E-07****	si		Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	0****	0****	si		Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.0092157****	1.355E-06****	si		Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.997318*	0.637717*	No relevante
Orientación de ladera	no normal			0.984672*	0.02582****	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.105753***	0****	si		Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

En este cuadro se puede apreciar que las variables que resultaron extremadamente relevantes en concentración y dispersión fueron la proximidad a caminos, la proximidad a pastizales, la proximidad a cultivos, la proximidad a asentamientos humanos y la geometría del relieve. La orientación de laderas resultó extremadamente relevante en la prueba p de Fisher. La única variable que resultó no relevante fue la pendiente y por tal motivo quedó descartada en la construcción del modelo.

4.4.3.4.3 Etapa 3 Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

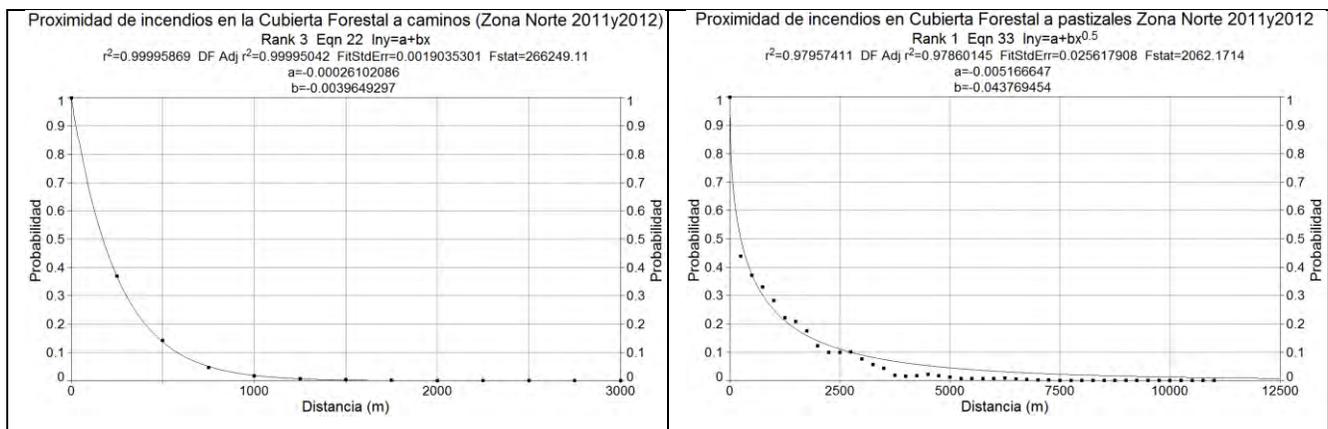
Se llevó a cabo la conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad con todas las variables relevantes. Se presenta el caso con incendios y la proximidad a caminos (Cuadro 70).

Cuadro 70: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	6379	1.0000
500	2354	0.3690
750	906	0.1420
1000	305	0.0477
1250	108	0.0169
1500	44	0.0069
1750	22	0.0033
2000	12	0.0018
2250	4	0.0006
2500	2	0.0002
2750	1	9.079E-05
3000	0	3.191E-06

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Para determinar las funciones de preferencia que representan los valores de cada variable relevante se utilizaron en Y los valores de probabilidad para cada clase, mientras que los valores inferiores de cada intervalo de clase se utilizaron en X. De este procedimiento se analizaron las fórmulas de regresión para escoger aquellas que sean más simples de aplicar y con la R² más alta. Como resultado se obtuvieron las siguientes fórmulas (Figura 68).



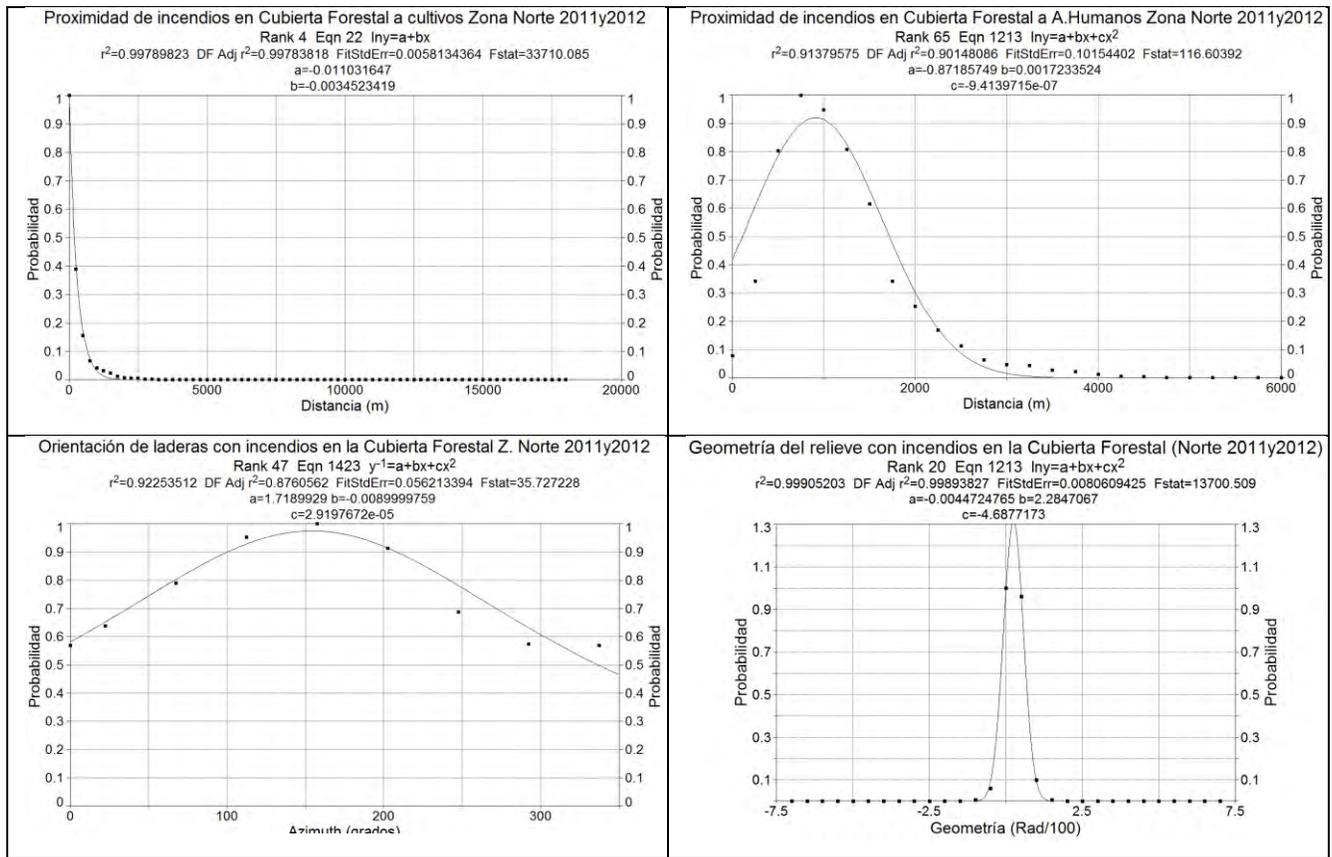
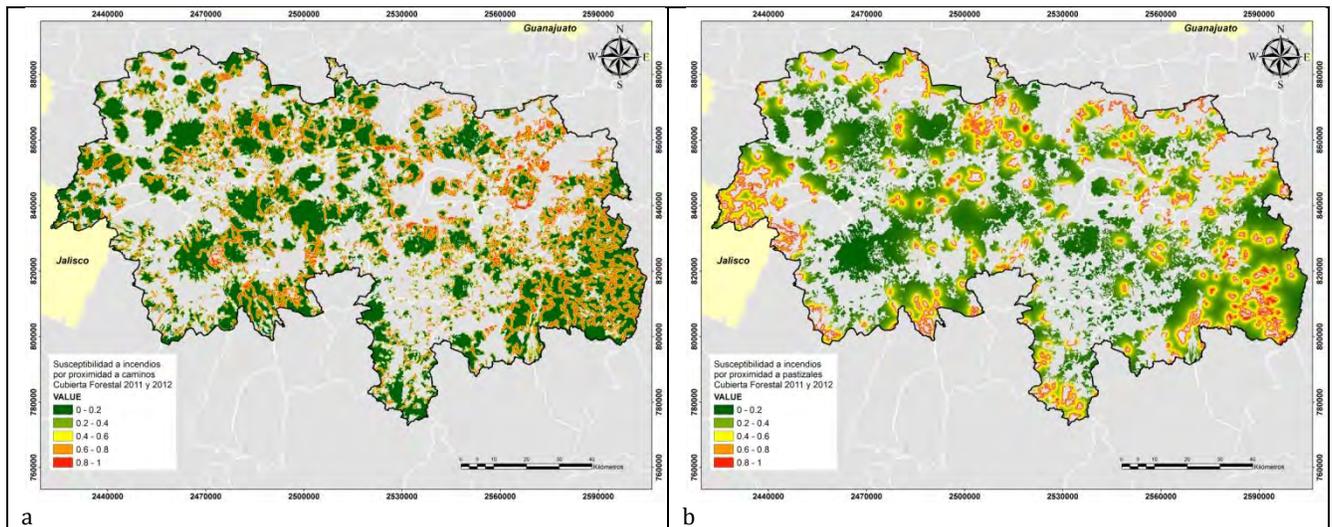


Figura (68): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes en la cubierta forestal con datos de 2011 y 2012.

Obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada. Todos los mapas tienen valores de probabilidad que va de 0 a 1. Donde el valor de preferencia más alto corresponde a uno y el valor más bajo corresponde a 0 (Figura 69).



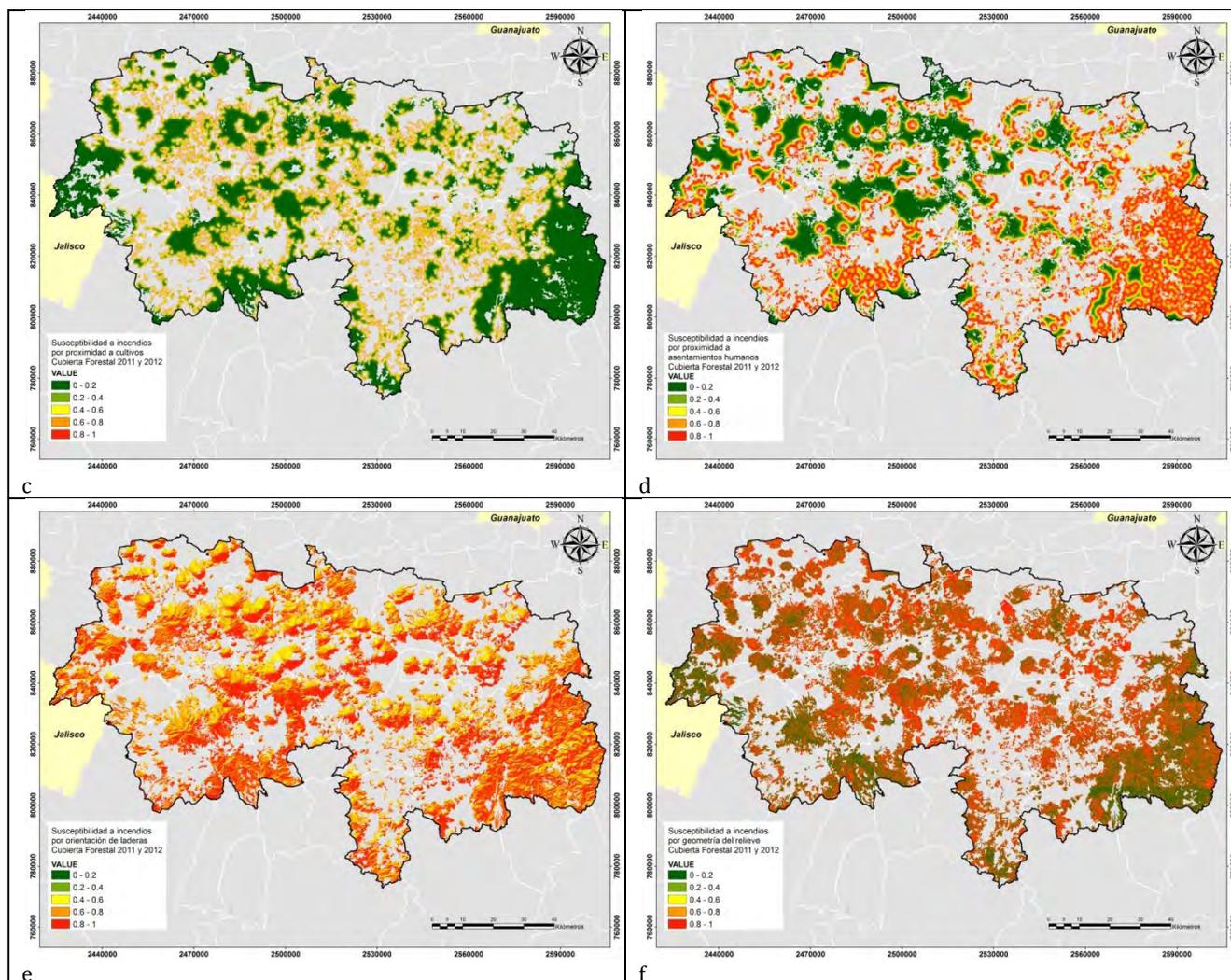


Figura 69: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en la cubierta forestal: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

4.4.3.4.4 Etapa 4 Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de “D” para cada variable relevante en la cubierta forestal en el siguiente cuadro (71).

Cuadro 71: Grado de influencia de cada variable en la cubierta forestal 2011-2012

Parámetro	distancia K S (Valor D)	Peso	Lugar
Proximidad a caminos	0.5342	0.17	3
Proximidad a pastizales	0.5263	0.16	4
Proximidad a cultivos	0.7911	0.25	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.4454	0.14	5
Orientación de laderas	0.2500	0.08	6
Geometría del relieve	0.6727	0.21	2
Total	3.2198	1.00	

La proximidad a cultivos resultó ser la variable más importante en la generación de incendios forestales por encima de las demás variables. Le sigue en orden de importancia la geometría del relieve, la proximidad a caminos, la proximidad a pastizales y la proximidad a asentamientos humanos. La variable que resultó menos influyente fue la orientación de laderas.

4.4.3.4.5 Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a la cubierta forestal con datos 2011 y 2012

Se aplicó la fórmula 7 para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios forestales:

$$SICF11y12=(Suscpoxcult*0.25)+(Suscgeo*0.21)+(Suscpoxcam*0.17)+(Suscpoxpz*0.16)+(Suscpoxashum*0.14)+(Suspcortc*0.08)$$

Donde

SICF11y12= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal con datos de 2011 y 2012.

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suspcortc = Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas.

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro 72:

Cuadro 72: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura 70:

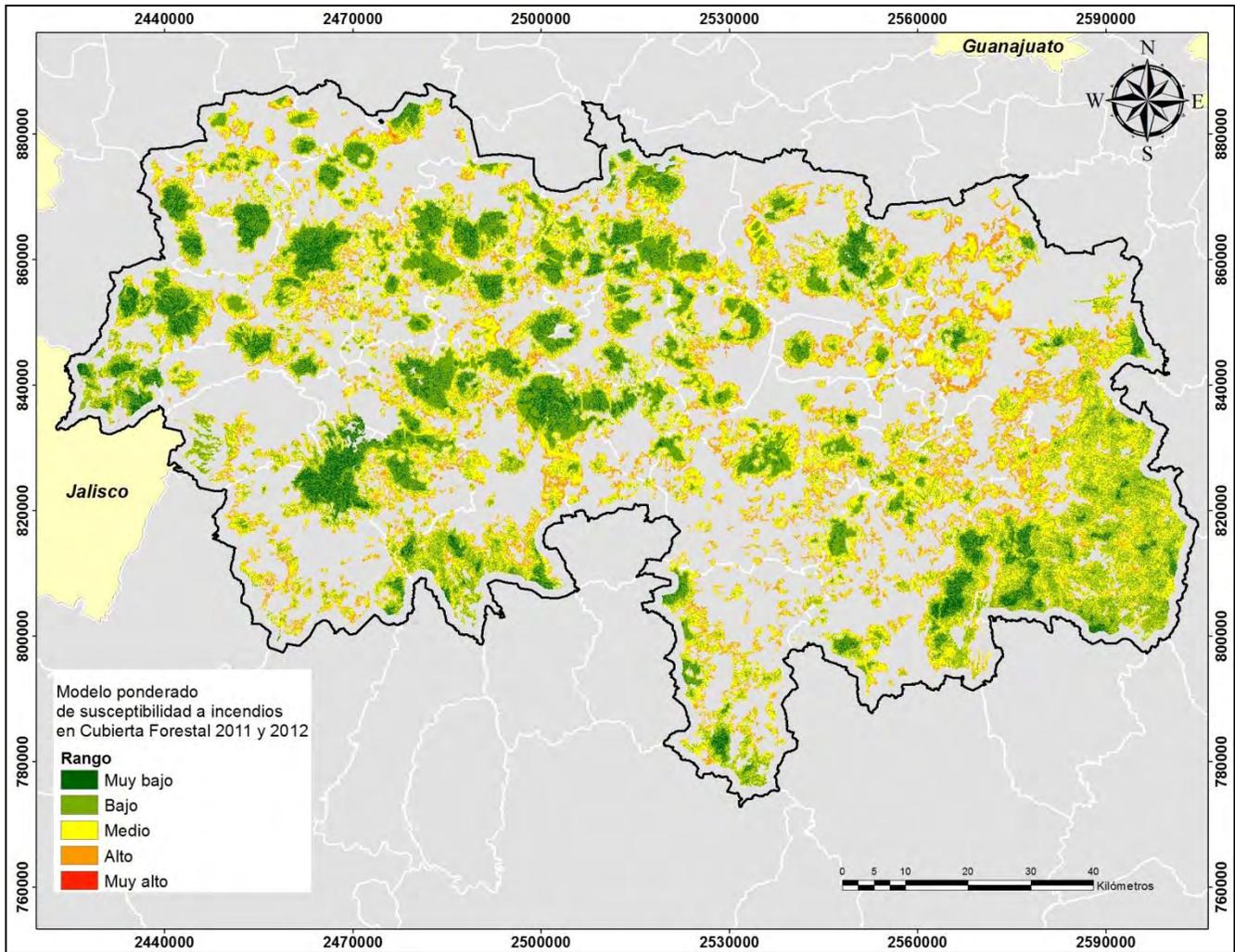


Figura (70) Mapa final de susceptibilidad a incendio en la cubierta forestal.

En este mapa se observa que los valores de peligro más alto se encuentran en la cubierta forestal donde coinciden las distancias más cortas a cultivos y en donde la geometría del relieve presenta una exposición convexa. La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo a los resultados de este modelo (cuadro 73):

Cuadro 73: Superficie en hectáreas de acuerdo con el grado de susceptibilidad

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la cubierta forestal en peligro
Muy bajo	42335.5	7.6
Bajo	205201.5	36.9
Medio	235624.5	42.4
Alto	71537.5	12.8
Muy alto	558.5	0.1
Total	555258.5	100.0

La superficie en peligro bajo y muy bajo representa el 44.5%, la superficie en peligro medio representa el 42% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 13%. Estos porcentajes equivalen a 247537, 235624 y 72096 hectáreas respectivamente.

4.4.3.4.6 Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios para el período 2014-2018 obtenidas de la clasificación de imágenes Landsat 8 (Cuadro 74):

Cuadro 74: Cicatrices de incendios detectadas de 2014 a 2018.

Imagen clasificada	Total de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	84	3,301.50	8.6
Landsat 2015	159	3,297.90	8.6
Landsat 2016	372	14,125.00	36.8
Landsat 2017	276	11,579.00	30.1
Landsat 2018	192	6,061.50	15.8
Landsat 2014 a 2018	1083	38,364.90	100

La superficie afectada de estas cicatrices se cruzó con el mapa de susceptibilidad. El resultado de este cruce se puede ver en el siguiente cuadro (75):

Cuadro 75: Cicatrices de incendios de 2014 a 2018 y el nivel de peligro de acuerdo al modelo.

CUBIERTA FORESTAL NORTE 2011 y 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	494.75	15.0	60.5	1.9	664.75	4.7	790.75	6.8	437	7.1	2447.75	6.4
Bajo	1218	36.9	1129.3	34.9	5492.5	38.6	4644	39.8	2540.25	41.5	15024	39.0
Medio	1237	37.5	1649.8	51.0	6497.5	45.7	5150.5	44.2	2634.25	43.1	17169	44.6
Alto	343.5	10.4	392	12.1	1554.75	10.9	1063.5	9.1	502.5	8.2	3856.25	10.0
Muy Alto	6.75	0.2	4.5	0.1	17.25	0.1	6	0.1	4.75	0.1	39.25	0.1
Total	3300	100	3236	100	14226.8	100	11654.8	100	6118.75	100	38536.25	100.0

De la superficie afectada en este periodo 2014 a 2018 el 45.4% cae dentro de las categorías bajo y muy bajo, el 44.6% cae en la categoría de peligro medio y el 10.1% cae en las categorías alto y muy alto.

a) Curvas ROC

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestra a continuación (figura 71).

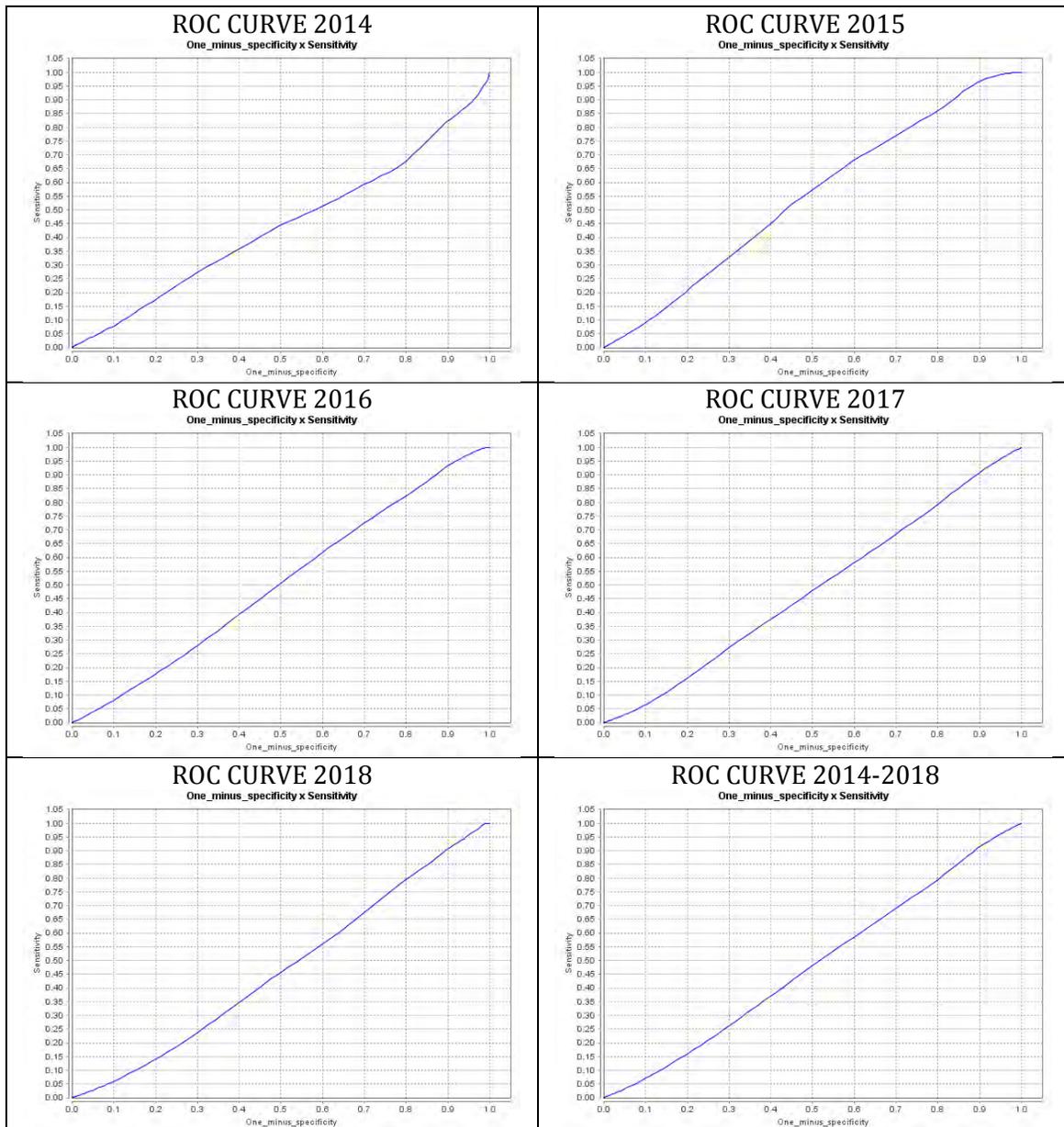


Figura 71: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 76:

Cuadro 76: Valores de AUC para el período 2014 - 2018

Año de análisis	AUC
2014	0.4409
2015	0.5437
2016	0.5038
2017	0.4814
2018	0.4673
2014 a 2018	0.4822

Los valores del AUC tienen valores inferiores a 0.5 en 2014, 2017 y 2018. Los valores para 2015 y 2016 son de 0.54 y 0.50. Estos resultados indican que el modelo tiene una muy baja capacidad de predicción por lo que no es confiable. Sin embargo, en la construcción del modelo no se toman en cuenta variables de dispersión de un incendio como pueden ser la velocidad y dirección del viento, la temperatura o la pendiente que han resultado variables altamente influyentes en la propagación de un incendio.

Los 3 modelos de bosques y los 3 modelos de selvas para la zona norte siguen el mismo procedimiento en la construcción, aplicación y validación por lo que se sugiere consultarlos en el anexo de esta tesis.

4.4.4 Concentrado de resultados en la zona SUR

Se generaron 3 modelos en la cubierta forestal, 3 modelos en bosques y 3 modelos en selvas. La construcción de estos modelos se dio en base a 6 etapas.

a) La primera etapa

fue conocer la distribución espacial y la magnitud de las cicatrices de incendios con imágenes de alta resolución espacial (cuadro 77).

Cuadro 77: Cicatrices de incendios y superficie afectada en cubierta forestal (2011 y 2012).

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
1 a 10	2425	90.4	5,797.86	46.0
10 a 50	242	9.0	4,177.73	33.2
50 a 100	8	0.3	531.56	4.2
Más de 100	9	0.3	2,086.02	16.6
Total	2684	100	12,593.17	100.0

En el cuadro de arriba se puede apreciar que las cicatrices de incendios que van de 1 a 10 hectáreas representan el 90% del total detectado. Las cicatrices que van de 10 a 50 hectáreas representan cerca del 9%. Mientras que las cicatrices que superan las 50 hectáreas apenas representan el 0.6%. Sin embargo, el área afectada representa el 21%. La mayor superficie afectada por las cicatrices se ubicó en el rango de 1 a 10 hectáreas que representó el 46%. Por otra parte en 2011 se identificaron 1415 cicatrices de incendios y en 2012 se identificaron 1269 cicatrices en la cubierta forestal.

Un análisis más detallado permitió conocer la distribución entre bosques y selvas. A continuación, se presentan los datos obtenidos en bosques (Cuadro 78):

Cuadro 78: Cicatrices de incendios y superficie afectada en bosques (2011 y 2012).

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1162	89.11	2,048.15	30.7
10 a 50	129	9.89	2,307.30	34.6
50 a 100	5	0.38	351.70	5.3
Más de 100	8	0.61	1,967.72	29.5
Total	1304	100	6,674.87	100.0

Se detectaron 1,304 cicatrices de incendios en bosques para los dos años. Las cicatrices que van de 1 a 10 hectáreas representan el 89%, las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representan el 9.8%. Las cicatrices de

grandes magnitudes que superan las 50 hectáreas apenas representan el 1% del total; sin embargo, la afectación en hectáreas representó el 35%. La superficie afectada que va de 10 a 50 representó el 35% y las cicatrices que van de 1 a 10 representan el 30%. De estas cicatrices se identificaron 764 en 2011 y 540 en 2012.

Las cicatrices de incendios en selvas también fueron separadas por año y por superficie de afectación. Enseguida se muestra el resultado que suma los datos de los años en análisis (Cuadro 79):

Cuadro 79: Cicatrices de incendios y superficie afectada en selvas (2011 y 2012).

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1263	91.5	3749.71	63.4
10 a 50	113	8.2	1870.43	31.6
50 a 100	3	0.2	179.86	3.0
Más de 100	1	0.1	118.3	2.0
Total	1380	100.0	5918.3	100

En este caso se detectaron más cicatrices de incendios en selvas que en bosques siendo un total de 1380. Las cicatrices de pequeñas magnitudes que van de 1 a 10 hectáreas representan el 91.5%. Las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representan el 8%, mientras que las cicatrices de más de 50 hectáreas apenas representan el 0.3%. La superficie afectada se concentra en dos rangos: las que van de 0 a 10 y las que van de 10 a 50, en conjunto representan el 95% del total siniestrada. Las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 5% de la superficie afectada. Del total de cicatrices en selvas 651 se identificaron en imágenes de 2011 y 729 fueron identificadas en imágenes de 2012.

b) La segunda etapa

se centra en conocer las variables relevantes en la construcción de los modelos. Las variables que resultaron extremadamente relevantes en concentración como en dispersión en los 3 modelos de la **cubierta forestal** fueron las **variables antrópicas** es decir proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a asentamientos humanos y proximidad a cultivos. De las tres **variables topográficas** la pendiente resultó no relevante en ninguno de los tres modelos propuestos. La orientación de laderas resultó extremadamente relevante en el parámetro de la dispersión en los modelos de 2011 y la suma de datos para los dos años 2011 y 2012. Sin embargo, en el modelo de 2012 esta variable resultó no relevante, este efecto podemos deducir que se debe a la baja cantidad de cicatrices detectadas en el año 2012. La tercera variable analizada fue la geometría del relieve en donde

las laderas convexas resultaron extremadamente relevantes en la generación de incendios en los tres modelos.

En cuanto a los tres modelos de probabilidad de incendios en **bosques** las **variables antrópicas** que resultaron extremadamente relevantes en concentración y dispersión fueron las variables de proximidad a caminos y proximidad a pastizales. La variable de proximidad a asentamientos humanos resultó ser una variable relevante. Mientras que la variable proximidad a cultivos resultó una variable relevante; pero sin ninguna relación lógica ya que en la comparación de distribuciones se presenta un patrón bastante parecido a la distribución aleatoria en este caso podemos afirmar que esta variable resultó relevante pero también se considera que la relación que presenta es espuria por tal motivo quedó descartada en la construcción del modelo de susceptibilidad en bosques. Este fenómeno se ha reportado en la literatura por ejemplo (Ramírez-Valverde, Islas Monroy, & Ramírez - Valverde, 2011) mencionan que la relación espuria en un modelo de regresión lineal, ocurre cuando la variable independiente contribuye a explicar la variabilidad de la variable respuesta, a pesar de que evidentemente las variables no tienen relación de acuerdo con la prueba de hipótesis sobre el parámetro de la variable independiente (Figura 72).

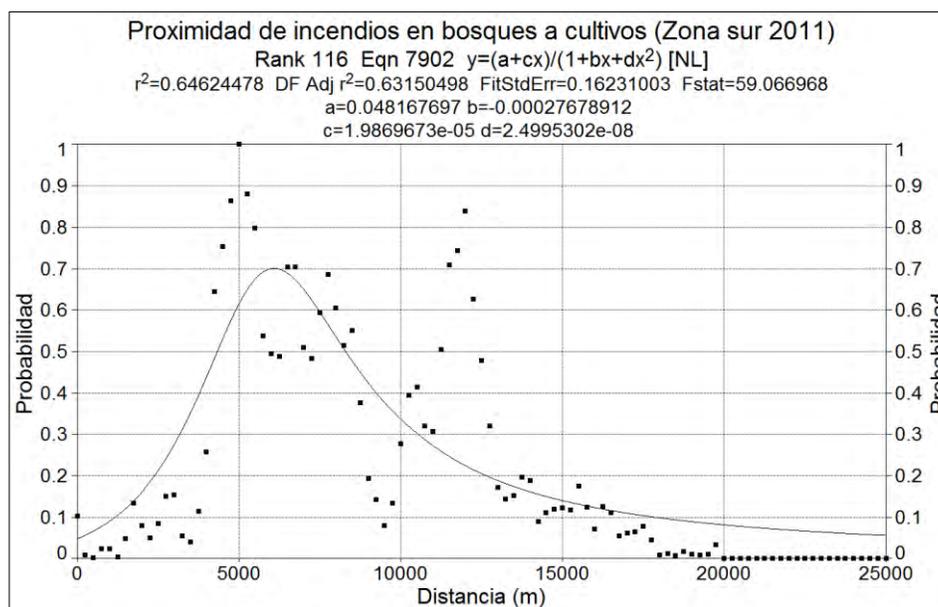


Figura 72: Valores de proximidad a cultivos. Esta variable resultó relevante, pero se considera espuria.

De las **variables topográficas** la orientación de laderas resultó extremadamente relevante en la dispersión en los tres modelos. La geometría del relieve también resultó una variable extremadamente relevante en dispersión por lo que ambas variables fueron utilizadas en la construcción de los tres modelos en bosques. La pendiente fue la única variable no relevante esto por su similitud a una distribución aleatoria.

Al analizar las variables relevantes en los tres modelos de **selvas** las **variables antrópicas** de proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a cultivos y proximidad a asentamientos humanos resultaron extremadamente relevantes tanto en dispersión como en concentración. Por lo cual todas fueron incluidas en la construcción de estos modelos.

Las **variables topográficas** de pendiente y orientación de laderas resultaron no relevantes en ninguno de los tres modelos propuestos. Por otra parte, la variable topográfica que si resultó relevante fue la geometría del relieve en los tres casos; indicándonos que las selvas con una geometría convexa reciben mayor insolación y por lo tanto son más propensas a un incendio.

Finalmente, en los **modelos de la cubierta forestal, de bosques y de selvas del año 2012** la proximidad a incendios previos (2011) resultó ser extremadamente relevante en concentración y dispersión por lo que se tienen altas probabilidades de que se incendien las selvas, los bosques y en general la cubierta forestal que están muy próximas a aquellas que fueron incendiadas el año anterior.

c) La tercera etapa

se centra en la elección de las fórmulas de regresión, para los **modelos de cubierta forestal, los modelos de bosques y los modelos de selvas** se escogió la fórmula más sencilla y con el R^2 más alto.

d) La cuarta etapa

describe la importancia de cada variable en la construcción del modelo. En los tres **modelos de la cubierta forestal** la variable que resultó más influyente en la generación a incendios fue la proximidad a pastizales. Le siguen en importancia la proximidad a caminos, la geometría del relieve, la proximidad a cultivos y la proximidad a asentamientos humanos, finalmente la orientación de laderas fue la variable de menor jerarquía.

En el modelo de la cubierta forestal 2011 las variables antrópicas representan el 73% del peso y las variables topográficas representan el 23%.

En el modelo de la cubierta forestal 2012 las variables antrópicas representan el 84% del peso y las variables topográficas representan el 16%.

En el modelo de la cubierta forestal que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 73% del peso y las variables topográficas representan el 23%.

Las variables más importantes en la generación de incendios en **bosques** para los modelos de 2011 y la suma de datos 2011 y 2012 fueron en orden de importancia la **proximidad a caminos**, la geometría del relieve, la proximidad a pastizales, la proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas. Para el caso del modelo 2012 en bosques la variable de mayor peso fue la proximidad a incendios previos seguida de la proximidad a caminos.

En el modelo de bosques 2011 las variables antrópicas representan el 62% del peso y las variables topográficas representan el 38%.

En el modelo de bosques 2012 las variables antrópicas representan el 74% del peso y las variables topográficas representan el 26%.

En el modelo de bosques que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 62% del peso y las variables topográficas representan el 38%.

Para el caso de las **selvas** la variable de mayor peso fue la **proximidad a pastizales** en los tres modelos. Le siguen en orden de importancia la proximidad a caminos, la proximidad a cultivos, la proximidad a asentamientos humanos y la geometría del relieve. Para el caso del modelo en 2012 la variable de mayor peso seguida de los pastizales es la proximidad a incendios previos.

En el modelo de selvas 2011 las variables antrópicas representan el 83% del peso y las variables topográficas representan el 17%.

En el modelo de selvas 2012 las variables antrópicas representan el 86% del peso y las variables topográficas representan el 14%.

En el modelo de selvas que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 82% del peso y las variables topográficas representan el 18%.

Podemos concluir que en la cubierta forestal la variable de mayor peso es la proximidad a pastizales, en los bosques es la proximidad a caminos y en las selvas de nuevo es la proximidad a pastizales.

e) La quinta etapa

es la generación de los modelos, generados a través de una sumatoria lineal ponderada de las variables que resultaron relevantes y del peso que tiene cada una de ellas ante la generación de incendios forestales.

f) La sexta etapa

se utilizaron cicatrices de incendios de los años 2014, 2015, 2016, 2017 y 2018 para la **validación** de los modelos propuestos. En el siguiente cuadro se aprecia el porcentaje de superficie afectada por cada modelo de la cubierta forestal (Cuadro 80).

Cuadro 80: Porcentaje de superficie afectada para el periodo 2014 a 2018 por cada modelo en la cubierta forestal.

Cubierta forestal	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	37.7	47.2	40.9
Peligro medio	51.9	42.9	46.2
Peligro alto y muy alto	10.3	9.9	12.9

En el cuadro de arriba se puede apreciar que el modelo que más coincide con la superficie afectada es de la suma de datos de 2011 y 2012 con 13% en las categorías de peligro alto y muy alto y 46% de superficie afectada en la categoría de peligro medio. Por el contrario, el modelo que mostró menos coincidencia con la superficie afectada fue el modelo de 2012 con 47% de la superficie afectada en las categorías de peligro bajo y muy bajo, 43% de la superficie afectada en la categoría de peligro medio y 10% de la superficie en las categorías de peligro alto y muy alto. Este resultado puede indicar que la suma de datos de varios años pueden generar modelos más sólidos que al utilizar un solo año.

El caso de los bosques se presenta en el siguiente cuadro (81):

Cuadro 81: Porcentaje de superficie afectada para el periodo 2014 a 2018 por cada modelo en bosques.

Bosques	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	23.1	48.3	26.1
Peligro medio	49.6	40.5	47.5
Peligro alto y muy alto	27.3	11.2	26.4

En el cuadro anterior se puede apreciar que el modelo de mayor coincidencia con la superficie afectada es el modelo de 2011. Este modelo señala que el 23% de la superficie afectada cae en las categorías de peligro bajo y muy bajo, 49.6% de la superficie afectada cae en la categoría de peligro medio y que el 27.3% cae en las categorías de peligro alto y muy alto.

Por otra parte, el modelo de 2012 presentó una menor coincidencia con la superficie afectada ya que en las categorías de peligro bajo y muy bajo la superficie afectada representa el 48% y la superficie afectada

que cayó en peligro medio representa el 40% y solo el 11% de la superficie afectada cayó en la categoría de peligro alto y muy alto.

En el caso de selvas se tiene el siguiente cuadro (82):

Cuadro 82: Porcentaje de superficie afectada para el período 2014 a 2018 por cada modelo en selvas.

Selvas	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	54.9	43.2	52.5
Peligro medio	39.6	46.8	41.2
Peligro alto y muy alto	5.51	10.03	6.32

Para el caso de las selvas el modelo que más coincide con la superficie afectada es el de 2012 ya que la superficie que cae en las categorías de peligro bajo y muy bajo representa el 43%, la superficie afectada en la categoría de peligro medio representa el 47% y la superficie afectada que cae en las categorías de peligro alto y muy alto representa el 10%. Por el contrario, el modelo que representa menor coincidencia de superficie afectada es el de 2011. En este modelo el 55% de la superficie afectada cae en las categorías de peligro bajo y muy bajo, el 40% cae en la categoría de peligro medio y el 5.5 de la superficie afectada cae en las categorías de peligro alto y muy alto.

Los resultados de estos cruces fueron validados a través del análisis ROC año por año de 2014 a 2018. En el siguiente cuadro se aprecian los valores AUC para cada modelo de la **cubierta forestal** y para cada año (Cuadro 83):

Cuadro 83: Valores del AUC para cada modelo de la cubierta forestal.

Modelo de Cubierta forestal 2011		Modelo de Cubierta forestal 2012		Modelo de Cubierta forestal 2011 y 2012	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.58	2014	0.59	2014	0.59
2015	0.63	2015	0.66	2015	0.65
2016	0.59	2016	0.62	2016	0.60
2017	0.57	2017	0.60	2017	0.59
2018	0.60	2018	0.61	2018	0.62
2014 a 2018	0.60	2014 a 2018	0.61	2014 a 2018	0.61

El **AUC promedio** para el período 2014-2018 de los modelos en la cubierta forestal es muy parecido entre sí ya que para el modelo de 2011 es del 0.60, para el modelo de 2012 y el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 es del 0.61. Sin embargo, también se calculó año por año. Para el modelo de 2011 la superficie

afectada de 2015 alcanza el AUC más alto con 0.63 y la superficie afectada de 2014 el valor más bajo con 0.58. Para el modelo del año 2012 el valor más alto del AUC es con las cicatrices de 2015 que alcanza un valor de 0.66, mientras que con la superficie afectada de 2014 se presenta el valor más bajo de AUC con 0.59. El modelo que suma los datos de 2011 y 2012 con la superficie afectada de 2015 alcanza un AUC de 0.65 y su valor más bajo es con la superficie afectada de 2014 con un AUC de 0.59. En todos los casos estos resultados indican que los modelos de cubierta forestal tienen una baja capacidad de predicción de incendios forestales ya que el valor mínimo es de 0.57 y el valor máximo es de 0.66.

En el siguiente cuadro se aprecian los valores AUC para cada modelo de **bosques** por cada año (Cuadro 84):

Cuadro 84: Valores del AUC para cada modelo de bosques.

Modelo de bosques 2011		Modelo de bosques 2012		Modelo de bosques 2011 y 2012	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.52	2014	0.54	2014	0.53
2015	0.59	2015	0.66	2015	0.61
2016	0.55	2016	0.61	2016	0.56
2017	0.56	2017	0.60	2017	0.56
2018	0.59	2018	0.59	2018	0.59
2014 a 2018	0.56	2014 a 2018	0.60	2014 a 2018	0.57

Para el caso de **los bosques** el promedio de las AUC para el modelo de 2011 es de 0.56, para el modelo de 2012 es de 0.60 y para el modelo que suma los datos de los años es de 0.57. Sin embargo, la variabilidad año con año se ve reflejada en los AUC anuales. Para el modelo de 2011 el valor más alto de AUC es para el año 2015 con 0.59, y el valor más bajo es para el año 2014 con un AUC de 0.52.

Para el modelo de 2012 el AUC más alto es para la superficie afectada en el año de 2015 con un 0.66 y el AUC más bajo es con la superficie afectada del año 2014 con 0.54.

En el caso del modelo que suma los datos de los años 2011 y 2012 el AUC más alto es con la información del año 2015 con 0.61 mientras que el AUC más bajo es con datos del año 2014 con 0.53. En todos los casos estos resultados indican que los modelos en bosques tienen una baja capacidad de predicción de incendios forestales ya que el valor mínimo es de 0.52 y el valor máximo es de 0.66.

En el siguiente cuadro se aprecian los valores AUC para cada modelo de **selvas** por cada año (Cuadro 85):

Cuadro 85: Valores del AUC para cada modelo de selvas.

Modelo de selvas 2011		Modelo de selvas 2012		Modelo de selvas 2011 y 2012	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.64	2014	0.66	2014	0.64
2015	0.62	2015	0.63	2015	0.62
2016	0.60	2016	0.60	2016	0.60
2017	0.58	2017	0.60	2017	0.58
2018	0.60	2018	0.61	2018	0.60
2014 a 2018	0.60	2014 a 2018	0.61	2014 a 2018	0.60

En el caso de las selvas éstas presentan un promedio muy similar en los tres modelos. El AUC para 2011 es de 0.60, para el modelo de 2012 el promedio del AUC es de 0.61 y para el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 es de 0.60. Aunque también se calcularon los AUC anuales.

Para el modelo de 2011 el valor más alto se obtuvo con la información del año 2014 que alcanzó 0.64 y el AUC más bajo fue de 0.58 para el año 2017.

Para el modelo de 2012 el AUC más alto fue con la información del año 2014 con un 0.66 y el AUC más bajo fue con la información del año 2017 con 0.60.

Finalmente, para el modelo que suma los datos de 2011 con 2012 se tiene un AUC más alta con los datos del año 2014 con 0.64 y el AUC más bajo con datos del año 2017 con un 0.58. En todos los casos estos resultados indican que los modelos en selvas tienen una baja capacidad de predicción de incendios forestales ya que el valor mínimo es de 0.58 y el valor máximo es de 0.66.

4.4.5 Concentrado de resultados en la zona NORTE

Se generaron 3 modelos en la cubierta forestal, 3 modelos en bosques y 3 modelos en selvas. Estos modelos se generaron en base a 6 etapas.

a) La primera etapa

fue conocer la distribución espacial y la magnitud de las cicatrices de incendios con imágenes de alta resolución espacial. Se presentan los datos en la cubierta forestal (cuadro 86).

Cuadro 86: Cicatrices de incendios y superficie afectada en cubierta forestal (2011 y 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	507	73.3	3,106	22.5
10 a 50	139	20.1	4,250	30.8
50 a 100	26	3.8	2,186	15.8
Más de 100	20	2.9	4,257	30.9
Total	692	100.0	13,799	100

En el cuadro de arriba se puede apreciar que las cicatrices de incendios que van de 1 a 10 hectáreas representan el 73.3% del total detectado. Las cicatrices que van de 10 a 50 hectáreas representan el 20.1%. Mientras que las cicatrices que superan las 50 hectáreas apenas representan el 6.7%; sin embargo, el área afectada de estas cicatrices representó el 46.7% del total. La superficie afectada por las cicatrices de 1 a 10 representa el 22.5%, mientras que el área afectada por las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representó el 30.8%. Por otra parte, en 2011 se identificaron 490 cicatrices de incendios y en 2012 se identificaron 202.

Un análisis más detallado permitió separar la cubierta forestal en bosques y selvas. Se presenta los datos obtenidos en **bosques** en el siguiente cuadro (87):

Cuadro 87: Cicatrices de incendios y superficie afectada en bosques (2011 y 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	347	71.1	1309.74	14.9
10 a 50	100	20.5	2160.17	24.6
50 a 100	22	4.5	1508.32	17.2
Más de 100	19	3.9	3788.43	43.2
Total	488	100	8766.66	100

Se detectaron 488 cicatrices de incendios en bosques para los dos años. Las cicatrices que van de 1 a 10 hectáreas representan el 71%, las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representan el 20.5%. Las cicatrices de

grandes magnitudes que superan las 50 hectáreas apenas representan el 8.4% del total; sin embargo, las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 60.4% de la superficie afectada. Las cicatrices de pequeñas magnitudes tuvieron poco impacto en la superficie afectada con un 15% de afectación y las cicatrices de 10 a 50 representan el 25%. Del total de cicatrices 352 fueron detectadas con imágenes en el año 2011 y 136 fueron detectadas en imágenes de 2012.

Para el caso de las **selvas** se tienen los siguientes resultados (Cuadro 88):

Cuadro 88: Cicatrices de incendios y superficie afectada en selvas (2011 y 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	160	78.4	659.37	34.7
10 a 50	39	19.1	851.55	44.9
50 a 100	4	2.0	285.67	15.1
Más de 100	1	0.5	101.12	5.3
Total	204	100.00	1,897.71	100

En este caso se detectaron menos cicatrices de incendios que en bosques siendo un total de 204. Las cicatrices de pequeñas magnitudes que van de 1 a 10 hectáreas representan el 78.4%, las cicatrices de 10 a 50 hectáreas representan el 19% y las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 2.5% del total. La superficie afectada se concentra en los incendios de pequeñas magnitudes con un 34.7% y en las cicatrices que van de 10 a las 50 hectáreas que representan el 45% del total. Las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 20% de la superficie total afectada. Los incendios en selvas son menos numerosos debido en parte a la pequeña superficie que cubren en estos municipios ya que predominan los bosques templados. Por el contrario, los incendios en bosques son más numerosos y con una superficie mayor de afectación.

b) La segunda etapa

Se centró en conocer las variables relevantes en la construcción de los modelos. En los tres modelos de la **cubierta forestal** (2011, 2012 y la suma de datos 2011 y 2012) las variables que resultaron extremadamente relevantes fueron las **variables antrópicas** de proximidad a caminos, proximidad a cultivos, proximidad a pastizales y proximidad a asentamientos humanos.

La **variable topográfica** geometría del relieve resultó extremadamente relevante. La orientación de laderas resultó extremadamente relevante en dispersión para los tres modelos y la variable pendiente resultó no relevante en ninguno de los tres modelos y por lo tanto no fue considerada en la construcción de estos.

En los tres modelos de **bosques** las **variables antrópicas** resultaron extremadamente relevantes en concentración y dispersión (proximidad a caminos, proximidad a cultivos, proximidad a pastizales y proximidad a asentamientos humanos).

En cuanto a las **variables topográficas** la orientación de laderas resultó extremadamente relevante en la prueba de dispersión en los modelos de 2011 y en el modelo que suma los datos de 2011 y 2012, mientras que en el modelo de 2012 resultó ser una variable importante. La variable geometría del relieve resultó extremadamente relevante en dispersión para los tres modelos. La variable que resultó no relevante fue la pendiente por tal motivo no fue considerada en los modelos.

En lo que respecta a las variables relevantes en los modelos de **selvas** las **variables antrópicas** que resultaron extremadamente relevantes en concentración y dispersión fueron la proximidad a pastizales y la proximidad a cultivos.

En cuanto a las **variables topográficas** la geometría del relieve resultó extremadamente relevante en concentración y dispersión en los tres modelos. La variable orientación de laderas resultó no relevante en los modelos de 2011 y en el modelo que suma los datos de 2011 y 2012, mientras que en el modelo de 2012 resultó extremadamente relevante. La variable pendiente resultó no relevante en ninguno de los tres modelos y no fue tomada en cuenta.

Finalmente, la variable proximidad a incendios previos resultó extremadamente relevante en concentración y dispersión para los modelos de cubierta forestal 2012, bosques 2012 y selvas 2012. Este resultado señala que existe una muy alta probabilidad de que se incendien las zonas cercanas a los incendios de años pasados.

c) La tercera etapa

consistió en seleccionar la fórmula de regresión que es más fácil de aplicar y con el valor más alto de R^2 para los modelos de la cubierta forestal, de los bosques y de las selvas.

d) La cuarta etapa

describe la importancia de cada variable en la construcción del modelo. La variable de mayor peso en los modelos de **cubierta forestal** fue la proximidad a cultivos. La segunda variable de peso es la geometría del relieve en los tres modelos seguida de la proximidad a caminos y la proximidad a pastizales. La proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas quedaron como las variables menos influyentes en los

tres modelos. En el modelo de 2012 la segunda variable en importancia fue la proximidad a incendios previos.

En este sentido para el modelo de cubierta forestal año 2011 las variables antrópicas representan el 71% y las variables topográficas representan el 29%.

Para el modelo de cubierta forestal 2012 las variables antrópicas representan el 74% del peso y las variables topográficas representan el 26%.

Para el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 72% y las variables topográficas representan el 28% del peso.

En los modelos de **bosques** sucede algo similar a la cubierta forestal. **La proximidad a cultivos** resultó ser la variable de mayor peso en la generación de incendios en los tres modelos propuestos. Le siguen en orden de importancia la geometría del relieve, la proximidad a caminos, la proximidad a pastizales, la proximidad a asentamientos humanos y la orientación de laderas.

Para el modelo de bosques del año 2011 las variables antrópicas representan el 68% y las variables topográficas representan el 32%.

Para el modelo de bosques en 2012 las variables antrópicas representan el 72% y las variables topográficas representan el 28%.

En el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 72% y las variables topográficas representan el 28%.

En el caso de las **selvas** la variable más importante en la generación de incendios es igual que en bosques y en los modelos de cubierta forestal siendo **la proximidad a cultivos** en los tres modelos. En todos los casos le siguen en importancia la geometría del relieve, la proximidad a caminos y la proximidad a pastizales. En el modelo de 2012 la variable más importante fue la proximidad a incendios previos seguida de la proximidad a cultivos.

Así tenemos que para el modelo de 2011 las variables antrópicas representan el 79% y las variables topográficas representan el 21%.

Para el modelo de 2012 las variables antrópicas representan el 76% y las variables topográficas representan el 24%.

Finalmente para el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 las variables antrópicas representan el 64% y las variables topográficas representan el 36%.

Podemos concluir que, en los tres modelos de la cubierta forestal, los tres modelos de bosques y los tres modelos de selvas la variable más influyente en la generación de incendios fue la proximidad a cultivos.

e) La quinta etapa

es la generación de los modelos, generados a través de una sumatoria lineal ponderada de las variables que resultaron relevantes y del peso que tiene cada una de ellas ante la generación de incendios forestales.

f) La sexta etapa

se utilizaron cicatrices de incendios de los años 2014, 2015, 2016, 2017 y 2018, para **validar** los modelos de la cubierta forestal, los modelos bosques y para los modelos de selvas. En el siguiente cuadro se aprecia el porcentaje de superficie afectada por cada modelo de la **cubierta forestal** (Cuadro 89):

Cuadro 89: Porcentaje de superficie afectada para el periodo 2014 a 2018 por cada modelo en cubierta forestal

Cubierta forestal	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	40.7	31.3	45.4
Peligro medio	44.5	51.3	44.6
Peligro alto y muy alto	14.8	17.4	10.1

En el cuadro anterior se puede observar que el modelo que más coincide con la superficie en peligro medio, alto y muy alto es el modelo 2012. En este modelo la superficie afectada que cayó en las categorías de peligro bajo y muy bajo representa el 31%, la superficie en peligro medio representa el 51% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 17%.

Para el modelo de 2011 la superficie afectada que cayó en la categoría de peligro bajo y muy bajo representa el 40.7%, la superficie afectada en peligro medio representa el 44.5% y la superficie afectada en peligro alto y muy alto representa el 15%.

El modelo que suma los datos de 2011 y 2012 es el de menor coincidencia con la superficie afectada para este período. La superficie afectada en peligro bajo y muy bajo representa el 45% la superficie afectada en peligro medio ocupa el 45% y la superficie afectada en peligro alto y muy alto representa el 10%.

Los resultados de las cicatrices de incendio en el período de 2014 a 2018 cruzados con los modelos de **bosques** se pueden apreciar en el siguiente cuadro (90):

Cuadro 90: Porcentaje de superficie afectada para el periodo 2014 a 2018 por cada modelo en bosques

Cubierta forestal	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	35.1	33.3	38
Peligro medio	44.9	54.6	43.4
Peligro alto y muy alto	20.0	12.1	18.6

En el cuadro anterior se puede apreciar que el modelo que más coincide con la superficie afectada para el periodo 2014-2018 es el modelo de bosques 2011 en donde la superficie afectada en peligro bajo y muy bajo representa el 35%, la superficie en peligro medio representa el 45% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 20%. Es en este modelo donde se obtiene la mayor superficie afectada con el riesgo de peligro alto y muy alto.

El modelo que suma la información de 2011 y 2012 es el que menor coincidencia tiene con la superficie afectada. En este caso la superficie en peligro bajo y muy bajo representa el 38%, la superficie en peligro medio representa el 43% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 19%.

Los resultados de las cicatrices de incendio en el período de 2014 a 2018 cruzados con los modelos de **selvas** se pueden apreciar en el siguiente cuadro (91):

Cuadro 91: Porcentaje de superficie afectada para el periodo 2014 a 2018 por cada modelo en selvas

Selvas	Modelo de 2011	Modelo de 2012	Modelo de suma de datos 2011 y 2012
Categorías	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018	% de afectación 2014-2018
Peligro muy bajo y bajo	55.7	46.5	55.2
Peligro medio	38	48.1	38.4
Peligro alto y muy alto	6.3	5.4	6.4

En el caso de las selvas el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 es el de mayor coincidencia con la superficie afectada para el período de 2014 a 2018. La superficie afectada en peligro bajo y muy bajo representa el 55%, la superficie afectada en peligro medio representa el 38% y la superficie afectada en peligro alto y muy alto tan solo representa el 6.3%. El modelo de 2011 tiene casi la misma representatividad que este modelo.

El modelo de selvas en 2012 es el que menor coincidencia tiene con la superficie afectada para el periodo 2014-2018. La superficie afectada en peligro bajo y muy bajo representa el 46%, la superficie en peligro medio representa el 48% y la superficie en peligro alto y muy alto representa el 5.5%.

a) Valores del AUC

Cada uno de los modelos de la cubierta forestal, de los bosques y de las selvas se analizaron con las curvas ROC. Este análisis ROC proporciona los valores del AUC para cada modelo y para cada año de validación durante el periodo 2014-2018. Los valores AUC para los modelos de la **cubierta forestal** se pueden observar en el siguiente cuadro (92):

Cuadro 92: Valores del AUC para cada modelo de la cubierta forestal.

Modelo de Cubierta forestal 2011		Modelo de Cubierta forestal 2012		Modelo que suma 2011 y 2012 en Cubierta forestal	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.45	2014	0.50	2014	0.44
2015	0.55	2015	0.64	2015	0.54
2016	0.51	2016	0.58	2016	0.50
2017	0.49	2017	0.56	2017	0.48
2018	0.47	2018	0.51	2018	0.47
2014 a 2018	0.49	2014 a 2018	0.56	2014 a 2018	0.48

En el cuadro de arriba el AUC para el periodo de 2014 a 2018 tiene un promedio de 0.49 en el modelo de 2011, un promedio 0.56 para el modelo de 2012 y un promedio de 0.48 para el modelo de 2011 y 2012. Estos resultados indican que los modelos tienen una muy baja capacidad de predicción ya que son muy similares a un modelo plenamente aleatorio.

En el modelo de 2011 el AUC más alto se alcanzó con el área afectada en 2015 con 0.55. y el AUC más bajo se presentó con las cicatrices de del año 2014 con 0.45.

En el modelo de 2012 el AUC más alto se alcanzó con las cicatrices del año 2015 con 0.64. Mientras que el AUC más bajo se alcanzó con las cicatrices de 2014 con 0.50.

En el modelo de 2011 y 2012 El AUC más alto se alcanzó con las cicatrices de 2015 con 0.54 y el AUC más bajo se presentó con las cicatrices de 2014 con 0.44.

Los valores AUC para cada modelo y para cada año de validación en **bosques** se presenta en el siguiente cuadro (93):

Cuadro 93: Valores del AUC para cada modelo de bosques.

Modelo de bosques 2011		Modelo de bosques 2012		Modelo que suma 2011 y 2012 en bosques	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.45	2014	0.55	2014	0.45
2015	0.57	2015	0.73	2015	0.58
2016	0.52	2016	0.61	2016	0.52
2017	0.50	2017	0.59	2017	0.50
2018	0.46	2018	0.54	2018	0.47
2014 a 2018	0.49	2014 a 2018	0.59	2014 a 2018	0.49

En el cuadro anterior el AUC promedio para el periodo 2014 a 2018 es de 0.49 para el modelo de 2011, para el modelo de 2012 es de 0.59 y para el modelo que suma la información de 2011 y 2012 es de 0.49. Estos resultados indican que los modelos tienen una muy baja capacidad de predicción ya que son muy similares a un modelo plenamente aleatorio. Aunque cabe aclarar que en el modelo de 2012 existe un AUC de 0.73.

Para el modelo de 2011 el valor más alto de AUC se alcanzó con las cicatrices de 2015 con 0.57, mientras que el AUC más bajo fue para las cicatrices de 2014 con 0.45.

Para el modelo de 2012 el AUC más alto se alcanzó con las cicatrices de 2015 con un 0.73, mientras el AUC más bajo se alcanzó con las cicatrices de 2018 con 0.54.

Finalmente, el modelo que suma los datos de 2011 y 2012 el AUC más alto se alcanzó con cicatrices de 2015 con 0.58, mientras que el AUC más bajo se reportó con cicatrices de 2014 con 0.45.

Los valores AUC para cada modelo y para cada año de validación en **selvas** se presenta en el siguiente cuadro (94):

Cuadro 94: Valores del AUC para cada modelo en selvas

Modelo de selvas 2011		Modelo de selvas 2012		Modelo que suma 2011 y 2012 en selvas	
Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC	Año de análisis	AUC
2014	0.45	2014	0.47	2014	0.45
2015	0.53	2015	0.59	2015	0.52
2016	0.46	2016	0.46	2016	0.46
2017	0.48	2017	0.50	2017	0.48
2018	0.51	2018	0.52	2018	0.51
2014 a 2018	0.49	2014 a 2018	0.51	2014 a 2018	0.49

El AUC presenta promedios muy bajos en los 3 modelos de selvas para el periodo 2014 a 2018. Para el modelo de 2011 se tiene un promedio de AUC de 0.49, para el modelo de 2012 se tiene un promedio de 0.51 y para el modelo que suma 2011 y 2012 se tiene un promedio de 0.49. Estos valores cercanos al 0.50 nos indican una predicción de incendios muy parecida a un modelo plenamente aleatorio.

Para el modelo de 2011 el AUC más alto se alcanza con las cicatrices del año 2015 con 0.53, mientras que el AUC más bajo se presentó con las cicatrices del año 2014 con 0.45.

Para el modelo de 2012 el AUC más alto se alcanzó con las cicatrices del año 2015 con 0.59, mientras que el valor más bajo de AUC fue presentado con cicatrices del año 2014 con 0.47.

Para el modelo de selvas que suma la información de 2011 con 2012 el AUC más alto se alcanzó con las cicatrices de 2015 con 0.52, mientras que el AUC más bajo fue con las cicatrices de 2014 que fue de 0.45.

4.5 DISCUSIÓN

a) La primera etapa

En la cubierta forestal

Las cicatrices de 1 a 10 hectáreas representan el 90% en la zona sur y el 73% en la zona norte.

La superficie de afectación representa el 46% en la zona sur y el 23% en la zona norte.

Las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 0.6% en la zona sur y 6% en la zona norte.

La superficie de afectación representa el 21% en la zona sur y el 46% en la zona norte.

En los bosques

Las cicatrices de 1 a 10 hectáreas representan el 89% en la zona sur y el 71% en la zona norte

La superficie de afectación representa el 30% en la zona sur y el 15% en la zona norte

Las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 1% en la zona sur y 8% en la zona norte.

La superficie de afectación representa el 35% en la zona sur y el 60% en la zona norte.

En selvas

Las cicatrices de 1 a 10 hectáreas representan el 91% en la zona sur y el 78% en la zona norte.

La superficie de afectación representa el 63% en la zona sur y el 35% en la zona norte.

Las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 0.3% en la zona sur y 2.5% en la zona norte.

La superficie de afectación representa el 5% en la zona sur y el 20% en la zona norte.

La CONAFOR encargada de llevar a cabo un registro histórico de incendios por tipo de vegetación y por superficie afectada, indica que para 2011 se detectaron 1210 incendios forestales en bosques templados con una superficie de afectación de 9,917 hectáreas. En 2012 se reportaron 885 incendios forestales con una superficie de afectación de 13,853 hectáreas. La suma de cicatrices de los dos años es de 2095 con una superficie de afectación de 23,770 hectáreas.

De acuerdo con estos resultados podemos mencionar que los incendios en selvas son más numerosos, pero tienen menor superficie afectada. Por el contrario, los incendios en bosques son menos pero el área de afectación es mayor. En ambos casos las cicatrices de incendios de pequeñas magnitudes representan el 91 para selvas y el 89 para bosques. Estos resultados concuerdan con lo reportado por la CONAFOR donde los incendios que van de 0 a 10 hectáreas representan el 78% los incendios de 10 a 50 hectáreas representan el 18% y las cicatrices de más de 50 hectáreas representan el 3.5% del total. (Vilchis-Francés et al., 2015) señalan que los incendios en promedio no superan las cuatro hectáreas para el estado de México, lo cual representa el 87%. Manzo Delgado (2016) realizó un análisis de los productos cartográficos sobre incendios

procesados en la Universidad de Maryland con lo que concluyó que los incendios menores a 50 hectáreas representan el 61% y mencionó, por otra parte, que los reportes históricos de la CONAFOR son menores a 5 hectáreas en un 66% a nivel nacional. Otro estudio publicado por (Hernández Ramos, 2014) señala que en las provincias de Alicante y Valencia para un período de 1968 a 2010 la superficie en hectáreas menores a 12 representan el 87%. De esta manera se puede concluir que los incendios de pequeñas magnitudes tienen una alta representatividad en nuestro país.

De esta manera en estudios posteriores se pueden tomar en cuenta estos resultados y que puedan hacer una clara diferenciación entre lo que se desea investigar, es decir, si lo que interesa son incendios de pequeñas magnitudes con un afectación menor o grandes incendios con grandes superficies de afectación ya sea en bosques, en selvas o en ambas cubiertas.

b) La segunda etapa

Las **variables antrópicas** que resultaron extremadamente relevantes para todos los modelos de la **zona sur** fueron la proximidad a caminos y la proximidad a pastizales. Para la **zona norte** las variables extremadamente relevantes en todos los modelos fueron la proximidad a cultivos, la proximidad a pastizales y la proximidad a caminos. Tomando en cuenta que la causa de los incendios proviene de las actividades antrópicas éstas han sido probadas en la modelación espacial de incendios con resultados muy satisfactorios (Avila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Diez de Bonilla Santiago, 2007; Farfán Gutiérrez et al., 2018; González Millán, 2015; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Miranda Salazar, 2004; Muñoz Robles et al., 2005; Pompa García et al., 2012; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Vilchis-Francés et al., 2015; Villers-Ruiz & López Blanco, 2004).

De las **variables topográficas** la que resultó extremadamente relevante en concentración y dispersión para todos los modelos de la **zona sur** y también para los modelos de la **zona norte** fue la geometría del relieve. Esta variable no ha sido tomada en cuenta en investigaciones previas por lo que se recomienda incluirla en estudios futuros.

Por otra parte, la variable **pendiente** resultó no relevante ni en los modelos de la zona sur ni en los modelos de la zona norte esto porque tenía una distribución muy parecida a una distribución aleatoria provocando que no fuera relevante. Esta variable es considerada muy importante ante la dispersión de los incendios y ha sido probada su relevancia e numerosas publicaciones (Avila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Chuvieco Salinero & Martín Isabel, 2004; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Juárez Orozco,

2008; Martínez Moreno et al., 1990; Muñoz Robles et al., 2005; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004; Villers Ruíz, 2006).

c) La tercera etapa

En todos los casos se escogieron las mejores ecuaciones de regresión que cumplían con dos requisitos muy importantes: 1) la simplicidad de la ecuación y 2) que tuvieran el valor más alto de R^2 . Este método de integración se eligió por lo sencillo y práctico que resultó en su generación, aplicación y validación (Morales Manilla, 2014) a pesar de que existen otras técnicas de integración de variables como el Análisis Multicriterio (Muñoz Robles et al., 2005; Villers-Ruíz & López Blanco, 2004) La Regresión Geográfica Ponderada (Avila-Flores et al., 2010; Pompa García et al., 2012) La Máxima Entropía (Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016), los Pesos de Evidencia (Mas & Flamenco, 2011; Soares-Filho et al., 2010) y el Análisis de Regresión Logística (Carrillo García et al., 2012; Manzo Delgado, 2006; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Vilchis-Francés et al., 2015).

d) La cuarta etapa

Para la **zona sur** en los modelos de la **cubierta forestal** la proximidad a pastizales resultó la de mayor peso. En los modelos de **bosques** la variable proximidad a caminos es la de mayor peso. En las **selvas** la variable de mayor peso es la proximidad a pastizales. En la **zona sur** las variables antrópicas influyen en un 76% y las variables topográficas influyen con un 24% en promedio para todos los modelos.

Esto puede deberse a que en los municipios del sur y de la costa de Michoacán se practican métodos de tumba y quema para la siembra de pastizales que serán aprovechados por el ganado sobre todo en las partes próximas a las selvas como lo señala Sáenz Romero, (2005) "El sistema de roza-tumba-quema es practicado por los nahuas aprovechando además los diferentes pisos ecológicos de la región serrana y costera, donde la producción de otros cultivos asociados al maíz, como la calabaza, la sandía, el cacahuate, el frijol y el pepino fortalece la autosuficiencia familiar". En estas zonas serranas y costeras es dominada por las selvas tropicales.

Por el contrario, los bosques tienen una importancia forestal tanto en superficie como en número de especies. Como señala Sáenz Romero, (2005) "el estado cuenta con la producción de un millón de metros cúbicos de madera por año, el Estado ocupa el tercer lugar nacional, sólo después de Chihuahua y Durango; el sexto lugar en existencias maderables; y el primer lugar nacional en producción de resina, con 35 mil

toneladas al año”. Sin embargo a pesar de esta riqueza biológica los bosques templados del sur del estado sufren de una fuerte presión como señala (McSweeney *et al.*, 2014). por grupos armados ligados a actividades delictivas, como el narcotráfico, ya sea para mantener el dominio del territorio, comercializar madera y minerales de forma ilegal y/o establecer cultivos de drogas. En este sentido Michoacán es uno de los estados más violentos e inestables del país, por estar en disputa entre varias asociaciones delictivas (Maldonado-Aranda, 2012). En este sentido se puede afirmar que los bosques del sur del estado por su cercanía a carreteras son más propensos a incendios para tratar de encubrir estas actividades.

Para la **zona norte** la variable de mayor peso en los modelos de **cubierta forestal, de bosques y de selvas** fue la proximidad a cultivos. En la **zona norte** las variables antrópicas influyen con un 72% y las variables topográficas influyen con un 28% en promedio para todos los modelos. El resultado de que esta variable resultara la más importante puede deberse a varios factores, pero el más importante sin duda es la expansión agrícola del cultivo de aguacate que es el principal cultivo en la zona de estudio como se puede apreciar en la siguiente figura (73).

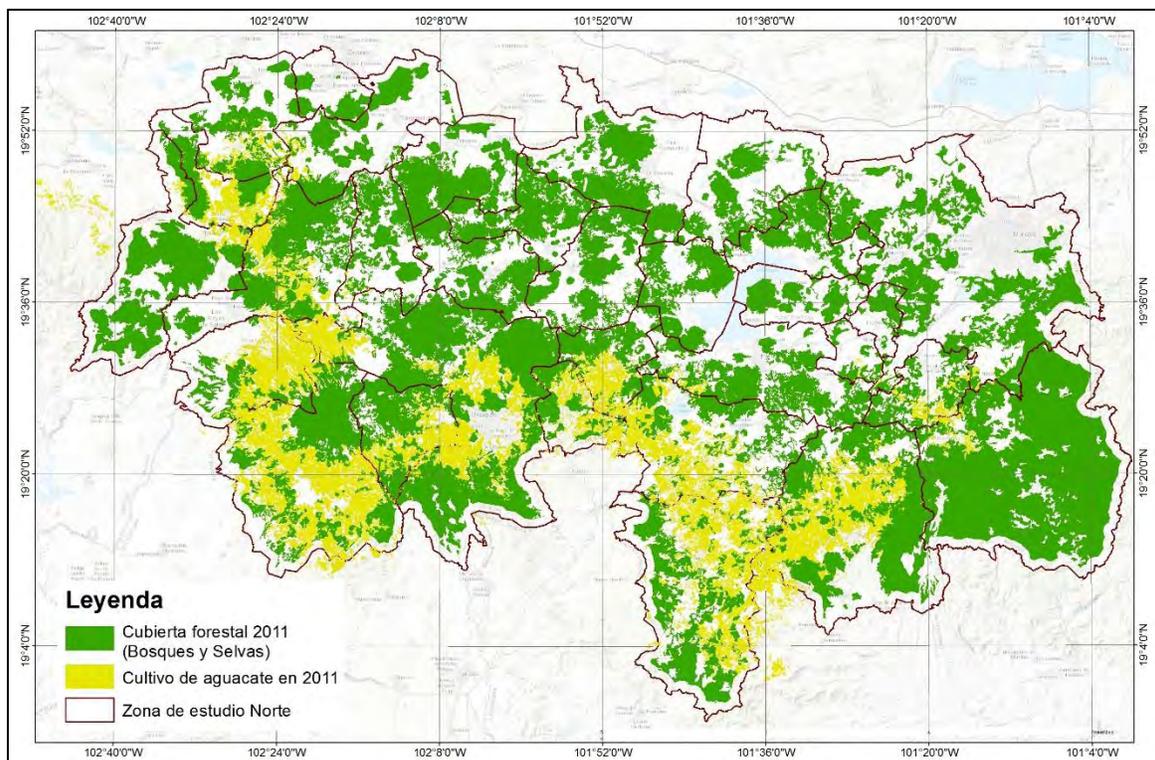


Figura 73: Cultivo de aguacate en la zona norte

En este sentido y de acuerdo a lo que señala Sáenz Romero, (2005) “Un poderoso estímulo económico que propicia indirectamente la deforestación es la rentabilidad económica del cultivo de aguacate para exportación; el bosque se desmonta para convertirlo en huertas del producto frutícola de mayor valor

económico en el Estado. Extensas áreas de bosque cubiertas por *Pinus oocarpa*, *P. pseudostrobus*, *P. leiophylla* y otras muchas especies, año con año son removidas para establecer estas huertas”; sin duda una herramienta muy eficaz para el desmonte de los bosques es el uso de los incendios forestales. Este hecho quedo registrado en (Lemoine Rodríguez & Mas, 2016) donde señalan que el cerro estaba rodeado de huertas de aguacate y que los incendios de abril de 2016 fue provocados intencionalmente para expandir dicho cultivo. Con estos resultados podemos afirmar que la proximidad a cultivos y en especial al aguacate genera una muy alta susceptibilidad a los incendios forestales. A continuación, se analizan cada una de las variables por separado.

a) Variables antrópicas

De las variables antrópicas por separado podemos mencionar que la **proximidad a caminos** resultó muy importante en el modelaje de probabilidad de incendios para los 18 modelos aquí propuestos ocupando los primeros lugares en orden de importancia. Estos resultados concuerdan con autores como (Carrillo García et al., 2012; Juárez Orozco, 2008; Vilchis-Francés et al., 2015); quienes señalan “que la densidad de caminos y su proximidad se relacionan positivamente el número de incendios forestales”. Juárez Orozco, 2008; menciona que “en áreas cercanas a campos de cultivo, localidades, pastizales o caminos existe mayor superficie quemada, pero a medida que la distancia aumenta la superficie quemada disminuye” y Vilchis-Francés et al., 2015 señalan que “en la zona sur del Estado de México hay una mayor densidad de caminos rurales, brechas y carreteras, las cuales pueden aumentar la probabilidad de ocurrencia de incendios forestales” por el contrario esta variable resultó ser no importante para (Farfán Gutiérrez et al., 2018; Muñoz Robles et al., 2005; Rodríguez-Trejo et al., 2011)

La variable de **proximidad a pastizales** resultó muy importante en los 18 modelos aquí propuestos. Esta variable también resultó muy importante en modelos propuestos por (Juárez Orozco, 2008; Rodríguez-Trejo et al., 2011); pero por contrario resultó no importante en modelos como el propuesto por (Carrillo García et al., 2012; Farfán Gutiérrez et al., 2018; Muñoz Robles et al., 2005) La variable de **proximidad a cultivos** resultó ser extremadamente importante en todos los modelos de la zona norte posiblemente debido al cultivo del aguacate el cual tiene frontera con bosques templados; sin embargo resultó poco importante en los modelos de la zona sur. Esta variable también resultó muy importante en los modelos propuestos por (Juárez Orozco, 2008; Rodríguez-Trejo et al., 2011) y por el contrario resultó no importante en los modelos propuestos por (Carrillo García et al., 2012; Farfán Gutiérrez et al., 2018; Muñoz Robles et al., 2005). En Campeche influye más el riesgo de incendio por igniciones agropecuarias, pero en Quintana Roo hay peligro y riesgo por la acumulación de combustibles y la presencia de agostaderos y áreas agrícolas.

La variable de **proximidad a localidades** fue analizada en diversas propuestas resultando muy importante en (Carrillo García et al., 2012) con una correlación negativa indicando que el peligro de incendios se da en regiones con baja densidad de localidades, (Juárez Orozco, 2008) “en áreas cercanas a localidades existe mayor superficie quemada, pero a medida que la distancia aumenta la superficie quemada disminuye” (Farfán Gutiérrez et al., 2018) La fragmentación de los bosques combinada con la pendiente y la población total, se correlaciona con una alta probabilidad de incendios forestales. Estos factores deben considerarse elementos fundamentales en el diseño de programas de prevención de incendios forestales. Por el contrario en Muñoz Robles et al., (2005), considera que las causas antrópicas solo aportan el 15% de la probabilidad de un incendio. En nuestro caso consideramos que a menor distancia de las localidades existe una mayor probabilidad de incendio.

b) Variables topográficas

Las variables topográficas como se mencionó anteriormente juegan un papel fundamental en la generación de incendios forestales. En este sentido la variable de **Orientación de laderas** resultó una variable importante en 17 de los 18 modelos propuestos en esta investigación; aunque el peso era de los más bajos; existen propuestas donde esta variable resultó muy importante (Carrillo García et al., 2012; Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Juárez Orozco, 2008; Muñoz Robles et al., 2005; Vilchis-Francés et al., 2015) ya que laderas expuestas al sol reciben mayor insolación y el material combustible se vuelve más propenso a la ignición. Sin embargo existen propuestas donde esta variable resultó no importante como en el caso de (Manzo Delgado, 2006). En nuestro caso se considera que es una variable importante que debe ser tomada en cuenta.

Respecto a la **pendiente** esta resultó no relevante en ninguno de los 18 modelos propuestos en esta investigación, de igual manera en las propuestas de (Avila-Flores et al., 2010; Carrillo García et al., 2012; Farfán Gutiérrez et al., 2018); sin embargo existen propuestas donde resultó ser una variable muy importante ante la generación de incendios forestales como es el caso de (Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016; Juárez Orozco, 2008; Manzo Delgado, 2006; Muñoz Robles et al., 2005; Vilchis-Francés et al., 2015) en las cuales se ha puesto de manifiesto su importancia en la propagación de incendios forestales. En nuestro caso la pendiente resulto no relevante y por tal condición no fue tomada en cuenta por su parecido a una distribución aleatoria sin embargo se considera que si es una variable importante que debe ser tomada en cuenta.

En relación con la **geometría del relieve** esta variable resultó ser muy importante en la generación de incendios forestales ocupando el 2 y 3 lugar en orden de importancia para los 18 modelos aquí propuestos. Cabe destacar que esta es una variable que no se había explorado en ninguna otra propuesta por lo que se recomienda tomarla en cuenta en futuras investigaciones. Esta variable nos indica que las laderas convexas que están más expuestas a la insolación son altamente susceptibles a incendiarse.

e) La quinta etapa

es la generación de los modelos, generados a través de una sumatoria lineal ponderada de las variables que resultaron relevantes y del peso que tiene cada una de ellas ante la generación de incendios forestales.

f) La sexta etapa

Derivado de un análisis de correlación de superficie afectada derivada de cicatrices e incendios para el periodo de 2014 a 2018 que fue cruzada con cada uno de los 18 modelos de susceptibilidad a incendios y tomando en cuenta las categorías de **peligro medio, peligro alto y peligro muy alto** señala que el modelo que más coincide con estas categorías en la **cubierta forestal** es el de 2011 con 62% en la zona sur y el modelo de 2011 con 69% en la zona norte.

En los **modelos de bosques** el que más coincide con la superficie afectada de estas categorías él es el modelo de 2011 con 77% en la zona sur y el modelo de 2012 con 67% en la zona norte.

El **modelo en selvas** que más coincide con la superficie afectada es el modelo de 2011-2012 con 48% en la zona sur y el modelo de 2012 con 54% en la zona norte.

Con esta información se puede observar que los modelos de selvas tienen menos capacidad de predicción que los modelos en bosques o en la cubierta forestal.

Otras pruebas de validación se llevaron a través de un análisis de correlación entre los registros de incendios y el peligro derivado del modelo. (Carrillo García et al., 2012) utilizaron puntos de calor de CONABIO y señalaron una correlación de 65% de observaciones cayeron en la categoría de peligro, aunque no dan más información. (Vilchis-Francés et al., 2015) también utilizaron puntos de calor para validar su modelo e indicaron que tuvo una correlación del 86% y utilizando únicamente las categorías de peligro alto y muy alto alcanzo una correlación del 75% aunque como se vio anteriormente habría que analizar este tipo de información.

a) Valores del AUC

Anteriormente se mencionó que es muy importante hacer algún tipo de evaluación de las propuestas de los diferentes modelos que se han desarrollado hasta ahora. Esta parte es fundamental para comprender mejor la complejidad de la susceptibilidad a incendios forestales. Como se describió anteriormente se realizó un análisis ROC para validar cada uno de los 18 modelos; en este sentido en el siguiente cuadro se aprecian los valores más altos para cada categoría (Cuadro 95):

Cuadro 95: Valores máximos de AUC para la zona sur y la zona norte

Modelo/ Año	Cicatrices /año	Valor de AUC
Cubierta forestal Sur (2012)	Cicatrices de incendios 2015	0.66
Bosques Sur (2012)	Cicatrices de incendios 2015	0.66
Selvas Sur (2012)	Cicatrices de incendios 2014	0.66
Cubierta forestal Norte (2012)	Cicatrices de incendios 2015	0.64
Bosques Norte (2012)	Cicatrices de incendios 2015	0.73
Selvas Norte (2012)	Cicatrices de incendios 2015	0.59

En el cuadro se arriba se puede apreciar que los modelos del año 2012 tuvieron los valores más altos de AUC este efecto se debe a que en este tipo de modelos se incluyó una variable extra que es la proximidad a incendios previos (2011) por lo tanto mejora la capacidad de predicción en cubierta forestal, en bosques y en selvas. Otro efecto que se puede observar es que los modelos en selvas tienen menor capacidad de predicción que los modelos en bosques donde se obtuvo el valor más alto de AUC con 0.73. Estos resultados no son muy diferentes a los reportados en la literatura; por ejemplo (Manzo Delgado, 2006) validó con puntos de calor que provienen del procesamiento de imágenes AVHRR y obtuvo un AUC de 0.69; aunque por la resolución y por el tipo de sensor sería cuestionable este resultado (ver capítulo 2), Otro ejercicio de validación lo llevaron a cabo (Farfán Gutiérrez et al., 2018) quienes utilizaron registros de incendios de CONAFOR y CONANP para llevar a cabo la validación y obtuvieron un AUC de 0.71 mostrando resultados satisfactorios en la predicción de incendios a escala media, (Juárez Orozco, 2008) utilizando cicatrices de incendios obtenidas a través de imágenes de satélite SPOT logro obtener un AUC de 0.80 , y finalmente (Ibarra-Montoya & Huerta-Martínez, 2016) utilizaron registros de incendios del parque La Primavera en Jalisco y obtuvieron un AUC de 0.83 a una escala espacial muy detallada indicando que la robustez de su modelo fue muy bueno para clasificar la probabilidad de incendios.

A pesar de la importancia de la validación muchas propuestas se quedan en la fase del modelado y no llegan a hacer un ejercicio como tal de validación como es el caso de (Avila-Flores et al., 2010; Muñoz Robles et

al., 2005; Pompa García et al., 2012; Rodríguez-Trejo et al., 2011; Villers-Ruiz & López Blanco, 2004). Por lo que se recomienda ampliamente hacer pruebas de validación ya sea a través de una correlación de la superficie afectada o a través del análisis ROC.

4.6 Conclusiones y recomendaciones

En general los incendios en el estado son de pequeñas magnitudes y no alcanzan las 10 hectáreas puesto que representan el 90% en promedio ya sea en bosques o selvas. Se recomienda que en estudios posteriores se pueden tomar en cuenta estos resultados y que puedan hacer una clara diferenciación entre lo que se desea investigar, es decir, si lo que interesa son incendios de pequeñas magnitudes con un afectación menor o grandes incendios con grandes superficies de afectación ya sea en bosques, en selvas o en ambas cubiertas. Un factor importante a tener en cuenta es que los incendios pequeños son extremadamente útiles para reducir la carga excesiva de vegetación muerta, lo que ayuda a controlar los incendios grandes (Akther & Hassan, 2011).

Las variables antrópicas en general presentan valores que las hacen extremadamente relevantes en concentración y dispersión por lo que se recomienda que sean tomadas en cuenta para futuras investigaciones. Las variables topográficas tienen mayor variabilidad con respecto a la relevancia destacando la geometría del relieve que en la mayoría de los casos resulto extremadamente relevante, no así la pendiente que en ninguno de los 18 modelos resulto ser relevante. Aunque se ha reportado su importancia en diferentes estudios es recomendable hacer pruebas de relevancia. La orientación de laderas es otra variable que resulto relevante por lo que es importante mantener este tipo de variables incluso agregar otras como la elevación o la rugosidad del relieve; esta última tampoco ha sido probada en ningún tipo de modelo.

La integración de variables se dio a través de modelos de regresión lineales por su practicidad y por su sencillez, aunque queda claro que dominan los modelos de regresión logística es recomendable probar al menos dos metodologías diferentes, aunque esto involucre invertir mayor tiempo, esfuerzo y capacidad de análisis.

Es muy importante tratar de entender la dinámica de las diferentes cubiertas forestales por eso es ampliamente recomendable hacer modelos para selvas como para bosques como quedó demostrado al analizar el peso de cada variable donde por un lado la proximidad a cultivos es la variable más influyente en la generación de incendios forestales de la cubierta forestal, de los bosques y de las selvas de la zona

norte y que la proximidad a pastizales es la variable más influyente en las selvas y cubierta forestal de la zona sur. La proximidad a caminos resulto la variable más importante para los bosques de la zona sur. Estos resultados expresan la necesidad de regionalizar el peligro de incendio por lo que se recomienda hacer cartografía a escala media por regiones al interior de un estado, de una región o de un país.

Un factor muy importante fue la mejora de la información cartográfica ya que la escala 1:50000 indica con mayor precisión identificar las áreas más susceptibles a incendios. Este es un factor clave en la generación del modelo ya que permitió mejorar las áreas cubiertas de bosques, de selvas, de pastizales y de cultivos.

Finalmente la validación de los modelos propuestos requiere ser analizada ya que con los modelos de 2012 donde se incluye la variable de proximidad a incendios previos se alcanzan los valores más altos de AUC ; esto puede ser indicativo de que con el aumento de variables los modelos pueden aumentar su capacidad de predicción.

Finalmente, la propuesta de estos modelos se puede mejorar incluyendo variables no considerados aquí, tales como la humedad, velocidad de viento, dirección de viento, las cuales tienen una fuerte influencia en la actual área quemada por incendios forestales.

4.7 Referencias

- Agencia de Medio Ambiente y Agua. (2013). *Plan INFOCA. Memoria 2013*. Sevilla.
- Akther, M. S., & Hassan, Q. K. (2011). Remote Sensing-Based Assessment of Fire Danger Conditions Over Boreal Forest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(4), 992–999. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2165940>
- Alanís Morales, H. E., & Orozco Viramontes, F. (2000). *Índice de riesgo de incendios forestales, en la región central del macizo boscoso de Chihuahua*.
- Alanís Morales, H. E., Orozco Viramontes, F., Pinedo Álvarez, C., Irigoyen Soto, M., & Cázarez Martínez, D. (2001). *Sistemas de Información Geográfica aplicadas a zonas con alto índice de riesgo de incendios forestales en Chihuahua*.
- Avila-Flores, D., Pompa-García, M., Antonio-Nemiga, X., Rodríguez-Trejo, D. A., Vargas-Pérez, E., & Santillan-Pérez, J. (2010). Driving factors for forest fire occurrence in Durango State of Mexico: A geospatial perspective. *Chinese Geographical Science*, 20(6), 491–497. <https://doi.org/10.1007/s11769-010-0437-x>
- Ávila-Flores, D. Y., Pompa-García, M., & Vargas-Pérez, E. (2010). Análisis Espacial De La Ocurrencia De

- Incendios Forestales En El Estado De Durango. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales Y Del Ambiente*, XVI(2), 253–260. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2009.08.028>
- Bradshaw, L. S., Deeming, J. E., Burgan, R. E., & Cohen, J. D. (1983). *The 1978 National Fire-Danger Rating System: Technical Documentation. General Technical Report INT-169*.
<https://doi.org/https://doi.org/10.2737/INT-GTR-169>
- Brondi Rueda, N. F., Lasso Garzón, F. X., & Espinosa Treviño, A. (2016). Mapeo del índice de peligro de incendio forestal en el bosque de coníferas del Área Natural Protegida de Flora y Fauna : Maderas del Carmen , Coahuila. *Revista de La Facultad de Ingeniería Industrial*, 19(1), 78–88.
- Brown, J. K. (1974). *Handbook for Inventorying Downed Woody Material*. USDA Forest Service (Vol. 91).
- Burgueño, M. J., García Bastos, J. L., & González Buitrago, J. M. (1995). Las curvas ROC en la evaluación de las pruebas diagnósticas. *Medicina Clínica*, 104(1), 661–670.
- Camara, G., Valeriano, D., & Vianei, J. (2013). *Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal*.
- Card, D. H. (1982). Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48(3), 431–439. [https://doi.org/0099-1112/82/4803-0431\\$02.25/0](https://doi.org/0099-1112/82/4803-0431$02.25/0)
- Cardona Arboleda, O. D. (2001). *Estimación Holística Del Riesgo Sísmico Utilizando Sistemas Dinámicos Complejos*. Universitat Politècnica de Catalunya.
- Carrillo García, R. L., Rodríguez Trejo, D. A., Tchikoué, H., Monterroso Rivas, A. I., & Pérez Santillán, J. (2012). Análisis espacial de peligro de incendios forestales en Puebla, México. *Interciencia*, 37, 678–683.
- CENAPRED. (2001). *Diagnóstico de peligros e identificación de riesgos de desastres en México - Atlas de riesgos de la República Mexicana*. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- Chuvieco Salinero, E. (2008). *Teledetección ambiental (La observación de la Tierra desde el espacio)*. (Ariel S.A DE C. V., Ed.) (3ra Edició).
- Chuvieco Salinero, E., & Martín Isabel, M. del P. (2004). *Nuevas tecnologías para la estimación del riesgo de incendios forestales*. (E. Chuvieco Salinero & M. del P. Martín Isabel, Eds.) (Primera ed). Madrid, España.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 46(October 1990), 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Copete, M. A., Moreal, J. A., Selva, M., Fernández Cernuda, L., & Jordán, E. (2007). Análisis de los incendios forestales en Castilla-La Mancha. Detección de áreas potencialmente peligrosas. In *IV Conferencia Internacional sobre Incendios Forestales Wildfire 2007* (pp. 1–12). Sevilla.
- Cruz-López, M. I. (2007). Sistema de alerta temprana , monitoreo e impacto de los incendios forestales en

- México y Centroamérica. *Science*, (CONABIO), 6.
- Cruz López, M. I., Saldaña López, G., Ressler, R., & Colditz, R. (2011). Sistema de alerta temprana para incendios forestales en México. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS
- De Vicente y López, F. J. (2012). *Diseño de un modelo de riesgo integral de incendios forestales mediante técnicas multicriterio y su automatización en sistemas de información geográfica. Una aplicación en la comunidad Valenciana*. Universidad Politécnica de Madrid.
- del Valle, A. R. (2017). *Curvas ROC (Receiver-Operating-Characteristic) y sus aplicaciones*. Retrieved from [https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/63201/Valle Benavides Ana Rocío del TFG.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/63201/Valle%20Benavides%20Ana%20Roc%20del%20Valle.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Dentoni, M. del C., & Muñoz, M. M. (2012). *Sistemas de Evaluación de Peligro de Incendios. Sistemas de Evaluación de Peligro de Incendios*. Esquel, Chubut, Argentina. Retrieved from <https://www.sobreincendios.com/prevención/métodos-de-evaluación-de-riesgo-de-incendio/>
- Diaz Salinas, F. J., & Pardi Lacruz, M. S. (2009). Clasificación utilizando el modelo lineal de mezcla espectral para la determinación de áreas deforestadas en la Amazonia Peruana. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 Abril 2009, INPE*, 6149–6156.
- Diez de Bonilla Santiago, E. A. (2007). *Evaluación del peligro por incendios forestales en la delegación Milpa Alta, Distrito Federal*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Farfán Gutiérrez, M., Pérez-Salicrup, D. R., Flamenco-Sandoval, A., Nicasio-Arzeta, S., Mas, J.-F., & Ramírez Ramírez, I. (2018). Modeling anthropic factors as drivers of wildfire occurrence at the Monarch Butterfly Biosphere. *Madera y Bosques*, 24(3), 1–15. <https://doi.org/10.21829/myb.2018.2431591>
- Flores Garnica, J. G. (2004). Simulación del comportamiento del fuego con base en la estimación geoestadística de la variación espacial de combustibles. In L. Villers-ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera ed). México D.F.
- García-Mora, T. J., & Mas, J.-F. (2011). Presentación del sensor MODIS. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf%0A%0A
- Gobernación, S. de. (2014). *Incendios Forestales. 3a edición. mayo 2014*.
- González Gutiérrez, I. (2009). *Monitoreo de la deforestación con la metodología DETER, en los Chimalapas, Oaxaca*.
- González Millán, M. E. (2015). *Modelo espacial para la evaluación del riesgo de incendios forestales en el Suelo de Conservación del Distrito Federal*. Universidad Autónoma del Estado de México. Retrieved from [http://web.uqroo.mx/archivos/jlesparza/mesp112/Lectura3 NGP.pdf](http://web.uqroo.mx/archivos/jlesparza/mesp112/Lectura3%20NGP.pdf)
- Guijarro Guzmán, M., Hernando Lara, C., Díez Galilea, C., & Madrigal del Olmo, J. (2004). Modelización Del Comportamiento Del Fuego En Los Incendios Forestales : Modelos Empíricos de Predicción de la

- Velocidad de Propagación Desarrollados en Túnel de Viento. *Cuadernos de La Sociedad Española de Ciencias Forestales*, 18, 269–274.
- Gutiérrez Martínez, G., Orozco-Hernández, M. E., Ordoñez Díaz, J. A. B., & Camacho Sanabria, J. M. (2015). Régimen y distribución de los incendios forestales en el Estado de México (2000 a 2011). *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 6(29), 92–107.
- Hernández Ramos, W. (2014). Factores de vulnerabilidad ante los incendios forestales en las provincias de Alicante y Valencia. *Investigaciones Geográficas*, (62). <https://doi.org/10.14198/ingeo2014.62.10>
- Ibarra-Montoya, J. L., & Huerta-Martínez, F. M. (2016). Modelado espacial de incendios: una herramienta predictiva para el Bosque La Primavera, Jalisco México. *Ambiente & Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 11, 35–49. <https://doi.org/10.4136/1980-993X>
- IPCC. (1990). *Climate Change. The IPCC Response Strategies*. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Juárez Orozco, S. M. (2008). *Un modelo de riesgo de incendio en Michoacán, México*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Lemoine Rodríguez, R., & Mas, J. F. (2016). Monitoreo de los incendios de abril/mayo 2016 en el Cerro de la Cruz, Uruapan, Mich. *Centro de Investigaciones En Geografía Ambiental*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- López de Ullibarri, G. I., & Pita Fernández, S. (1998). Curvas ROC. *Cad Aten Primaria*, 5(4), 229–235.
- Magalhães Matos, F. do R. (2012). *Estudo comparativo do desempenho de índices de perigosidade de incêndio florestal*. Universidad do Porto.
- Magaña-Torres, O. S. (1983). *Determinación del índice de peligro de incendios forestales para Tlahuapan, Puebla*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Magaña-Torres, O. S., & Romanhn, C. F. (1987). Determinación del índice de peligros de incendios forestales para Tlahuapan, Puebla. *Revista Ciencia Forestal*, 12(61), 57–66.
- McSweeney, K., E.A. Nielsen, M.J. Taylor, D.J. Wrathall, Z. Pearson, O. Wang, y S.T. Plumb. 2014. Drug policy as conservation policy: narco-deforestation. *Science* 343(6170): 489–490. doi: 10.1126/science.1244082
- Maldonado-Aranda, S. 2012. Drogas, violencia y militarización en el México rural. El caso de Michoacán. *Revista mexicana de sociología* 74(1):5–39. Obtenido en <http://www.scielo.org.mx/pdf/rms/v74n1/v74n1a1.pdf>
- Manzo Delgado, L. de L. (2006). *Método para evaluación del riesgo local de incendio forestal, en base a técnicas de percepción remota*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- María Ramírez, A. (2007). *El Proceso De Análisis Jerárquico Con Base En Funciones De Producción Para Planear La Siembra De Maíz De Temporal*. Colegio De Postgraduados. Colegio de Postgraduados. <https://doi.org/10.1037/0278-6133.23.5.443>
- Marín Chávez, J. (1984). *Los incendios forestales en el Estado de México*. Universidad Autónoma Chapingo.

- Martínez Moreno, A., Flores Garnica, J. G., & Benvides Solorio, J. de D. (1990). Índice de Riesgo de incendio en la Sierra de Tapalpa, Jalisco. *Ciencia Forestal En México*, 15(67), 1–34.
- Martínez Ramírez, M. de los Á. (2012). *Cartografía de riesgo de incendios forestales aplicando sensores remotos y SIG*. Instituto Potosino de Investigación Científica y Tecnológica A. C.
- Mas, J.-F., Pérez-Vega, A., Ghilardi, A., Loya-Carrillo, J. O., & Vega, E. (2015). Unas herramientas de uso libre para evaluar la fiabilidad temática de datos espaciales. *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de Abril de 2015, INPE*, 1020–1026.
- Mas, J.-F., Pérez-Vega, A., Ghilardi, A., Martínez, S., Loya-Carrillo, J. O., & Vega, E. (2014). A Suite of Tools for Assessing Thematic Map Accuracy. *Geography Journal*, 2014, 1–10.
<https://doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mas, J. F., Díaz-Gallegos, J. R., & Vega, A. P. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: Una revisión. *Investigaciones Geograficas*, 51, 53–72.
<https://doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mas, J. F., Reyes Gallegos, J., & Pérez Vega, A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas : una revisión Assessment of the thematic reliability of maps and classified images : a review. *Investigaciones Geográficas, Boletín Del Instituto de Geografía, UNAM*, 51, 53–72.
- Mas, J. F., Soares Filho, B., Pontius, G. R., Farfán Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A suite of tools for ROC analysis of spatial models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(3), 869–887.
<https://doi.org/10.3390/ijgi2030869>
- Mas, J., & Flamenco, A. (2011). Modelación de los cambios de coberturas/uso del suelo en una región tropical de México. *Geotropico*, 5(1), 1–24. <https://doi.org/10.2967/jnumed.114.147413>
- Miranda Salazar, R. (2004). Determinación de las áreas de riesgos a incendios forestales del parque ecológico Chipinque, Nuevo León. In L. Villers-Ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera, pp. 95–102). México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Morales Manilla, L. M. (2014). *The definition of a minimum set of spatial relations*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Muñoz-Robles, C., & Santana-Arias, R. (2018). Puntos de calor en la Sierra Madre Oriental de San Luis Potosí: patrones espaciales y factores asociados. *Madera Bosques*, 24(1), 1–16.
<https://doi.org/10.21829/myb.2018.2411565>
- Muñoz Robles, C. A. (2001). *Elaboración de un modelo espacial de peligro de incendios forestales*. Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Muñoz Robles, C. A., Treviño Garza, E. J., Verástegui Chávez, J., Jiménez Pérez, J., & Aguirre Calderón, O. A. (2005). Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación del peligro de incendios forestales en la Sierra Madre Oriental de México. *Investigaciones Geográficas, Boletín*, 56, 101–117. Retrieved from

<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=56905608>

- Natal Tello, Á., & García Rodríguez, R. (2015). Análisis de Mezclas Espectrales para el estudio de la deforestación y establecimiento de la línea de referencia de emisiones en el marco del programa REDD. Aplicación a la región de San Martín, Perú. *Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI Congreso de La Asociación Española de Teledetección*, 1(October), 157–160. Retrieved from http://oa.upm.es/38249/1/INVE_MEM_2015_209182.pdf
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Remote Sensing of Environment Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Olofsson, P., Foody, G. M., Stehman, S. V., & Woodcock, C. E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122–131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>
- Pompa García, M., Vázquez Vázquez, L., Zapata-molina, M., & Solís Moreno, R. (2012). Modelo Conceptual Del Potencial De Incendios Forestales En Durango : Avances Preliminares Conceptual Model of Wildfires in Durango : Preliminary Progress. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 3(13), 95–106.
- Ramírez-Valverde, G., Islas Monroy, J. C., & Ramírez - Valverde, B. (2011). Asociación espuria en el modelo de regresión logística con series de tiempo. *Agrociencia*, 45, 583–591.
- Restrepo B., L. F., & González L., J. (2007). De Pearson a Spearman. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 20, 183–192. Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/2950/295023034010.pdf>
- Rodríguez-Trejo, D. A., Tchikoué, H., Cántora-González, C., Contreras-Aguado, R., & de la Rosa-Vázquez, A. (2011). Modelaje del peligro de incendio forestal en las zonas afectadas por el huracán Dean. *Agrociencia*, 45, 593–608.
- Rojo-Martínez, G. E., Santillán Pérez, J., Ramírez Maldonado, H., & Arteaga Martínez, B. (2001). Propuesta para determinar índices de peligro de incendio forestal en bosques de clima templado en México. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y Del Ambiente*, 7, 39–48. Retrieved from <http://www.chapingo.mx/revistas/revistas/articulos/doc/2875ad9b20f759179baf8574a98873ca.pdf>
- Rothermel, R. C. (1972). *A Mathematical Model for Predicting Fire Spread in Wildland Fuels*. USDA Forest Service.
- Sáenz Romero, C. (2005). El patrimonio forestal de Michoacán y su problemática. In *La biodiversidad en Michoacán. Estudio de Estado* (p. 268).
- Sepúlveda Betancourt, J. I., Burgan, R. E., Meza Sánchez, R., & Gomero Portilla, A. (2011). Sistema de pronóstico para el potencial de incendios forestales en Baja California, México. *Mapping Centroamérica y El Caribe*, 29–32.

- Sepúlveda Betancourt, J. I., Zuñiga Castillo, W. R., Vizcarra Corral, L., & Gomero Portilla, A. (2000). Índices de peligro y simulación de incendios forestales en ambiente SIG para Baja California. *Revista Ciencia Forestal En México*, 25(88), 37–58.
- Shimabukuro, Y. E., Duarte, V., Anderson, L. O., Valeriano, D. M., Arai, E., de Freitas, R. M., ... Moreira, M. A. (2006). Revista Ambiente e Água. *Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 1(1), 37–47. Retrieved from <http://www.redalyc.org/html/928/92810106/>
- Shimabukuro, Y. E., Santos, J. R., Rudorff, B. F. T., Arai, E., Duarte, V., & Lima, A. (2011). Detección operacional de deforestación y de áreas quemadas en tiempo casi real por medio de imágenes del sensor MODIS. In *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio* (p. 317). Retrieved from www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/abook_file/aplicacionesMODIS.pdf
- Soares-Filho, B., Moutinho, P., Nepstad, D., Anderson, A., Rodrigues, H., Garcia, R., ... Maretti, C. (2010). Role of Brazilian Amazon protected areas in climate change mitigation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(24), 10821–10826. <https://doi.org/10.1073/pnas.0913048107>
- Stehman, S. V., & Czaplewski, R. L. (1998). Design and analysis for thematic map accuracy assessment: Fundamental principles. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 331–344. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00010-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00010-8)
- Stocks, B. J., Lawson, B. D., Alexander, M. E., Van Wagner, C. E., McAlpine, R. S., Lynham, T. J., & Dubé, D. E. (1989). The Canadian Forest Fire Danger Rating System: An Overview, 65, 450–457.
- Torres-Rojo, J. M., Magaña-Torres, O. S., & Ramírez-Fuentes, G. A. (2007). Índice De Peligro De Incendios Forestales De Largo Plazo. *Agrociencia*, 41(6), 663–674.
- Van Wagner, C. E. (1987). *Development and structure of the Canadian forest fire weather index system*. Canadian Forestry Service. <https://doi.org/19927>
- Van Westen, C. J. (1994). GIS in landslide hazard zonation: a review, with examples from the Andes of Colombia. *Mountain Environment and Geographic Information Systems*, (January 1994), 135–165.
- Vera Mella, N. (2005). *Atlas climático de irradiación solar a partir de imágenes del satélite NOAA. Aplicación a la Península Ibérica*. Universidad Politécnica de Cataluña.
- Vilchis-Frances, A. Y., Diaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Ba, K. M., & Gomez-Albores, M. A. (2015). Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del río Balsas. *Agrociencia*, 49(7), 803–820.
- Vilchis-Francés, A. Y., Díaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Bâ, K. M., & Gómez-Albores, M. Á. (2015). Modelado Espacial Para Peligro De Incendios Forestales Con Predicción Diaria En La Cuenca Del Río Balsas Territorial Modeling for Danger of Wildfires With Daily Prediction in the Balsas River Basin, 803–820. Retrieved from <http://www.scielo.org.mx/pdf/agro/v49n7/v49n7a8.pdf>
- Villers-ruiz, L., Chuvieco, E., & Aguado, I. (2012). Aplicación del índice meteorológico de incendios canadiense en un Parque Nacional del centro de México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*,

3(11), 25–40.

- Villers-Ruiz, L., & Hernandez-Lozano, J. (2007). Incendios forestales y el fenómeno de El Niño en México. *Actas de La IV Conferencia Internacional Sobre Incendios*. Retrieved from http://www.fire.uni-freiburg.de/sevilla-2007/contributions/doc/cd/SESIONES_TEMATICAS/ST1/Villers_Hernandez_MEXICO.pdf
- Villers-Ruiz, L., & López Blanco, J. (2004). Comportamiento del fuego y evaluación del riesgo por incendios en las áreas forestales de México: un estudio en el volcán La Malinche. In L. Villers-Ruiz & J. López Blanco (Eds.), *Incendios forestales en México Métodos de evaluación* (Primera ed, p. 164). México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Villers-Ruiz, L., & Trejo-Vázquez, I. (1998). Climate change on Mexican forests and natural protected areas. *Global Environmental Change*, 8(2), 141–157. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(98\)00012-0](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(98)00012-0)
- Villers Ruiz, M. de L. (2006). Incendios Forestales. *Revista Ciencias*, 081, 60–66. <https://doi.org/10.1029/2010JD015435>
- Wong González, J. C. (2011). *Determinación de peligro a incendios forestales en el municipio de Santa María Yavesia, Oaxaca, México*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Zapata Pérez, C. (1990). *Determinación de indicadores de peligro potencial de incendios forestales con base en la cuantificación del material combustible*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Zárate López, L. G. (2004). *Estudio de las características físicas y geométricas de la llama en los incendios forestales*. Universitat Politècnica de Catalunya. Departament d'Enginyeria Química. Universitat Politècnica de Catalunya. Retrieved from <http://www.tdx.cat/handle/10803/6436>

CAPITULO 5 CONCLUSIONES GENERALES

Las proyecciones climáticas actuales apuntan a peores condiciones en las próximas décadas para la mayoría de las regiones tropicales y boreales. Los incendios forestales son un factor importante de transformación ambiental en una amplia variedad de ecosistemas (Chuvienco et al., 2010) . Sin embargo los incendios provocados tienen un impacto global, que afectan las áreas forestales y que además tienen un importante participación en las emisiones de gases de efecto invernadero; por ejemplo (Castillo, Pedernera, & Pena, 2003) señalan que los gases liberados durante un incendio contribuyen al calentamiento global, desencadenando en forma gradual un cambio climático a nivel planetario. En la actualidad las emisiones de dióxido de carbono proveniente de los incendios y quemas forestales es de un 25 % del total de este gas emitido en todo el mundo (Moraga Peralta, 2010)

Según estimaciones de la FAO (2013) la superficie anual global quemada entre 1997 y 2011 fue de 301 a 377 millones de hectáreas, con un promedio de 348 millones de hectáreas. Los incendios de sabana comprendieron la mayor proporción (71%) de la superficie afectada a escala mundial, principalmente en África, Australia, Asia del Sur y América del Sur. Los incendios de pastizales fueron más frecuentes en Asia Central, mientras que los incendios forestales representaron la mayor proporción del área quemada en las regiones tropicales de América Latina y en las regiones boreales de América del Norte y Europa. Además de su impacto en el medio ambiente natural, los incendios forestales también pueden tener consecuencias sociales y económicas. Los incendios naturales ocurren principalmente debido a la caída de rayos y, a veces, a erupciones volcánicas. Sin embargo, ocurren con mayor frecuencia debido a la influencia humana: los incendios antropogénicos representan entre el 95% y el 99% de todos los incendios forestales registrados en el mundo (Pavlek et al., 2016)

El factor humano ante los incendios forestales requiere de una amplia evaluación dentro de un marco espacial y conceptual, que debe incluir no solo variables geográficas o ambientales sino también factores antrópicos como la distancia a caminos, a localidades, a áreas recreativas, a la interfaz urbana-forestal, a las ANP, o la tenencia de la tierra, etc. y factores socioeconómicos como la tasas de desempleo, edad de la población rural, densidad de población, población ocupada en actividades agropecuarias, el número de ganado bovino, etc. que pueden ser considerados factores causales ante la generación de incendios. En este sentido las agencias gubernamentales han planteado que es más rentable prevenir incendios que apagarlos; por la cantidad de recursos que se generan para combatirlos. De hecho, mientras que otros variables asociadas al peligro de incendio como temperatura o humedad relativa se generan de manera rutinaria, datos temporales y espaciales requerido para calificar el peligro humano simplemente no existen o rara vez

están disponibles (Chuvienco et al., 2010), es decir, faltan datos precisos sobre actividades humanas en áreas boscosas (Vega García, Woodard, Titus, Adamowicz, & Lee, 1999). Es en este contexto que los recursos de planificación requieren herramientas objetivas para monitorear cuándo y dónde un incendio es más propenso a ocurrir, o cuando tendrá más efectos negativos expresados a través de índices o modelos.

Por una parte, La intensidad, frecuencia y tamaño de los incendios forestales están relacionados con las variables físicas del medio ambiente como pueden ser la pendiente, orientación de laderas, la elevación y las variables climáticas de temperatura, humedad relativa, velocidad y dirección del viento y de la composición propia de la vegetación. Por otro lado las causas de inicio de un incendio dependen casi por completo de las actividades humanas (Benguerai, Benabdeli, & Harizia, 2019). Es así como las variables antrópicas tuvieron una relevancia importante en la generación de incendios y también fueron las variables de mayor peso en la propuesta del modelo FIRELOCAL; aunque el modelo podría mejorar su desempeño si se analizaran más variables por ejemplo las socioeconómicas.

Un bosque es un ecosistema dinámico y complejo que está normalmente en equilibrio. Cuando el bosque se ve afectado por un accidente natural o por causas humanas, su mecanismo de autorregulación se debilita o desaparece. La importancia del daño causado por el fuego varía en diferentes regiones y países, ya que su intensidad depende de las condiciones climáticas locales (Rasooli, Bonyad, & Bavaghar, 2018). En este sentido es importante no generalizar al momento de generar una propuesta de modelo de peligro de incendios porque se perdería el dinamismo local y se puede llegar a conclusiones erróneas. Por eso en esta propuesta se determinó desde un inicio hacer modelos independientes para selvas y para bosques e incluirlos en un modelo de cubierta forestal.

El estudio de las interacciones entre los incendios forestales y la vegetación de un área en particular proporciona elementos esenciales de la información sobre posibles combinaciones con respecto a diversos factores ecológicos como la humedad de la vegetación, la temperatura del aire, el relieve del terreno, los suelos, las actividades humanas, la frecuencia de incendios forestales, etc. que en realidad pueden resultar en infinitas combinaciones por lo que sería arriesgado tratar de estandarizar un modelo con un número determinado de variables (Kalabokidis, Konstantinidis, & Vasilakos, 2002) Es así como existen una gran variedad de propuestas para modelar el peligro/o susceptibilidad a incendios forestales que abarcan desde los índices basados en las estadísticas, en la carga de combustible forestal, meteorológicos, multivariados, y diferentes propuestas de modelos estadísticos o probabilísticos con una gran combinación de variables todos ejercicios válidos para medir el peligro de incendios forestales.

Aunado a esto se pudo constatar que la mayoría de las propuestas que se generan son estáticas o de largo plazo, diseñadas para un periodo grande en el tiempo y muy pocas miden el peligro de una manera dinámica o en el corto tiempo. En cuanto a la integración de variables predomina la integración cuantitativa siendo la regresión logística la que domina este ámbito, aunque en los índices muchos se generan de forma cualitativa.

Las investigaciones sobre la espacialización del peligro de incendio en México surgen en la década de los 80, del siglo pasado siendo pioneros los índices meteorológicos y los basados en las estadísticas. Después de la temporada de 1998 donde se presentó un fenómeno intenso del “Niño” este tipo de investigaciones cobran interés nacional. Aunque como se ha podido comprobar falta mucho por hacer ya que es una superficie muy pequeña la que se ha analizado sobre todo en regiones de bosques templado dejando de lado las selvas tropicales donde también se producen un gran número de incendios forestales.

Un punto importante a tener en cuenta es la mejora de la cartografía 1:250000 a 1:50000 para darle una mayor aproximación tanto a las cubiertas en general como a las regiones boscosas susceptibles a incendios. Quedo demostrado lo conveniente que es hacer este tipo de ajustes.

Finalmente se sugiere hacer pruebas de fiabilidad temática para los registros de incendios forestales y los puntos de calor e inclusive utilizar técnicas de percepción remota para detectar huellas o cicatrices de incendios forestales para un mejor entendimiento en la dinámica de los modelos de susceptibilidad a incendios.

Benguerai, A., Benabdeli, K., & Harizia, A. (2019). Forest fire risk assessment model using Remote Sensing and GIS techniques in Northwest Algeria. *Acta Silvatica et Lignaria Hungarica*, 15(1), 9–21.

<https://doi.org/10.2478/aslh-2019-0001>

Castillo, M., Pedernera, P., & Pena, E. (2003). Incendios forestales y medio ambiente: una síntesis global.

Revista Ambiente y Desarrollo de CIPMA, XIX(1), 44–53. <https://doi.org/10.1002/hyp.9647>

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Martín, M. P., ... Zamora, R. (2010). Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system

technologies. *Ecological Modelling*, 221(1), 46–58. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017>

Kalabokidis, K. D., Konstantinidis, P., & Vasilakos, C. (2002). GIS analysis of physical and human impact on wildfire patterns. *Proceedings 4th International Conference on Forest Fire Research and 2002 Wildland Fire Safety Summit. 18-23 November 2002, Luso-Coimbra, Portugal.*, 1–13.

Moraga Peralta, J. C. (2010). Evaluación del riesgo ante incendios forestales en la cuenca del río

Tempisque, Costa Rica. *Revista Geográfica de América Central*, 45(2), 33–64. Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/4517/451744669002.pdf>

- Pavlek, K., Bišćević, F., Furčić, P., Grđan, A., Gugić, V., Malešić, N., ... Cvitanović, M. (2016). Spatial patterns and drivers of fire occurrence in a Mediterranean environment: a case study of southern Croatia. *Geografisk Tidsskrift*. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1080/00167223.2016.1266272>
- Rasooli, S. B., Bonyad, A. E., & Bavaghar, M. . P. (2018). Forest fire vulnerability map using remote sensing data, GIS and AHP analysis (Case study: Zarivar Lake surrounding area). *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 16(4), 369–377. <https://doi.org/10.22124/cjes.2018.3205>
- Vega García, C., Woodard, P. M., Titus, S. J., Adamowicz, W. L., & Lee, B. S. (1999). Dos modelos para la predicción de incendios forestales en Whitecourt Forest, Canadá. *Investigación Agraria. Sistemas y Recursos Forestales*, 8(1), 11–12.

ANEXO A MODELOS DE BOSQUES Y SELVAS ZONA SUR

Etapa 1: Detección de cicatrices de incendios en bosques para el año 2011

Cuadro 1: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada

Rangos en ha.	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	699	91.5	1,151.45	26.7
10 a 50	54	7.1	1,012.60	23.5
50 a 100	4	0.5	284.1	6.6
Más de 100	7	0.9	1,867.20	43.3
Total	764	100	4,315.35	100

Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

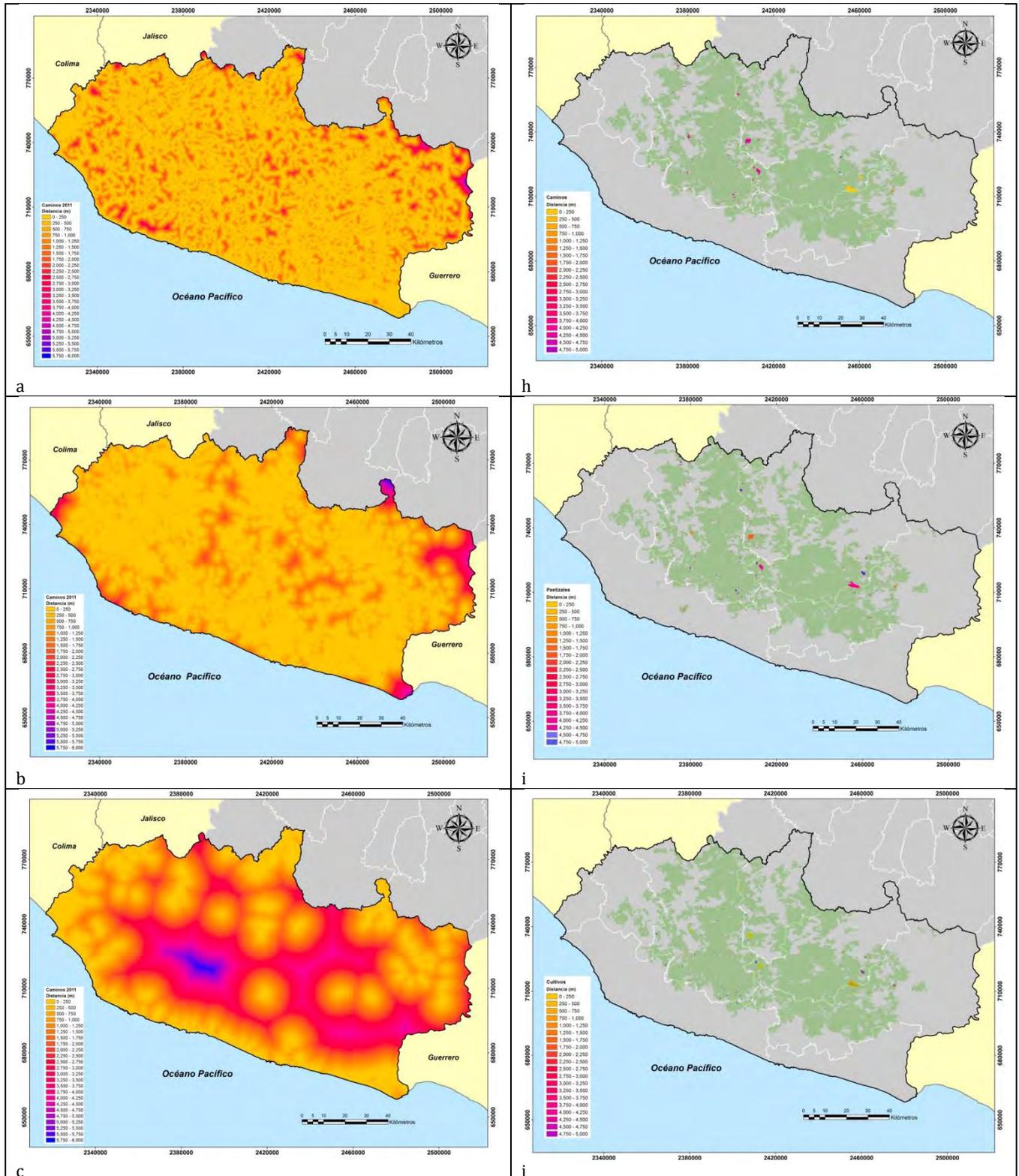
b) Correlación de variables

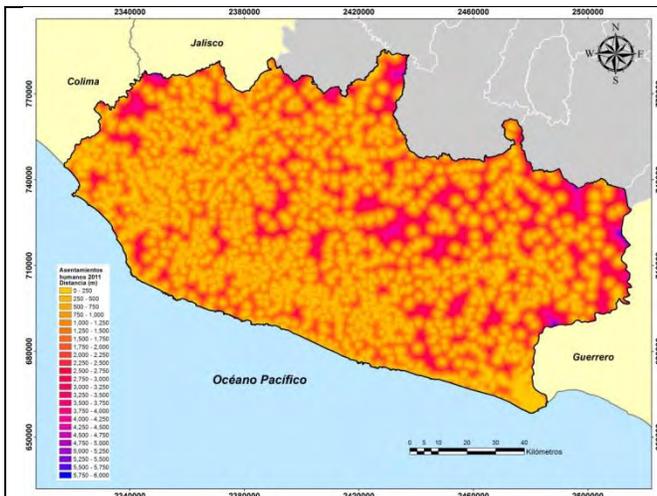
Cuadro 2: Correlación de variables antrópicas

Bosques 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.13409	-0.15613	0.22719
Proximidad a pastizales	0.13409	1	-0.33672	0.48014
Proximidad a cultivos	-0.15613	-0.33672	1	-0.28692
Proximidad a asentamientos humanos	0.22719	0.48014	-0.28692	1

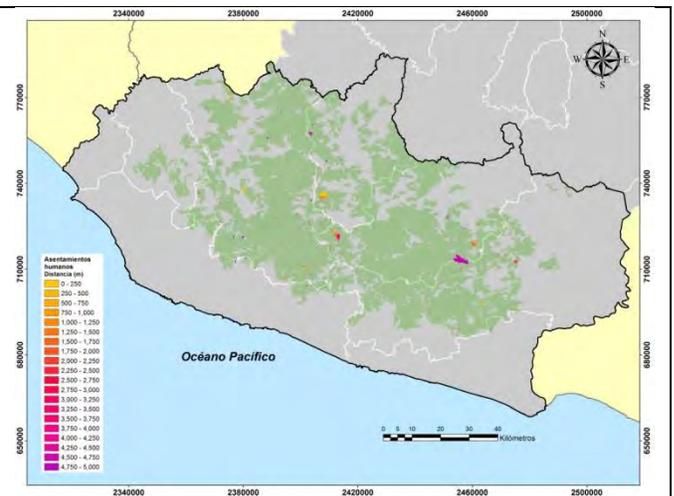
c) Preparación de mapas que muestran la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (1).

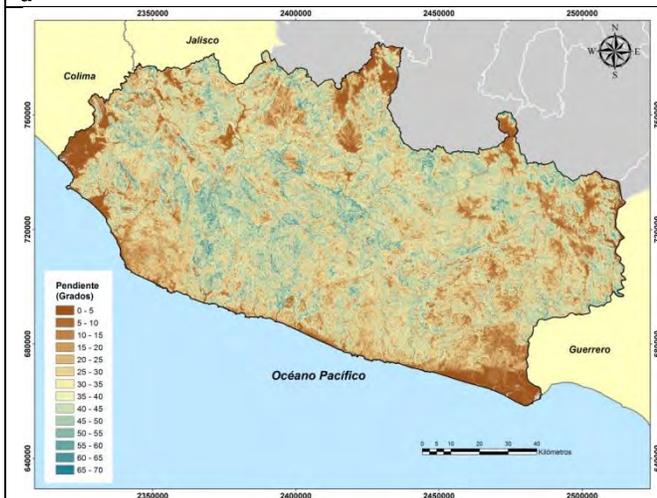




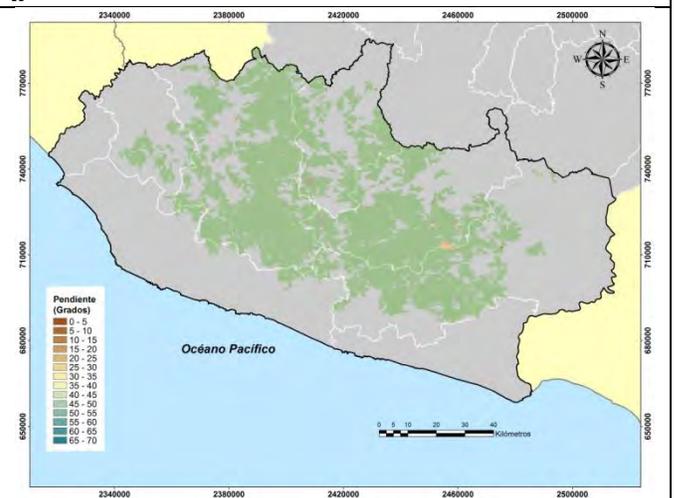
d



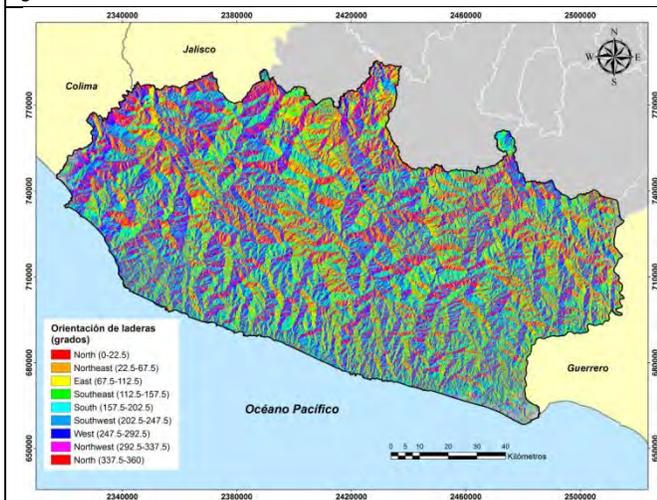
k



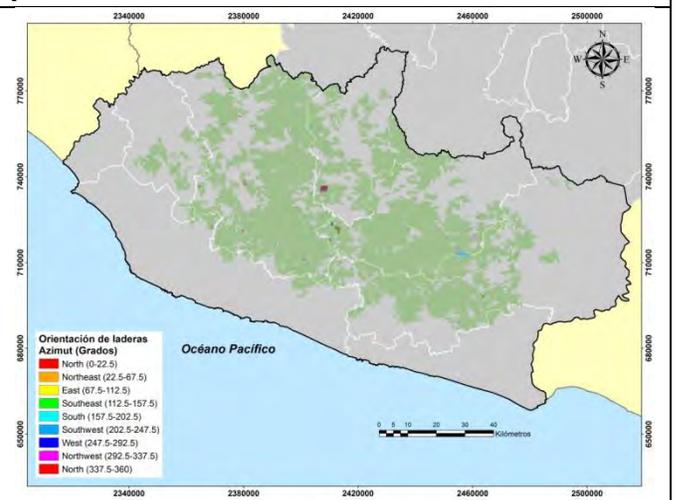
e



l



f



m

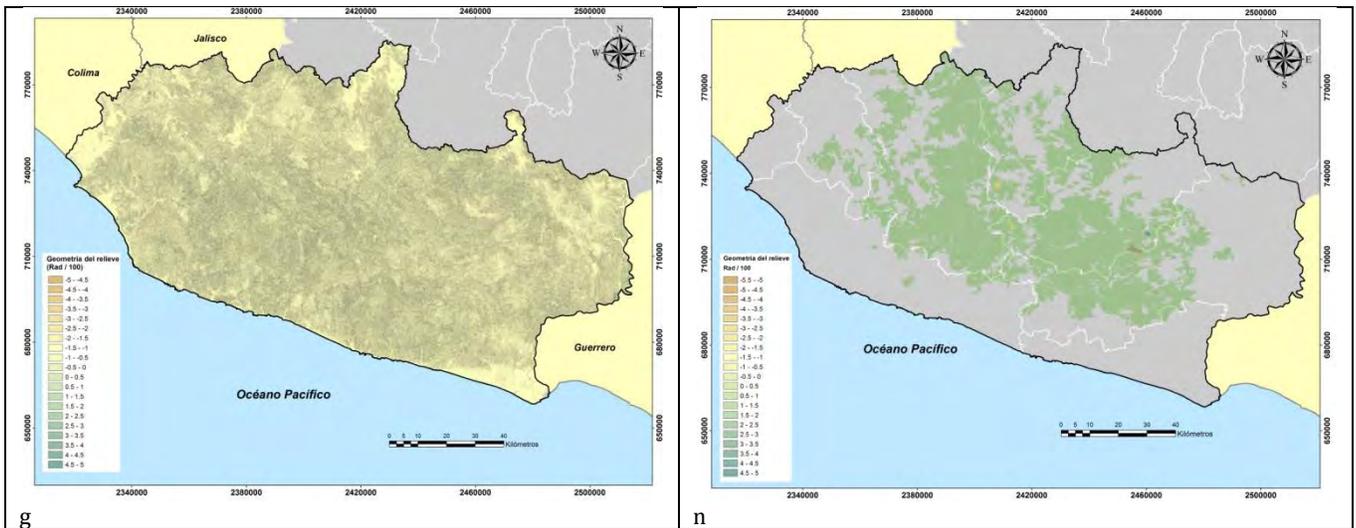
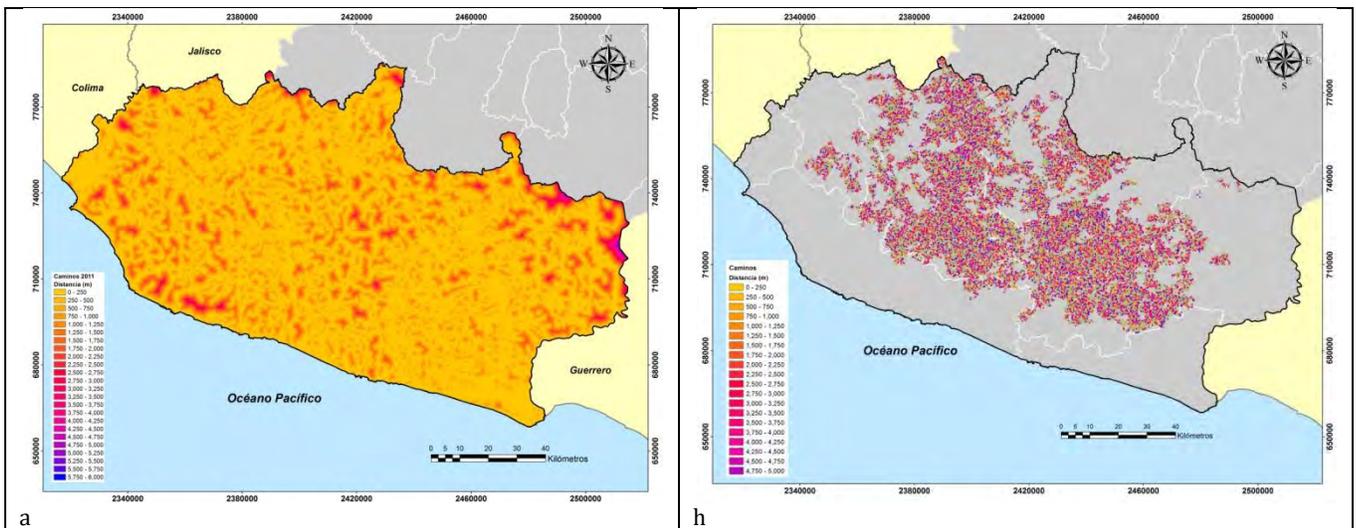
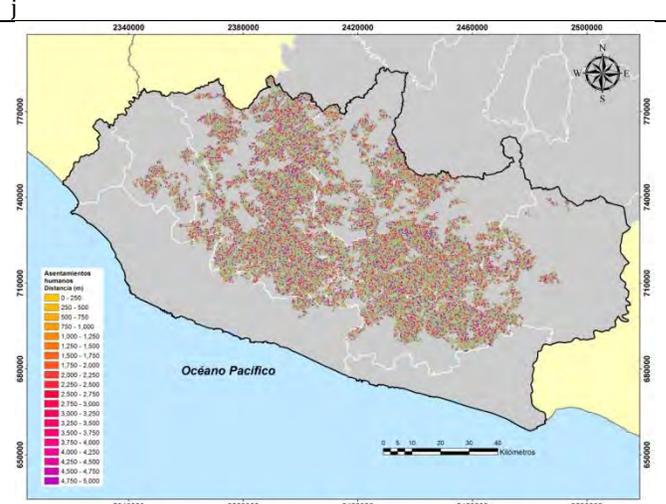
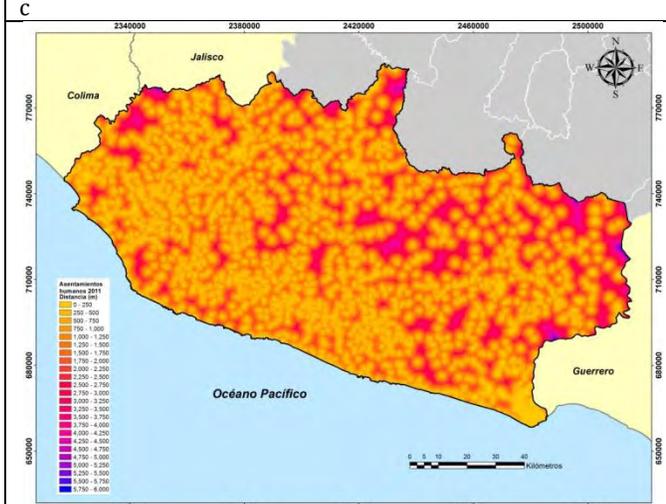
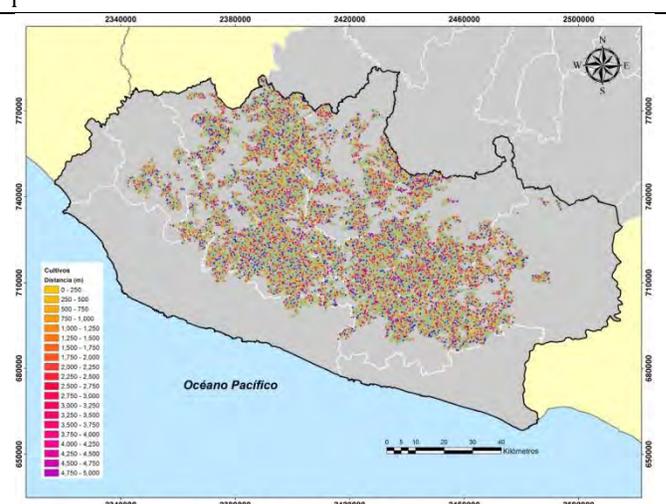
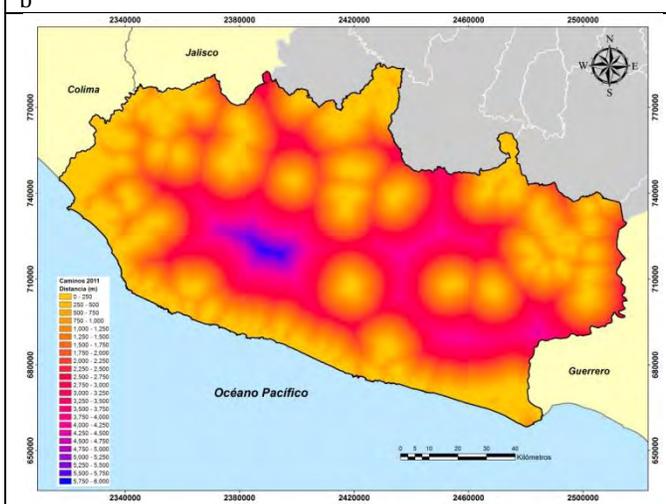
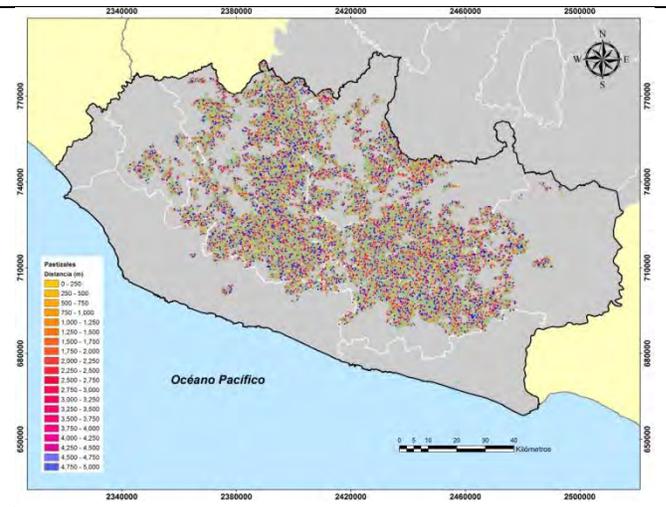
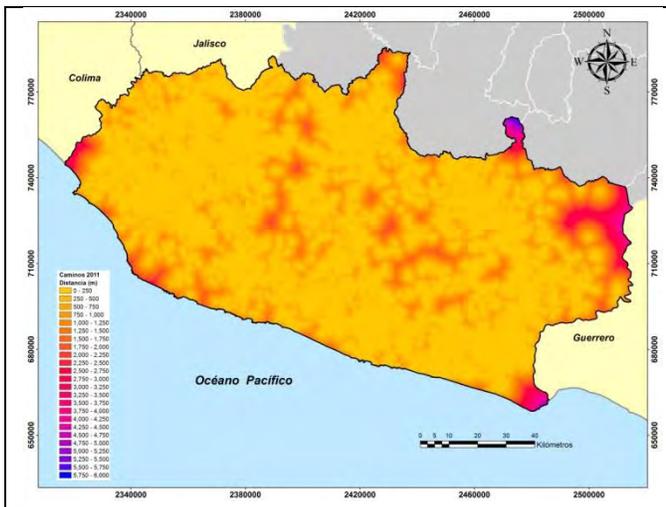


Figura 1: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (2).





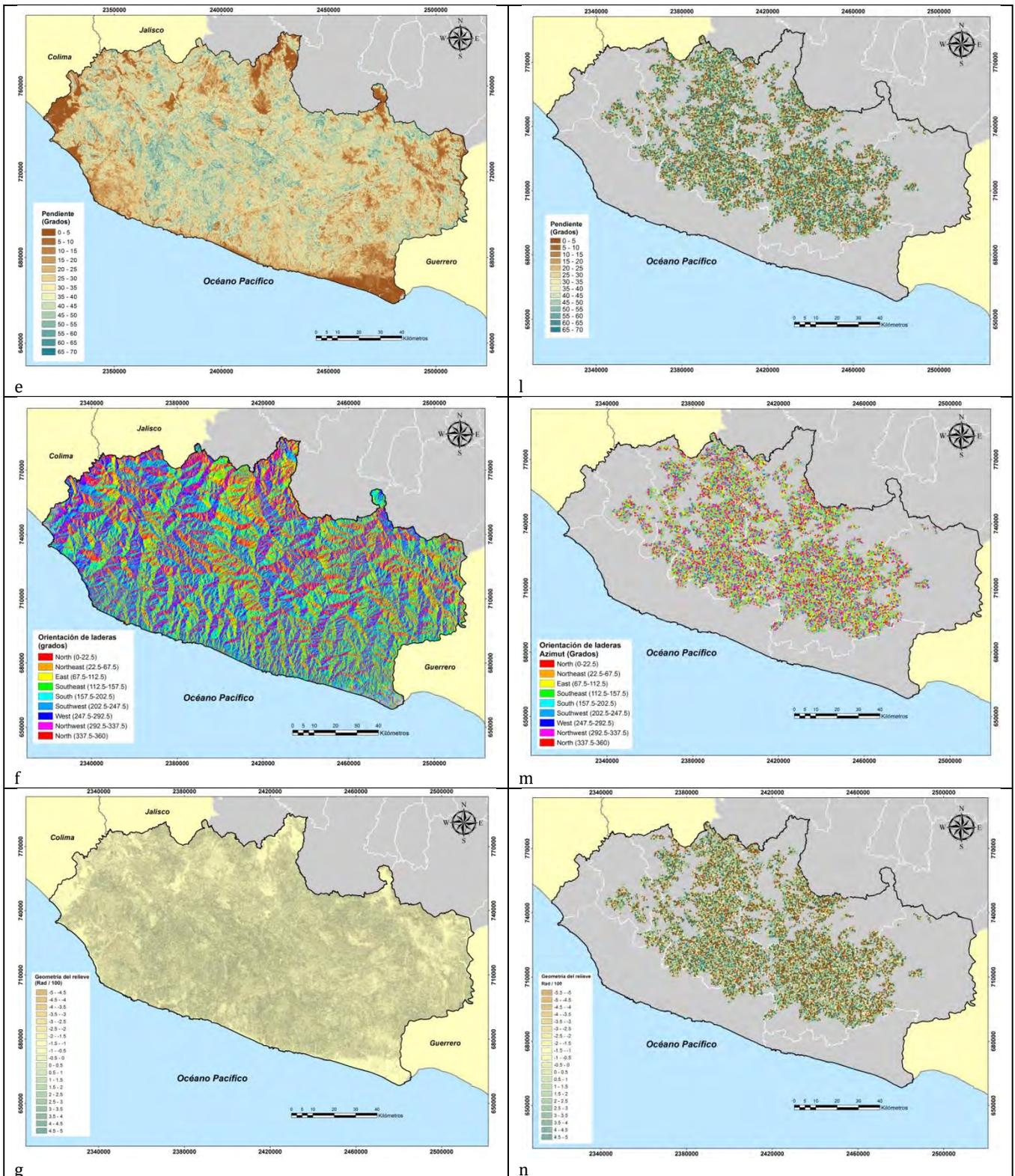


Figura 2: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios simuladas aleatoriamente cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

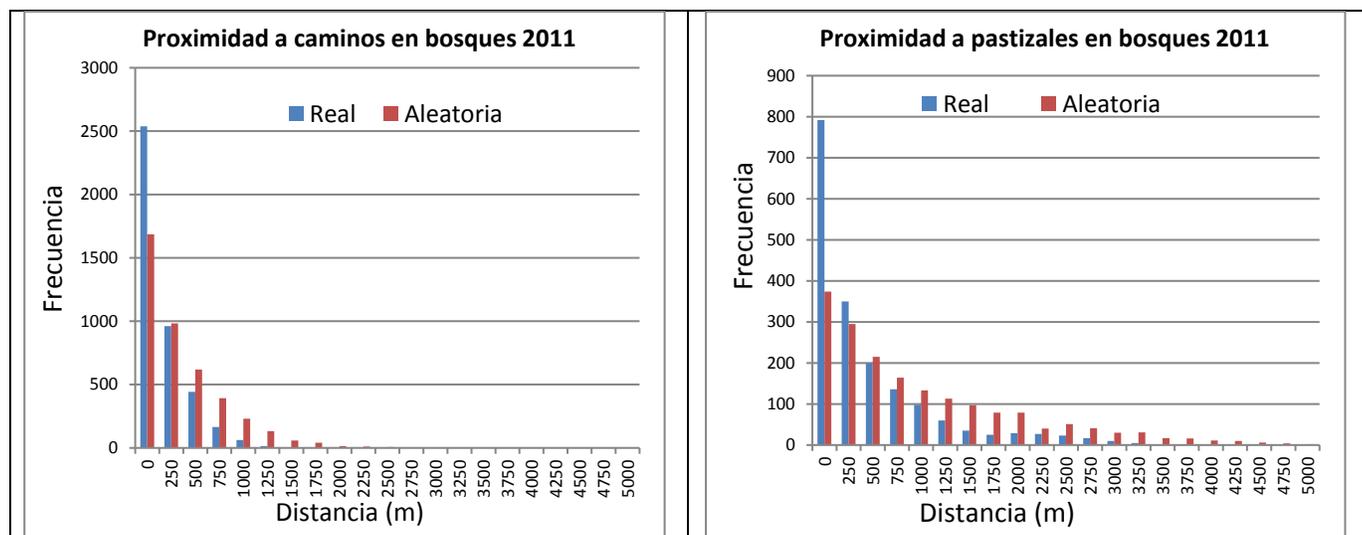
e) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Cuadro 3: Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de bosques en 2011	Proporción de píxeles de bosques por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	6302	794405	0.402657	2538	1685
500	4254	445498	0.225807	961	983
750	2915	300108	0.152114	443	618
1000	1745	187017	0.094792	165	393
1250	1112	110235	0.055874	62	231
1500	451	63877	0.032377	15	132
1750	318	35128	0.017805	6	58
2000	97	18018	0.009132	1	41
2250	0	9041	0.004582	0	14
2500	0	4012	0.002033	0	11
2750	0	2170	0.001099	0	7
3000	0	1164	0.000589	0	2

f) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (3)



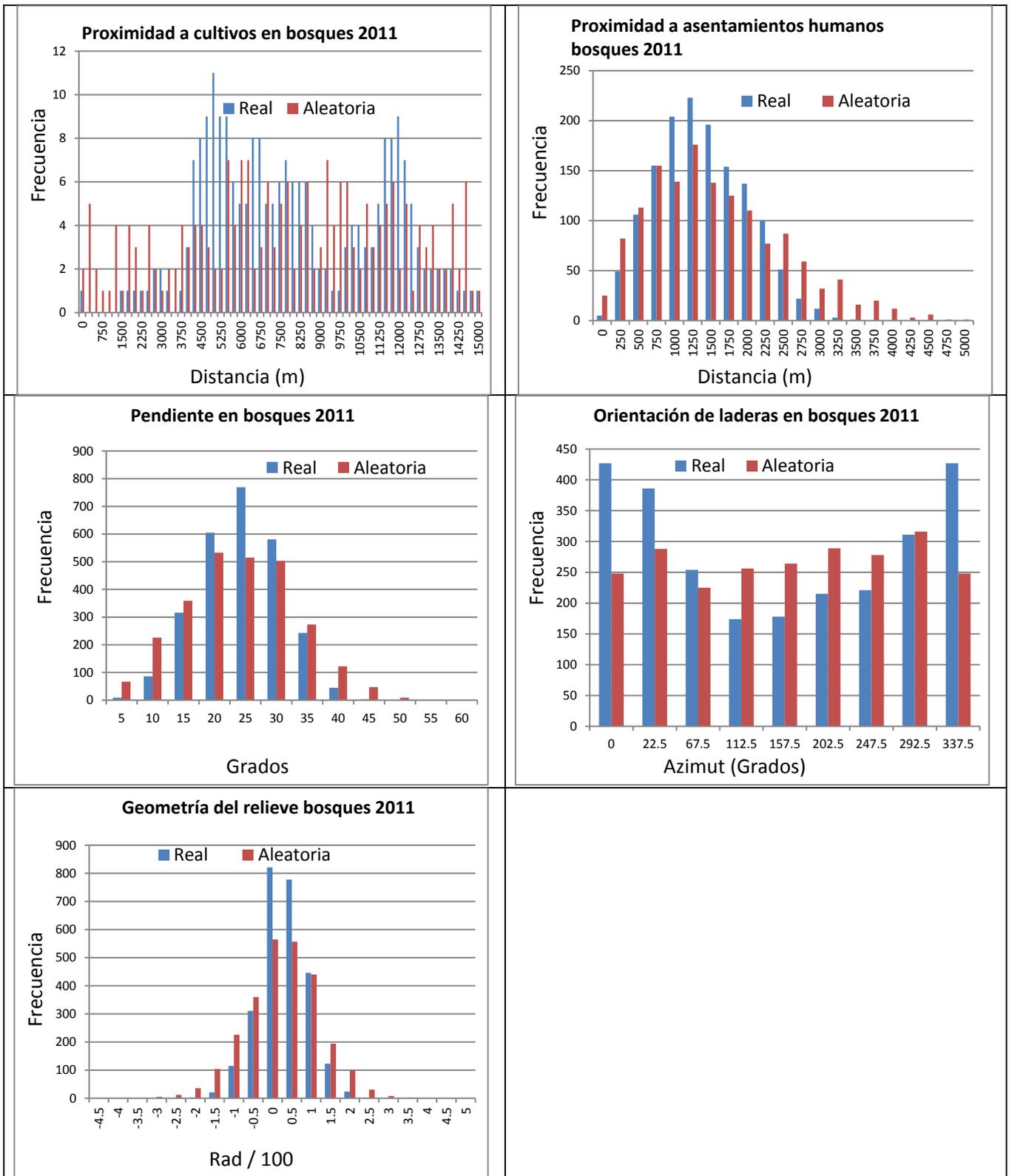


Figura 3: Comparación de frecuencias real y aleatoria de las variables analizadas.

Cuadro 4: Relevancia de las variables analizadas para bosques 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.0280368****	0.0034297****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	0.095378****	0.13899***			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.152844***	2.596E-06****	Espurio		Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.341251*	0.0023216****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.998114*	0.36301*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.994408*	0.00489****	Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.295021**	1.399E-08****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Convertir los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase.

Cuadro 5: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	2538	1.0000
500	961	0.3785
750	443	0.1747
1000	165	0.0651
1250	62	0.0244
1500	15	0.0057
1750	6	0.0022
2000	1	0.0003
2250	0	0.0
2500	0	0.0
2750	0	0.0
3000	0	0.0

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados 4:

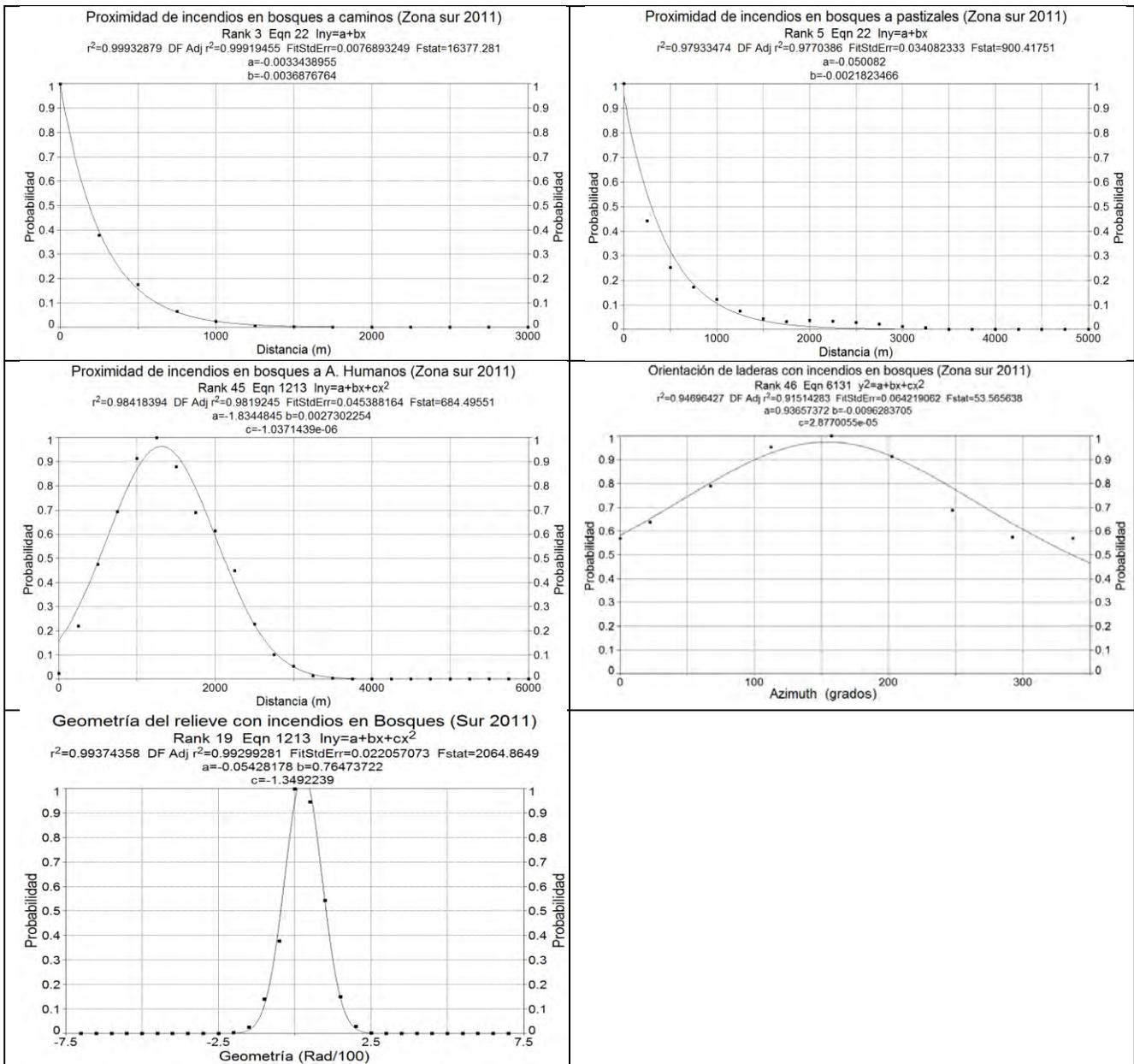


Figura (4): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (5).

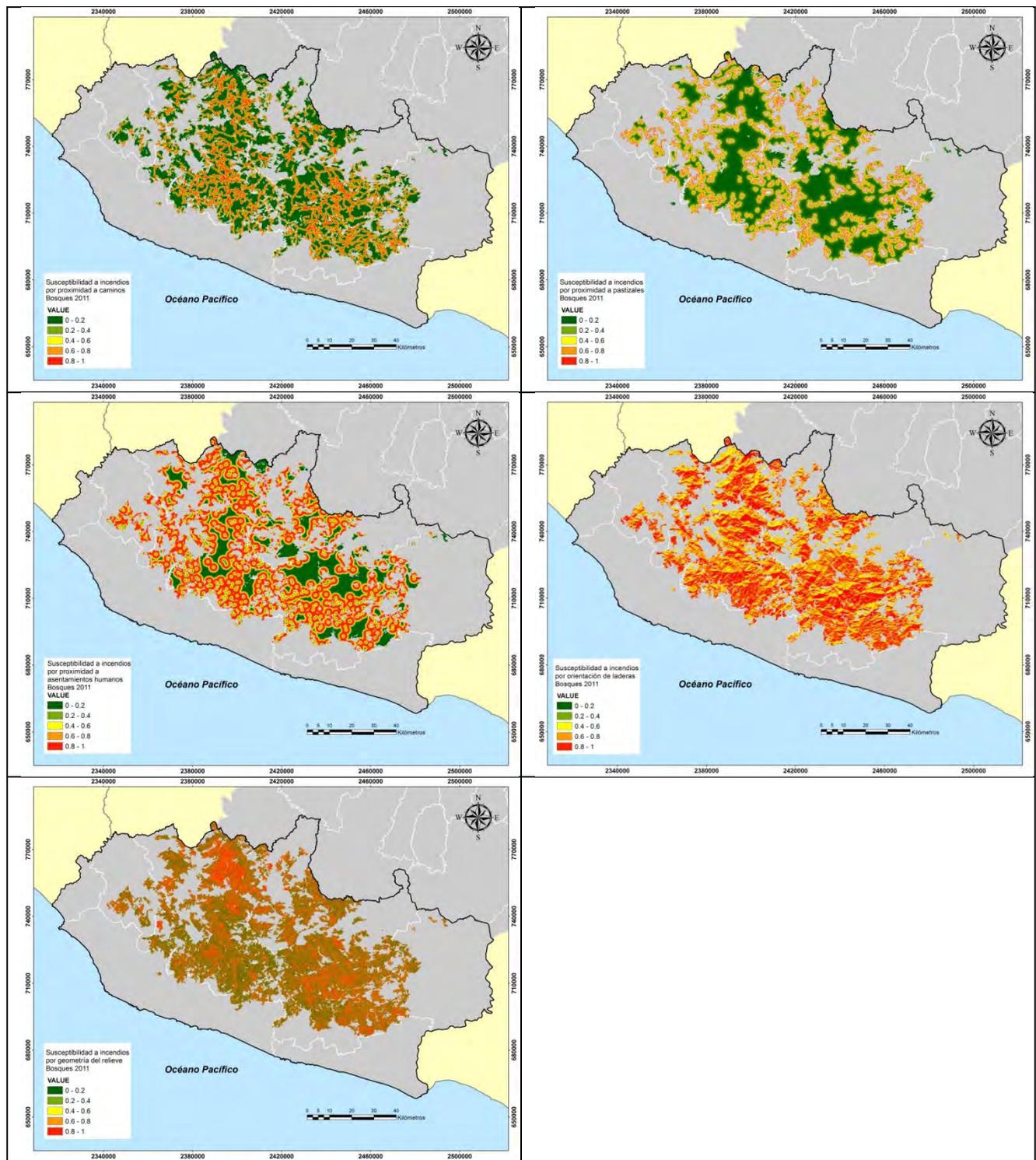


Figura 5: Mapas de susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos, proximidad a pastizales, proximidad a asentamientos humanos, por orientación de laderas y por geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Cuadro 6: Grado de influencia de cada variable

Parámetro analizado	Distancia K S (Valor D)	Proporción	Ranking
Proximidad a caminos	0.5424	0.25	1
Proximidad a pastizales	0.3585	0.16	4
Proximidad a asentamientos humanos	0.4727	0.21	3
Orientación de laderas	0.3056	0.14	5
Geometría del relieve	0.5217	0.24	2
Total	2.2009	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2011

Para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios forestales en bosques del año 2011 se aplicó la fórmula 6:

$$SIBo11 = (Suscxproxcam * 0.25) + (Suscxgeo * 0.24) + (Suscxproxashum * 0.21) + (Suscxproxpz * 0.16) + (Susxcort * 0.14)$$

Donde

SIBo11= Susceptibilidad a incendios en los bosques del año 2011.

Suscxproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscxgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscxproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscxproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susxcort= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en los bosques del año 2011. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo con el siguiente cuadro (47):

Cuadro 7: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (6):

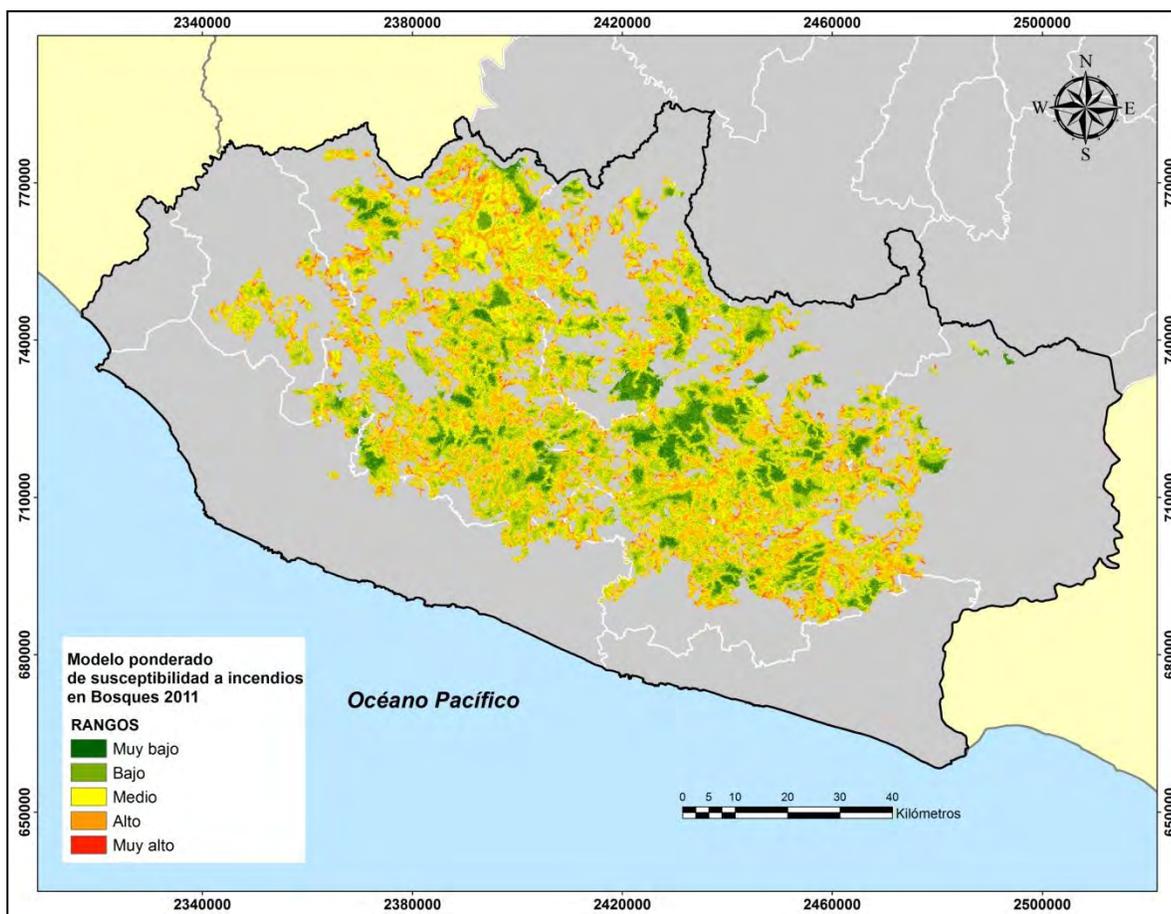


Figura 6: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2011.

Cuadro 8: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosques en peligro del año 2011
Muy bajo	17785	3.7
Bajo	133777	27.7
Medio	227880	47.3
Alto	96775	20.1
Muy alto	5971	1.2

Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se clasificaron imágenes Landsat 8 con el método del INPE y se obtuvieron los siguientes resultados para bosques (Cuadro 9):

Cuadro 9: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	540	3,168.50	11.8
Landsat 2015	743	3,418.25	12.8
Landsat 2016	1,064	6,610.50	24.7
Landsat 2017	916	8,049.00	30.1
Landsat 2018	705	5,513.50	20.6
Landsat 2014 a 2018	3,968	26,759.75	100

La superficie afectada se dividió de acuerdo con el grado de peligro según el modelo propuesto como se muestra a continuación (Cuadro 10):

Cuadro 10: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

BOSQUES SUR 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	73.25	2.3	40.25	1.2	127.5	1.9	99.25	1.2	80.5	1.5	420.75	1.6
Bajo	815.5	25.7	620.25	18.1	1532.75	23.2	1741.25	21.6	1050.5	19.1	5760.25	21.5
Medio	1546.5	48.8	1753	51.3	3196.5	48.4	4083.75	50.7	2693.75	48.9	13273.5	49.6
Alto	685.5	21.6	934.5	27.3	1628.5	24.6	1992.25	24.8	1556.5	28.2	6797.25	25.4
Muy Alto	47.75	1.5	70.25	2.1	125.25	1.9	132.5	1.6	132.25	2.4	508	1.9
Total	3168.5	100	3418.25	100	6610.5	100	8049	100	5513.5	100	26759.75	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 7).

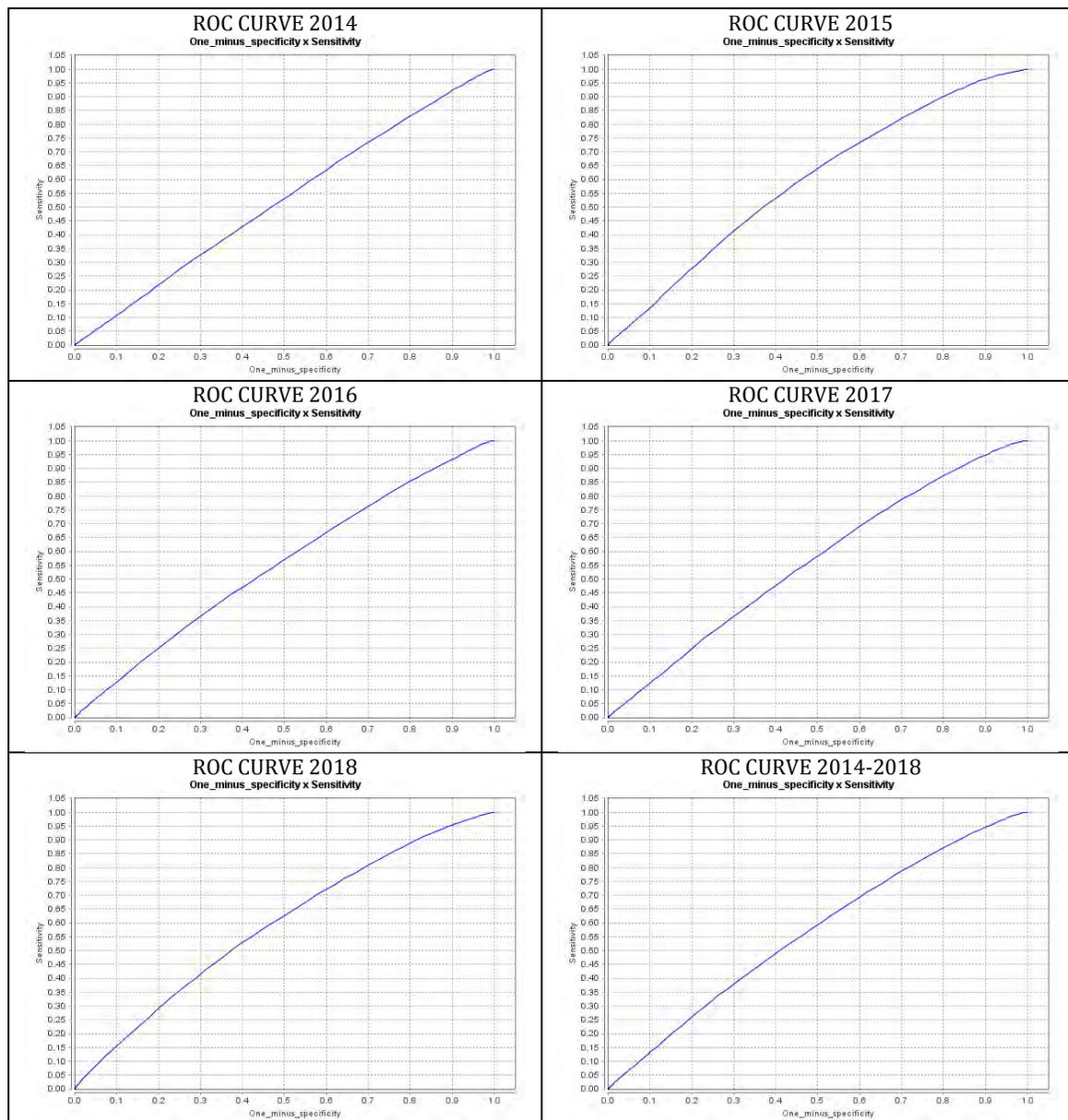


Figura 7: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro (11):

Cuadro 11: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5233
2015	0.5926
2016	0.5510
2017	0.5600
2018	0.5899
2014 a 2018	0.5657

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para para los bosques del año 2012

Etapa 1: Detección de cicatrices de incendios en bosques 2012

Cuadro 12: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	463	85.7	896.7	38.0
10 a 50	75	13.9	1,294.70	54.9
50 a 100	1	0.2	67.6	2.9
Más de 100	1	0.2	100.52	4.3
Total	540	100	2,359.52	100

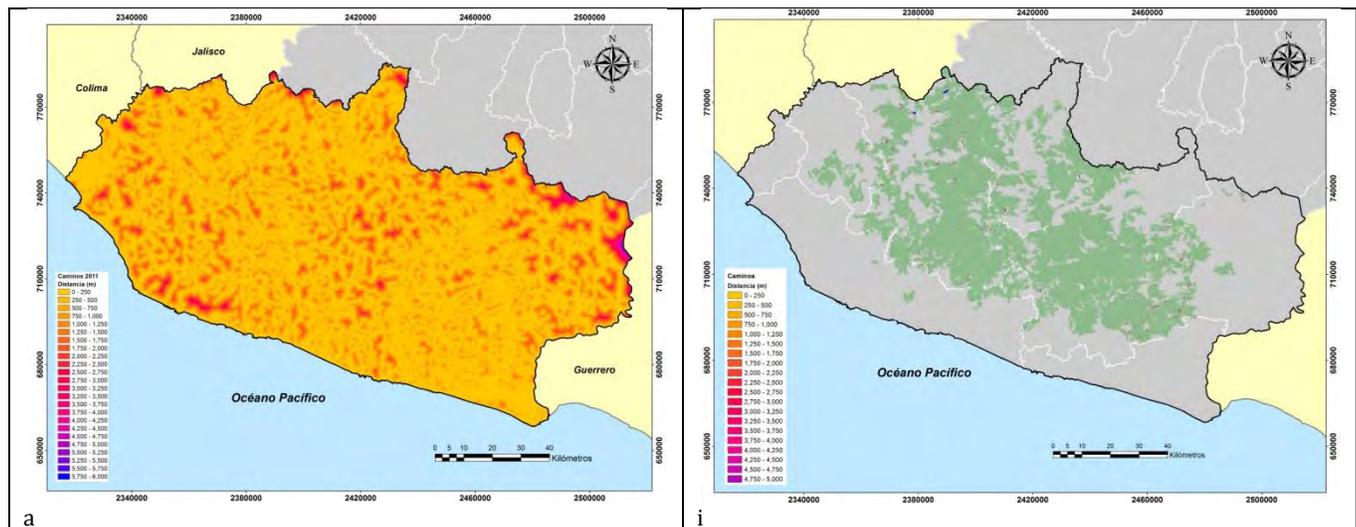
Etapa 2: La relevancia de las variables

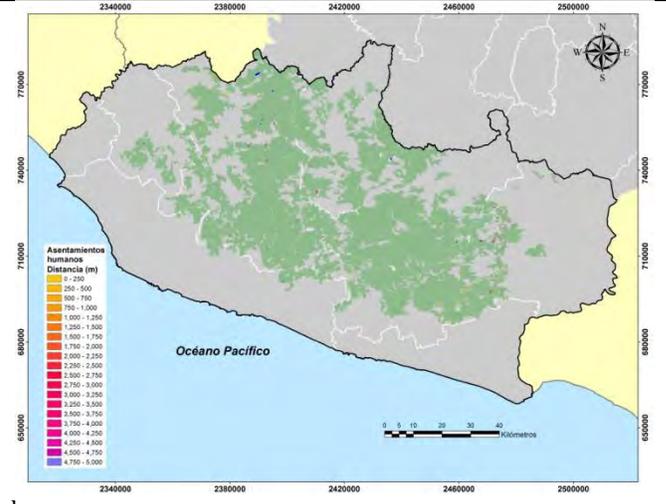
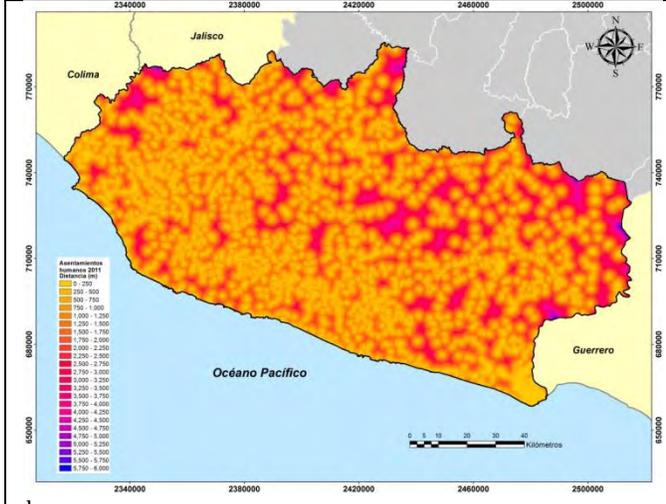
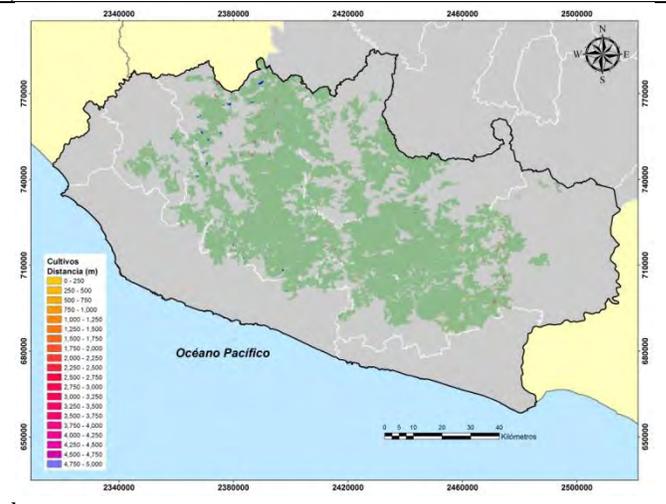
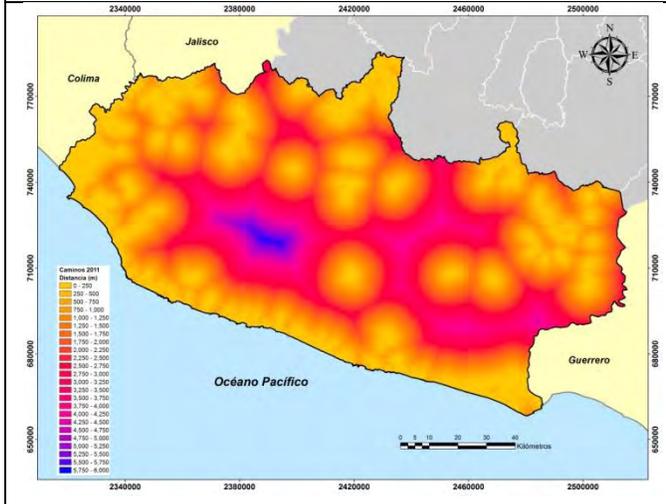
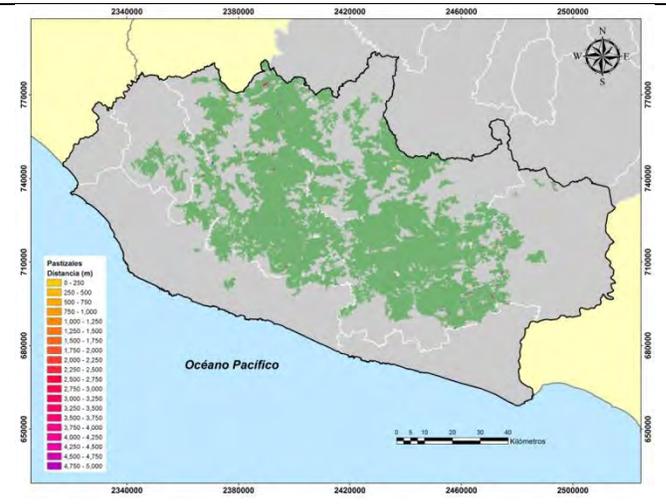
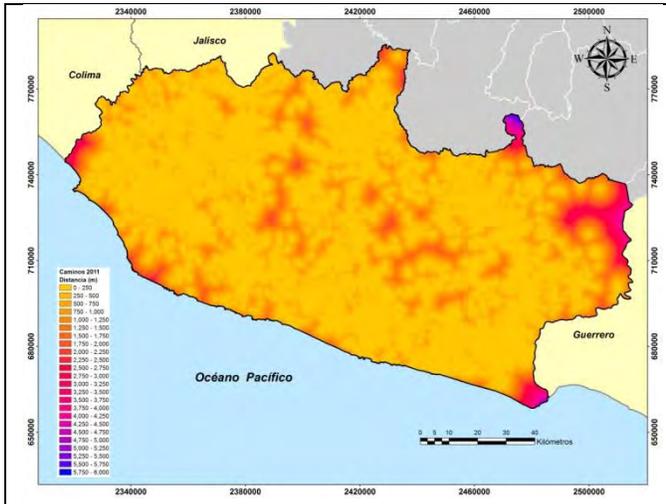
a) Preparación de las variables ya probadas

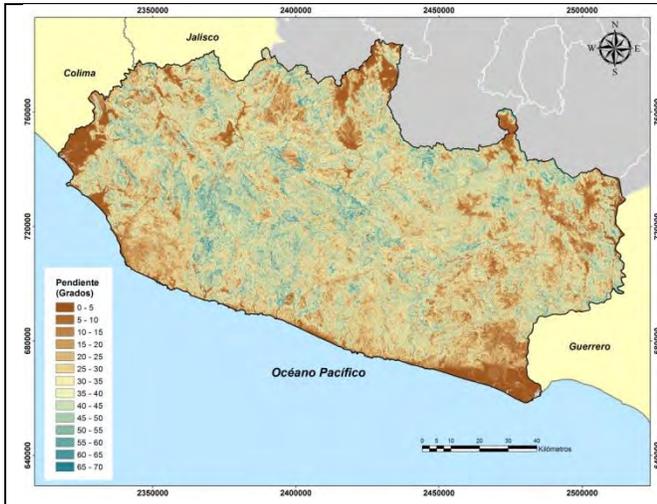
Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Una variable que se integra en los modelos del año 2012 es la proximidad a los incendios anteriores; es decir se construye esta variable con las cicatrices de incendios del año 2011.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (8).



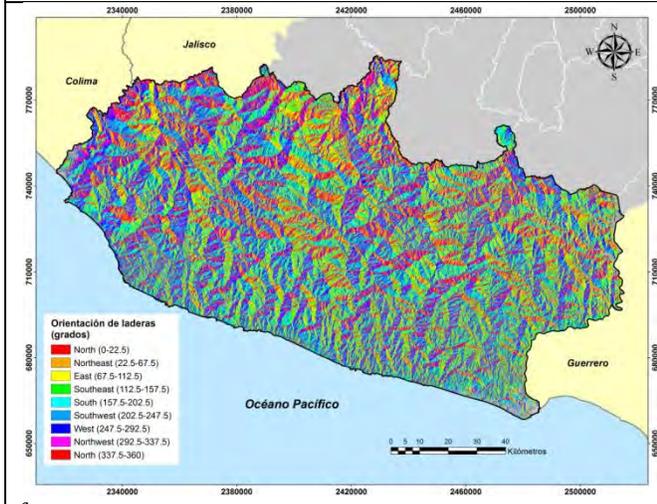




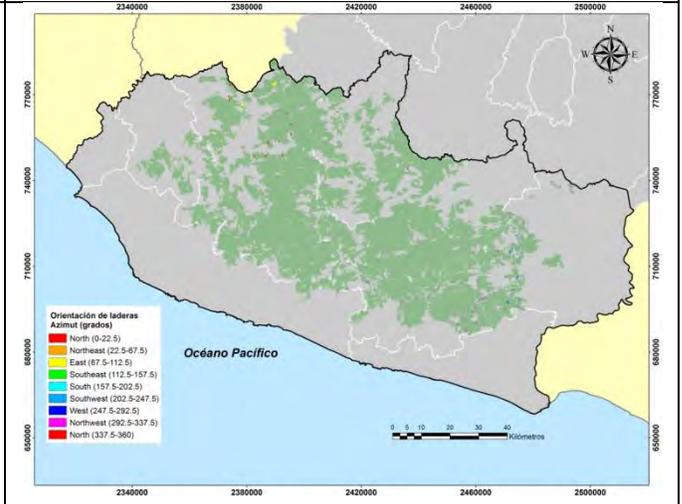
e



m



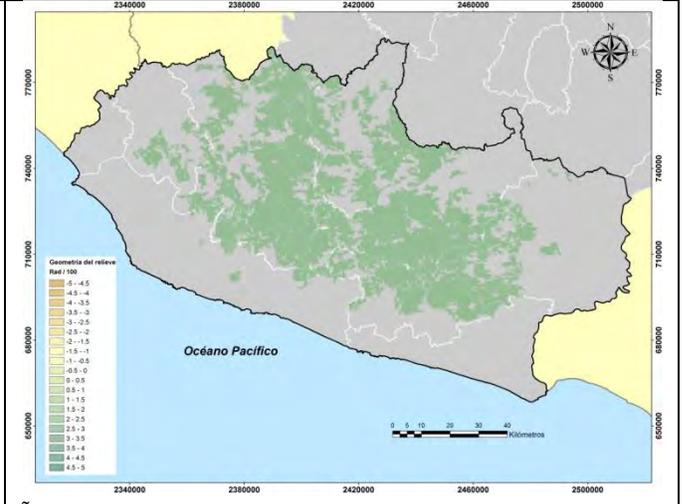
f



n



o



ñ

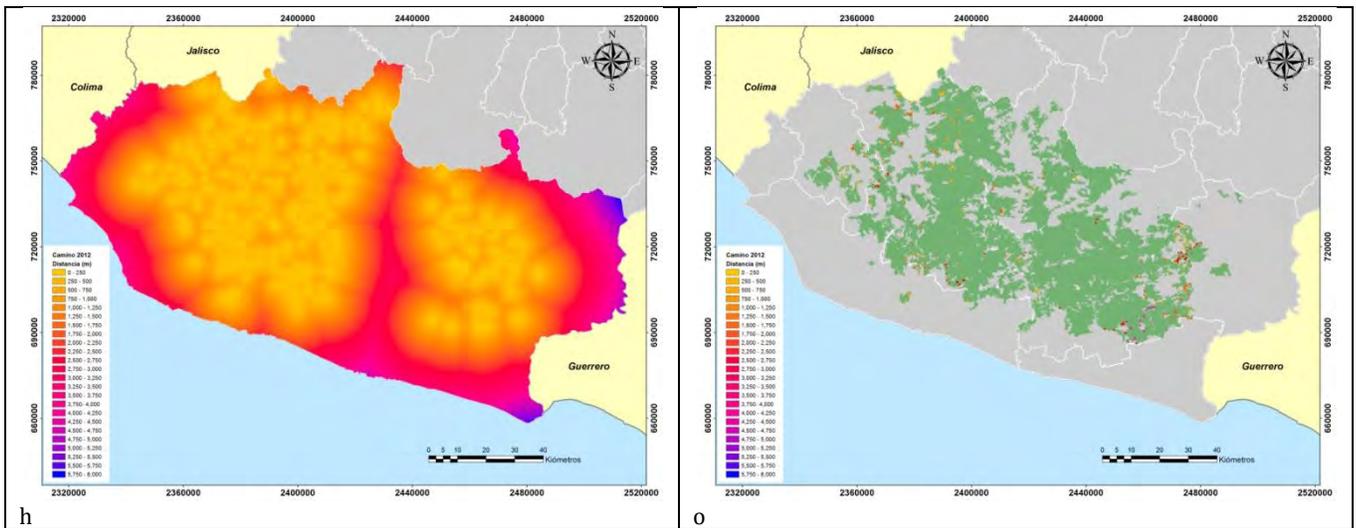
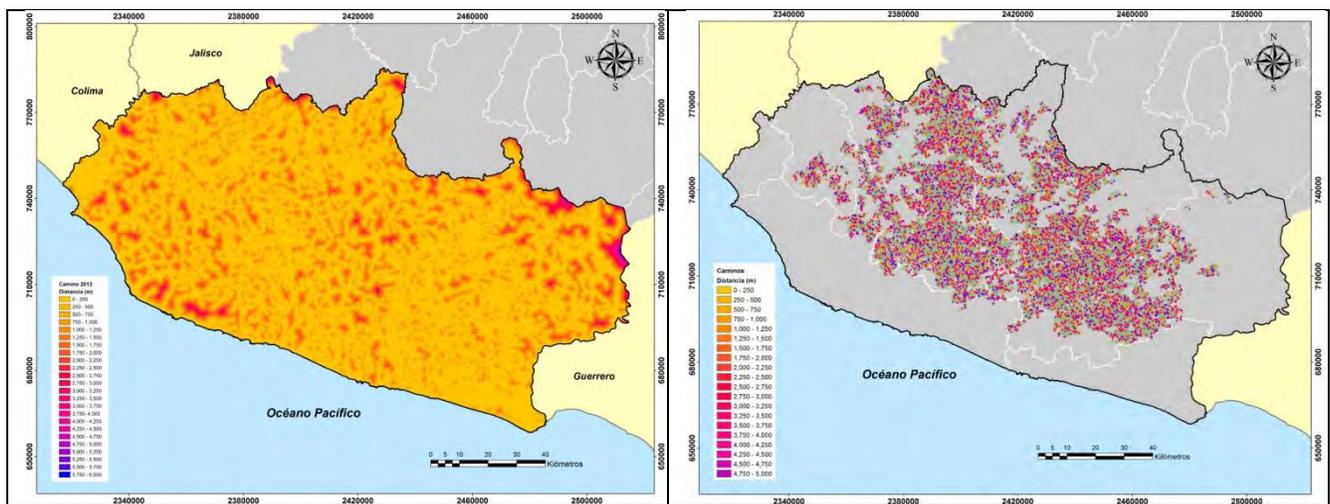
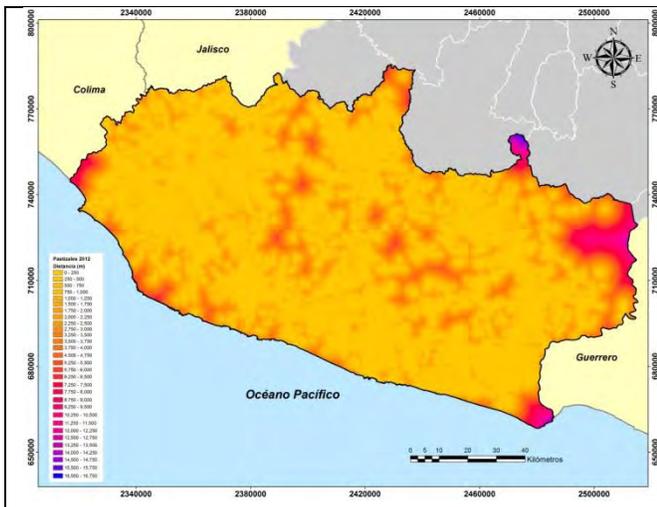


Figura 8: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

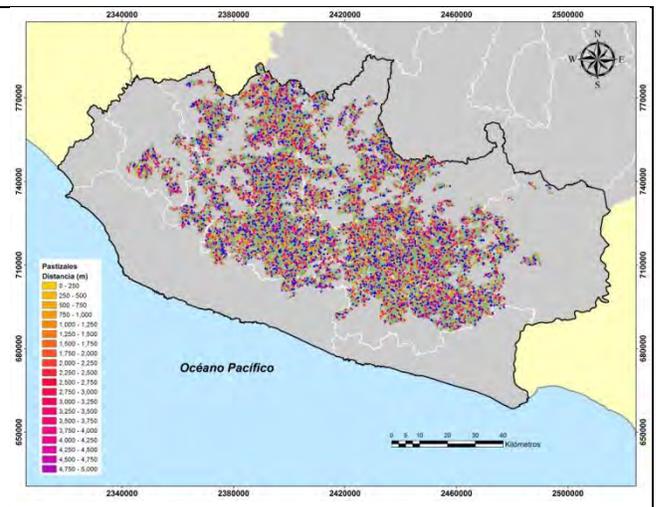
c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (9).

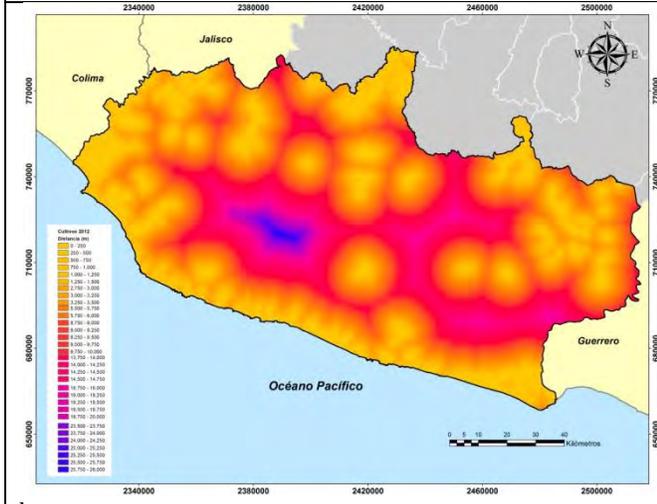




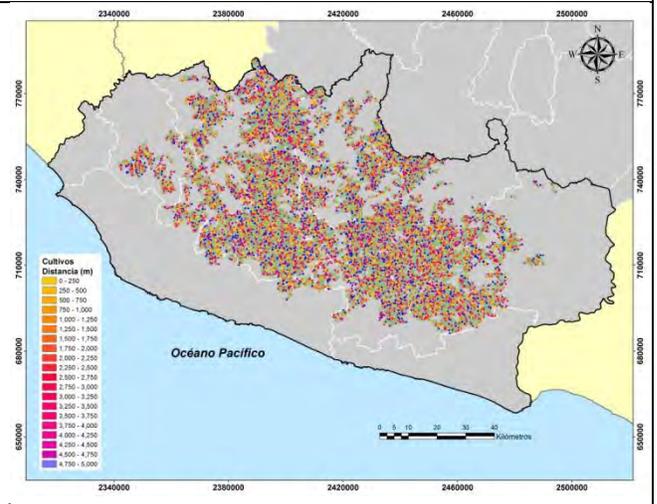
a



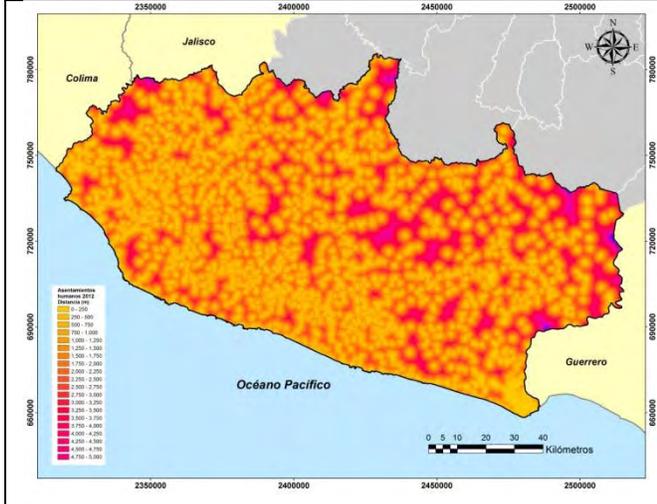
h



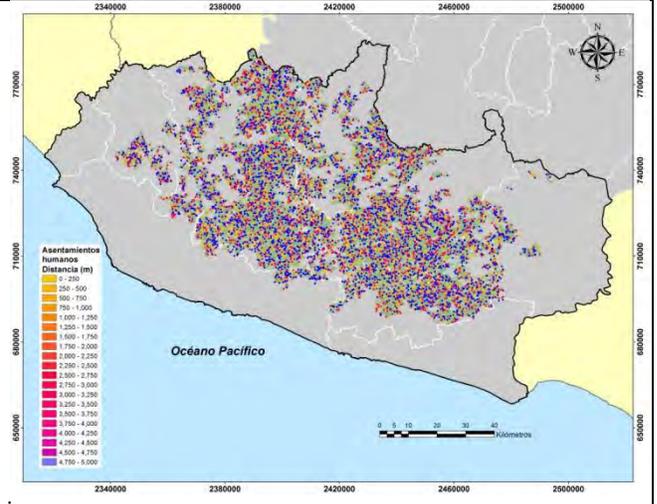
b



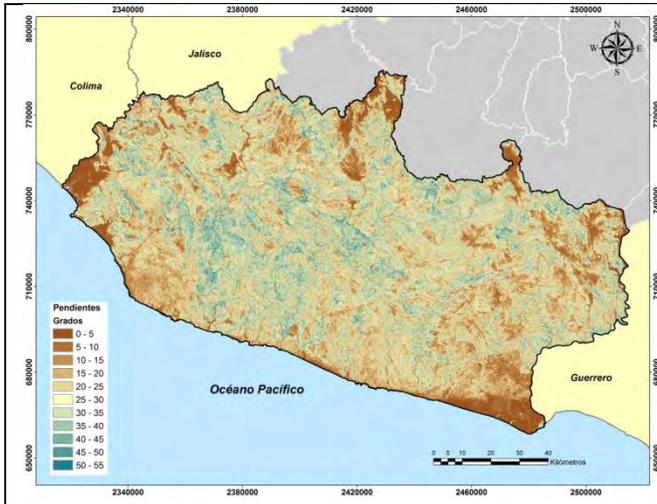
i



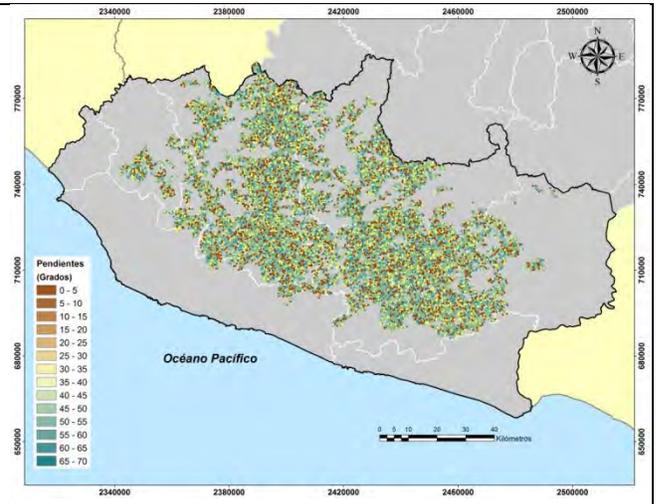
c



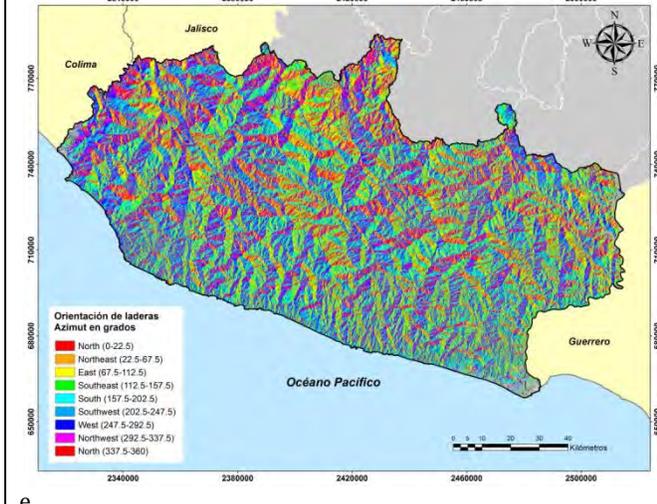
j



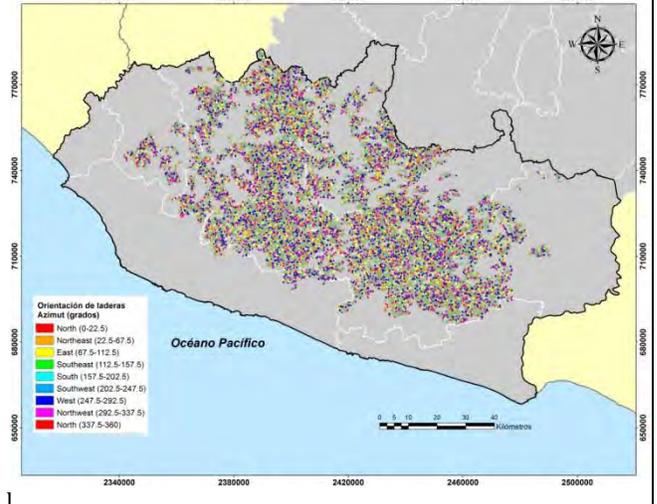
d



k



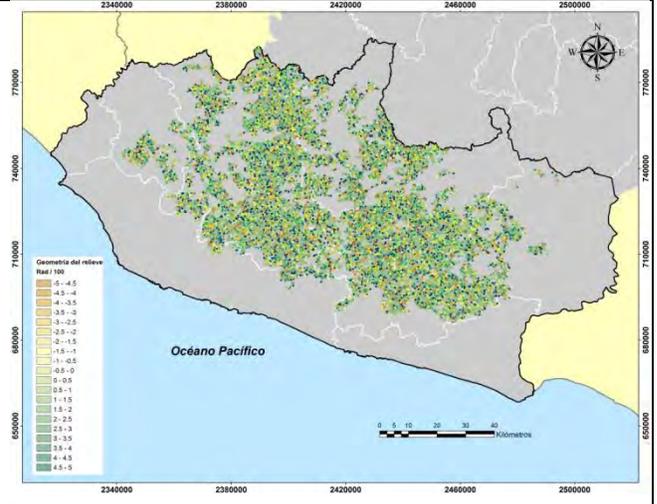
e



l



f



m

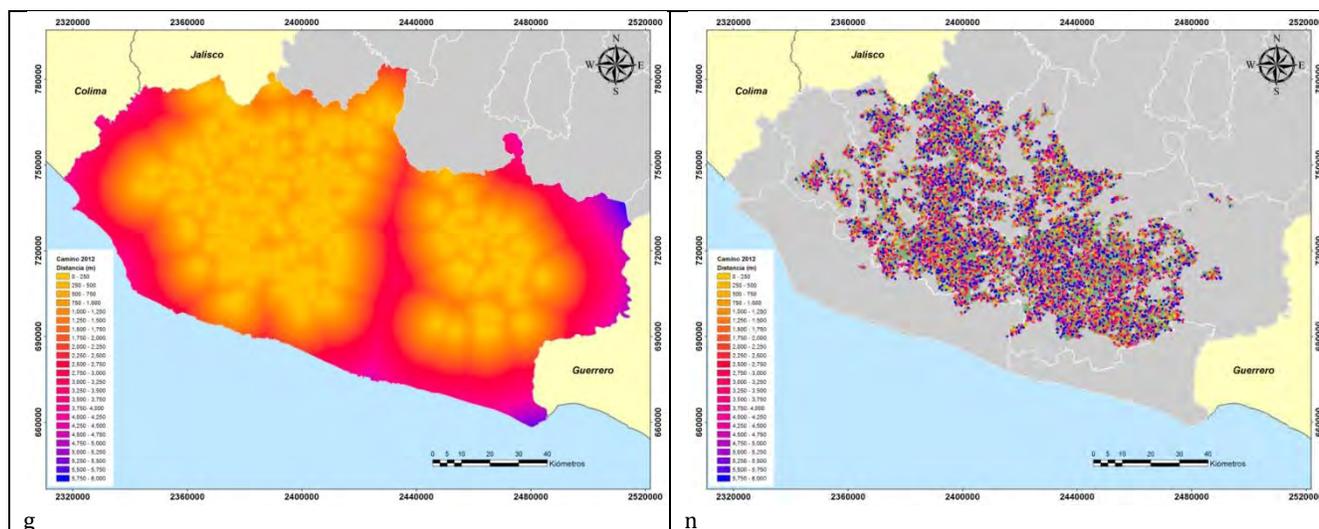


Figura 9: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

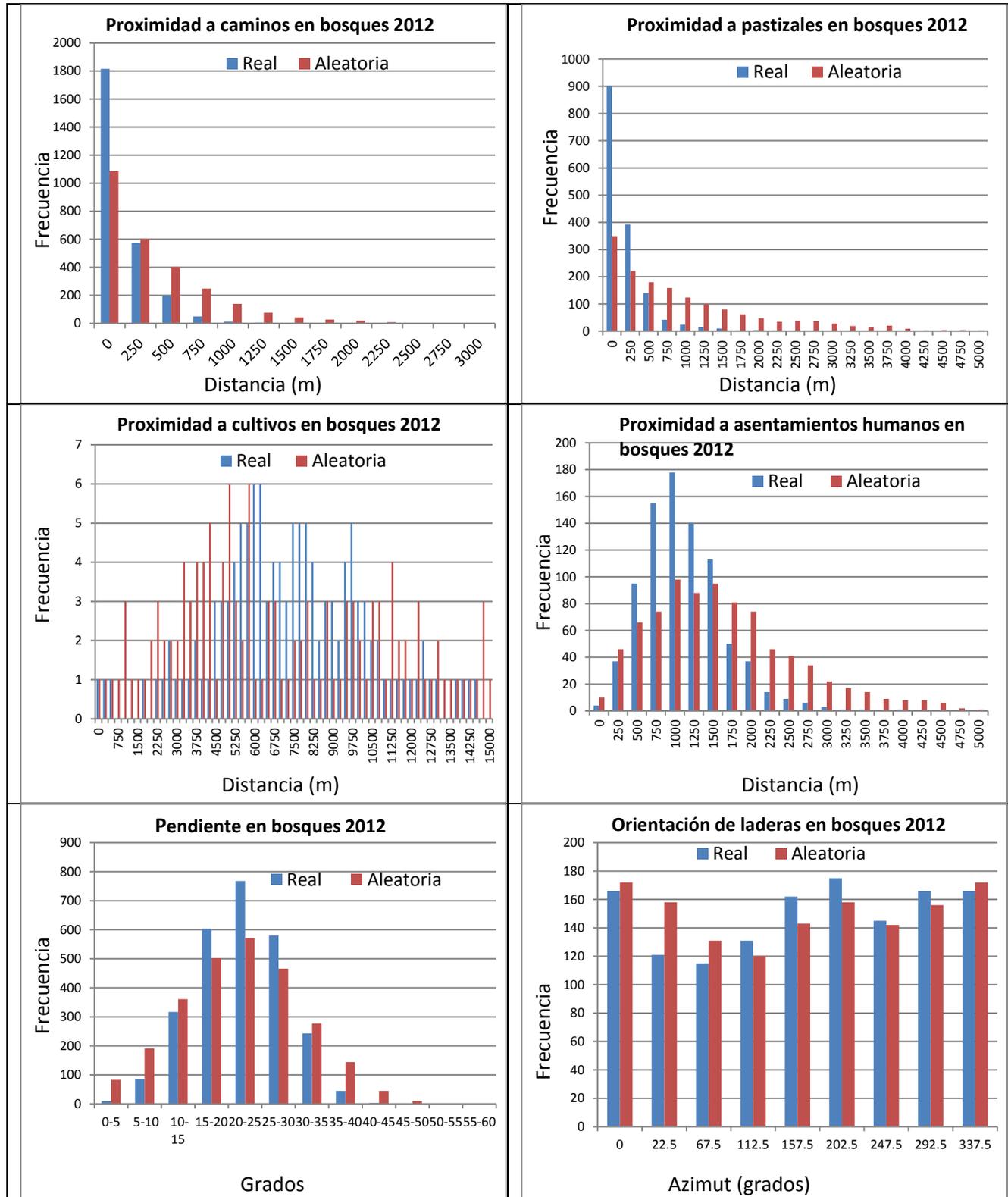
Cuadro 13: Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles en bosques 2012	Proporción de pixeles de bosques por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	4509	787220	0.402825	1816	1086
500	2550	440585	0.225449	575	602
750	1297	296738	0.151842	197	403
1000	528	185045	0.094685	50	248
1250	240	109468	0.056015	13	139
1500	181	63602	0.032545	6	76
1750	109	35046	0.017933	2	43
2000	10	18044	0.009233	0	27
2250	0	9053	0.004632	0	19
2500	0	3977	0.002035	0	8
2750	0	2075	0.001061	0	2
3000	0	1161	0.000594	0	3

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas para eliminar el efecto del tamaño en los bosques año 2012.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (10)



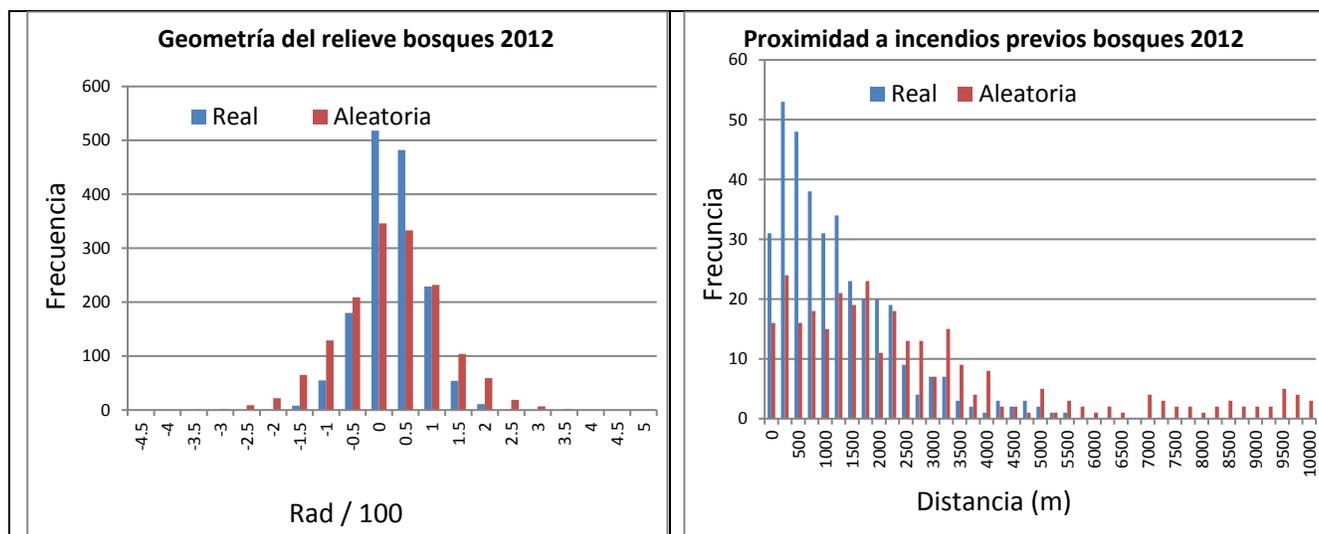


Figura 10: Comparación de muestras real y aleatoria de las variables analizadas.

Las pruebas t de Student y F de Fisher se aplicaron a las distribuciones procedentes de una distribución normal. Las pruebas W de Wilcoxon y Kolmogorov se aplicaron a las variables con una distribución no normal. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (14):

Cuadro 14: Relevancia de las variables analizadas para bosques 2012.

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.0734653****	0.0603956****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	0.0039482****	0.0017493****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.482362*	8.151E-08****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.105199**	0.036631****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.997405*	0.340691*	No relevante
Orientación de laderas	Normal			0.990255*	0.00427****	Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.246093**	1.399E-08****			Relevante
Proximidad a incendios previos	No normal	0.0000035****	0.00000****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Conversión los valores de frecuencia a probabilidad para la variable incendios y su proximidad a caminos en bosques del año 2012 (cuadro 15).

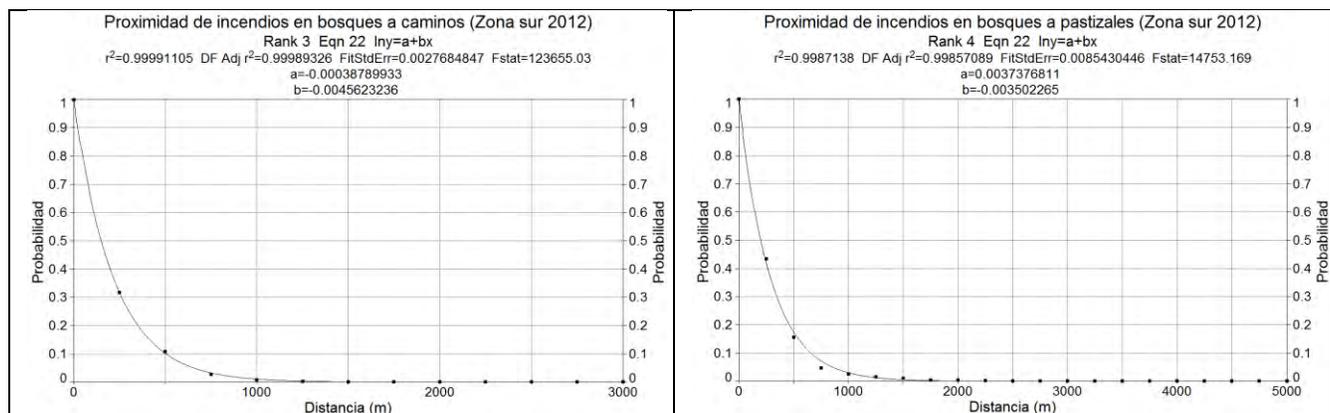
Cuadro 15: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
0	1816	1.0000
250	575	0.3165
500	197	0.1084
750	50	0.0275
1000	13	0.0074
1250	6	0.0032
1500	2	0.0010
1750	0	5.08E-05
2000	0	0.0000
2250	0	0.0000
2500	0	0.0000
2750	0	0.0000
3000	0	0.0000

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (11):



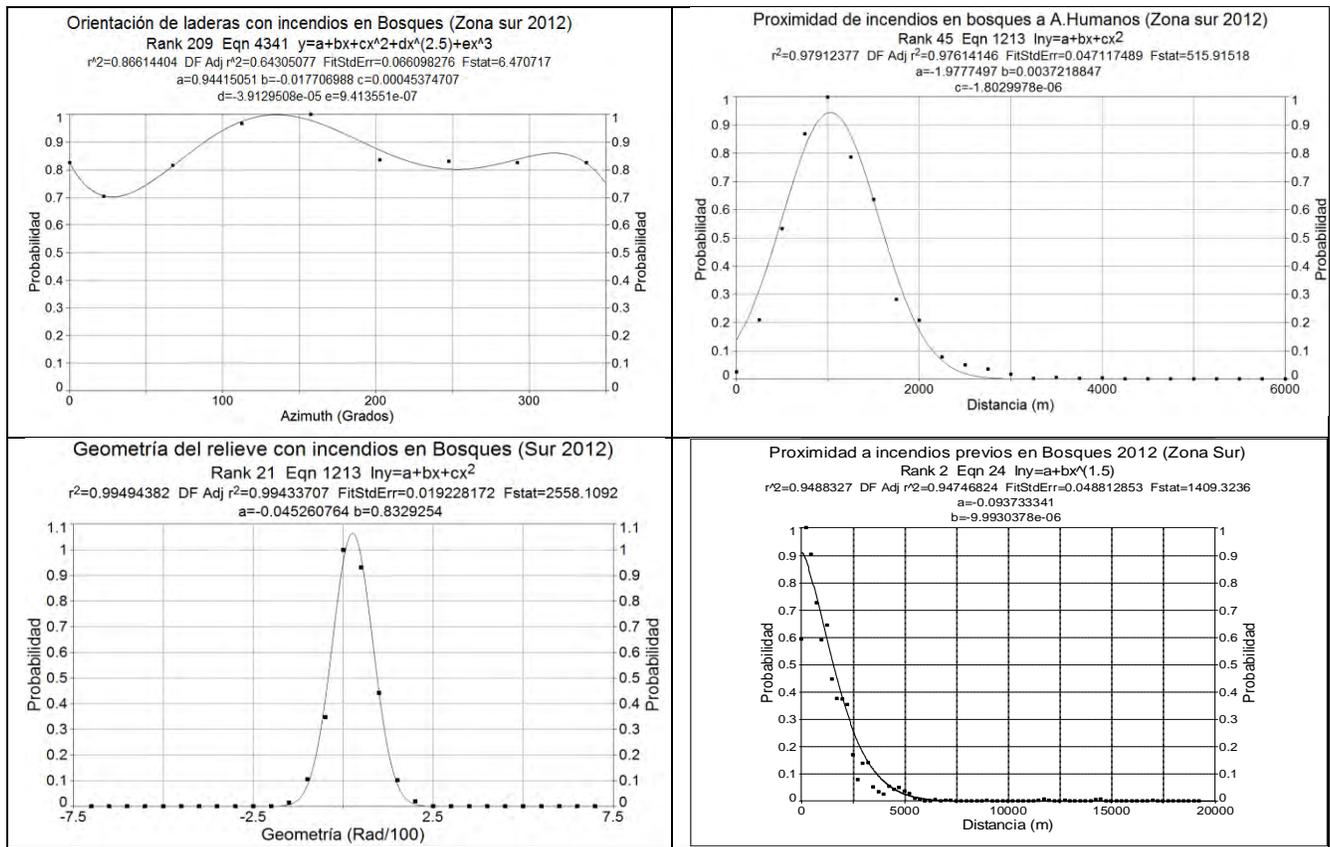
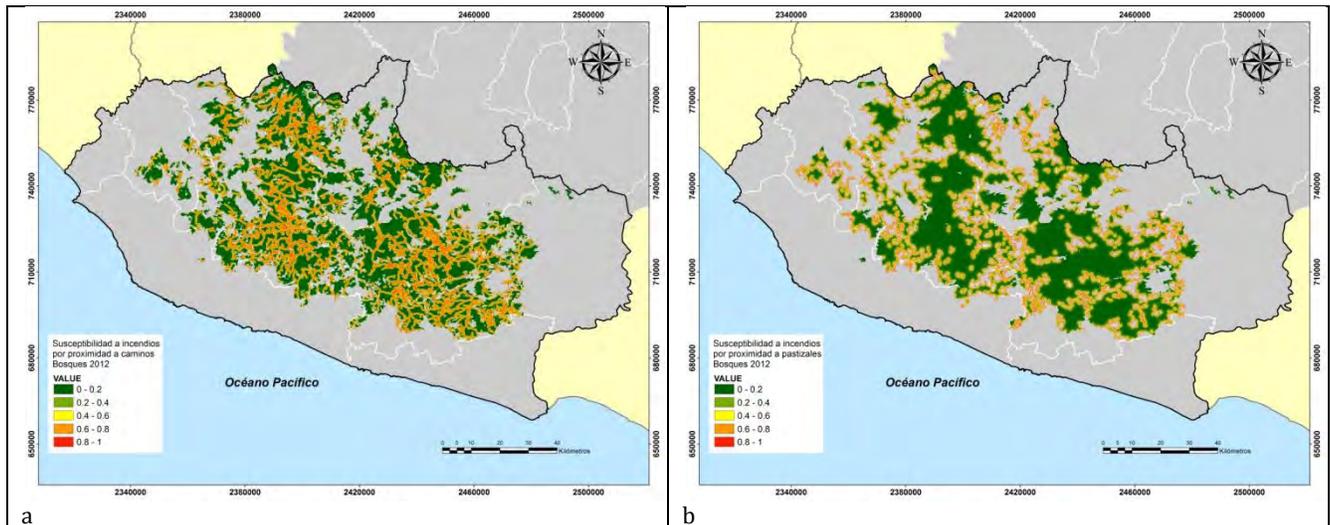


Figura (11): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (12).



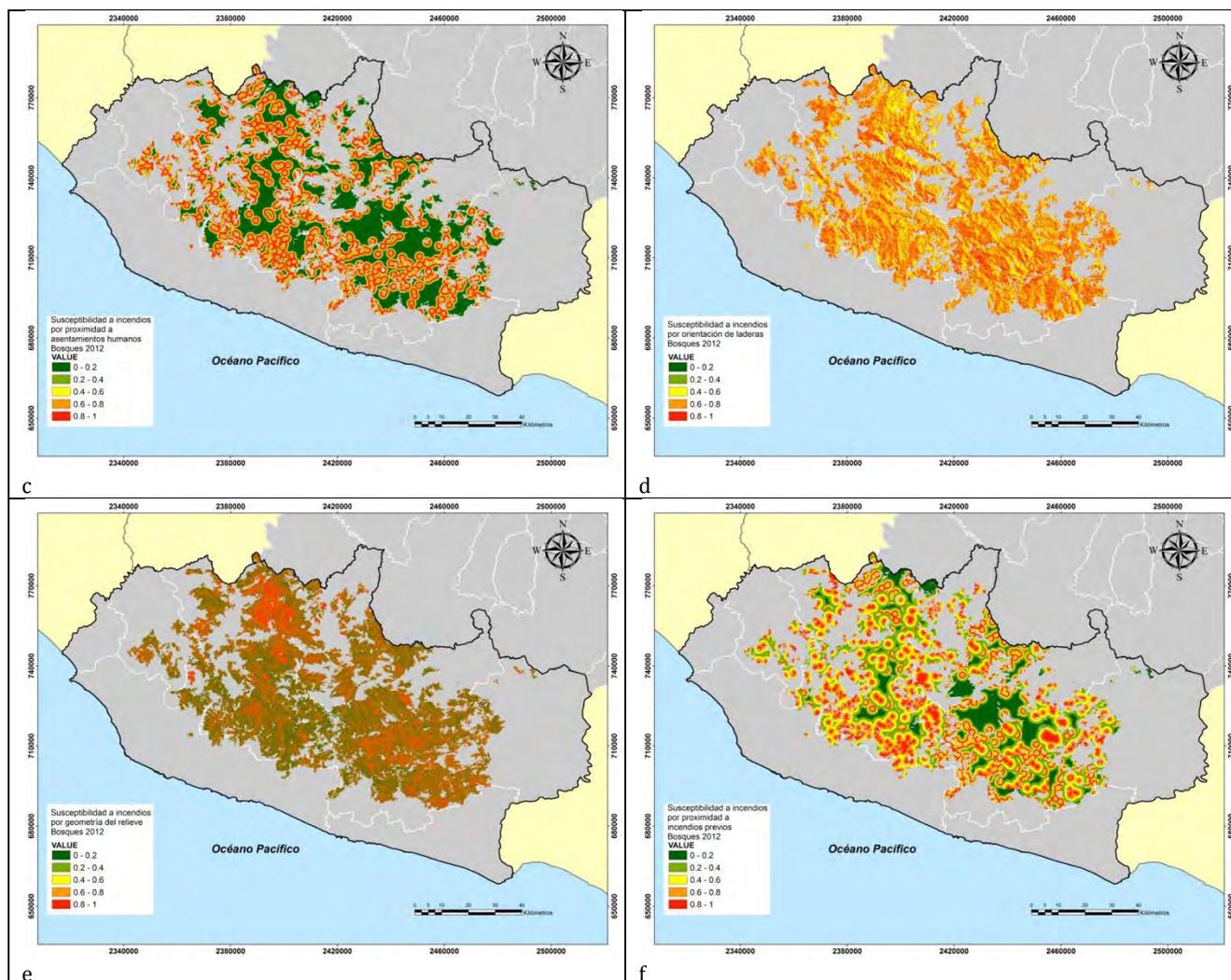


Figura 12: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en los bosques por: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a asentamientos humanos, d) orientación de laderas, e) geometría del relieve y f) proximidad a incendios previos.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D para cada variable relevante en los bosques del año 2012 en el siguiente cuadro (16).

Cuadro 16: Grado de influencia de cada variable.

Parámetro analizado	Distancia K S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.6333	0.23	2
Proximidad a pastizales	0.6111	0.22	3
Proximidad a asentamientos humanos	0.3382	0.12	5
Orientación de laderas	0.3055	0.10	6
Geometría del relieve	0.4864	0.18	4
Proximidad a incendios previos	0.6902	0.25	1
Total	2.7594	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques de 2012

Se utilizó la fórmula (6) para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012 como se puede apreciar a continuación:

$$SIBo12=(Suscproxincp*0.25)+ (Suscproxcam*0.23)+ (Suscproxpz*0.22)+ (Suscgeo*0.18)+ (Suscproxashum*0.12)+(Suscortc*0.10)$$

Donde

SIBo12= Susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012.

Suscproxincp = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Suscproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscortc= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012. Este mapa se clasifico en 5 categorías de peligro de acuerdo con el siguiente cuadro 17:

Cuadro 17: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (13):

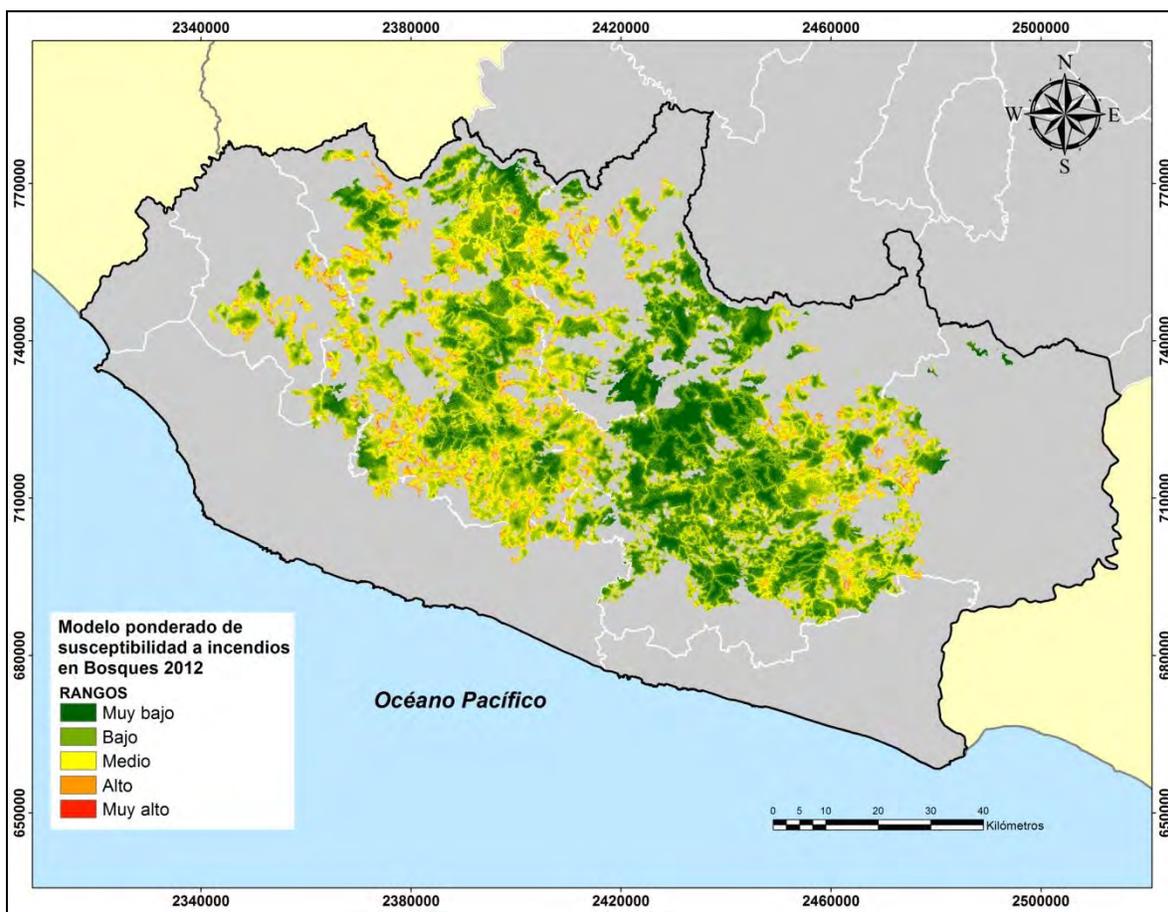


Figura 13: Mapa final que muestra la susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo con el cuadro 18:

Cuadro 18: Superficie en peligro de acuerdo al mapa final de susceptibilidad a incendios

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosques en peligro del año 2012
Muy bajo	86,505.00	18.1
Bajo	213,725.50	44.8
Medio	146,363.25	30.7
Alto	29,719.25	6.2
Muy alto	1,099.50	0.2

Etapa 6 Validación del modelo

Como resultado de la clasificación de imágenes Landsat 8 de 2014 a 2018 con el método propuesto por el INPE se tienen los siguientes resultados (Cuadro 19):

Cuadro 19: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	540	3,113.50	11.8
Landsat 2015	743	3,118.25	12.8
Landsat 2016	1,064	6,100.50	24.7
Landsat 2017	916	8,002.00	30.1
Landsat 2018	705	5,503.50	20.6
Landsat 2014 a 2018	3,968	25,835.75	100

La superficie afectada en hectáreas si dividen de acuerdo con el grado de peligro como se muestra a continuación (Cuadro 20):

Cuadro 20: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018

BOSQUES sur 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	513.5	16.5	202.75	6.2	533	8.4	708.5	9.1	540	10.2	2497.75	9.7
Bajo	1214	39.1	1071	32.8	2474	39.0	3080.75	39.5	2129.75	40.1	9969.5	38.6
Medio	1099.25	35.4	1530.25	46.9	2584.5	40.7	3133.25	40.1	2124.25	40.0	10471.5	40.5
Alto	272.5	8.8	442.5	13.6	717	11.3	844.25	10.8	507.25	9.5	2783.5	10.8
Muy Alto	8.75	0.3	14.25	0.4	34.5	0.5	41.5	0.5	14	0.3	113	0.4
Total	3108	100	3260.75	100	6343	100	7808.25	100	5315.25	100.0	25835.25	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 14).

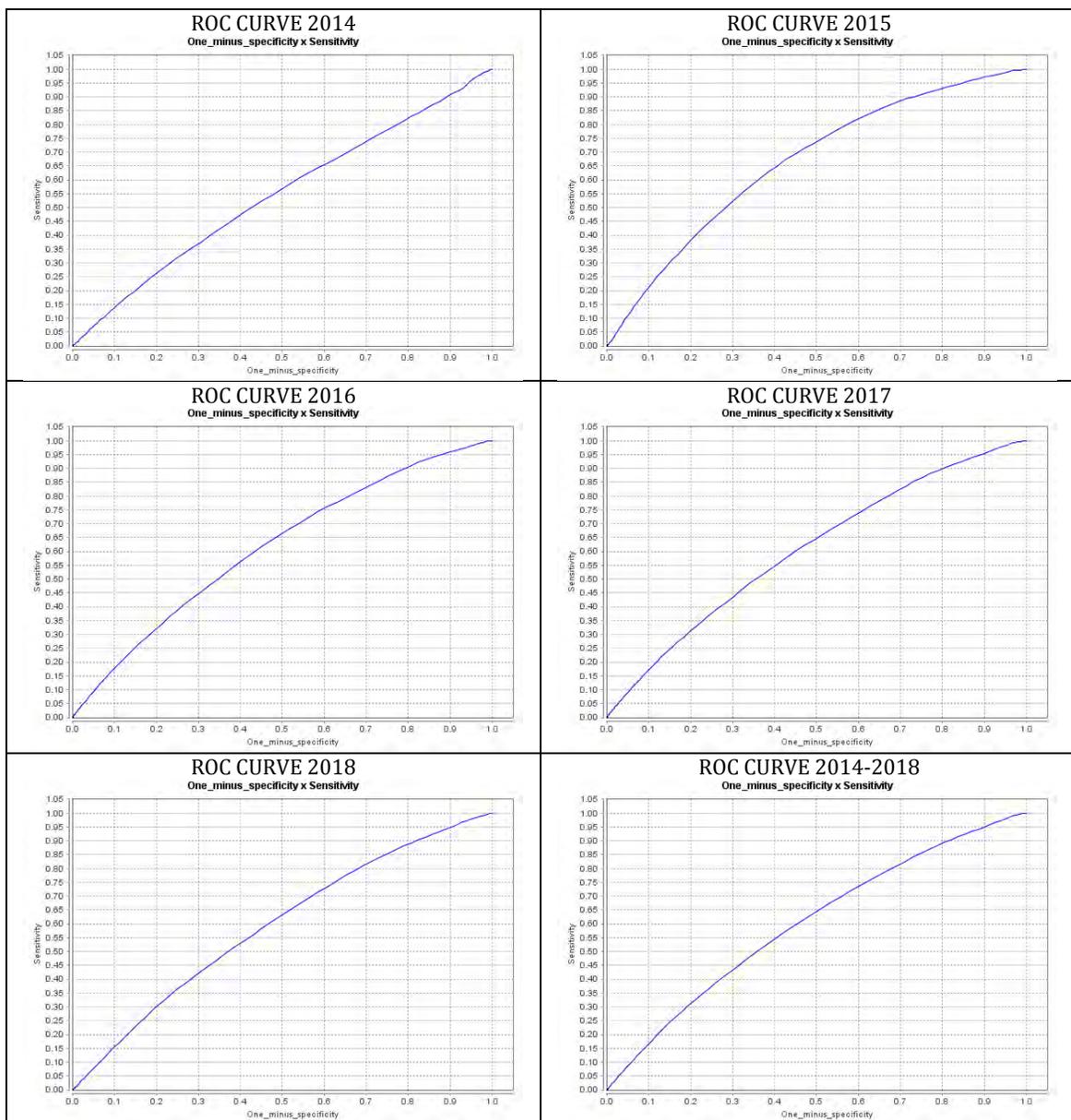


Figura 14: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro 21:

Cuadro 21: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5437
2015	0.6618
2016	0.6135
2017	0.6045
2018	0.5924
2014 a 2018	0.6006

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para los bosques con datos de los años 2011 y 2012.

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en bosques años 2011 y 2012.

Para construir un modelo que integre la información de los dos años 2011 y 2012 se sumaron las cicatrices de incendios que fueron detectadas al clasificar las imágenes de satélite. Derivado de esta suma se tienen los siguientes resultados (Cuadro 22, 23 y 24)

Cuadro 22: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (años 2011)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	699	91.5	1,151.45	26.7
10 a 50	54	7.1	1,012.60	23.5
50 a 100	4	0.5	284.1	6.6
Más de 100	7	0.9	1,867.20	43.3
Total	764	100	4,315.35	100

Cuadro 23: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (años 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	463	85.7	896.7	38.0
10 a 50	75	13.9	1,294.70	54.9
50 a 100	1	0.2	67.6	2.9
Más de 100	1	0.2	100.52	4.3
Total	540	100	2,359.52	100

Cuadro 24: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (años 2011 y 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1162	89.1	2,048.15	30.7
10 a 50	129	9.9	2,307.30	34.6
50 a 100	5	0.4	351.70	5.3
Más de 100	8	0.6	1,967.72	29.5
Total	1304	100	6,674.87	100.0

Estos datos representan la variable dependiente en la propuesta del modelo.

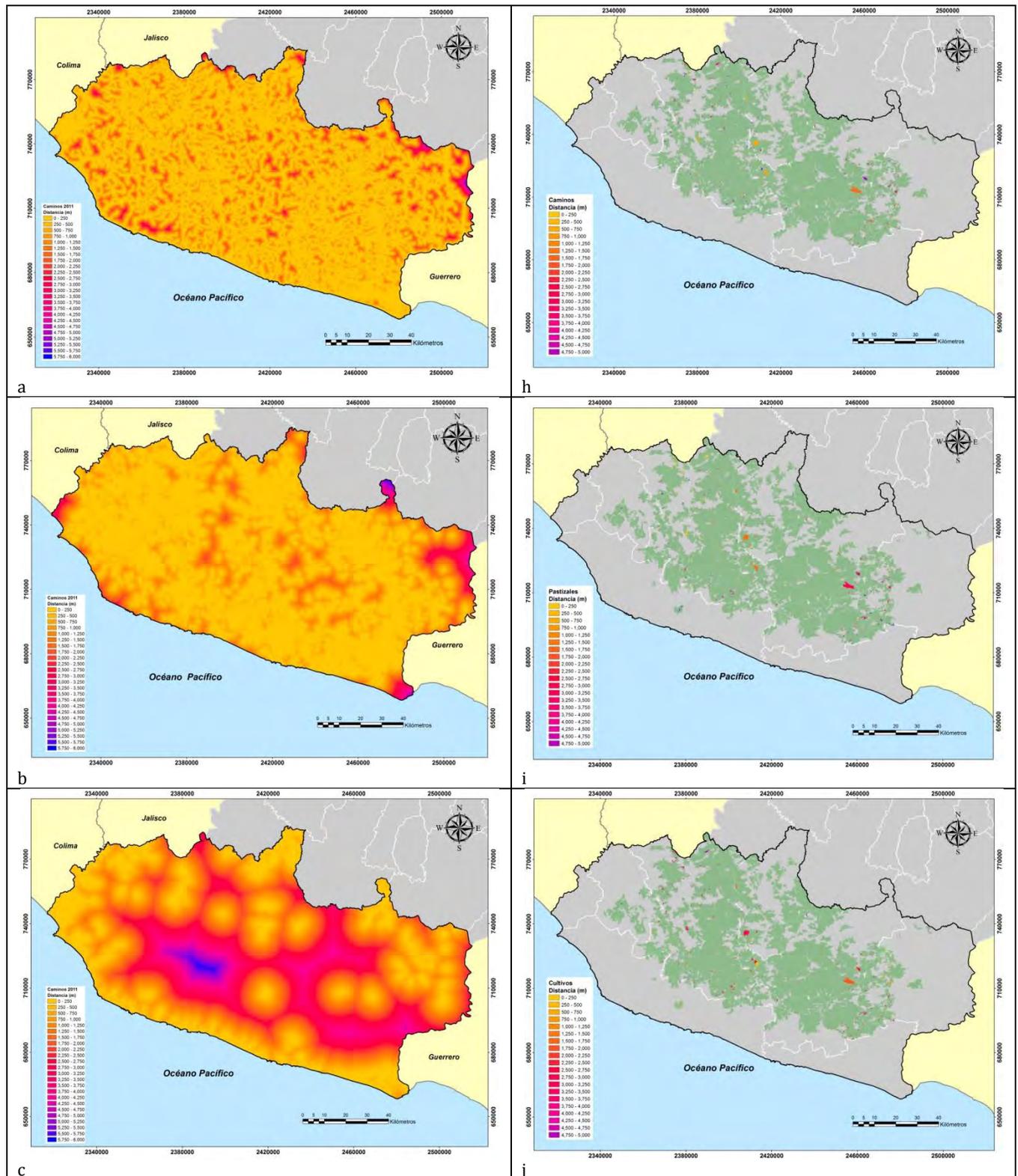
Etapa 2: La relevancia de las variables

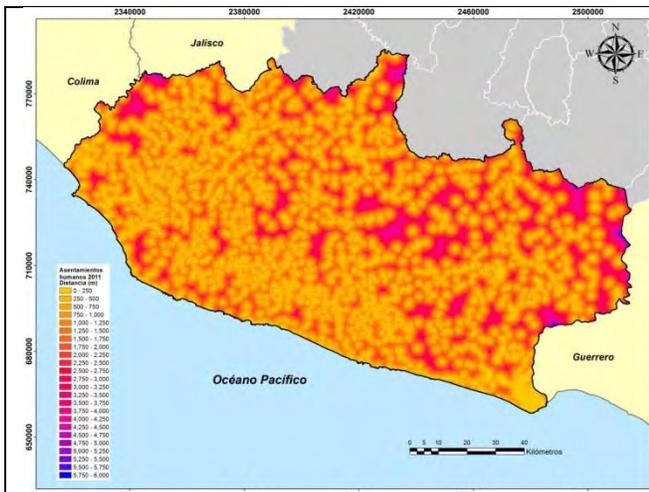
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

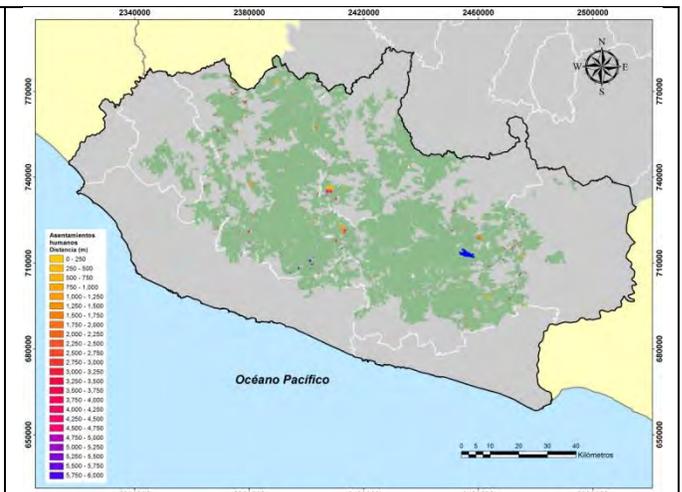
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (15).

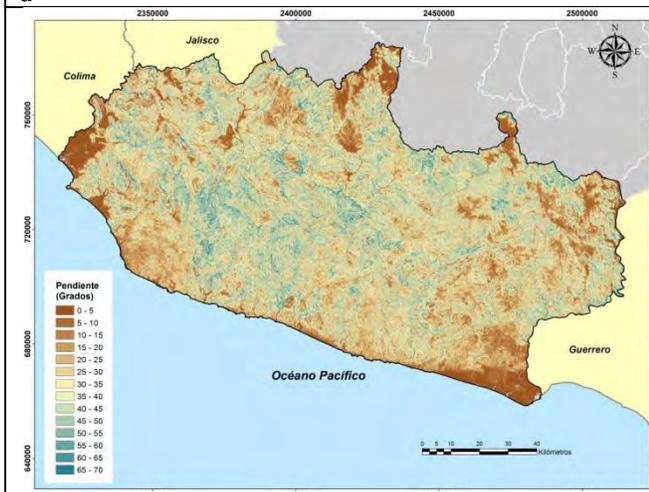




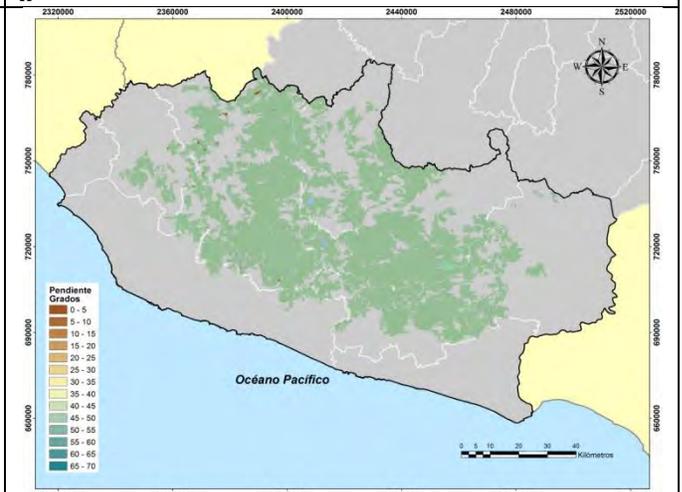
d



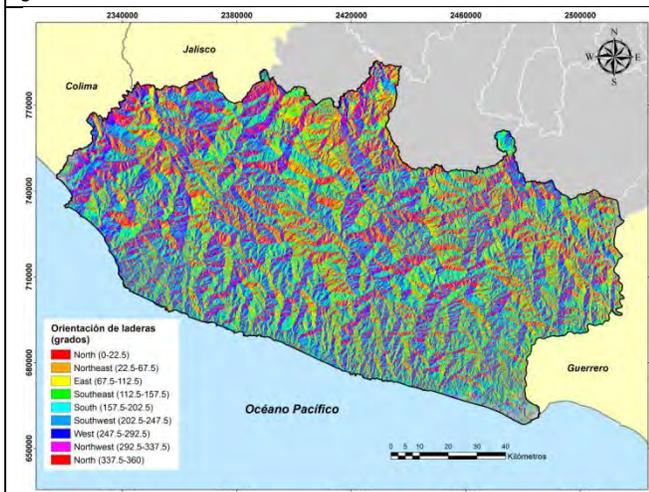
k



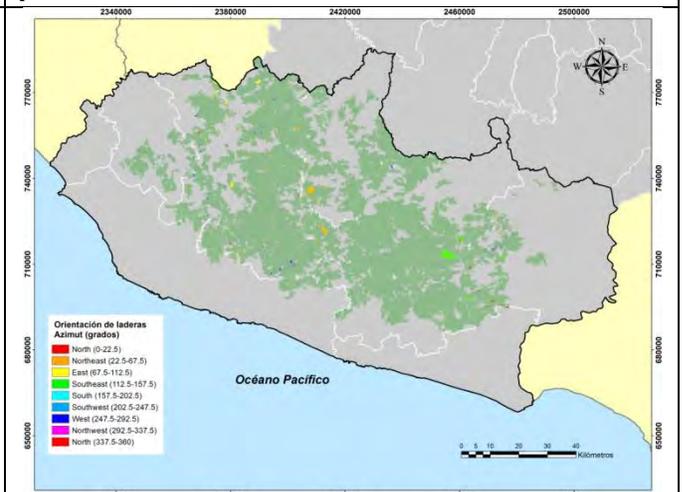
e



l



f



m

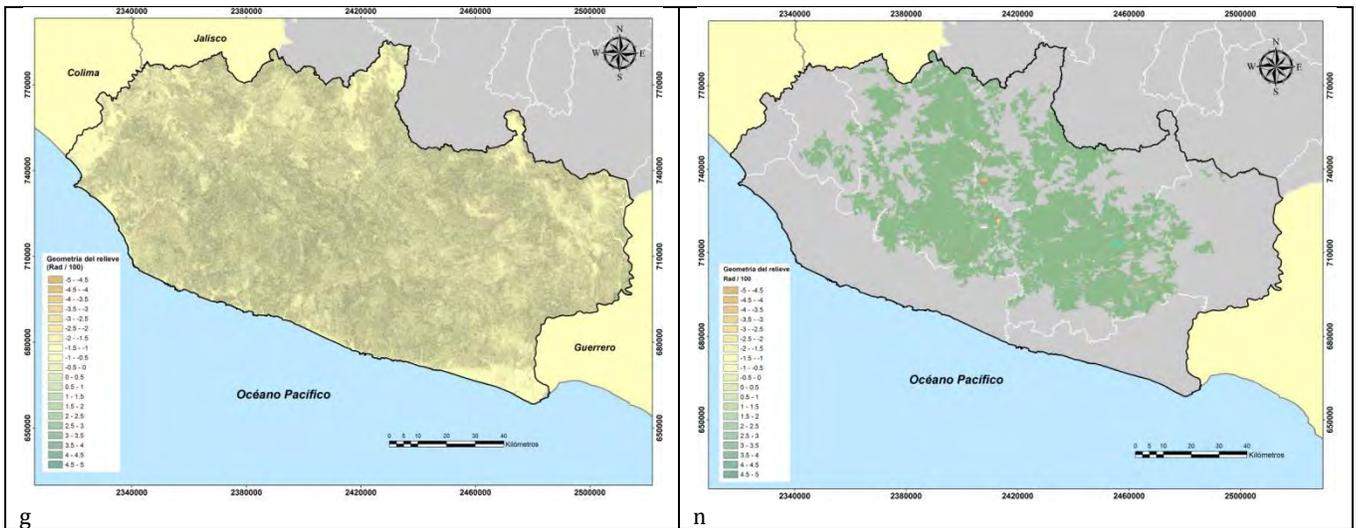
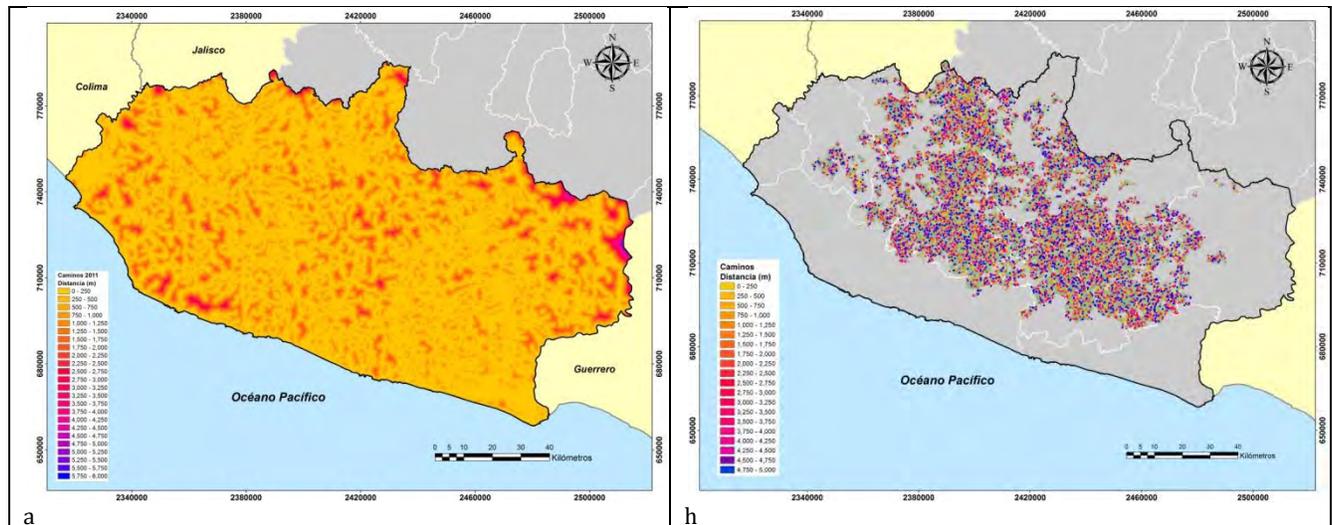
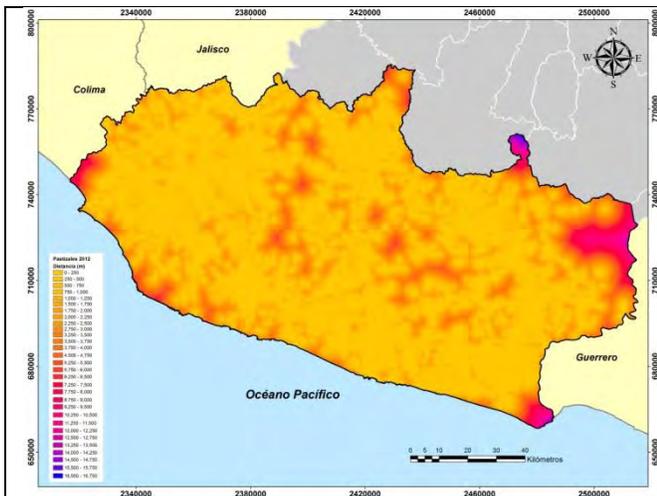


Figura 15: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

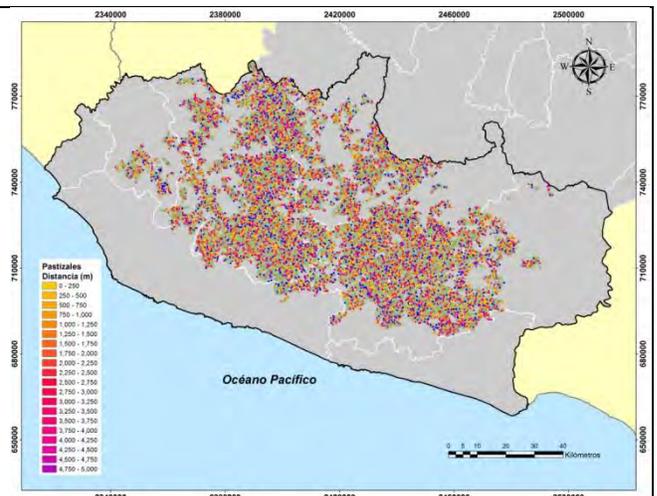
c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (16).

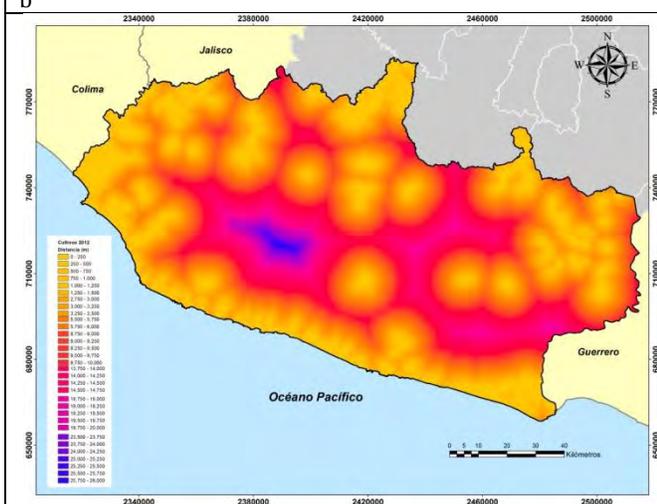




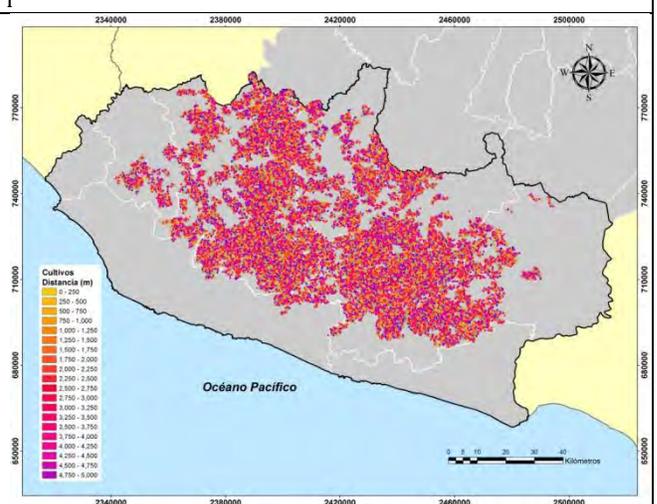
b



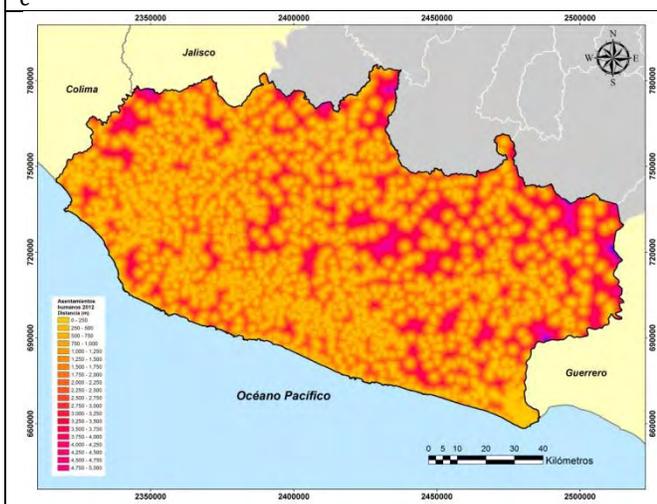
i



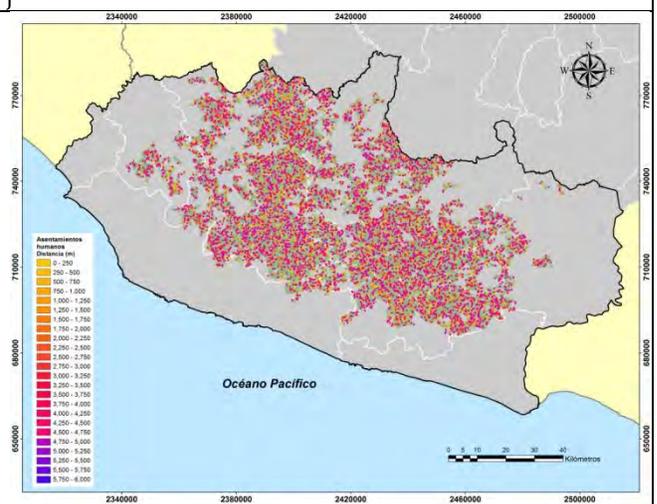
c



j



d



k

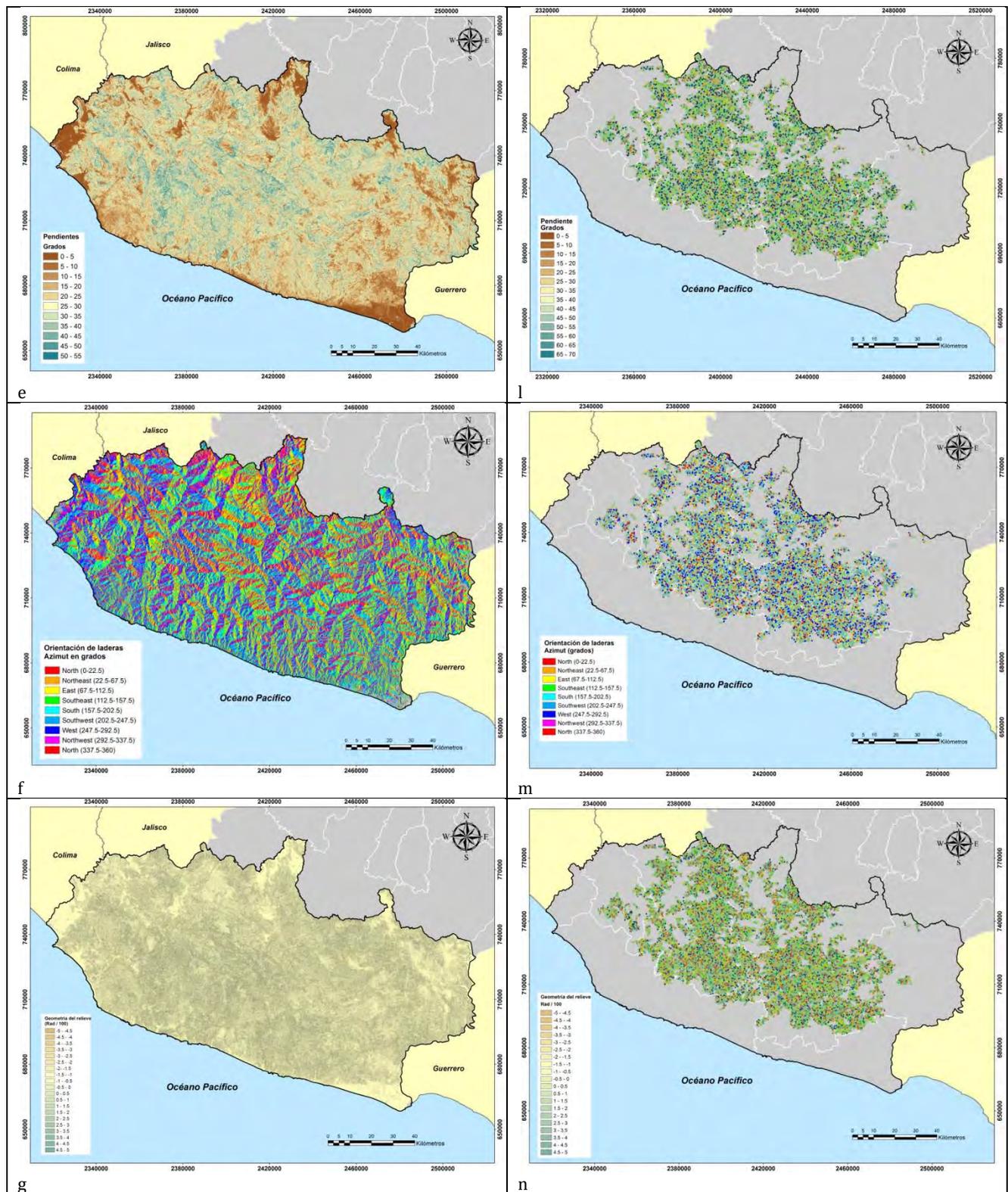


Figura 16: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

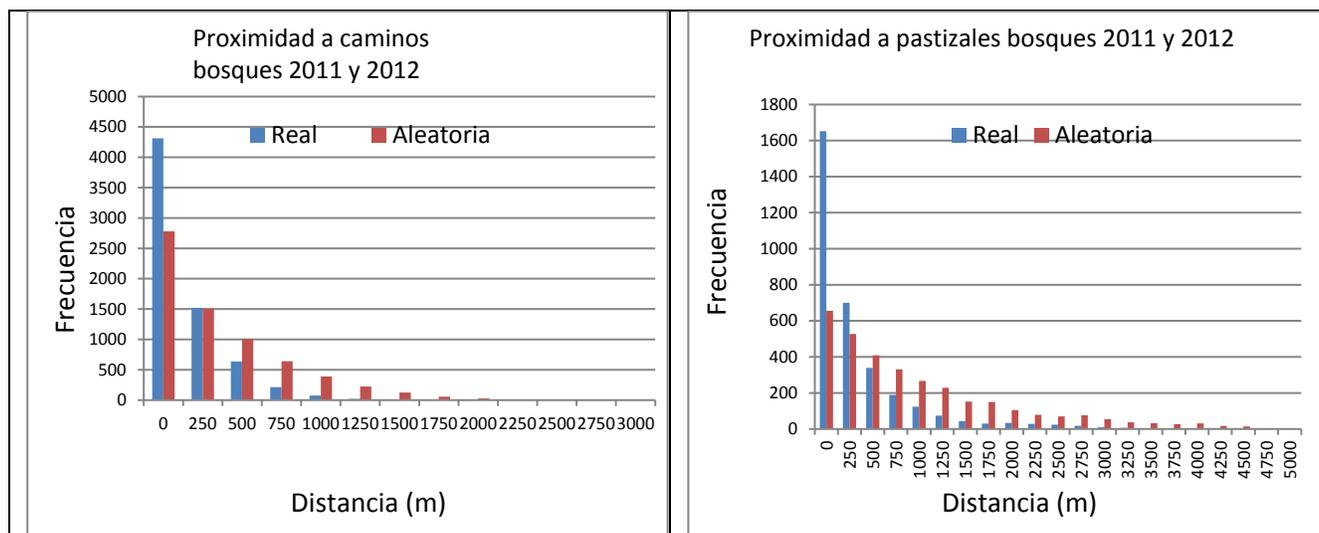
Se llevó a cabo el ajuste por la proporción de área con la proximidad a caminos en bosques. Cuadro (25)

Cuadro (25): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de la cubierta forestal 2011	Proporción de píxeles de cubierta forestal por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	10712	794405	0.402657	4313	2779
500	6732	445498	0.225807	1520	1505
750	4184	300108	0.152114	636	1006
1000	2273	187017	0.094792	215	642
1250	1350	110235	0.055878	75	390
1500	632	63877	0.032377	20	225
1750	427	35128	0.017805	8	125
2000	107	18018	0.009132	1	56
2250	0	9041	0.004582	0	28
2500	0	4012	0.002033	0	13
2750	0	2170	0.001099	0	6
3000	0	1164	0.000589	0	1

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (17)



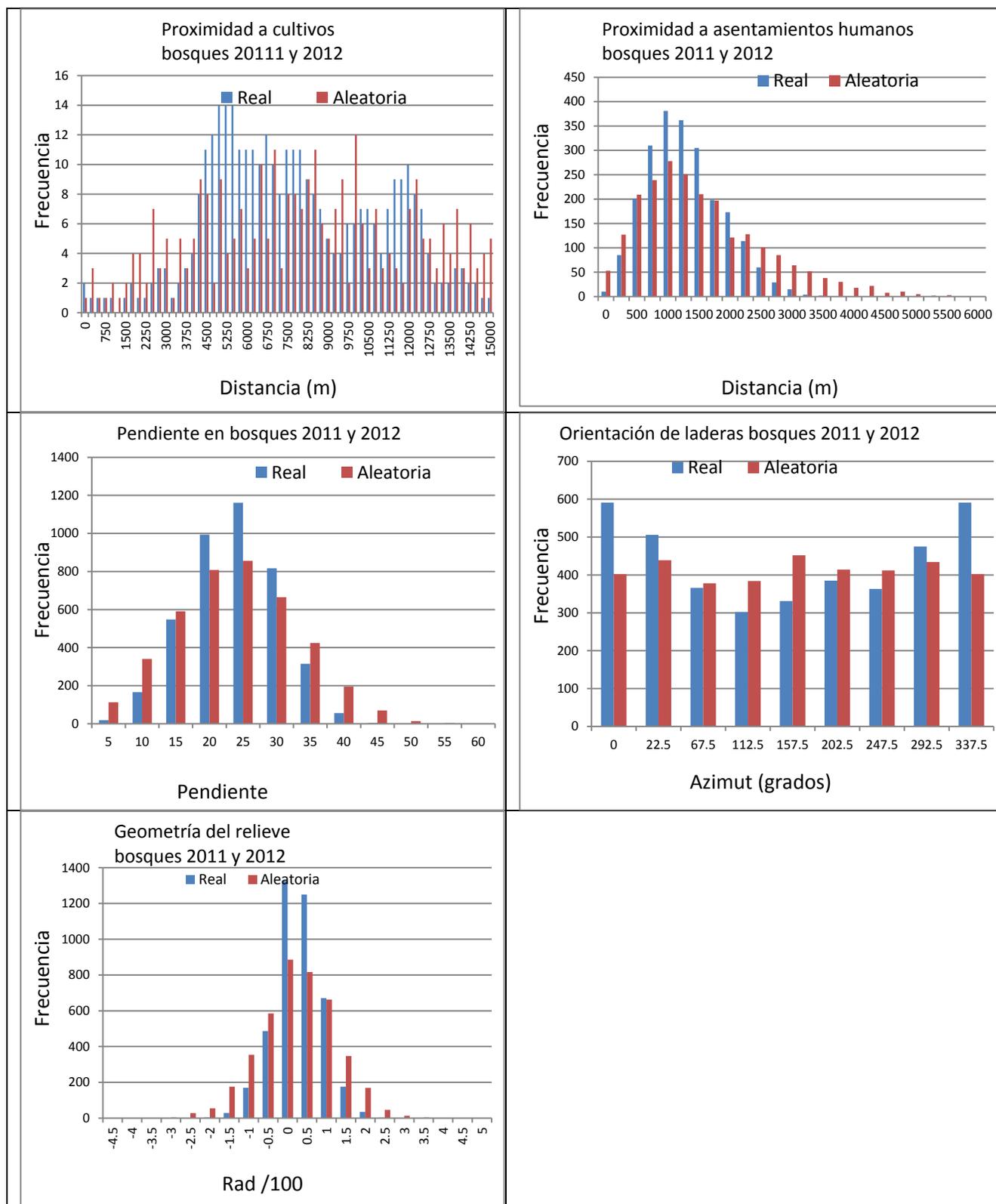


Figura 17: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Cuadro 26: Relevancia de las variables analizadas para bosques 2011 y 2012

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.059021****	0.0034297****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	0.0434084****	0.13899**			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.125161**	4.153E-05****	no espurio		Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.203712**	0.0139487****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.999577*	0.347369*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.989183*	0.0023476****	Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.361271*	1.399E-08****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

A continuación, se presenta el resultado de la variable incendios y la proximidad a caminos (cuadro 27).

Cuadro 27: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	4313	1.000000
500	1520	0.352433
750	636	0.147555
1000	215	0.049953
1250	75	0.017488
1500	20	0.004745
1750	8	0.001762
2000	1	0.000226
2250	0	0.00
2500	0	0.00
2750	0	0.00
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (18):

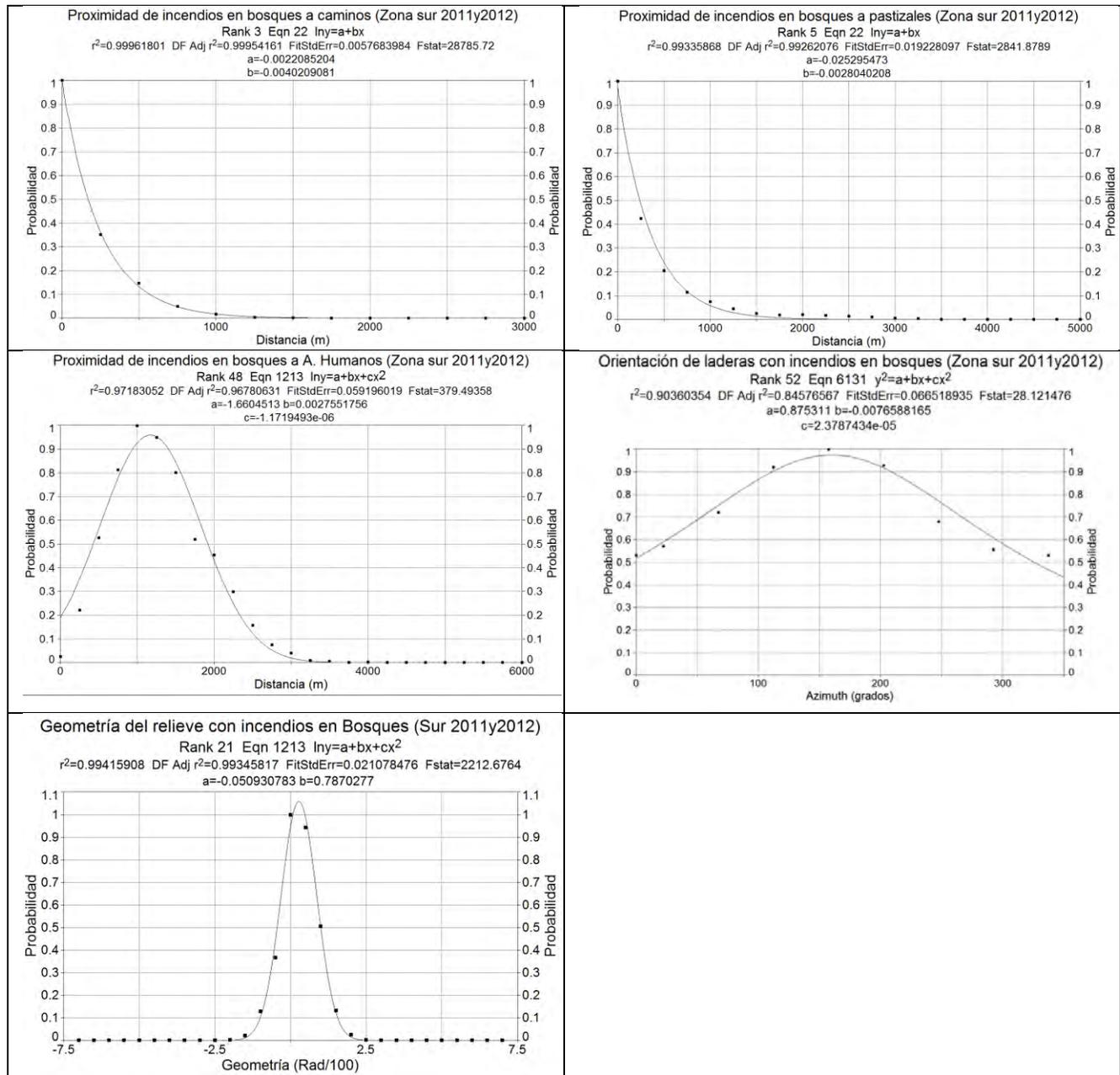


Figura (18): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (19).

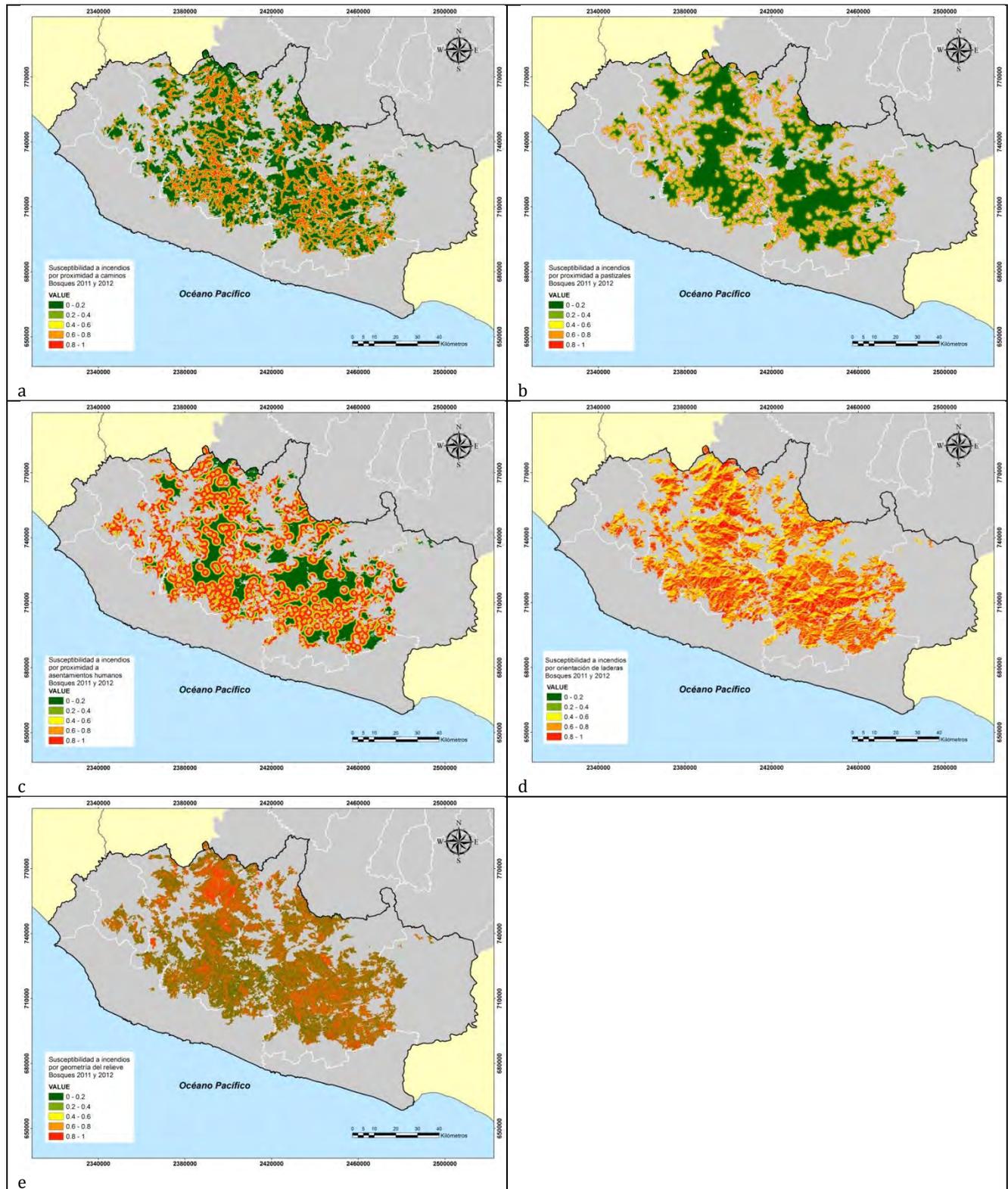


Figura 19: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en bosques: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a asentamientos humanos, d) orientación de laderas y e) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se puede apreciar el valor D para cada variable relevante (Cuadro 28).

Cuadro 28: Grado de influencia de cada variable.

Parámetro analizado	Distancia K S (valor D)	Proporción	Ranking
Proximidad a caminos	0.4423	0.22	2
Proximidad a pastizales	0.4150	0.21	3
Proximidad a asentamientos humanos	0.3877	0.19	4
Orientación de laderas	0.2500	0.12	5
Geometría del relieve	0.5217	0.26	1
Total	2.0169	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques con datos de los años 2011 y 2012.

Para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en bosques se aplicó la fórmula (6):

$$SIBo11y12 = (Susgeo * 0.26) + (Susproxcam * 0.22) + (Susproxpz * 0.21) + (Susproxashum * 0.19) + (Suscortc * 0.12)$$

Donde:

SIBo11y12= Susceptibilidad a incendios en bosques con datos de los años 2011 y 2012.

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Susproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Susproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suscortc= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas.

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en bosques. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo con el siguiente cuadro 29:

Cuadro 29: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (20):

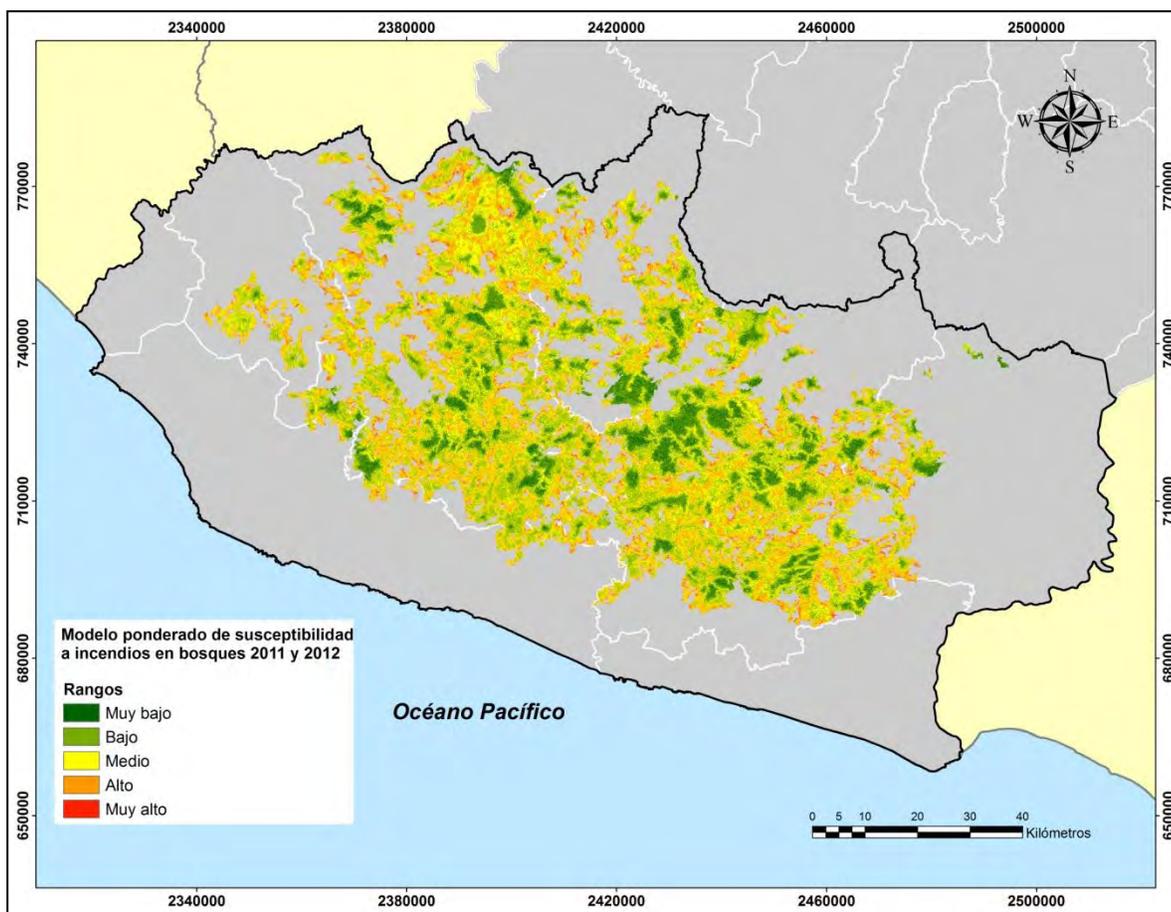


Figura 20: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en bosques.

La superficie de bosques en peligro de incendio se divide de acuerdo con el siguiente cuadro 30:

Cuadro 30: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosques en peligro
Muy bajo	24,563.25	5.1
Bajo	148,148.50	30.7
Medio	217,202.75	45.0
Alto	87,395.75	18.1
Muy alto	4,878.50	1.0

Eta 6 Validación del modelo

Para validar este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios en bosques que resultaron del proceso de clasificación de imágenes Landsat 8 para el período 2014 a 2018 con la metodología del INPE. Los resultados se muestran en el siguiente cuadro 31:

Cuadro 31: Cicatrices detectadas y superficie afectada en bosques

Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	540	3,168.50	11.8
Landsat 2015	743	3,418.25	12.8
Landsat 2016	1,064	6,610.50	24.7
Landsat 2017	916	8,049.00	30.1
Landsat 2018	705	5,513.50	20.6
Landsat 2014 a 2018	3,968	26,759.75	100

La superficie afectada en hectáreas se divide de acuerdo con el grado de peligro como se muestra a continuación (Cuadro 32):

Cuadro 32: Superficie afectada de acuerdo al modelo final de susceptibilidad en bosques.

BOSQUES SUR (Datos de 2011 Y 2012)												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	110	3.5	51.5	1.5	180.25	2.7	191.25	2.4	115.75	2.1	648.75	2.4
Bajo	865.25	27.3	677	19.8	1656.25	25.1	1937.75	24.1	1192	21.6	6328.25	23.6
Medio	1474.5	46.5	1671	48.9	3061.25	46.3	3879.75	48.2	2633.25	47.8	12719.75	47.5
Alto	677	21.4	957.25	28.0	1608.5	24.3	1926	23.9	1466.5	26.6	6635.25	24.8
Muy Alto	41.75	1.3	61.5	1.8	104.25	1.6	114.25	1.4	106	1.9	427.75	1.6
Total	3168.5	100	3418.25	100	6610.5	100	8049	100	5513.5	100.0	26759.75	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 21).

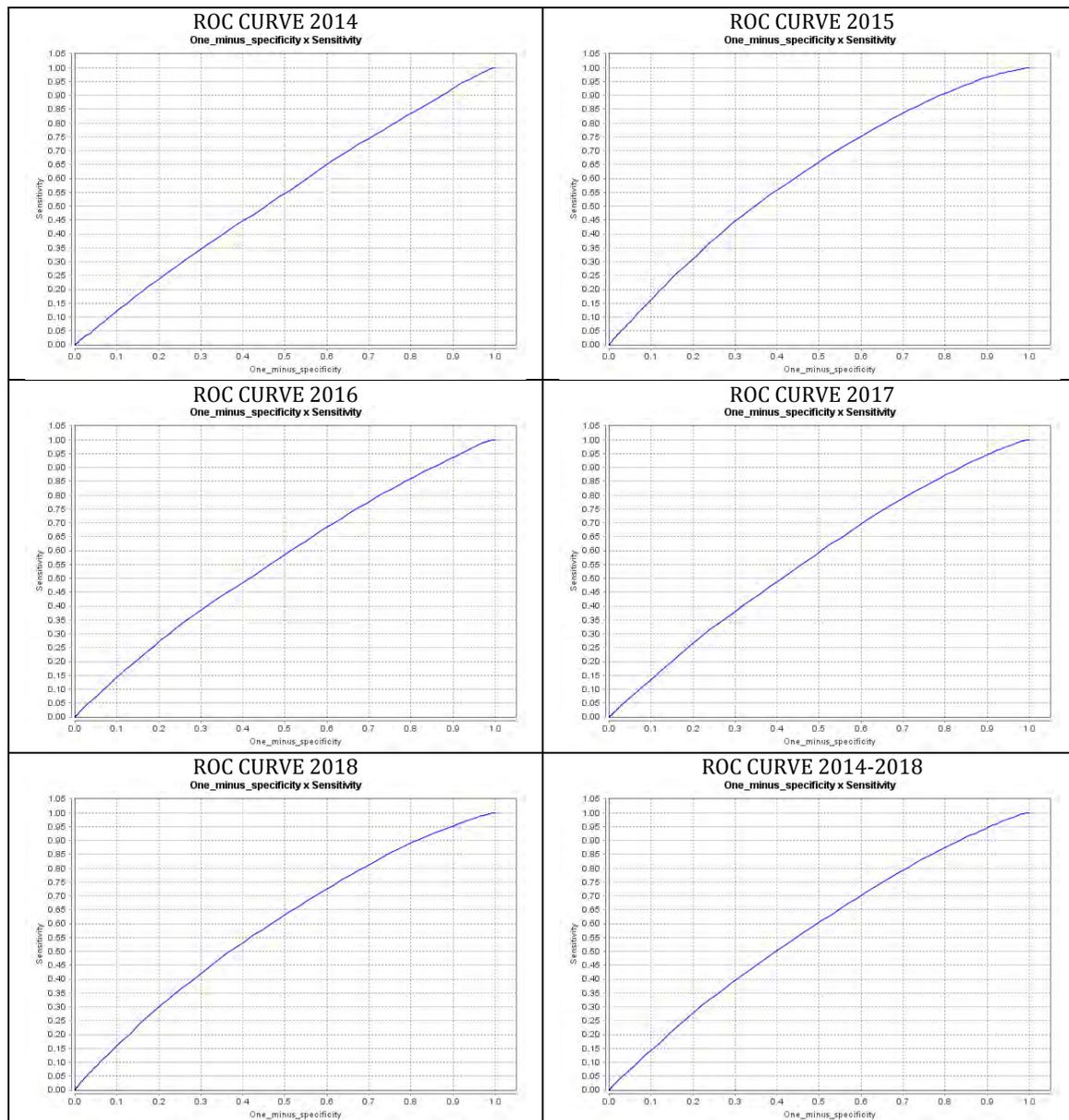


Figura 21: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro 33:

Cuadro 33: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5352
2015	0.6108
2016	0.5635
2017	0.5671
2018	0.5935
2014 a 2018	0.5745

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para las selvas del año 2011.

Etapa 1 detección de cicatrices de incendios en selvas 2011

La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro 34:

Cuadro 34: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	613	94.2	1959.3	72.5
10 a 50	37	5.7	624.1	23.1
50 a 100	0	0	0	0
Más de 100	1	0.2	118.3	4.4
Total	651	100	2701.7	100

Estas cicatrices fueron utilizadas como la variable dependiente en la construcción del modelo para las Selvas en el año 2011.

Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de carreteras y caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Correlación de variables en selvas 2011

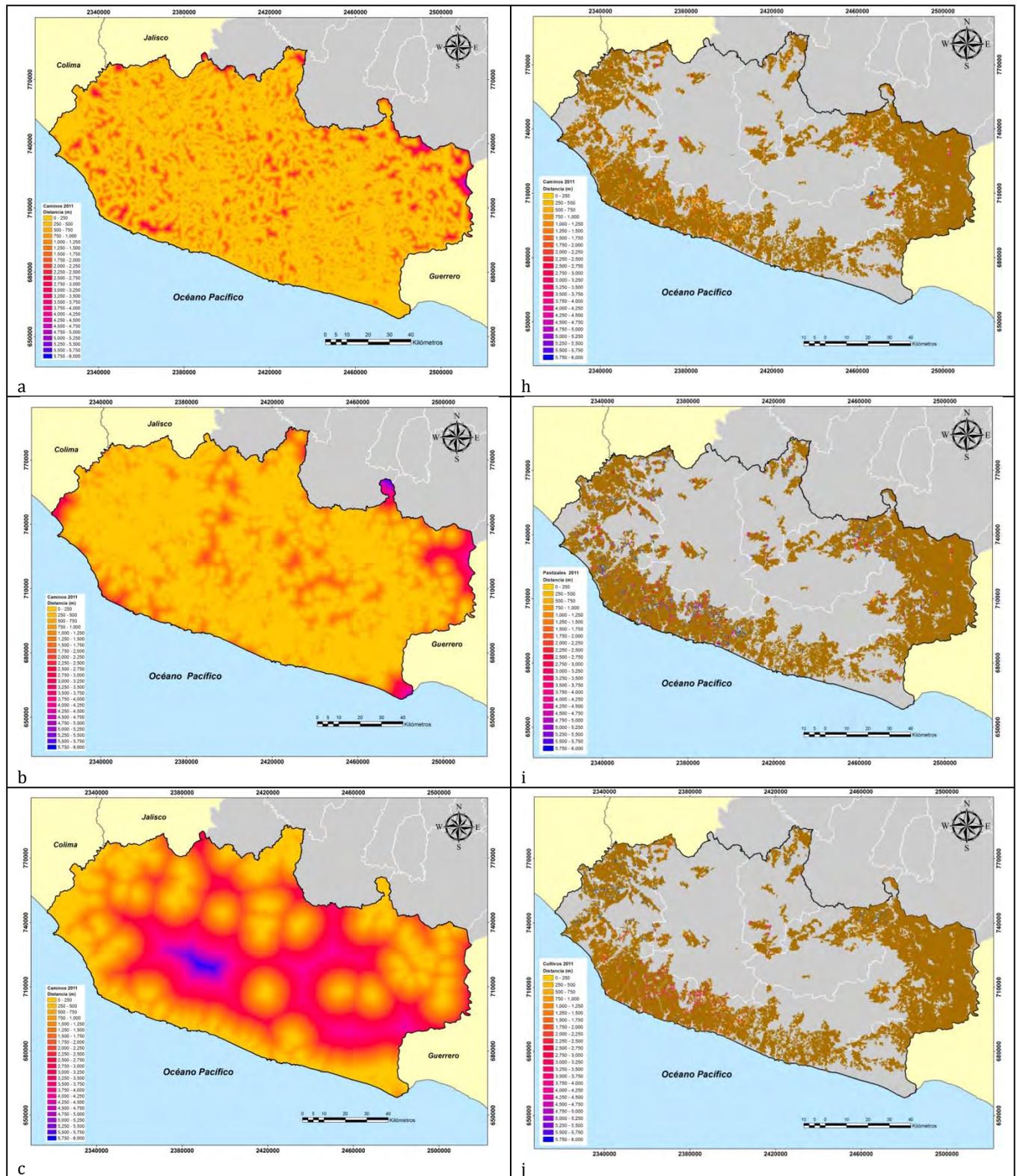
Aplicado el análisis de correlación de Pearson se obtuvieron los siguientes resultados en las variables antrópicas utilizadas para la construcción del modelo (Cuadro 35).

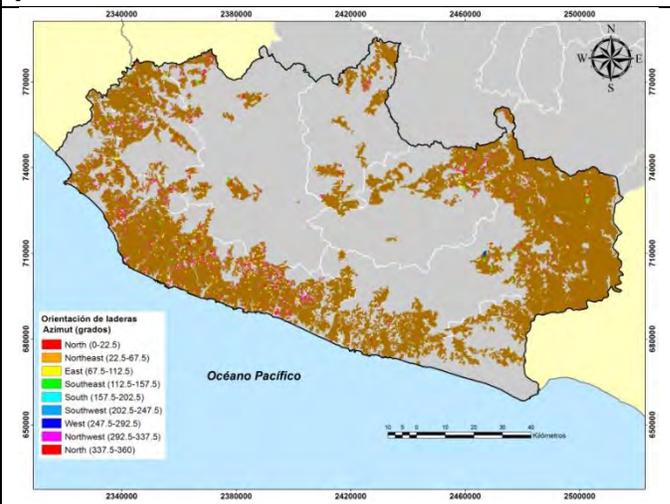
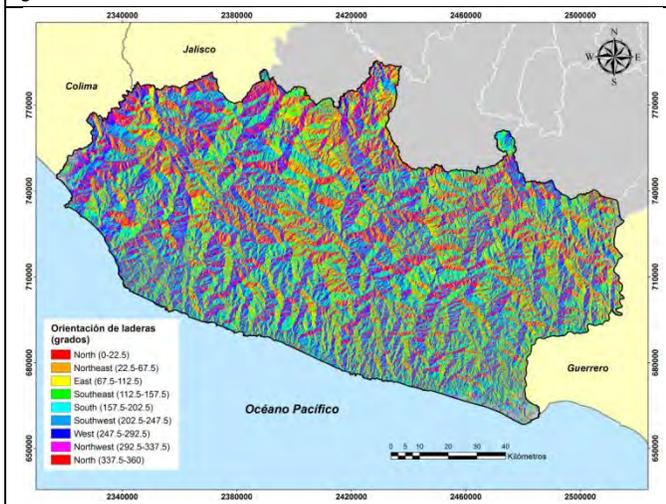
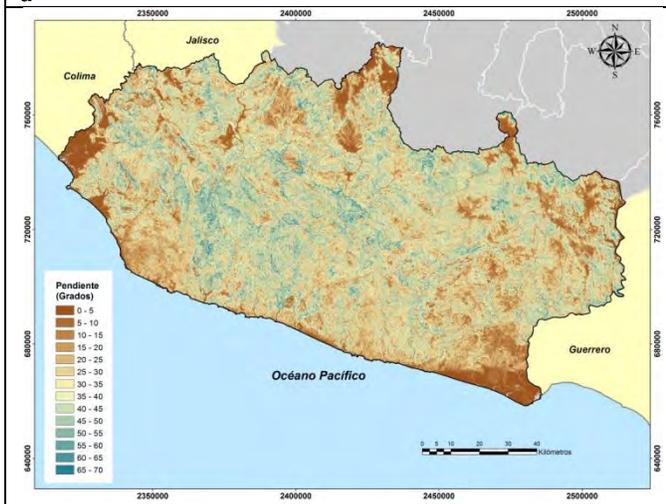
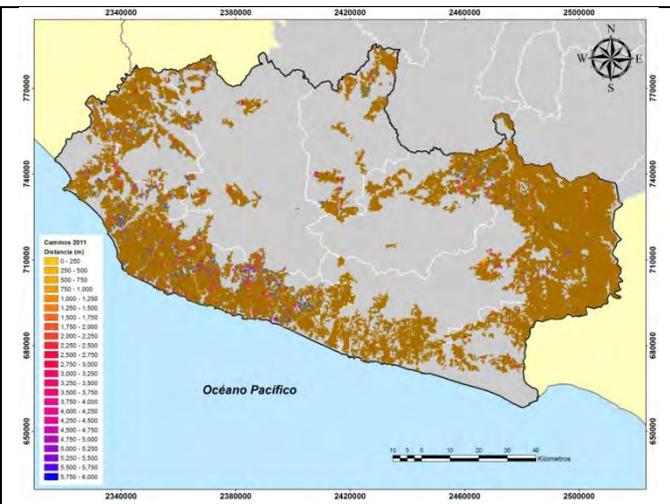
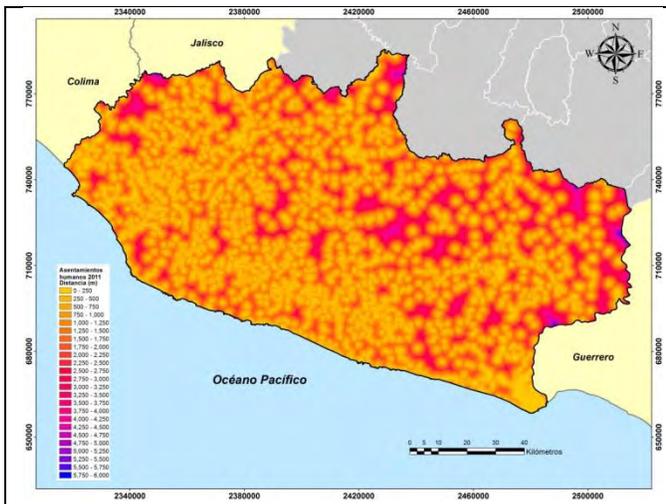
Cuadro 35: Correlación de variables antrópicas

SELVAS 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.0738	-0.07766	0.36263
Proximidad a pastizales	0.0738	1	-0.28165	0.05297
Proximidad a cultivos	-0.07766	-0.28165	1	-0.10258
Proximidad a asentamientos humanos	0.36263	0.05297	-0.10258	1

c) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (22).





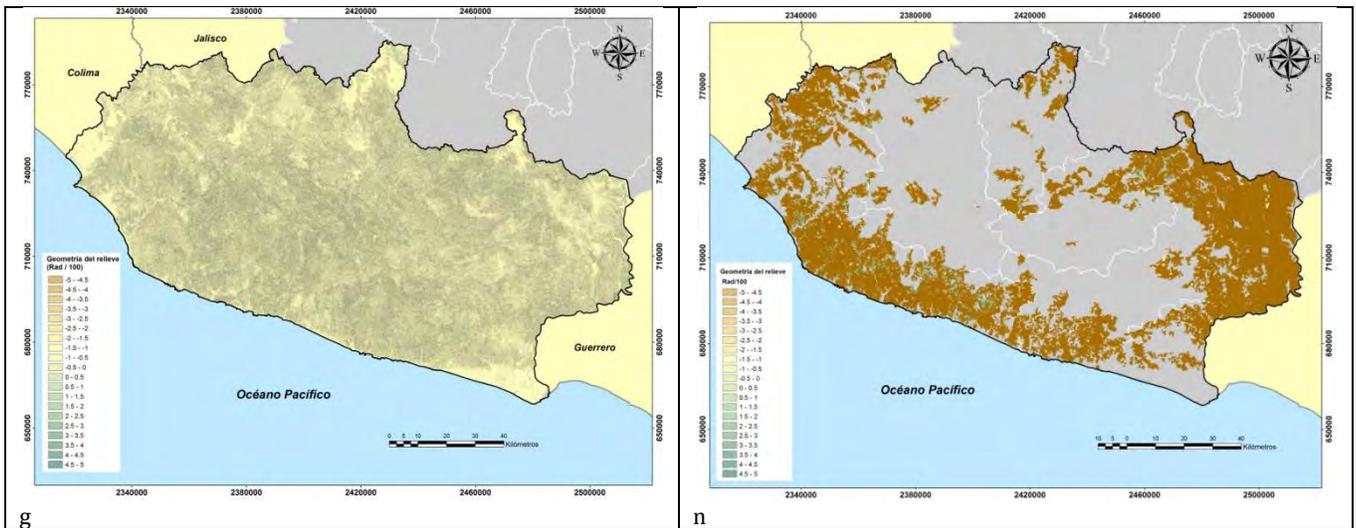
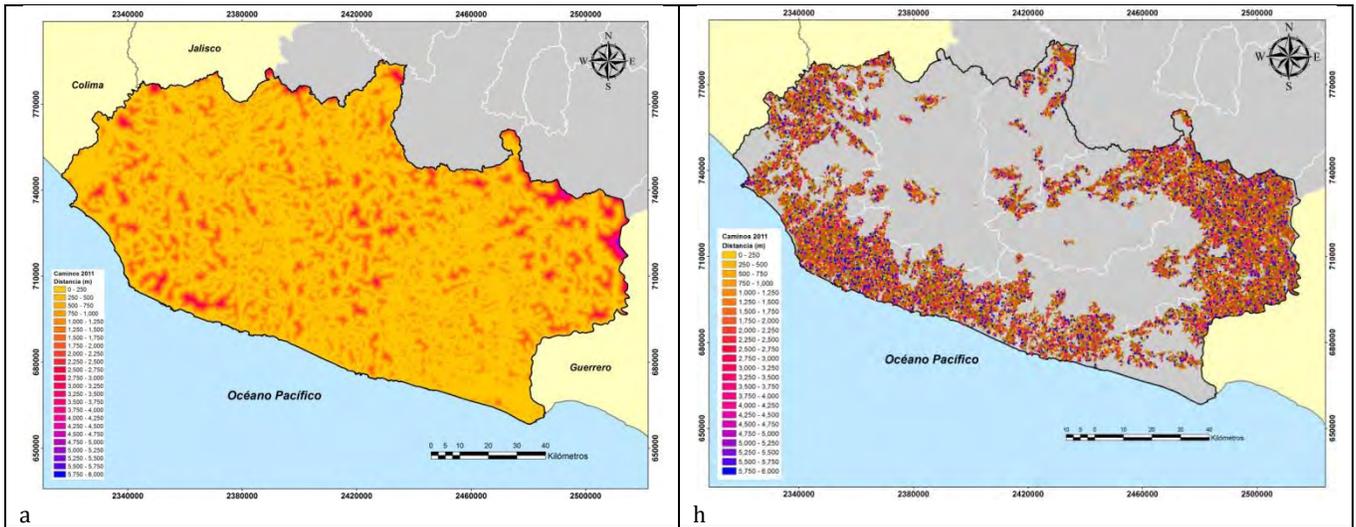
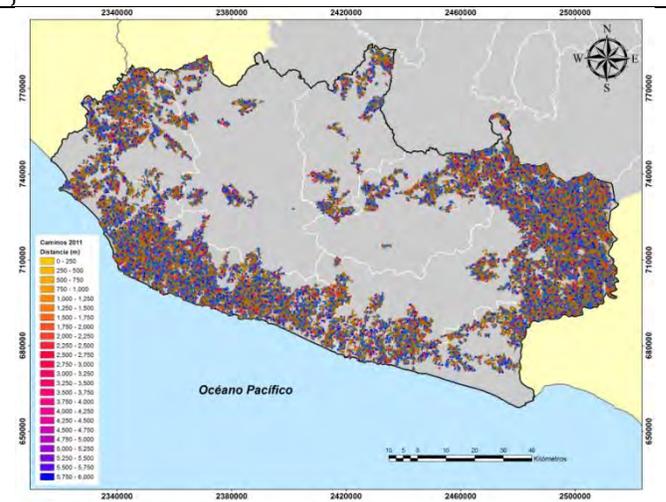
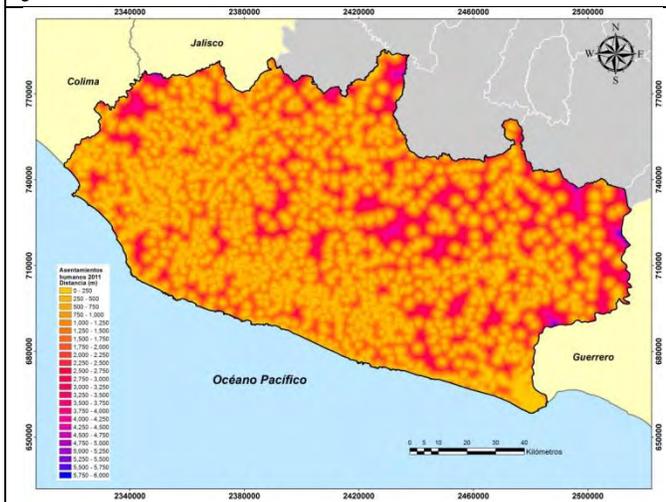
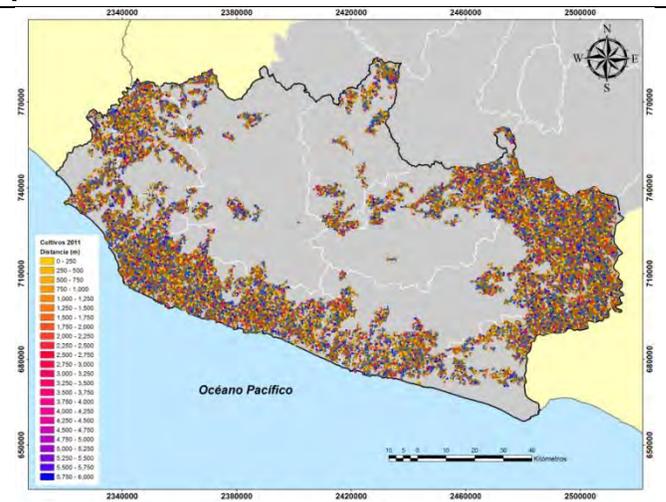
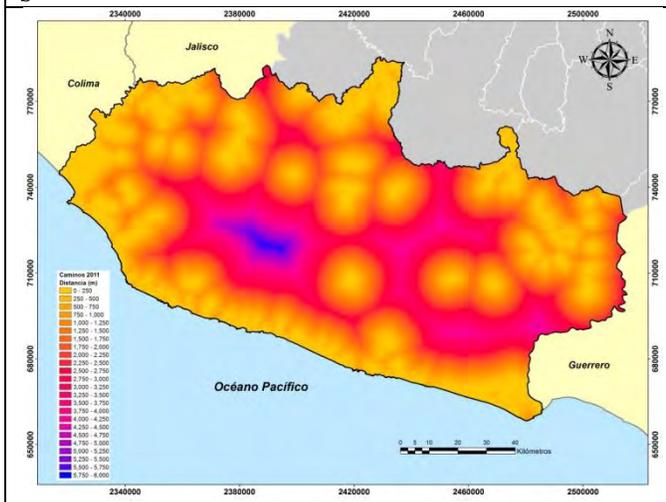
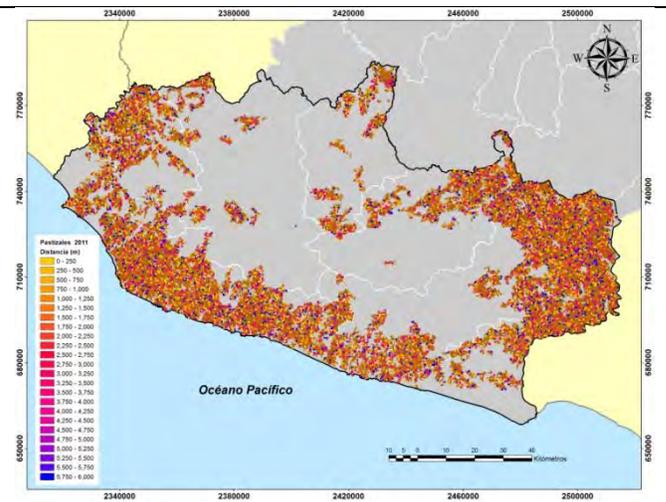
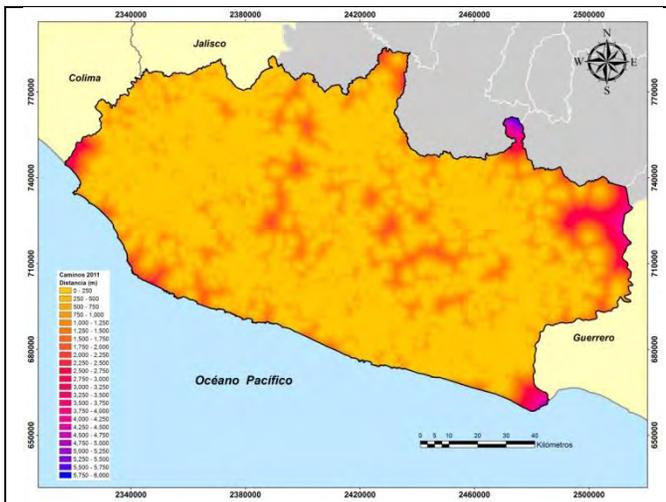


Figura 22: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (23).





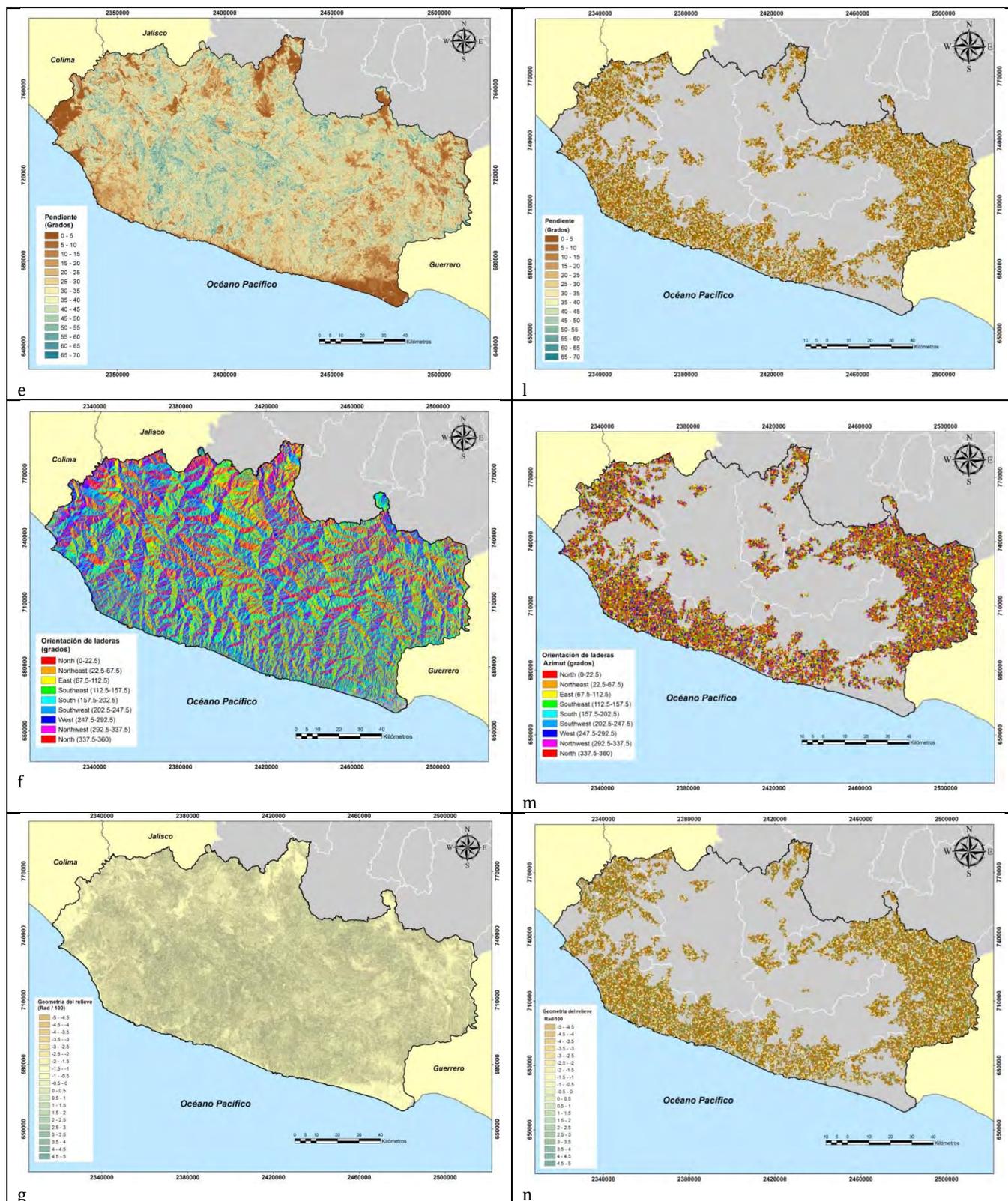


Figura 23: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios simuladas aleatoriamente cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

e) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

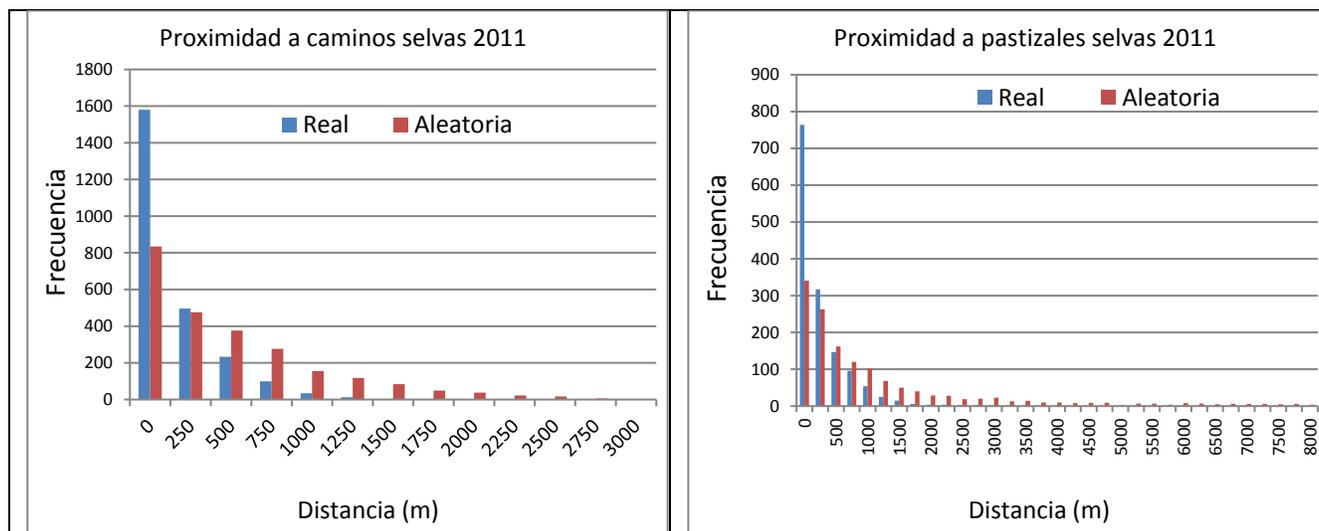
Se aplicó la fórmula (8) en cada una de las variables analizadas para llevar a cabo el ajuste de proporción de área. A continuación, se muestra el ejemplo con la variable incendios con proximidad a caminos Cuadro (36)

Cuadro (36): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles de Selvas 2011	Proporción de pixeles de Selvas por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	4877	699891	0.323889	1580	834
500	2354	455517	0.210800	496	476
750	1542	327115	0.151379	233	376
1000	950	225131	0.104184	99	276
1250	478	154729	0.071604	34	155
1500	276	103891	0.048077	13	118
1750	107	70434	0.032594	3	84
2000	93	44679	0.020676	2	49
2250	83	27680	0.012809	1	38
2500	21	18944	0.008766	0	22
2750	22	12244	0.005666	0	17
3000	10	7579	0.003507	0	6

f) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (24)



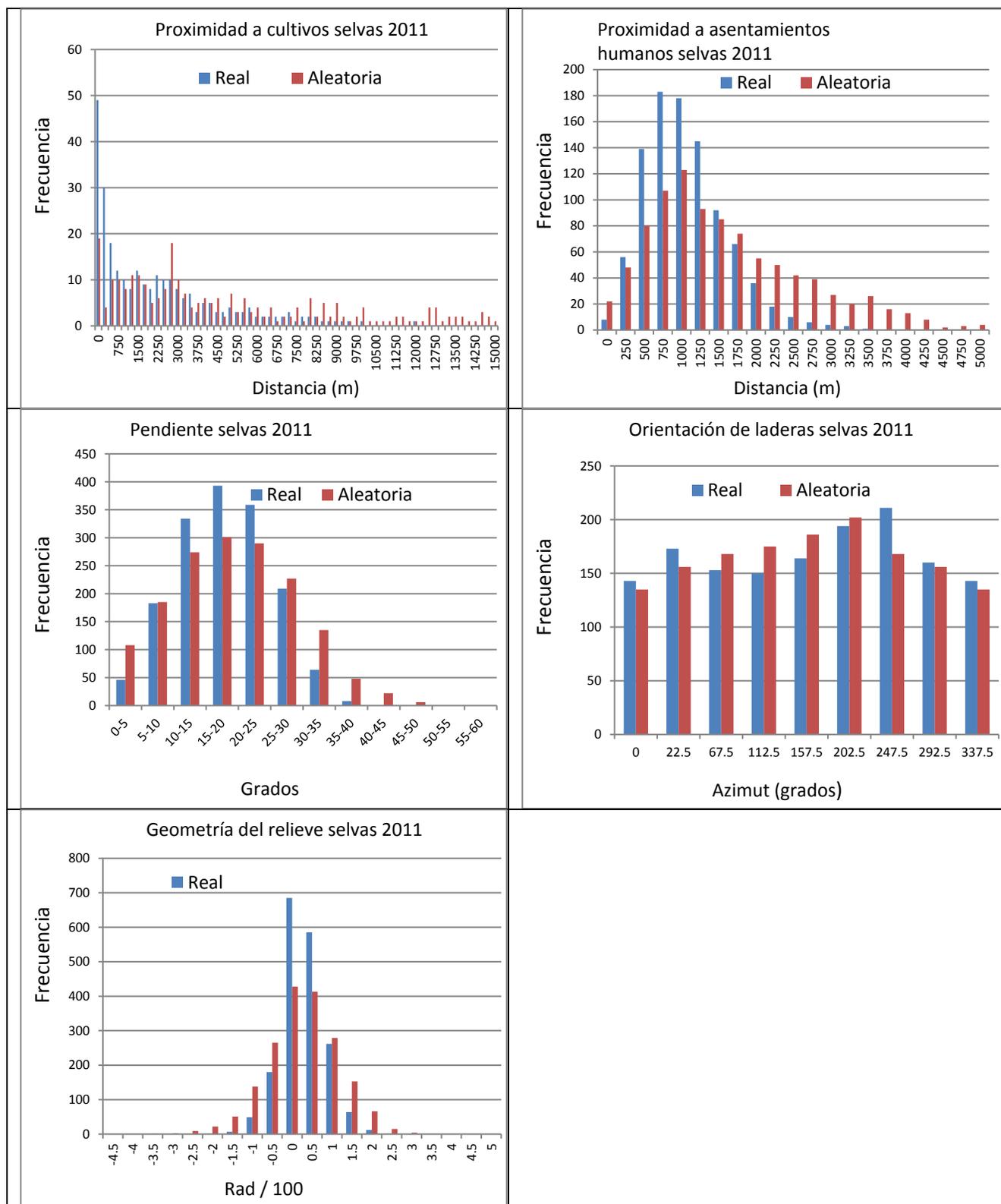


Figura 24: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Cuadro 37: Relevancia de las variables analizadas para selvas 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos y carreteras	No normal	0.058334****	0.015312****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	5.48E-09****	0.00E+00****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	7.04E-05****	0****			Relevante
Proximidad a asentamientos humanos	No normal	0.056577****	0.002321****			Relevante
Pendiente de ladera	Normal			1*	0.32704*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.982098*	0.731739*	No relevante
Geometría del Relieve	No normal	0.477206*	2.99E-08****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevante

**Valores de 0.7 a 0.8 variable relevante

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevante

****valores de 0.9 a 1 variable extremadamente relevante

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

Cuando se obtienen las variables relevantes lo siguiente es convertir los valores de frecuencia en valores de probabilidad. (cuadro 38)

Cuadro 38: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	1580	1.000000
500	496	0.314143
750	233	0.147775
1000	99	0.062657
1250	34	0.021667
1500	13	0.008400
1750	3	0.002207
2000	2	0.001217
2250	1	0.000673
2500	0	0.000116
2750	0	7.891E-05
3000	0	2.220E-05

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (25):

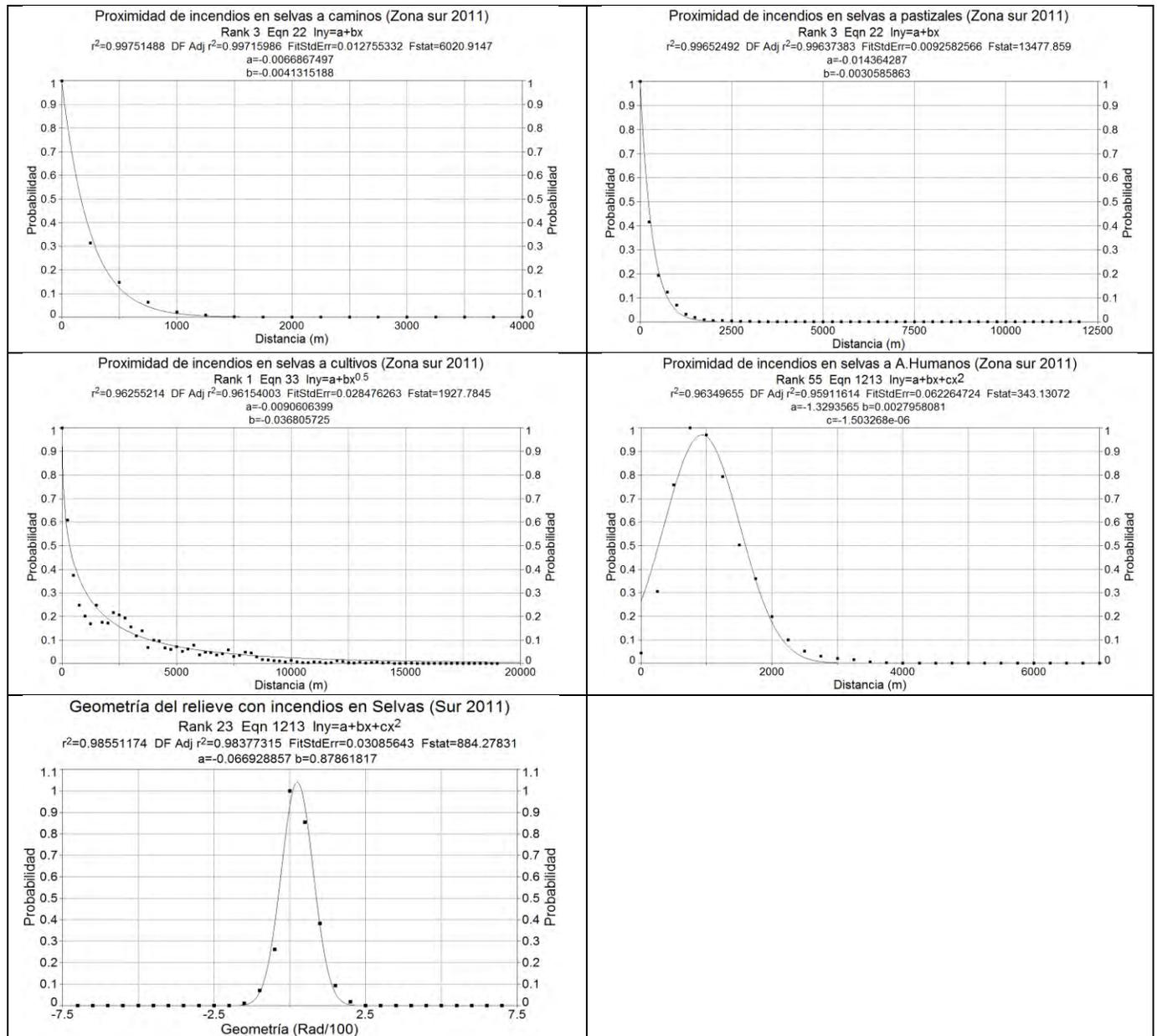


Figura (25): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes en selvas del año 2011.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (26).

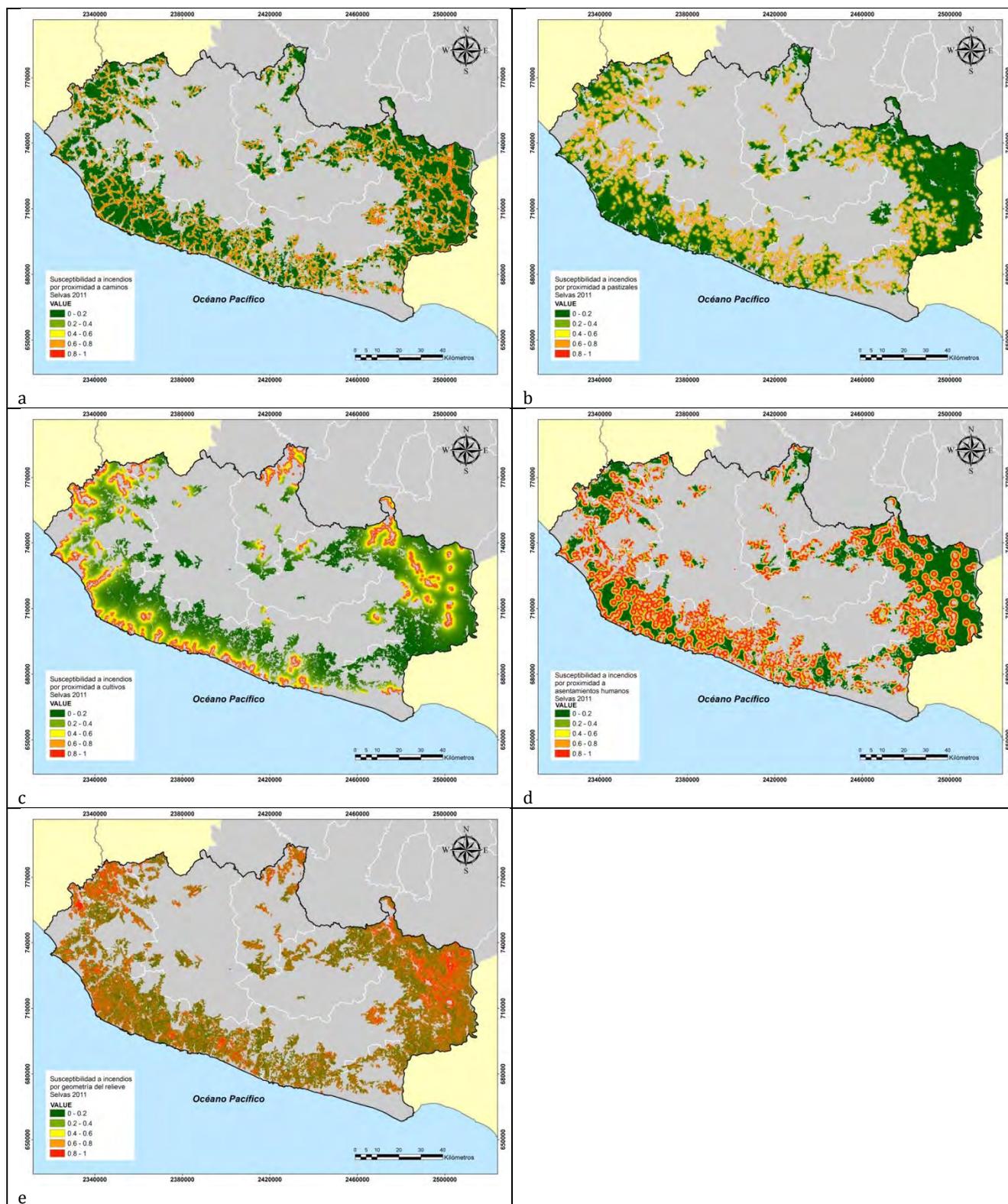


Figura 26: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, y e) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D para cada variable relevante en las selvas de 2011 en el siguiente cuadro (39).

Cuadro 39: Grado de influencia de cada variable

Parámetro analizado	Distancia K S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.5645	0.21	2
Proximidad a pastizales	0.7187	0.26	1
Proximidad a cultivos	0.5321	0.19	3
Proximidad a asentamientos humanos	0.4772	0.17	4
Geometría del relieve	0.4571	0.17	5
Total	2.7497	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios a selvas del año 2011.

El modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas se generó utilizando la fórmula (6):

$$SISel11 = (Suscpz * 0.26) + (Susccam * 0.21) + (Susccult * 0.19) + (Suscashum * 0.17) + (Susgeo * 0.17)$$

Donde

SISel11= Susceptibilidad a incendios en selvas del año 2011.

Suscpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susccam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Susccult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo a los siguientes valores Cuadro 40:

Cuadro 40: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (27):

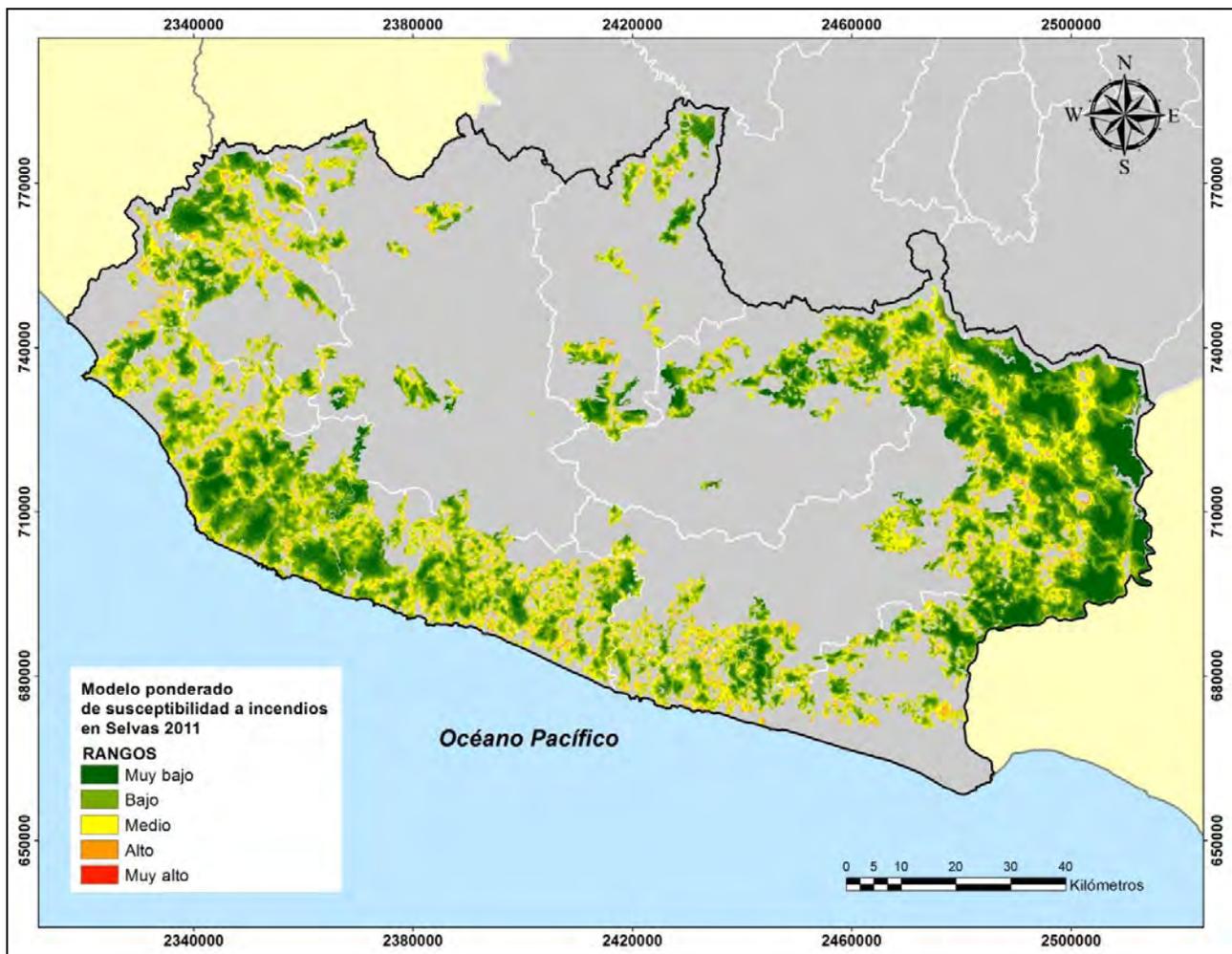


Figura 27: Modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas del año 2011.

La superficie en peligro se observa en el siguiente cuadro 41:

Cuadro 41: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de selvas (2011) en peligro
Muy bajo	115695.50	22.2
Bajo	238008.25	45.8
Medio	148211.00	28.4
Alto	18149.00	3.5
Muy alto	95.00	0.1
Total	520158.75	100.0

Etape 6 Validación del modelo

Se utilizaron las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 para validar la propuesta de este modelo (Cuadro 42):

Cuadro 42: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

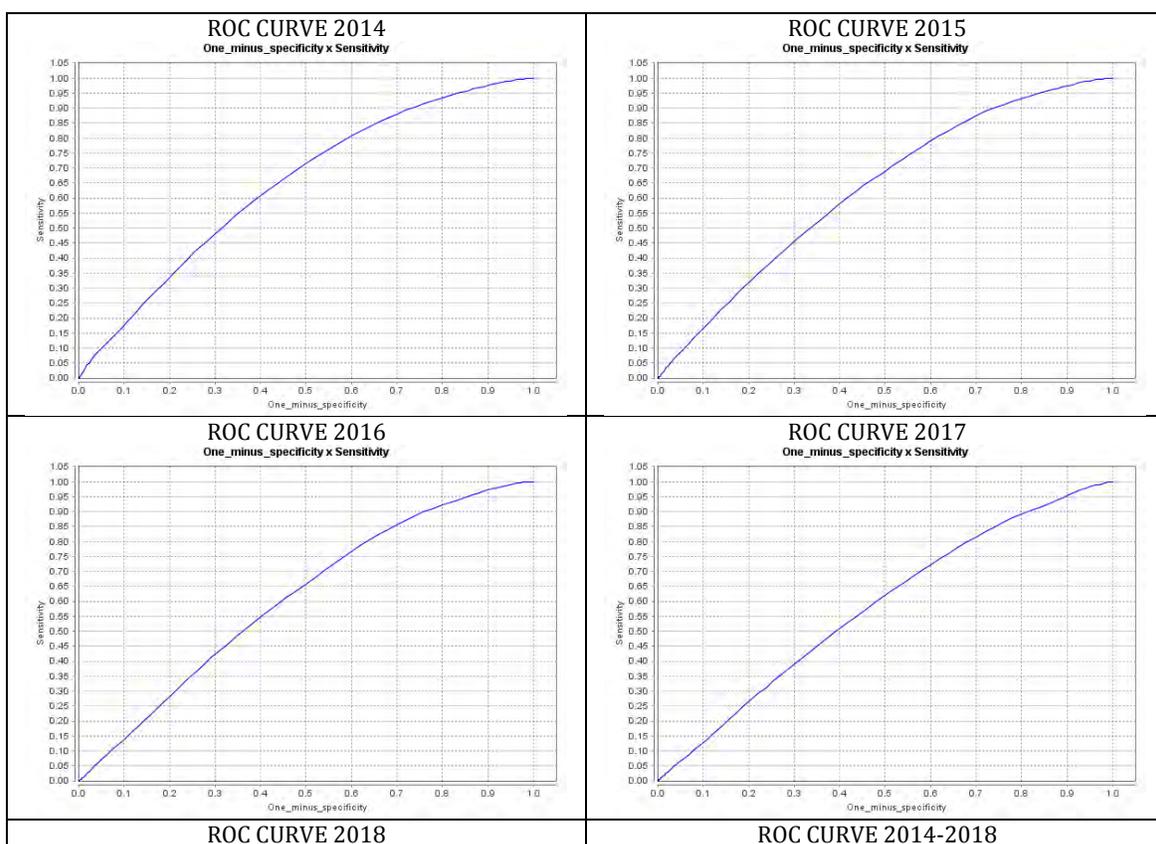
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	389	2,509	8.1
Landsat 2015	1,401	6,066	19.5
Landsat 2016	1,186	6,932	22.3
Landsat 2017	842	6,466	20.8
Landsat 2018	1,297	9,086	29.3
Landsat 2014 a 2018	5,115	31,058	100

El modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas 2011 fue cruzado con las cicatrices de incendios de 2014 a 2018. Derivado de este cruce se tienen los siguientes resultados (cuadro 43).

Cuadro 43: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

SELVAS SUR 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	194.25	7.8	478.25	8.0	629.75	9.1	813.75	12.4	1020.25	11.1	3136.25	10.1
Bajo	1044.25	41.7	2638	44.1	3183	46.2	3057.75	46.5	4025	43.9	13948	44.8
Medio	1078.75	43.1	2495.25	41.7	2726.25	39.6	2394.75	36.4	3629.75	39.6	12324.75	39.6
Alto	184.25	7.4	367.25	6.1	346	5.0	312	4.7	489.75	5.3	1699.25	5.5
Muy Alto	1.25	0.05	1	0.02	0.25	0.004	1.25	0.02	0.5	0.01	4.25	0.01
Total	2502.75	100	5979.75	100	6885.25	100	6579.5	100	9165.25	100	31112.5	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 28).



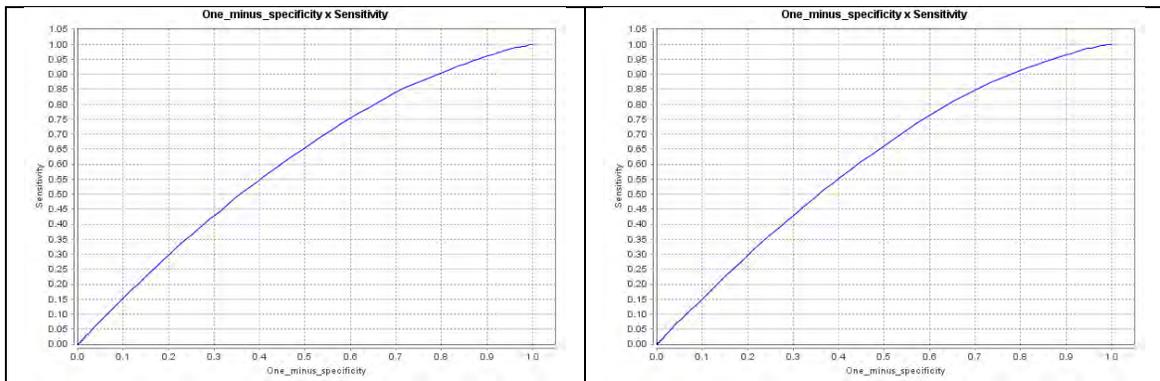


Figura 28: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro (44):

Cuadro 44: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.6429
2015	0.6289
2016	0.6070
2017	0.5799
2018	0.6047
2014 a 2018	0.6086

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para las selvas del año 2012.

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en selvas 2012

Cuadro 45: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	650	89.2	1790.41	55.7
10 a 50	76	10.4	1246.33	38.7
50 a 100	3	0.4	179.86	5.6
Más de 100	0	0	0	0
Total	729	100	3216.6	100

Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de carreteras y caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Adicionalmente en este modelo de 2012 se utilizó la variable de proximidad a incendios previos del año anterior (2011).

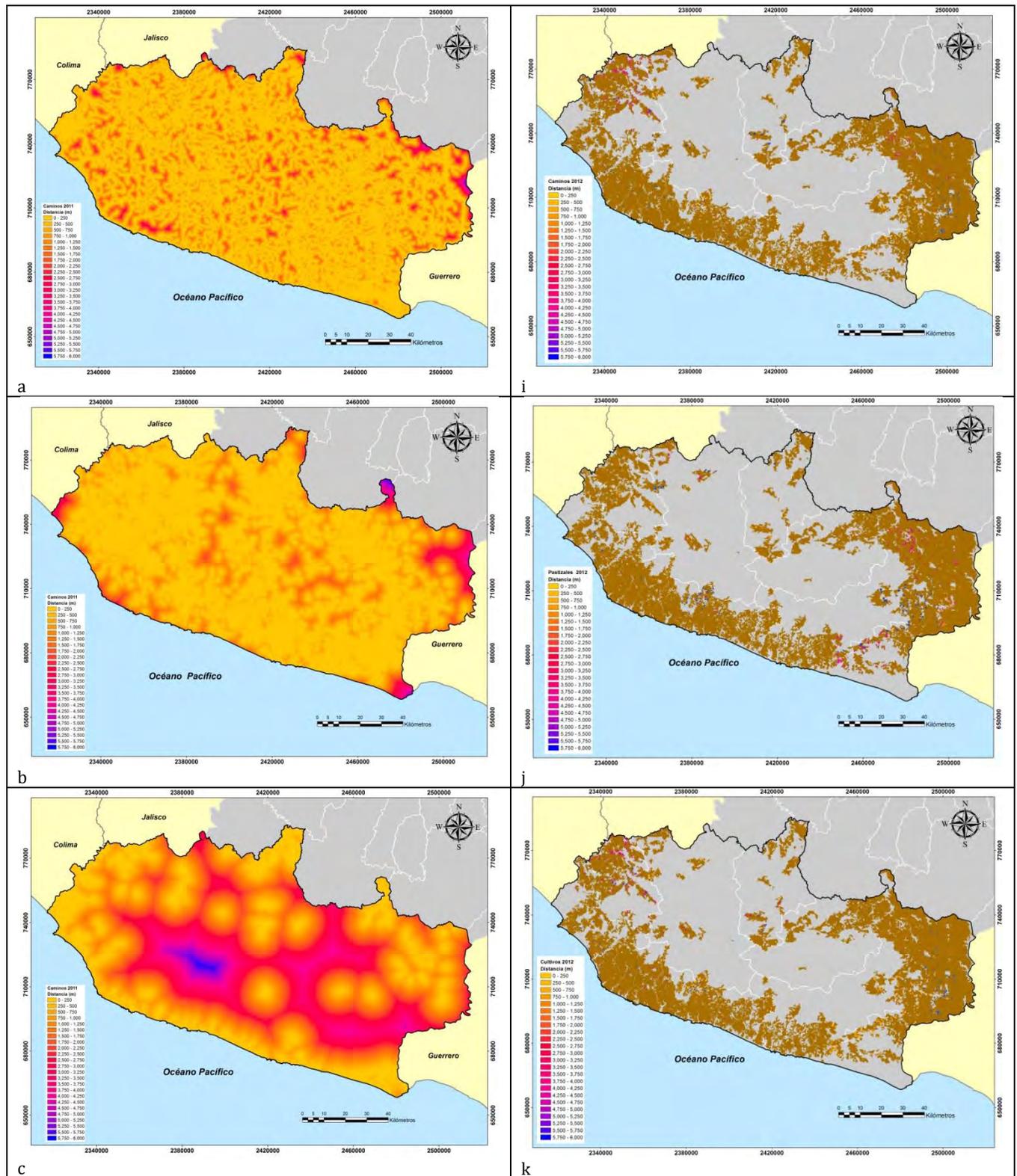
g) Correlación de variables en selvas 2012

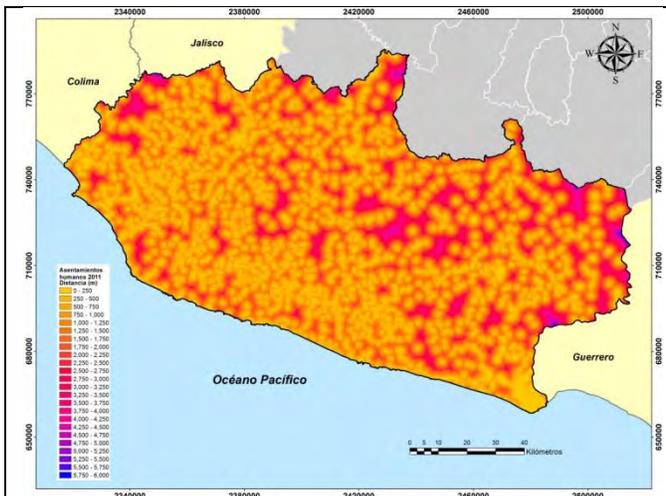
Cuadro 46: Correlación de variables antrópicas

SELVAS 2012				
Layer	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.10477	-0.1433	0.33033
Proximidad a pastizales	0.10477	1	-0.23687	0.08818
Proximidad a cultivos	-0.1433	-0.23687	1	-0.14772
Proximidad a asentamientos humanos	0.33033	0.08818	-0.14772	1

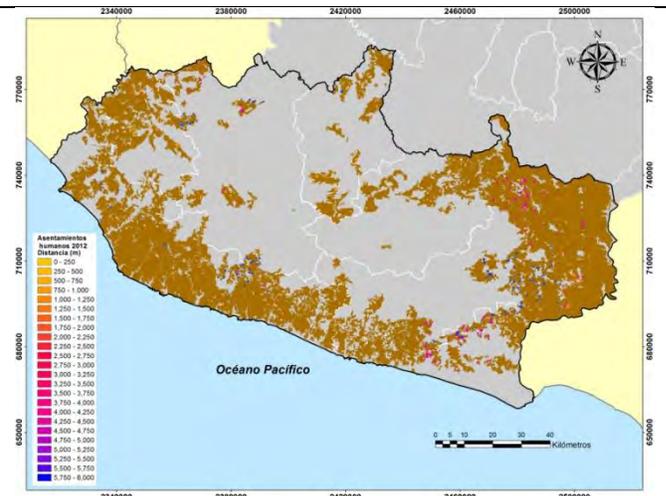
b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (29).

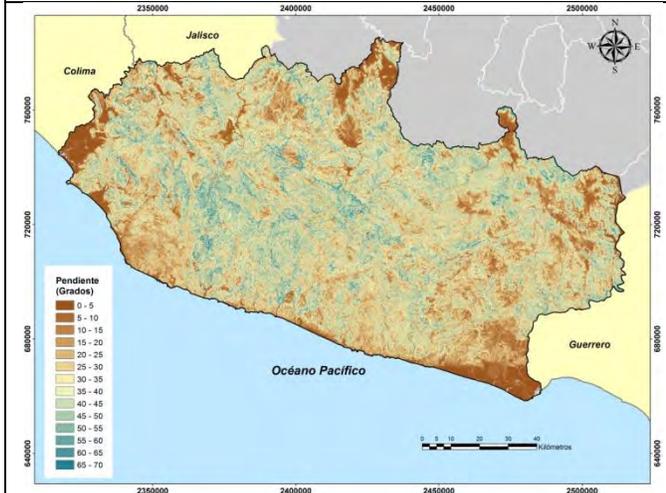




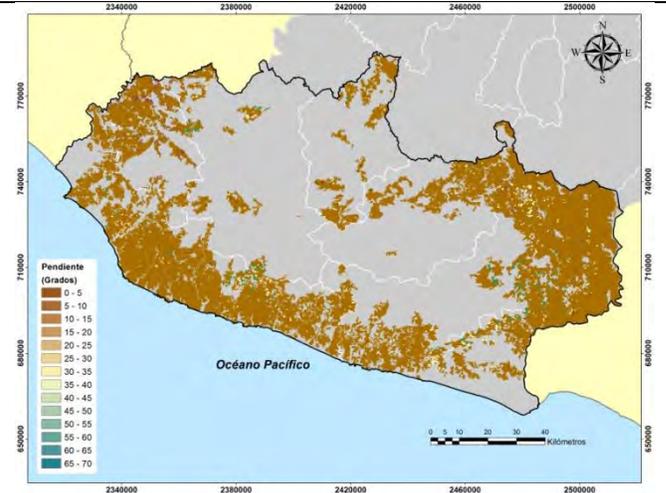
d



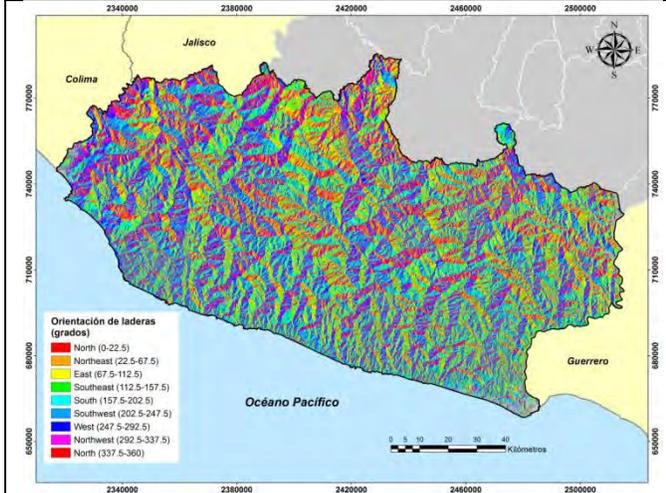
l



e



m



f



n

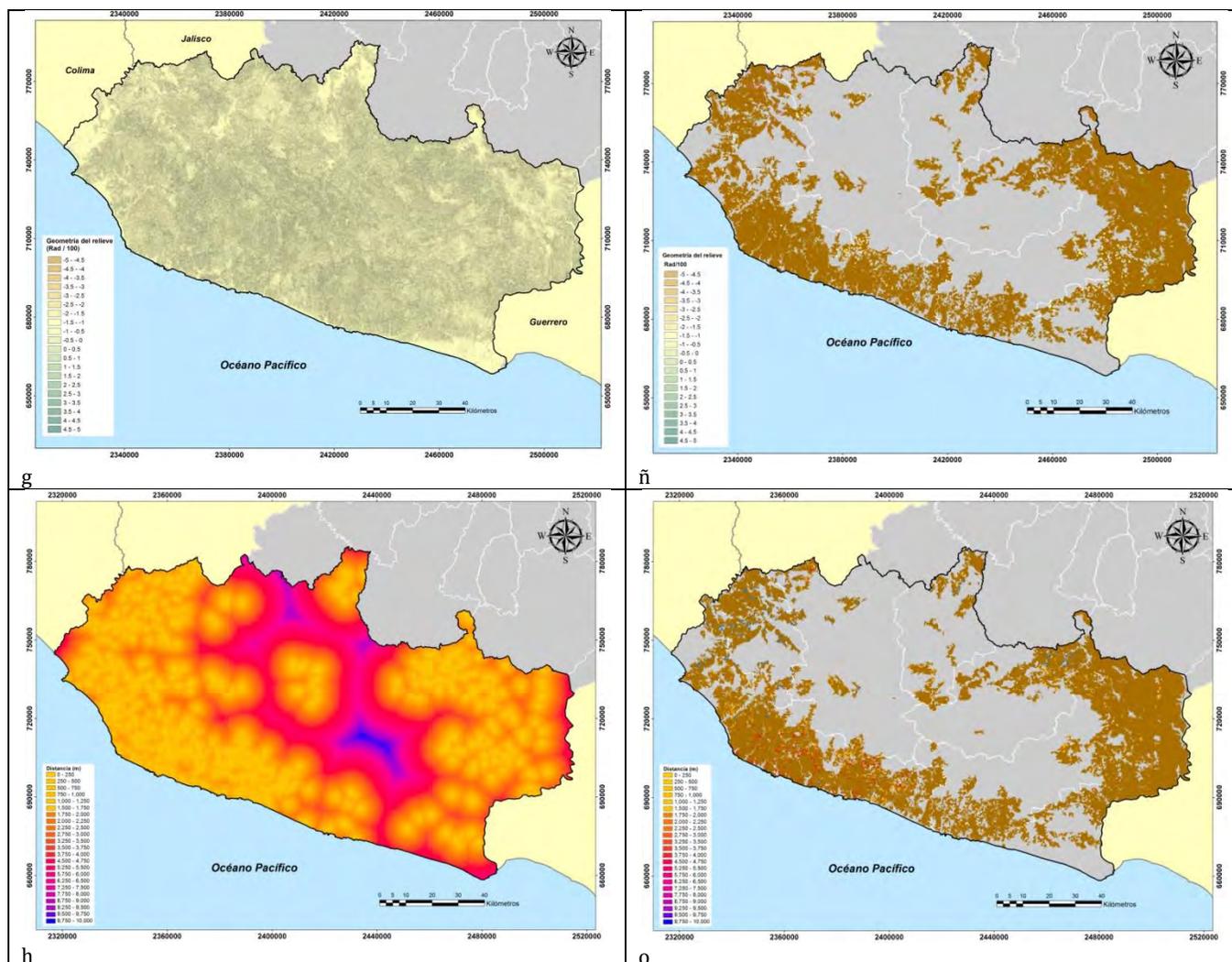
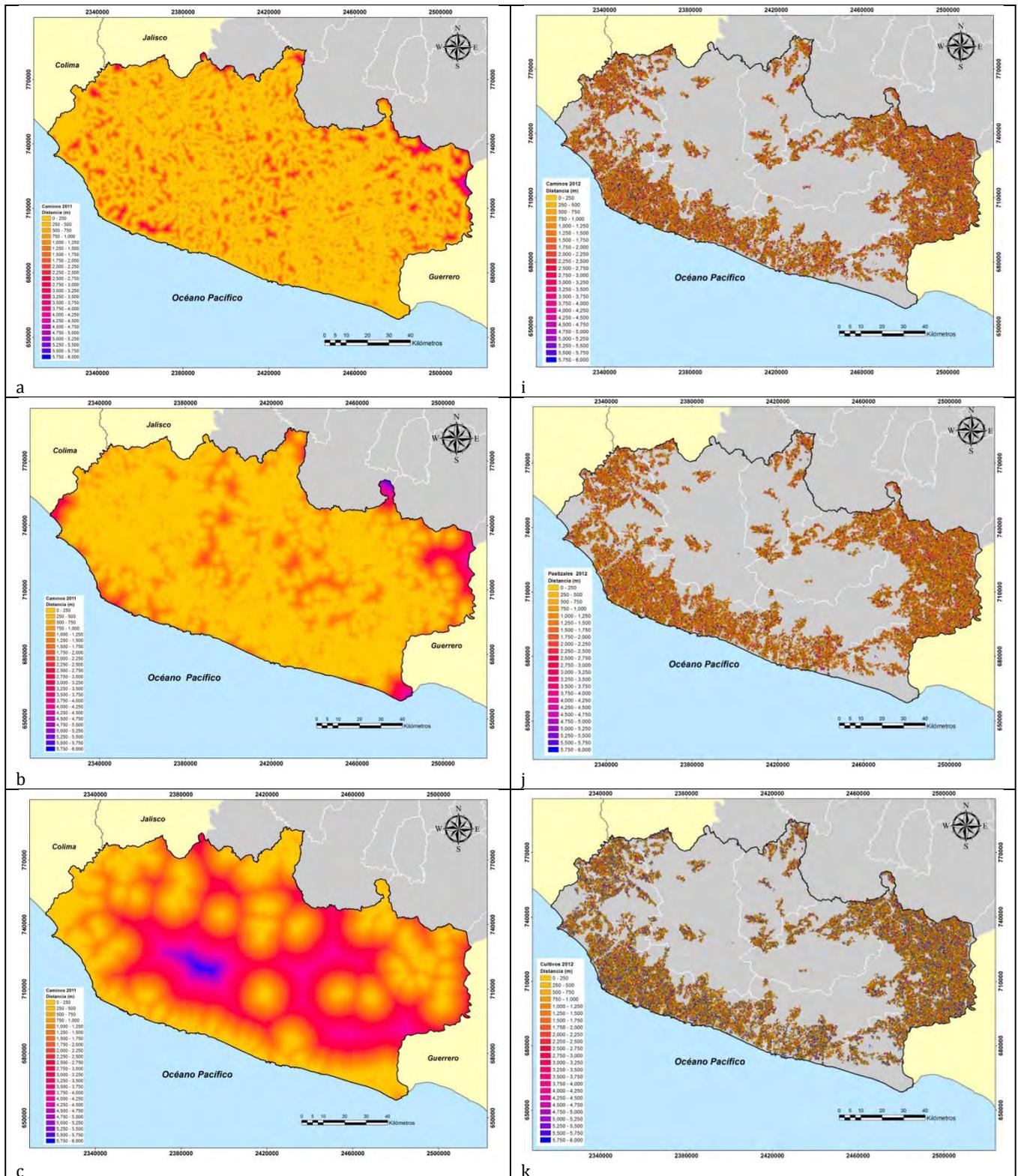
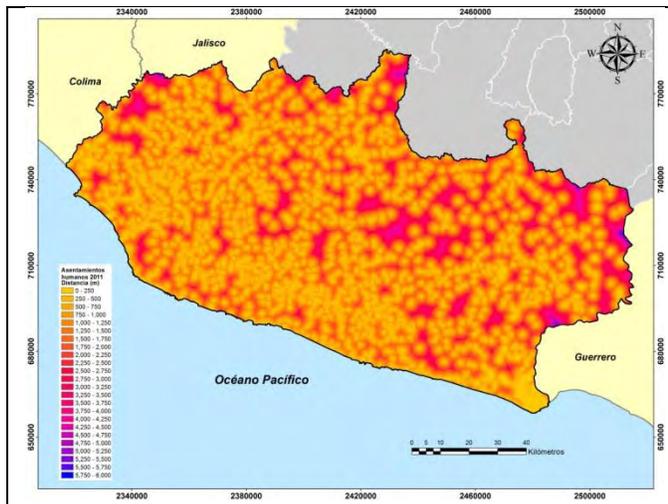


Figura 29: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

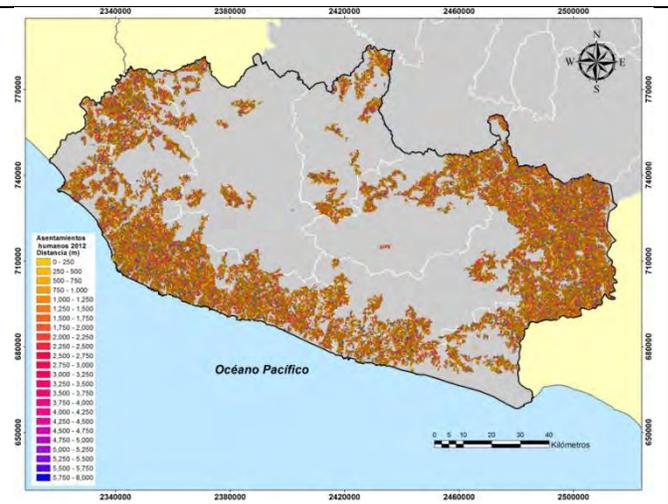
c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (30).

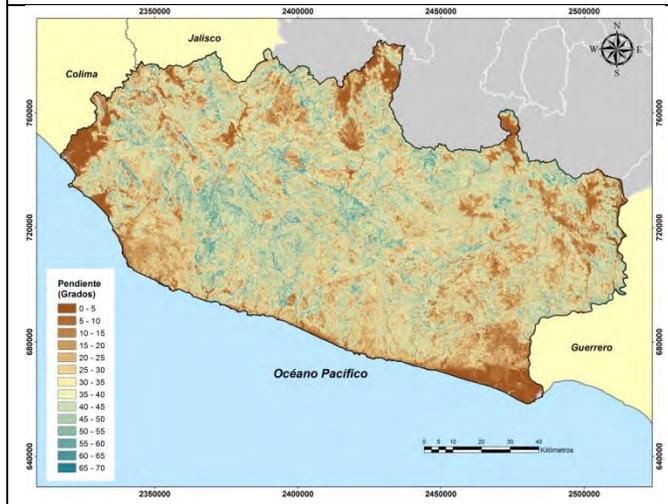




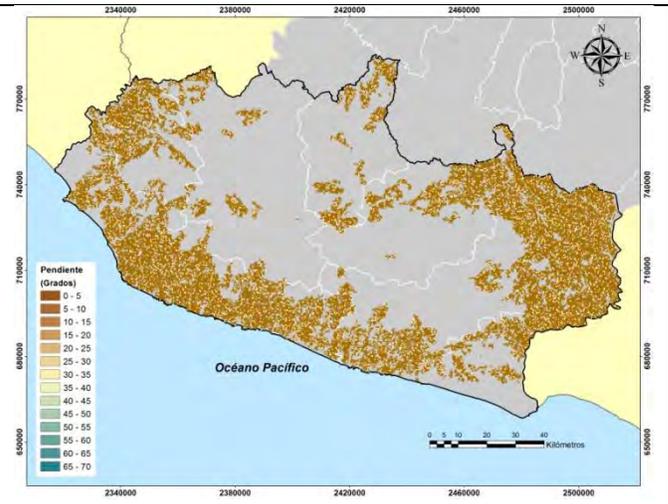
d



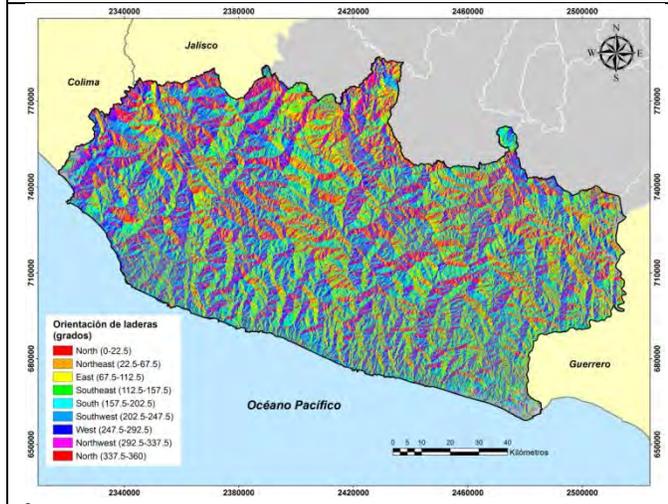
l



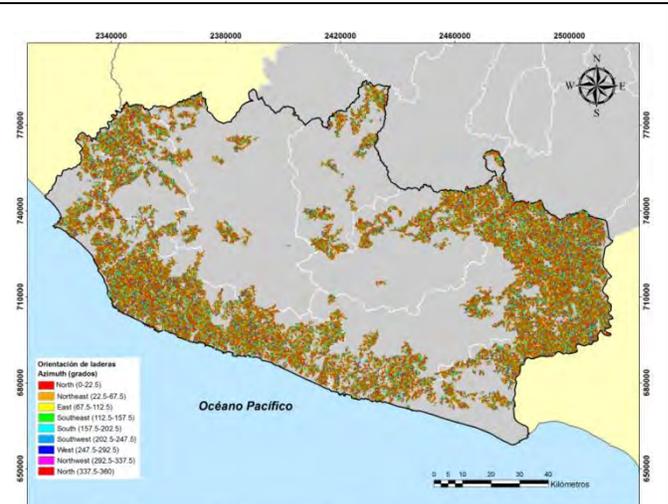
e



m



f



n

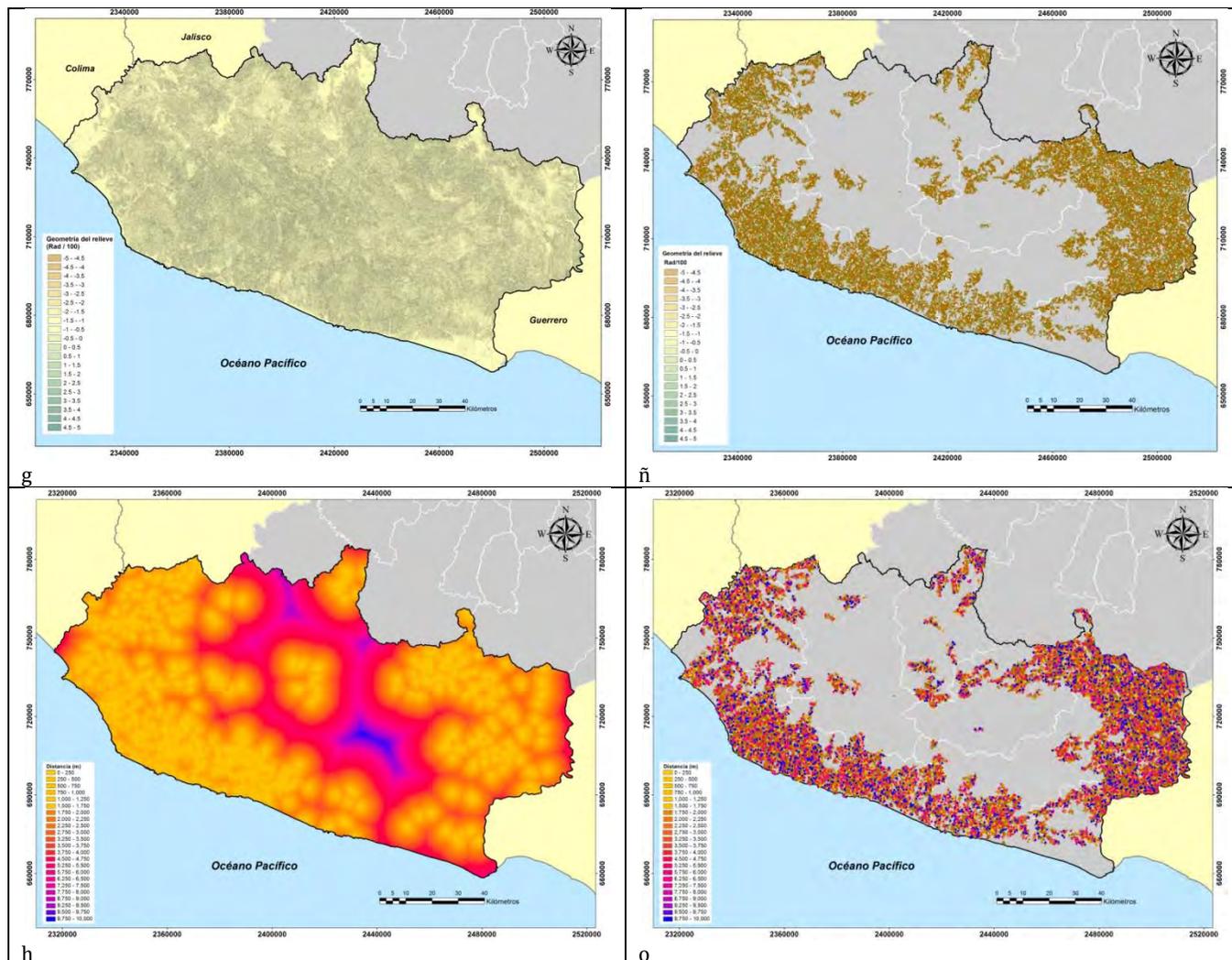


Figura 30: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste con la variable cicatrices de incendios y su proximidad a caminos (Cuadro (47))

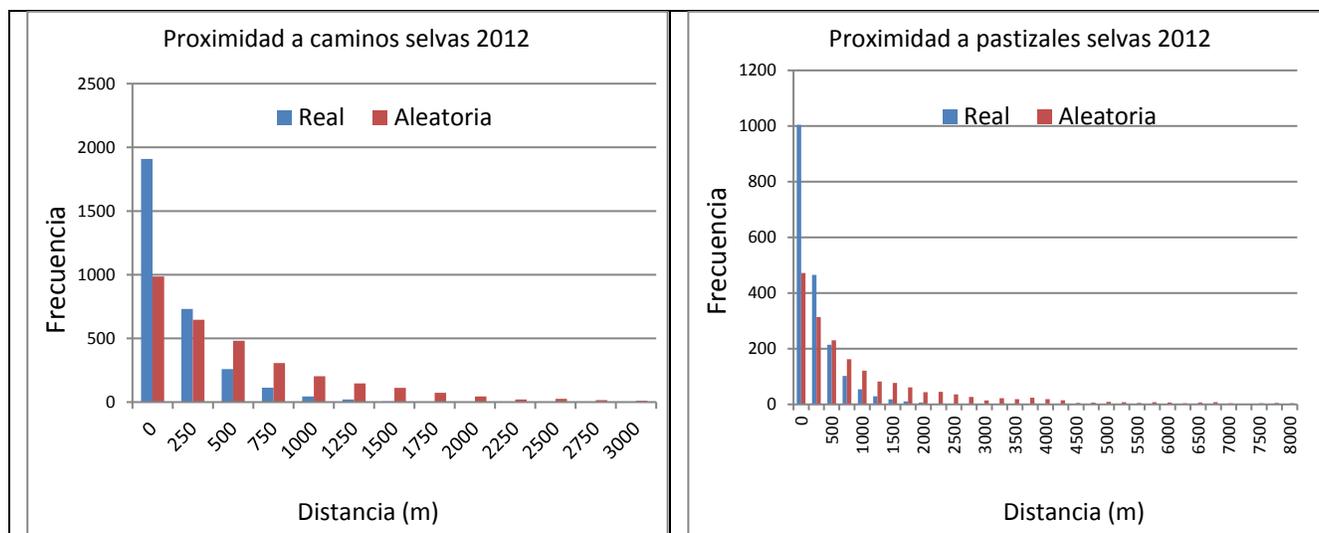
Cuadro (47): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles en selvas 2011	Proporción de pixeles de selvas por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	5907	693903	0.323181	1909	986
500	3470	452113	0.210569	731	646
750	1714	325006	0.151369	259	482
1000	1084	223955	0.104305	113	306
1250	617	154278	0.071859	44	203
1500	408	103527	0.048217	20	147
1750	194	70306	0.032744	6	112
2000	73	44570	0.020758	2	73
2250	37	27628	0.012867	0	44
2500	75	18933	0.008817	1	21
2750	20	12244	0.005702	0	25
3000	0	7579	0.003529	0	15

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (31)



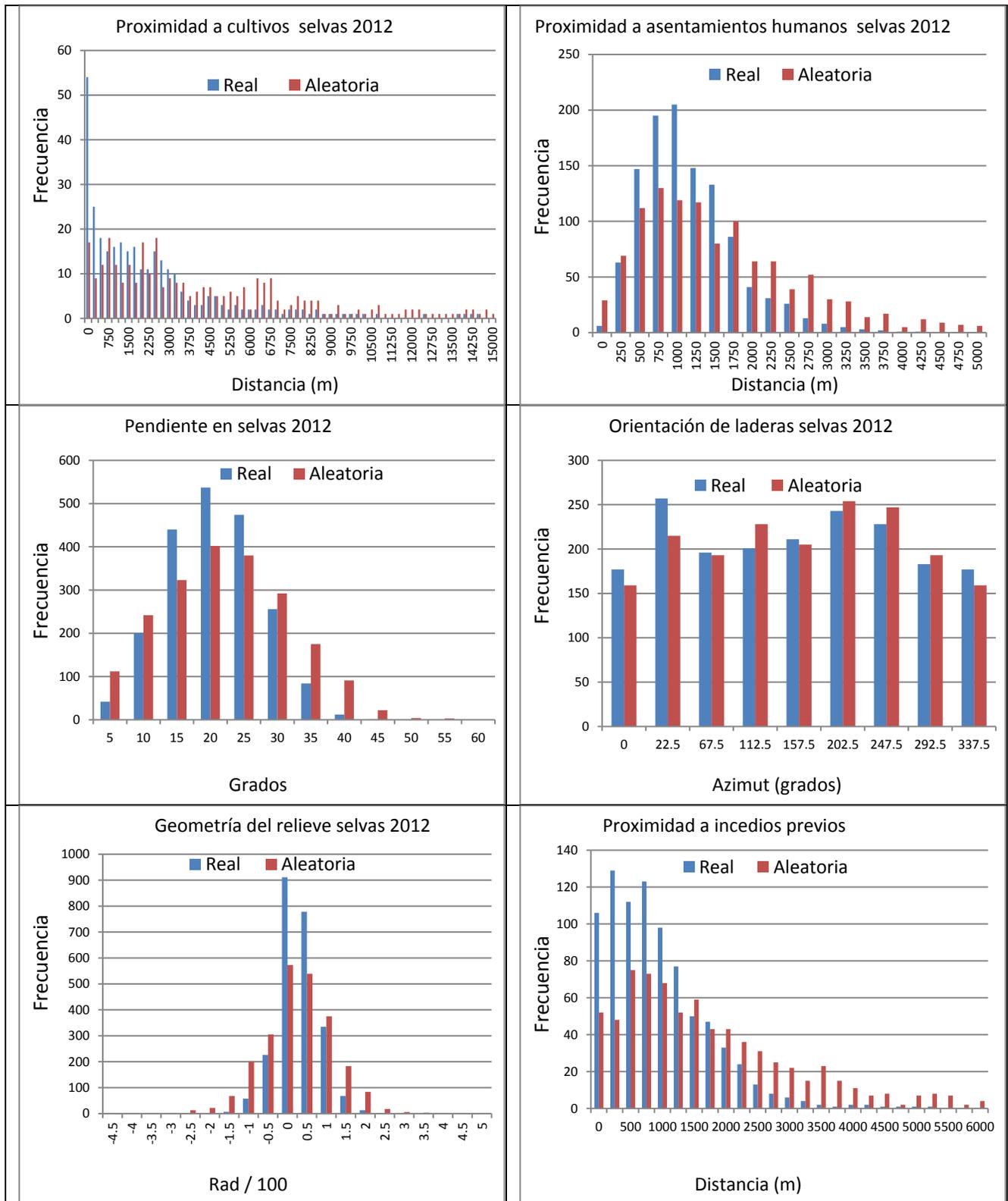


Figura 31: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Se utilizaron las pruebas t de Student y F de Fisher para distribuciones normales; y se utilizaron las pruebas W de Wilcoxon y la prueba de Kolmogorov- Smirnov para distribuciones no normales. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (48):

Cuadro (48): Relevancia de las variables analizadas para selvas (2011).

Parámetro	Condición de normalidad	valor de p prueba W	valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.0281079****	0.0103578****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	2.423E-09****	0****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.0002901****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.138154***	0.0308301****			Relevante
Pendiente de ladera	Normal			1*	0.30615*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			0.986896*	0.81458*	No relevante
Geometría del Relieve	No normal	0.240747**	1.399E-08****			Relevante
Proximidad a incendios previos del año 2011.	No normal	0.0246757****	0.0000441****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

El resultado de convertir los valores de frecuencia en valores de probabilidad de la variable incendios y su distancia a caminos se muestra en el siguiente cuadro (49)

Cuadro 49: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	1909	1.000000
500	731	0.382746
750	259	0.135905
1000	113	0.059227
1250	44	0.023223
1500	20	0.010305
1750	6	0.003327
2000	2	0.000793
2250	0	0.000249
2500	1	0.000346
2750	0	5.97E-05
3000	0	0.00

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (32):

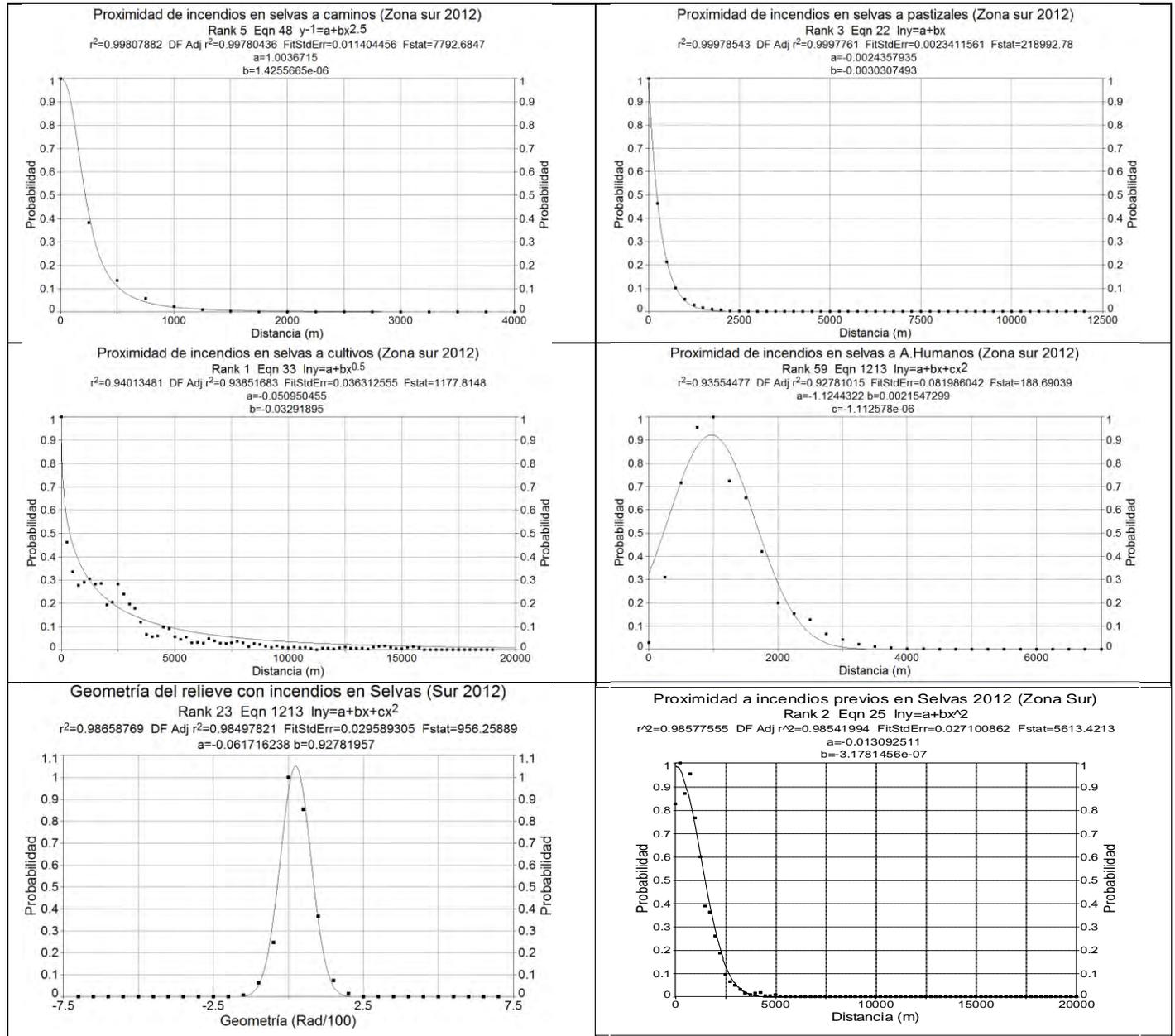


Figura (32): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (33).

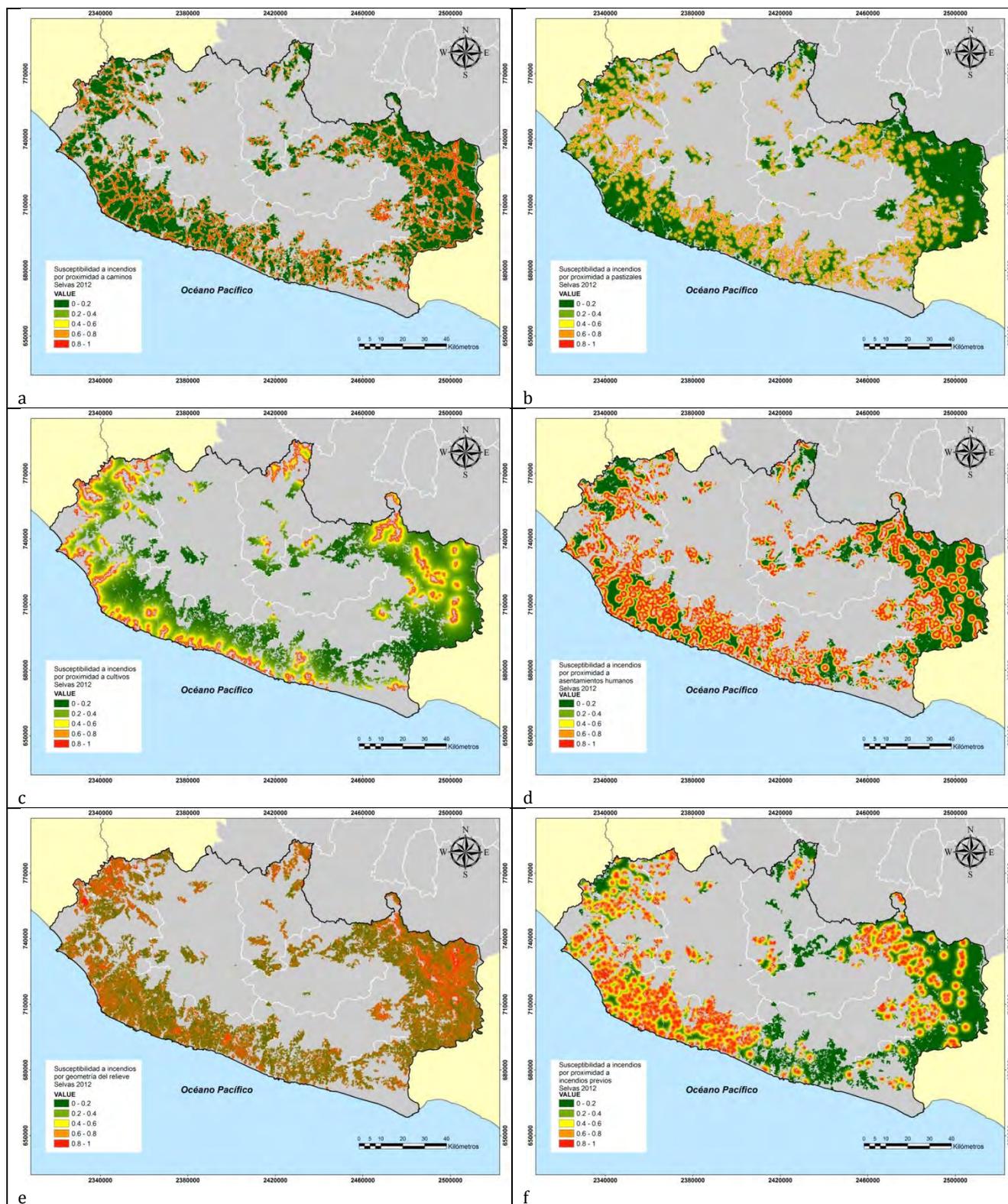


Figura 33: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en selvas (2012): a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) geometría del relieve y f) proximidad a incendios previos.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D para cada variable relevante en selvas del año 2012 en el siguiente cuadro (50).

Cuadro 50: Grado de influencia de cada variable

Parámetro analizado	Distancia K S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.6419	0.17	3
Proximidad a pastizales	0.7946	0.21	1
Proximidad a cultivos	0.5982	0.16	4
Proximidad a asentamientos humanos	0.5500	0.14	5
Geometría del relieve	0.5365	0.14	6
Proximidad a incendios previos	0.6818	0.18	2
Total	3.8032	1.00	

Etapa 5 aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas (2012).

Para generar el modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas del año 2012 se utilizó la fórmula 6:

$$SISel12 = (Suscpz * 0.21) + (Suscpz * 0.18) + (Suspcam * 0.17) + (Suspcult * 0.16) + (Suspcashum * 0.14) + (Susgeo * 0.14)$$

Donde

SISel12= Susceptibilidad a incendios en la cubierta forestal año 2012.

Suscpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suspcz = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Suspcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suspcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suspcashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo con los siguientes valores (Cuadro 51):

Cuadro 51: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (34):

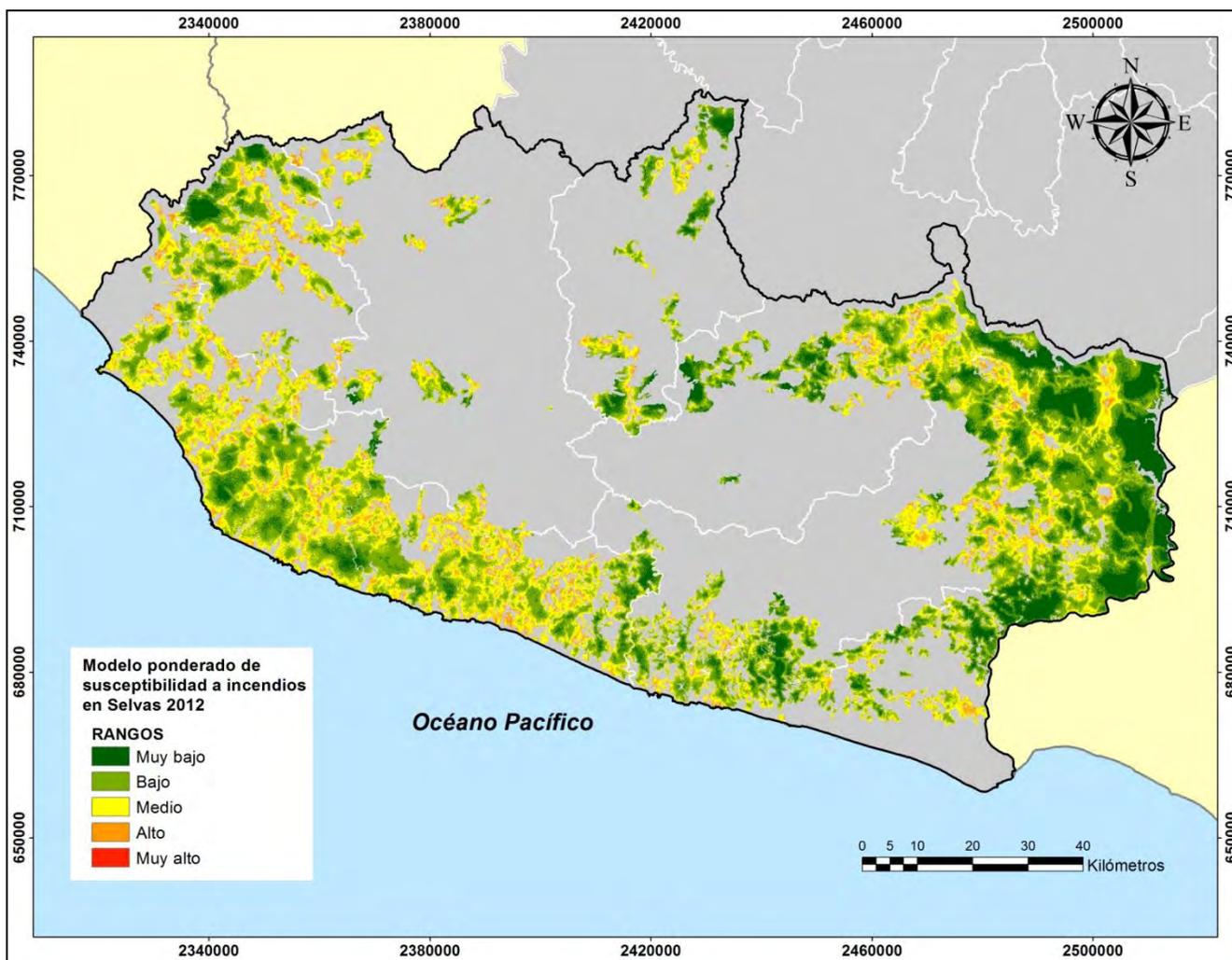


Figura 34: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en selvas.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo con el siguiente cuadro 88:

Cuadro 52: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de selvas en peligro año 2012.
Muy bajo	82621.75	16.00
Bajo	224469.50	43.40
Medio	178648.00	34.60
Alto	30845.25	6.00
Muy alto	141.75	0.03
Total	516726.25	100.00

Etapa 6 Validación del modelo

Para validar este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 durante el período de 2014 a 2018. Los resultados de la clasificación se presentan en el siguiente cuadro 53:

Cuadro 53: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018

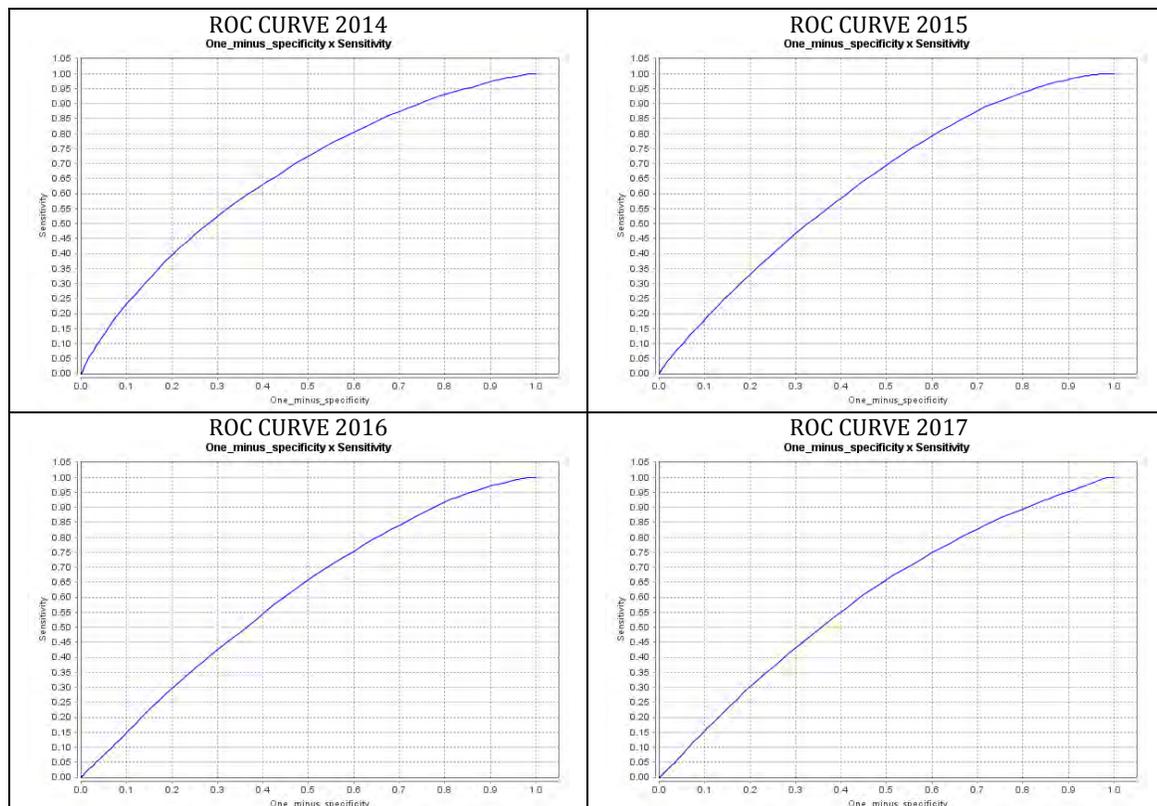
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	389	2509.0	8.1
Landsat 2015	1,401	6015.5	19.5
Landsat 2016	1,186	6131.8	22.3
Landsat 2017	842	6266.0	20.8
Landsat 2018	1,297	9016.0	29.3
Landsat 2014 a 2018	5,115	29938.3	100.0

El modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas 2012 fue cruzado con las cicatrices de incendios de 2014 a 2018. Derivado de este cruce se tienen los siguientes resultados (cuadro 54).

Cuadro 54: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

Selvas sur 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	129	5.4	254.5	4.5	405.25	6.0	522.75	8.2	573.25	6.5	1884.75	6.3
Bajo	749.25	31.1	2084.5	36.6	2613.75	39.0	2316	36.3	3285.25	37.5	11048.75	36.9
Medio	1169.25	48.5	2714.75	47.7	3103	46.2	2955.25	46.4	4079.5	46.6	14021.75	46.8
Alto	361	15.0	639.25	11.2	586.75	8.7	580.75	9.1	812.25	9.3	2980	10.0
Muy Alto	0.5	0.02	3.5	0.1	1.5	0.02	0.75	0.01	2	0.02	8.25	0.03
Total	2409	100	5696.5	100	6710.25	100	6375.5	100	8752.25	100	29943.5	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 35).



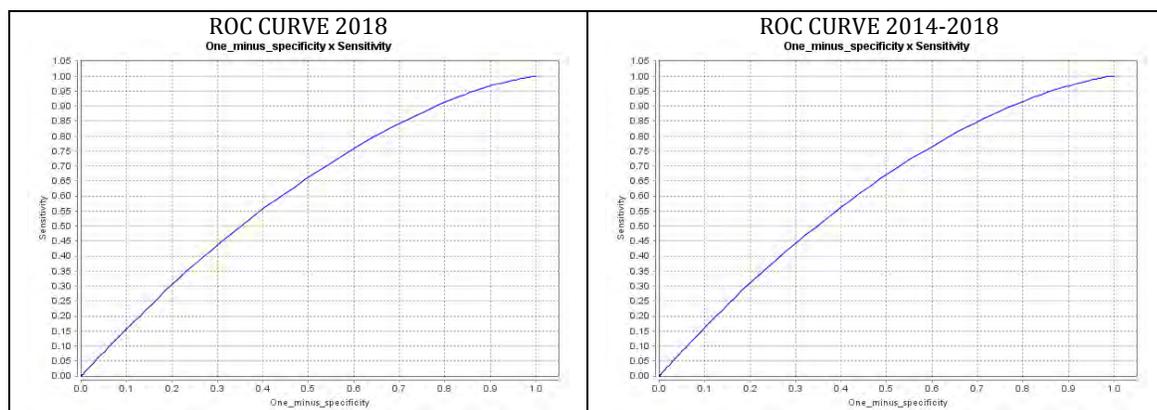


Figura 35: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El AUC para cada año analizado se presenta en el siguiente cuadro (55):

Cuadro 55: Valores del AUC para el período 2014 a 2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.6607
2015	0.6359
2016	0.6064
2017	0.6025
2018	0.6102
2014 a 2018	0.6151

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para las selvas con datos de los años 2011 y 2012.

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en selvas

La distribución de la superficie afectada se muestra en los siguientes cuadros (56, 57 y 58):

Cuadro 56: Total de cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	613	94.2	1959.3	72.5
10 a 50	37	5.7	624.1	23.1
50 a 100	0	0	0	0
Más de 100	1	0.2	118.3	4.4
Total	651	100	2701.7	100

Cuadro 57: Total de cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	650	89.2	1790.41	55.7
10 a 50	76	10.4	1246.33	38.7
50 a 100	3	0.4	179.86	5.6
Más de 100	0	0	0	0
Total	729	100	3216.6	100

Cuadro 58: Total de cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011 y 2012)

Rangos	Número de cicatrices	%	Superficie afectada (ha)	%
0 a 10	1263	91.5	3749.71	63.4
10 a 50	113	8.2	1870.43	31.6
50 a 100	3	0.2	179.86	3.0
Más de 100	1	0.1	118.3	2.0
Total	1380	100.0	5918.3	100

Estas cicatrices de incendios serán la variable dependiente en el modelo final de susceptibilidad a incendios para selvas con datos de los dos años 2011 y 2012.

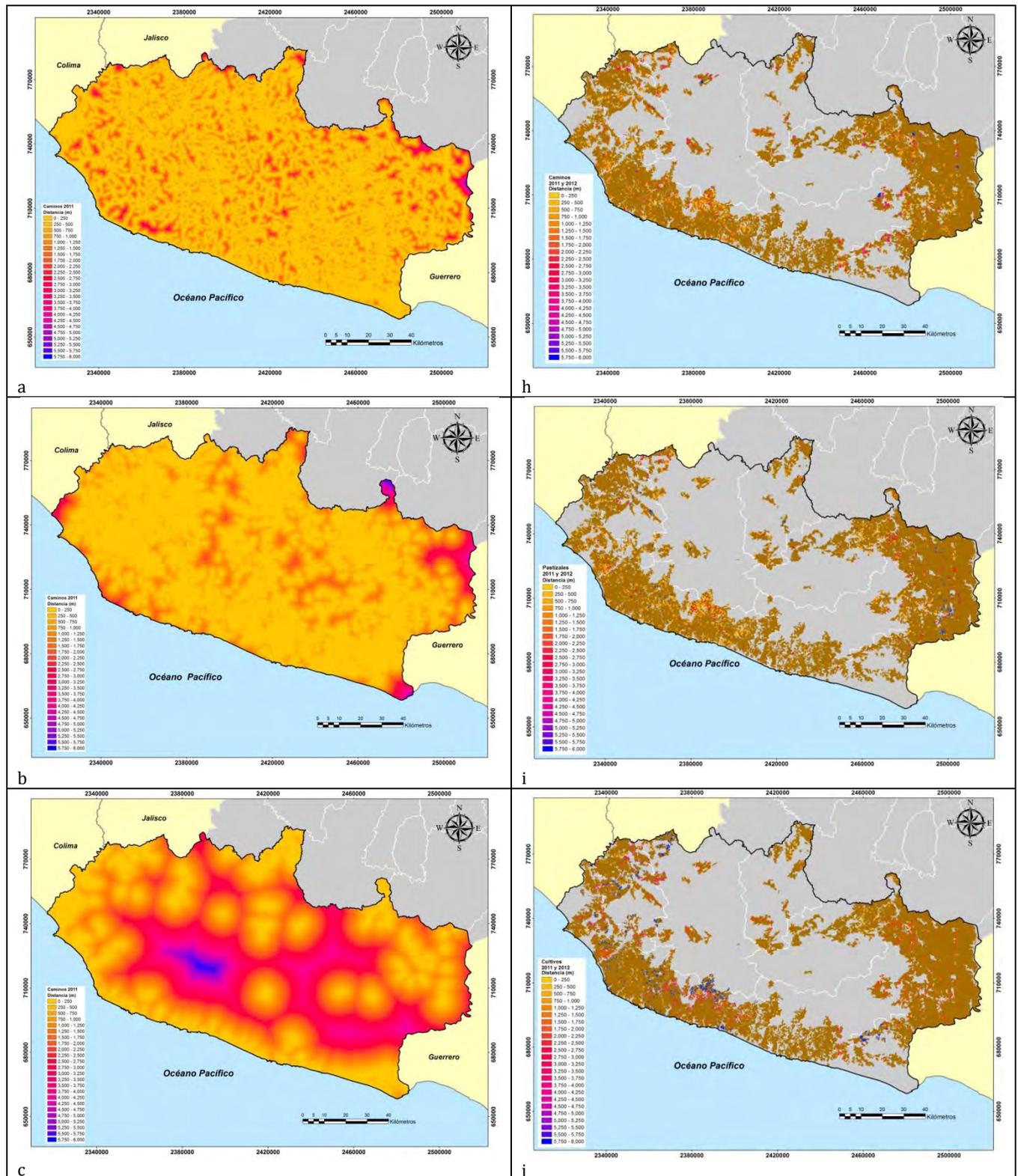
Etapa 2: La relevancia de las variables

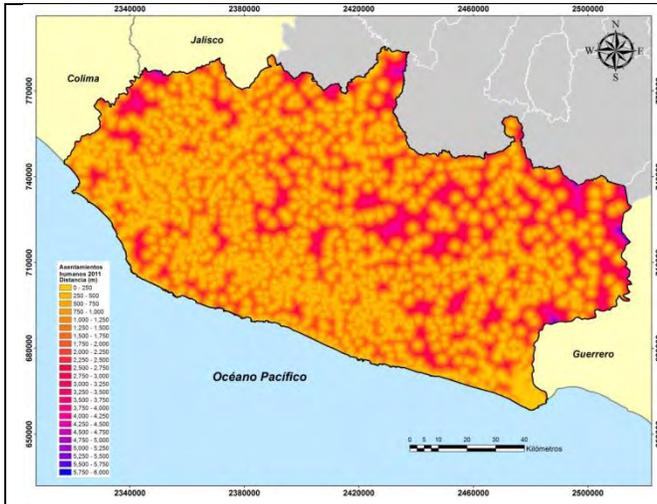
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

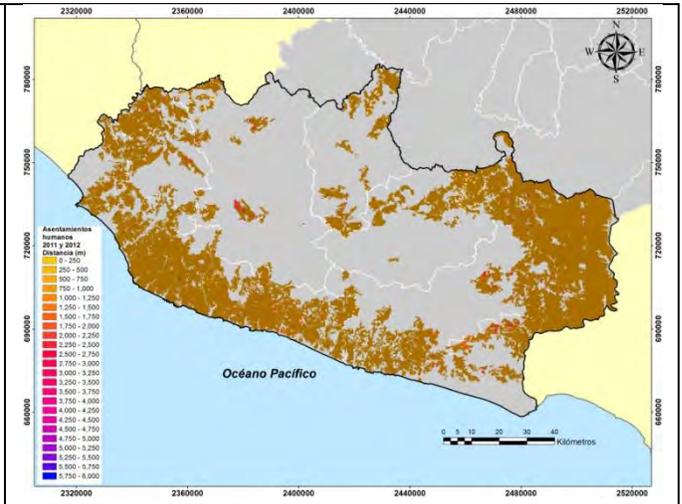
b) Preparación de mapas que muestran la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (36).

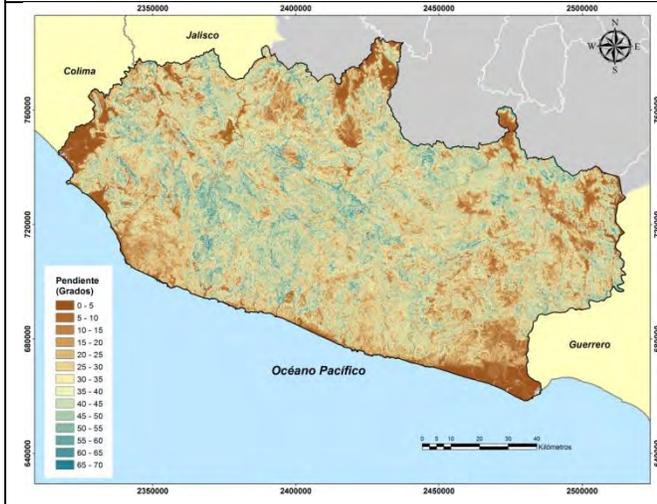




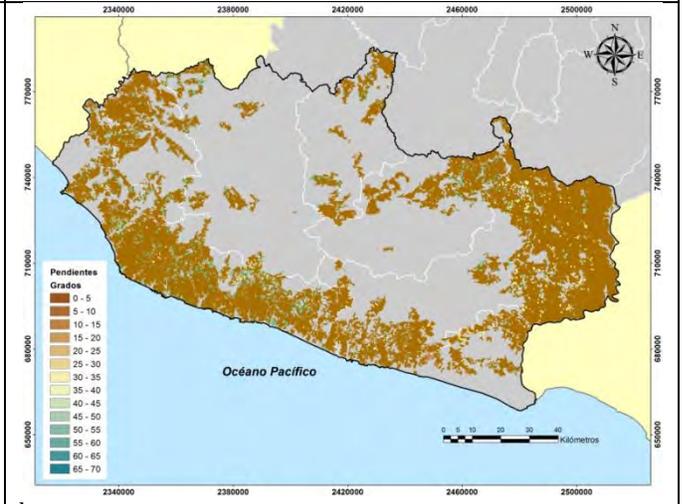
d



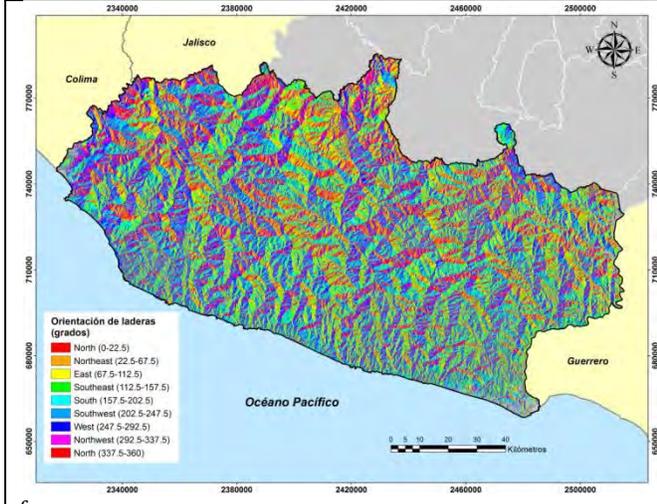
k



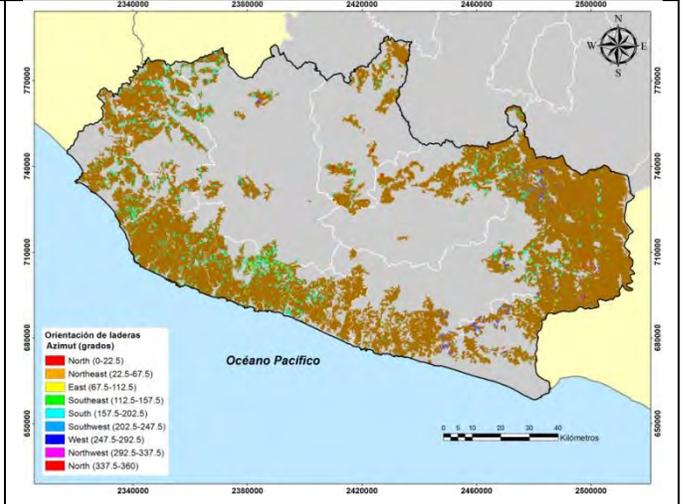
e



l



f



m

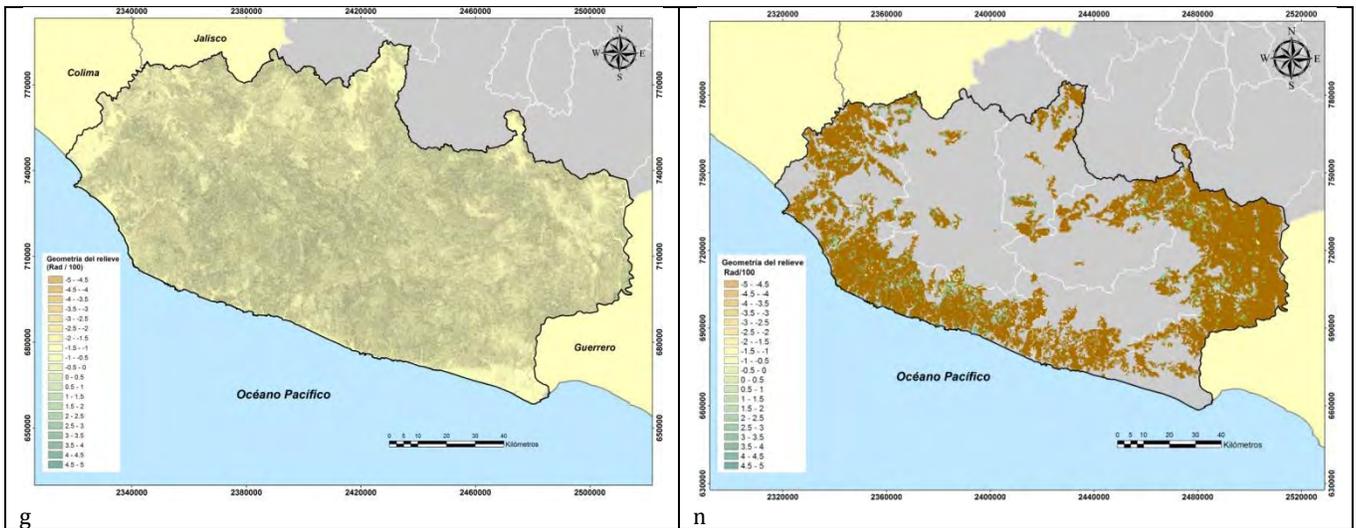
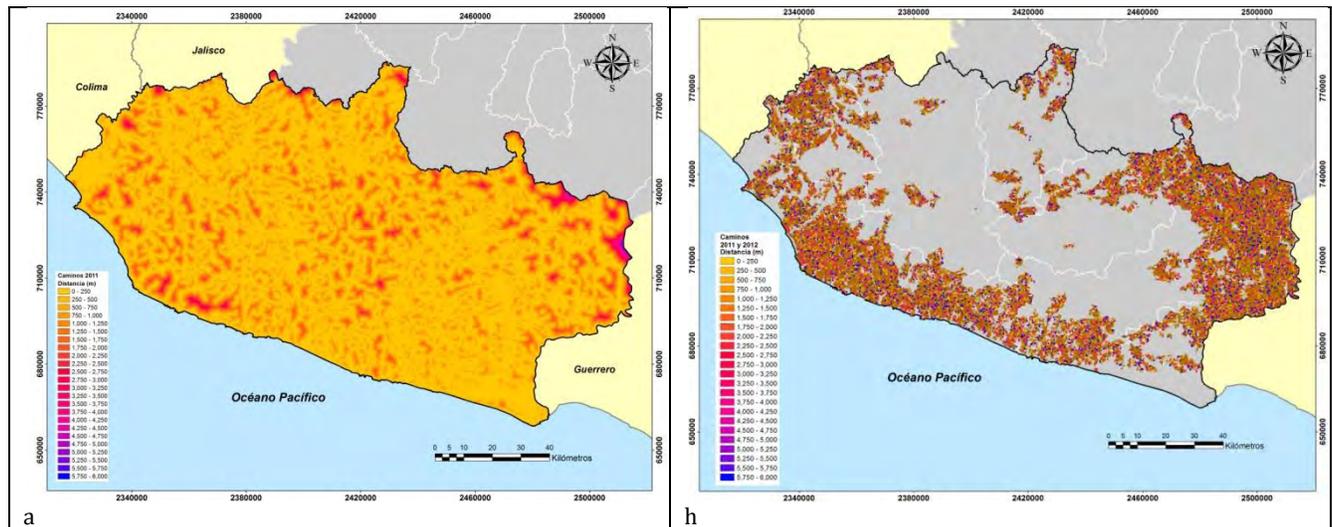
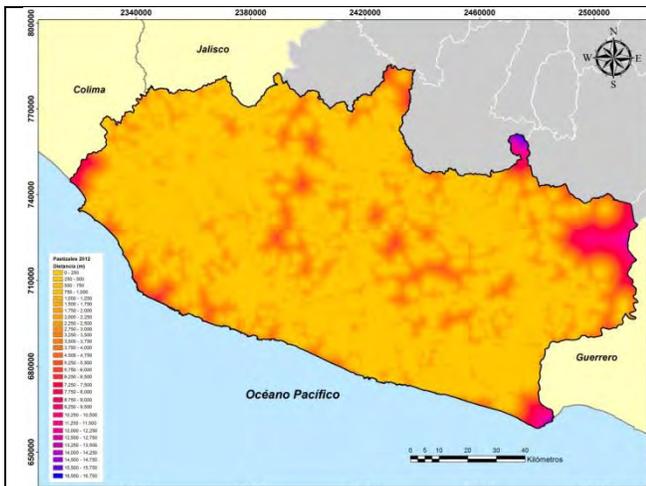


Figura 36: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

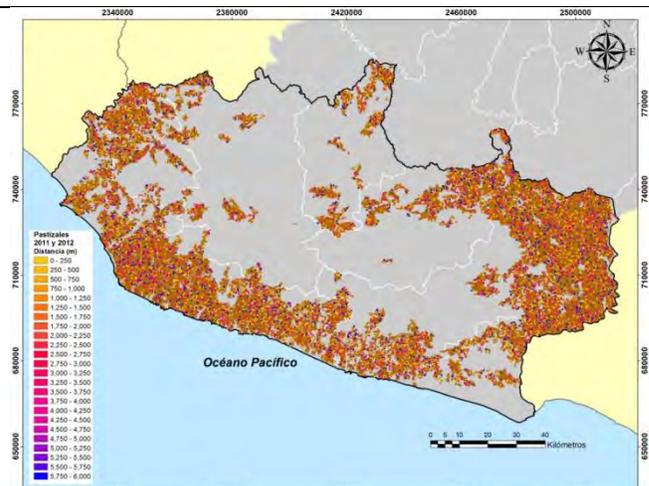
c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (37).

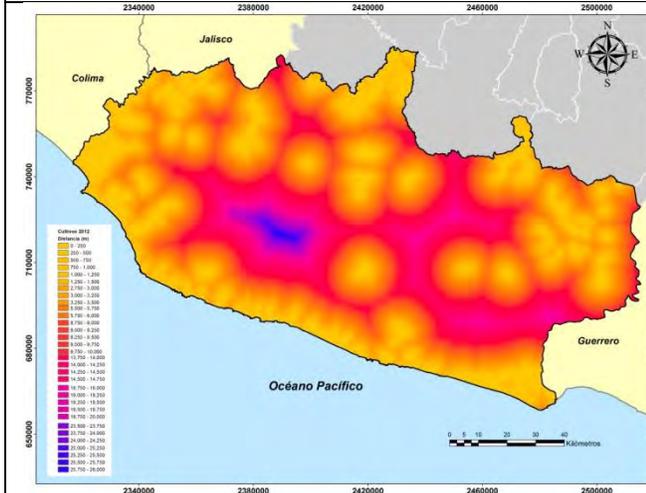




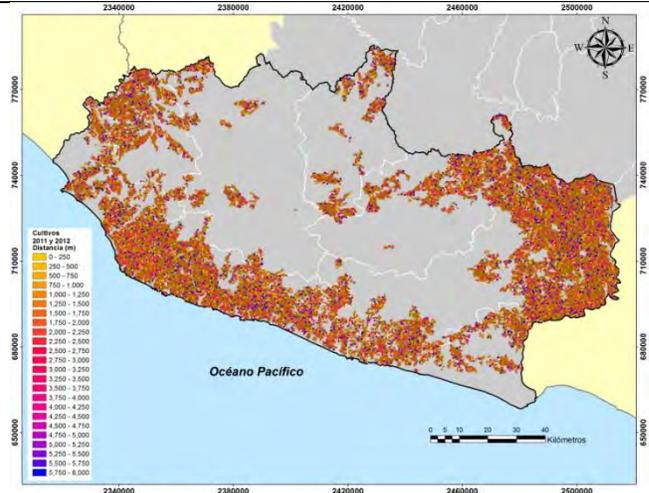
b



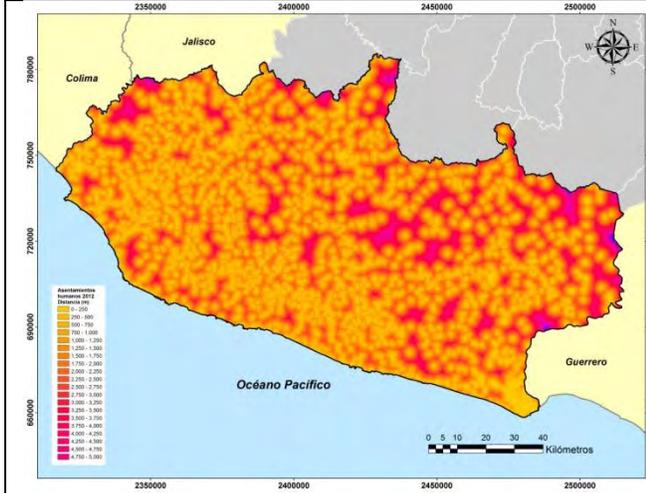
i



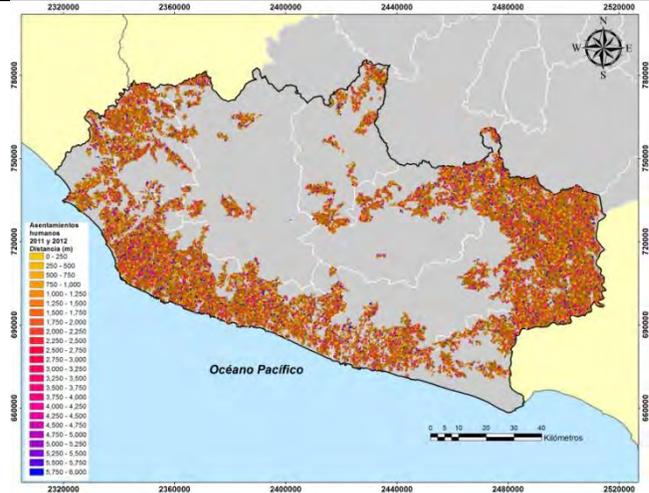
c



j



d



e

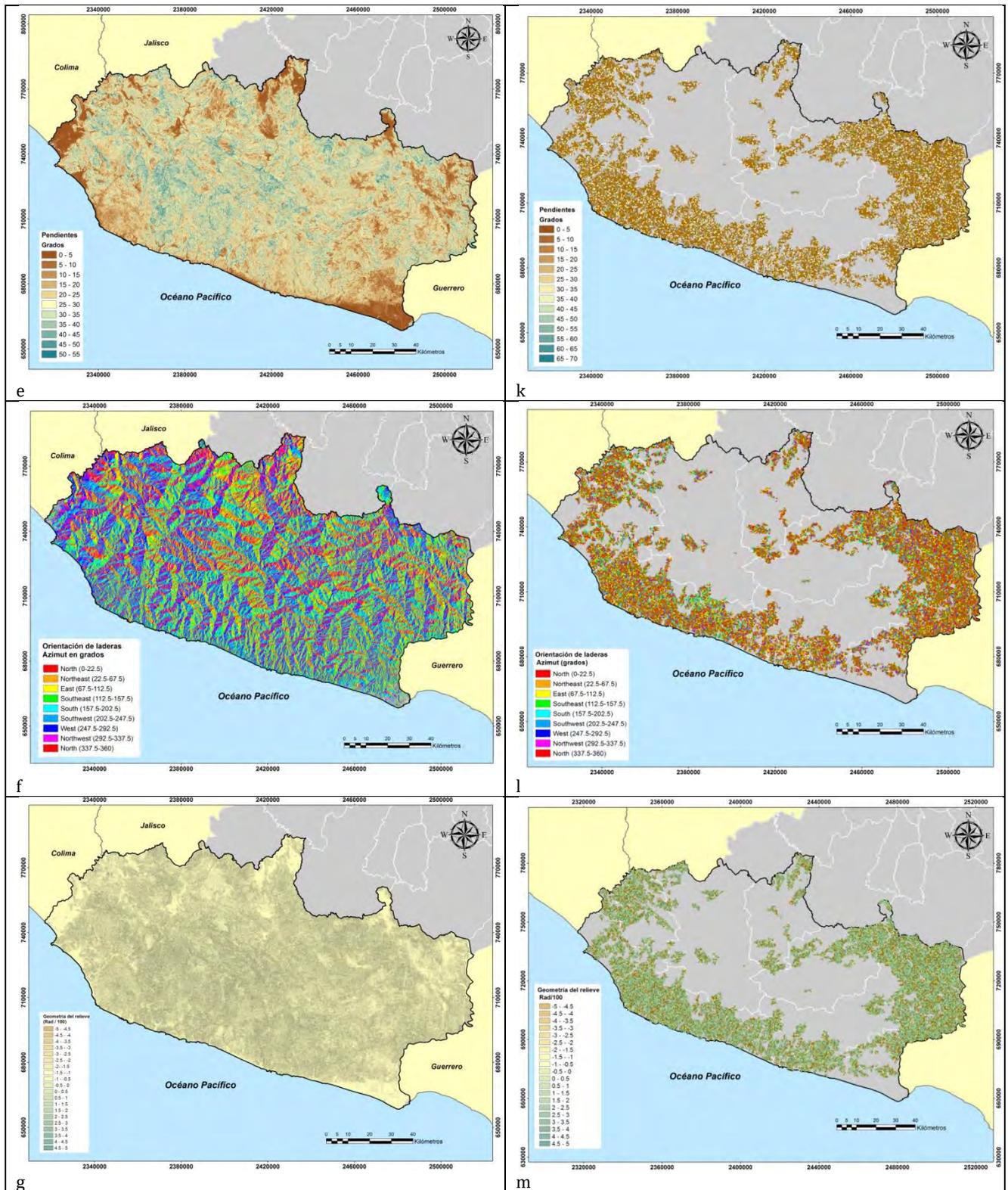


Figura 37: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios simuladas aleatoriamente cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

Se presenta el ajuste por la proporción de área con incendios y su proximidad a caminos (Cuadro (59))

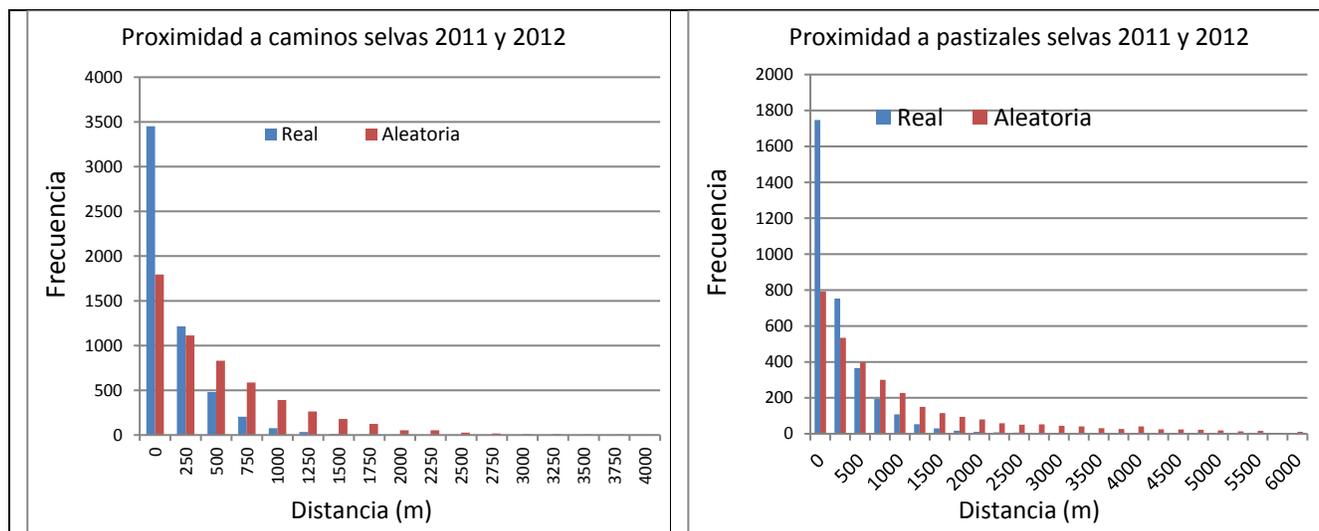
Cuadro (59): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles en selvas	Proporción de píxeles en selvas por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	10654	699891	0.323889	3451	1795
500	5760	455517	0.210800	1214	1113
750	3175	327115	0.151379	481	831
1000	1972	225131	0.104184	205	587
1250	1074	154729	0.071604	77	392
1500	684	103891	0.048077	33	264
1750	301	70434	0.032594	10	179
2000	166	44679	0.020676	3	125
2250	120	27680	0.012809	2	54
2500	96	18944	0.008766	1	53
2750	42	12244	0.005666	0	27
3000	10	7579	0.003507	0	17

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (38)



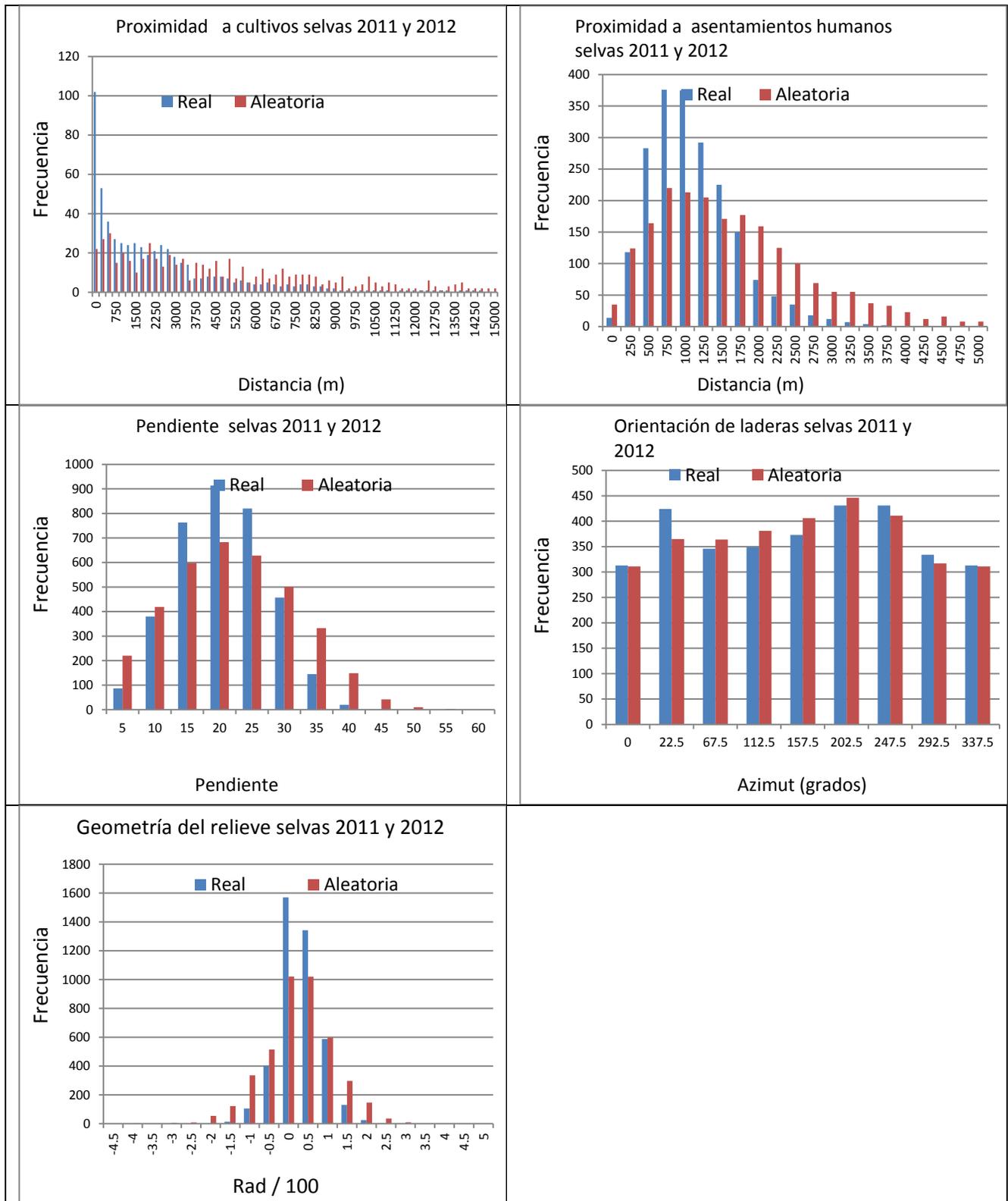


Figura 38: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Se aplicaron las pruebas t de Student y F de Fisher para distribuciones normales y la prueba W de Wilcoxon más la prueba Kolmogorov- Smirnov para distribuciones no normales. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (60):

Cuadro 60: Relevancia de las variables analizadas en selvas 2011 y 2012.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos y carreteras	No normal	0.0240117****	0.0005679****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	1.623E-09****	0****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.0029790****	2.46E-07****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.0660587****	0.0308301****			Relevante
Pendiente de ladera	Normal			0.999515*	0.346439*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			1*	0.953356*	No relevante
Geometría del Relieve	No normal	0.148604***	1.399E-08****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En este paso se convirtieron los valores de frecuencia en valores de probabilidad. Se presenta en el siguiente cuadro (61) el caso con la variable incendios y su proximidad a caminos.

Cuadro 61: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	3451	1.000000
500	1214	0.351884
750	481	0.139283
1000	205	0.059538
1250	77	0.022286
1500	33	0.009529
1750	10	0.002843
2000	3	0.000994
2250	2	0.000445
2500	1	0.000243
2750	0	6.896E-05
3000	0	1.016E-05

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (39):

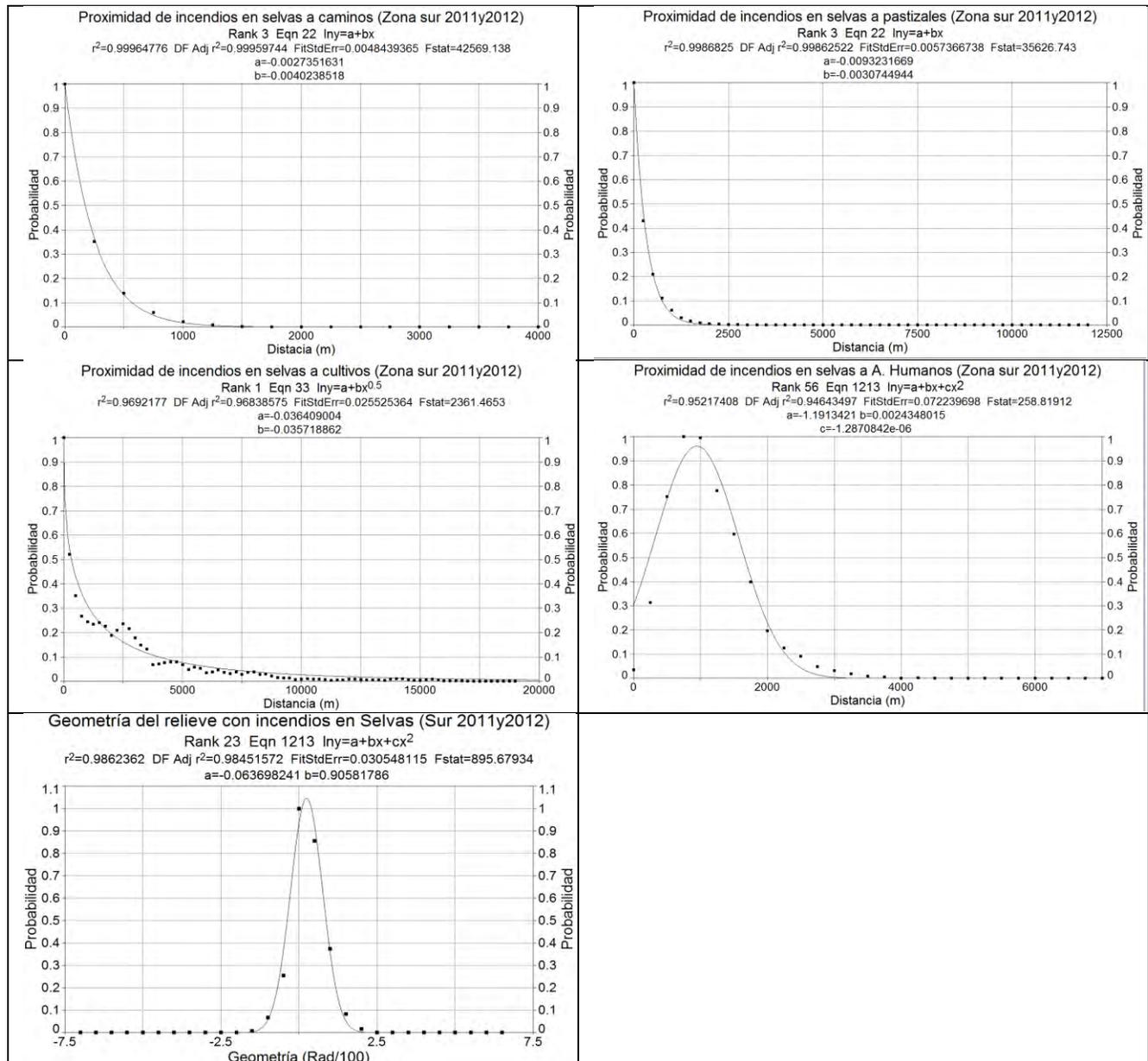


Figura (39): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (40).

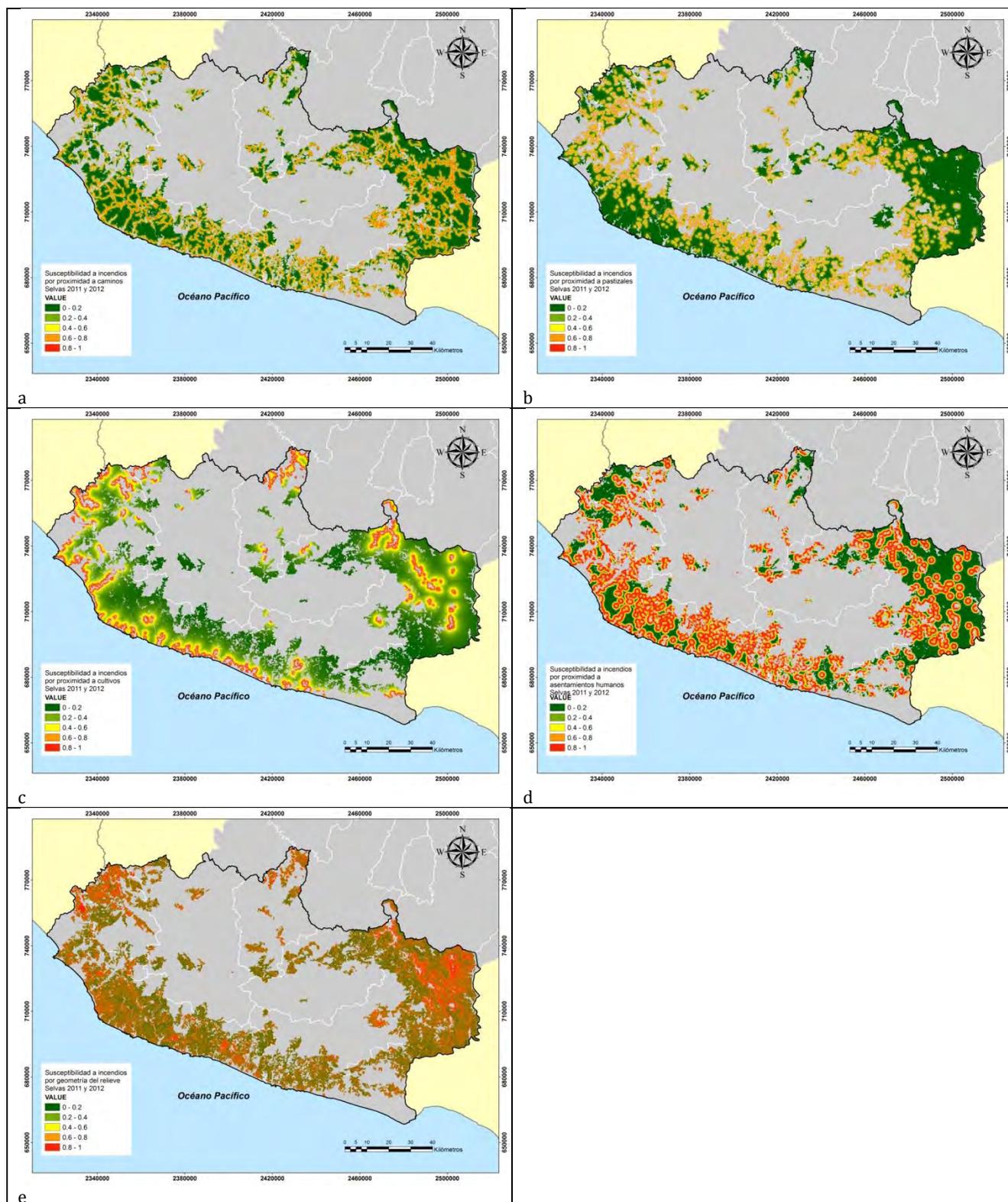


Figura 40: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en las selvas: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos y e) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores D para cada variable relevante en las selvas con datos de 2011 y 2012 en el siguiente cuadro (62).

Cuadro 62: Grado de influencia de cada variable.

Parámetro analizado	Distancia K S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.571429	0.21	2
Proximidad a pastizales	0.733945	0.26	1
Proximidad a cultivos	0.507576	0.18	4
Proximidad a asentamientos humanos	0.457143	0.17	5
Geometría del relieve	0.511628	0.18	3
Total	2.781721	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas con datos 2011 y 2012.

Para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas se aplicó la fórmula (6):

$$SISel11y12 = (Suscproxpz * 0.26) + (Suscproxcam * 0.21) + (Suscgeo * 0.18) + (Suscproxcult * 0.18) + (Suscproxashum * 0.17)$$

Donde:

SISel11y12= Susceptibilidad a incendios en selvas con datos de los años 2011 y 2012.

Suscproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscproxcult = Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en la cubierta de selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro 63:

Cuadro 63: Peligro de susceptibilidad a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (41):

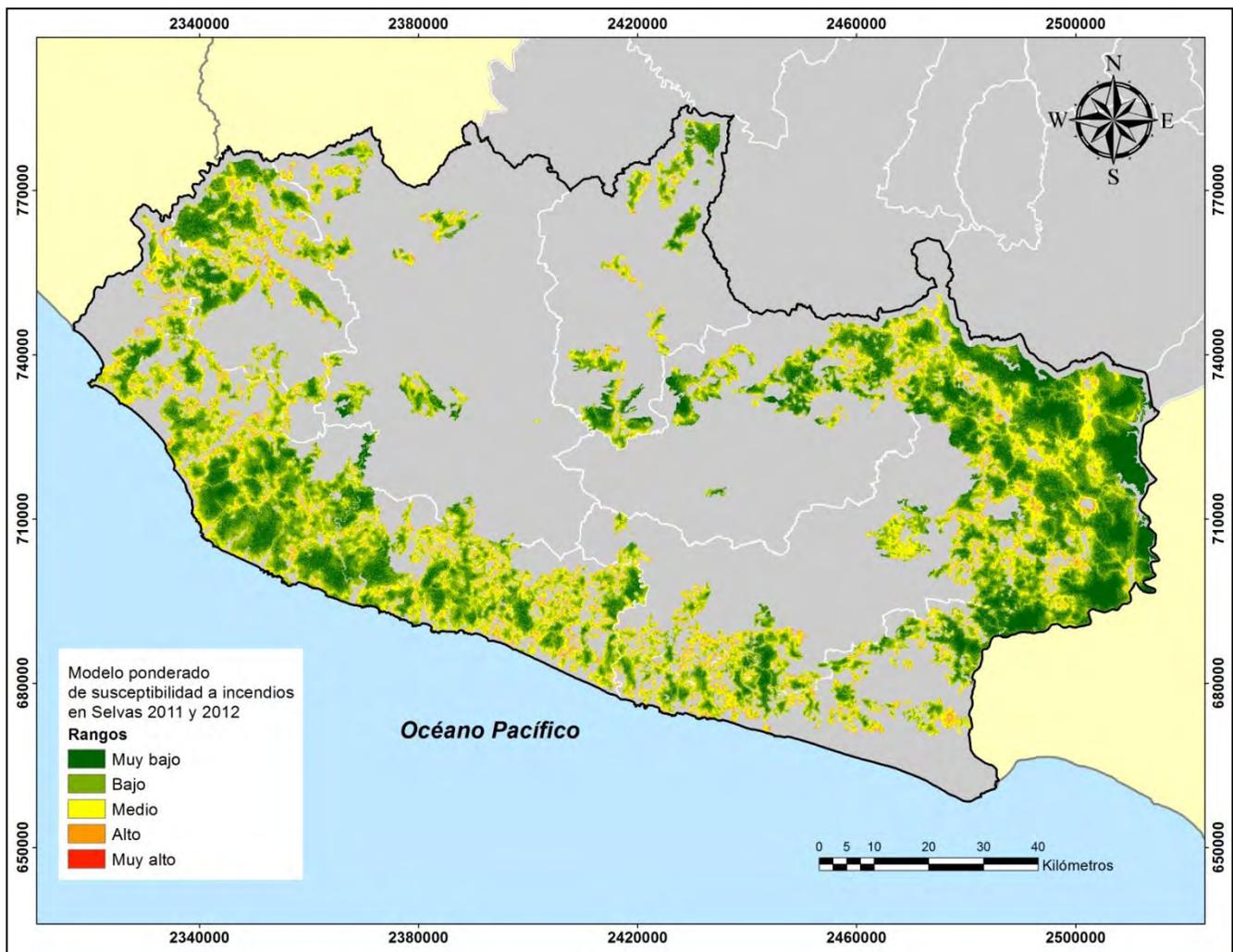


Figura 41: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en selvas.

La superficie en peligro se divide de acuerdo con el siguiente cuadro (64):

Cuadro 64: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de selvas en peligro
Muy bajo	105637.25	20.3
Bajo	237645.50	45.7
Medio	155753.75	29.9
Alto	20992.25	4.0
Muy alto	130.00	0.02
	520158.75	100

Etape 6 Validación del modelo

Las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 para el periodo 2014-2018 fueron utilizadas para validar el modelo propuesto (Cuadro 65):

Cuadro 65: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	389	2,509	8.1

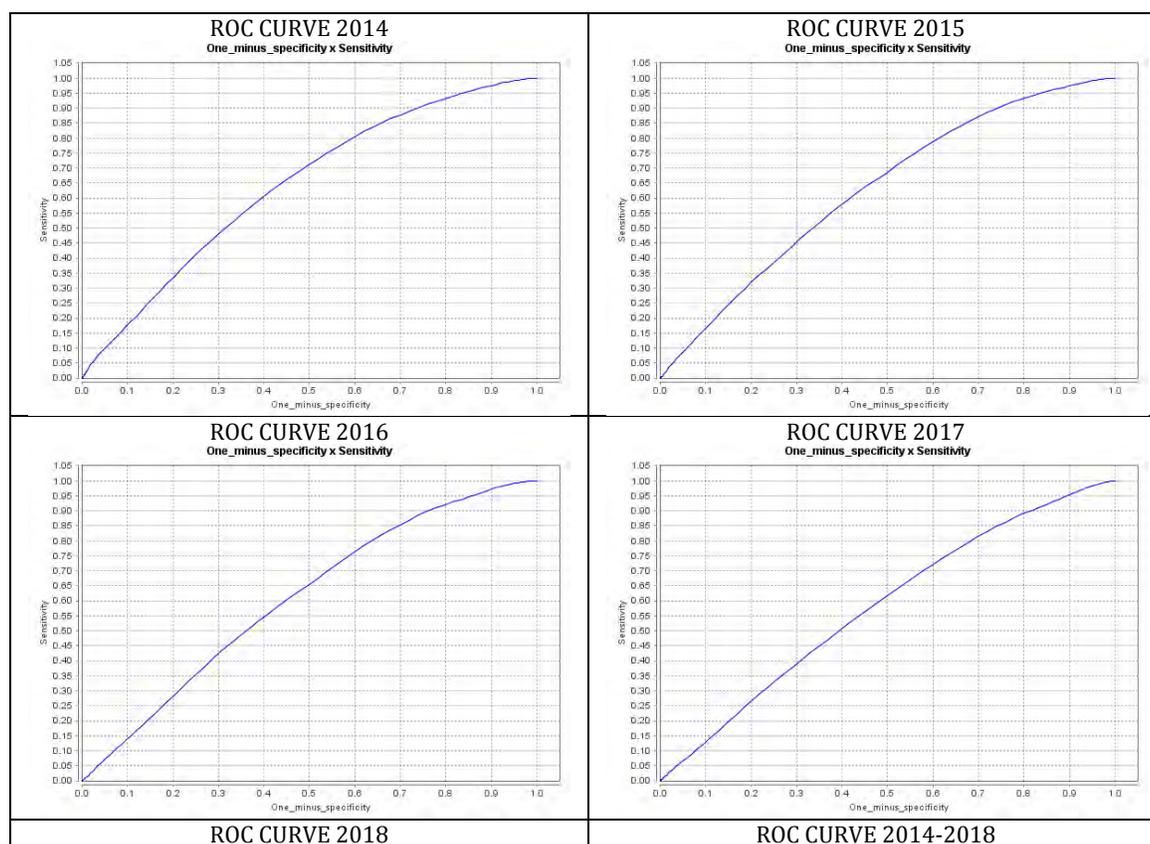
Landsat 2015	1,401	6,066	19.5
Landsat 2016	1,186	6,932	22.3
Landsat 2017	842	6,466	20.8
Landsat 2018	1,297	9,086	29.3
Landsat 2014 a 2018	5,115	31,058	100

El modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas con datos de los años 2011 y 2012 fue cruzado con las cicatrices de incendios de 2014 a 2018. Derivado de este cruce se tienen los siguientes resultados (cuadro 66).

Cuadro 66: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

SELVAS SUR 2011 Y 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	175.75	7.0	428.5	7.2	565	8.2	737	11.2	905.5	9.9	2811.75	9.0
Bajo	995.5	39.8	2552.25	42.7	3077.5	44.7	2984	45.4	3911.25	42.7	13520.5	43.5
Medio	1120.25	44.8	2572.25	43.0	2841	41.3	2493.25	37.9	3776.75	41.2	12803.5	41.2
Alto	209.25	8.4	425.75	7.1	401	5.8	363.25	5.5	570.75	6.2	1970	6.3
Muy Alto	2	0.08	1	0.02	0.75	0.01	2	0.03	1	0.01	6.75	0.02
Total	2502.75	100	5979.75	100	6885.25	100	6579.5	100	9165.25	100	31112.5	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 42).



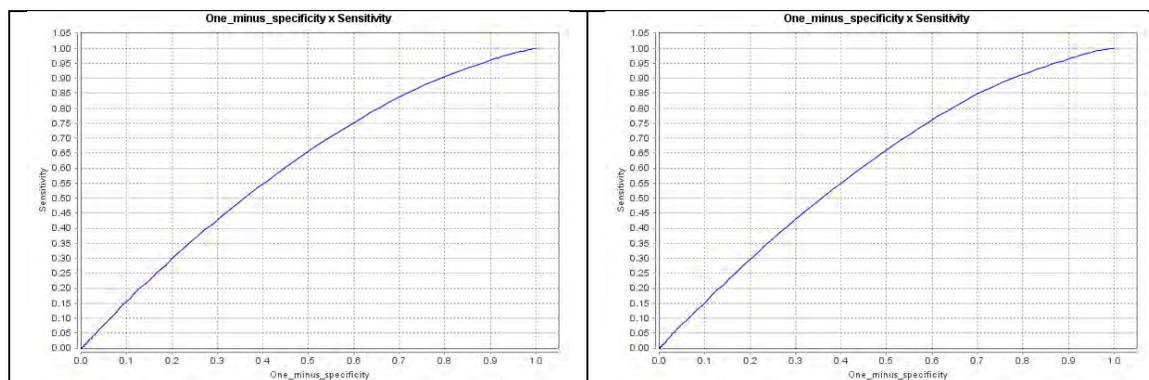


Figura 42: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro (67):

Cuadro 67: Resultado del AUC para el periodo 2014 - 2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.64
2015	0.62
2016	0.60
2017	0.57
2018	0.60
2014 a 2018	0.60

ANEXO B MODELOS DE BOSQUES Y SELVAS ZONA NORTE

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para los bosques del año 2011

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en bosques 2011

La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro (1):

Cuadro 1: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	243	960.92
10 a 50	75	1549.27
50 a 100	18	1243.02
Más de 100	16	3269.03
Total	352	7022.25

Estas cicatrices de incendios fueron utilizadas como la variable dependiente en la propuesta del modelo en bosques.

Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

a-1) Correlación de las variables relevantes.

Después de aplicar el análisis de correlación a las variables antrópicas se obtuvo el siguiente resultado en la cubierta de bosques (cuadro 2):

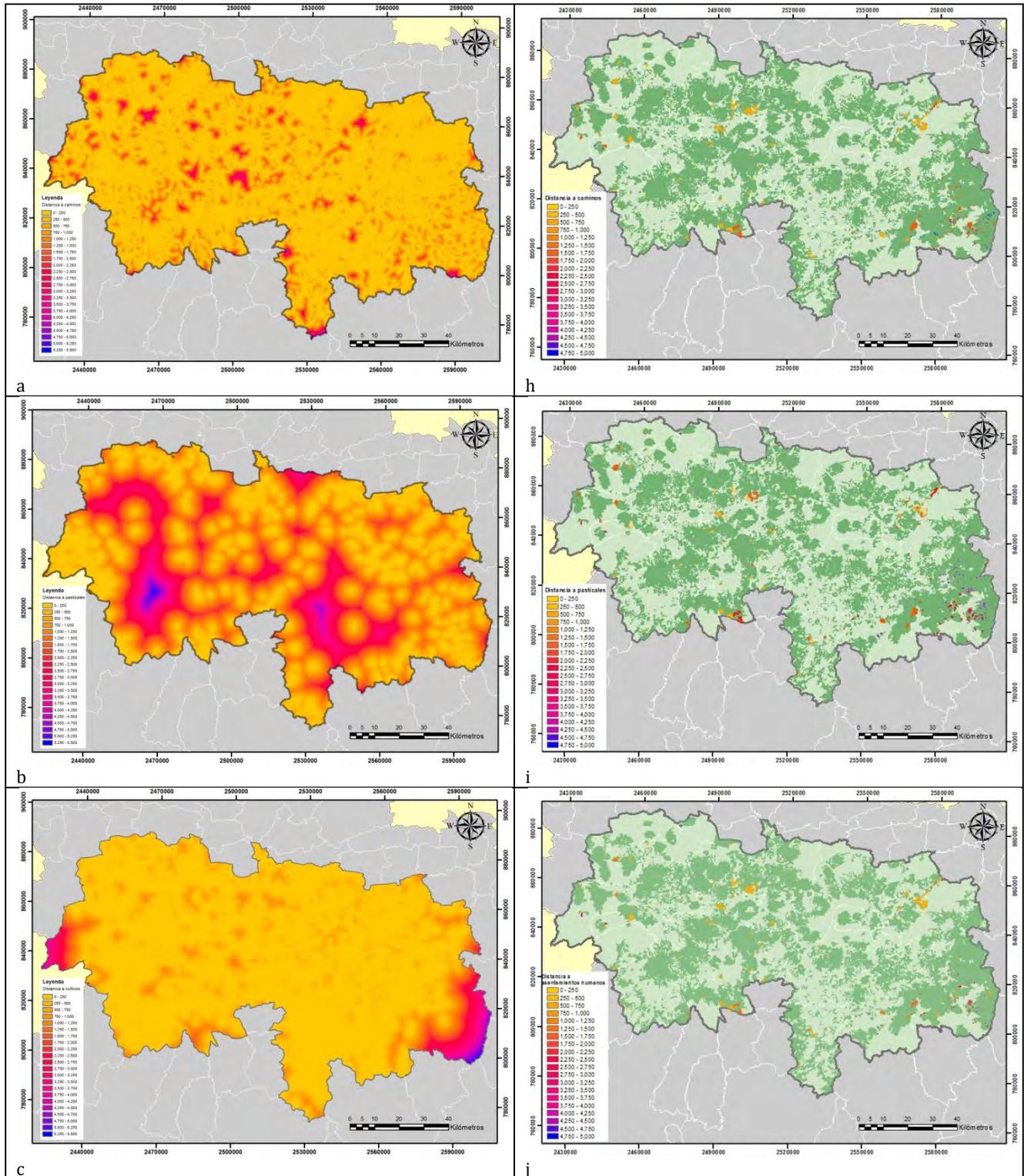
Cuadro 2: Correlación de variables antrópicas

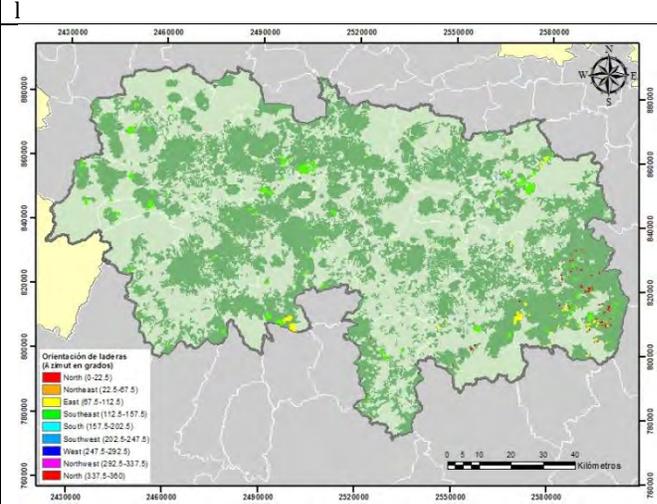
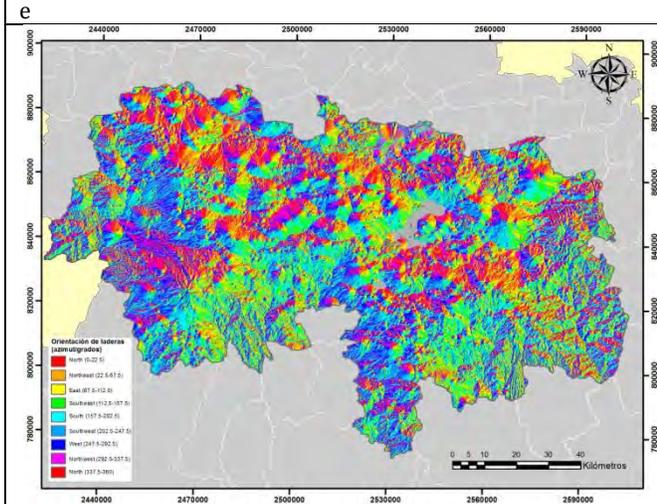
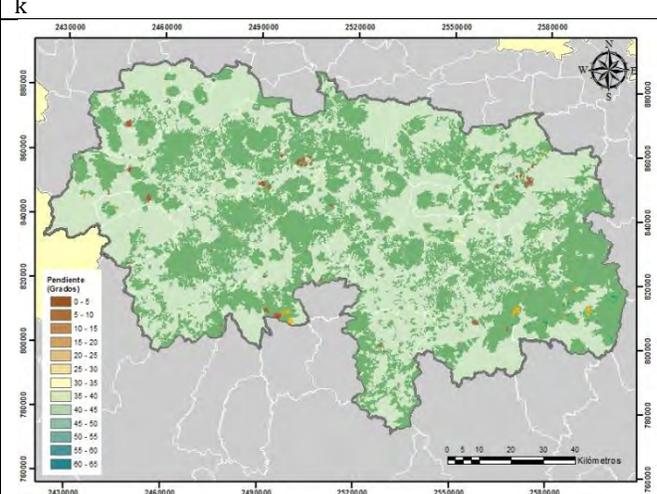
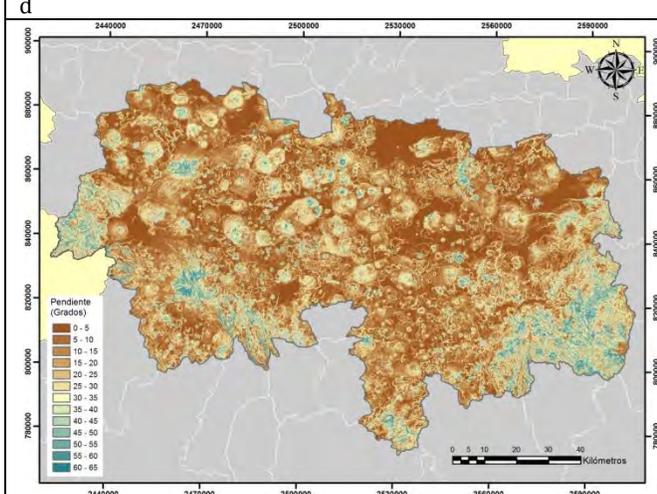
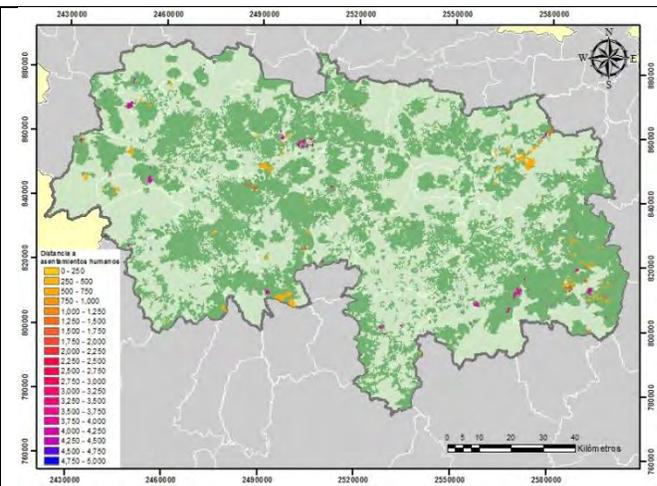
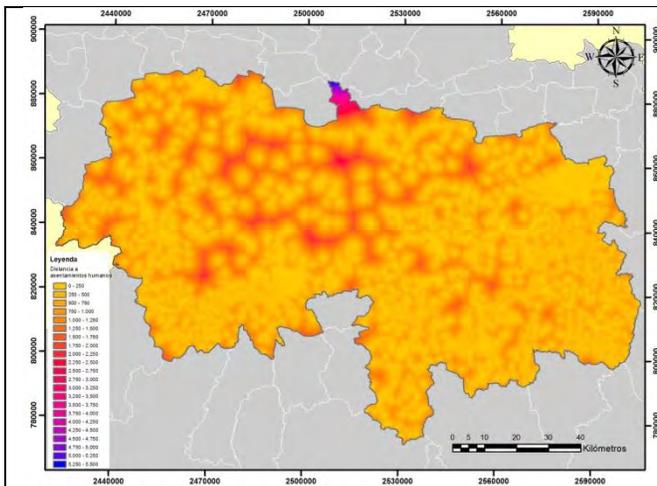
NORTE BOSQUE 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	0.14538	0.07862	0.47275
Proximidad a pastizales	0.14538	1	-0.20465	0.18762
Proximidad a cultivos	0.07862	-0.20465	1	-0.15497
Proximidad a asentamientos humanos	0.47275	0.18762	-0.15497	1

En el cuadro anterior se aprecian los valores bajos de correlación entre las variables antrópicas.

b) Preparación de mapas que muestran la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (1).





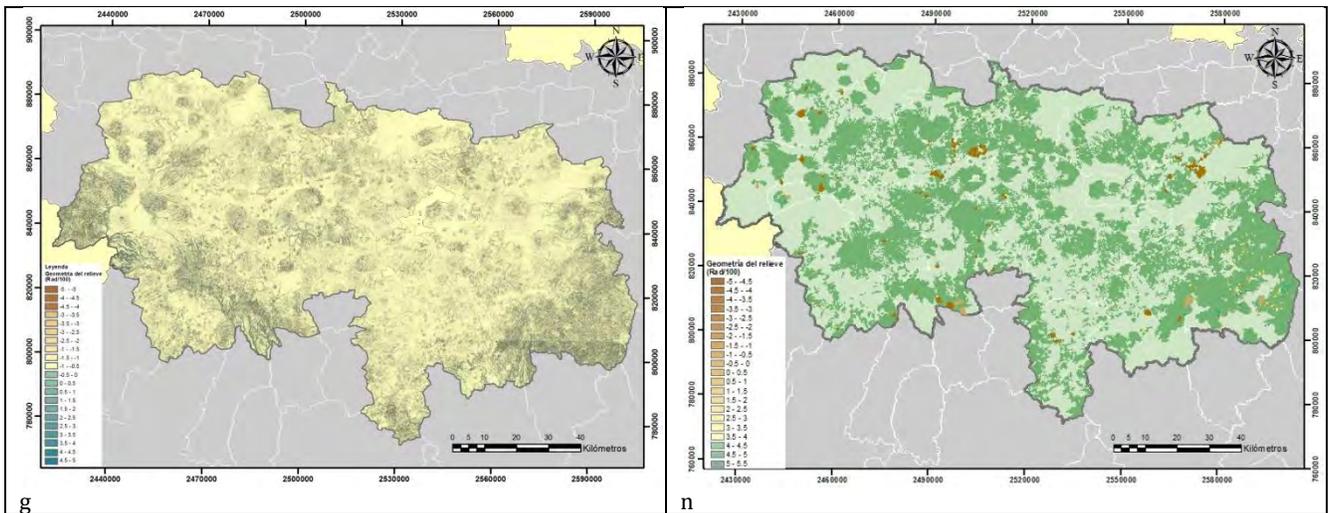
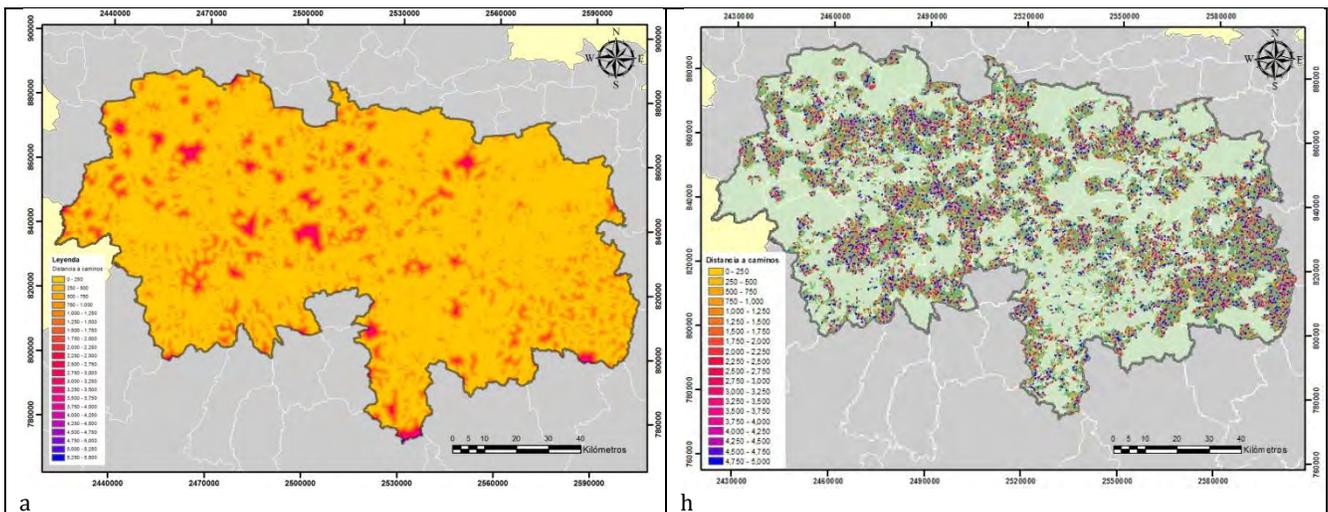
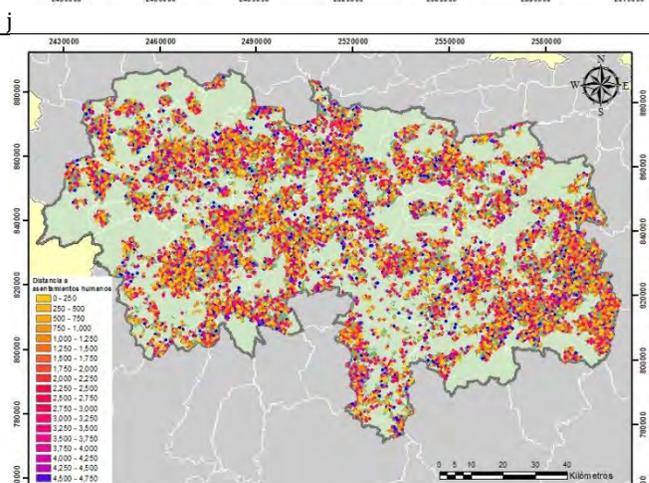
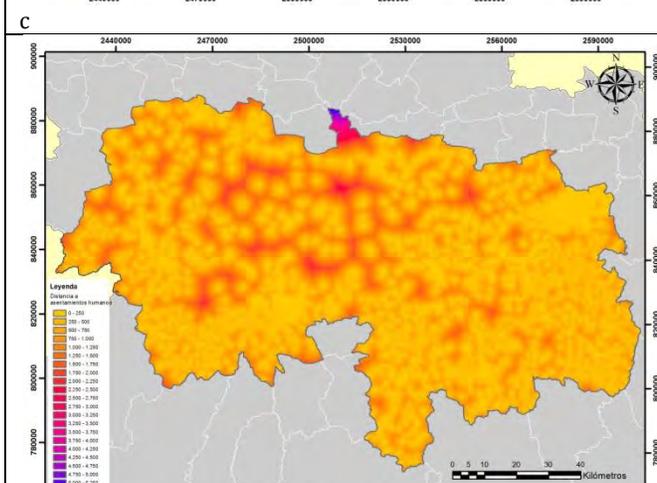
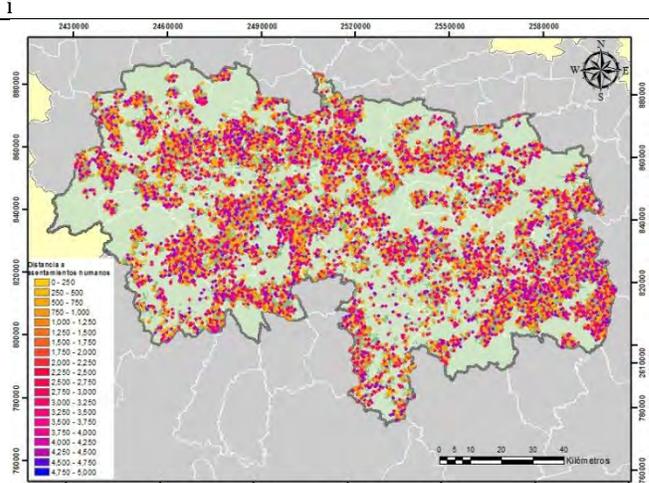
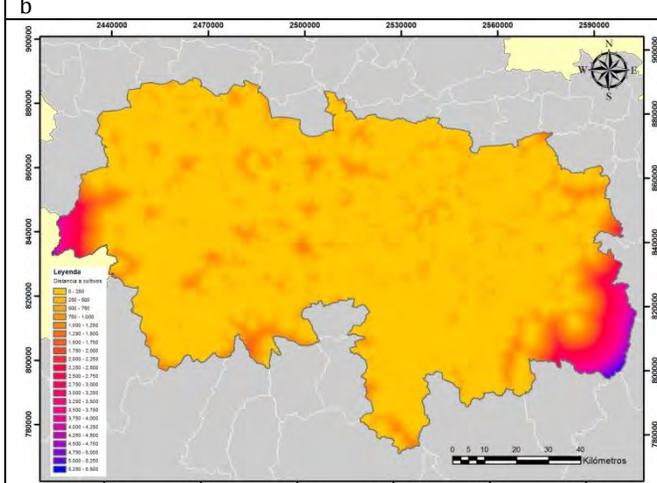
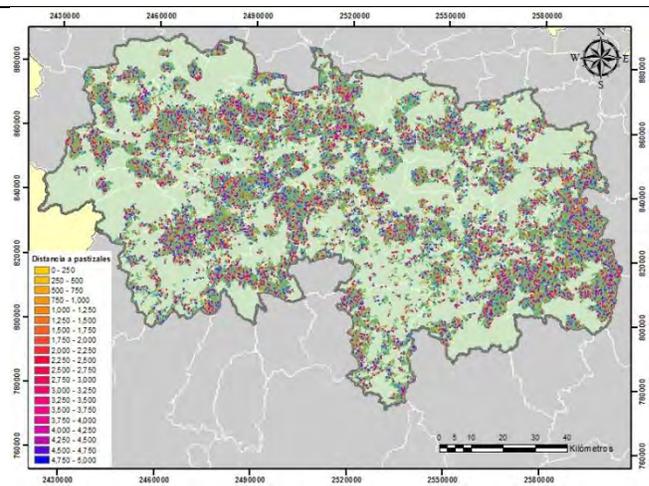
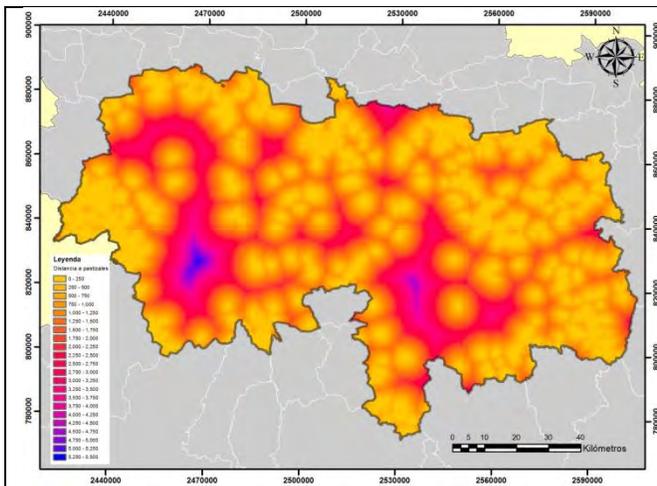


Figura 1: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en bosques cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (2).





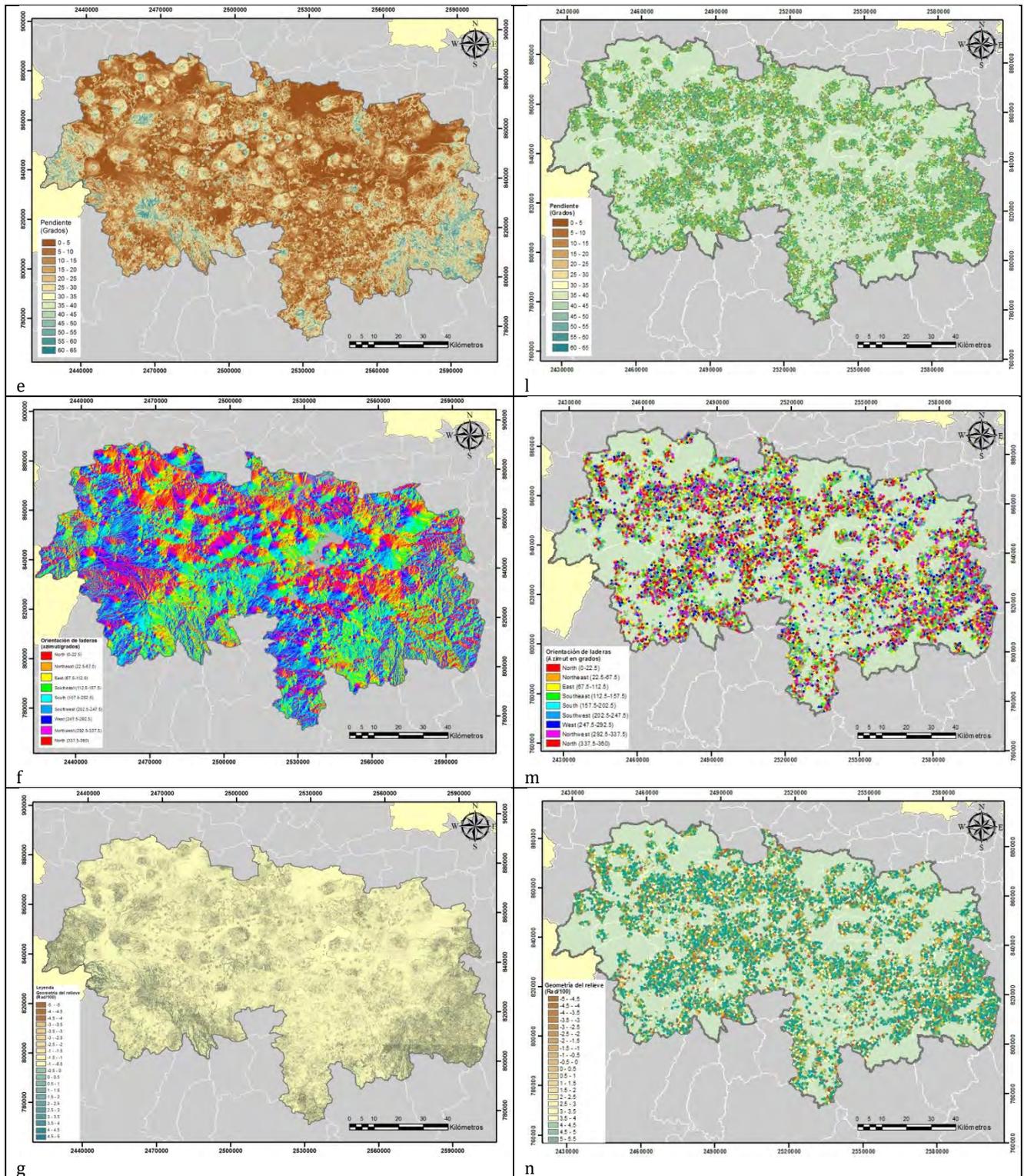


Figura 2: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorios en bosques cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste de proporción de área con incendios y su proximidad a caminos (Cuadro (3))

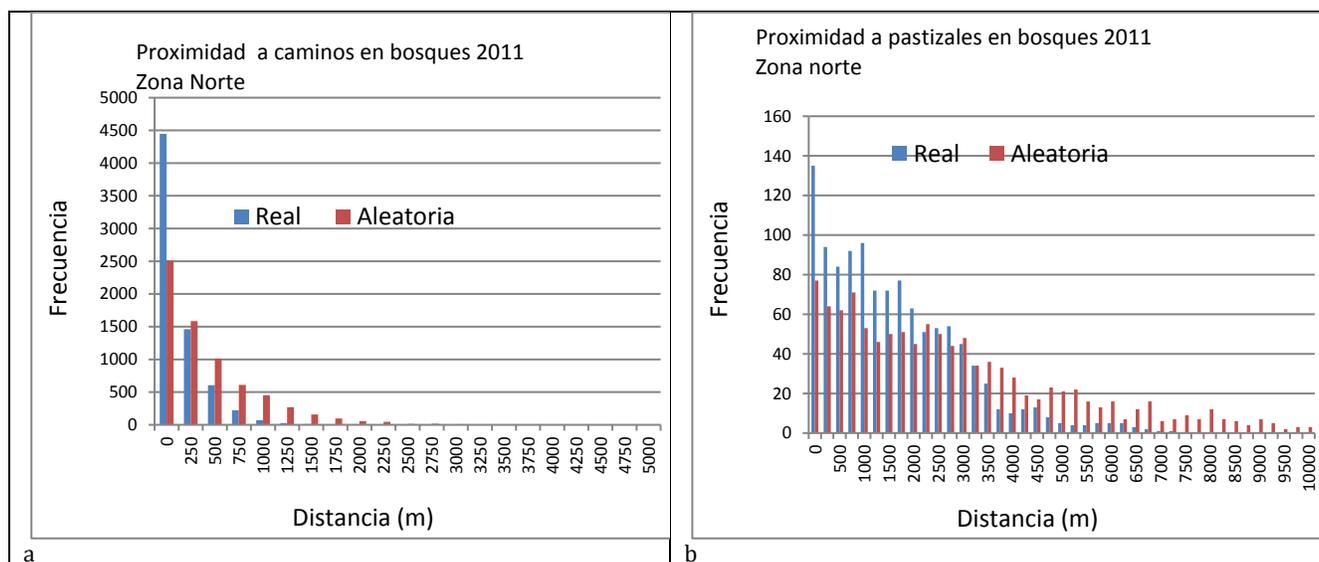
Cuadro (3): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles en bosques del año 2011	Proporción de píxeles de bosques por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
0	12040	789273	0.369413	4448	2508
250	6246	499288	0.233688	1460	1584
500	4095	316242	0.148014	606	1010
750	2382	197469	0.092423	220	610
1000	1170	125280	0.058636	69	452
1250	743	78918	0.036936	27	270
1500	533	49671	0.023248	12	157
1750	278	29456	0.013786	4	97
2000	227	18900	0.008846	2	55
2250	228	12181	0.005701	1	46
2500	124	7812	0.003656	0	15
2750	9	5070	0.002372	0	16
3000	0	3191	0.001493	0	9

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (3).



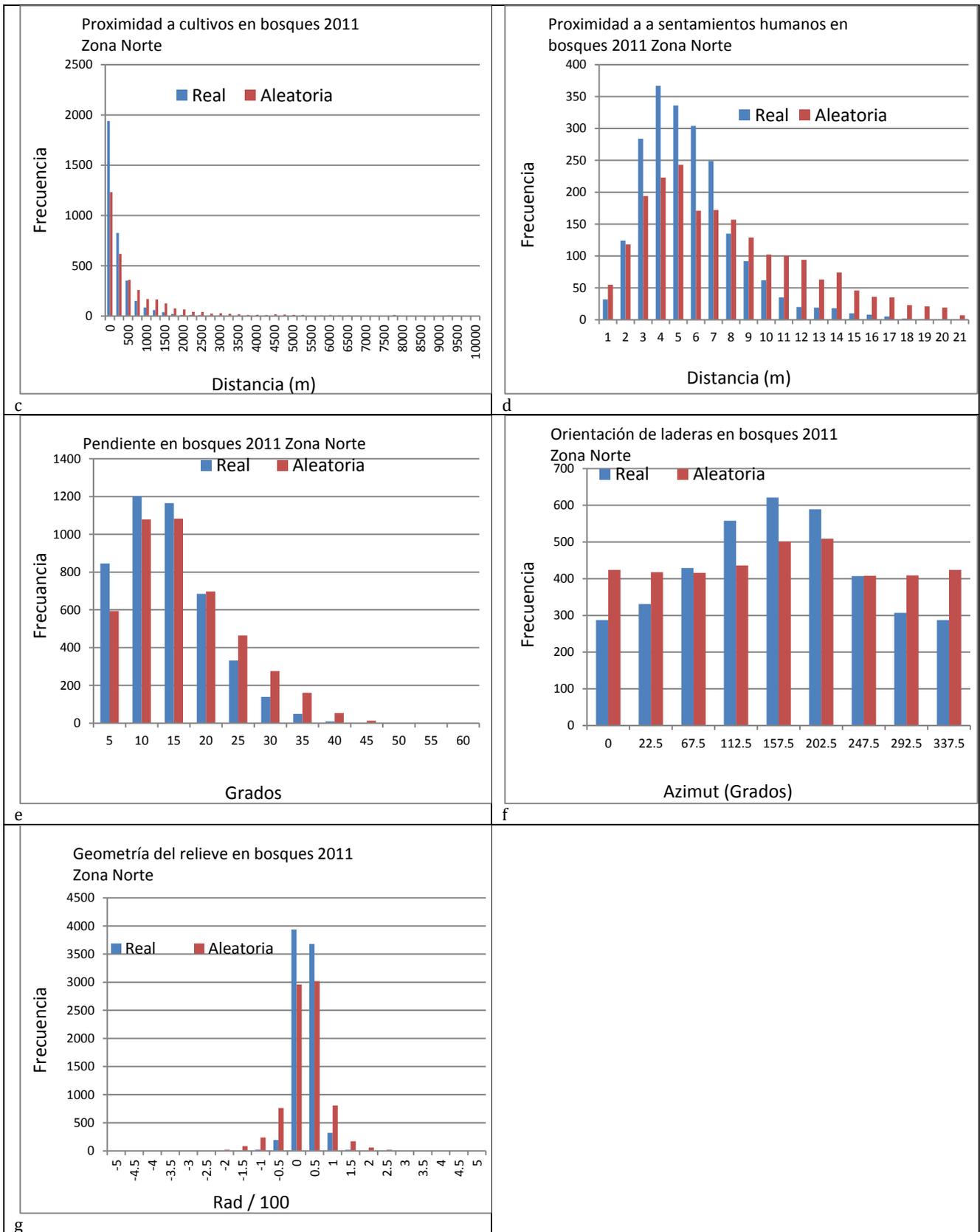


Figura 3: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Se aplicaron las pruebas t de Student y F de Fisher para distribuciones normales y la prueba W de Wilcoxon y la prueba de Kolmogorov -Smirnov para distribuciones no normales. Estas pruebas indicaran si la variable es relevante o no. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (4):

Cuadro 4: Relevancia de las variables analizadas para bosques 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.0430108****	0.0366314****			Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	0.0029987****	1.663E-06****			Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	1.088E-12****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.0938528****	0.0562319****			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.997671*	0.623691*	No relevante
Orientación de ladera	normal			0.98403*	0.00618****	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.210009**	0****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta fase del proyecto se convierten los valores de frecuencia en valores de probabilidad como se ha descrito previamente. A continuación, se presenta el caso para la variable incendios y su proximidad a caminos en bosques del año 2011 (cuadro 5).

Cuadro 5: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	4448	1.000000
500	1460	0.328170
750	606	0.136276
1000	220	0.049498
1250	69	0.015424
1500	27	0.006170
1750	12	0.002785
2000	4	0.000861
2250	2	0.000451
2500	1	0.000292
2750	0	0.000101
3000	0	4.801E-06

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (4):

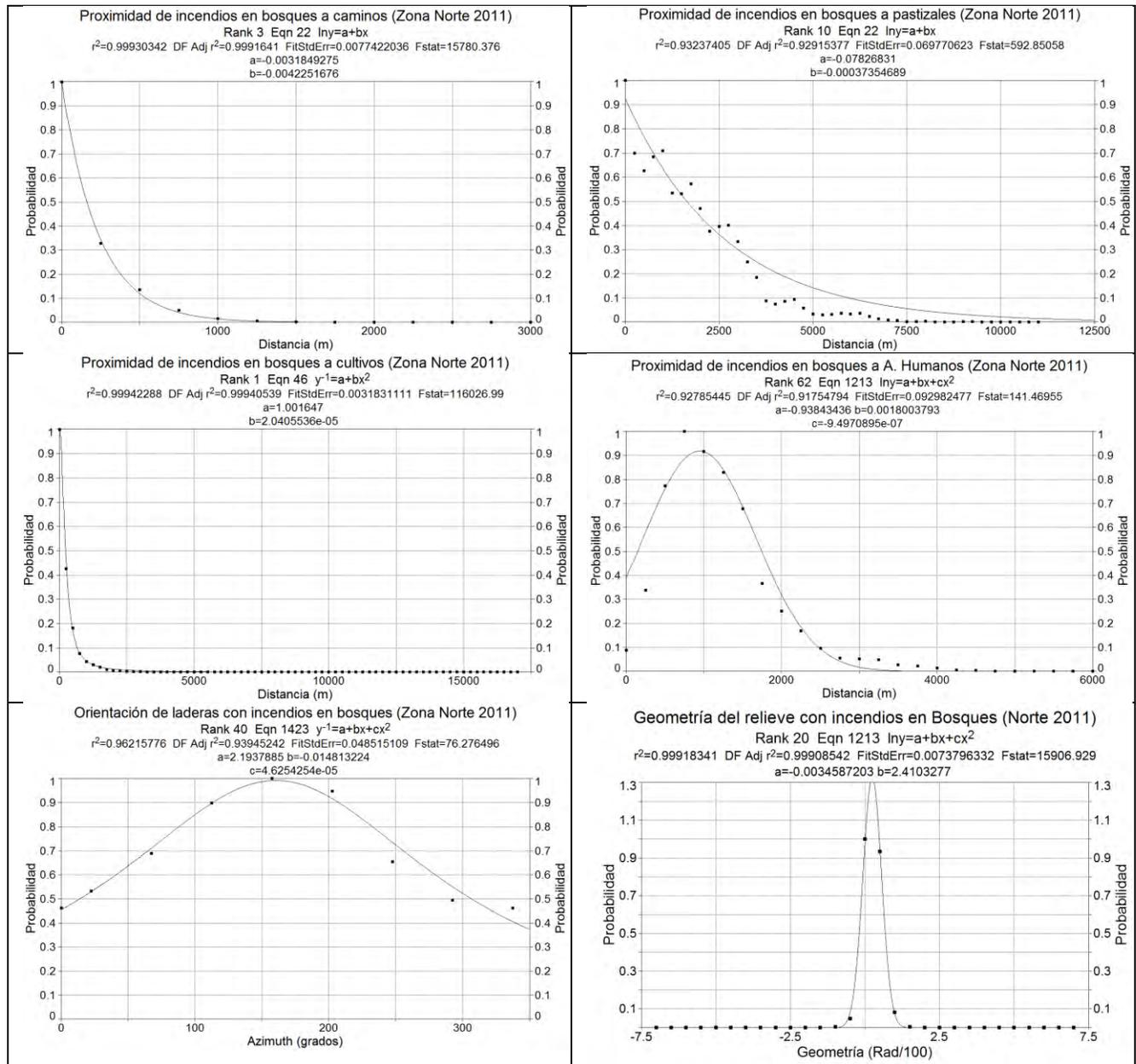


Figura (4): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (5).

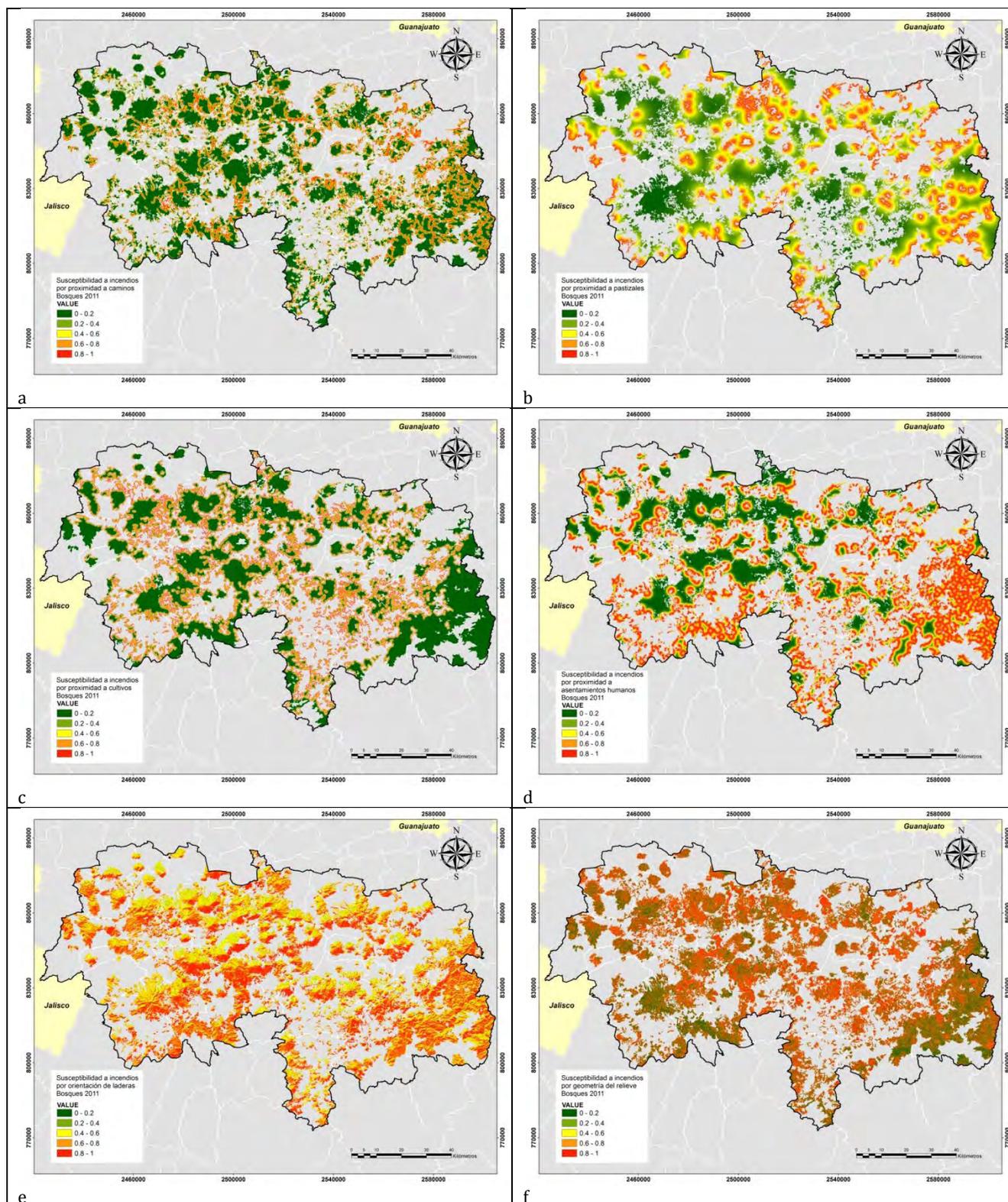


Figura 5: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D para cada variable relevante en el siguiente cuadro (138).

Cuadro 6: Grado de influencia de cada variable

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.60001	0.18	3
Proximidad a pastizales	0.50434	0.15	4
Proximidad a cultivos	0.74615	0.22	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.45283	0.13	5
Orientación de laderas	0.33333	0.10	6
Geometría del relieve	0.73584	0.22	2
Total	3.37251	1.00	

Etapa 5: Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques 2011.

La fórmula (6) fue utilizada para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en bosques 2011.
 $SIBo11N = (Suscpoxcult * 0.22) + (Suscgco * 0.22) + (Suscpoxcam * 0.18) + (Suscpoxpz * 0.15) + (Suscpoxashu * 0.13) + (Suspcorc * 0.10)$

Donde:

SIBo11N = Susceptibilidad a incendios en bosques del año 2011.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscgco= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxashu= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Suspcorc= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas.

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en los bosques. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo a los siguientes datos (Cuadro 7).

Cuadro 7: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (6):

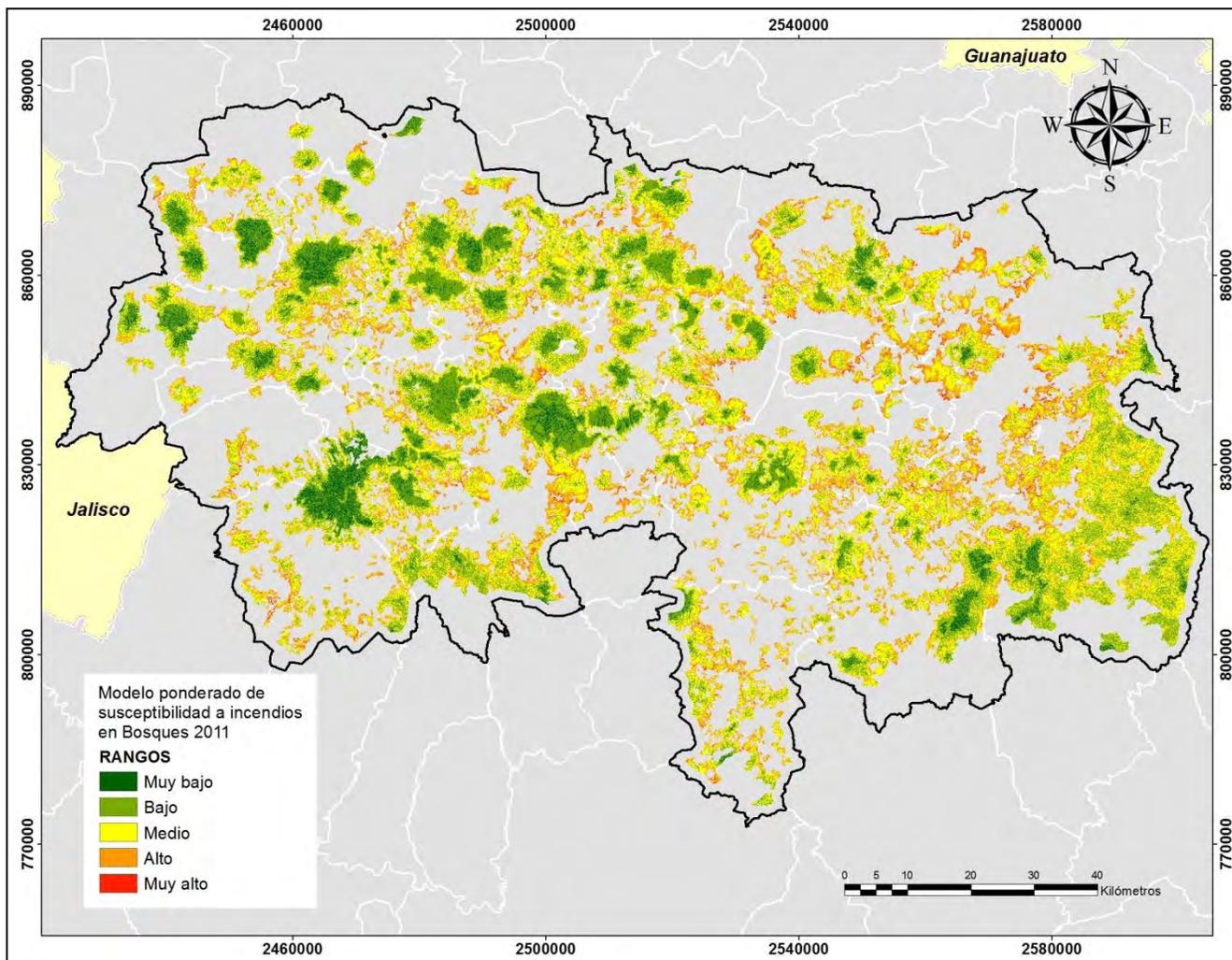


Figura 6: Mapa final de susceptibilidad a incendios en bosques de 2011.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo a los siguientes datos (Cuadro 8):

Cuadro 8: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosques en peligro
Muy bajo	26169.5	5.25
Bajo	150150.0	30.12
Medio	216069.5	43.34
Alto	100370.5	20.13
Muy alto	5761.5	1.16
Total	498521.5	100.00

Etapa 6 Validación del modelo

La validación de este modelo se llevó a cabo con las cicatrices de incendios detectadas en el período de 2014 a 2018 obtenidas a través del procesamiento de imágenes de satélite Landsat 8. Las cicatrices detectadas por año se presentan a continuación (Cuadro 9):

Cuadro 9: Cicatrices de incendio detectadas y superficie afectada 2014-2018.

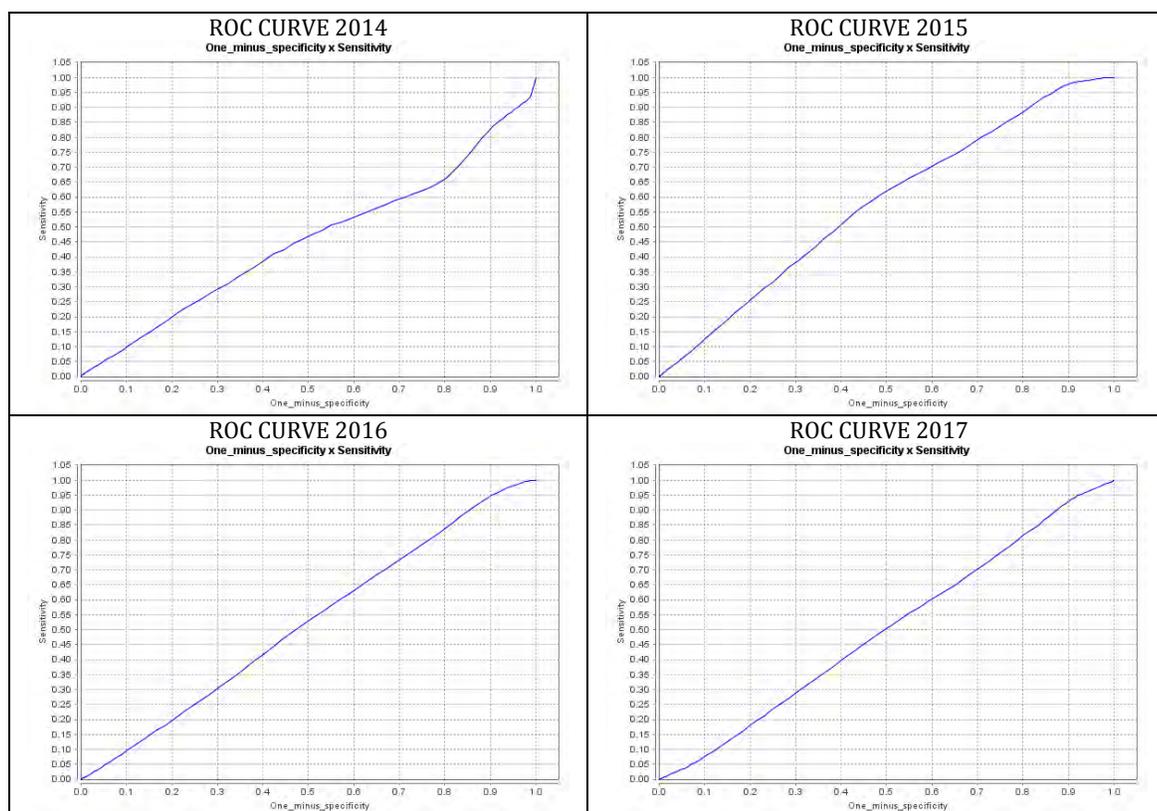
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	54	2,516.75	8.4
Landsat 2015	101	2,199.50	7.3
Landsat 2016	264	11,686.00	39.0
Landsat 2017	193	8,626.50	28.8
Landsat 2018	138	4,940.50	16.5
Landsat 2014 a 2018	750	29,969.25	100.0

La superficie afectada se divide de acuerdo al grado de peligro según el modelo final (cuadro 10):

Cuadro 10: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

BOSQUES NORTE 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	284	11.3	21	1.0	242.5	2.1	306.5	3.6	205.25	4.2	1059.25	3.5
Bajo	821	32.6	556.25	25.3	3533.5	30.2	2735	31.8	1798.5	36.4	9444.25	31.6
Medio	877.75	34.9	1024.25	46.6	5463	46.7	3886	45.2	2194.3	44.4	13445.25	44.9
Alto	498.25	19.8	563.75	25.6	2341	20.0	1598.25	18.6	705	14.3	5706.25	19.1
Muy Alto	34.75	1.4	33.75	1.5	106	0.9	66.5	0.8	37.25	0.8	278.25	0.9
Total	2515.8	100	2199	100	11686	100	8592.25	100	4940.3	100	29933.25	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 7).



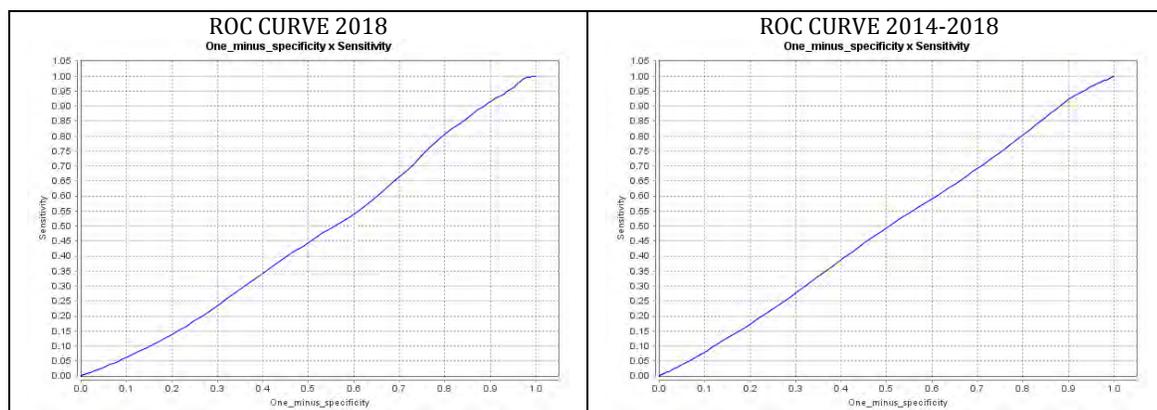


Figura 7: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 11:

Cuadro 11: Valores del AUC para el período 2014 a 2018

Año de análisis	AUC
2014	0.4530
2015	0.5749
2016	0.5193
2017	0.4983
2018	0.4647
2014 a 2018	0.4914

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para los bosques del año 2012

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en bosques 2012

El total de cicatrices detectadas después del procesamiento de imágenes Rapid Eye en bosques para el año 2012 se muestra en el siguiente cuadro (12):

Cuadro 12: Total de cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	104	348.82
10 a 50	25	610.90
50 a 100	4	265.30
Más de 100	3	519.40
Total	136	1,744.41

Estas cicatrices serán utilizadas como la variable dependiente en la construcción del modelo en bosques del año 2012.

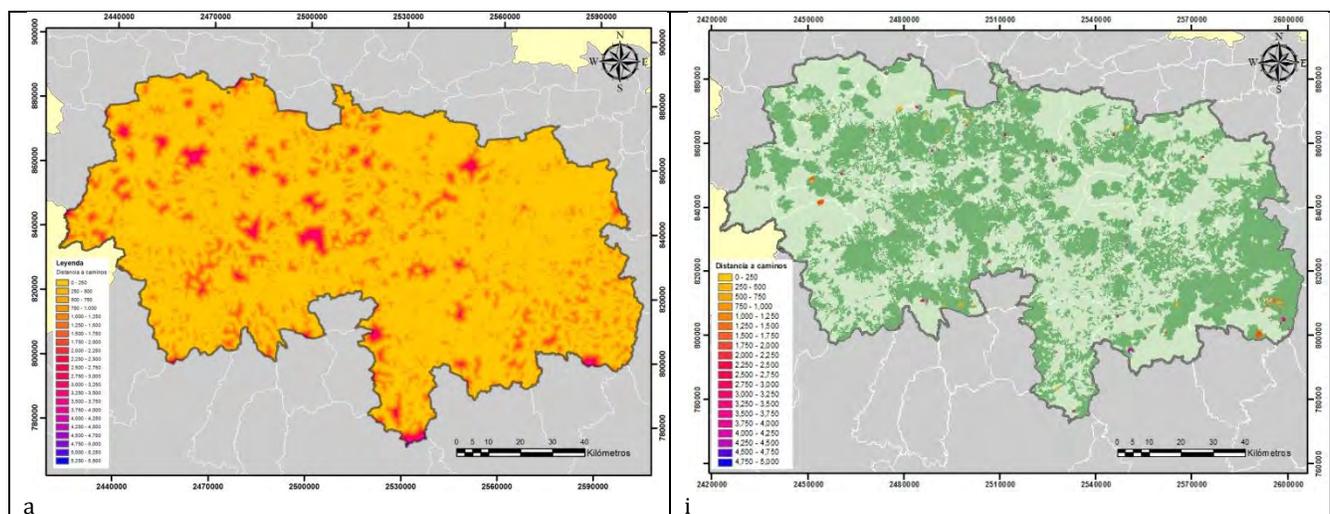
Etapa 2: La relevancia de las variables

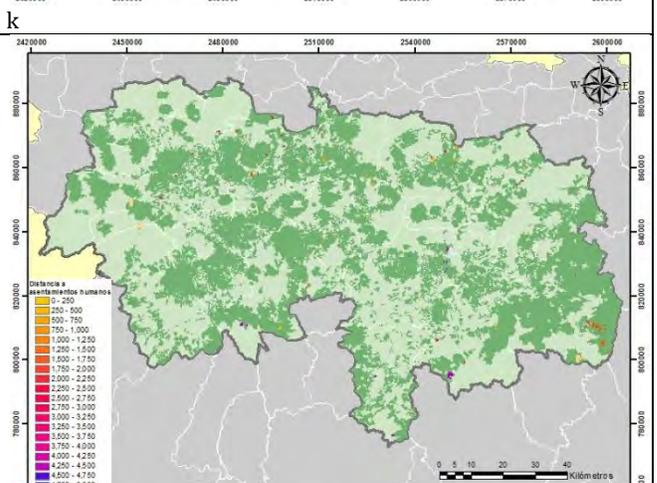
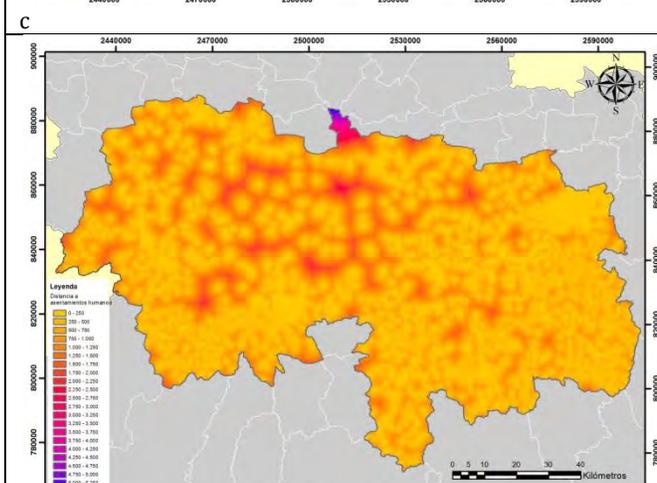
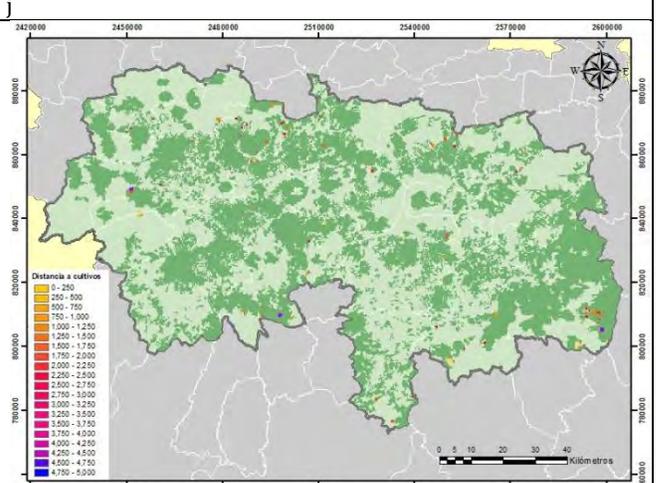
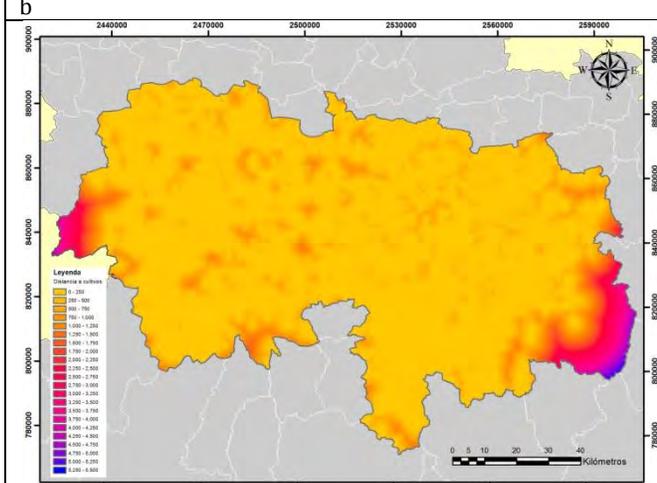
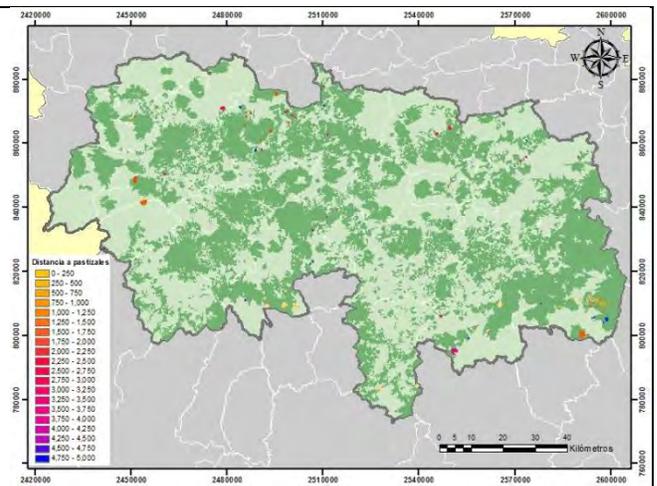
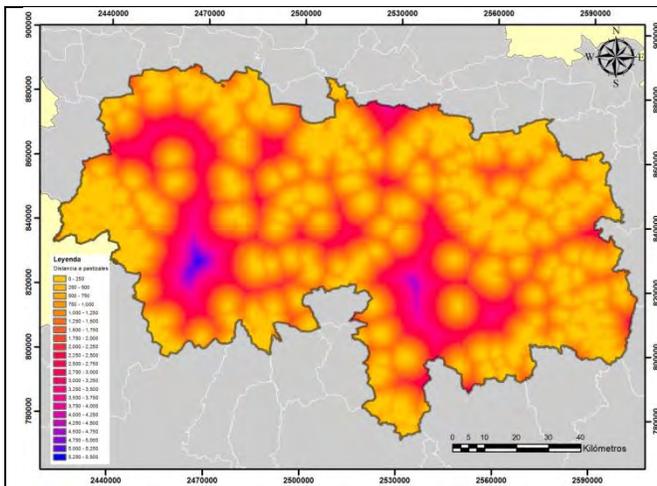
a) Preparación de las variables ya probadas

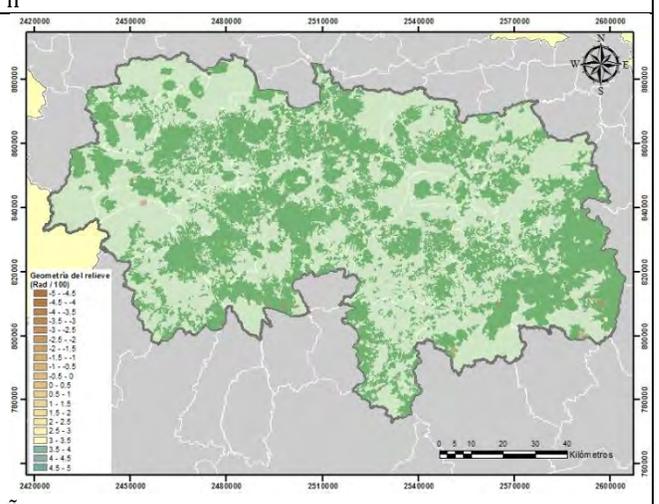
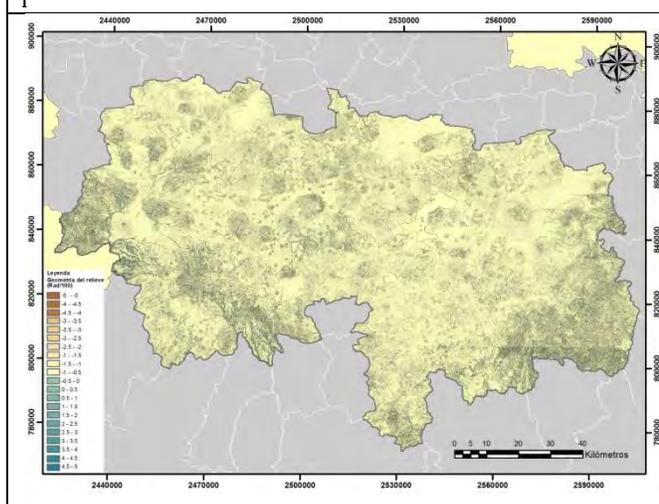
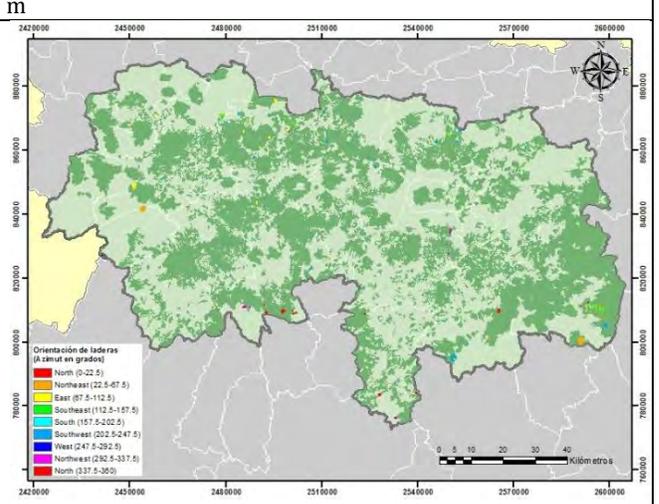
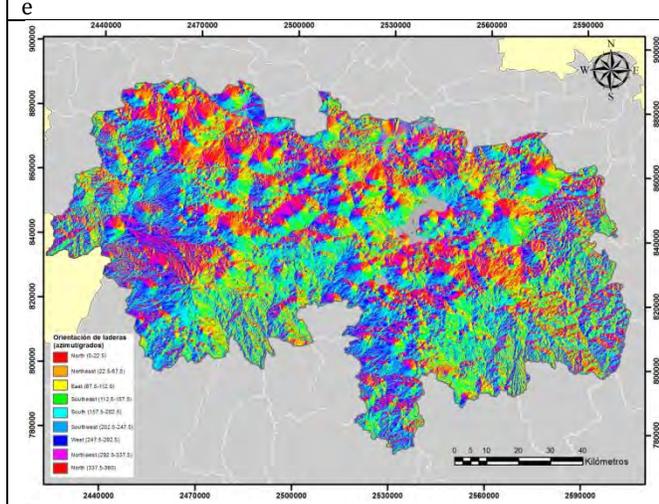
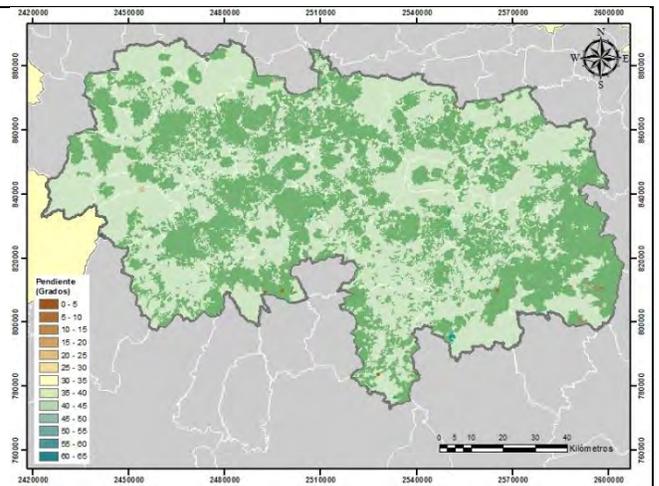
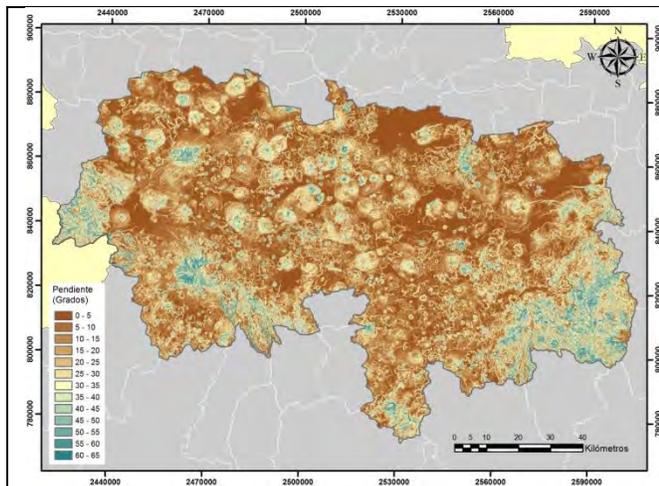
Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran a la red de caminos, las cubiertas de cultivos, pastizales, asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Adicionalmente en los modelos del año 2012 se contempló la variable proximidad a incendios previos (año anterior 2011).

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (8).







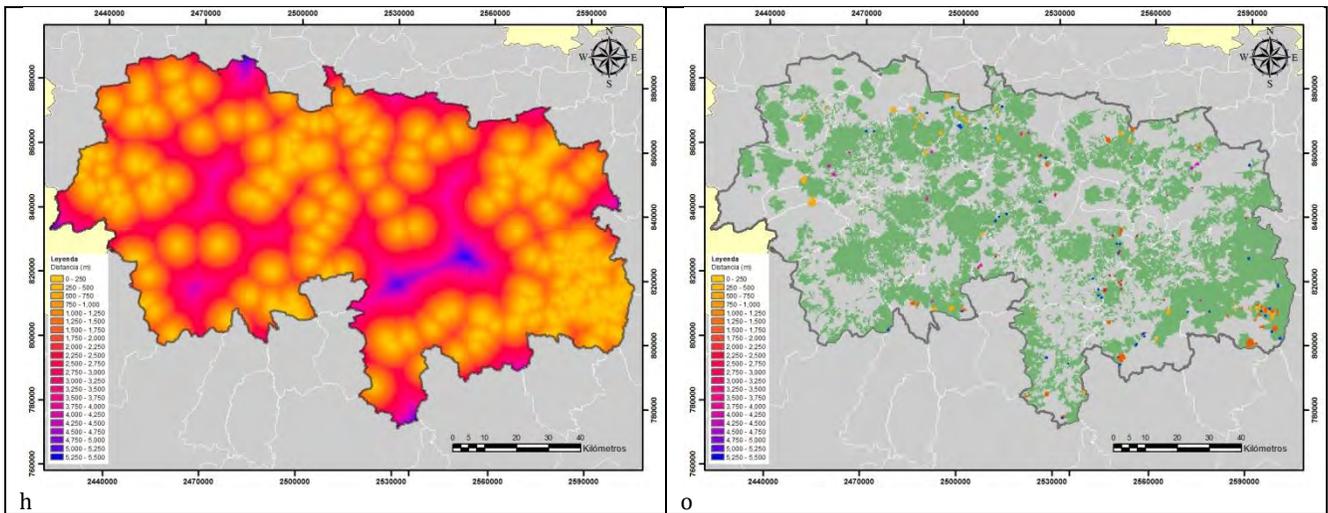
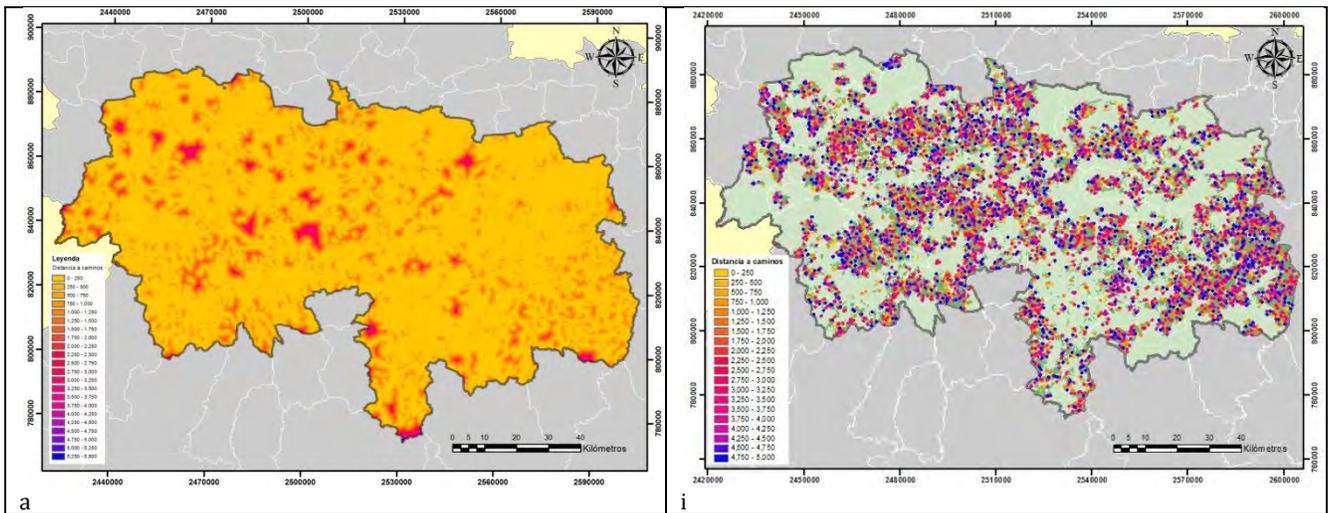
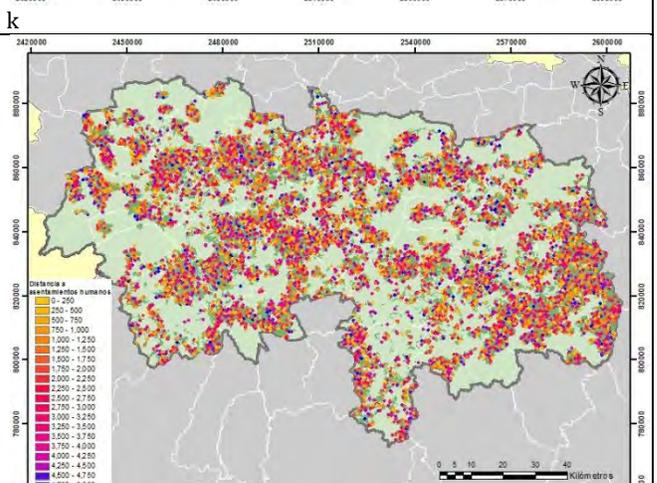
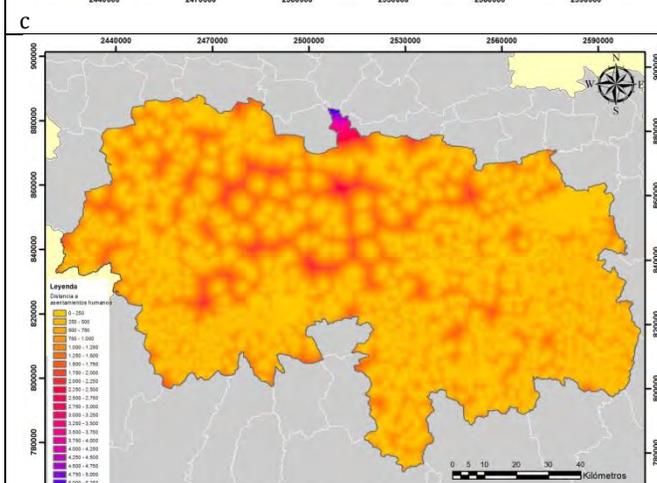
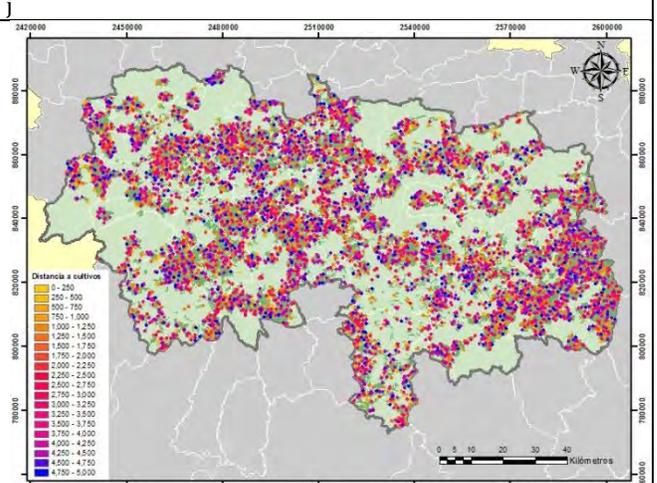
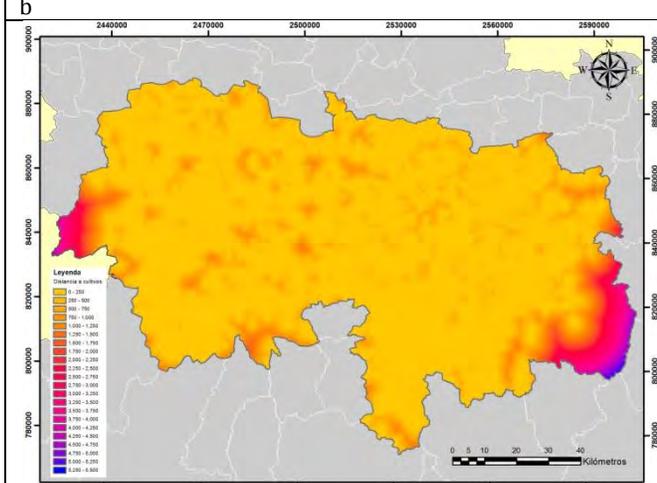
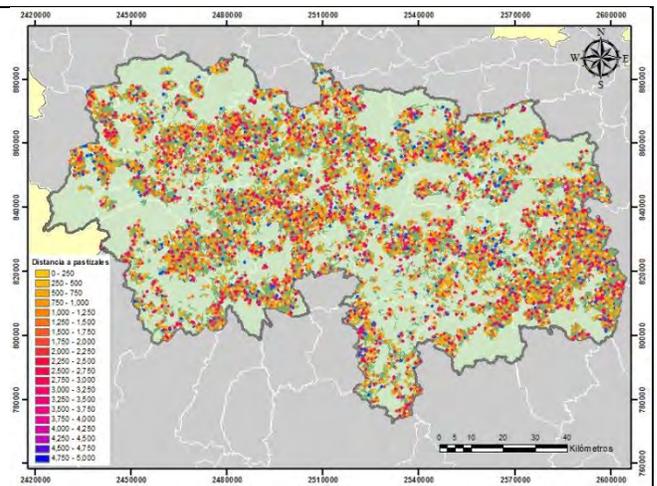
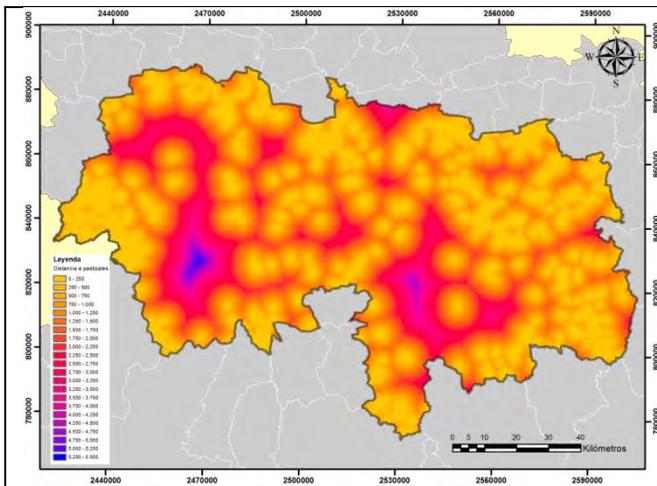


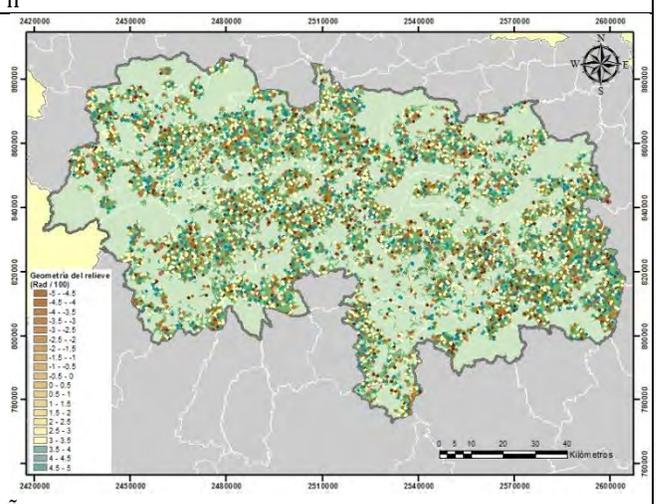
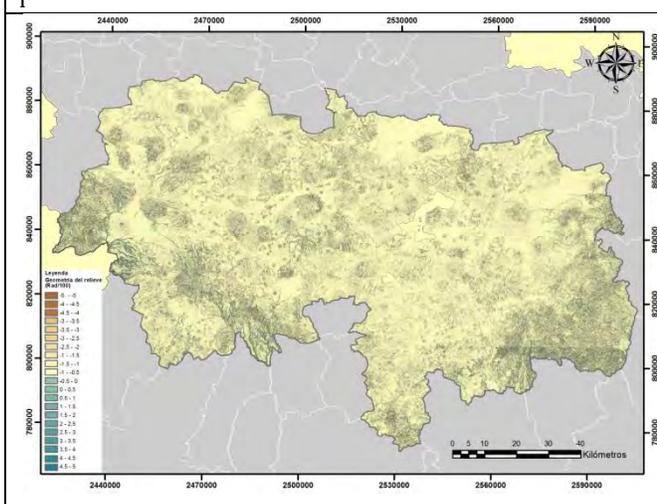
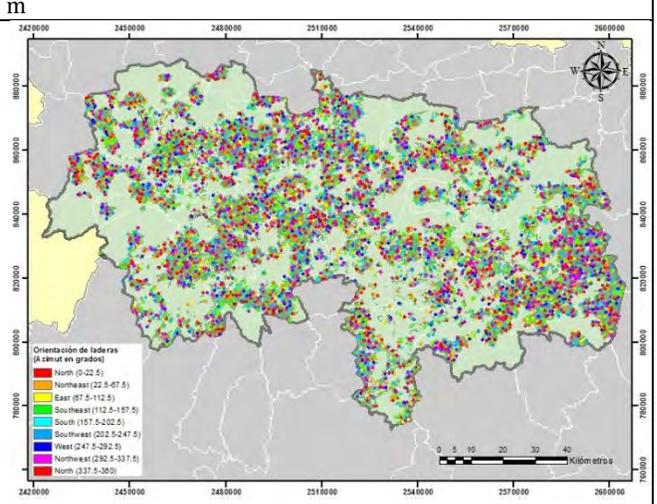
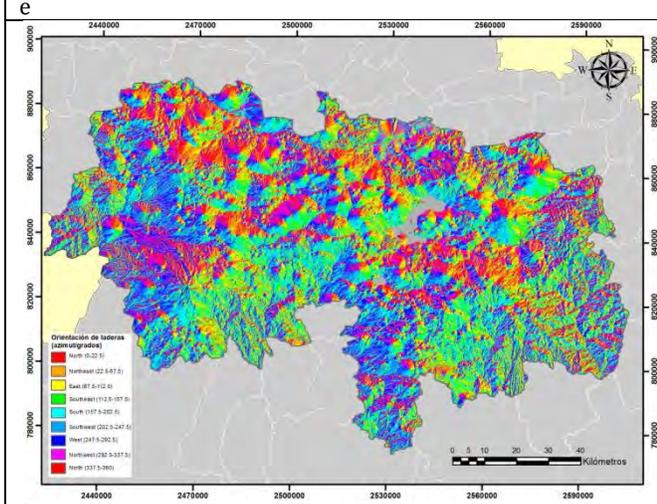
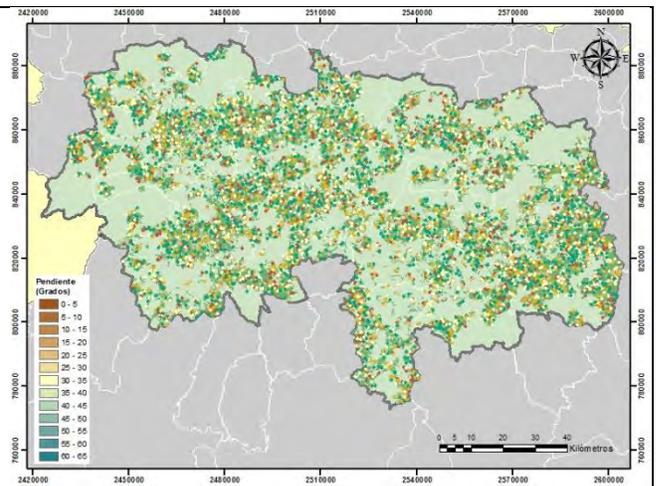
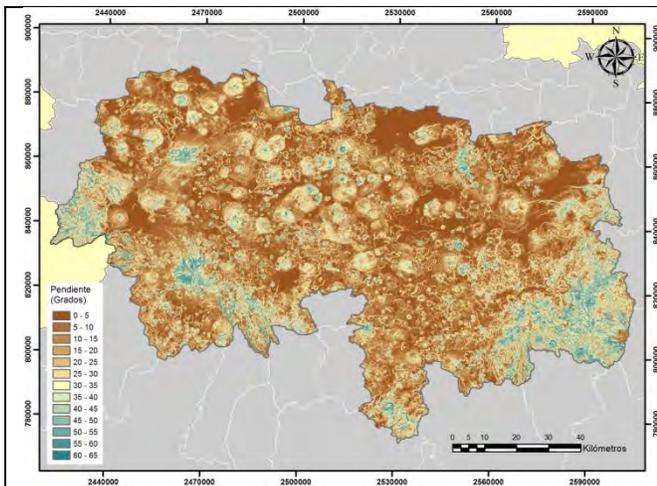
Figura 8: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios en bosques cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas y ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (9).







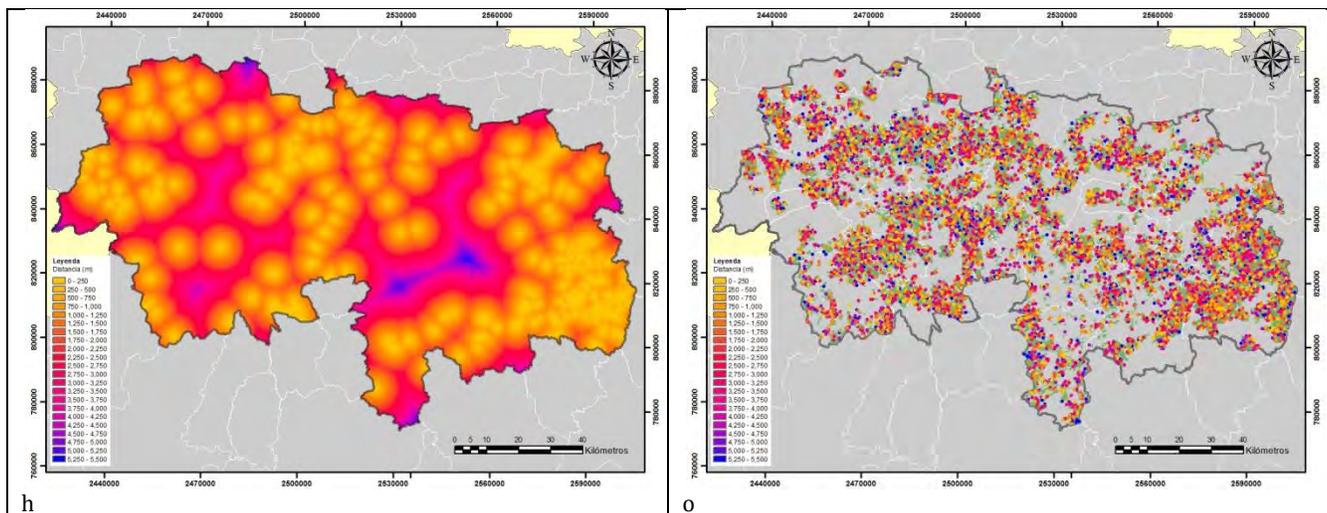


Figura 9: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias en bosques cruzadas con la proximidad a i) caminos j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas y ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste por la proporción de área con incendios y su proximidad a caminos en bosques del año 2012. Cuadro (13)

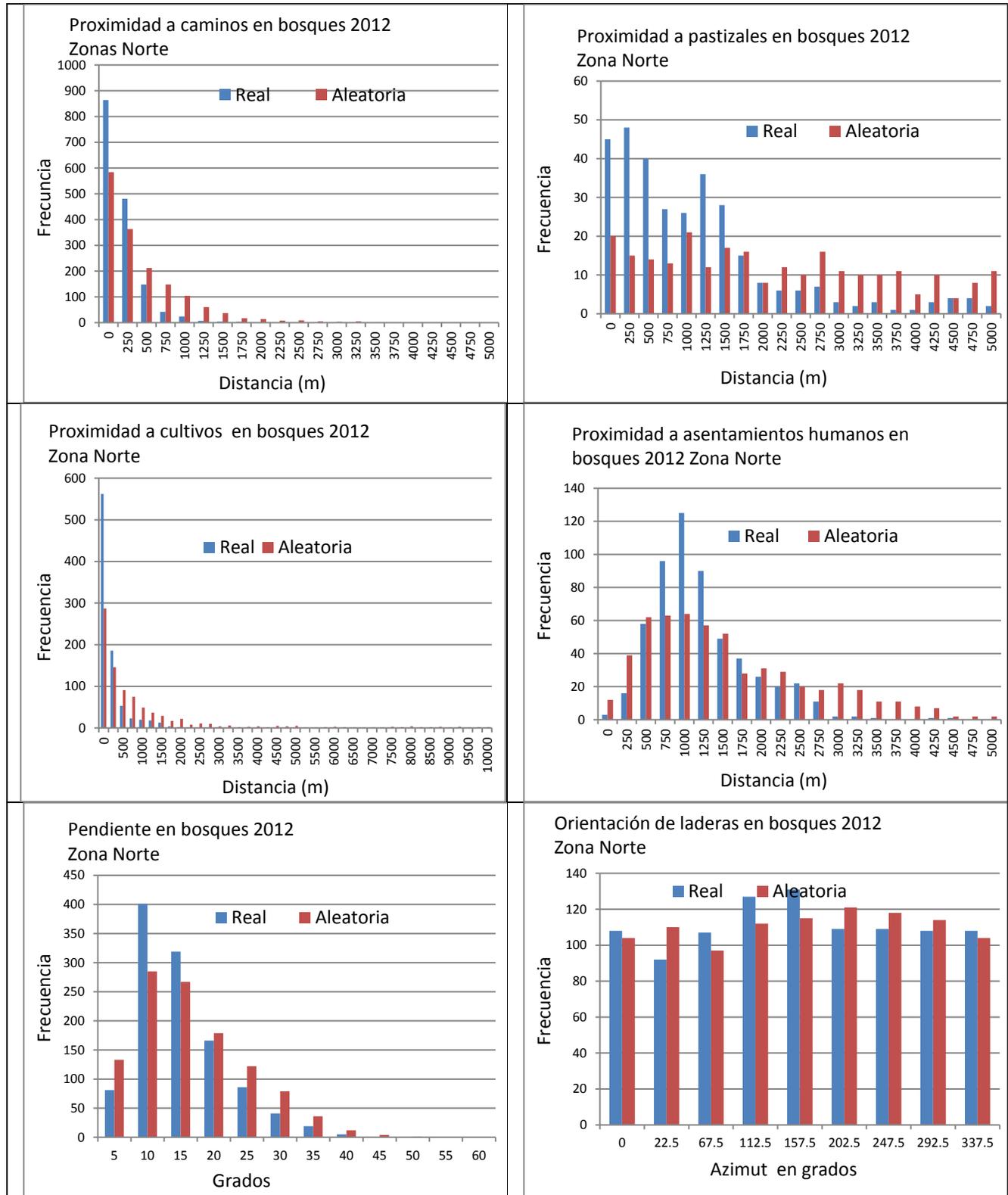
Cuadro (13): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles en bosques 2012	Proporción de píxeles de bosques por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
0	2342	784982	0.368890	864	584
250	2060	497220	0.233660	481	363
500	1002	315138	0.148094	148	212
750	453	196747	0.092458	42	148
1000	402	124946	0.058716	24	104
1250	192	78830	0.037044	7	60
1500	169	49666	0.023339	4	37
1750	250	29447	0.013838	3	17
2000	153	18900	0.008881	1	14
2250	59	12181	0.005724	0	8
2500	40	7813	0.003677	0	9
2750	0	5086	0.002390	0	5
3000	0	3193	0.001500	0	3

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (10).



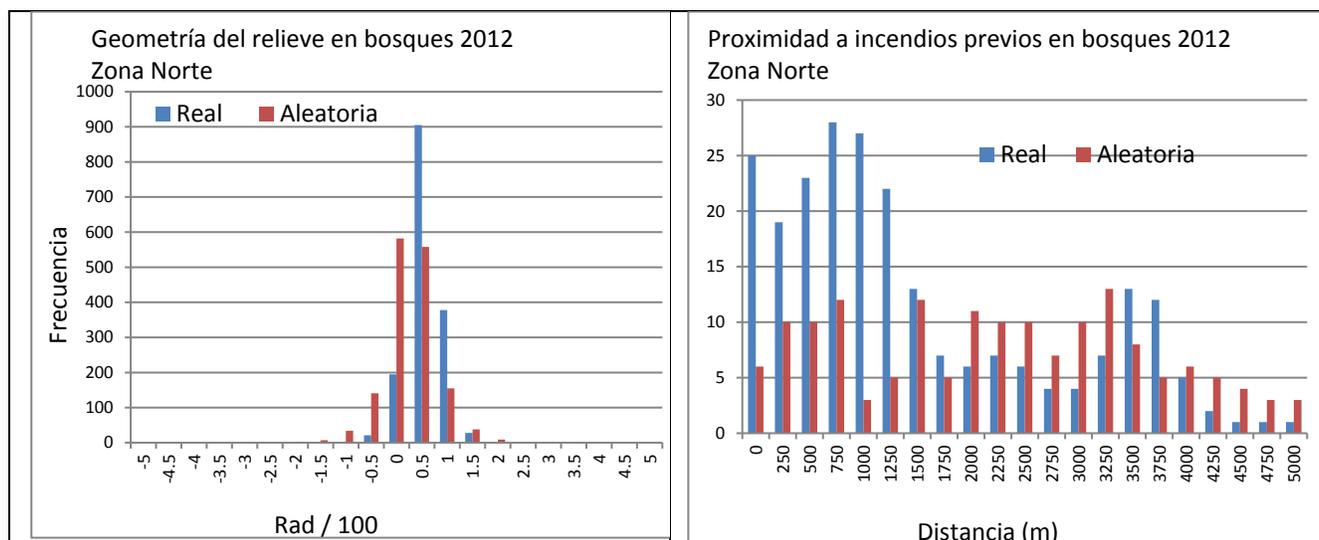


Figura 10: Comparación de frecuencias real y aleatoria.

Se aplicaron pruebas paramétricas y no paramétricas para determinar la relevancia de las variables. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (14):

Cuadro (14): Relevancia de las variables analizadas.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.050184****	0.022218****			Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	0.000515****	5.98E-07****			Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	0****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.140032***	0.0590968****			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			1.000*	0.388043*	No relevante
Orientación de ladera	normal			1.000*	0.24589**	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.320956*	0****			Relevante
Proximidad a incendios previos (2011)	No normal	0.00007095****	0.00005159****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En este apartado se convirtieron los valores de frecuencia a valores de probabilidad. A continuación, se presenta el ejemplo de incendios y su proximidad a caminos (cuadro 15).

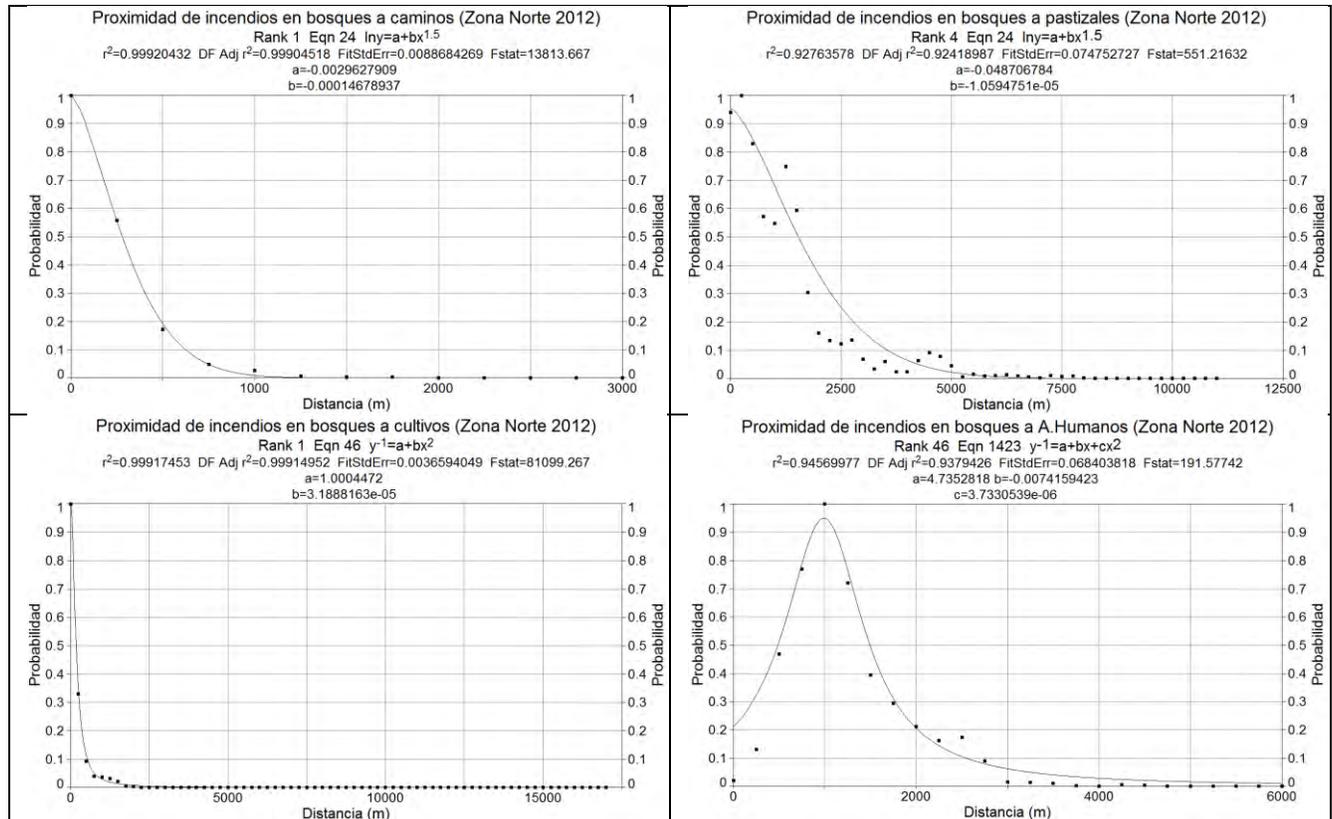
Cuadro 15: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	864	1.00000
500	481	0.55714
750	148	0.17175
1000	42	0.04847
1250	24	0.02732
1500	7	0.00823
1750	4	0.00456
2000	3	0.00400
2250	1	0.00157
2500	0	0.00039
2750	0	0.00016
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (11):



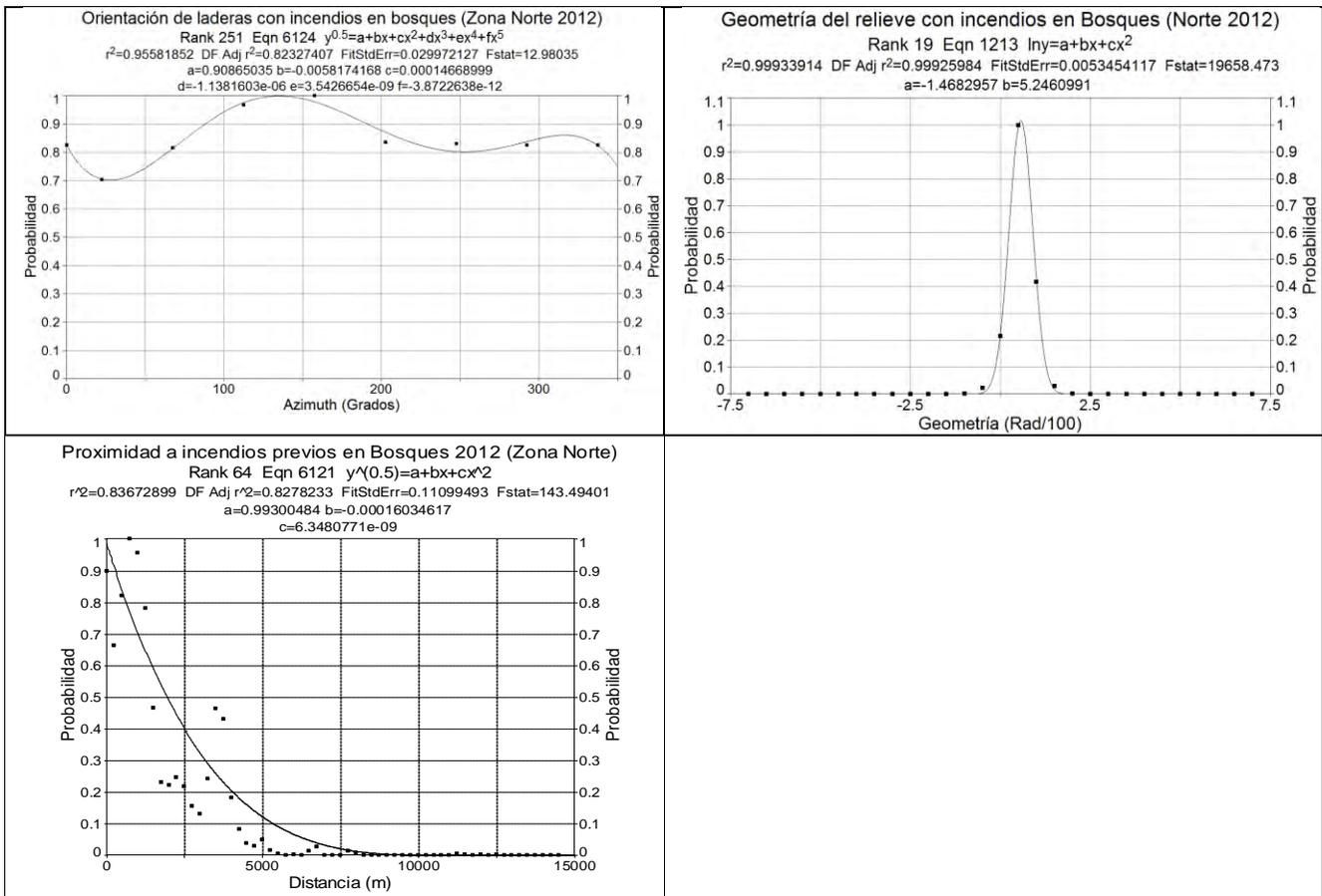
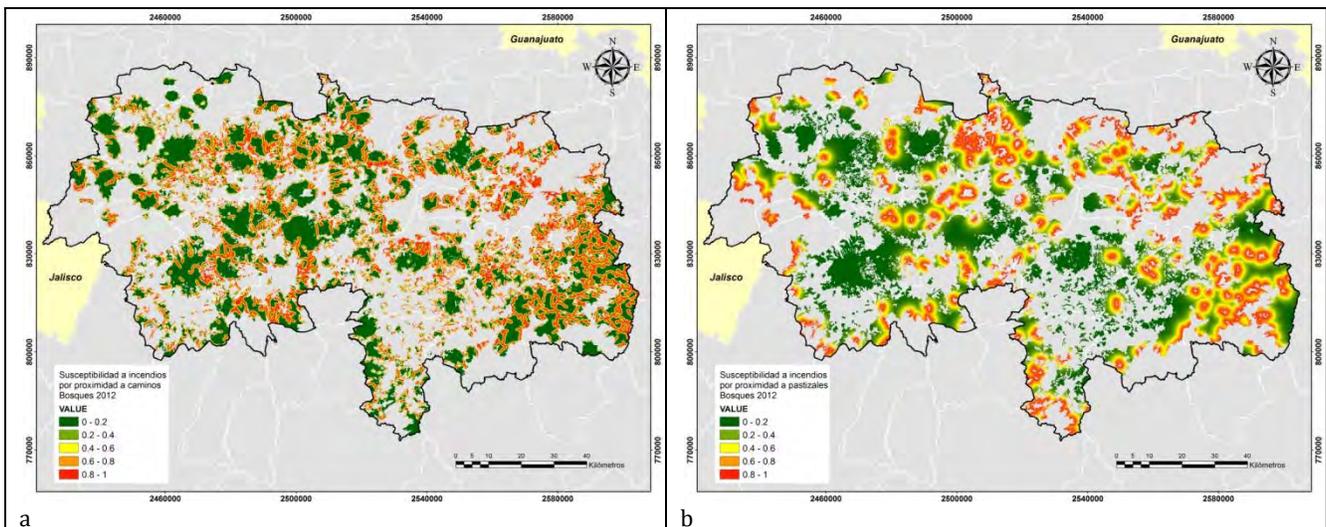


Figura (11): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (12).



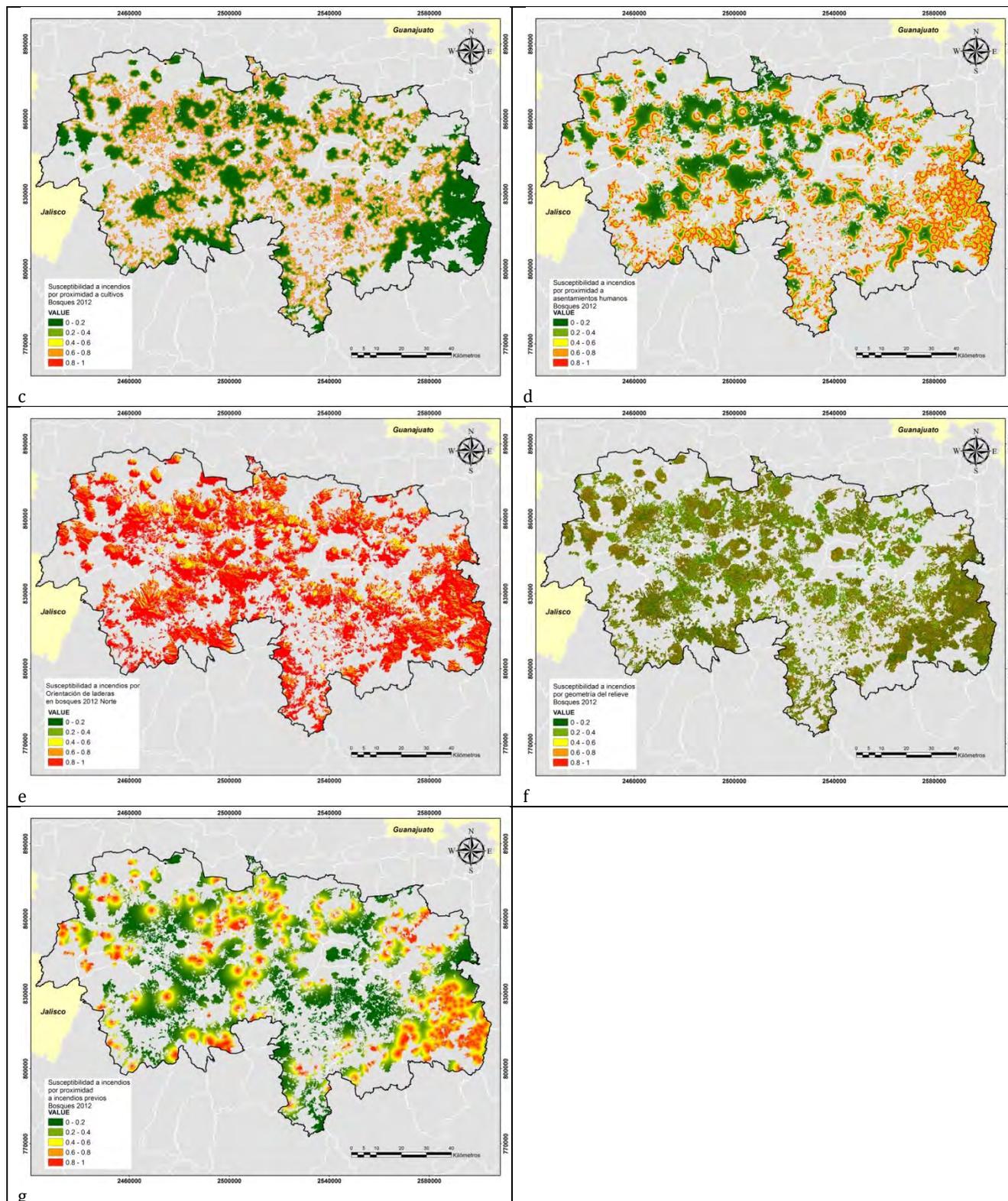


Figura 12: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante en bosques del año 2012: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve y g) proximidad a incendios previos (2011).

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D de la prueba Kolmogorov - Smirnov para cada variable relevante en el siguiente cuadro (16).

Cuadro 16: Grado de influencia de cada variable

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.50000	0.12	6
Proximidad a pastizales	0.55172	0.13	4
Proximidad a cultivos	0.78160	0.19	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.44578	0.11	7
Orientación de laderas	0.52777	0.13	5
Geometría del relieve	0.62162	0.15	3
Proximidad a incendios previos (2011)	0.67460	0.17	2
Total	4.10311	1.00	

Etapa 5 Aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012.

La fórmula (6) fue utilizada para generar el mapa final de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012:

$$SIBo12N = (Suscpoxcult * 0.19) + (Suscpoxincp * 0.17) + (Susgeo * 0.15) + (Suscpoxpz * 0.13) + (Suscorct * 0.13) + (Suscpoxcam * 0.12) + (Suscpoxashum * 0.11)$$

Donde:

SIBo12N= Susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscpoxincp = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscorct= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en bosques. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro (cuadro 17):

Cuadro 17: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (13):

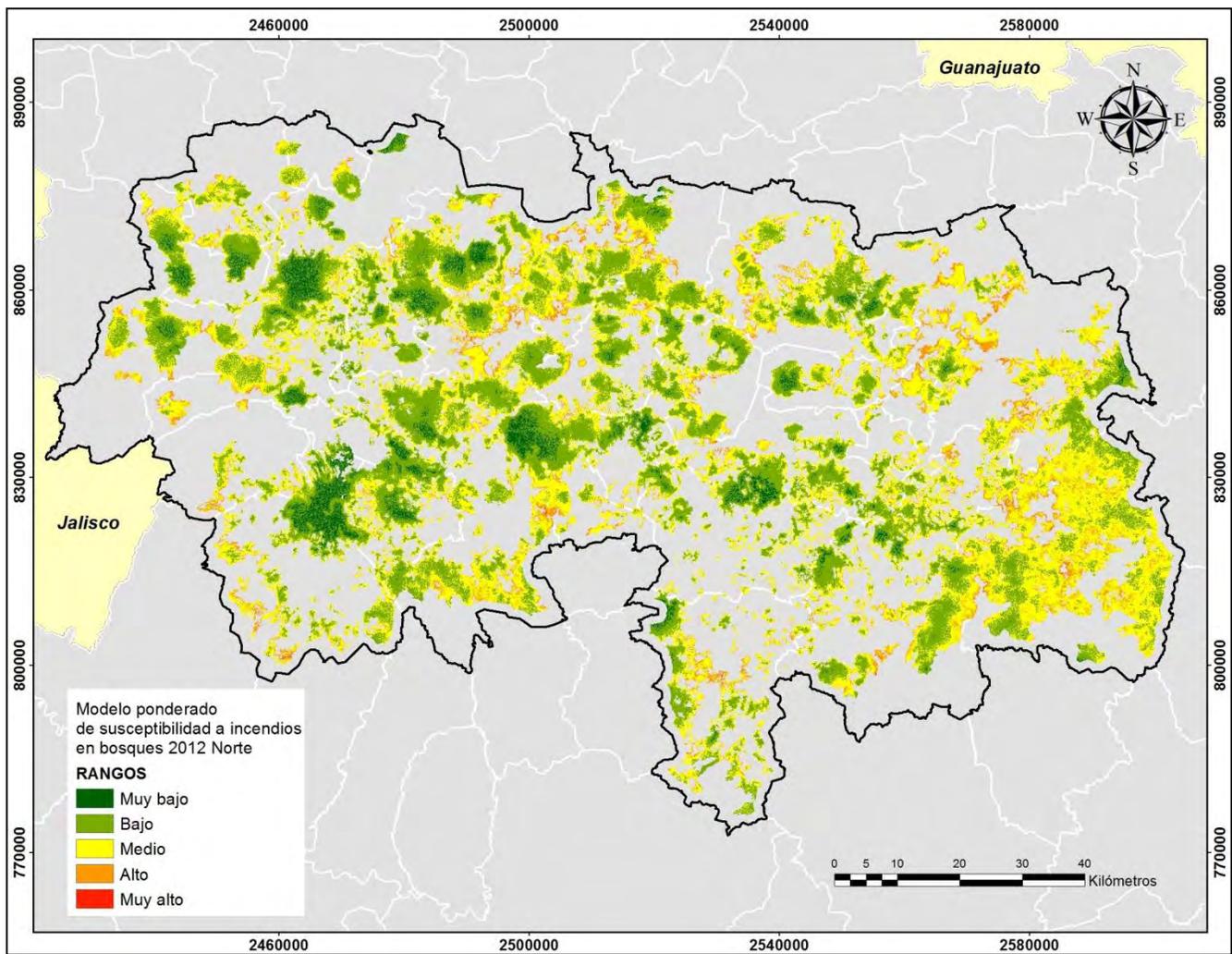


Figura 13: Mapa final de susceptibilidad a incendios en bosques del año 2012.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo según el modelo como se puede apreciar en el siguiente cuadro (18):

Cuadro 18: Superficie en peligro de acuerdo con el mapa final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosques en peligro
Muy bajo	21438.5	4.32
Bajo	210197.0	42.34
Medio	230307.5	46.39
Alto	34164.5	6.88
Muy alto	300.5	0.06
Total	496408.0	100.00

Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatriceras de incendios detectadas en imágenes Landsat para el periodo 2014 a 2018. Los resultados de la detección se muestran en el siguiente cuadro (19):

Cuadro 19: Cicatrices de incendios y la superficie afectada en el periodo 2014-2018

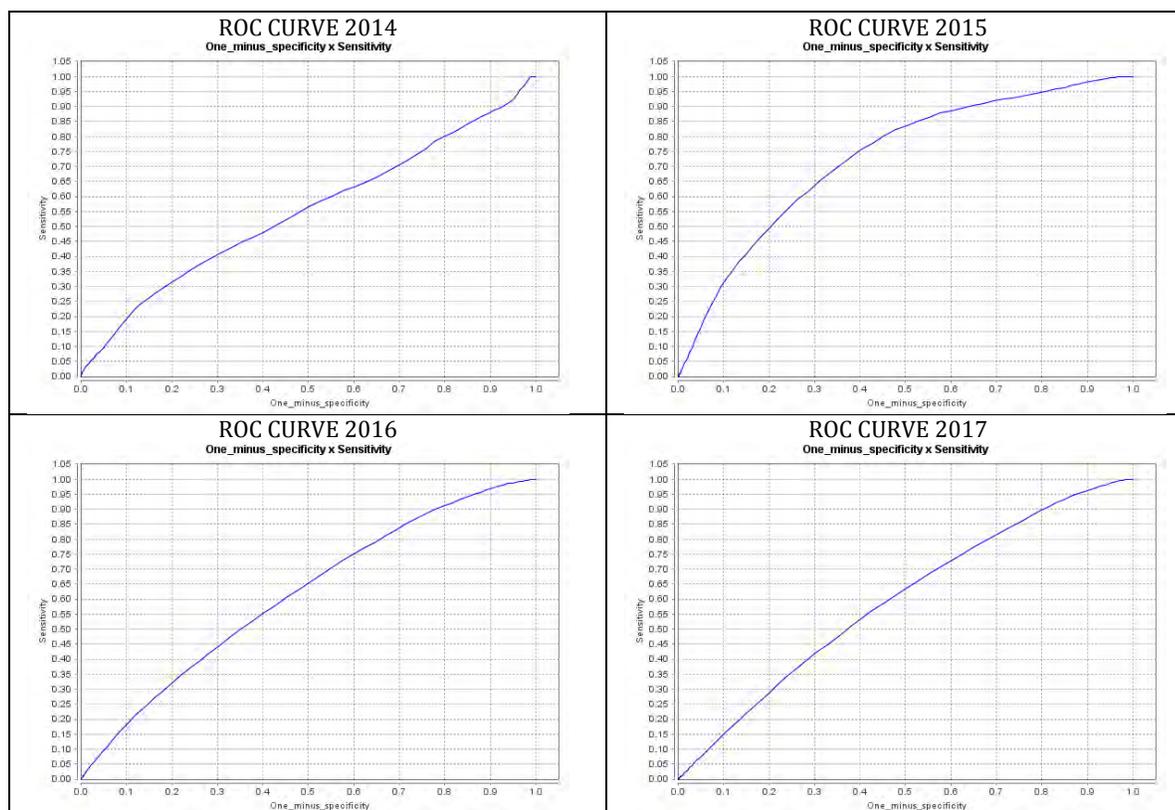
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	54	2,516.75	8.4
Landsat 2015	101	2,199.50	7.3
Landsat 2016	264	11,686.00	39.0
Landsat 2017	193	8,626.50	28.8
Landsat 2018	138	4,940.50	16.5
Landsat 2014 a 2018	750	29,969.25	100.0

La superficie afectada de estas cicatriceras si divide de acuerdo al grado de peligro como se muestra a continuación (Cuadro 20):

Cuadro 20: Superficie en peligro de acuerdo con el modelo final de susceptibilidad a incendios.

BOSQUES NORTE 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	159.5	6.3	7.25	0.3	123.25	1.1	100.25	1.2	148.5	3.1	538.75	1.8
Bajo	874.25	34.8	307.25	14.3	3548	30.6	2770.5	32.4	1844.8	37.9	9344.75	31.5
Medio	1150.3	45.7	1354.75	62.9	6445.75	55.5	4802	56.2	2458.8	50.5	16211.5	54.6
Alto	319.75	12.7	480.5	22.3	1467.5	12.6	860	10.1	413.75	8.5	3541.5	11.9
Muy Alto	11.25	0.4	4.25	0.2	19.5	0.2	9.75	0.1	0.75	0.0	45.5	0.2
Total	2515	100	2154	100	11604	100	8542.5	100	4866.5	100.0	29682	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 14).



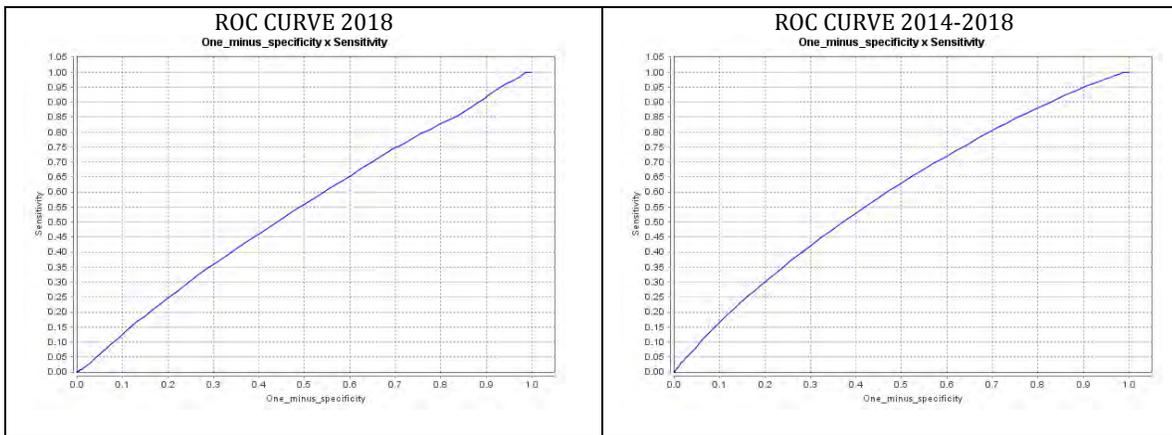


Figura 14: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro (21):

Cuadro 21: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.5480
2015	0.7285
2016	0.6129
2017	0.5931
2018	0.5396
2014 a 2018	0.5914

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para los bosques con datos de los años 2011 y 2012

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en bosques para los años 2011 y 2012

Para la construcción de este modelo se utilizaron las cicatrices de 2011 y de 2012. Cuadro 22, 23 y 24 (año 2011):

Cuadro 22: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2011)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	243	960.92
10 a 50	75	1549.27
50 a 100	18	1243.02
Más de 100	16	3269.03
Total	352	7022.25

Cuadro 23: Total de cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (año 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	104	348.82
10 a 50	25	610.90
50 a 100	4	265.30
Más de 100	3	519.40
Total	136	1,744.41

Cuadro 24: Cicatrices detectadas por rangos y superficie afectada (años 2011 y 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	347	1309.74
10 a 50	100	2160.17
50 a 100	22	1508.32
Más de 100	19	3788.43
Total	488	8766.66

Estas cicatrices de incendios funcionaron como la variable dependiente en el modelo de regresión propuesto.

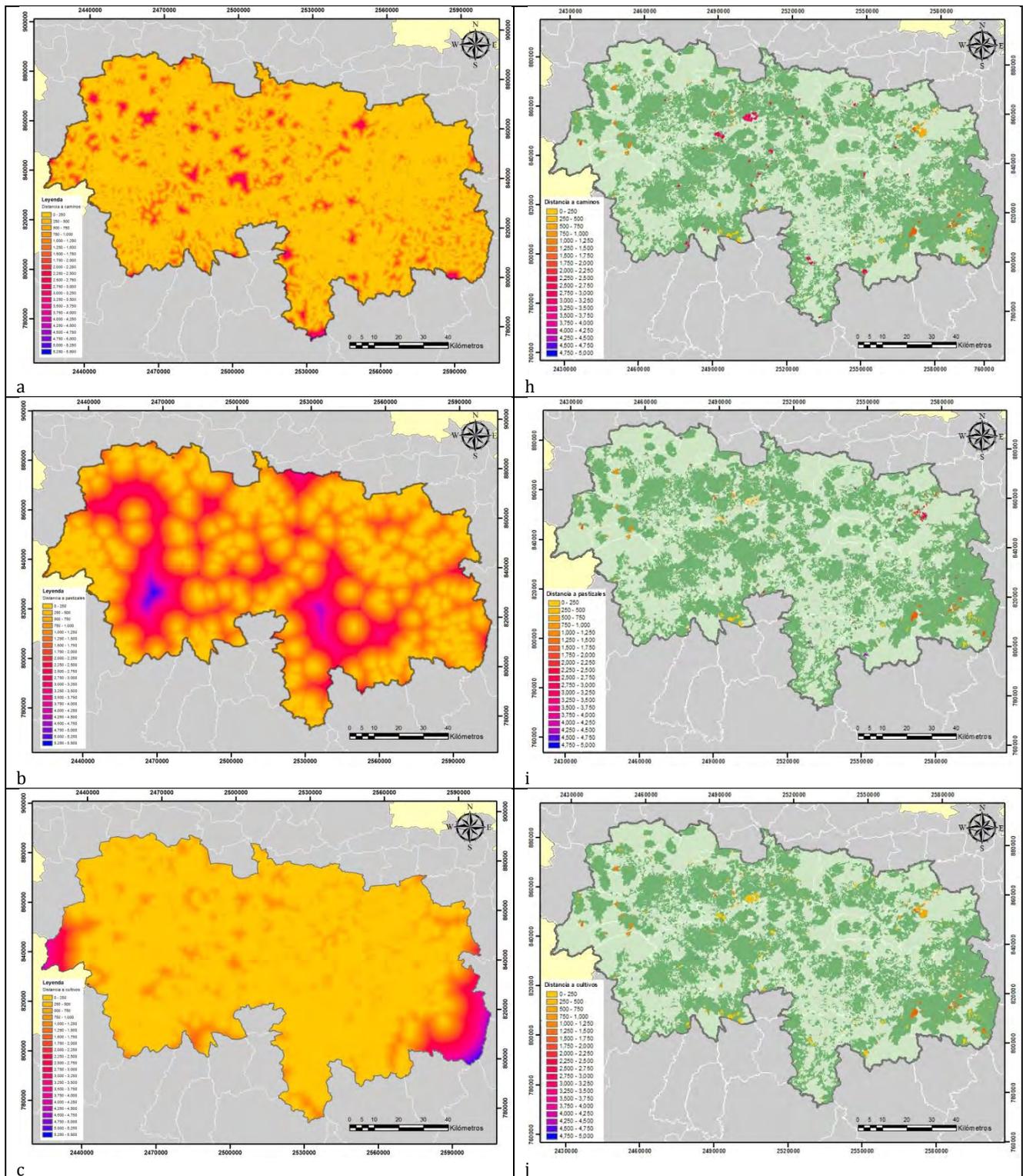
Etapa 2: La relevancia de las variables

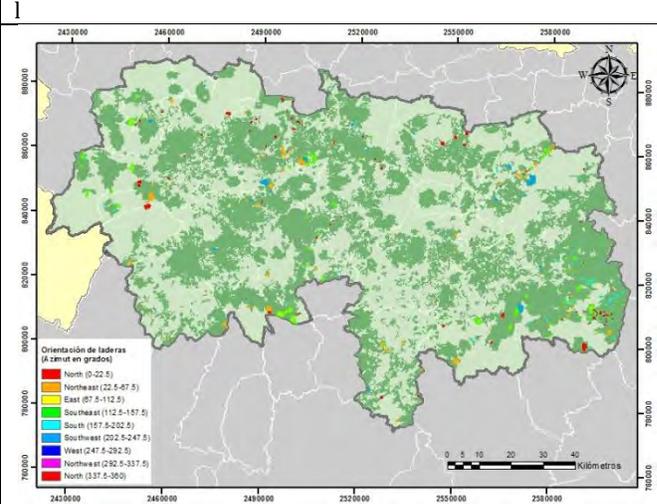
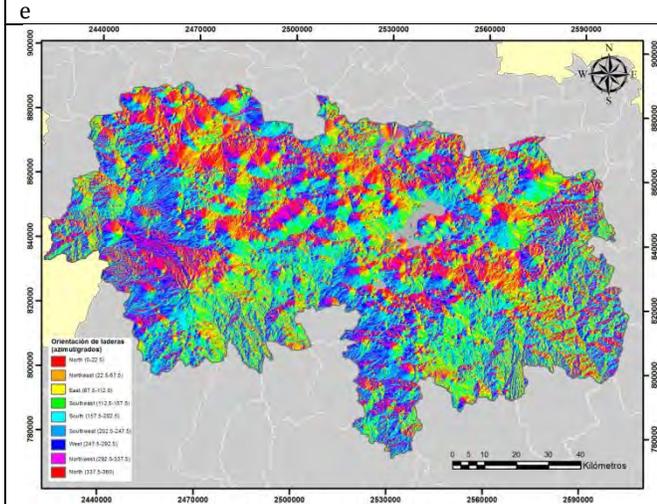
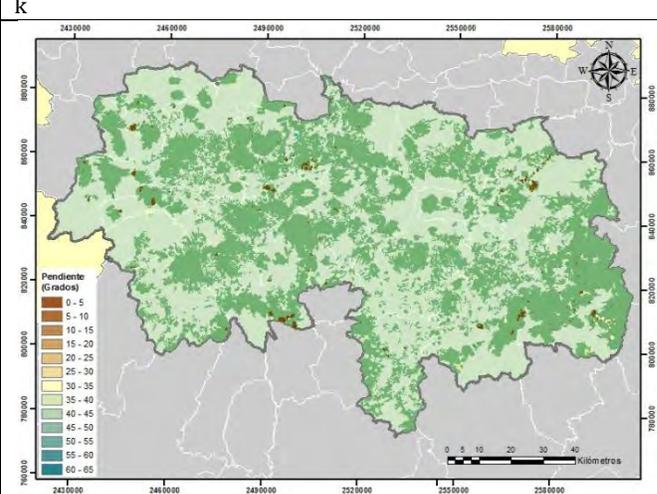
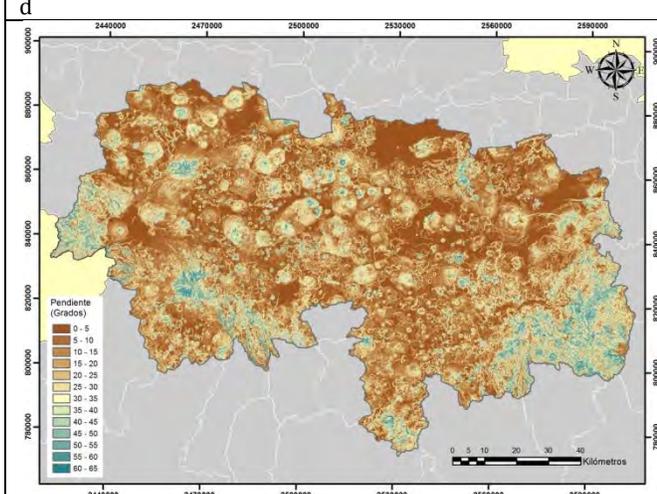
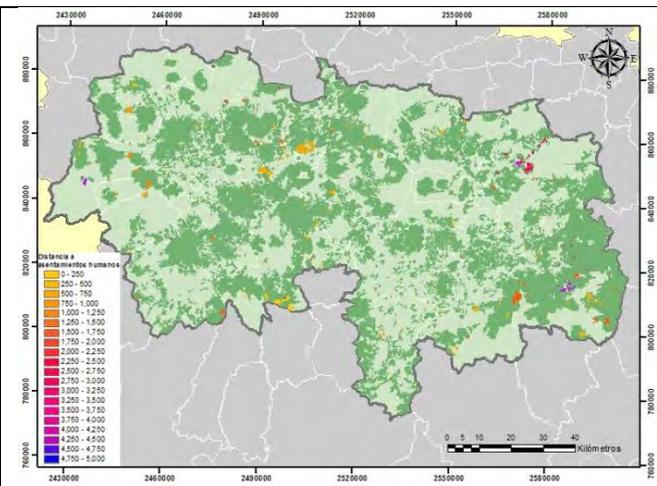
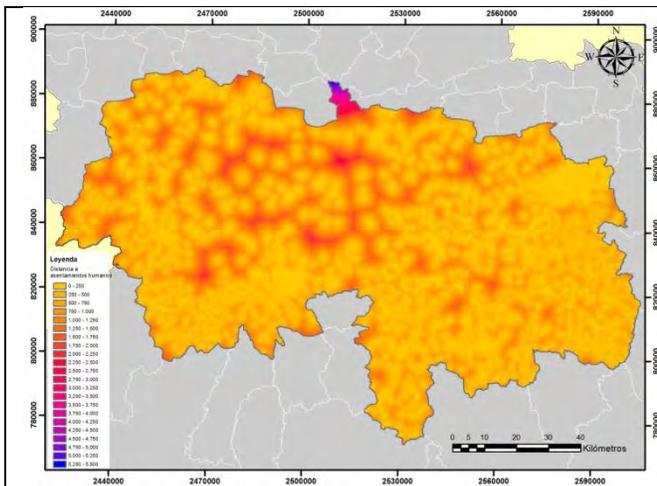
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Preparación de mapas que muestran la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (15).





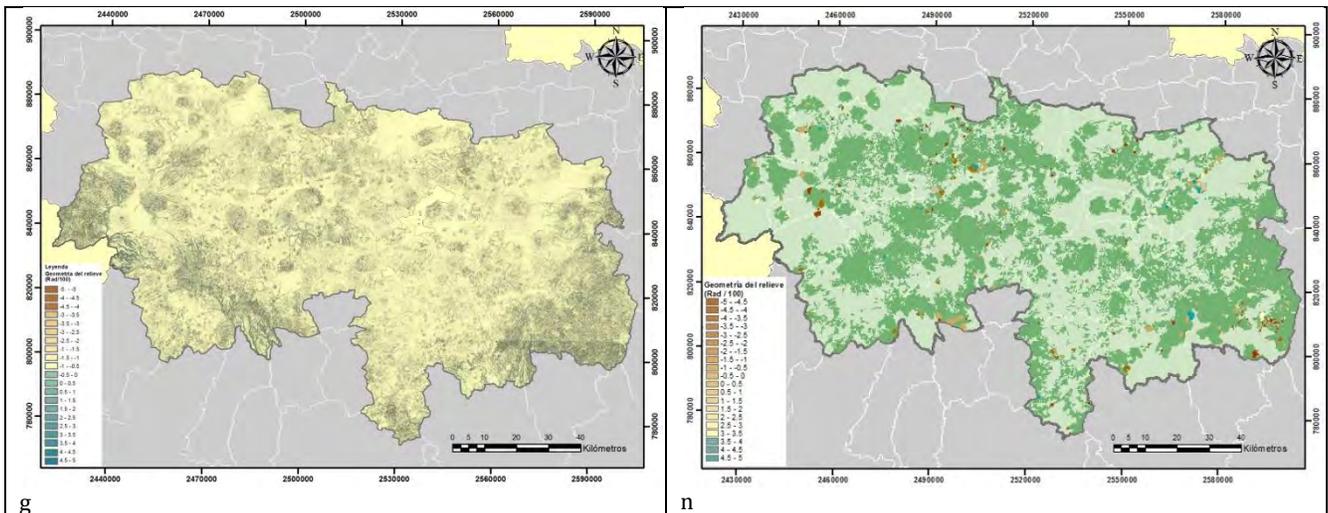
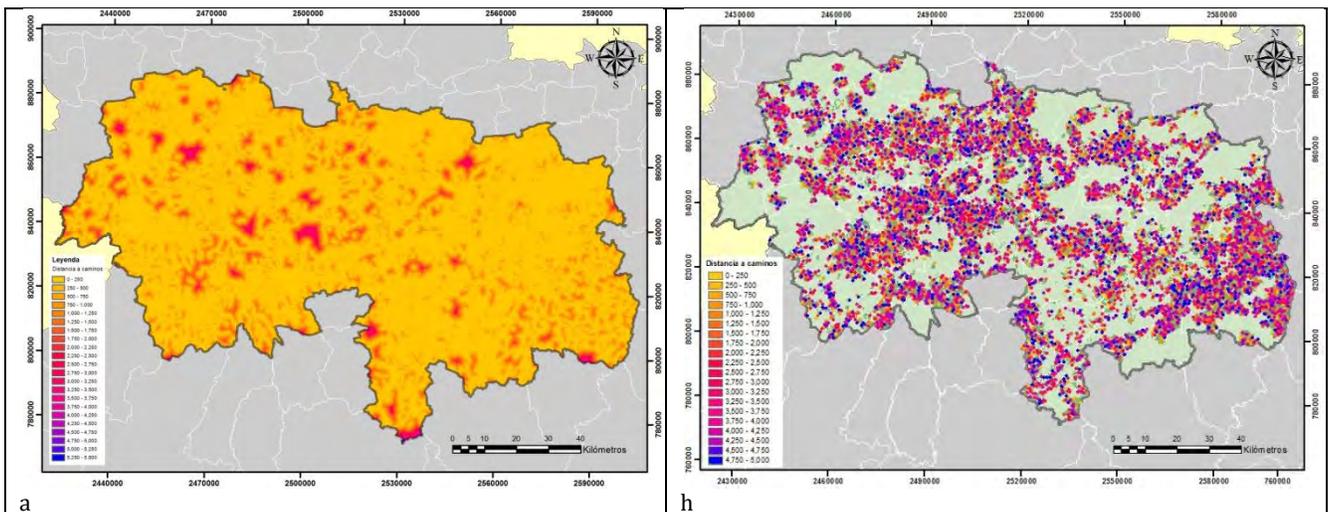
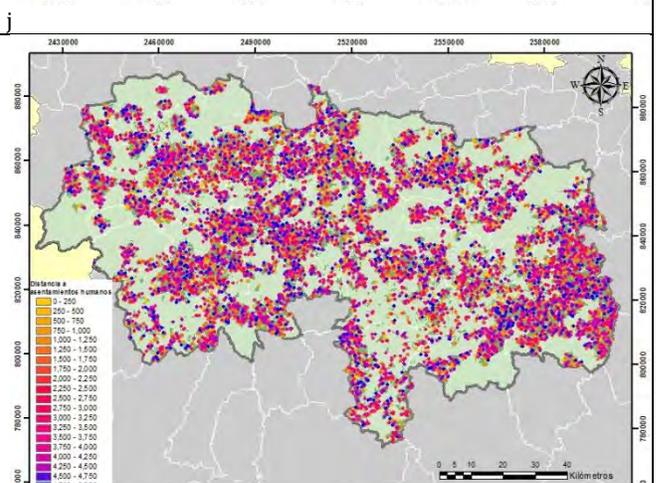
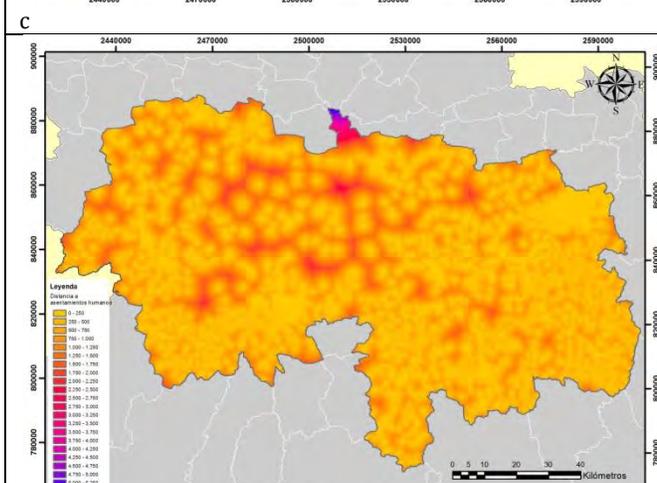
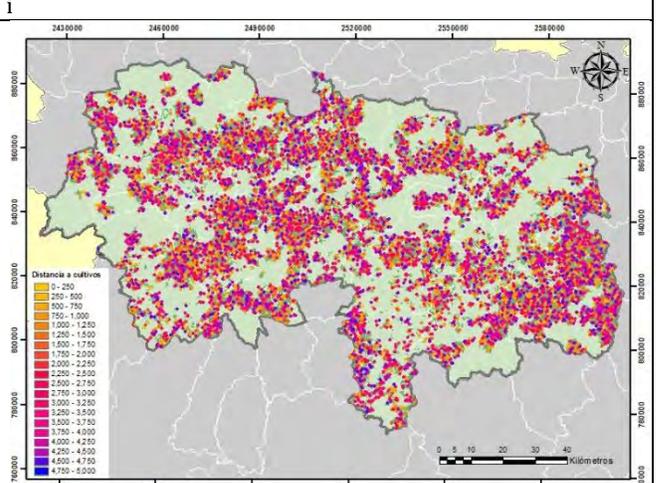
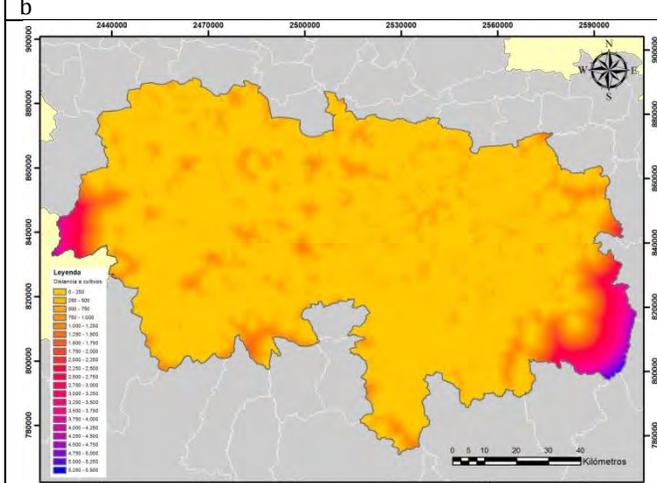
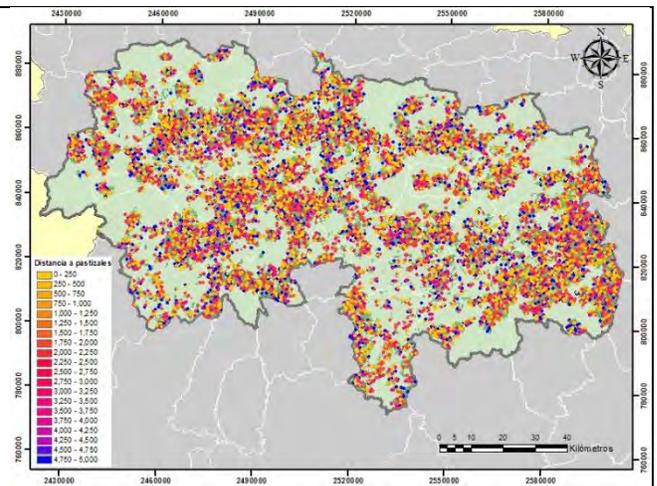
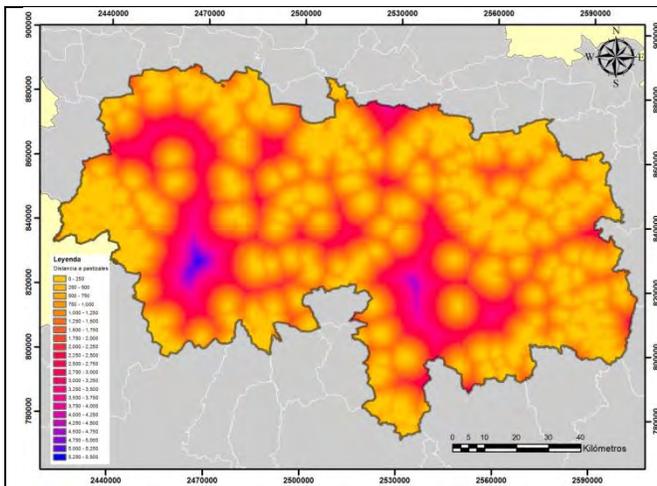


Figura 15: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en los bosques cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (16).





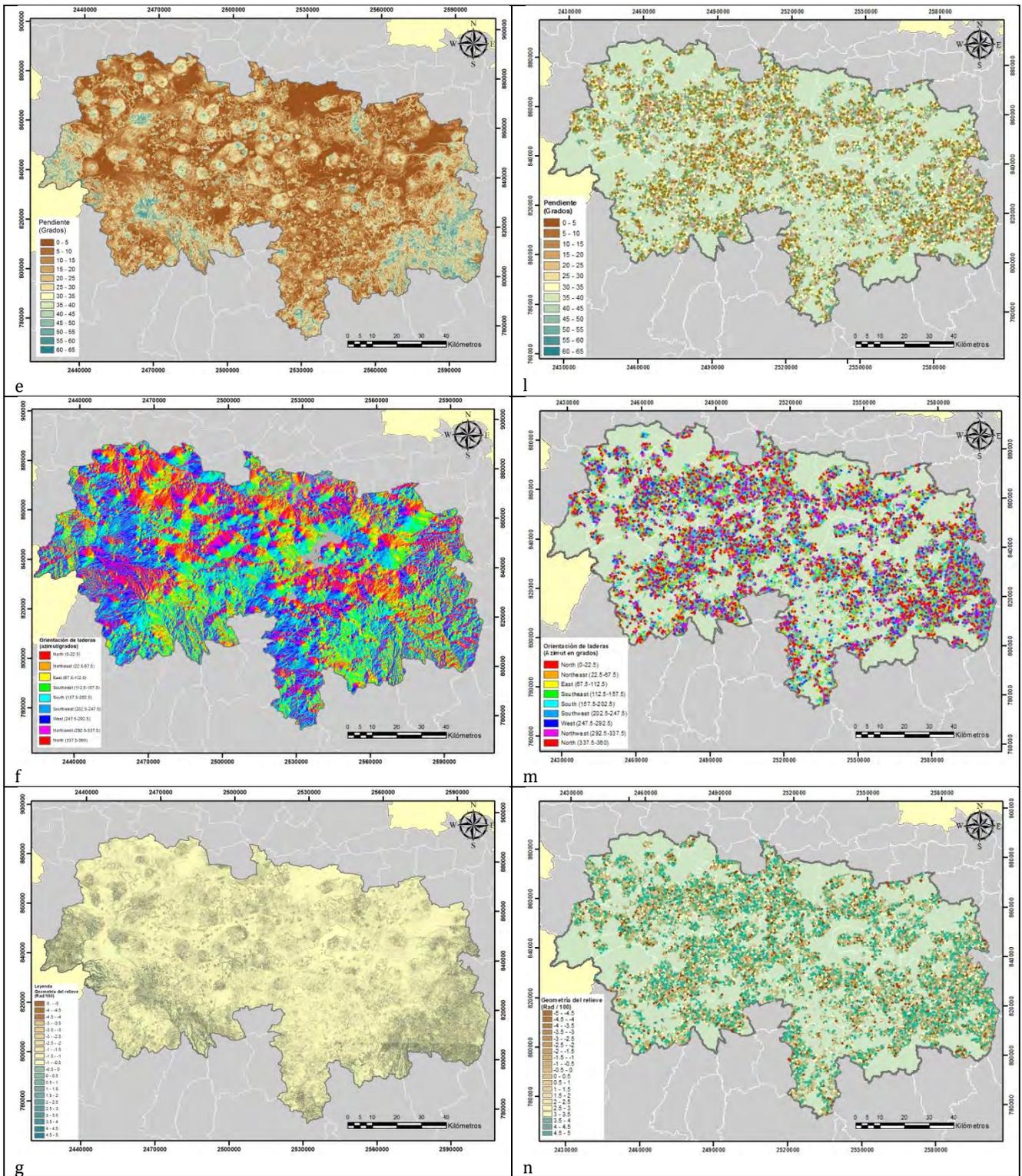


Figura 16: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, a) proximidad a pastizales, b) proximidad a cultivos, c) proximidad a asentamientos humanos, d) pendiente, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorios en selvas cruzados con la proximidad a g) pastizales, h) cultivos, i) asentamientos humanos, y con la j) pendiente, k) orientación de laderas y l) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste por la proporción de área con incendios y su proximidad a caminos en bosques (Cuadro (25))

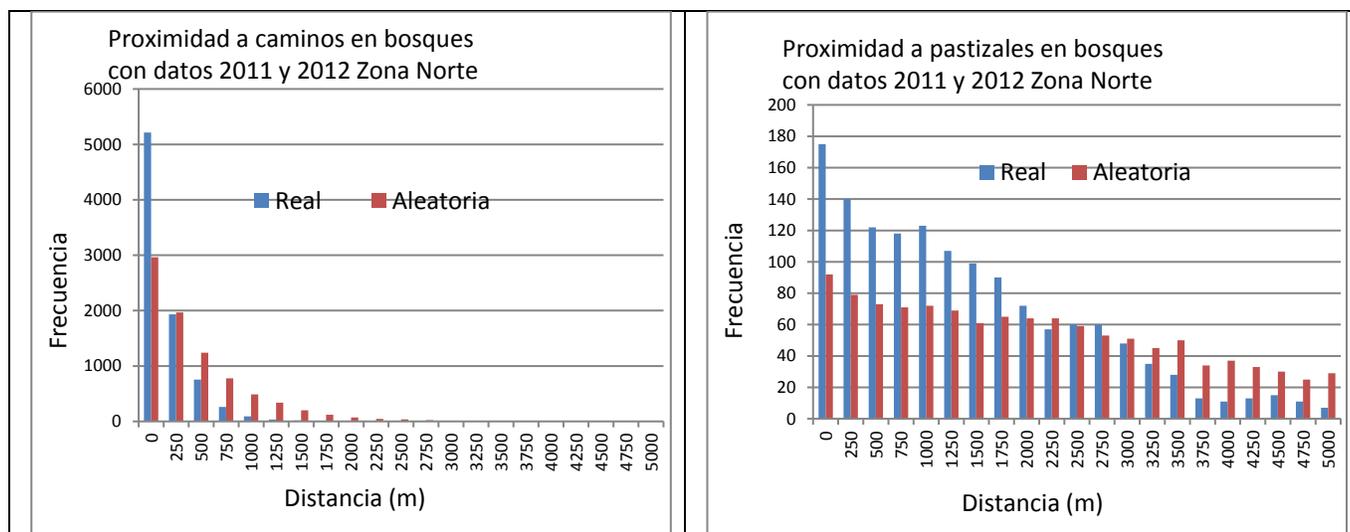
Cuadro (25): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de bosques 2011	Proporción de píxeles de bosques por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	14115	789273	0.369413	5214	2964
500	8262	499288	0.233688	1931	1966
750	5091	316242	0.148014	754	1239
1000	2829	197469	0.092423	261	777
1250	1572	125280	0.058636	92	487
1500	935	78918	0.036937	35	339
1750	702	49671	0.023248	16	201
2000	528	29456	0.013786	7	121
2250	380	18900	0.008846	3	72
2500	287	12181	0.005701	2	47
2750	164	7812	0.003656	1	37
3000	9	5070	0.002372	0	24

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (17)



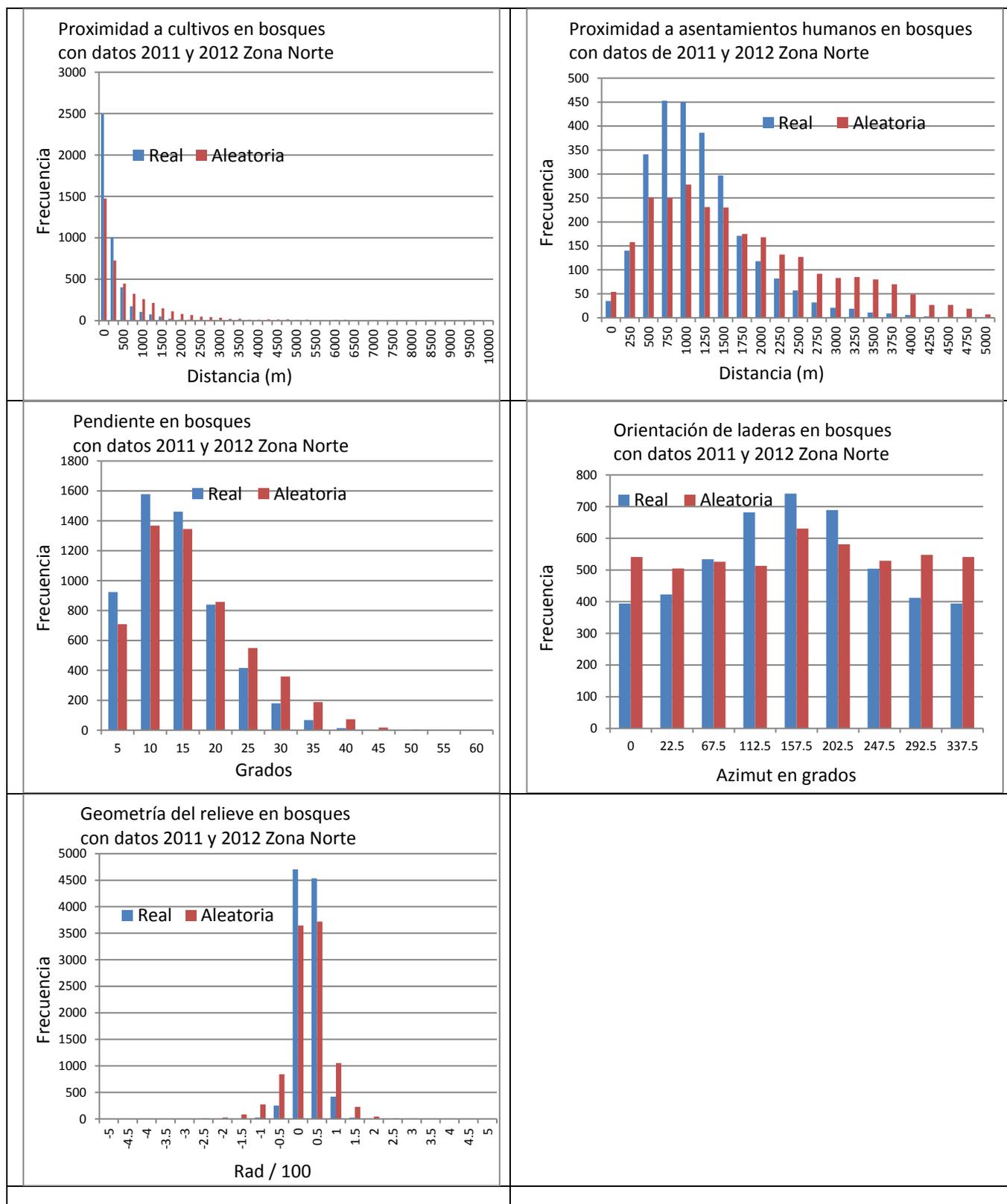


Figura 17: Comparación de frecuencias real y aleatoria

Se aplicaron pruebas paramétricas y no paramétricas para determinar la relevancia de cada variable. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (26):

Cuadro (26): Relevancia de las variables analizadas

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.04736****	0.09354****			Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	0.00033****	3.53E-08****			Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	0****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.01792****	0.00031****			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.99739*	0.63241*	No relevante
Orientación de ladera	normal			0.99043*	0.00482****	Relevante
Geometría del relieve	no normal	0.15009***	0****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta fase se convirtieron los valores de frecuencia a valores de probabilidad. A continuación, se presenta la variable incendios y su proximidad a caminos (cuadro 27).

Cuadro 27: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	5214	1.00000
500	1931	0.37027
750	754	0.14451
1000	261	0.05014
1250	92	0.01767
1500	35	0.00662
1750	16	0.00312
2000	7	0.00139
2250	3	0.00064
2500	2	0.00031
2750	1	0.00011
3000	0	4.09E-06

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (18):

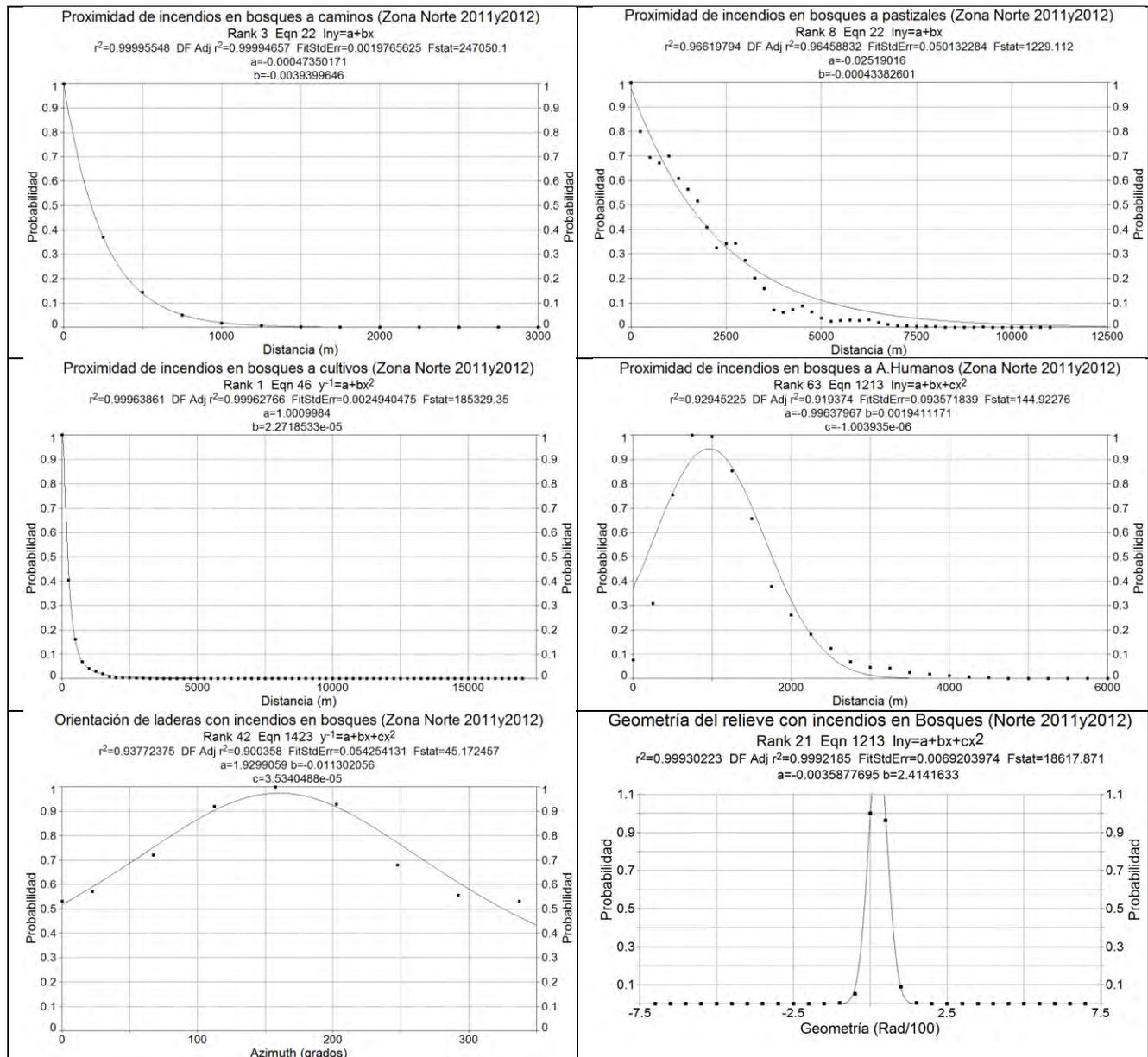


Figura (18): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (19).

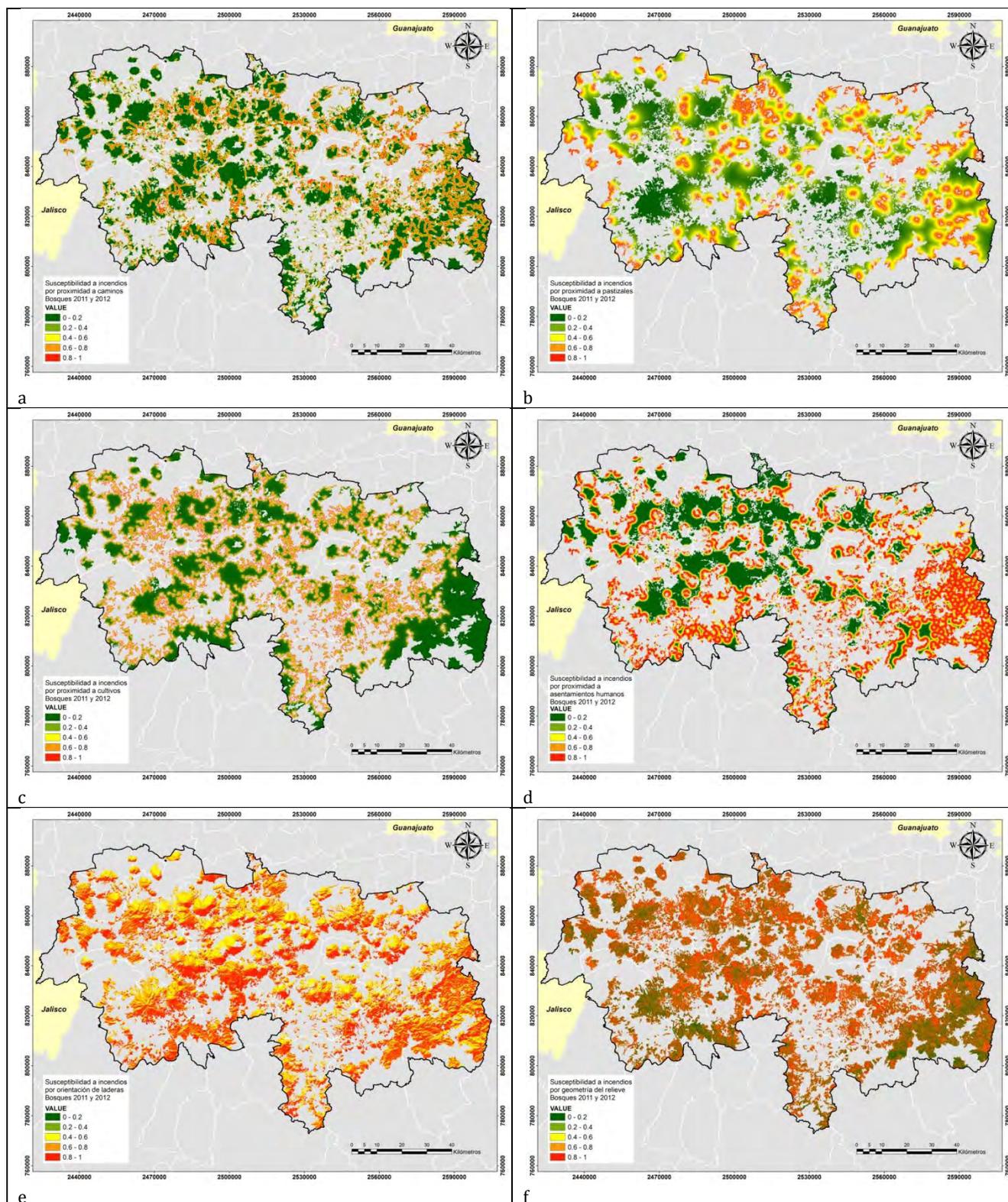


Figura 19: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas y f) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D de la prueba de Kolmogorov - Smirnov para cada variable relevante en el siguiente cuadro (28).

Cuadro 28: Grado de influencia de cada variable

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.54794	0.18	3
Proximidad a pastizales	0.50000	0.16	4
Proximidad a cultivos	0.76087	0.24	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.42727	0.14	5
Orientación de laderas	0.19444	0.06	6
Geometría del relieve	0.67924	0.22	2
Total	3.10977	1.00	

Etapa 5 aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en bosques (datos 2011 y 2012)

La fórmula (6) fue utilizada para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en bosques con datos de 2011 y 2012:

$$SIBo11y12N = (Suscpoxcult*0.24) + (Susgeo*0.22) + (Suscpoxcam*0.18) + (Suscpoxpz*0.16) + (Suscpoxashum*0.14) + (Sus cort*0.06)$$

Donde

SIBo11y12N = Susceptibilidad a incendios en bosques con datos de 2011 y 2012.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

Sus cort= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas.

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en la cubierta de bosques. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro (29):

Cuadro 29: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (20):

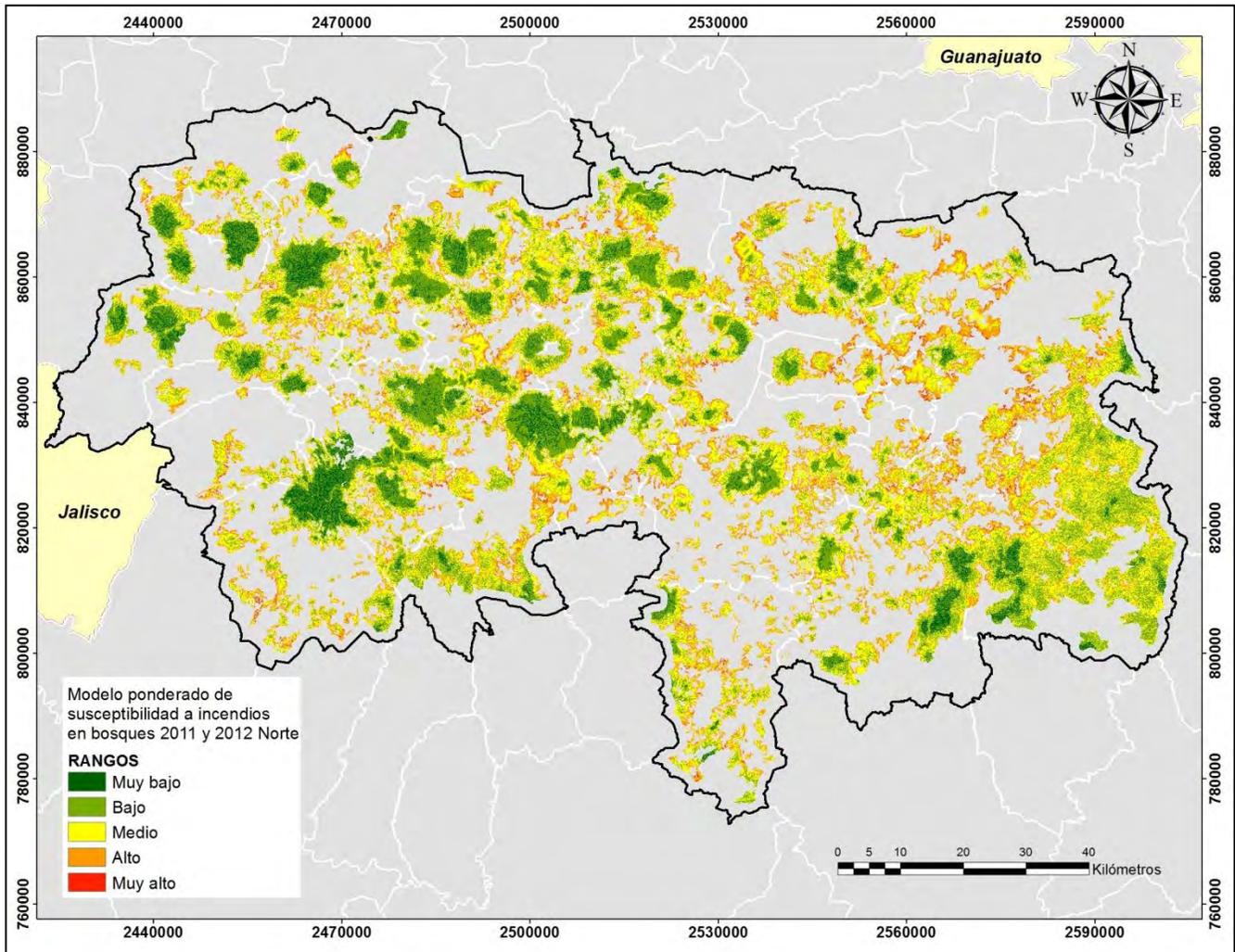


Figura 20: Mapa final del modelo de susceptibilidad a incendios en bosques.

La superficie en peligro se divide de acuerdo con los datos obtenidos del modelo final (cuadro 30).

Cuadro 30: Superficie en peligro de acuerdo al modelo final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de bosque 2011 y 2012 en peligro
Muy bajo	33927.5	6.8
Bajo	158582.5	31.8
Medio	205712.5	41.2
Alto	94412.5	18.9
Muy alto	5886.5	1.1
Total	498521.5	100.0

Etapa 6 Validación del modelo

El resultado de estas cicatrices se puede apreciar en el siguiente cuadro 31:

Cuadro 31: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

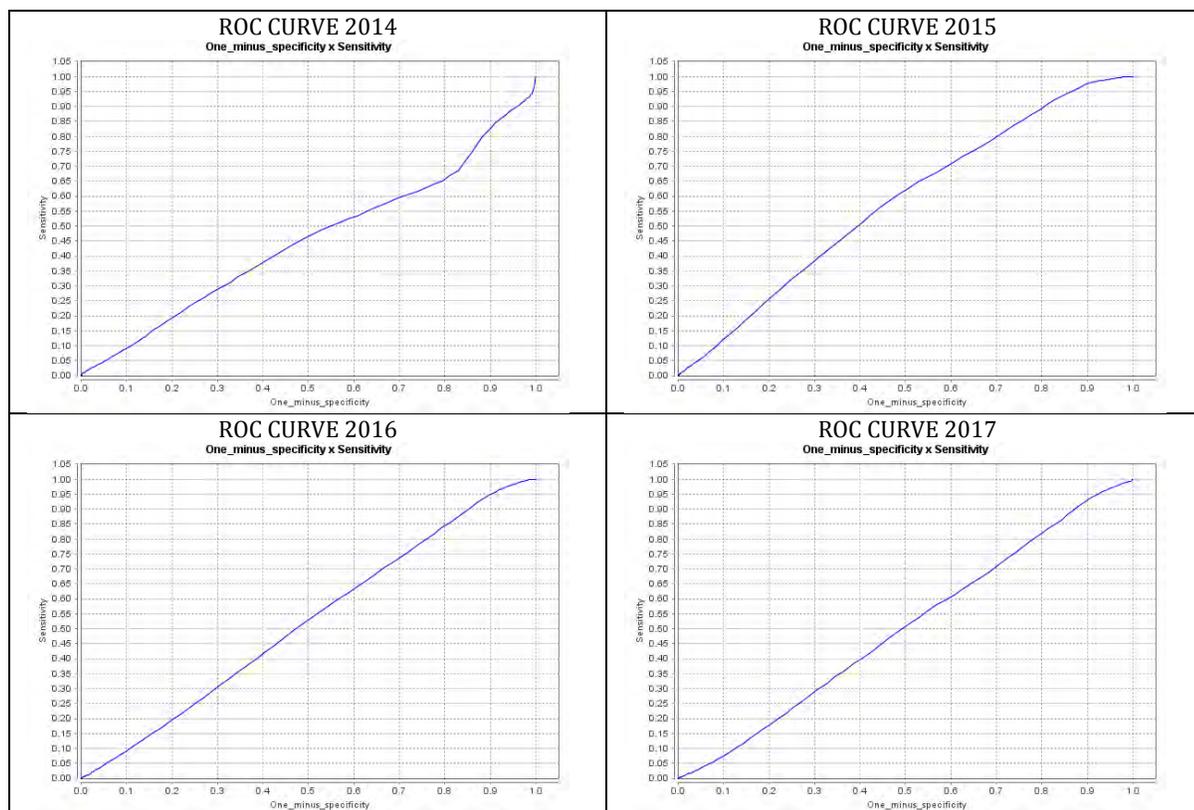
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	54	2,516.75	8.4
Landsat 2015	101	2,199.50	7.3
Landsat 2016	264	11,686.00	39.0
Landsat 2017	193	8,626.50	28.8
Landsat 2018	138	4,940.50	16.5
Landsat 2014 a 2018	750	29,969.25	100.0

La superficie afectada se divide de acuerdo con el grado de peligro según modelo propuesto. El resultado se muestra a continuación (Cuadro 32):

Cuadro 32: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

BOSQUES NORTE 2011 Y 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	330	13.1	28.5	1.3	341.25	2.9	379.5	4.4	288.25	5.8	1367.5	4.6
Bajo	831	33.0	589.25	26.8	3791.75	32.4	2887.25	33.6	1896.8	38.4	9996	33.4
Medio	866	34.4	1014.5	46.1	5260.75	45.0	3783.75	44.0	2062	41.7	12987	43.4
Alto	451.25	17.9	535.25	24.3	2190.25	18.7	1475	17.2	654	13.2	5305.75	17.7
Muy Alto	36.75	1.5	31.5	1.4	101.75	0.9	66.5	0.8	39.25	0.8	275.75	0.9
Total	2515	100	2199	100	11685.8	100	8592	100	4940.3	100.0	29932	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 21).



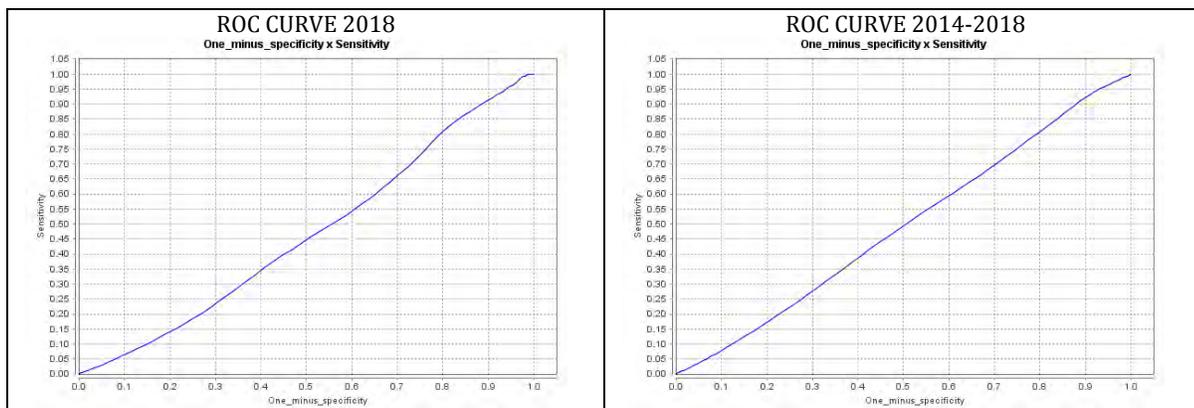


Figura 21: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro (33):

Cuadro 33: Valores del AUC para el periodo 2014-2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.4494
2015	0.5769
2016	0.5203
2017	0.5006
2018	0.4652
2014 a 2018	0.4926

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para las selvas del año 2011

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en selvas del año 2011

La superficie de afectación se divide de acuerdo con los siguientes rangos (Cuadro 34):

Cuadro 34: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada por rangos.

Rangos en ha.	Cicatrices de incendios	Superficie afectada en ha.	% de afectación
0 a 10	112	449.3	37.5
10 a 50	23	292.3	41.1
50 a 100	2	154.1	12.9
Más de 100	1	101.1	8.4
Total	138	1197.8	100

Estas cicatrices serán utilizadas como la variable dependiente en la propuesta del modelo.

Etapa 2: La relevancia de las variables

a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

a - 1) Correlación de variables

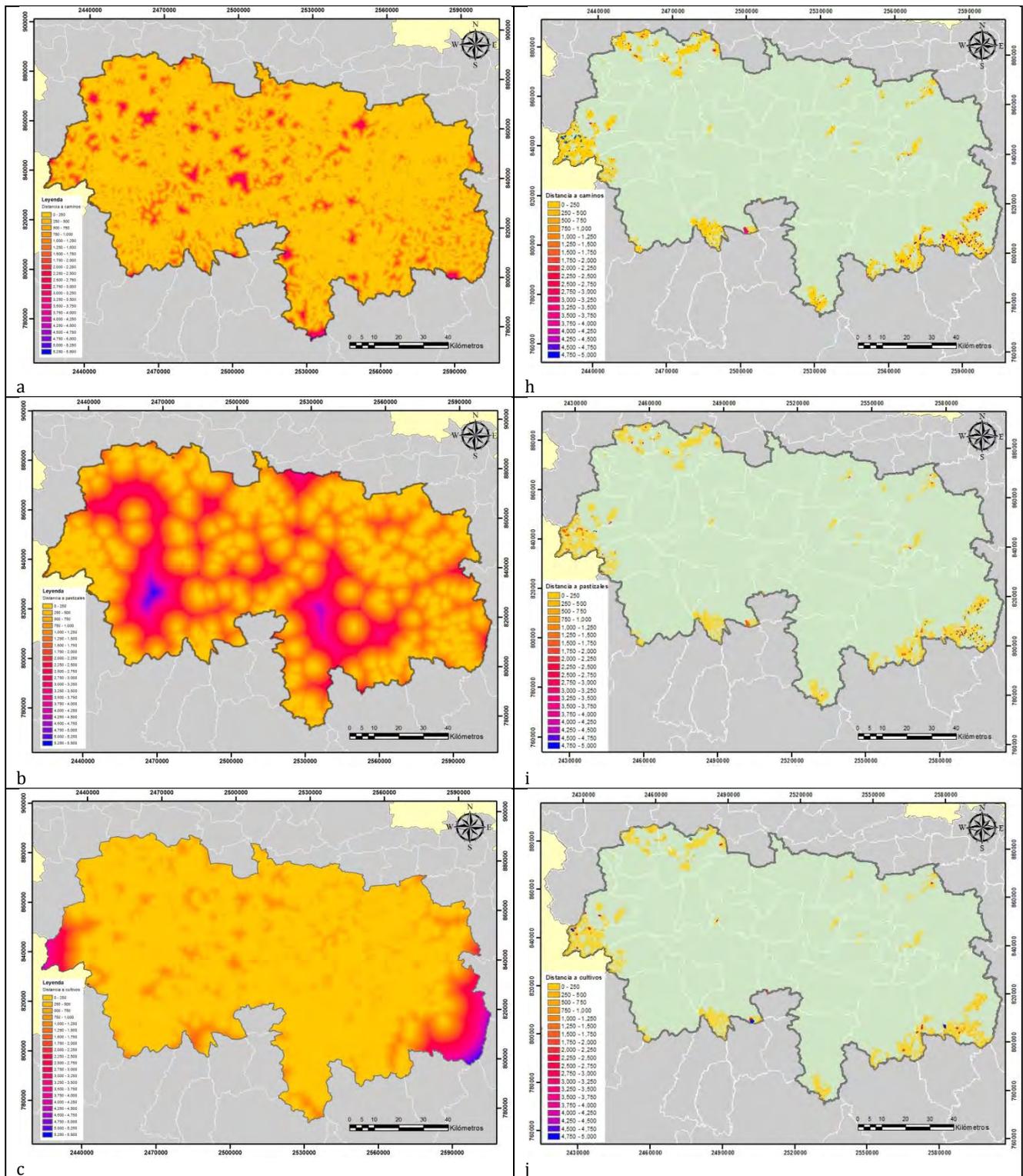
Se realizó un análisis de correlación con las variables antrópicas. En el siguiente cuadro se aprecian los resultados (Cuadro 35).

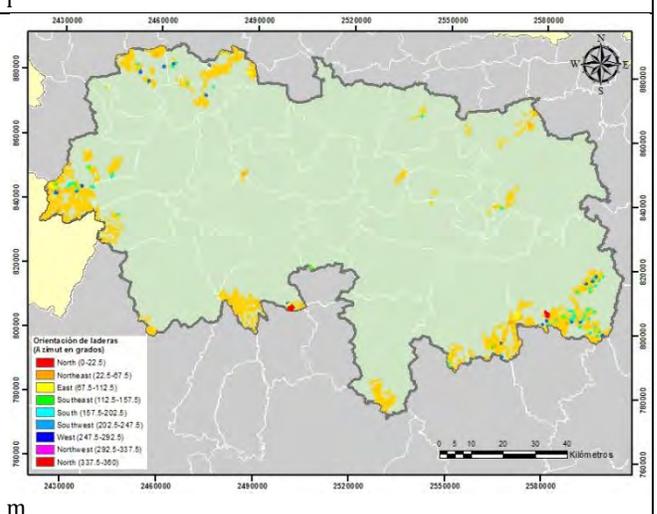
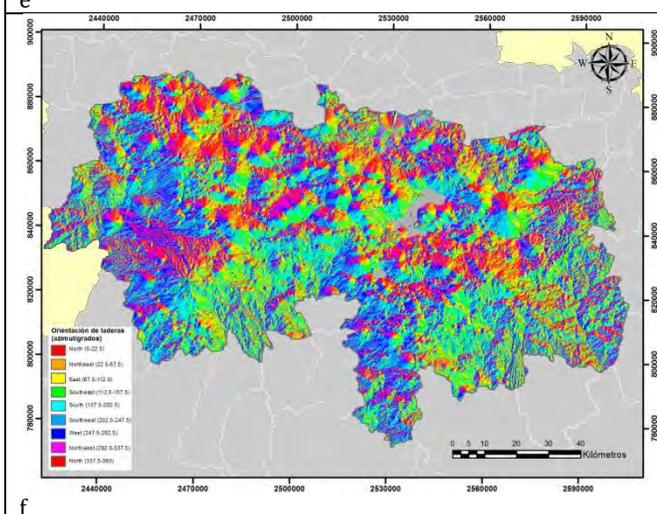
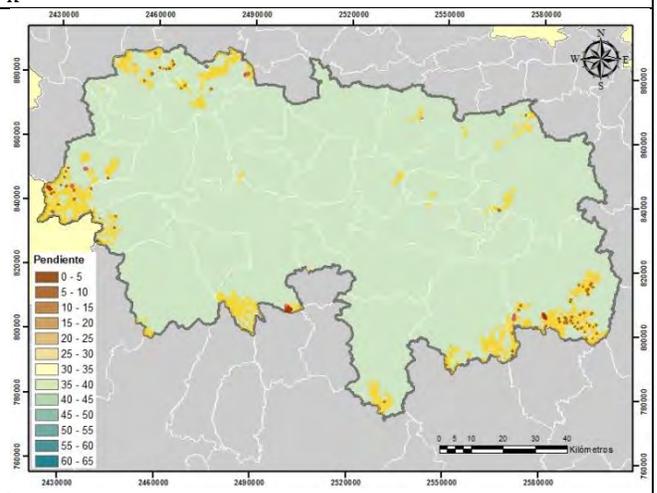
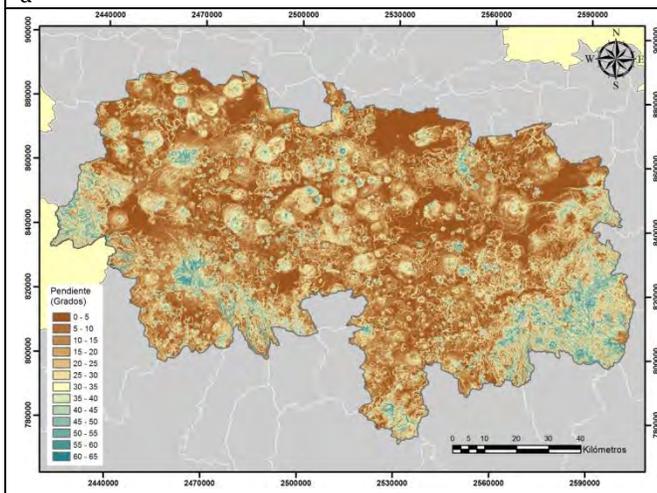
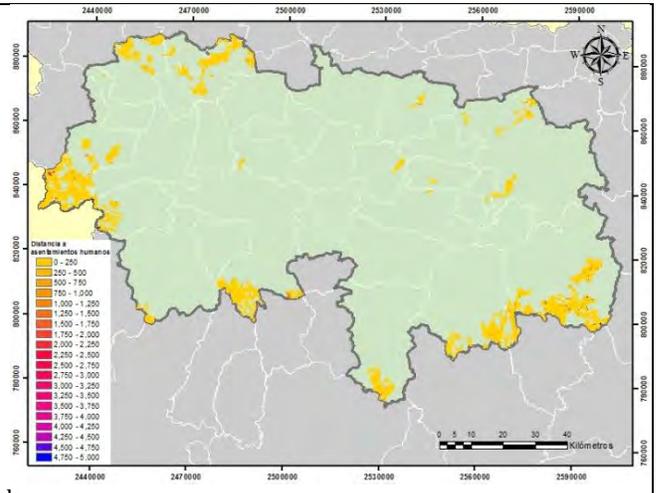
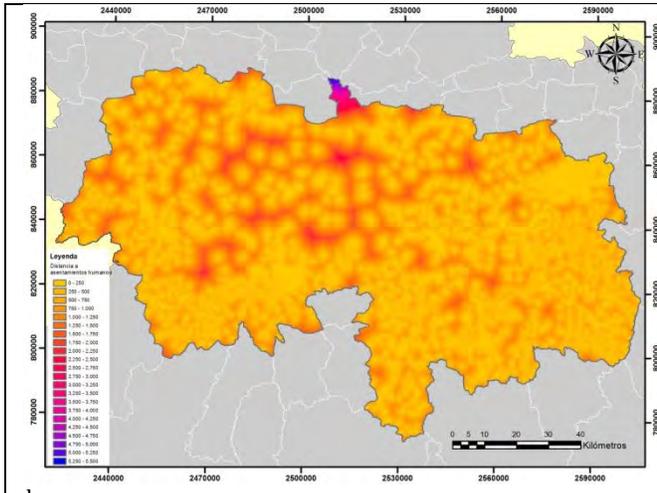
Cuadro 35: Valores que resultaron del análisis de correlación.

SELVAS 2011				
Variable	Proximidad a caminos	Proximidad a pastizales	Proximidad a cultivos	Proximidad a asentamientos humanos
Proximidad a caminos	1	-0.01242	0.12412	0.36471
Proximidad a pastizales	-0.01242	1	-0.2574	0.07399
Proximidad a cultivos	0.12412	-0.2574	1	-0.09996
Proximidad a asentamientos humanos	0.36471	0.07399	-0.09996	1

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (22).





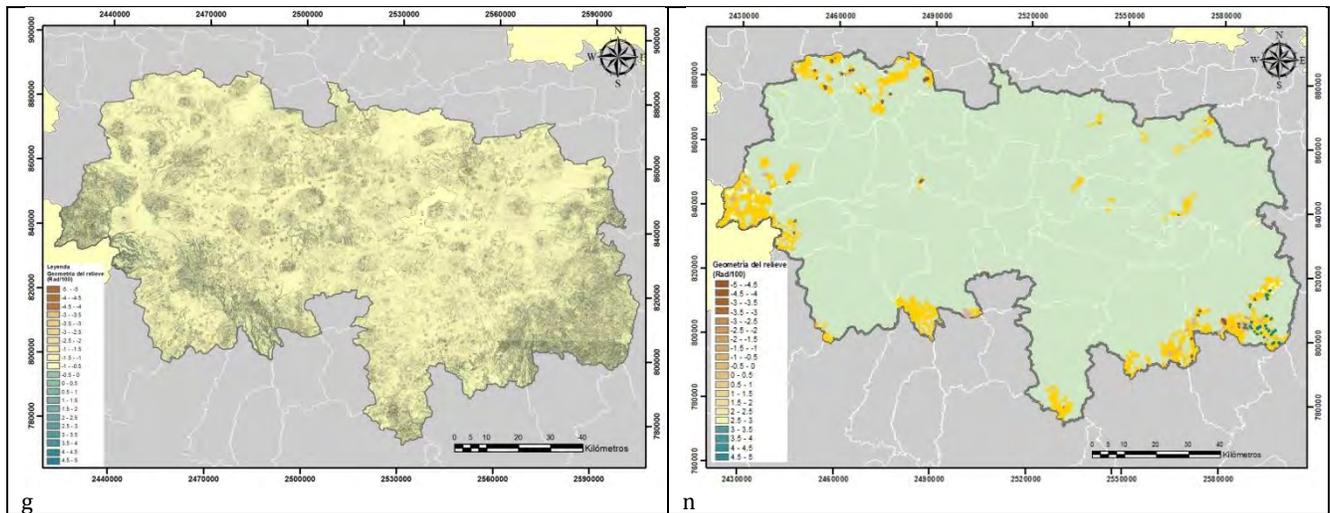
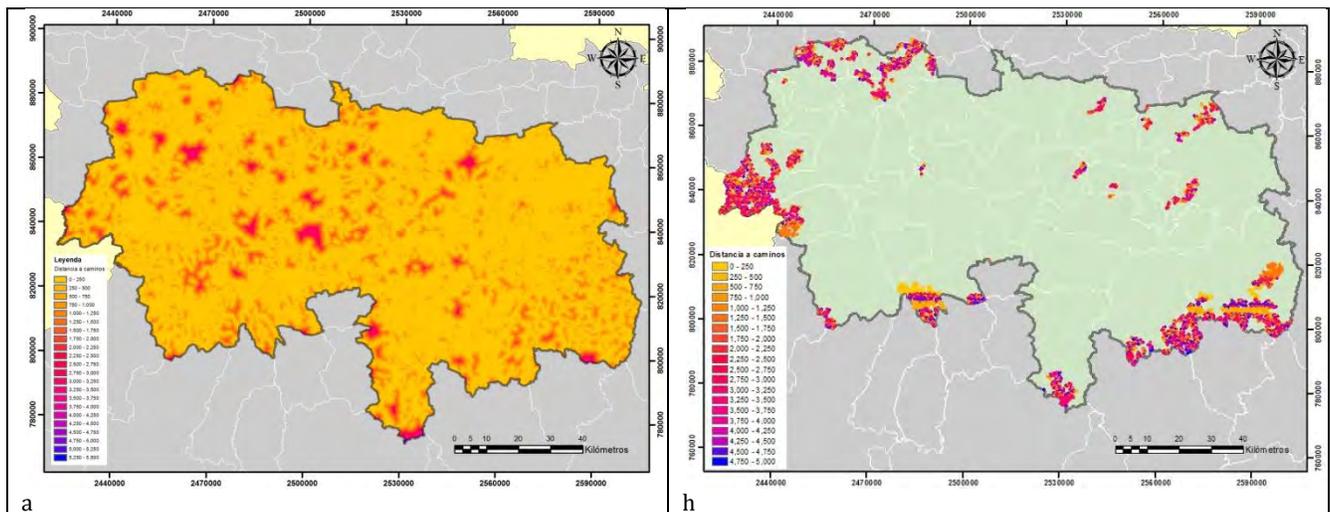
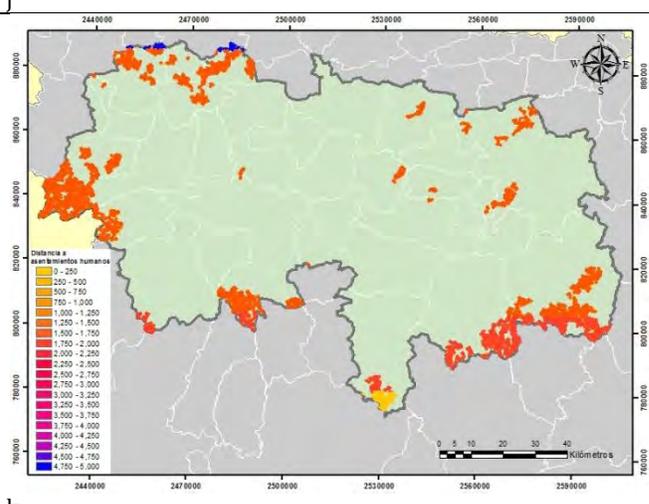
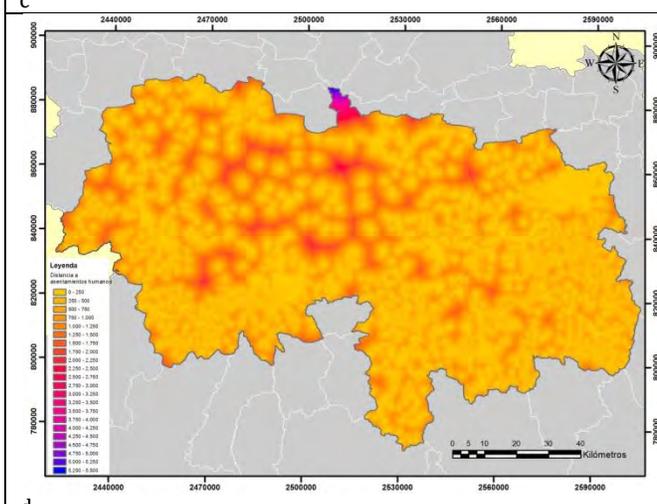
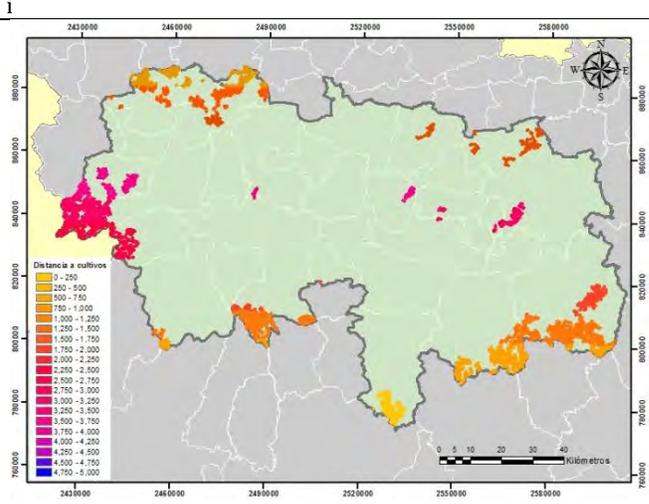
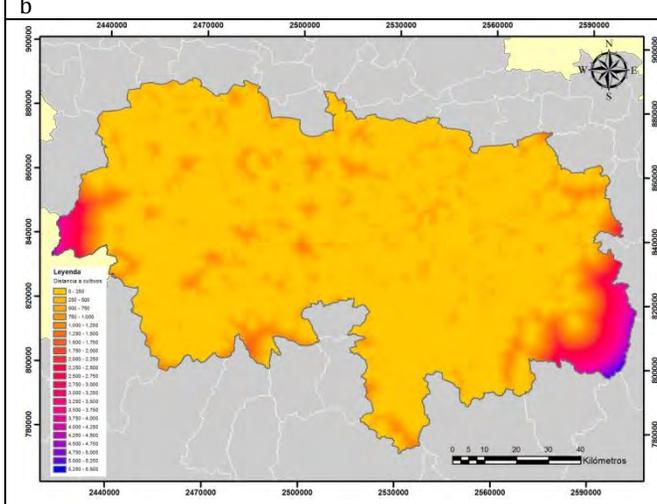
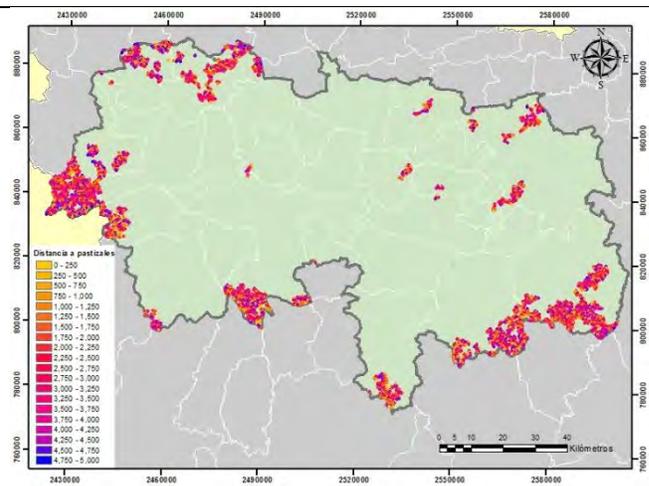
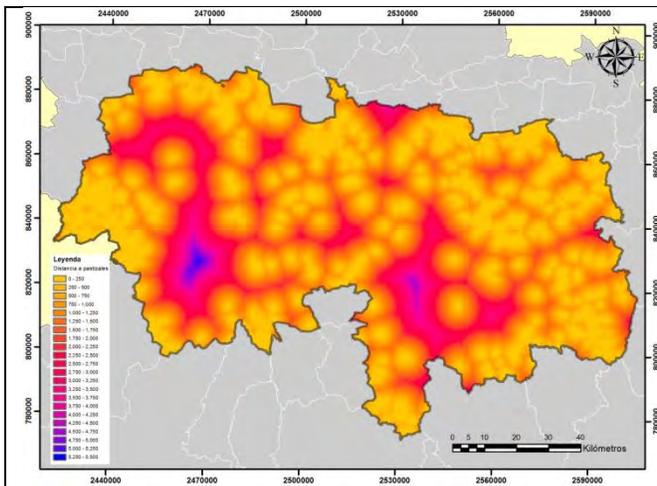


Figura 22: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en selvas cruzadas con la proximidad a h) caminos i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (23).





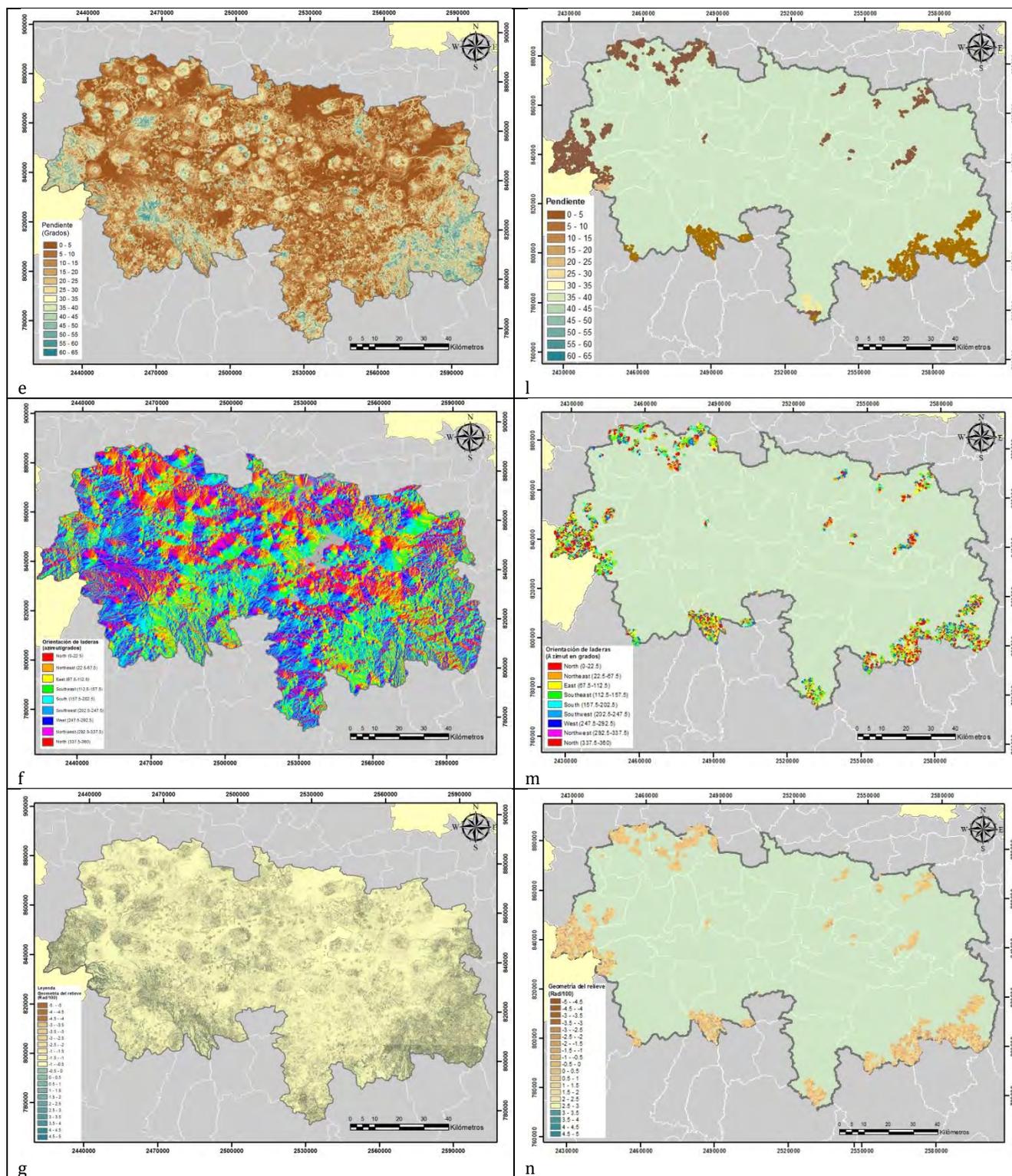


Figura 23: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en selvas cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste con incendios y la proximidad a caminos (Cuadro 36)

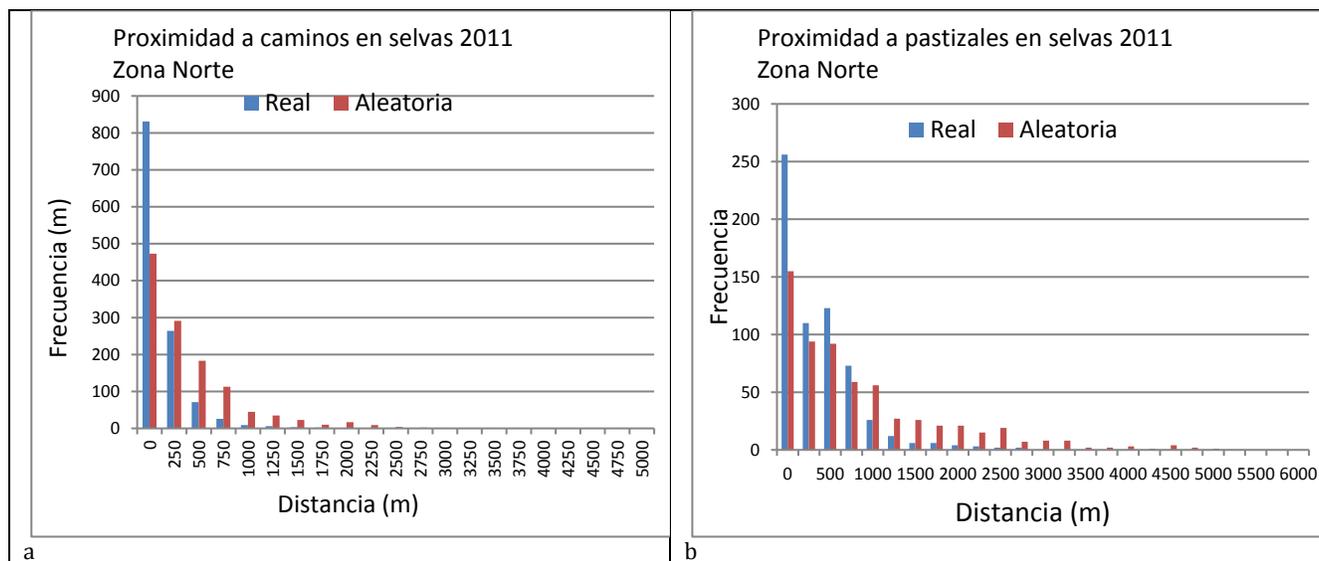
Cuadro (36): Ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles en selvas para 2011	Proporción de píxeles de selvas por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	2005	129442	0.414677	831	473
500	1117	73848	0.236577	264	291
750	493	44934	0.143949	71	183
1000	304	26357	0.084436	26	113
1250	186	14791	0.047382	9	45
1500	227	8485	0.027182	6	35
1750	174	5564	0.017824	3	23
2000	200	3688	0.011814	2	10
2250	98	2058	0.006592	1	17
2500	42	1263	0.004046	0	9
2750	0	828	0.002652	0	4
3000	0	454	0.001454	0	2

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (24)



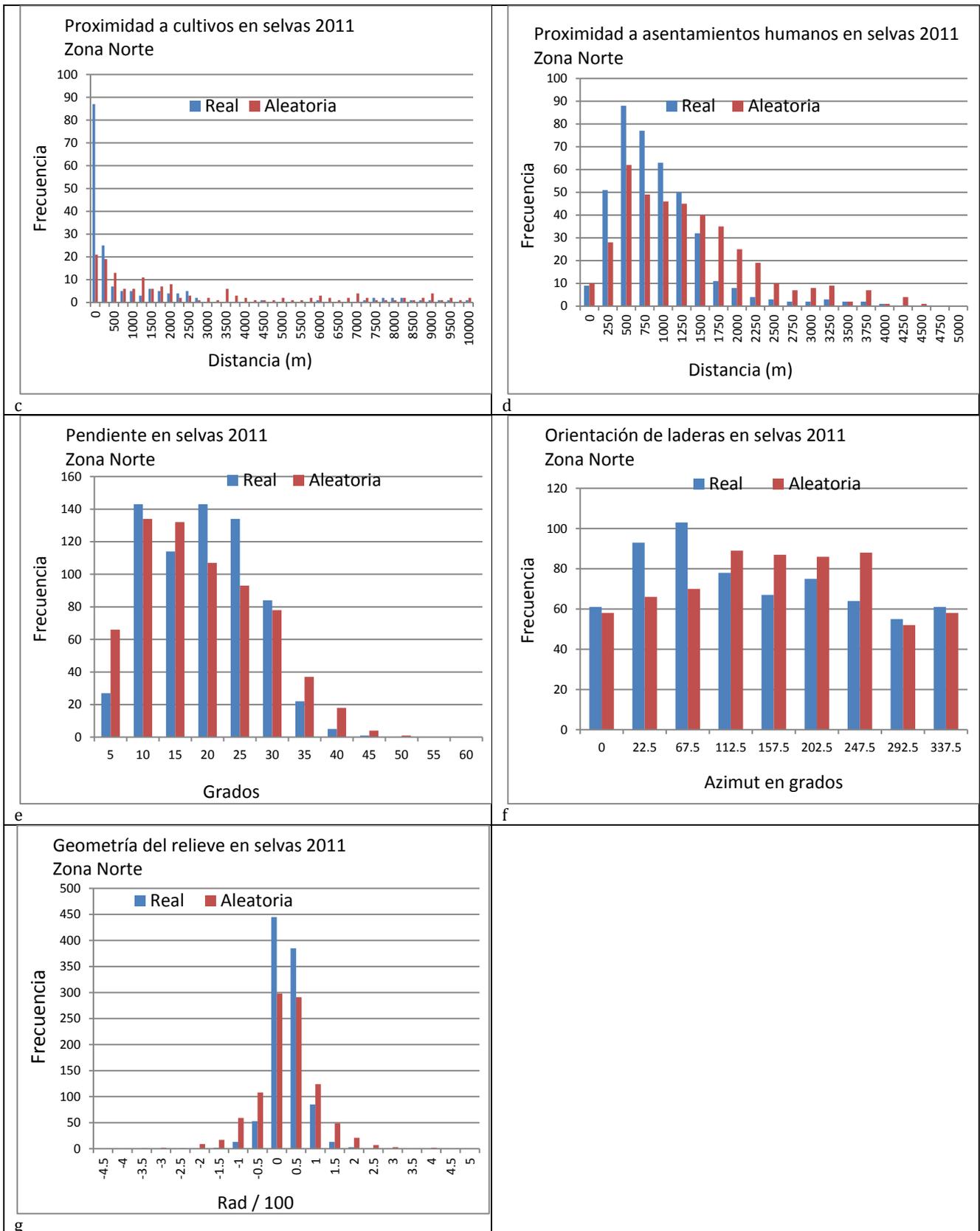


Figura 24: Comparación de frecuencias real y aleatoria en las variables analizadas.

Se utilizaron las pruebas paramétricas y no paramétricas para determinar la relevancia de las variables. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (37):

Cuadro (37): Relevancia de las variables analizadas para la cubierta forestal 2011.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.085109****	0.125436***			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	0.034589****	0.04225****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	1.261E-05****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.38825*	0.15174***			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.99182*	0.59505*	No relevante
Orientación de ladera	No normal			1*	0.79843*	No relevante
Geometría del relieve	No normal	0.11918***	4.97E-07****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta etapa se convierten los valores de frecuencia en valores de probabilidad para cada clase. A continuación, se presenta la variable incendios y su proximidad a caminos (cuadro 38).

Cuadro 38: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad de la variable incendios y su proximidad a caminos

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	831	1.000000
500	264	0.317835
750	71	0.085355
1000	26	0.030873
1250	9	0.010600
1500	6	0.007421
1750	3	0.003730
2000	2	0.002842
2250	1	0.000777
2500	0	0.000204
2750	0	0.00
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (25):

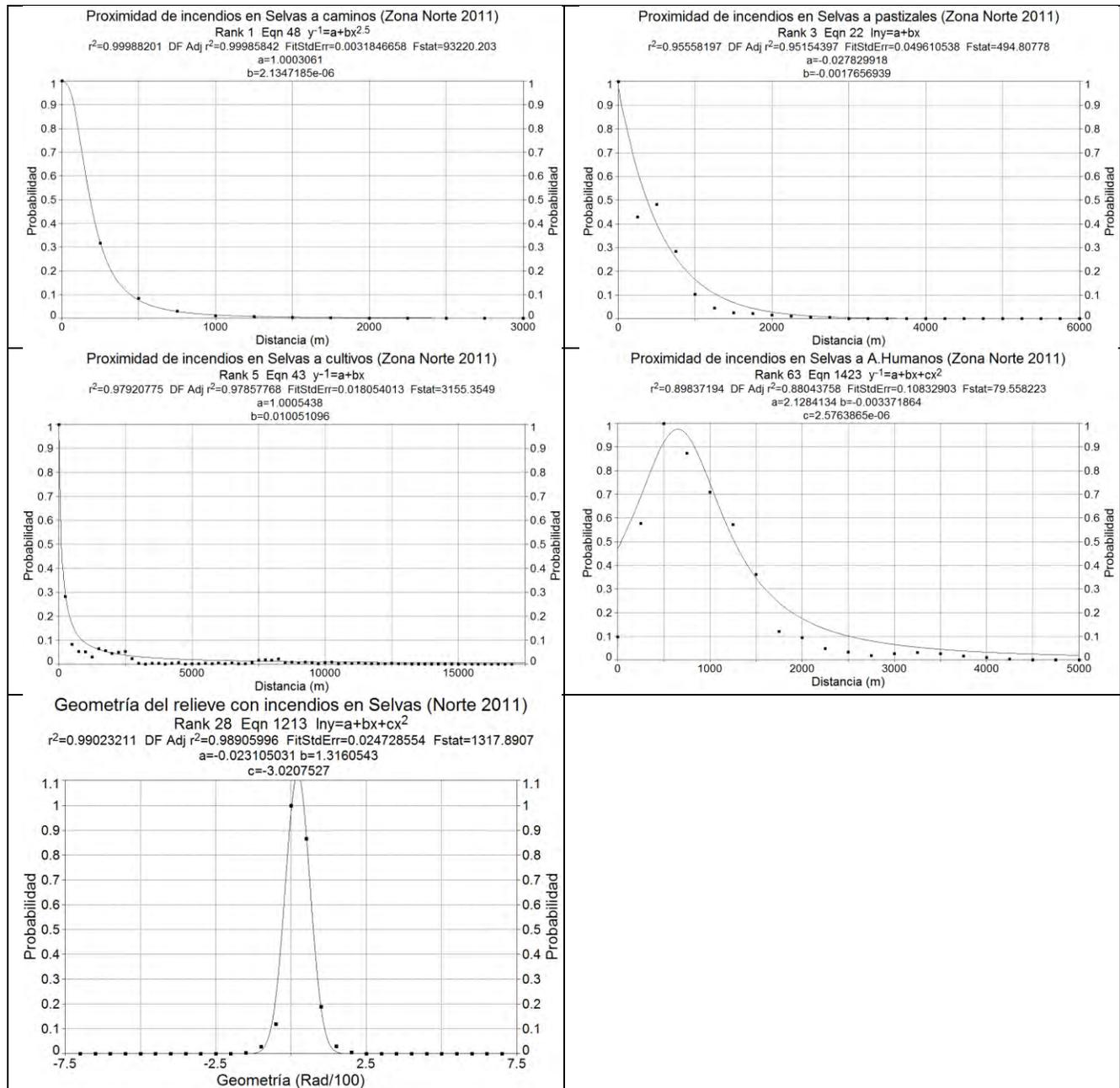


Figura (25): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables relevantes en selvas 2011.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (26).

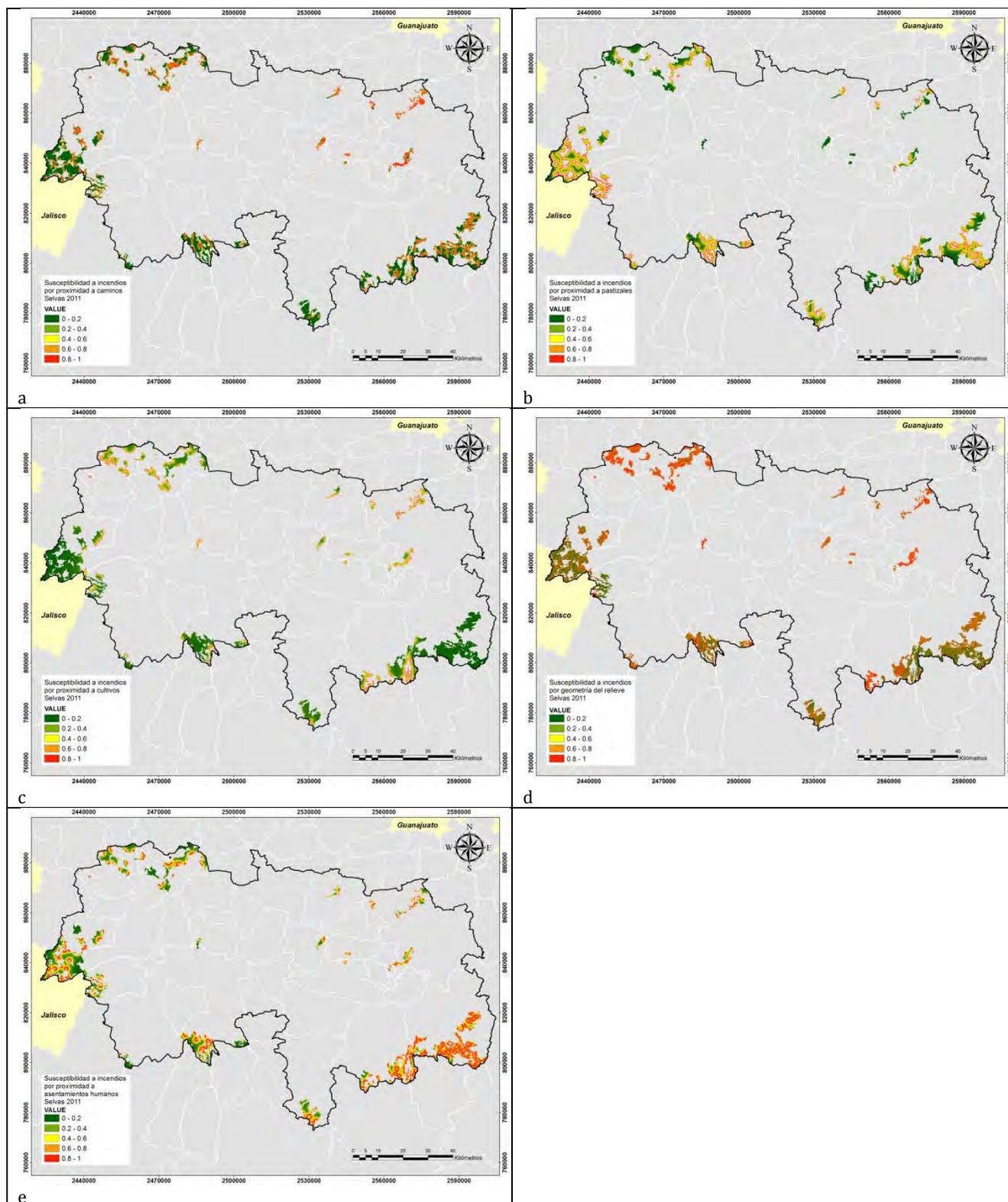


Figura 26: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, y e) geometría del relieve

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se pueden apreciar los valores de D obtenidos de la prueba de Kolmogorov - Smirnov para cada variable relevante en el siguiente cuadro (39).

Cuadro 39: Grado de influencia de cada variable que resultó relevante.

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.555556	0.20	3
Proximidad a pastizales	0.511111	0.18	4
Proximidad a cultivos	0.692308	0.25	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.440678	0.16	5
Geometría del relieve	0.581395	0.21	2
Total	2.781048	1.00	

Etapa 5 aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas del año 2011.

Para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios en selvas se utilizó la fórmula (6), como se muestra a continuación:

$$SISel11N = (Susproxcult * 0.25) + (Susgeo * 0.21) + (Susproxcam * 0.20) + (Susproxpz * 0.18) + (Susproxashum * 0.16)$$

Donde

SISel11N = Susceptibilidad a incendios en selvas del año 2011.

Susproxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Susgeo= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Susproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Susproxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro (40):

Cuadro 40: Categorías de peligro a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (27):

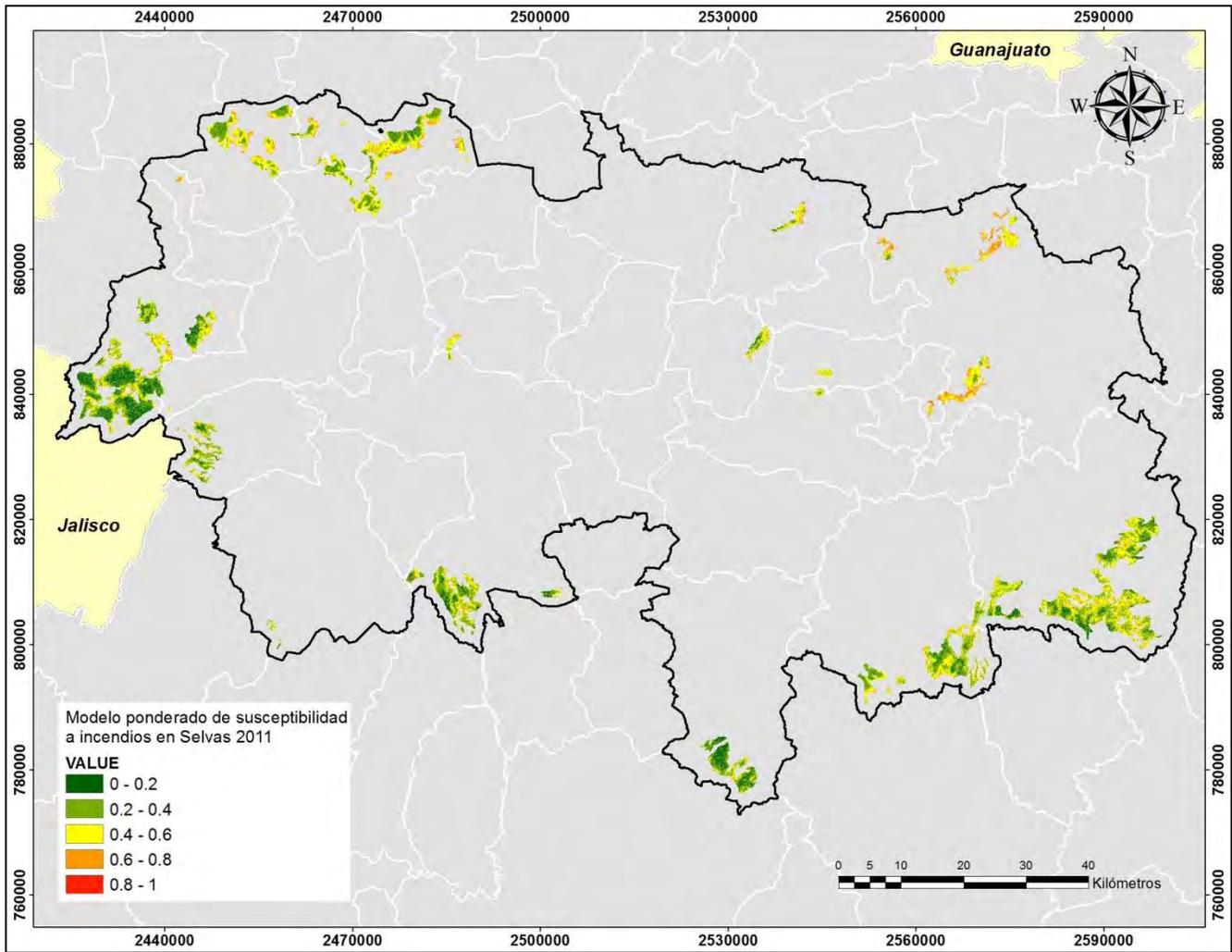


Figura 27: Mapa final de susceptibilidad a incendios en selvas del año 2011.

El peligro de incendio se divide de acuerdo con el siguiente cuadro (41):

Cuadro 41: Superficie en peligro de incendio según el mapa final de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de las selvas 2011 en peligro
Muy bajo	6478.0	11.4
Bajo	24348.5	43.0
Medio	21108.0	37.3
Alto	4607.5	8.1
Muy alto	49.5	0.09
Total	56591.5	100.0

Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 para el período de 2014 a 2018 (Cuadro 42):

Cuadro 42: Cicatrices detectadas y superficie afectada de 2014 a 2018.

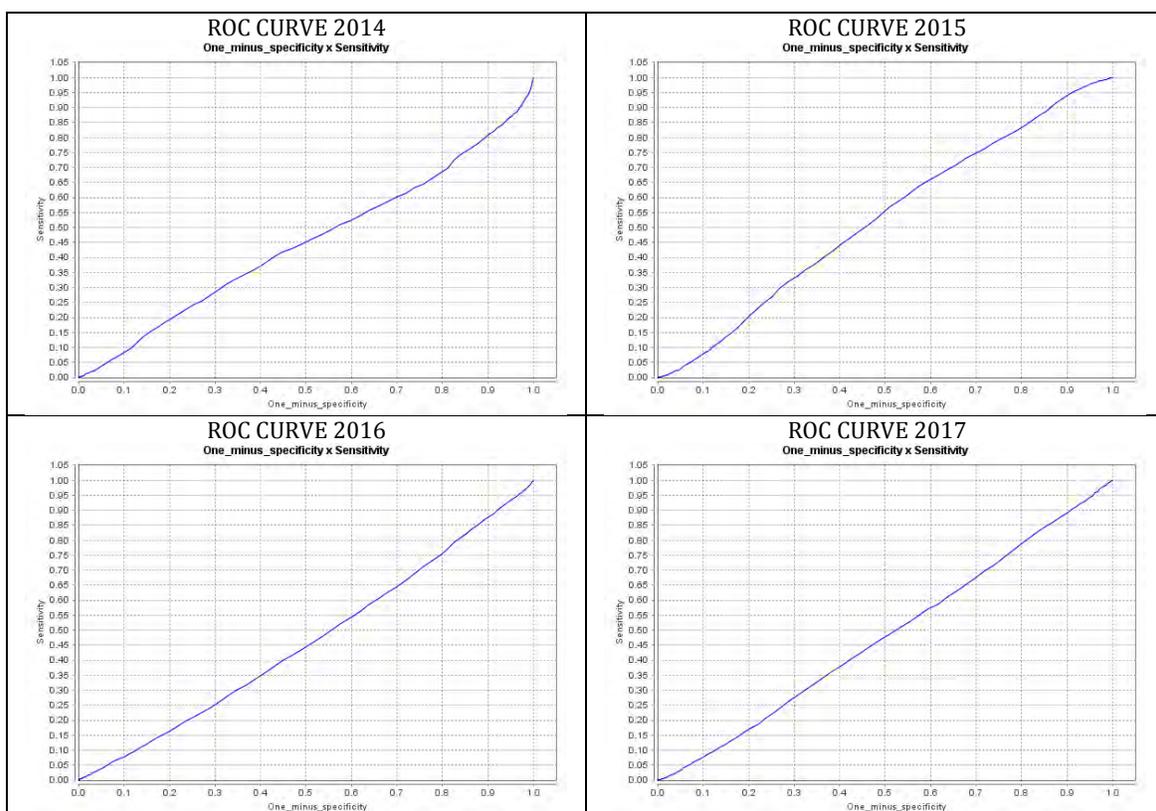
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	30	784.5	10.3
Landsat 2015	58	1,035.5	13.6
Landsat 2016	108	2,541.0	33.4
Landsat 2017	83	2,056.5	27.1
Landsat 2018	54	1,178.5	15.5
Landsat 2014 a 2018	333	7,596.0	100

La superficie afectada de estas cicatrices se divide de acuerdo al grado de peligro como se muestra a continuación (Cuadro 43):

Cuadro 43: Superficie afectada y tipo de peligro según el modelo final de susceptibilidad a incendios.

SELVAS NORTE 2011												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	164.25	20.9	77.75	7.5	354	13.9	257	12.5	129	10.9	982	12.9
Bajo	289.25	36.9	439	42.5	1156.5	45.5	910.25	44.3	457.25	38.8	3252.25	42.8
Medio	277.75	35.4	452.5	43.8	863.25	34.0	759.75	36.9	533.5	45.3	2886.75	38.0
Alto	53.25	6.8	64	6.2	164.75	6.5	129	6.3	58.25	4.9	469.25	6.2
Muy Alto	0.25	0.0	0	0.0	2.5	0.1	0.5	0.0	0.5	0.0	3.75	0.05
Total	784.75	100	1033.25	100	2541	100	2056.5	100	1178.5	100	7594	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 28).



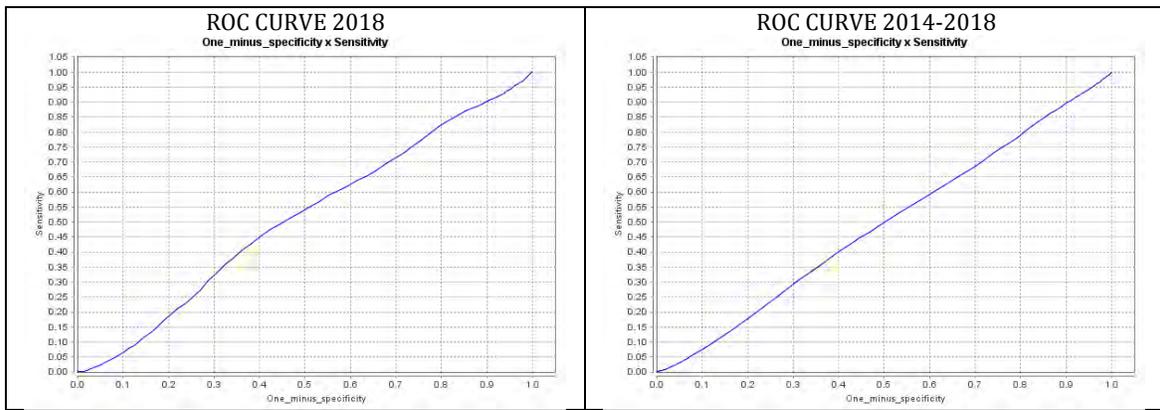


Figura 28: Se muestran las curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro (44):

Cuadro 44: Valores del AUC para el período 2014-2018

Año de análisis	AUC
2014	0.4483
2015	0.5283
2016	0.4609
2017	0.4796
2018	0.5112
2014 a 2018	0.4897

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para las selvas del año 2012

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en selvas 2012

La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro (45):

Cuadro 45: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	48	209.98
10 a 50	16	359.16
50 a 100	2	131.52
Más de 100	0	0.00
Total	66	700.66

Estas cicatrices serán utilizadas como la variable dependiente en el modelo de regresión para las selvas en el año 2012.

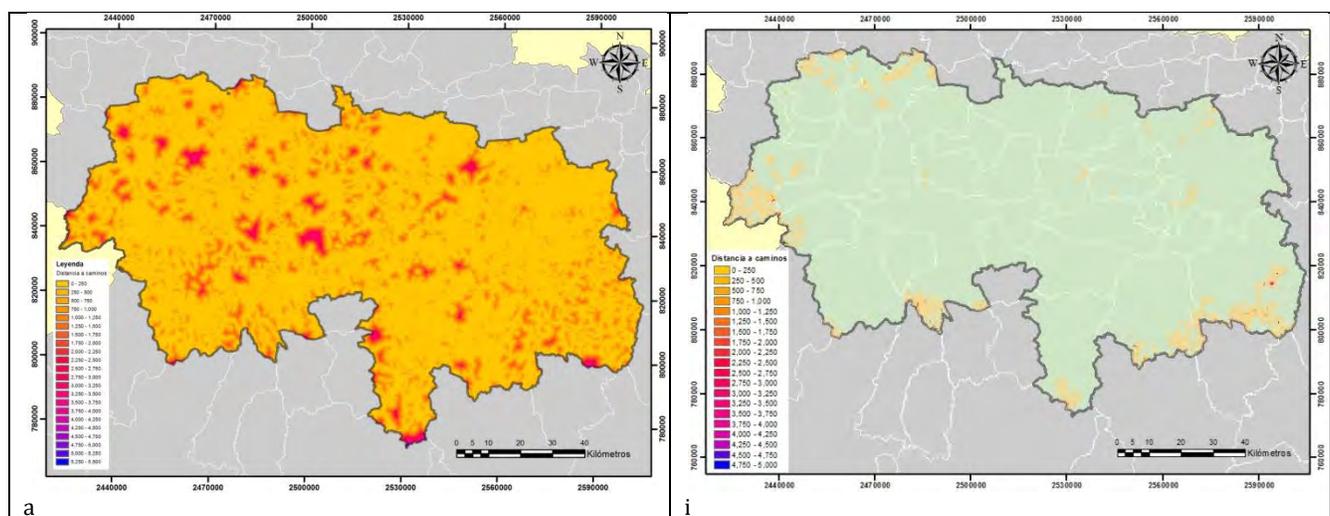
Etapa 2: La relevancia de las variables

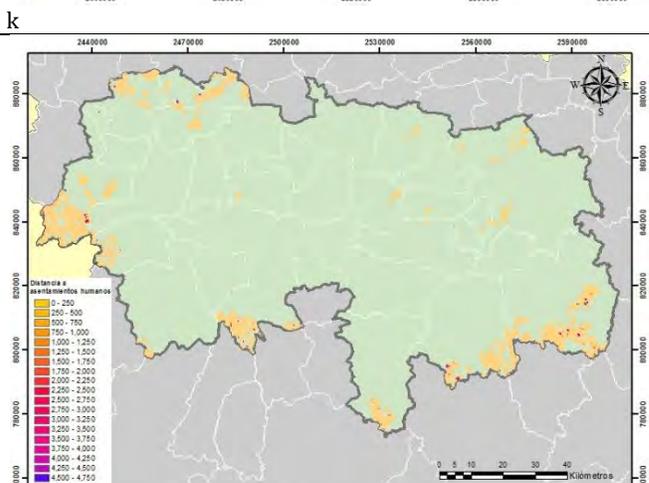
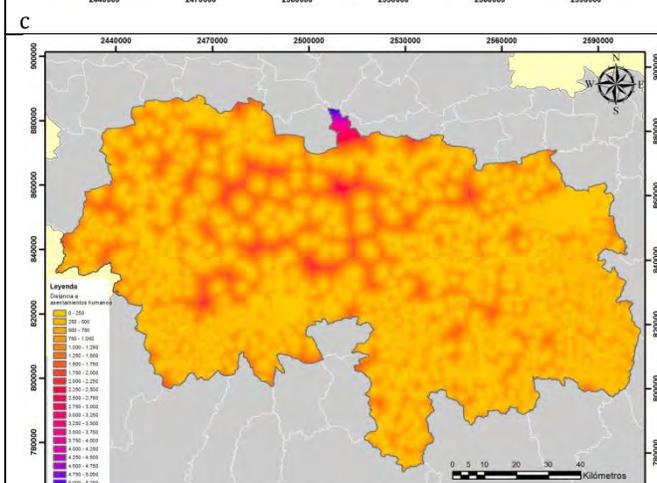
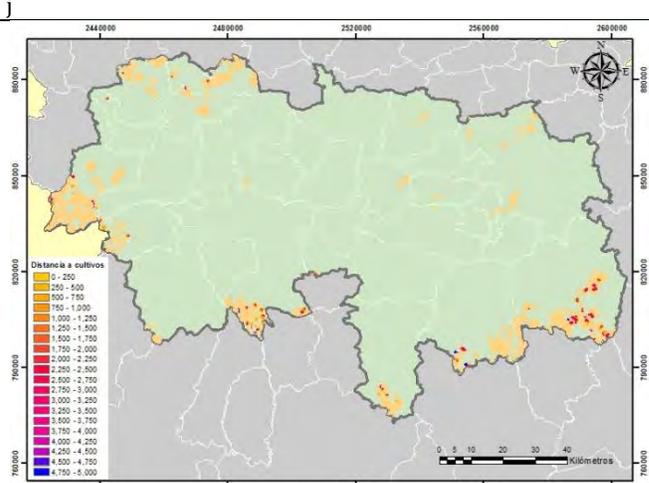
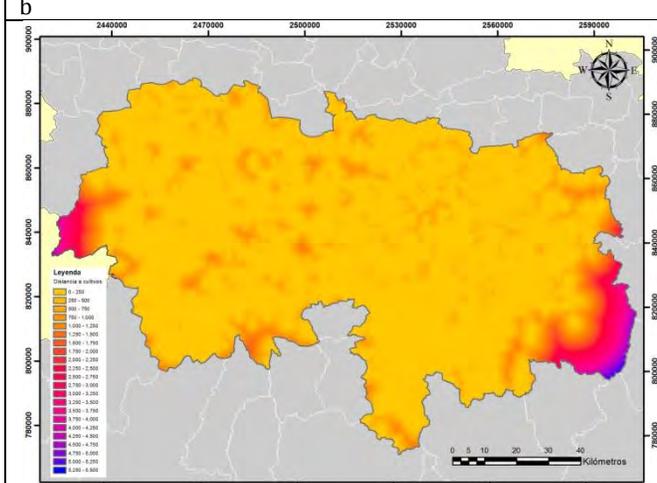
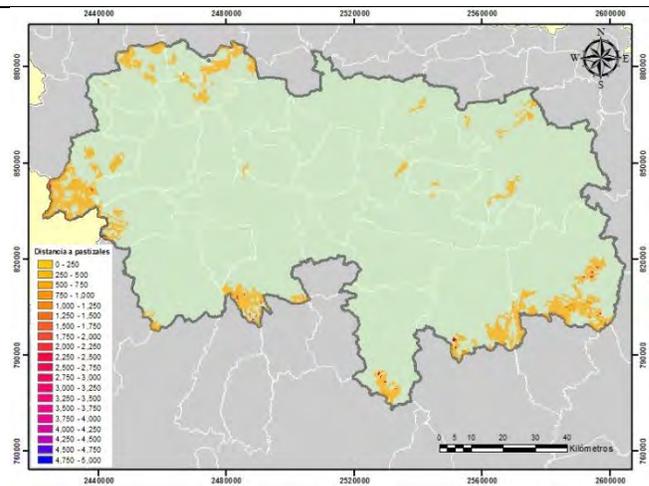
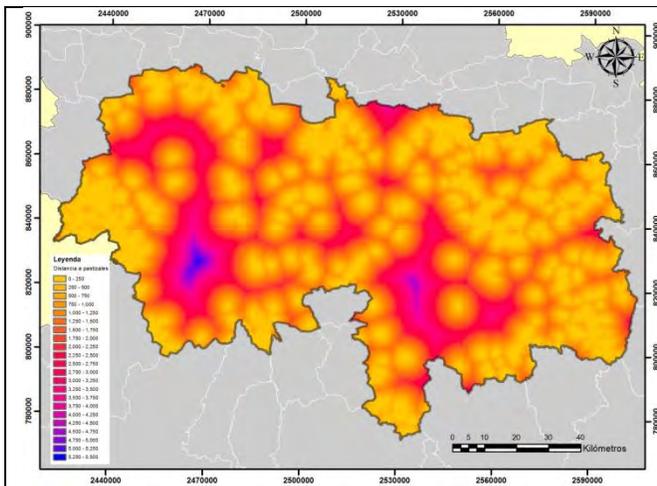
a) Preparación de las variables ya probadas

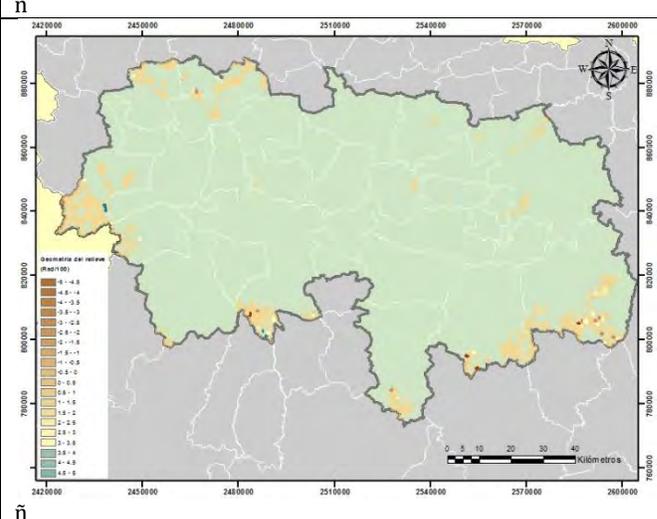
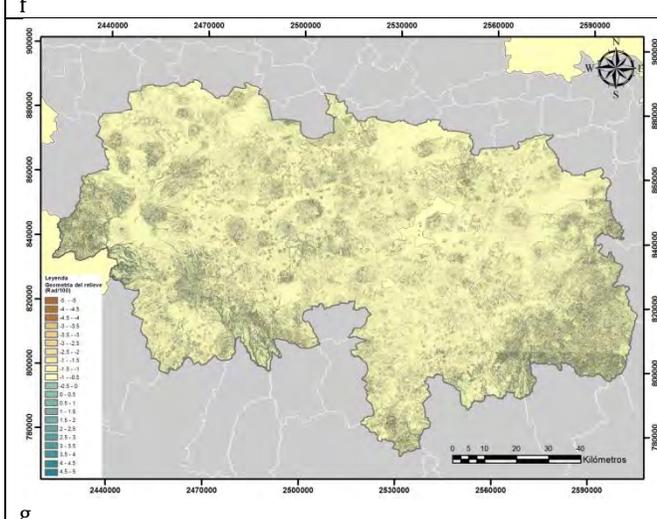
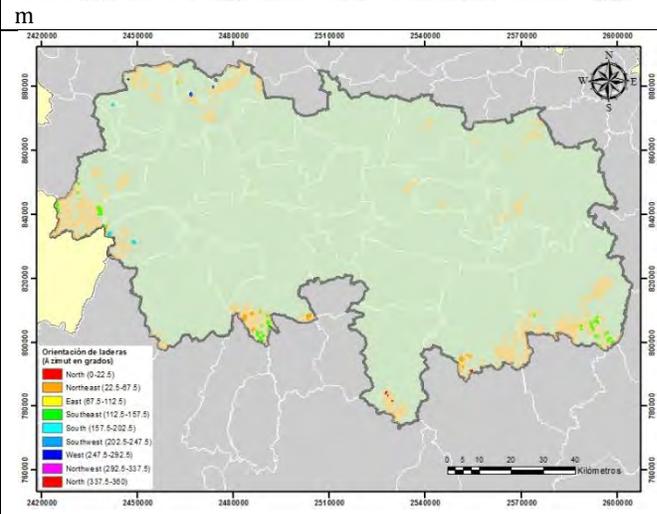
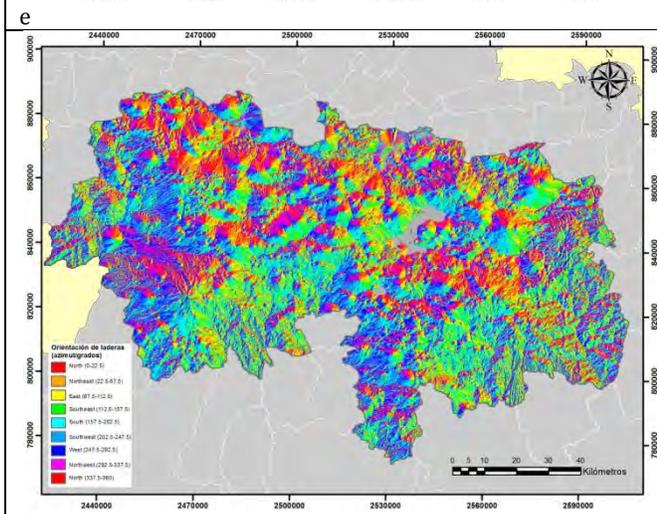
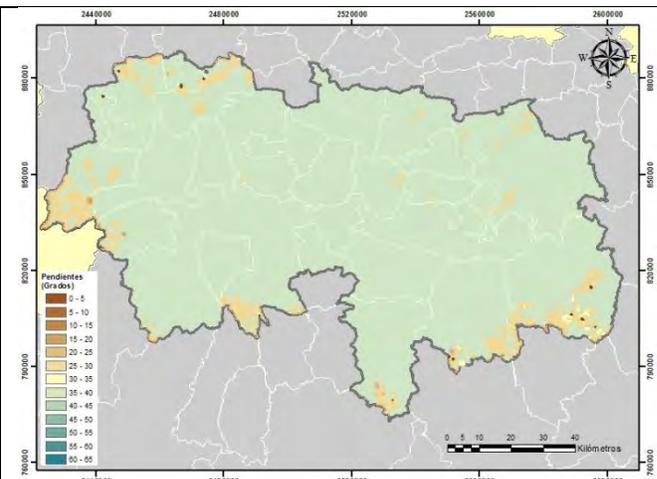
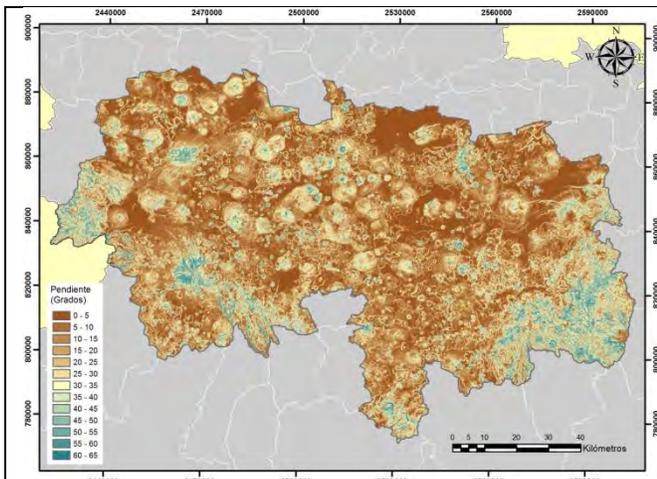
Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve. Es importante recalcar que se utilizó la variable de proximidad a incendios previos (2011) como una variable que pretende espacializar la cercanía de incendios generados en la temporada del año anterior.

b) Preparación de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (29).







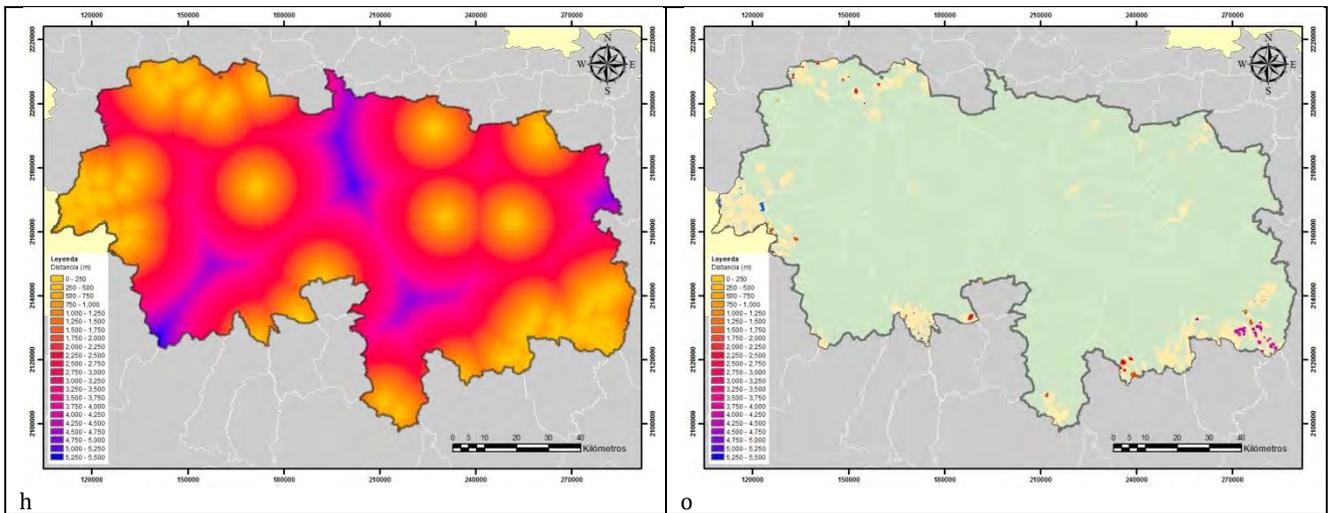
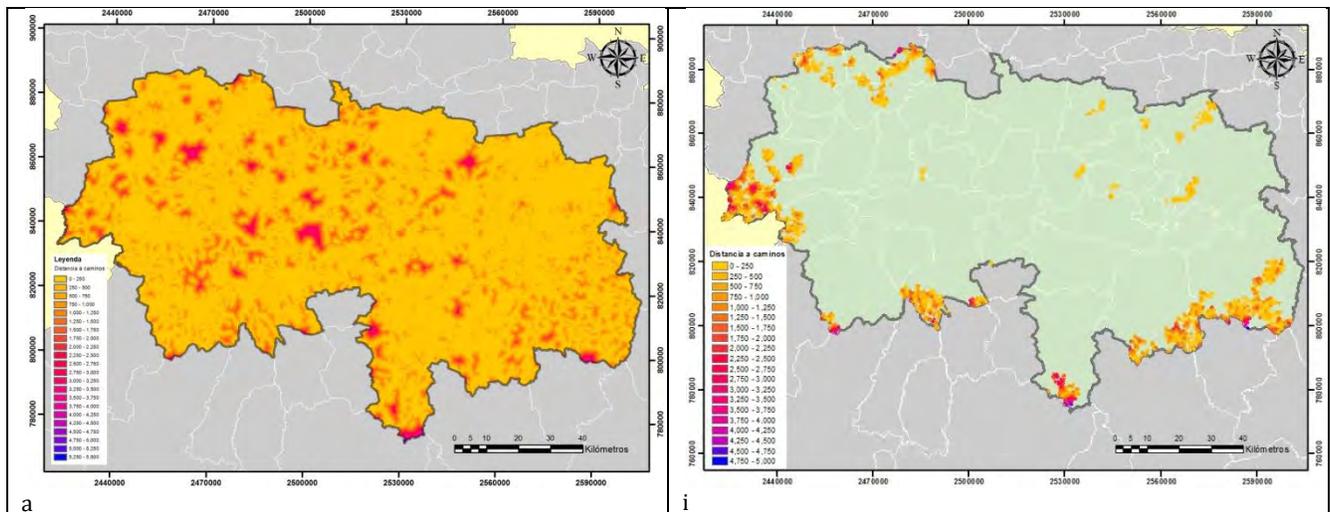
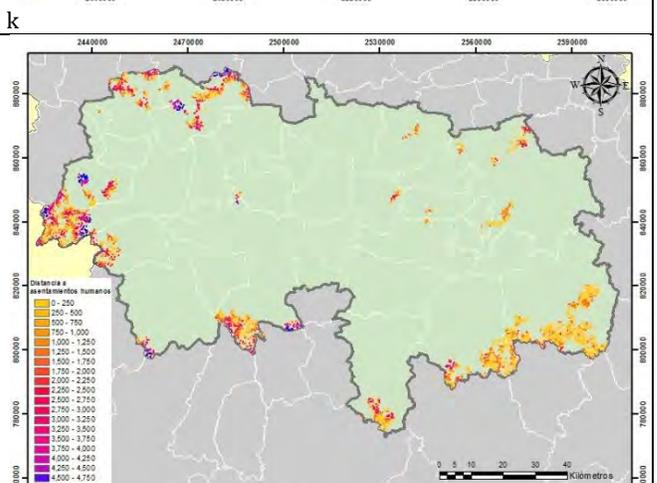
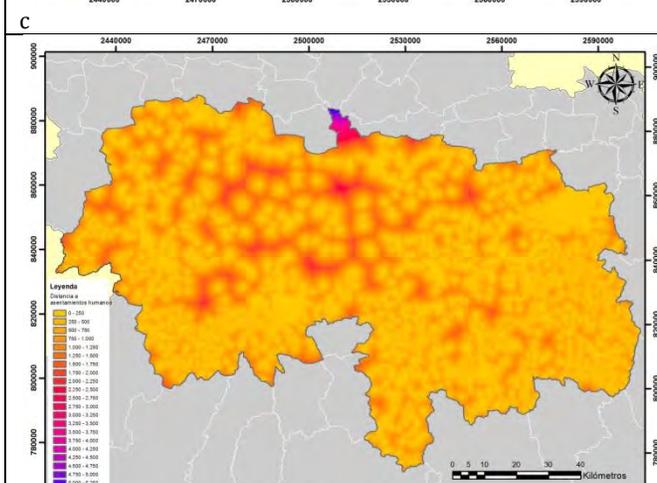
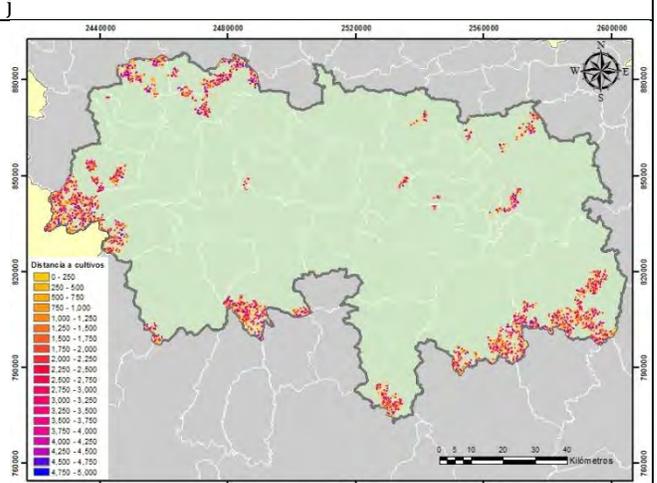
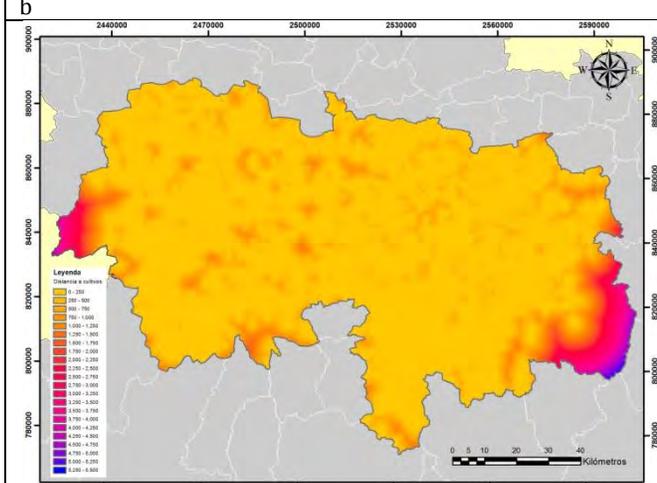
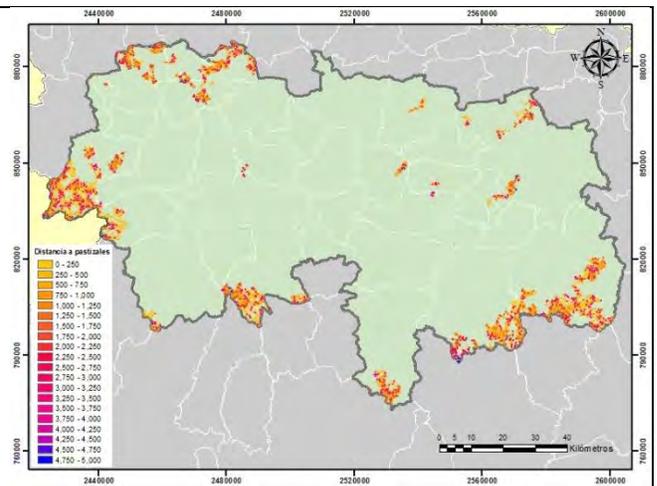
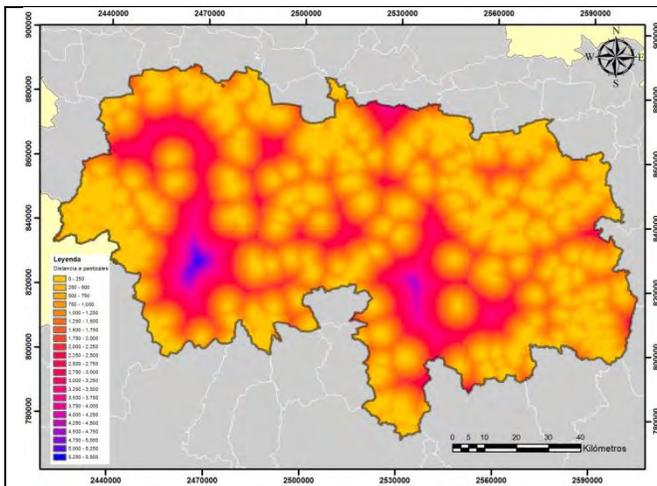


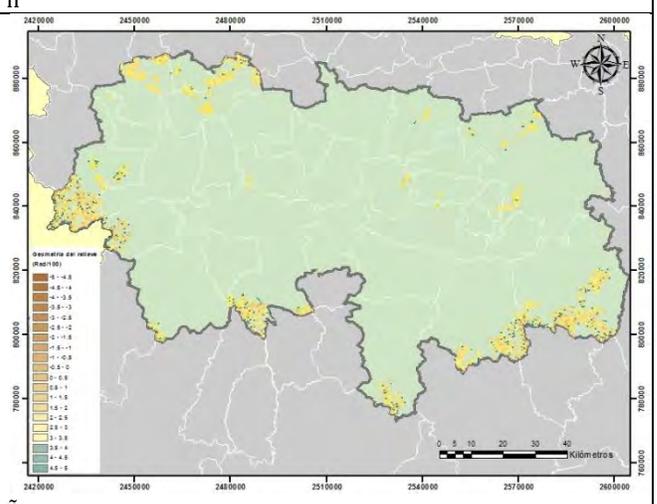
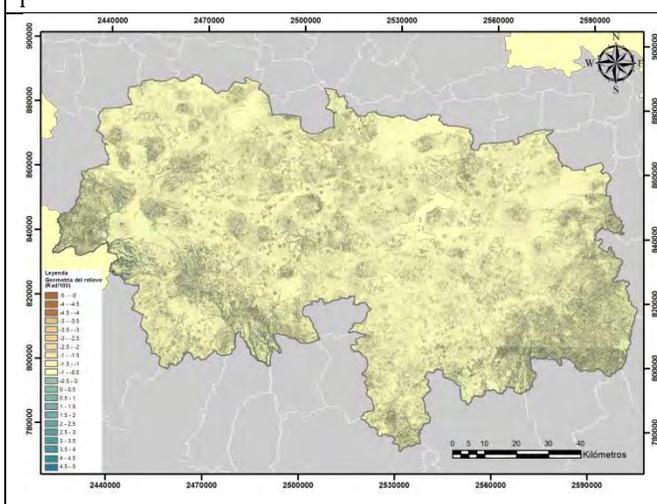
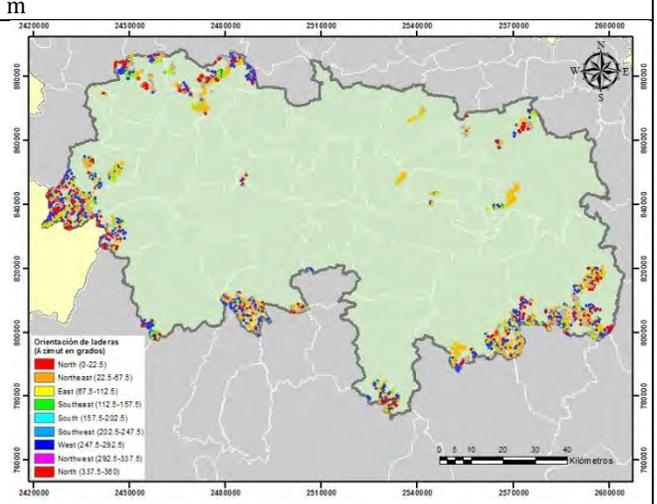
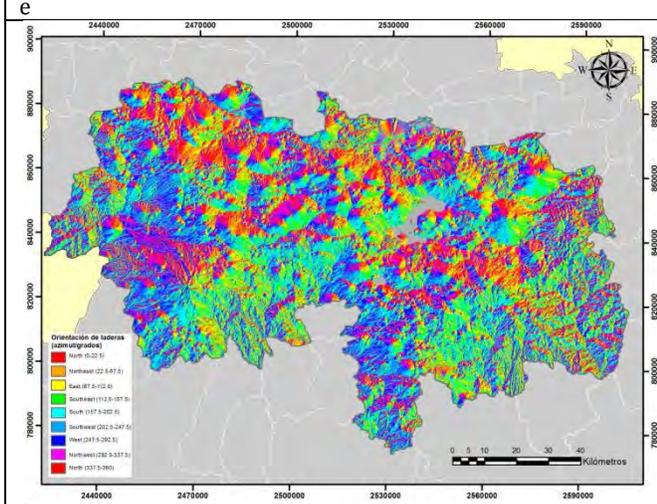
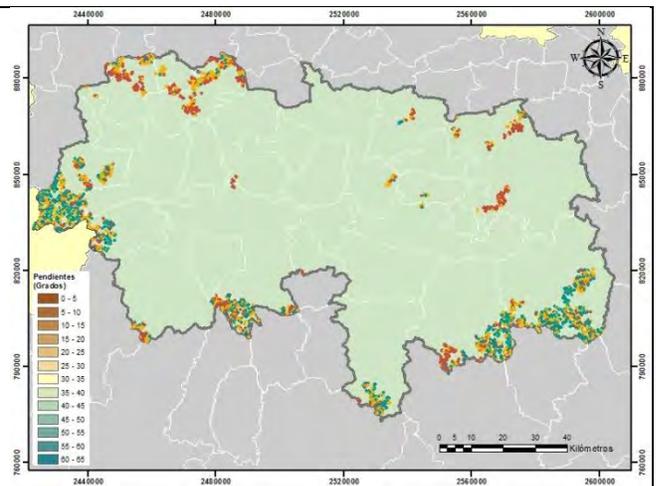
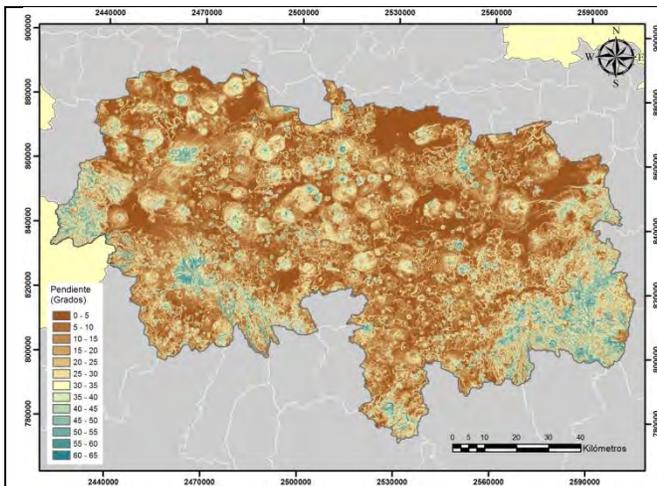
Figura 29: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

c) Preparación de mapas que muestran una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (30).







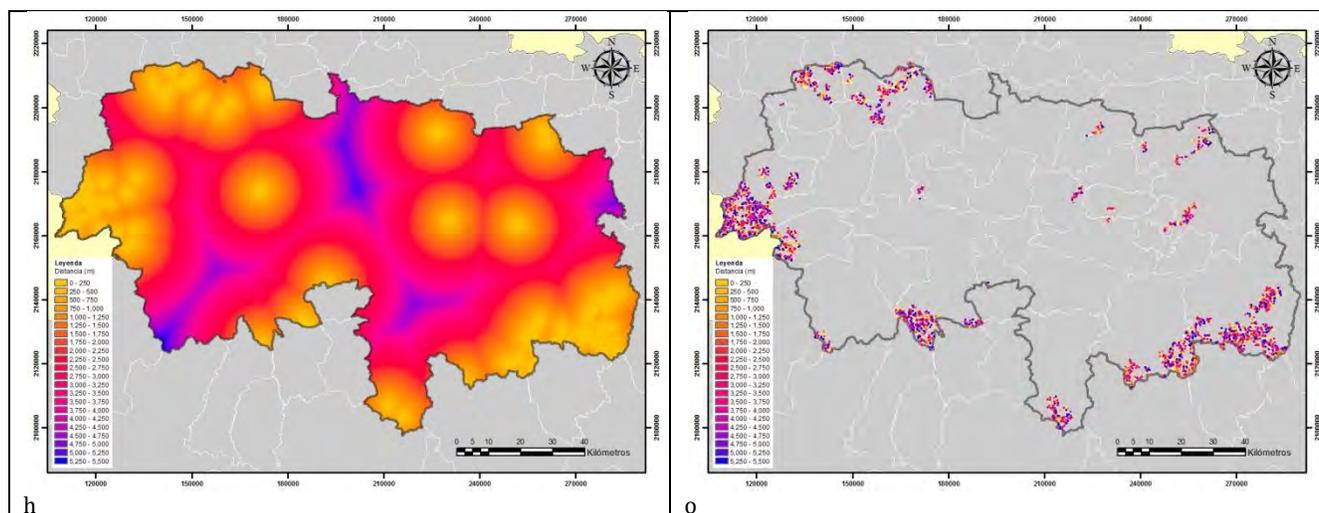


Figura 30: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve y h) proximidad a incendios previos. En el lado derecho cicatrices de incendios aleatorias cruzadas con la proximidad a i) caminos, j) pastizales, k) cultivos, l) asentamientos humanos, y con la m) pendiente, n) orientación de laderas, ñ) geometría del relieve y o) proximidad a incendios previos.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste con los incendios y su proximidad a caminos (Cuadro 46)

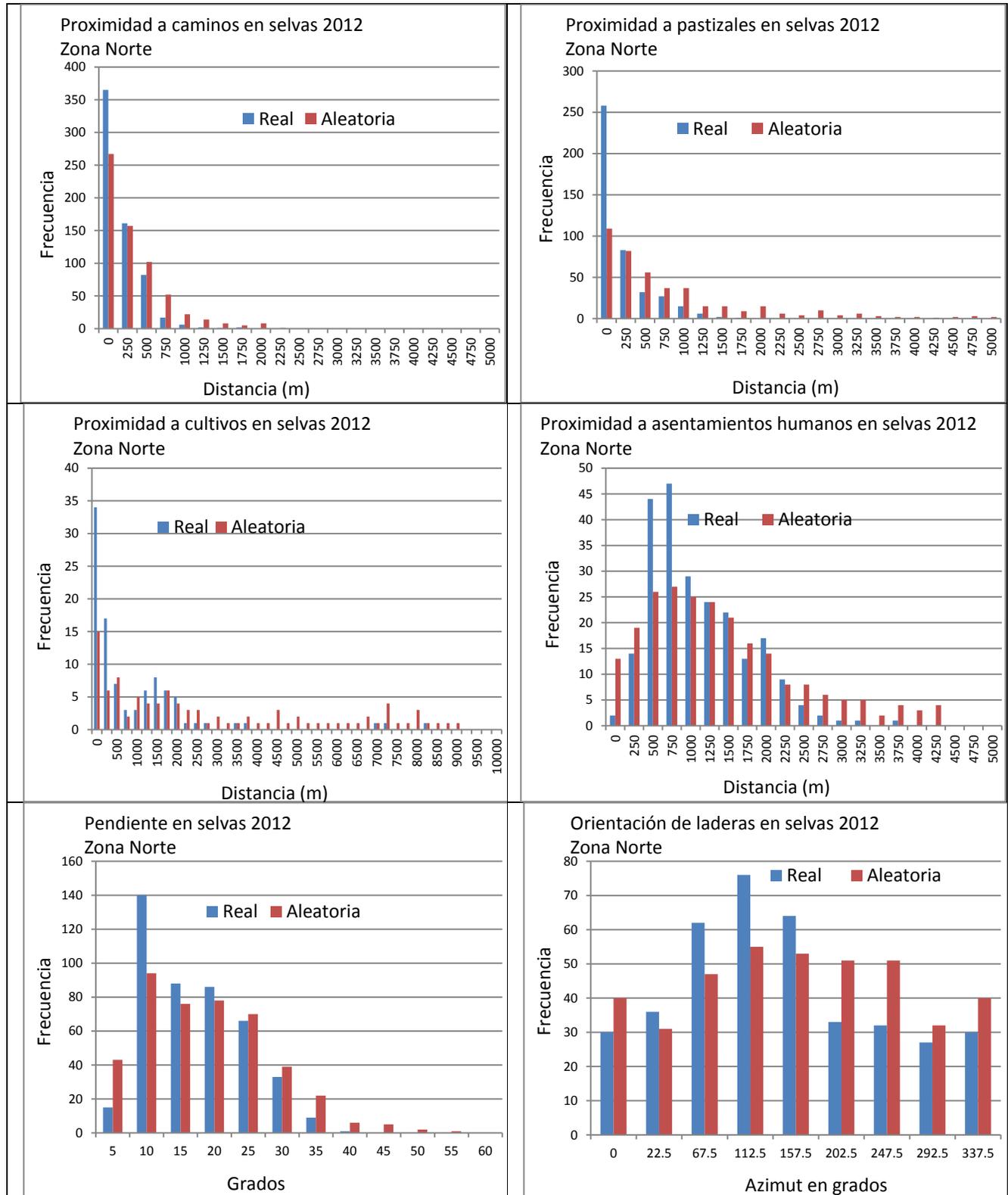
Cuadro (46): Se muestra el ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Proximidad a caminos (m)	Número de pixeles de cicatrices de incendios	Número de pixeles en selvas 2012	Proporción de pixeles de selva por distancia a caminos (m)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de cicatrices de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
0	884	127230	0.413026	365	267
250	682	72602	0.235687	161	157
500	567	44433	0.144242	82	102
750	204	26269	0.085277	17	52
1000	134	14772	0.047954	6	22
1250	86	8449	0.027427	2	14
1500	81	5558	0.018042	1	8
1750	145	3688	0.011972	2	5
2000	33	2058	0.006680	0	8
2250	5	1263	0.004100	0	1
2500	0	828	0.002687	0	0
2750	0	454	0.001473	0	0
3000	0	184	0.000597	0	0

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (31).



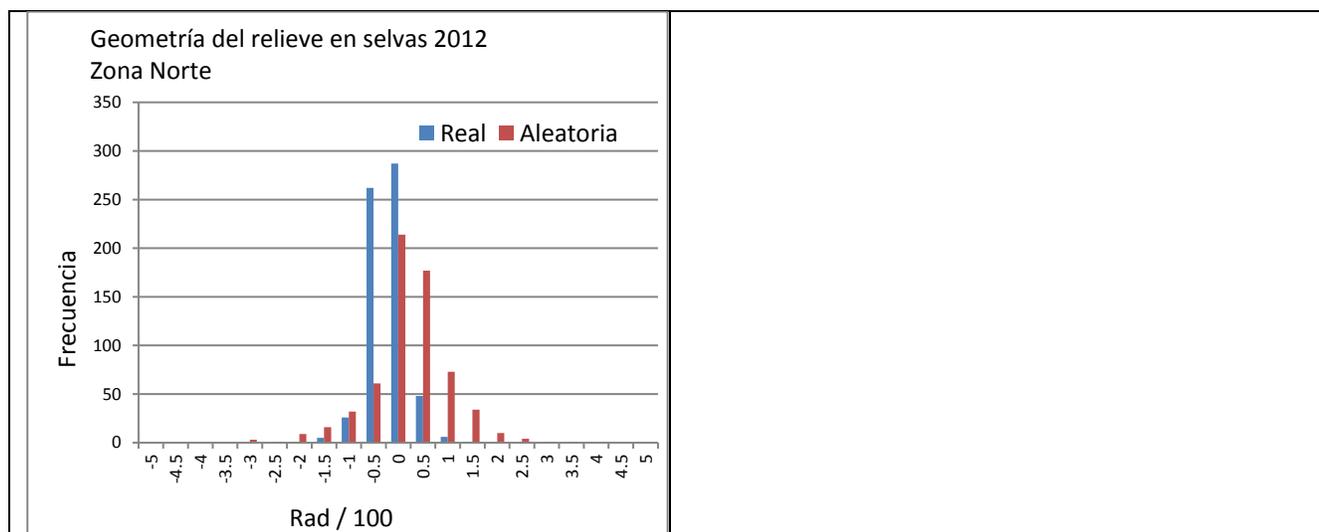


Figura 31: Comparación de frecuencias real y aleatoria de las variables analizadas.

Se aplicaron pruebas paramétricas y no paramétricas para determinar si las variables son relevantes o no. El resultado de estas pruebas se puede apreciar en el siguiente cuadro (47):

Cuadro (47): Relevancia de las variables analizadas para las selvas en 2012.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	No normal	0.004309****	0.036631****			Relevante
Proximidad a pastizales	No normal	0.000634****	1.190E-08****			Relevante
Proximidad a cultivos	No normal	0.002585****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	No normal	0.367659*	0.068437****			Relevante
Pendiente de la ladera	Normal			0.992473*	0.356399*	No relevante
Orientación de ladera	Normal			1*	0.084889****	Relevante
Geometría del relieve	No normal	0.136447***	4.97E-07****			Relevante
Proximidad a incendios previos (2011)	No normal	0.00220529****	0.00000143****			Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta etapa se convirtieron los valores de frecuencia en valores de probabilidad. A continuación, se presenta el ejemplo con la variable incendios y su proximidad a caminos (cuadro 48).

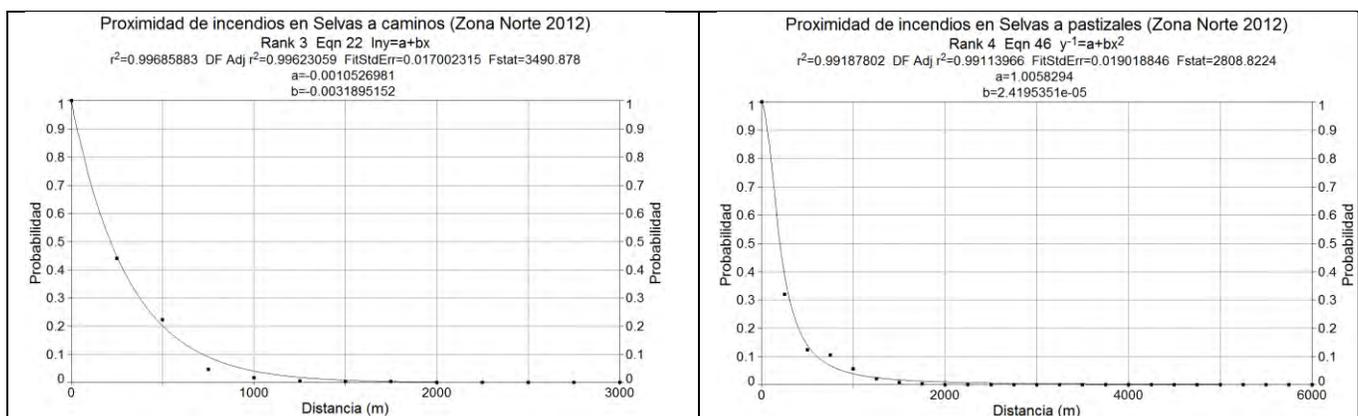
Cuadro 48: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	365	1.000000
500	161	0.440241
750	82	0.223999
1000	17	0.047646
1250	6	0.017599
1500	2	0.006460
1750	1	0.004002
2000	2	0.004754
2250	0	0.000603
2500	0	5.614E-05
2750	0	0.00
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (32):



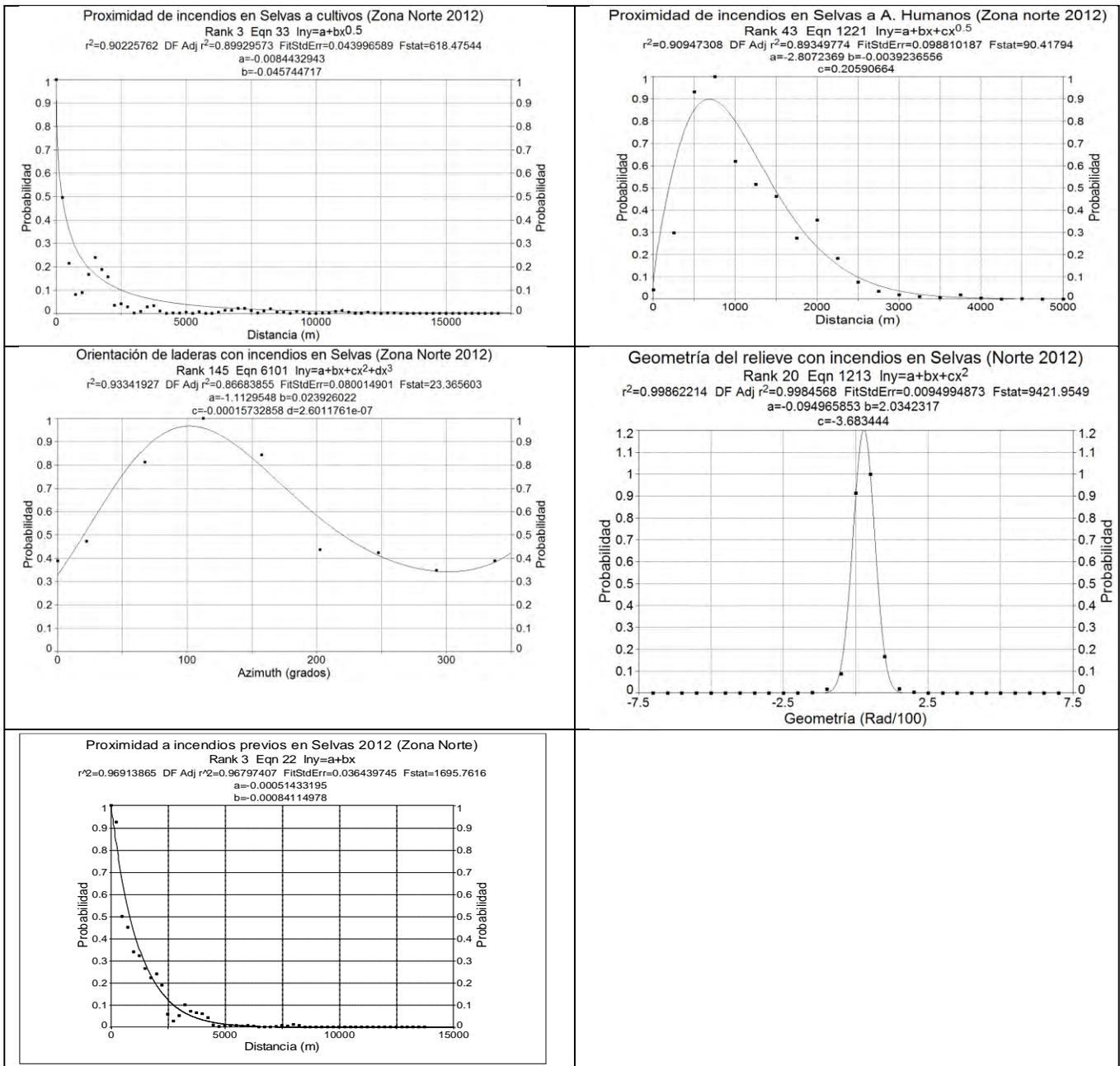
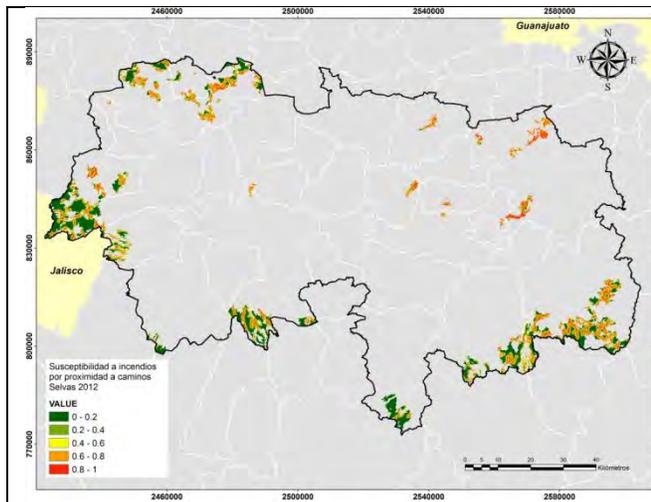
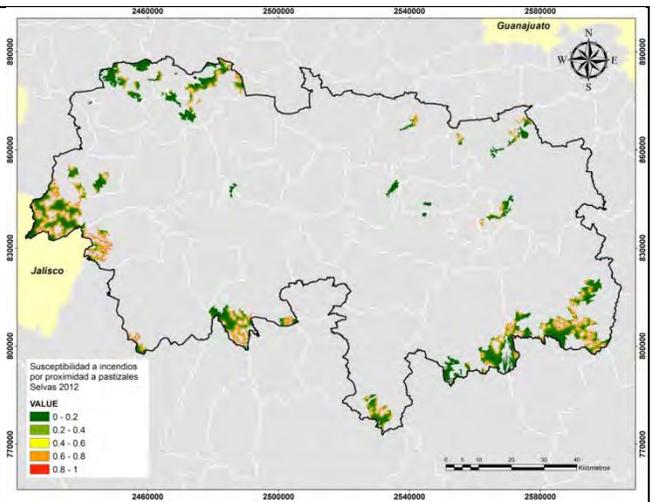


Figura (32): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes

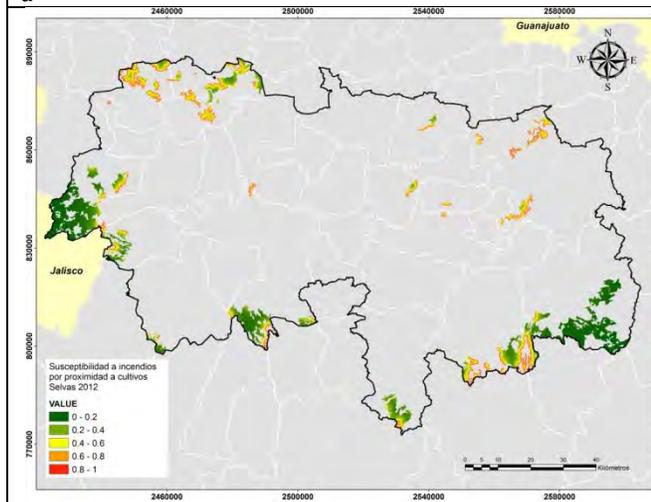
Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (33).



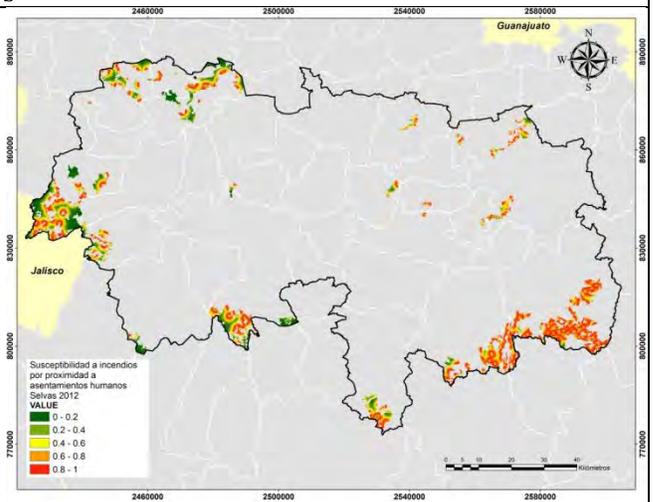
a



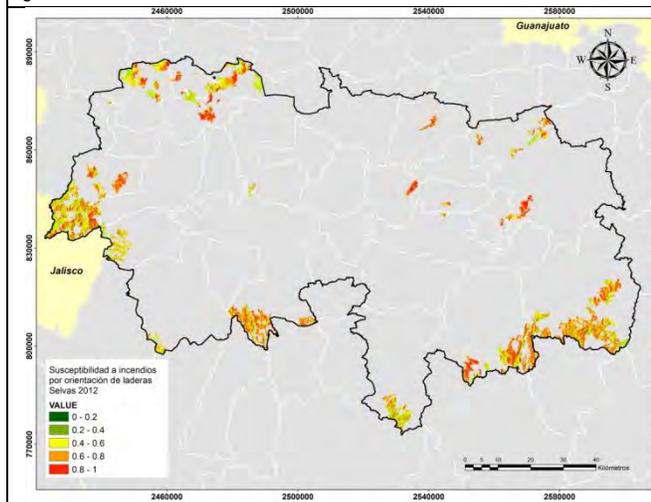
b



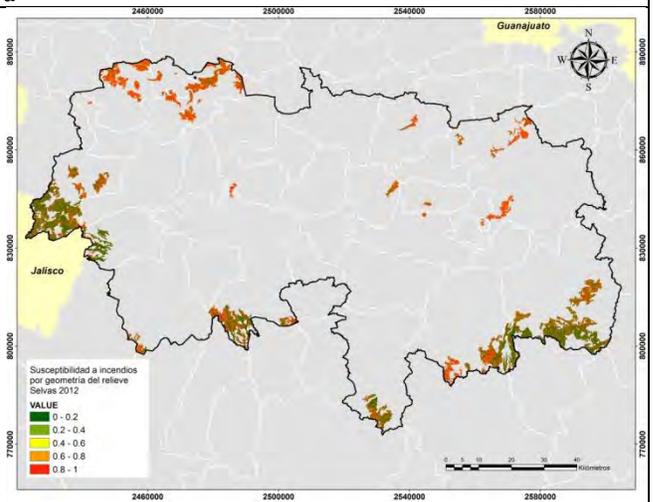
c



d



e



f

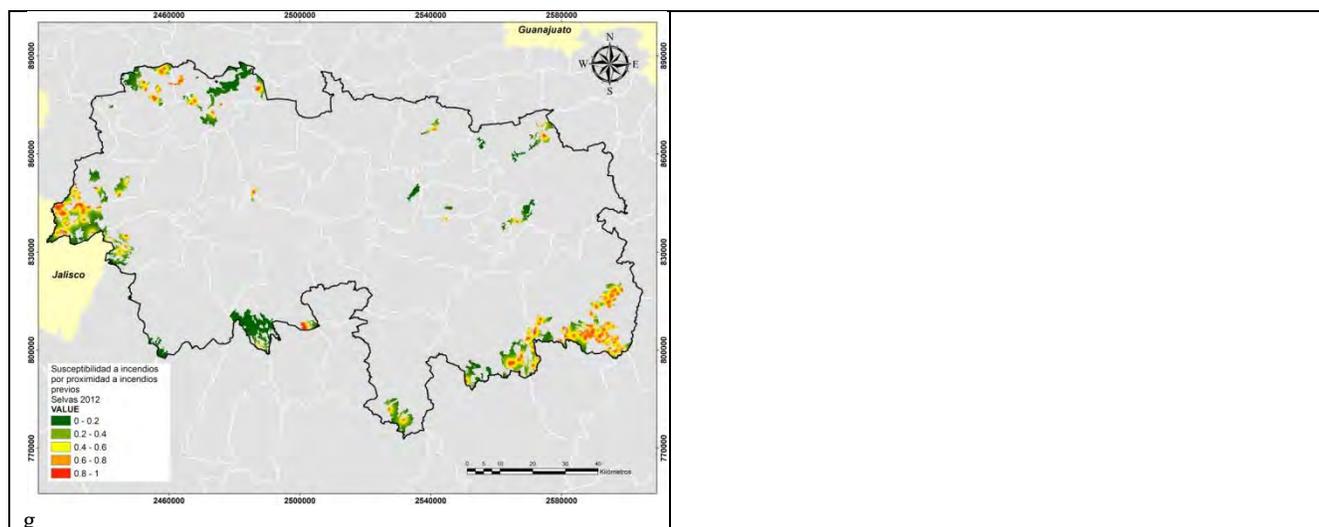


Figura 33: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) orientación de laderas, f) geometría del relieve y g) proximidad a incendios previos.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se utilizó el valor de D de la prueba Kolmogorov - Smirnov para determinar el peso de cada variable relevante (49).

Cuadro 49: Grado de influencia de cada variable relevante.

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.472222	0.11	6
Proximidad a pastizales	0.722222	0.16	3
Proximidad a cultivos	0.750000	0.17	2
Proximidad a asentamientos humanos	0.666667	0.15	5
Orientación de laderas	0.416667	0.09	7
Geometría del relieve	0.666667	0.15	4
Proximidad a incendios previos (2011)	0.779661	0.17	1
Total	4.474106	1.00	

Etapa 5: aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas del año 2012.

Se aplicó la fórmula (6) para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios:

$$SISel12N = (Suscpoxincp * 0.17) + (Suscpoxcult * 0.17) + (Suscpoxpz * 0.16) + (Susgeo * 0.15) + (Suscpoxashum * 0.15) + (Suscpoxcam * 0.11) + (Suscorct * 0.09)$$

Donde

SISel12N = Susceptibilidad a incendios en selvas con datos del año 2012.

Suscpoxincp = Susceptibilidad a incendios por proximidad a incendios previos.

Suscpoxcult = Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscpoxpz = Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Susgeo = Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscproxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos
 Suscproxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos
 Suscorct= Susceptibilidad a incendios por orientación de laderas

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo con el siguiente cuadro 50:

Cuadro 50: Peligro de susceptibilidad a incendios

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (34):

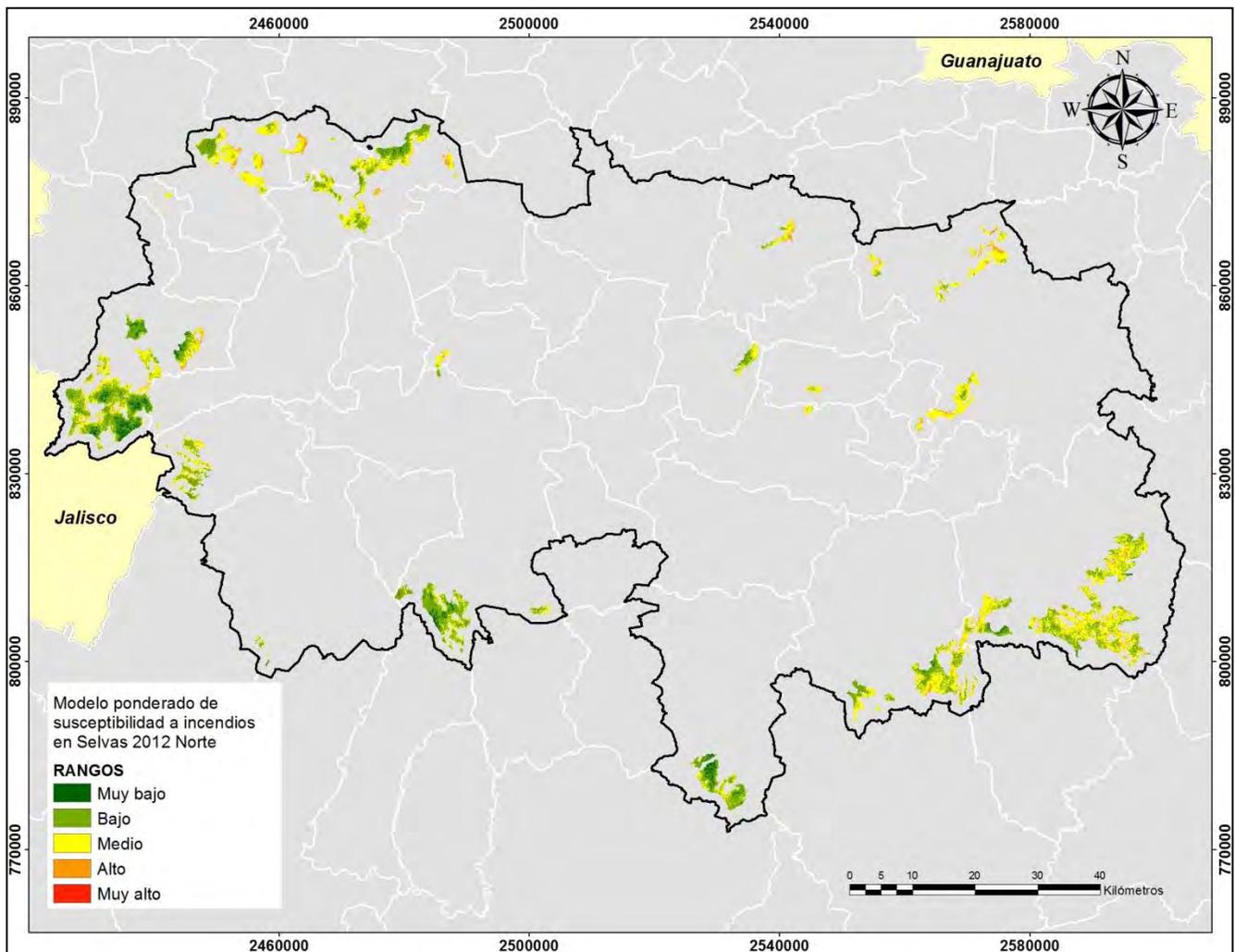


Figura 34: Mapa final que muestra el resultado del modelo de susceptibilidad a incendios en la cubierta de selvas (año 2012).

La superficie en peligro de incendio según el modelo se divide en (Cuadro 51):

Cuadro 51: Superficie en peligro de incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de la selva 2012 en peligro
Muy bajo	2518.0	4.52
Bajo	23680.0	42.48
Medio	26904.5	48.26
Alto	2634.5	4.73
Muy alto	7.5	0.01
Total	55744.5	100.00

Etapa 6 Validación del modelo

Para llevar a cabo la validación de este modelo se utilizaron las cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 durante el período de 2014 a 2018. Los resultados se muestran en el siguiente cuadro (52):

Cuadro 52: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada por año en selvas.

Imagen clasificada	Total de cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	30	784.5	10.3
Landsat 2015	58	1035.5	13.6
Landsat 2016	108	2541.0	33.4
Landsat 2017	83	2056.0	27.1
Landsat 2018	54	1178.0	15.5
Landsat 2014 a 2018	333	7596.0	100

La superficie afectada según el modelo de susceptibilidad a incendios se divide en las siguientes categorías (Cuadro 53):

Cuadro 53: Rango de peligro según el modelo de susceptibilidad y la superficie afectada para el período 2014-2018.

SELVAS NORTE 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	133.75	17.1	22.25	2.2	158.75	6.4	89	4.5	50.5	4.5	454.25	6.1
Bajo	237	30.3	328.75	32.5	1146.5	46.0	849	42.7	432	38.1	2993.25	40.4
Medio	376.75	48.1	603.5	59.6	1043.75	41.8	950.5	47.8	589.75	52.0	3564.25	48.1
Alto	35.75	4.6	57.25	5.7	145.25	5.8	101.25	5.1	62.25	5.5	401.75	5.4
Muy Alto	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0.75	0.0	0	0.0	0.75	0.01
Total	783.25	100	1011.75	100	2494.25	100	1990.5	100	1134.5	100	7414.25	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 35).

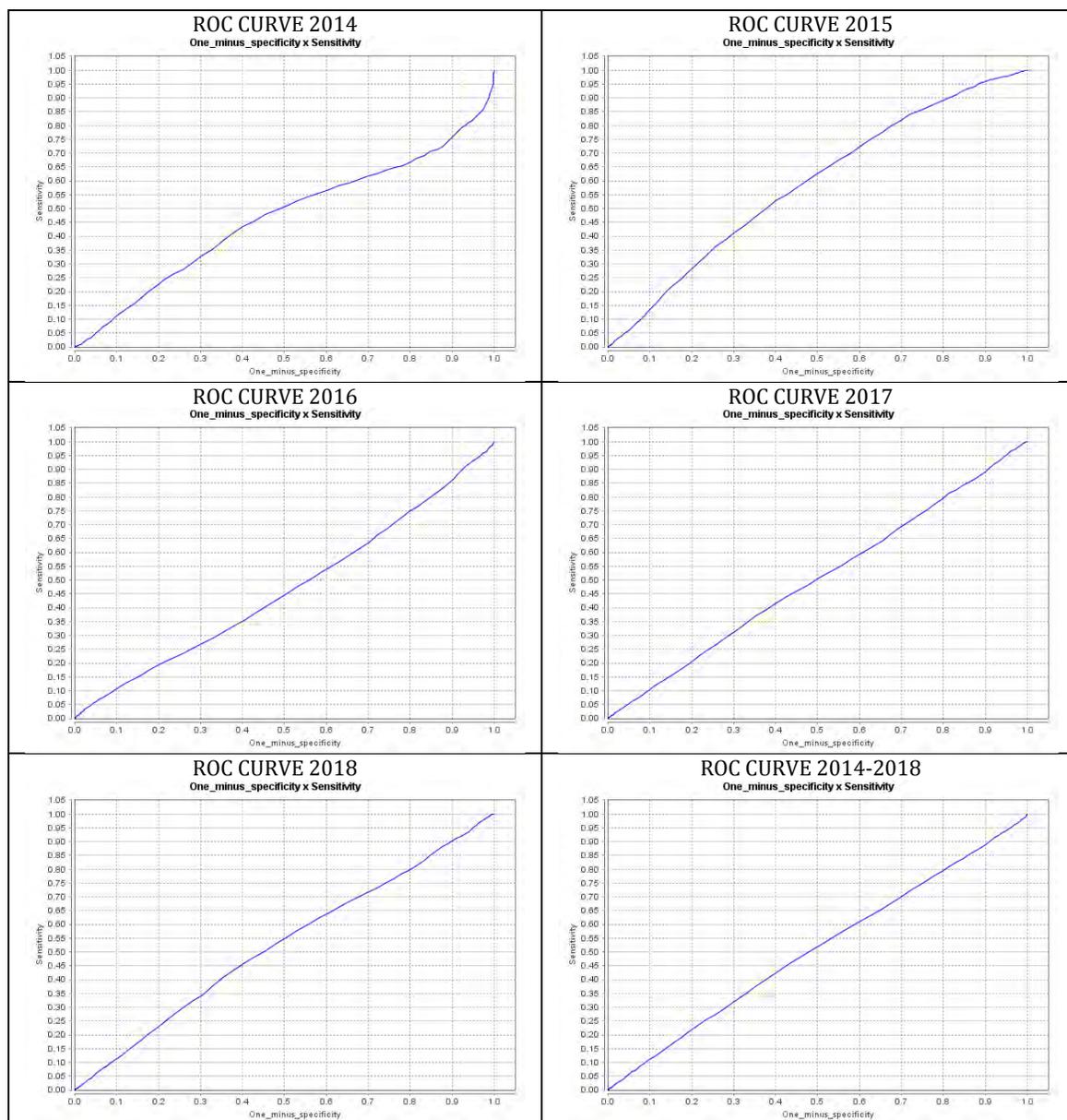


Figura 35: Se muestran las curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 54:

Cuadro 54: Valores del AUC para el período de 2014 - 2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.4651
2015	0.5874
2016	0.4643
2017	0.5013
2018	0.5246
2014 a 2018	0.5082

Construcción, aplicación y validación del modelo en 6 etapas para selvas con datos de los años 2011 y 2012.

Etapa 1 Detección de cicatrices de incendios en selvas con datos 2011 y 2012

La superficie de afectación se divide de acuerdo con los siguientes rangos (Cuadro 55):

Cuadro 55: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada (año 2011)

Rangos en ha.	Cicatrices de incendios	Superficie afectada en ha.
0 a 10	112	449.3
10 a 50	23	292.3
50 a 100	2	154.1
Más de 100	1	101.1
Total	138	1197.8

La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro (56):

Cuadro 56: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada (año 2012)

Rangos	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	48	209.98
10 a 50	16	359.16
50 a 100	2	131.52
Más de 100	0	0.00
Total	66	700.66

La distribución de la superficie afectada se muestra en el siguiente cuadro 57:

Cuadro 57: Total de cicatrices detectadas y superficie afectada (año 2011 y 2012)

Rangos en ha.	Número de cicatrices	Superficie afectada (ha)
0 a 10	160	659.37
10 a 50	39	851.55
50 a 100	4	285.67
Más de 100	1	101.12
Total	204	1,897.71

Estas cicatrices de incendios serán utilizadas como la variable dependiente en el modelo de regresión propuesto.

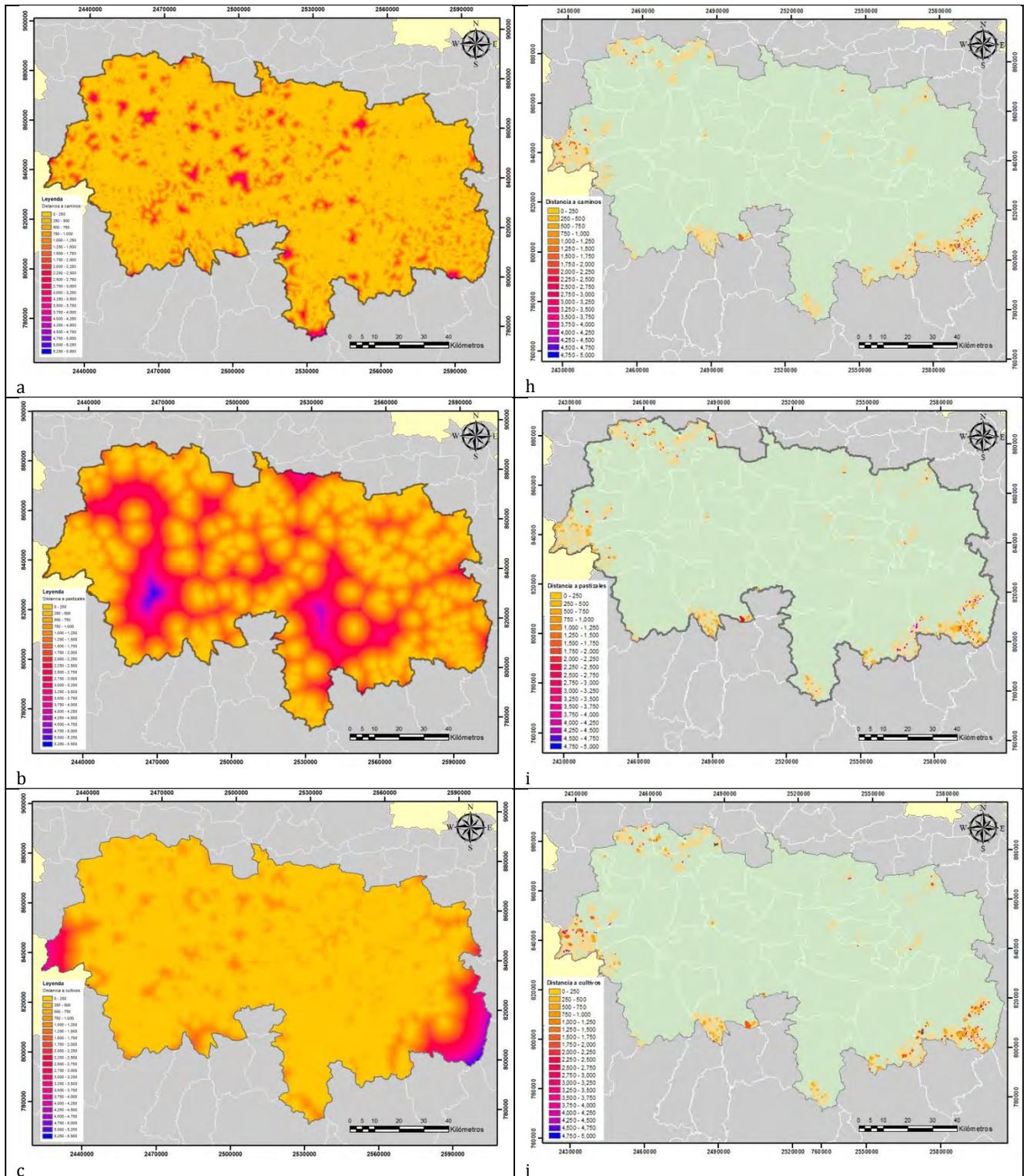
Etapa 2: La relevancia de las variables

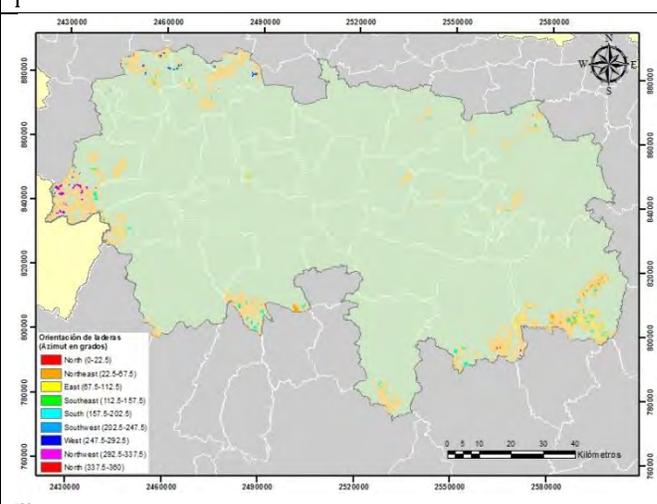
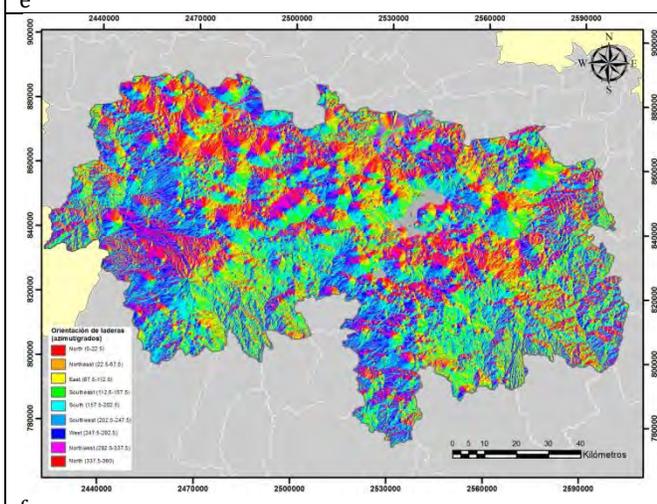
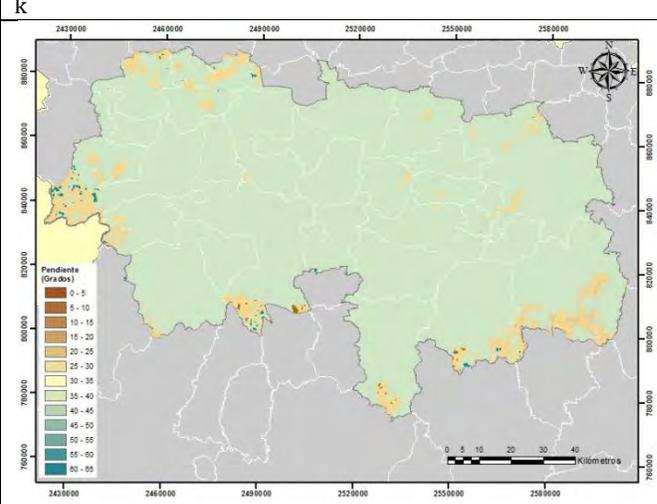
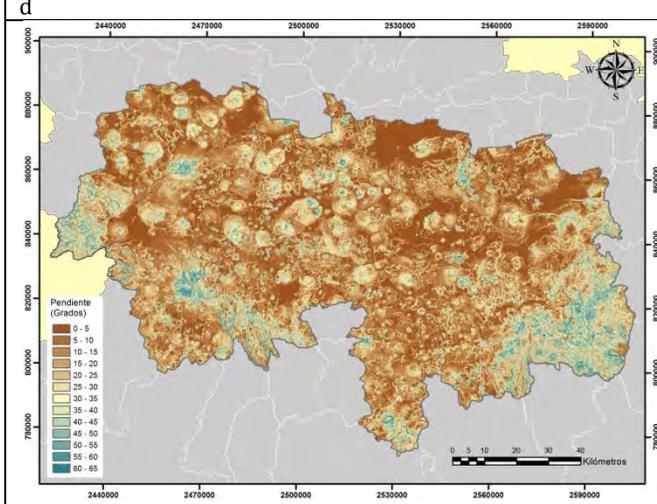
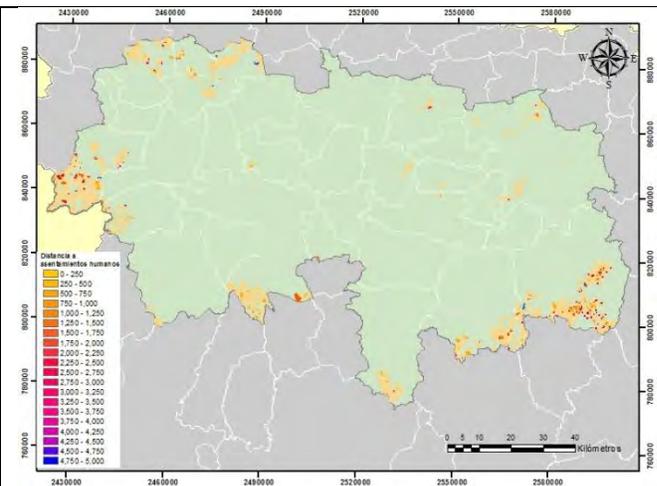
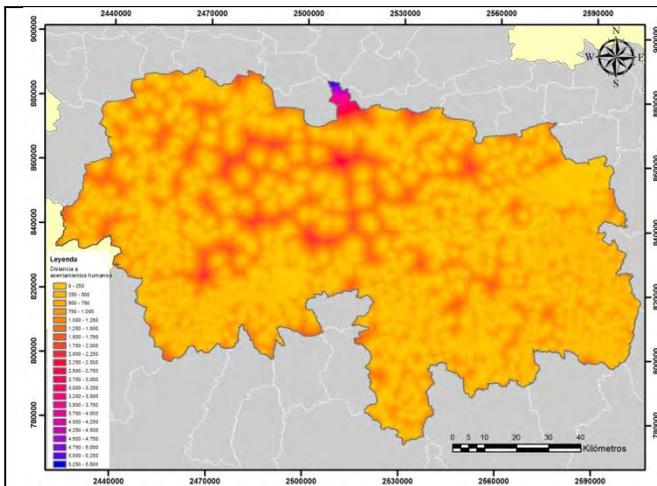
a) Preparación de las variables ya probadas

Las variables finales que fueron seleccionadas para la construcción del modelo involucran a la red de caminos y carreteras, las cubiertas de cultivos, de pastizales, de asentamientos humanos y los productos derivados del MDE como son la pendiente, la orientación de laderas y la geometría del relieve.

b) Prepare un conjunto de mapas que muestren la distribución real de cada variable

Variables que muestran una distribución con datos reales figura (36).





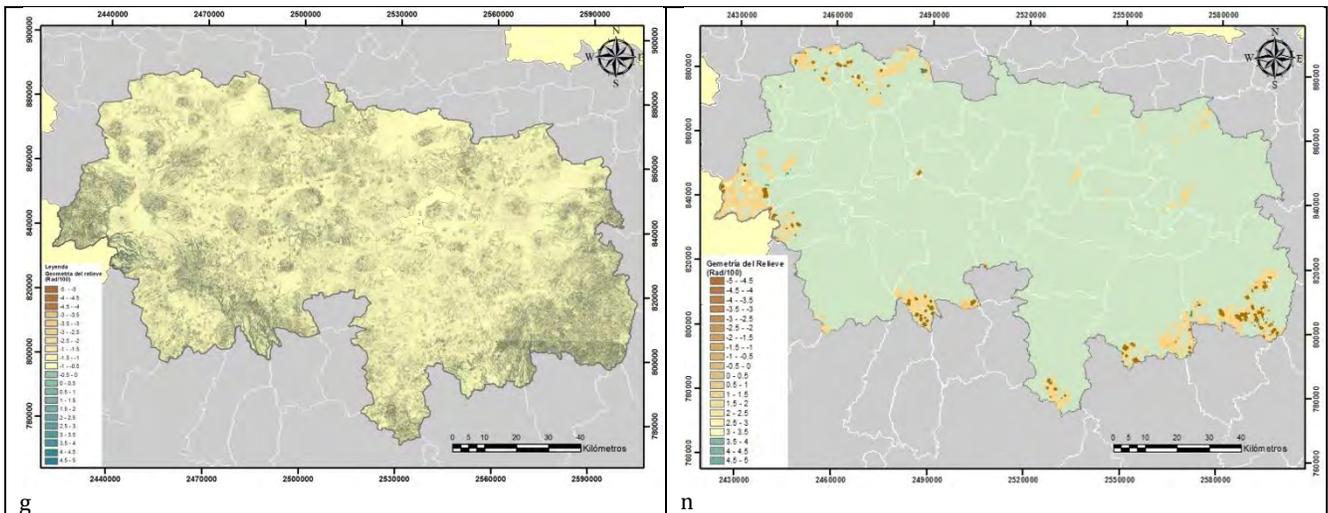
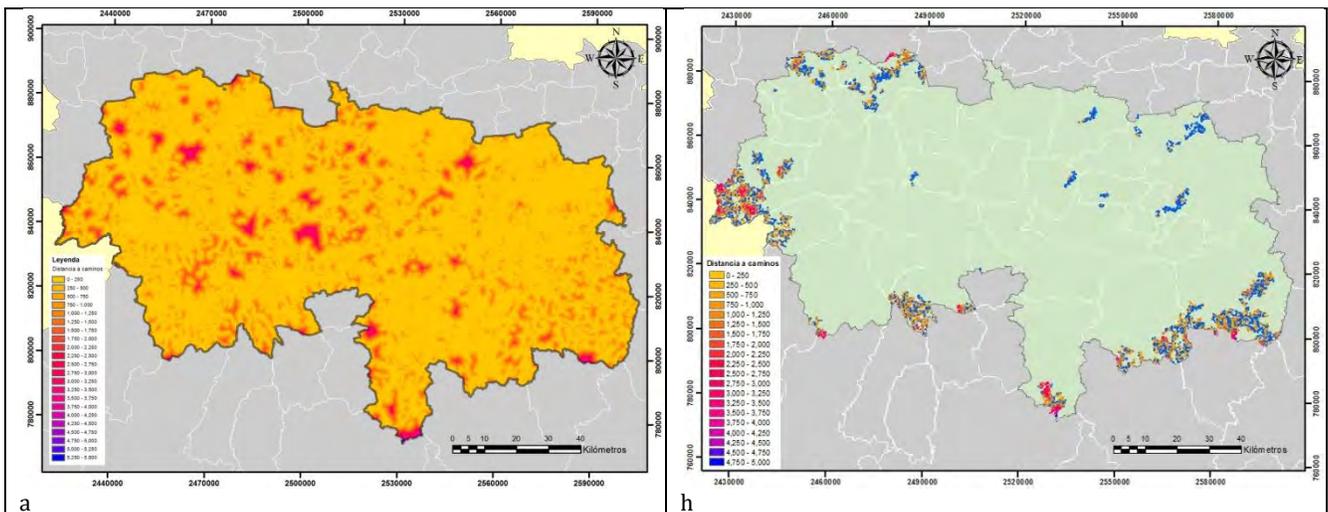
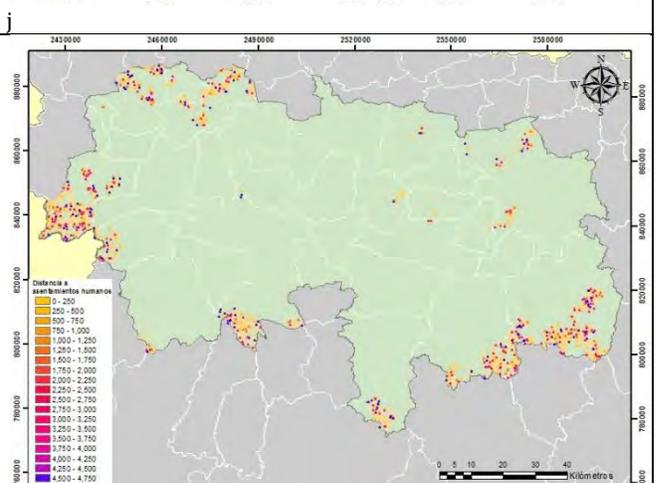
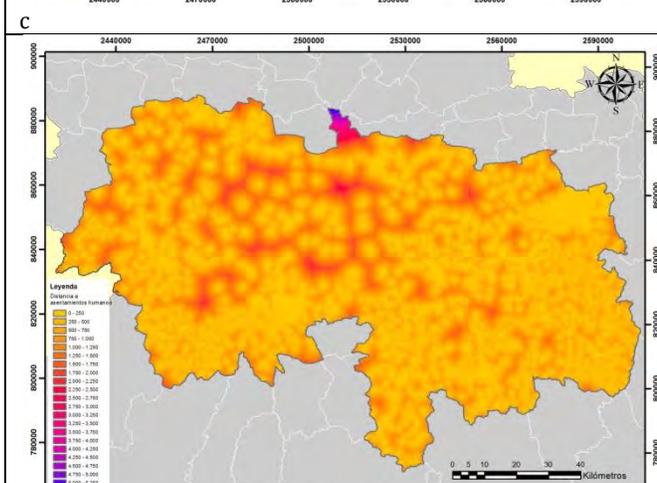
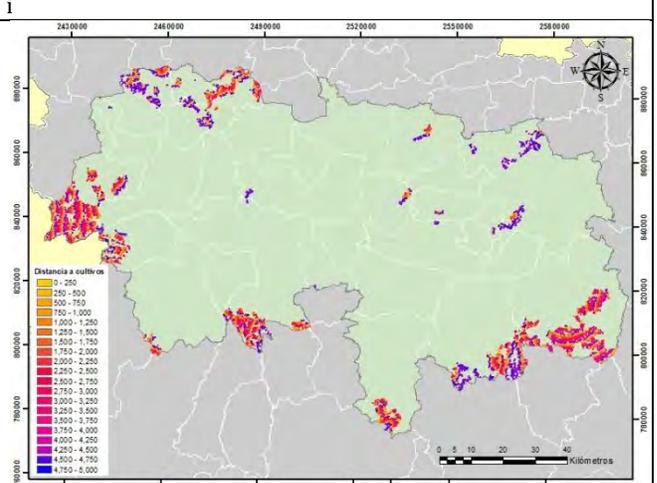
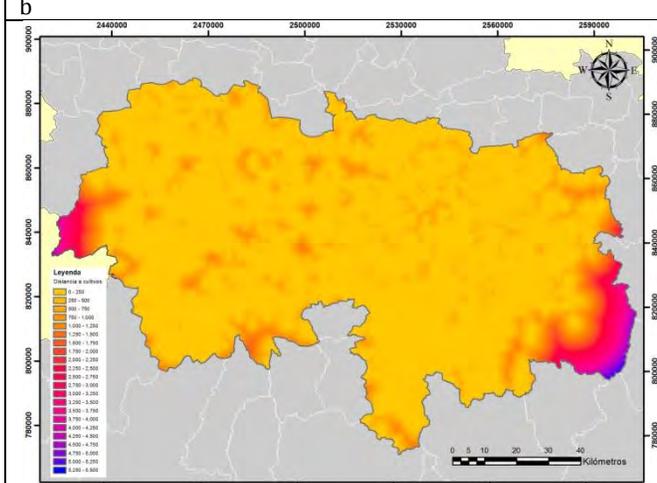
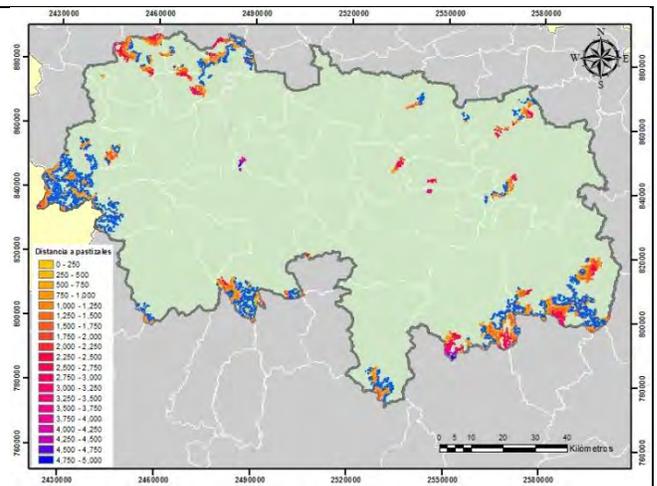
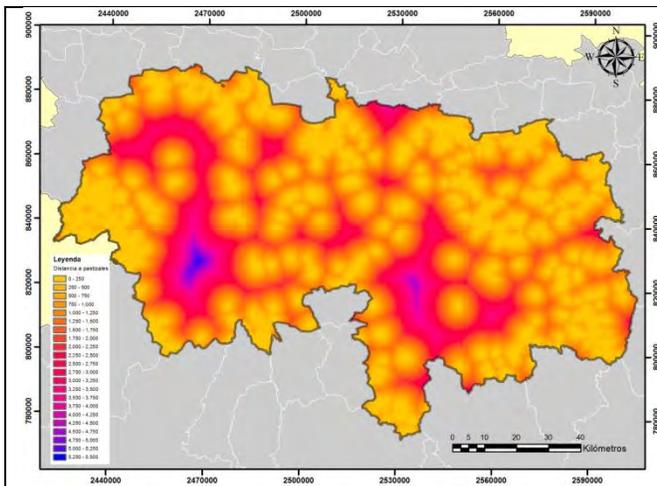


Figura 36: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios en selvas cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

c) Preparación de mapas que muestren una distribución aleatoria para cada variable

Variables que muestran una distribución con datos aleatorios figura (37).





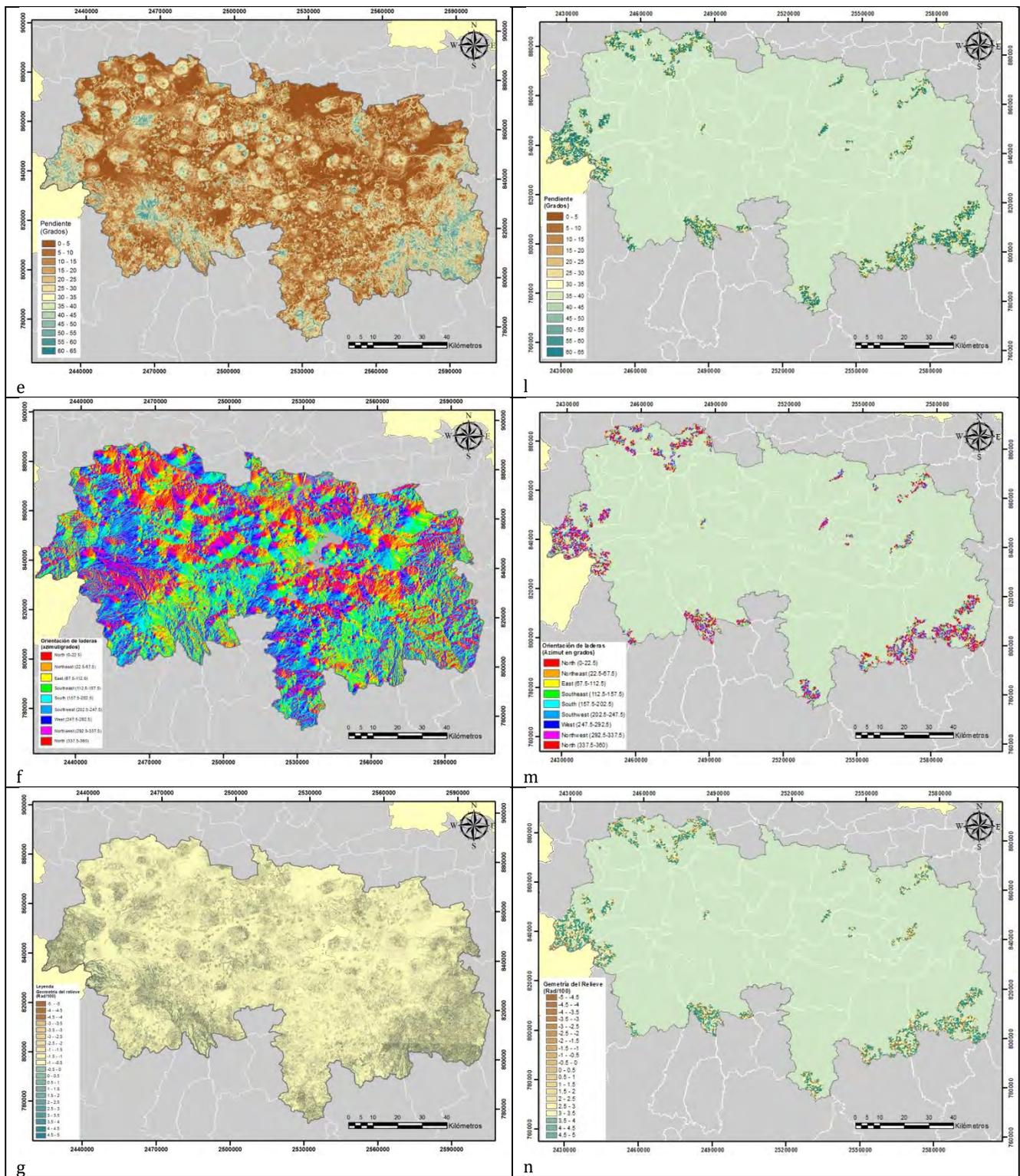


Figura 37: Se muestran las variables analizadas: lado izquierdo a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos, e) pendiente, f) orientación de laderas, g) geometría del relieve. En el lado derecho cicatrices de incendios simuladas aleatoriamente cruzadas con la proximidad a h) caminos, i) pastizales, j) cultivos, k) asentamientos humanos, y con la l) pendiente, m) orientación de laderas y n) geometría del relieve.

d) Eliminación del efecto del tamaño en ambos conjuntos de distribuciones

A continuación, se presenta el ajuste con incendios y su proximidad a caminos (Cuadro 58).

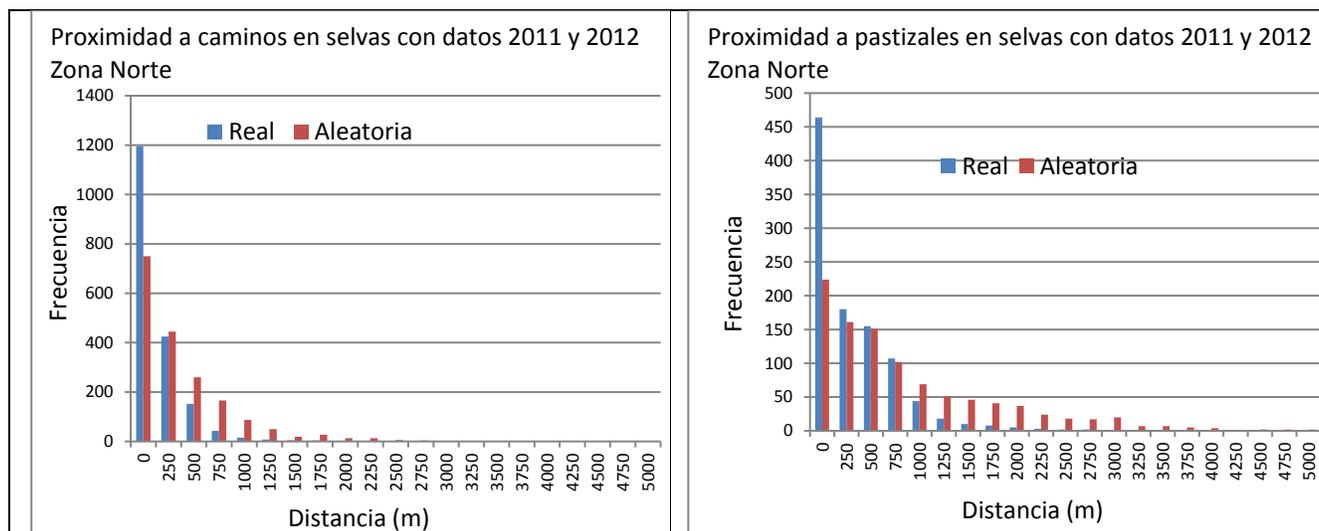
Cuadro (58): Se muestra el ajuste al efecto del tamaño con datos reales y aleatorios.

Distancia a caminos (m)	Número de píxeles de cicatrices de incendios	Número de píxeles de selvas	Proporción de píxeles de selvas por distancia a caminos	Ajuste de incendios por su distancia a caminos (datos reales)	Ajuste de incendios por su distancia a caminos (datos aleatorios)
250	2885	129442	0.414677	1196	750
500	1796	73848	0.236577	425	445
750	1054	44934	0.143949	152	260
1000	505	26357	0.084438	43	166
1250	319	14791	0.047384	15	87
1500	312	8485	0.027182	8	50
1750	255	5564	0.017824	5	19
2000	345	3688	0.011814	4	27
2250	131	2058	0.006592	1	13
2500	47	1263	0.004046	0	13
2750	0	828	0.002652	0	6
3000	0	454	0.001454	0	4

Este procedimiento se llevó a cabo con todas las variables analizadas.

e) Comparación estadística de la distribución de frecuencias para determinar la relevancia de las variables

Se llevó a cabo una comparación estadística de las dos muestras figura (38).



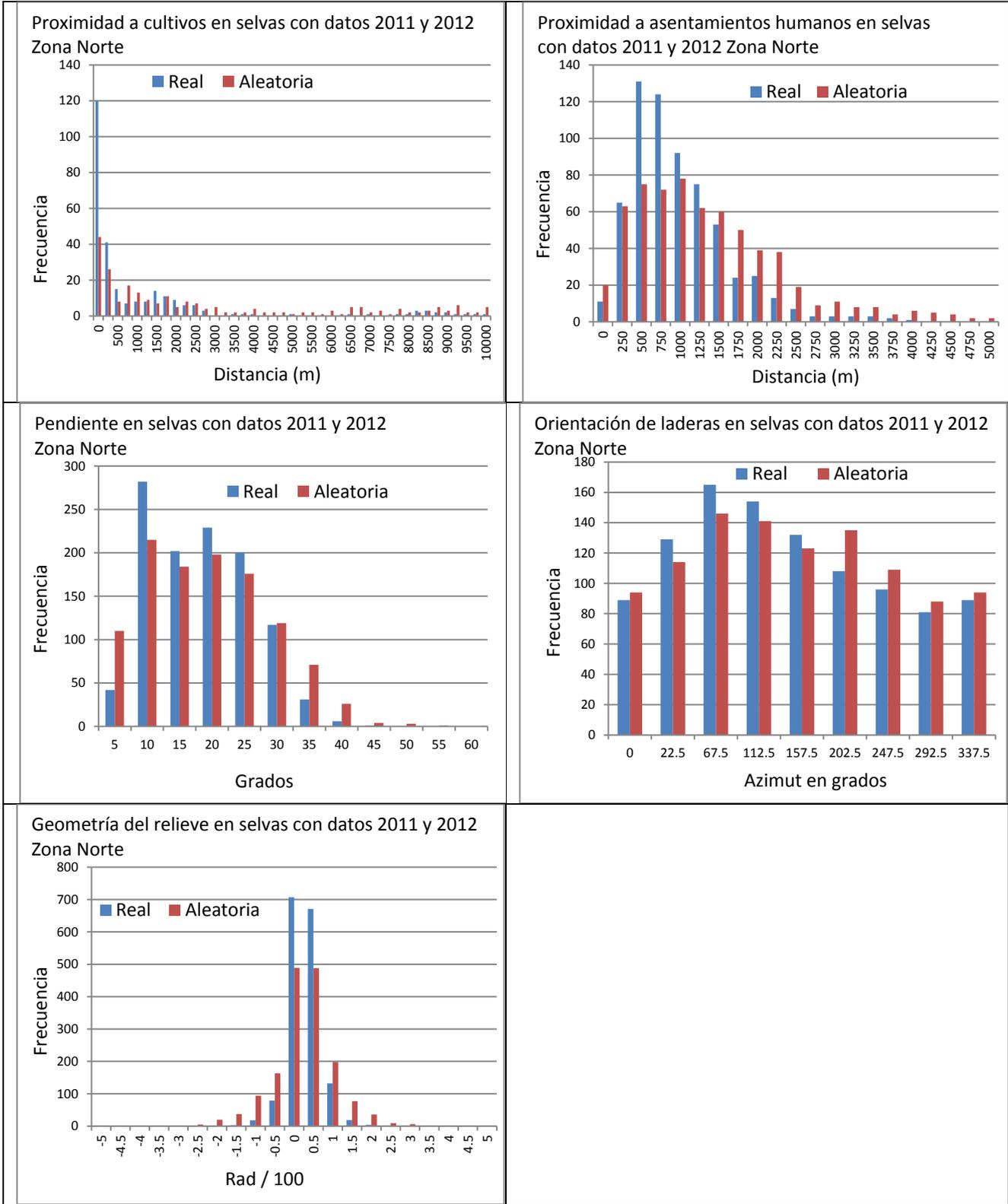


Figura 38: Comparación de distribuciones real y aleatoria.

El resultado de aplicar las pruebas paramétricas y no paramétricas se muestra a continuación: (59):

Cuadro (59): Relevancia de las variables analizadas para selvas con datos 2011 y 2012.

Parámetro	Condición de normalidad	Valor de p prueba W	Valor de p Kolmogorov-Smirnov	Valor de p t de Student	Valor de p F Fisher	Relevancia
Proximidad a caminos	no normal	0.109258***	0.093546****			Relevante
Proximidad a pastizales	no normal	0.015936****	1.088E-05****			Relevante
Proximidad a cultivos	no normal	2.364E-05****	0****			Relevante
Proximidad a Asentamientos humanos	no normal	0.281217**	0.13899***			Relevante
Pendiente de la ladera	normal			0.994803*	0.440009*	No relevante
Orientación de ladera	normal			0.970382*	0.359073*	No relevante
Geometría del relieve	no normal	0.105314***	4.97E-07****	s		Relevante

*Valores menores a 0.7 variable no relevantes

**Valores de 0.7 a 0.8 variables relevantes

***Valores de 0.8 a 0.9 variables muy relevantes

****valores de 0.9 a 1 variables extremadamente relevantes

Etapa 3: Elección de la preferencia de cada variable

a) Conversión de los valores de frecuencia en probabilidades para cada clase

En esta etapa de la construcción del modelo se convirtieron los valores de frecuencia en valores de probabilidad. A continuación, se presenta el ejemplo de los incendios y su proximidad a caminos (cuadro 60).

Cuadro 60: Conversión de valores de frecuencia a valores de probabilidad.

Distancia (m).	Frecuencia	Probabilidad de la clase
250	1196	1.000000
500	425	0.355159
750	152	0.126822
1000	43	0.035642
1250	15	0.012634
1500	8	0.007089
1750	5	0.003799
2000	4	0.003407
2250	1	0.000721
2500	0	0.000158
2750	0	0.00
3000	0	0.00

El mismo procedimiento se realizó con las variables que resultaron relevantes en la etapa anterior.

b) Elección de una función que describa la relación entre los valores de probabilidad y los valores correspondientes a los intervalos de clase

Los datos de probabilidad derivados del proceso anterior fueron analizados con ecuaciones de regresión para encontrar una función que mejor se ajuste a los datos. En la siguiente figura se aprecian los resultados (39):

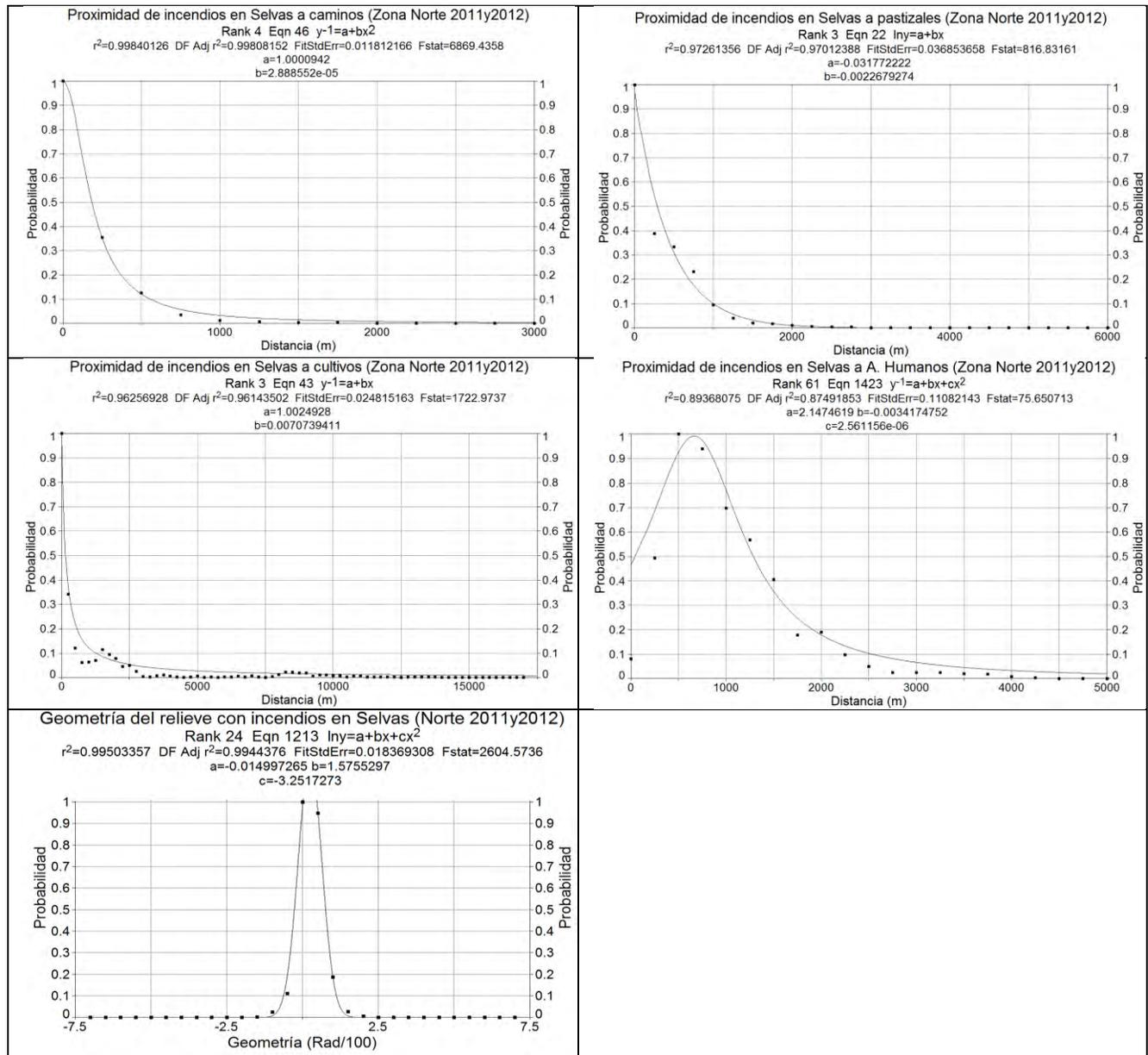


Figura (39): Funciones que muestran la relación entre los valores de probabilidad y los valores de cada clase para las variables que resultaron relevantes.

Una vez obtenidas las funciones de probabilidad lo siguiente es aplicarlas a los mapas de cada variable analizada figura (40).

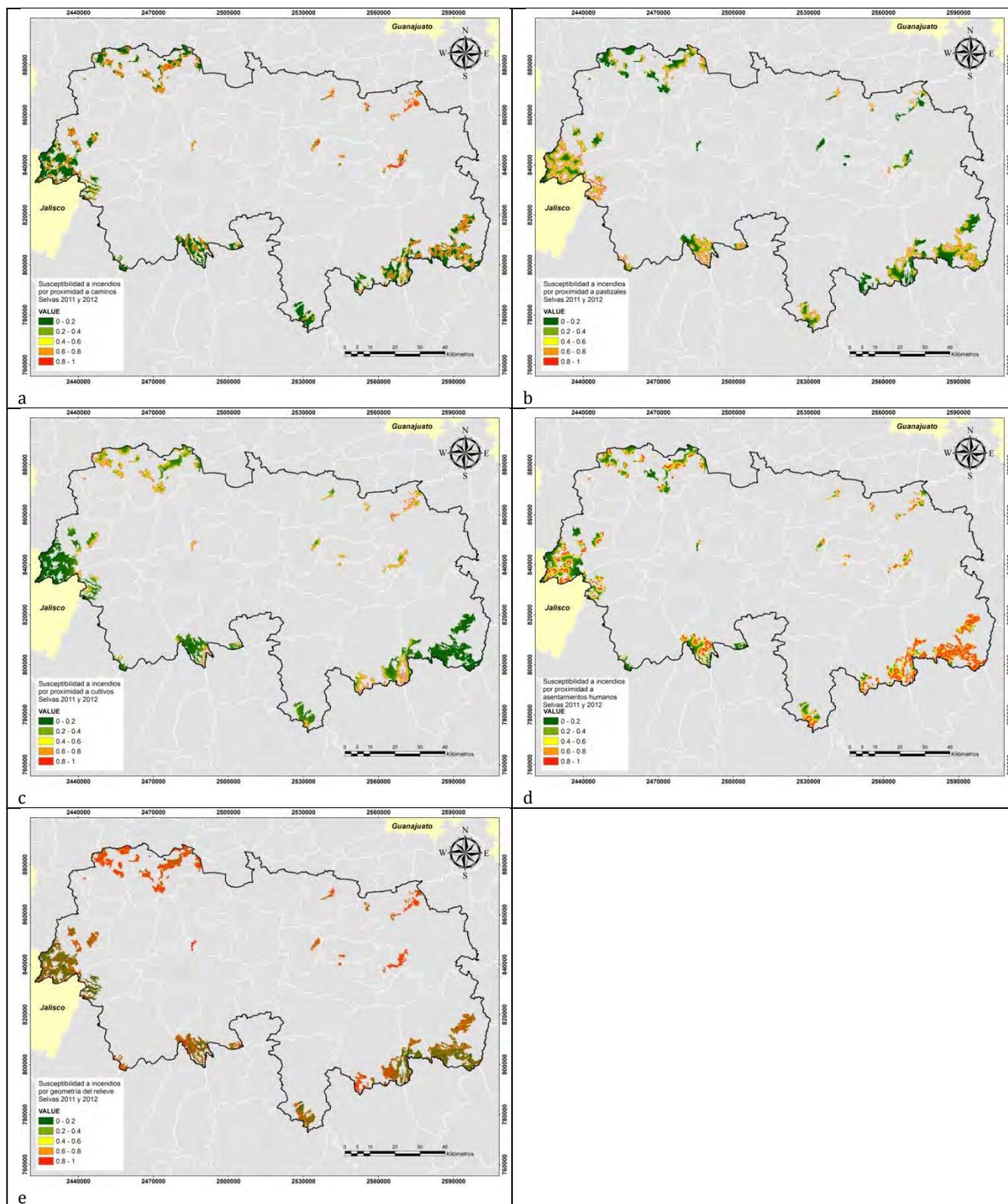


Figura 40: Mapas que muestran la susceptibilidad a incendios por cada variable relevante: a) proximidad a caminos, b) proximidad a pastizales, c) proximidad a cultivos, d) proximidad a asentamientos humanos y e) geometría del relieve.

Etapa 4: Determinación del grado de influencia de cada variable

Se utilizó el valor de D de la prueba de Kolmogorov - Smirnov para determinar el peso de cada variable. Este valor se puede apreciar en el siguiente cuadro (61).

Cuadro 61: Grado de influencia de cada variable que resultó relevante.

Parámetro	Distancia K-S (valor D)	Proporción	Lugar
Proximidad a caminos	0.586207	0.20	4
Proximidad a pastizales	0.600000	0.21	3
Proximidad a cultivos	0.670455	0.23	1
Proximidad a asentamientos humanos	0.407895	0.14	5
Geometría del relieve	0.653846	0.22	2
Total	2.918403	1.00	

Etapa 5 aplicación del modelo ponderado de susceptibilidad a incendios en selvas con datos de 2011 y 2012.

Para generar el modelo final de susceptibilidad a incendios se utilizó la fórmula (6):

$$SISel11y12N = (Suscpoxcult*0.23) + (Suscgco*0.22) + (Suscpoxpz*0.21) + (Suscpoxcam*0.20) + (Suscpoxashum*0.14)$$

Donde

SISel11y12N = Susceptibilidad a incendios en selvas con datos de 2011 y 2012.

Suscpoxcult= Susceptibilidad a incendios por proximidad a cultivos

Suscgco= Susceptibilidad a incendios por geometría del relieve

Suscpoxpz= Susceptibilidad a incendios por proximidad a pastizales

Suscpoxcam= Susceptibilidad a incendios por proximidad a caminos

Suscpoxashum= Susceptibilidad a incendios por proximidad a asentamientos humanos

El resultado de esta fórmula se expresa a través un mapa de susceptibilidad a incendios en selvas. Este mapa se clasificó en 5 categorías de peligro de acuerdo al siguiente cuadro 62:

Cuadro 62: índice de peligro a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Valores límite de susceptibilidad
Muy bajo	0 a 0.2
Bajo	0.2 a 0.4
Medio	0.4 a 0.6
Alto	0.6 a 0.8
Muy alto	0.8 a 1

El resultado se puede apreciar visualmente en la siguiente figura (41):

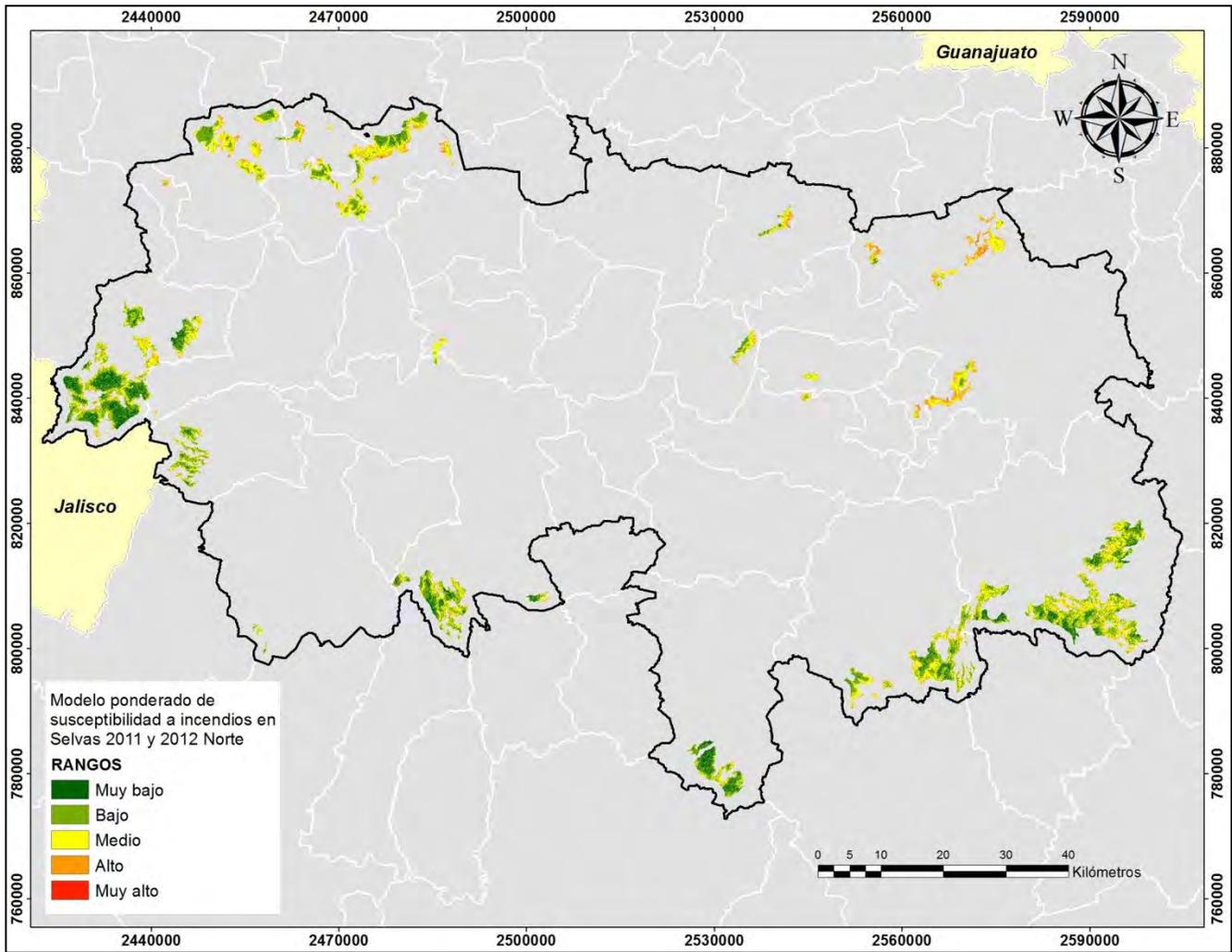


Figura 41: Mapa final de susceptibilidad a incendios en selvas.

La superficie en peligro de incendio se divide de acuerdo al siguiente cuadro 63:

Cuadro 63: Superficie en peligro de acuerdo al modelo de susceptibilidad a incendios.

Categoría de peligro a incendios	Superficie en hectáreas	Porcentaje de selvas en peligro
Muy bajo	6721.5	11.8
Bajo	23681.0	41.5
Medio	21468.5	37.9
Alto	4655.5	8.2
Muy alto	65.5	0.12
Total	56591.5	100

Etapa 6 Validación del modelo

Para validar este modelo se utilizaron cicatrices de incendios detectadas en imágenes Landsat 8 para el período de 2014 a 2018. Los resultados se aprecian en el siguiente cuadro 64:

Cuadro 64: Cicatrices detectadas y superficie de afectación en selvas para el período 2014-2018.

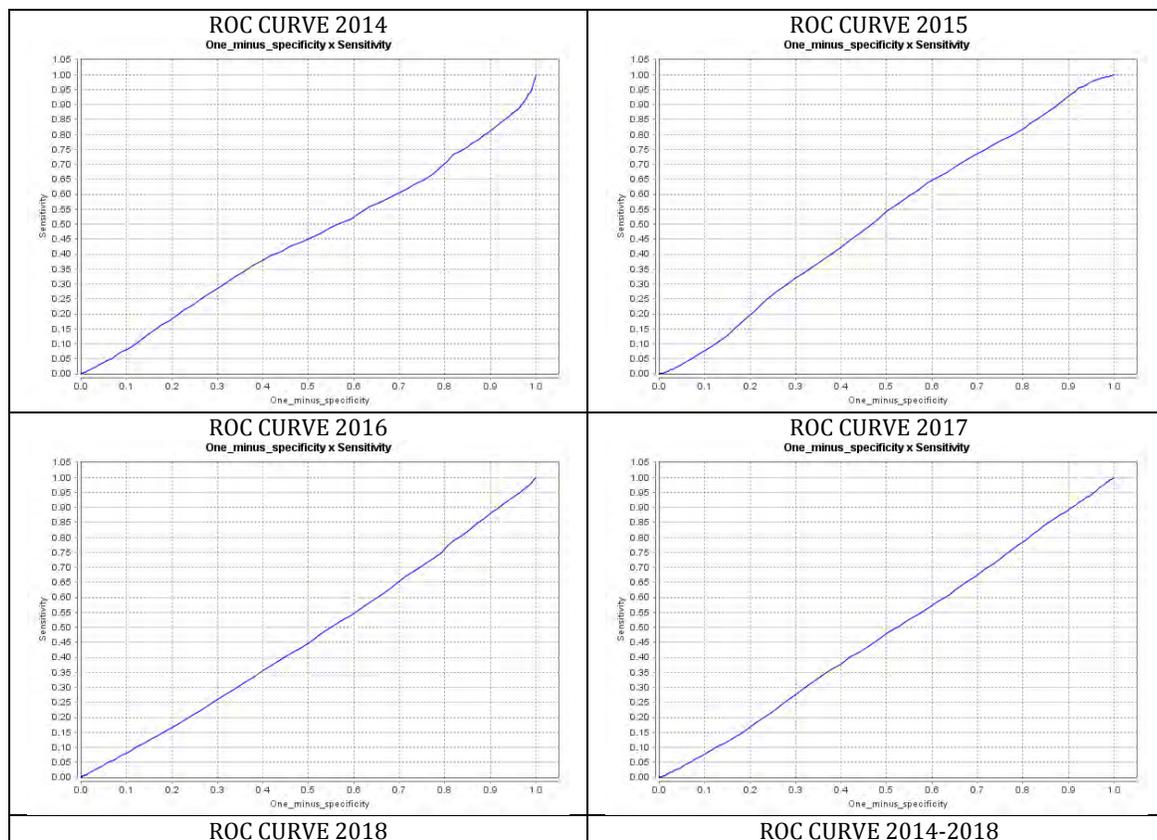
Imagen clasificada	Cicatrices de incendios detectadas	Superficie afectada en hectáreas	%
Landsat 2014	30	784.5	10.3
Landsat 2015	58	1,035.5	13.6
Landsat 2016	108	2,541.0	33.4
Landsat 2017	83	2,056.0	27.1
Landsat 2018	54	1,178.0	15.5
Landsat 2014 a 2018	333	7,596.0	100

La superficie afectada se divide de acuerdo con el grado de peligro según el modelo propuesto como se muestra a continuación (cuadro 65):

Cuadro 65: Superficie afectada y rango de peligro de acuerdo al modelo final de susceptibilidad a incendios.

SELVAS NORTE 2011 Y 2012												
Rango	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2014-2018	%
Muy bajo	162.75	20.8	98.75	9.6	355.5	14.0	260.25	12.7	131.5	11.2	1008.75	13.3
Bajo	285.25	36.4	423	40.9	1127.75	44.4	887	43.1	458	38.9	3181	41.9
Medio	282.75	36.1	447.75	43.3	883.25	34.8	778	37.8	528.25	44.9	2920	38.5
Alto	52.25	6.7	63.75	6.2	171.5	6.7	130.5	6.3	59.25	5.0	477.25	6.3
Muy Alto	0.25	0.03	0	0.0	3	0.1	0.75	0.04	0.5	0.0	4.5	0.1
Total	783.25	100	1033.25	100	2541	100	2056.5	100	1177.5	100	7591.5	100.0

Estos datos fueron analizados a través de las curvas ROC como se muestran a continuación (figura 42).



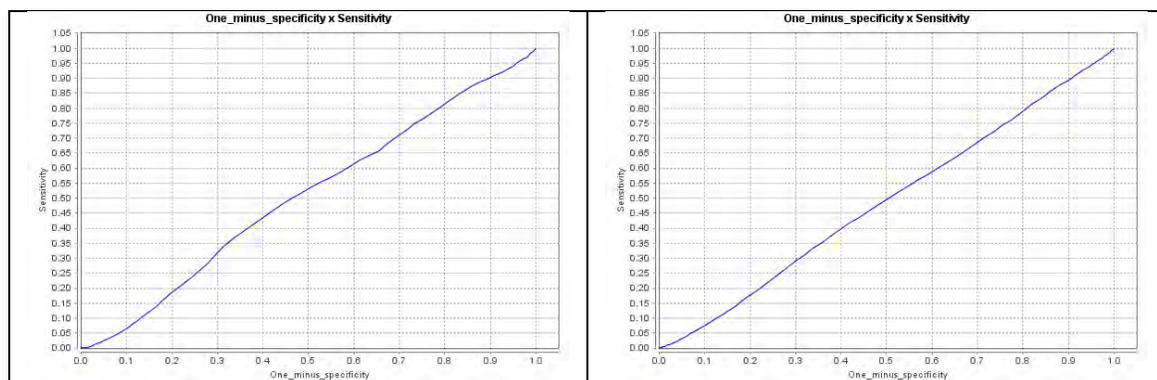


Figura 42: Curvas ROC para cada año de 2014 a 2018.

El valor del AUC para estas curvas se presenta en el siguiente cuadro 66:

Cuadro 66: Valores del AUC para el período 2014 - 2018.

Año de análisis	AUC
2014	0.4495
2015	0.5181
2016	0.4640
2017	0.4799
2018	0.5057
2014 a 2018	0.4879