

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SINALOA

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y EL ESPACIO

FACULTAD DE INFORMÁTICA CULIACÁN

MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN



**INVENTARIO Y ANÁLISIS DE ÁREAS QUEMADAS PARA LA TEMPORADA
2011 DE LA CUENCA PACÍFICO NORTE, MÉXICO. A TRAVÉS DE TÉCNICAS DE
PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN
GEOGRÁFICA**

TESIS

Como requisito para obtener el grado de

MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN

Presentada por:

JOSÉ CARLOS BELTRÁN GONZÁLEZ

DIRECTORES

DR. WENSESLAO PLATA ROCHA

DR. CARLOS EDUARDO PACHECO ANGULO

Culiacán, Sinaloa, México. Febrero de 2017

A mi familia, a mis padres, a mis hermanos

“Hay pasiones que son incendios, hasta que las ahoga el destino de un zarpazo y aun así quedan brasas calientes listas para arder apenas se les da oxígeno.”

Isabel Allende [El Amante Japonés]

AGRADECIMIENTOS

Primeramente agradecerle a mi familia por todo el apoyo brindado a lo largo de esta etapa tan importante en mi vida, por el apoyo moral y económico, que en gran medida me han ayudado a alcanzar logros en lo académico, en lo profesional y en lo personal.

A mis directores de tesis, el Dr. Wenseslao Plata Rocha y el Dr. Carlos Eduardo Pacheco Angulo, a ambos por el apoyo y asesorías proporcionadas, que contribuyeron al desarrollo y culminación del este trabajo de investigación.

Al Dr. Pacheco, su familia y amigos por todo el empeño, apoyo, confianza y hospedaje brindados durante mi estancia académica en la Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales de la Universidad de Los Andes, en la ciudad de Mérida, Venezuela; en resumen por sus grandes aportes en la etapa metodológica de la investigación.

A los maestros del núcleo básico del Posgrado en Ciencias de la Información de la Facultad de Ciencias de la Tierra y de la Facultad de Informática Culiacán, por el conocimiento proporcionado durante mi preparación académica en el período de estudio 2013-2015.

A mis compañeros de generación que en algún momento contribuyeron positivamente en mi desarrollo académico, a Luis Ibarra, Gaby y Saúl; a mis amigos y compañeros de tesis del área de geomántica que en más de alguna ocasión contribuyeron con ideas positivas en el desarrollo del trabajo, a Gaby, Jesús (Chuy), Rosendo, Sergio, Arturo (el Flaco), Lidia, a Álvaro.

Al Posgrado en Ciencias de la Información por aceptarme en el programa de Maestría en Ciencias de la Información con opción terminal en Geomática y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por haberme brindado la oportunidad de realizar mis estudios de posgrado mediante el apoyo económico proporcionado a través de la Beca de Inversión en el Conocimiento (No. CVU Becario: 559535)

ÍNDICE

ACRÓNIMOS.....	19
SIMBOLOGÍA	23
1. INTRODUCCIÓN.....	31
1.1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	31
1.2. ANTECEDENTES.....	36
1.2.1. Reseña histórica sobre el estudio de incendios	36
1.2.1.1. A nivel internacional	36
1.2.1.2. A nivel nacional.....	38
1.2.2. Datos y técnicas utilizadas en el estudio de incendios.....	39
1.2.2.1. Tipo de datos utilizados en la detección de áreas quemadas	40
1.2.2.2. Técnicas para el realce de áreas quemadas.....	42
1.2.2.3. Técnicas digitales para la discriminación de áreas quemadas	44
1.2.3. Productos de área quemada.....	46
1.3. JUSTIFICACIÓN.....	47
1.4. OBJETIVOS.....	49
1.4.1. Objetivo general.....	49
1.4.2. Objetivos particulares	49
1.5. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	50
2. MARCO TEÓRICO	53
2.1. ÁREAS QUEMADAS	53
2.1.1. Definición	53
2.1.2. Marco legal nacional.....	54
2.1.3. Factores causales.....	56
2.2. DATOS EMPLEADOS EN LA DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS	57

2.2.1.	Plataforma Landsat	57
2.2.2.	Nivel de procesamiento de las imágenes Landsat.....	58
2.3.	ANÁLISIS DIGITAL DE IMÁGENES PARA LA DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADA	60
2.3.1.	Técnicas de pre-procesamiento de imágenes	60
2.3.2.	Técnicas para el realce de áreas quemadas	61
2.3.3.	Evaluación y reducción de variables.....	71
2.3.3.1.	Análisis ROC.....	71
2.3.3.2.	Separabilidad espectral – Distancia normalizada M.....	73
2.3.4.	Clasificación digital de áreas quemadas	73
2.3.4.1.	Paradigma de clasificación de píxel a píxel.....	74
2.3.4.2.	Paradigma de clasificación por contexto espacial	78
2.4.	VALIDACIÓN CARTOGRÁFICA.....	80
2.4.1.	Validación por matriz de confusión.....	80
2.4.2.	Validación por regresión lineal.....	82
2.4.3.	Análisis de costos de clasificación.....	83
3.	ÁREA DE ESTUDIO	87
3.1.	UBICACIÓN GEOGRÁFICA.....	87
3.2.	CARACTERIZACIÓN DE LA CUENCA PACÍFICO NORTE	88
3.2.1.	Hidrografía	88
3.2.2.	Recursos hídricos	89
3.2.3.	Clima.....	89
3.2.4.	Relieve	90
3.2.5.	Usos y coberturas de suelo.....	90
3.2.6.	Suelos	90

4. DATOS.....	93
4.1. Información vectorial.....	93
4.1.1. Uso de suelo y vegetación.....	93
4.2. IMÁGENES SATELITALES LANDSAT.....	94
5. METODOLOGÍA.....	99
5.1. DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS.....	100
5.1.1. Selección del periodo de estudio y escena de entrenamiento.....	101
5.1.1.1. Análisis de incidencias en la cuenca Pacífico Norte.....	101
5.1.1.2. Análisis exploratorio de las imágenes.....	101
5.1.2. Pre-procesamiento.....	102
5.1.3. Generación de variables continuas.....	102
5.1.3.1. Índices de vegetación.....	104
5.1.3.2. Índices de área quemada.....	104
5.1.3.3. Divisiones entre bandas.....	104
5.1.3.4. Transformaciones.....	104
5.1.4. Evaluación de variables continuas.....	105
5.1.4.1. Análisis ROC.....	106
5.1.4.2. Separabilidad espectral.....	107
5.1.5. Clasificación digital.....	108
5.1.5.1. Clasificación digital de píxel a píxel.....	108
5.1.5.2. Clasificación digital de contexto espacial.....	110
5.1.6. Validación.....	110
5.1.6.1. Validación por matriz de confusión.....	111
5.1.6.2. Validación por regresión lineal.....	113
5.2. INVENTARIO DE ÁREAS QUEMADAS.....	115

5.2.1.	Obtención de imágenes Landsat	115
5.2.2.	Pre-procesamiento de las imágenes	117
5.2.2.1.	Recorte de bordes	118
5.2.2.2.	Eliminación de coberturas extensas de cuerpos de agua	118
5.2.2.3.	Corrección por bandeado.....	119
5.2.3.	Cálculo de variables continuas.....	119
5.2.4.	Clasificación digital	120
5.2.5.	Cartografía de áreas quemadas	120
5.2.6.	Validación de la cartografía	121
5.2.6.1.	Análisis de costos de clasificación	122
6.	RESULTADOS	125
6.1.	DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS	125
6.1.1.	Período de estudio y escena de entrenamiento	125
6.1.1.1.	Incidencias en la cuenca Pacífico Norte	125
6.1.1.2.	Exploración visual de las imágenes.....	125
6.1.2.	Pre-procesamiento.....	126
6.1.3.	Variables continuas	127
6.1.3.1.	Bandas espectrales.....	128
6.1.3.2.	Índices de vegetación.....	129
6.1.3.3.	Índices de área quemada.....	131
6.1.3.4.	División entre bandas espectrales.....	132
6.1.3.5.	Análisis de componentes principales.....	133
6.1.3.6.	Tasseled Cap.....	134
6.1.3.7.	Análisis lineal de mezclas espectrales	135
6.1.4.	Evaluación de variables continuas	136

6.1.4.1.	Técnica de análisis ROC.....	136
6.1.4.2.	Medida de separabilidad espectral M	138
6.1.5.	Clasificación digital	141
6.1.5.1.	Clasificación digital por árboles de decisión.....	141
6.1.5.2.	Clasificación de contexto espacial.....	143
6.1.6.	Clasificación Visual	145
6.1.7.	Validación	146
6.1.7.1.	Matriz de confusión	147
6.1.7.2.	Regresión lineal	148
6.2.	INVENTARIO DE ÁREAS QUEMADAS DE LA RHA-III.....	152
6.2.1.	Pre-procesamiento de las imágenes	152
6.2.2.	Índice de áreas quemadas IBAIM.....	154
6.2.3.	Clasificación digital de contexto espacial.....	156
6.2.4.	Validación cartográfica.....	158
6.2.4.1.	Análisis de costos de clasificación	160
6.2.5.	Distribución espacial de áreas quemadas.....	162
6.2.5.1.	Distribución de áreas quemadas por escenas Landsat(path-row).....	162
6.2.5.2.	Distribución de áreas quemadas por división política	163
6.2.5.3.	Distribución de áreas quemadas por usos de suelo y vegetación	166
6.2.5.4.	Distribución de áreas quemadas por tipos de climas	167
6.2.5.5.	Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la edafología	168
6.2.5.6.	Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la fisiografía.....	168
7.	DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	173
7.1.	DISCUSIÓN.....	173
7.2.	CONCLUSIONES	177

7.3. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN	179
BIBLIOGRAFÍA	183
ANEXOS	197

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Legado del programa Landsat.	57
Figura 2. Bandas espectrales y los distintos sensores a bordo de los satélites Landsat.	58
Figura 3. Curva ROC, para determinar la sensibilidad de las variables al identificar áreas quemadas.....	72
Figura 4. Cuenca Pacífico Norte (RHA III, en azul).	87
Figura 5. Distribución de las escenas Landsat (path-row).....	96
Figura 6. Esquema metodológico general.....	99
Figura 7. Esquema metodológico para la detección de áreas quemadas.	100
Figura 8. Matriz de confusión del análisis ROC.....	107
Figura 9. Composiciones de imágenes en color verdadero y en falso color (RGB) de la escena Landsat 031-044 (19/Jun/2011): a) R3 G2 B1; b) R4 G3 B2; c) R3 G4 B7; d) R4 G5 B7; e) R4 G7 B2; f) R7 G4 B5.	111
Figura 10. Diseño del muestreo sistemático simple.....	114
Figura 11. Esquema metodológico para el inventario de áreas quemadas.	116
Figura 12. Recorte de bordes de las imágenes Landsat: a) sin recorte; b) con recorte.	118
Figura 13. Ejemplo de relleno por efecto del bandeo en las imágenes Landsat 7 TM+ (<i>Gap Fill</i>).	119
Figura 14. Ocurrencia media de incendios en los estados de la RHA-III en el período 1995-2013.....	125
Figura 15. <i>Path-row</i> que cubren la cuenca Pacífico Norte (color azul) y <i>path-row</i> seleccionado para la definición de la metodología (color rojo).....	126
Figura 16. Ejemplo de corrección radiométrica para la escena 031-044; a) escena original, b) escena corregida.....	127
Figura 17. Bandas espectrales; (a) azul, (b) verde, (c) rojo, (d) NIR, (e) SWIR1, (f) SWIR2.	129
Figura 18. Índices de vegetación calculados: a) NDVI, b) RVI, c) SAVI, d) EVI, e) EVI2.	130
Figura 19. Índices de área quemada: a) NBR; b) BAI; c) BAIM; d) IBAIM.	131
Figura 20. Divisiones entre bandas espectrales: a) $BR_1: 7/5$; b) $BR_2: 7/4$; c) $BR_3: 4/5$	132
Figura 21. Análisis de componentes principales: a) PCA 1; b) PCA 2; c) PCA 3; d) PCA 4; e) PCA 5; f) PCA.	133

Figura 22. Transformación <i>Tasseled Cap</i> : a) <i>Brightness</i> ; b) <i>Greenness</i> ; c) <i>Third</i>	135
Figura 23. Análisis lineal de mezclas espectrales: a) quemado; b) vegetación; c) suelo.....	136
Figura 24. Resultados del análisis de ROC: valores de área bajo la curva (línea) y sensibilidad (barras).	137
Figura 25. Separabilidad espectral media entre las categorías de quemado y no quemado.	139
Figura 26. Clasificaciones digitales obtenidas por el paradigma de píxel a píxel: a) CART, b) QUEST.....	142
Figura 27. Clasificaciones digitales de contexto espacial: a) SC_70-10, b) SC_80-10.....	144
Figura 28. Clasificación visual de la escena Landsat con path-row 031-044.	146
Figura 29. Validación de las clasificaciones por el método de matriz de confusión.	148
Figura 30. Gráficos de dispersión obtenidos por el análisis de regresión lineal sobre las clasificaciones digitales: a) DT: CART, b) DT: QUEST, SC: 70-10, SC: 80-10.....	149
Figura 31. Validación por el método de regresión lineal.....	150
Figura 32. Mosaico de imágenes Landsat 2011 de la RHA-III en composición RGB 4-5-7.	154
Figura 33. Mosaico de imágenes obtenidas por el cálculo de los índices de área quemada IBAIM.....	155
Figura 34. Cartografía de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte 2011.	157
Figura 35. Costo de producción cartográfica en un espacio bidimensional <i>eo/ec</i>	161
Figura 36. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a los tamaños de superficie.	176
Figura 37. Mapa de Uso de Suelo y Vegetación de INEGI para la cuenca Pacífico Norte para el año 2011.....	197
Figura 38. Mapa USyV Serie V de INEGI para la escena Landsat 031-044.....	198
Figura 39. Área quemada obtenida por la clasificación digital de árboles de decisión CART.	199
Figura 40. Área quemada obtenida por la clasificación digital de árboles de decisión QUEST.	200
Figura 41. Área quemada obtenida por la clasificación digital de contexto espacial 70-10.	201
Figura 42. Área quemada obtenida por la clasificación digital de contexto espacial 80-10.	202
Figura 44. Curvas ROC de la técnica LSU, a) quemado, b) vegetación y c) suelo.	208
Figura 45. Curvas ROC por la técnica de análisis de componente principales, a) PCA-1, b)	

PCA-2, c) PCA-3, d) PCA-4, e) PCA-5, f) PCA-6.....	209
Figura 46. Curvas ROC por la técnica de transformación tasseled cap, a) Brightness, b) Greenness, c) Third.....	210
Figura 47. Curvas ROC obtenidas por los índices de vegetación, a) NDVI, b) RVI, c) SAVI, d) EVI, e) EVI 2.....	211
Figura 48. Curvas ROC obtenidas por los índices de área quemada, a) NBR, b) BAI, c) BAIM, d) IBAIM.	212
Figura 49. Curvas ROC obtenidas por la división entre bandas: a) BR-1, b) BR-2, c) BR-3.	213
Figura 50. Separabilidad espectral entre las categorías de agricultura y área quemada.	214
Figura 51. Separabilidad espectral entre las categorías de agua y área quemada.	214
Figura 52. Separabilidad espectral entre las categorías de bosque y área quemada.	214
Figura 53. Separabilidad espectral entre las categorías de herbazal y área quemada.	215
Figura 54. Separabilidad espectral entre las categorías de matorral y área quemada.	215
Figura 55. Separabilidad espectral entre las categorías de área urbana y área quemada.	215
Figura 56. CART	216
Figura 57. QUEST.	217

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Construcción de la matriz de confusión.....	81
Tabla 2. Distribución de la superficie de la cuenca Pacífico Norte.	88
Tabla 3. Principales presas de la cuenca Pacífico Norte y sus usos.	89
Tabla 4. Distribución de las clases temáticas de USyV 2011 sobre la cuenca Pacífico Norte.	94
Tabla 5. Características de Landsat 5 y 7.	95
Tabla 6. Algoritmos utilizados por las técnicas de transformación en el dominio espectral.	103
Tabla 7. Compuesto de 30 variables, con bandas espectrales y sintéticas.....	106
Tabla 8. Criterios para algoritmo de árbol de decisión CART.	109
Tabla 9. Criterios definidos para el algoritmo de árbol de decisión QUEST.	109
Tabla 10. Matriz de confusión.	112
Tabla 11. Escenas Landsat utilizadas para la temporada de incendios 2011 en la RHA-III.	117
Tabla 12. Separabilidad espectral del compuesto de 30 bandas, con la distancia normalizada M.	140
Tabla 13. Reglas de decisión obtenidas por los árboles de decisión.	141
Tabla 14. Áreas quemadas de la escena Landsat 031-044.....	145
Tabla 15. Matriz de confusión de la clasificación digital por árboles de decisión CART. ..	147
Tabla 16. Matriz de confusión de la clasificación digital por árboles de decisión QUEST. .	147
Tabla 17. Matriz de confusión de la clasificación digital de contexto espacial SC: 70-10. .	147
Tabla 18. Matriz de confusión de la clasificación digital de contexto espacial SC: 80-10. .	147
Tabla 19. Parámetros de precisión e índice kappa obtenidos por la validación de las cuatro clasificaciones digitales de área quemada.....	151
Tabla 20. Procesos realizados en la etapa de pre-procesamiento a las imágenes Landsat. ..	152
Tabla 21. Distribución de áreas quemadas por tamaño de superficie y frecuencia de ocurrencia.	156
Tabla 22. Matriz de confusión de la cuenca Pacífico Norte.	158
Tabla 23. Matriz de confusión del Path-Row 031-044.	158
Tabla 24. Matriz de confusión del Path-Row 033-041.	159
Tabla 25. Matriz de confusión del Path-Row 033-042.	159
Tabla 26. Parámetros de precisión de la cartografía en la discriminación de las áreas quemadas.	

.....	160
Tabla 27. Superficies de área quemada por path-row.....	162
Tabla 28. Distribución de área quemada por Estado.	163
Tabla 29. Distribución de áreas quemadas por municipio.....	164
Tabla 30. Distribución de área quemada por uso de suelo y vegetación.	166
Tabla 31. Distribución de áreas quemadas por tipos de clima.....	167
Tabla 32. Distribución de áreas quemadas por la composición del suelo.	168
Tabla 33. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la fisiografía.	169
Tabla 34. Comparación entre áreas quemadas de la cartografía AQPN2011 e información de CONAFOR	176
Tabla 35. Escenas de la plataforma Landsat utilizadas en el estudio.	203
Tabla 36. Incendios forestales y superficies afectadas para Chihuahua durante el periodo 1995-2013.....	204
Tabla 37. Incendios forestales y superficies afectadas para Durango durante el periodo 1995-2013.....	204
Tabla 38. Incendios forestales y superficies afectadas para Nayarit durante el periodo 1995-2013.....	205
Tabla 39. Incendios forestales y superficies afectadas para Sinaloa durante el periodo 1995-2013.....	205
Tabla 40. Incendios forestales y superficies afectadas para Zacatecas durante el periodo 1995-2013.....	206

ACRÓNIMOS

ALI	<i>Advanced Land Imager</i>
ANOVA	<i>Analysis of Variance</i>
AQ	Áreas Quemadas
ASTER	<i>Advanced Spaceborn Thermal Emission and Reflection Radiometer</i>
BAI	<i>Burned Area Index</i>
BAIM	<i>Burned Area Index MODIS</i>
BDA	<i>Bulk Download Application</i>
CART	<i>Classification and Regression Tree</i>
CENCIF	Centro Nacional de Control de Incendios Forestales
CONABIO	Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad
CONAFOR	Comisión Nacional Forestal
CONAGUA	Comisión Nacional del Agua
DEM	<i>Digital Elevation Model</i>
DOF	Diario Oficial de la Federación
DT	<i>Divergence Transform</i>
DT	<i>Decision Tree</i>
EO-1	<i>Earth Observing mission 1</i>
EROS	<i>Earth Observation and Science</i>
ERTS	<i>Earth Resources Technologies Satellite</i>
ETM+	<i>Enhanced Thematic Mapper plus</i>
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i>
EVI2	<i>Two-band Enhanced Vegetation Index</i>
FAO	<i>Food and Agriculture Organization of the United Nations</i>
FRA	<i>Global Forest Resources Assessments</i>
GBA	<i>Global Burnt Area</i>
GBS	<i>Global Burnt Surfaces</i>
GEMI	<i>Global Environmental Monitoring Index</i>
GFMC	<i>Global Fire Monitoring Center</i>
GVI	<i>Green Vegetation Index</i>
GWFN	<i>Global Wildland Fire Network</i>
HRS	<i>High-Resolution Stereoscopic</i>
HRV	<i>Visible High-Resolution</i>
HSI	<i>Hyperspectral Imaging Instrument</i>
IAQ	Índice de Área Quemada
IAS	<i>Images Assessment System</i>
IBAIM	<i>Improved Burned Area Index MODIS</i>
IHS	<i>Intensity, Hue, Saturation</i>

INEGI	Instituto Nacional de Estadística y Geografía
INPE	<i>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais</i>
ISDR	<i>United Nations International strategy for Disaster Reduction</i>
IV3	<i>Vegetation Index band 3</i>
JM	Jeffries-Matusita
KNN	<i>K Nearest Neighbor</i>
LFMN	Ley Federal sobre Metrología y Normalización
LGDFS	Ley General de Desarrollo Forestal Sustentable
LSU	<i>Lineal Spectral Unmixing</i>
MERIS	<i>Medium-Spectral Resolution Imaging Spectrometer</i>
MIRBI	<i>Medium Infrared Burned Index</i>
MMRS	<i>Multispectral Medium Resolution Scanner</i>
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MSS	<i>Multispectral Scanner</i>
NBR	<i>Normalized Burnt Ratio</i>
ND	Nivel Digital
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NOM	Norma Oficial Mexicana
NSI	<i>Non-such Index</i>
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PDI	Procesamiento Digital de Imágenes
QDA	<i>QuadraticDiscriminant Analysis</i>
QUEST	<i>Quick, Unbiased, Efficiente and Statistical Tree</i>
RBV	<i>Return Beam Vidicon</i>
RGB	<i>Red, Green, Blue</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristics</i>
RVI	<i>Ratio Vegetation Index</i>
SAC-C	Satélite de Aplicaciones Científicas C
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SBI	<i>Soil -Brightness Index</i>
SC	<i>Spatial Context</i>
SCL	<i>Scan Line Corrector</i>
SeaWIFS	<i>Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor</i>
SEMARNAT	Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales
STC	<i>Standard Terrain Correction</i>
SWIRratio	<i>AVHRR SWIR Index</i>
TC	Tasseled Cap
TIRS	<i>Thermanl Infrared Sensor</i>
TM	<i>Thematic Mapper</i>
TOA	<i>Top of Atmosphere</i>

USGS
UsyV
UTM
WRS
YVI

United States Geological Survey
Uso de Suel y Vegetación
Universal Transverse Mercator
Worldwide Reference System
Yellostuff Index

SIMBOLOGÍA

Simbología	Descripción	Capítulo
DN_k, Q_{cal}	Valor del píxel calibrado cuantificado en números digitales (DN)	5.1.2
$Q_{cal,MIN}$	Mínimo valor de píxel calibrado cuantificado que corresponde a $L_{\lambda, MIN}$ [DN=0]	5.1.2
$Q_{cal,MAX}$	Máximo valor de píxel calibrado cuantificado que corresponde a $L_{\lambda,MAX}$ [DN=255].	5.1.2
$L_{\lambda,MIN}$	Radiancia espectral escalada a $Q_{cal, MIN}$ en [W / (m ² * sr * μ m)]	5.1.2
$L_{\lambda,MAX}$	Radiancia espectral escalada a $Q_{cal, MAX}$ en [W / (m ² * sr * μ m)]	5.1.2
$a_{0,k}, B_{rescale}$	Factor de ganancia reescalado en la banda k [(W / (m ² * sr * μ m)) / DN], proporcionado en el archivo de los metadatos	5.1.2
$a_{1,k}, G_{rescale}$	Factor de sesgo reescalado en la banda k [W / (m ² * sr * μ m)], proporcionado en el archivo de los metadatos.	5.1.2
ρ_{λ}	Reflectancia planetaria en el techo de la atmósfera (adimensional)	5.1.2
π	Constante matemática igual a ~ 3.14159 (adimensional)	5.1.2
L_{λ}	Radiancia espectral en la apertura del sensor de la banda λ [W/(m ² sr μ m)]	5.1.2
d	Distancia Tierra-Sol (en unidades astronómicas)	5.1.2
$E_{0,\lambda}$	Irradiancia solar exoatmosférica media [W / (m ² μ m)]	5.1.2

θ_s	Ángulo solar cenital (en grados)	5.1.2
C	Es la matriz de covarianza	2.3.2
M	Se refiere a la media de la imagen multiespectral	2.3.2
x	Se refiere a los valores de los vectores de píxeles individuales	2.3.2
n	Se refiere al número de píxeles	2.3.2
r_{ij}	Es el elemento de la matriz de correlación entre las bandas i y j	2.3.2
c_{ij}	Se refiere a los elementos de la matriz de covarianza	2.3.2
σ_i, σ_j	Son las desviaciones estándar de las bandas de la imagen i, j	2.3.2
$A_i = (a_1, a_2, \dots, a_k)$	Es el <i>eigenvector</i> correspondiente al <i>eigenvalue</i> λ_i	2.3.2
k	Es número total de dimensiones espaciales	2.3.2
I	Es la matriz identidad	2.3.2
$x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$	Se refiere a los píxeles	2.3.2
p_i	Es la proyección del píxel j^{th} del vector original x_j	2.3.2
$x_j = (x_1, x_2, \dots, x_k)$	Se refiere al vector original	2.3.2

V_i	Se refiere al vector unitario de cada eje i transformado	2.3.2
c	Es una constante con la cual se asegura que el resultado de p_i sea siempre positivo	2.3.2
$R_n, n=1\dots N$	Es la reflectividad espectral observada de un píxel en la banda n registrada por el sensor	2.3.2
$f_m, m=1\dots M$	Son las proporciones de las categorías puras de interés (<i>endmembers</i>) contenidas en cada píxel mezclado	2.3.2
a_{mn}	Es la reflectividad espectral en la banda n de la categoría de interés m (<i>endmembers</i>)	2.3.2
ξ_n	Se refiere a los errores residuales en la banda n asociados a la estimación de las proporciones en cada píxel	2.3.2
R	Es el vector de reflectividad espectral	2.3.2
A	Es una matriz de dimensión $m \times n$, de las respuestas espectrales de los <i>endmembers</i>	2.3.2
f	Es el vector (columna) de las proporciones de categorías de interés de tamaño M	2.3.2
ξ	Se refiere al vector de error	2.3.2
R_n	Es la reflectividad espectral registrada en un píxel, en la banda n	2.3.2
a, b, c	Son las proporciones de los <i>endmembers</i> (quemado, vegetación, suelo)	5.1.3.4
$quemado_n,$ $vegetación_n,$ $suelo_n$	Son las reflectividades espectrales de los <i>endmembers</i> en la banda espectral n	5.1.3.4

x_i	Es la tasa de falsos positivos para el umbral i	5.1.4.1
y_i	Es la tasa de verdaderos positivos para el umbral i	5.1.4.1
\bar{x}_a, \bar{x}_b	Corresponden a las medias de las muestras de las categorías de quemado a y no quemado b , respectivamente	5.1.4.2
S_a, S_b	Son las desviaciones estándar de las muestras de las clases a (quemado) y b (no quemado)	5.1.4.2
$i(n)$	Es la medida de la impureza de clases para el nodo n de Gini	2.3.4.1
$P(\omega_j)$	Se refiere a la fracción de los píxeles de entrenamiento en el nodo n que está en la clase ω_j	2.3.4.1
$P(\omega_i)$	Se refiere a la proporción de píxeles que no están en la clase ω_j	2.3.4.1
$\Delta i(n)$	Es la medida de reducción de la impureza en el nodo n , dentro de n_L y n_R	2.3.4.1
n	Se refiere a un nodo	2.3.4.1
n_L, n_R	Se refiere a los nodos descendentes izquierdo y derecho, respectivamente	2.3.4.1
P_L	Es la proporción de los píxeles de entrenamiento en el nodo n que termina en n_L	2.3.4.1
$\bar{x}(a), s_a^2$	Son la media y la varianza de la clase a	2.3.4.2
$\bar{x}(b), s_b^2$	Son la media y la varianza de la clase b	2.3.4.2

$p(j t)$	Probabilidad <i>a posteriori</i> de que una muestra pertenezca a la clase j en el nodo t	2.3.4.2
$\pi(j)$	Se refiere a la probabilidad <i>a priori</i> de la clase j , estimada regularmente como la proporción de la muestra de la clase j	2.3.4.2
N_j	Es el número de muestras de la clase j	2.3.4.2
$N_{j,t}$	Es el número de muestras de la clase j dentro del nodo t	2.3.4.2
m_t	Es el número de clases presentes en el nodo t	2.3.4.2
N_t	Es el número de muestras en el nodo t	2.3.4.2
$F_{u,v}$	Se refiere a la distribución F con u y v grados de libertad	2.3.4.2
n_r, n_c	Son los números de las filas y las columnas de la tabla con totales diferentes de cero	2.3.4.2

INTRODUCCIÓN

“... una caja de fósforos sigue siendo la más simple y la menos costosa herramienta disponible para los usuarios del fuego”

FAO.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. INTRODUCCIÓN GENERAL

La función que desempeña el fuego alrededor del mundo es ambigua y de gran relevancia. Por un lado, es esencial para mantener una dinámica activa en los ecosistemas, para la preservación de la biodiversidad, y necesario en algunos casos como herramienta de transformación del uso del suelo, generalmente de coberturas forestales a usos agropecuarios, o como instrumento de limpieza en tierras de cultivo. Por otra parte, cada año se destruye una gran cantidad de superficies de selva, bosque y otros tipos de vegetación, ocasionando la pérdida de vidas humanas y de la fauna, así como grandes daños económicos derivados de los recursos naturales destruidos y por los costos requeridos para su combate (FAO, 2007).

Algunos de los componentes naturales más relevantes que intervienen en la ocurrencia de incendios son: los combustibles secos, la baja humedad y las altas temperaturas, fuertes vientos en la superficie, una atmósfera inestable, un perfil típico de viento y con bajos niveles de propulsión, grandes acumulaciones de combustible, pendientes pronunciadas, la altura y la densidad de la cubierta forestal (Bovio & Camia, 1997). Sin embargo, aunque este fenómeno es considerado como un proceso natural, las actividades humanas juegan un papel importante en la alteración de las condiciones naturales del fuego (FAO, 2007; Chuvieco & Justice, 2010; Leblon, et al., 2012).

La ocurrencia de incendios se presenta en diversos biomas, ya sea tropicales, templados o boreales (Pereira, 1999; van der Werf, et al., 2006). En los trópicos, la incidencia del fuego se asocia regularmente a actos humanos deliberados; se utiliza regularmente como herramienta para el manejo del suelo, para la transformación de superficies forestales a tierras de cultivo u otros tipos de uso, para la rotación de cultivos, para prácticas de caza y para evitar que las coberturas de pastizales sean invadidas por cubiertas arbustivas (Maeda, et al., 2011). En ecosistemas templados, la fuente de ignición se atribuye principalmente a la tala forestal por quema; sin embargo, el fuego es habitualmente considerado como un riesgo al originarse la quema en ecosistemas evaluados con un alto valor económico y ecológico (Pereira, et al., 1997). En ecosistemas boreales, la mayor cantidad de incendios se presentan entre Rusia, Canadá y Alaska, causados principalmente por la incidencia de rayos (Anderson, et al., 2000;

Goetz, et al., 2006; Vajda, et al., 2014).

La incidencia del fuego es considerada como uno de los principales factores de perturbación del medio ambiente (Hantson, et al., 2016), afectando la estructura de los ecosistemas, la composición de la vegetación, las reservas de biomasa y el balance de carbono; además supone una de las causas principales en la emisión de los gases de efecto invernadero (Anaya, et al., 2009; Manrique, et al., 2012; Hantson, et al., 2015; MacDicken, 2015), provocando cambios significativos en el patrón de los procesos naturales sobre los ecosistemas, como el clima, la erosión del suelo, los escurrimientos y la transpiración, la sucesión vegetal y el ciclo hidrológico (Flannigan, et al., 2000; Bond & Keeley, 2005; Bowman, et al., 2009; Miura, et al., 2015).

En este orden de ideas, el estudio de los incendios forestales así como de las causas que los originan, son fundamentales tanto en el ámbito global, como regional y local; ya que en cada uno de ellos se presentan distintas variables de influencia que llevan a la degradación paulatina de los ecosistemas, así como a desastres y pérdidas tanto naturales como socio-económicas (Chuvieco & Justice, 2010). El efecto ocasionado por los incendios a escalas globales tiene implicaciones en la estructura de los ecosistemas, en la composición química de la atmósfera, en los balances de carbono, así como en el cambio climático (Chuvieco, 1999; Bastarrika, et al., 2011a) y es considerado como uno de los factores más complejos dentro de los modelos de emisiones de gases de efecto invernadero (Bastarrika, et al., 2011b; Chuvieco, et al., 2012). Mientras que a escalas regionales, la cartografía de áreas quemadas proporciona una componente espacial en la evaluación de los efectos económicos y del medioambiente, que han sido ocasionados por el fuego y tiene mayores implicaciones en el ámbito socio-económico, como la pérdida severa de vidas humanas y de animales, graves impactos de humo que afectan a la salud de las personas, así como la pérdida de propiedades y la destrucción de recursos forestales (Chuvieco & Justice, 2010; Taylor, et al., 2013).

Por otra parte, se ha demostrado que las transformaciones del espacio rural y los efectos de las distintas políticas de extinción de incendios han supuesto una modificación de los patrones históricos de recurrencia, acortando en muchos casos los ciclos, incrementando en otros las intensidades y alterando los efectos tradicionales del fuego (Heredia Laclaustra, et al., 2003; Chuvieco & Justice, 2010), suponiendo esto, un cambio significativo en el régimen del fuego;

el régimen del fuego tiene seis componentes: la frecuencia del fuego, la intensidad, las temporadas, el tipo y la severidad (Moreno & Chuvieco, 2012; Moreno, et al., 2014).

Los incendios han sido ocasionados generalmente por actividades antropogénicas (asociadas a actividades desarrolladas por el hombre) y por diversos fenómenos naturales (Roy, et al., 2008; Dubinin, et al., 2010), en consecuencia, el estudio de este fenómeno es fundamental porque contribuye a la comprensión de los procesos físicos que presenta la superficie terrestre (Koutsias & Karteris, 2000).

Debido a la importancia que implican las reservas de biomasa, y por ende, las cubiertas forestales a lo largo de la superficie para el balance de carbono y la estabilidad en los ecosistemas, es que se hace imprescindible el conocimiento de su comportamiento y distribución (Keenan, et al., 2015; Köhl, et al., 2015; Morales-Hidalgo, et al., 2015). En este sentido, la FAO (*Food and Agriculture Organization of the United Nations*) ha aportado datos muy importantes sobre la evaluación global de los recursos forestales desde 1948 hasta 2015 (Sloan & Sayer, 2015), en donde la superficie afectada por el fuego se considera un dato relevante (Federici, et al., 2015; van Lierop, et al., 2015).

Para el año 2015, se reportó un total de 3,999 M ha «M = millones» de cubierta forestal, suponiendo el 31% de la superficie total. Dentro de la distribución global de coberturas forestales a través de los distintos ecosistemas, se ha encontrado que un 44% de la superficie total le pertenece a regiones tropicales y otro 8% a la región sub-tropical; la cobertura forestal de los ecosistemas templados cuenta con un 26% de la superficie forestal total, mientras que las regiones boreales cuentan con un 22%. Por otra parte, en la distribución por regiones geográficas, se señala que Europa (incluyendo la superficie de Rusia) cuenta con la mayor cantidad de cubiertas forestales en todo el mundo con un 25%, mientras que a Suramérica y Norteamérica se les atribuye un 21% y 16% respectivamente. En el año 1990, se reportó un total de 4,128 M ha de cubierta forestal en todo el mundo, significando una pérdida de 129 M ha con una tasa de cambio de cubierta forestal de -5.16 (M ha/año) dentro del periodo 1990-2015 (FAO, 2015; Keenan, et al., 2015).

Para el caso particular de México, la superficie forestal reportada para el año 2015, fue de 66,040,000 ha, con un 34% de la superficie total del territorio; mientras que para el año 1990 contaba con 69,760,000 ha, lo que significa una pérdida de 3,720,000 ha con una tasa de

cambio de cubiertas forestales de -148,800 (ha/año) para el periodo 1990-2015. En los periodos 2000-2005, 2005-2010 y 2010-2015, se reportaron tasas de deforestación de -154,600, -117,000 y de -91,600 ha/año, respectivamente (FAO, 2015), indicando una mejora significativa en las tasas de deforestación. La reserva de biomasa total (aérea y sobre el suelo) que habitaba en los recursos forestales para el año 2015, fue de 4,189 M Ton; mientras que para los años 1990, 2000 y 2010 fueron de 4,390, de 4,290 y de 4,209 M Ton respectivamente, indicando tasas de cambio entre los periodos 1990-2000, 2000-2010, 2010-2015 de -10.0, -8.1- y -4.0 (K Ton/año); dentro del periodo 1990-2015 se tiene una tasa de cambio de -8.0 (K Ton/año). La reserva total de carbono (biomasa aérea, biomasa sobre el suelo y en madera muerta) sobre los recursos forestales reportadas para el año 2015, fue de 1,995 M Ton; mientras que para los años 1990, 2000, 2005 y 2010, se tenían reservas de 2,089, de 2,042, de 2,018 y de 2,003 M Ton con tasas de cambio entre los periodos 1990-2000, 2000-2010, 2010-2015 de -4,700, -3,900 y 2,000 (K Ton/año) respectivamente; en el periodo 1990-2015, se reportó una tasa de cambio de -3.840 (K Ton/año) (FAO, 2015).

El reporte más reciente de áreas quemadas publicado por la FAO involucra al periodo 2003-2012 (FAO, 2015); en dicho reporte se anuncia una superficie total de área quemada (cubiertas forestales y otros tipos de cobertura) de 297,137,000 ha para el año 2012, mientras que para el año 2003 se tuvo una superficie de 355,300,000 ha. La superficie total de áreas quemadas de cubierta forestal fue de 63,141,000 ha para el año 2012, y de 68,592,000 ha para el año 2003 (van Lierop, et al., 2015). Es posible apreciar que con el paso de los años han disminuido las superficies de área quemada reportadas a nivel mundial (Sloan & Sayer, 2015), sin embargo, esto no significa precisamente una señal de alivio, ya que esto puede atribuirse a la pérdida alarmante de las coberturas forestales a lo largo de la superficie o a otro tipo de causas.

La superficie total de área quemada (cubiertas forestales y otro tipo de cobertura) para México durante del periodo 2003-2012, fue de 3,014,000 ha, con 301,400 (ha/año); mientras que las superficies de área quemada reportadas solo para la cubierta forestal, fueron de 368,600 ha, siendo un 12.2% de la superficie un total con 13,860 (ha/año) (FAO, 2015). Según el reporte publicado por la CONAFOR (Comisión Nacional Forestal), el total de superficies afectadas por el fuego para el año 2014 fue de 155,533.52 ha, con total de 5,325 incendios; mientras que para cubiertas herbáceas, arbóreas y arbustivas se reportó un total de 110,151.94 ha, 8,838.59 ha y 36,543.00 ha, respectivamente; suponiendo un 70.82%, 5.68% y 23.50% de la superficie

total (CONAFOR, 2014). La mayor cantidad de incendios ocurridos en el año 2014, afectaron principalmente a los estados de Sonora, Chihuahua, Baja California, Oaxaca y Durango; suponiendo un 65.92% de la superficie total afectada por el fuego. Por otra parte, se observa que las áreas afectadas por el fuego en México se encuentran aproximadamente por debajo de la media anual estimada por la FAO hasta el año 2012, lo cual pudiera estimarse como un indicador de avance en el combate de incendios.

El estudio de los incendios se ha venido realizando en tres etapas principales: a) previamente al incendio, en la que se realiza la evaluación del riesgo o peligro en la ocurrencia de incendios (Chuvienco, et al., 1997; Chuvienco, et al., 2010b; Maeda, et al., 2011; Chuvienco, et al., 2012); b) durante el incendio, donde se lleva a cabo la identificación de focos de calor e incendios activos (Barducci, et al., 2002; Giglio, et al., 2006; Ressler, et al., 2009); y c) después de la ocurrencia del incendio, en donde se realizan los inventarios de área quemada mediante la aplicación de técnicas multi-temporales o de post-incendio utilizando una sola imagen (Barbosa, et al., 1999; Koutsias & Karteris, 2000; Chuvienco, et al., 2004; Dubinin, et al., 2010; Oliva, et al., 2011; Quintano, et al., 2011), así como la evaluación del daño y severidad del fuego (Rodríguez y Silva, et al., 1997; Brewer, et al., 2005; Vasilakos, et al., 2007; Sharples, et al., 2009; De Santis, et al., 2010; Veraverbeke, et al., 2012; Vajda, et al., 2014).

Una de las herramientas más utilizadas desde hace poco más de dos décadas para el estudio de los incendios ha sido la percepción remota, pues permite realizar estudios sobre grandes extensiones del territorio a partir de series históricas de imágenes multiespectrales con una componente multi-temporal muy extensa. En este sentido, al análisis de las propiedades espectrales de las superficies afectadas por el fuego y los tipos de cobertura de suelo asociados, han impulsado el desarrollo de una gran cantidad de metodologías para el cartografiado y detección de áreas quemadas (Pereira, et al., 1997). Por otra parte, el uso de los sistemas de información geográfica o la aplicación de ambas técnicas; ha permitido la posibilidad de integrar distintas variables de riesgo, como la vegetación, topografía, climatología y un historial del fuego (Chuvienco, et al., 1997; Chuvienco, et al., 2010b).

1.2. ANTECEDENTES

“La razón por la que el soberano y el buen general vencen al enemigo cada vez que se lanzan al combate, es que tienen información previa”

Sun Tzu [El Arte de la Guerra]

1.2.1. Reseña histórica sobre el estudio de incendios

1.2.1.1. A nivel internacional

La preocupación en el ámbito global sobre la conservación y manejo de los recursos forestales se ha venido estableciendo firmemente desde la reunión celebrada por 44 países en 1943 en la ciudad de Hot Springs, Virginia, EE.UU., con el propósito de formar una organización permanente sobre alimentación y agricultura. Sin embargo, no fue sino hasta el 16 de Octubre de 1945 en la primera sesión celebrada en Quebec, Canadá, que se consolidó a través de su fundación, la FAO, que integra entre sus tres ejes principales, el manejo y uso sustentable de los recursos naturales, incluyendo los suelos, el agua, el clima, así como recursos genéticos para el beneficio de las presentes y futuras generaciones (FAO, 2015).

Posteriormente a la creación de la FAO, en Mayo de 1946, se fundó la división de silvicultura y productos forestales con la finalidad de realizar un inventario global de los recursos forestales, debido a la preocupación latente por la pérdida de madera en el marco de recuperación y reconstrucción por las pérdidas ocasionadas de la Segunda Guerra Mundial, así como para el apoyo al desarrollo de los países pertenecientes a zonas tropicales (FAO, 2006). No obstante, hasta 1948 se realizó la primera publicación de una evaluación global acerca de los recursos forestales, en la cual se contabilizó un total de 4,000 M ha de cubiertas forestales. A la postre, se desarrollaron los inventarios forestales mundiales desde 1953 hasta 1963, como resultado de la sexta sesión de conferencias de la FAO celebrada en 1951, donde se dispuso que se recogiera y publicara la información disponible sobre los recursos forestales de todo el mundo a intervalos de cinco años (FAO, 1957). Para la última edición de estas publicaciones se obtuvo un total de 3,800 M ha de superficie forestal, lo que implica una pérdida significativa de superficie durante el período 1948-1963.

Cabe señalar, que los trabajos realizados hasta 1963 sobre inventarios forestales mundiales fueron elaborados mediante cuestionarios enviados a los distintos países que colaboraron en cada una de las ediciones, y no fue sino hasta 1980 que se adoptaron técnicas más firmes basadas en el análisis de referencias aportadas por los países con el apoyo de la opinión de expertos, de técnicas de teledetección y de modelos estadísticos. A partir de ahí, los resultados obtenidos por los trabajos desarrollados en la evaluación global de los recursos forestales han sido cada vez más confiables. Sin embargo, fue hasta el trabajo realizado en el año 2000 cuando se obtuvieron los mejores y más comprensibles resultados de manera general, debido al número de referencias utilizadas de la información analizada (FAO, 2001a).

El interés principal que se le ha prestado a nivel internacional al estudio de los incendios forestales, es sin duda por el riesgo a los daños que de ellos se derivan. Sin embargo, la mayor inquietud ha surgido debido a la evidencia que existe en las estadísticas proporcionadas por las evaluaciones globales de los recursos forestales de la FAO hasta el año 2000, donde se observa que en la década de los 80's y 90's se han presentado una gran cantidad de incendios forestales a lo largo de todo el mundo, especialmente entre los periodos 1982-1983 y 1997-1998. La ocurrencia de dichos periodos de incendios fueron debido a las severas oscilaciones climáticas provocadas por el fenómeno El Niño, afectando grandes superficies forestales en todo el Mundo (FAO, 2001b).

Debido a las catástrofes climáticas ocurridas, se recomendó en la consulta de expertos sobre la evaluación global de los recursos forestales (FRA) celebrada en Kotka, Finlandia en junio de 1996, que la FAO proporcionara estimaciones estadísticas anuales sobre el número de incendios forestales ocurridos para cada país. Fue a partir de entonces, que se abordó la iniciativa de elaborar una evaluación global de los incendios forestales para el período 1990-2000, en el marco del proyecto FRA 2000 (FAO, 2001b).

Como resultado de las evaluaciones globales de incendios ocurridos durante el periodo 1990-2000, se cuenta con escasa información en relación a la totalidad de la superficie mundial, ya que fueron muy pocos países los que participaron en el proceso de las encuestas realizadas durante la recopilación de la información. Sin embargo, para el caso particular de México, se contabiliza un total de 7,767 incendios en superficies forestales y de otras coberturas de suelo con 251,697 ha afectadas por el fuego (FAO, 2001a).

En 2007, se publicó el estudio sobre la evaluación global en el manejo del fuego desarrollado como estudio temático complementario del FRA 2005. El estudio se construyó a partir de las revisiones regionales sobre el manejo de los incendios forestales en el marco de la red global de trabajos sobre incendios forestales (GWFN). La información fue preparada por especialistas de cada una de las 12 regiones que forman parte del centro de monitoreo global del fuego (GFMC), apoyadas por la FAO y por el programa internacional de estrategias sobre la reducción de desastres de las Naciones Unidas (UN-ISDR) (FAO, 2007).

De acuerdo a las superficies evaluadas por la FAO a través del FRA 2005 y el estudio temático desarrollado sobre la evaluación global en el manejo del fuego 2006, se reportan pérdidas de superficies forestales que se vieron afectadas por incendios para el periodo 1988-2004. Para el caso particular de México, se contabiliza un promedio anual de 8,013 incendios durante todo el periodo mencionado, dejando un total de 266,328 ha de áreas quemadas, mientras que para cubiertas forestales se suman 74,440 ha. Se reporta además que la fuente principal de ocurrencia de los incendios es debido a causas humanas, influyendo con un 84% en promedio anual, mientras que las causas naturales aportan solamente un 2%, y el 14% restante, se le atribuye a causas desconocidas (FAO, 2007).

1.2.1.2. A nivel nacional

El desarrollo de trabajos sobre evaluación del estado de áreas quemadas y la prevención de los riesgos de ocurrencia de incendios forestales en México se ha dado a paso muy lento, ya que sus inicios datan desde años relativamente recientes. No fue, sino hasta el día 2 de Marzo de 1999 que se aprobó la Norma Oficial Mexicana (NOM-015-SEMARNAP/SAGAR-1997) que regula el uso del fuego en terrenos forestales y agropecuarios, en la que se establecen las especificaciones, criterios y procedimientos para ordenar la participación social y del gobierno en la detección y combate de los incendios forestales (Diario Oficial de la Federación, 1999).

A partir del 4 de abril del año 2001, se creó por decreto presidencial la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) como un organismo de la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT), con el objetivo de favorecer e impulsar las actividades productivas, de conservación y restauración de las cubiertas forestales, así como de participar en la formulación de planes, programas y políticas de desarrollo forestal sustentable. Sin embargo, no fue sino hasta en 2002 que se definió a la CONAFOR como instancia responsable de la

operación y coordinación general del Programa Nacional de Prevención y Combate de Incendios Forestales.

Actualmente la CONAFOR cuenta con el Programa Nacional de Protección contra Incendios Forestales, en el que se asignan tareas a cada uno de los estados de la República para prevenir, detectar y combatir los incendios bajo la coordinación del Centro Nacional de Control de Incendios Forestales (CENCIF). En ese sentido, como medidas de detección de incendios se utilizan torres de observación, brigadas móviles, se hacen sobrevuelos en zonas boscosas donde no se cuenta con infraestructura de caminos con la ayuda de la Fuerza Aérea Mexicana y otras dependencias gubernamentales, se utiliza información satelital de la CONABIO (Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad) y la CNA (Comisión Nacional del Agua) con imágenes del territorio para señalar los focos de calor donde pueden ocurrir posibles incendios forestales; se utiliza un programa para la detección de puntos de calor desarrollado por la CONABIO y el Servicio Meteorológico Nacional, donde se utilizan técnicas de percepción remota para obtener información en tiempo real; por otro lado, se utiliza también, un Sistema de Información Geográfica, que fue diseñado por el Servicio Forestal de Canadá para producir mapas de riesgo meteorológico (CONAFOR, 2010).

En 2014, se reportó un total de 5,325 incendios a lo largo del territorio Mexicano, afectando 155,533.52 ha, que en promedio suman 29.21 ha por incendio. De las superficies mencionadas, se destacan entre los cinco estados mayormente afectados por áreas quemadas a Sonora, Chihuahua, Baja California, Oaxaca y Durango, perteneciéndoles un 65.92% del total de la superficie afectada por el fuego para el país (CONAGUA, 2014).

1.2.2. Datos y técnicas utilizadas en el estudio de incendios

La comunidad científica no se ha mantenido al margen de la preocupación internacional por conocer en mayor medida los procesos que conservan latente el riesgo de ocurrencia de incendios, así como la implementación de nuevas tecnologías y el desarrollo de metodologías que permitan una comprensión más amplia y detallada de la distribución y comportamiento del fuego. En este sentido, para el desarrollo de inventarios de área quemada, es necesario contar con metodologías que permitan una obtención actualizada de la cartografía. Para esto, existen distintas tecnologías, tipos de datos y métodos que son utilizados según la extensión total de la superficie de estudio, ya sean estudios a nivel local, regional o global.

1.2.2.1. *Tipo de datos utilizados en la detección de áreas quemadas*

Uno de los aspectos importantes a considerar en el inventario de áreas quemadas a través de las técnicas de percepción remota, es el tipo y calidad de los datos a utilizar, debido a que esto define el alcance del estudio, ya sea a escala local (Koutsias & Karteris, 2000; Fraser, et al., 2002; Cao, et al., 2009; Goodenough, et al., 2011); a escala regional (Dempewolf, et al., 2007; Dubinin, et al., 2010; Quintano, et al., 2011; Polychronaki & Gitas, 2012); a escala continental (Barbosa, et al., 1999; Chuvieco, et al., 2008b); o a escala global (Grégoire, et al., 2003; Simon, et al., 2004; Giglio, et al., 2006; Alonso-Canas & Chuvieco, 2015). En este sentido, es necesario considerar algunas características técnicas de la fuente de datos, como la resolución espacial, la resolución espectral y la resolución temporal; ya que esto determinará la escala, el tipo de coberturas a analizar y el período de estudio.

La resolución espacial de los sensores a bordo de las plataformas satelitales, es sin duda, una característica estrechamente ligada con la escala de estudio (Lein, 2012). Se ha encontrado que en la identificación de áreas quemadas, han sido utilizadas principalmente imágenes de baja resolución, en su mayoría para trabajos a escala regional o global.

Entre ellas, se encuentran las imágenes proporcionadas por los sensores AVHRR a bordo del satélite NOAA con una resolución espacial de 1.1 km, una resolución espectral de 6 bandas (0.58-12.5 μm) y una resolución temporal de 1 día (Barbosa, et al., 1999; Martín & Díaz Delgado, 2002; Gitas, et al., 2004; Chuvieco, et al., 2005); el sensor SeaWiFS a bordo de la plataforma satelital Orbview-2 de la corporación GeoEye, con una resolución espacial de 1 km, resolución espectral de 3 bandas (0.40-13.4 μm) y una resolución temporal de 16 días; el sensor MODIS a bordo de los satélites TERRA y AQUA, con una resolución espacial de 250 m, 500 m y 1 km, una resolución espectral de 36 bandas (0.4-14.4 μm), y una resolución temporal de 1 a 2 días (Dempewolf, et al., 2007; Roy, et al., 2008; Bastarrika, et al., 2011a; Libonati, et al., 2015); el sensor MERIS a bordo de la plataforma Envisat, con una resolución espacial de 1.04x1.2 km en el océano y 260x300 m en el suelo, una resolución espectral de 15 bandas (0.39-1.40 μm) y una resolución temporal de 3 días (Oliva, et al., 2011; Alonso-Canas & Chuvieco, 2014); y el sensor MMRS a bordo del satélite Argentino SAC-C, con una resolución espacial de 175 m, una resolución espectral de 5 bandas (0.48-1.70 μm), y una resolución temporal de 7 a 9 días (García & Chuvieco, 2004).

Por otra parte, se encuentran los sensores remotos de resolución espacial media, aunque utilizados en menor medida para la generación de inventarios de área quemada, se ha demostrado que ofrecen muy buenos resultados para estudios a escalas regionales, o locales en algunos casos.

Entre los sensores mencionados en el párrafo anterior, se encuentran los que proporciona la plataforma satelital Landsat (L1-L8); el sensor MSS (L1-L5) (Salvador, et al., 2002), TM (L4-L5) (Koutsias & Karteris, 1998; Manzo Delgado & López García, 2013), ETM+ (L7) (Hudak & Brockett, 2004; Stroppiana, et al., 2012; Bastarrika, et al., 2014) y OLI (L8) (Zakariyyaa, 2015), con resoluciones espaciales de 15, 30, 60 y 120 m, resoluciones espectrales de 5, 7, 8 y 9 bandas (0.45-12.6 μm) y resoluciones temporales de 16 días (L4-L8) y 18 días (L1-L3). El sensor HRV a bordo de las plataformas satelitales SPOT (1-3), con resoluciones espaciales de 10 y 20 m, una resolución espectral 4 bandas (0.50-0.89 μm) y resolución temporal de 26 días; la plataforma SPOT-4, que proporciona los sensores HRV, con resolución espacial de 10 y 20 m, resolución espectral de 5 bandas (0.50-1.75 μm) resolución temporal de 26 días (Polychronaki & Gitas, 2012) y el sensor VEGETATION, con una resolución espacial de 1.165x1.165 km, resolución espectral de 4 bandas (0.43-1.75 μm) y una resolución temporal de 1 día (Grégoire, et al., 2003; Stroppiana, et al., 2003; Tansey, et al., 2008); y el sensor HRG a bordo del satélite SPOT-5, con resoluciones espaciales de 2.5, 5, 10 y 20 m, una resolución espectral de 5 bandas (0.50-1.75 μm), así como el sensor VEGETATION-2 con las mismas características técnicas que su antecesor. También se encuentra el sensor ASTER, a bordo de la plataforma satelital TERRA con una resoluciones espaciales de 15, 30 y 90 m, una resolución espectral de 16 bandas (0.52-11.65 μm) y una resolución temporal de 16 días (Boschetti, et al., 2010). Así como también, los sensores proporcionados por la plataforma EO-1; el sensor ALI con resoluciones espaciales de 10 y 30 m, una resolución espectral de 11 bandas (0.433-2.35 μm) y una resolución temporal de 16 días; y el sensor HYPERION, con una resolución espacial de 30 m, una resolución espectral de 220 bandas (0.40-2.5 μm) y una resolución temporal de 16 días (Lein, 2012).

También existen algunos sensores de alta resolución, como IKONOS, QuickBird, GeoEye-1 y Worldview, entre otros; sin embargo, no se han encontrado trabajos en los que hayan sido utilizados para el inventario de áreas quemadas.

1.2.2.2. *Técnicas para el realce de áreas quemadas*

Los inventarios de área quemada, juegan un papel importante en la cuantificación, análisis y distribución espacial de los incendios. En este sentido, se han desarrollado diversas técnicas que permiten llevar a cabo la discriminación entre superficies afectada por el fuego y otros tipos de cobertura de suelo. Sin embargo, se ha encontrado que durante los procesos de identificación de áreas quemadas mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes, hay confusión con otros tipos de cobertura o fenómenos naturales, como cuerpos de agua, áreas urbanas, sombras (producidas por regiones montañosas o por nubes), zonas desprovistas de vegetación o de baja cobertura vegetal. Con el propósito de reducir los errores ocasionados en la discriminación de áreas quemadas, se han implementado diversas técnicas de transformación de imágenes en el dominio espectral.

La identificación de áreas quemadas, es un proceso minucioso que requiere la consideración de ciertos factores físicos que intervienen en la ignición de la superficie. En ese respecto, existen distintas técnicas de transformación de imágenes en el dominio espectral que contribuyen en el realce de las áreas quemadas, como el cálculo de índices espectrales, transformaciones y divisiones entre las bandas espectrales de la imagen original.

Índices espectrales

El cálculo de índices espectrales, ha sido una de las técnicas más utilizadas en estudios de incendios para incrementar el contraste entre áreas quemadas y otros tipos de coberturas. El tipo de índices espectrales utilizados para la discriminación de áreas quemadas, son los índices de vegetación e índices de área quemada, variando entre ellos las operaciones aritméticas y las bandas espectrales utilizadas para su cálculo, considerando para ello, los efectos producidos por la interacción entre las superficies afectadas por el fuego y la radiación electromagnética captada por el sensor.

Existen diversos índices de vegetación aplicados en múltiples temáticas de estudio, sin embargo, entre los más utilizados en trabajos previos sobre el estudio de incendios, entre los más utilizados se encuentra el índice de vegetación de diferencia normalizada NDVI (Rouse, et al., 1974), ampliamente utilizado tanto en el estudios de incendios, como del medio ambiente en general; el índice de proporción de vegetación RVI (Wu, 2014); el índice de vegetación ajustado del suelo SAVI (Huete, 1988); el índice de vegetación mejorado EVI (Yamamoto, et

al., 2012); el índice de vegetación mejorado de dos bandas EVI2 (Jiang, et al., 2008); y el índice de monitoreo global del medio ambiente GEMI (Pinty & Verstraete, 1992).

Por otra parte, se han realizado diversos trabajos en el estudio de incendios, incrementando el contraste entre las superficies afectadas por el fuego y otros tipos de cobertura por la implementación de índices de área quemada. Los más utilizados, han sido el índice proporción de quemado normalizado NBR (Key & Benson, 2006); el índice de área quemada BAI (Martin Isabel & Chuvieco Salinero, 1998); el índice de área quemada adaptado para imágenes del sensor MODIS, BAIM (Martín, et al., 2006); y el índice de área quemada mejorado IBAIM (Gómez Nieto & Martín, 2007).

Se han desarrollado algunos trabajos sobre el estudio de incendios en los que se han integrado distintos tipos de índices espectrales (índices de vegetación, de área quemada, de suelo, entre otros), ya sea para evaluar su capacidad en la discriminación de áreas quemadas mediante el análisis de sensibilidad o solamente de separabilidad espectral (Pereira, 1999; Chuvieco, et al., 2002; Gómez Nieto & Martín Isabel, 2008; Stroppiana, et al., 2009; Veraverbeke, et al., 2011; Beltran G., et al., 2015), o para su evaluación mediante la implementación dentro de los algoritmos de clasificación digital (Opazo Saldivia & Rodríguez-Verdú, 2007; Smith, et al., 2007; Stroppiana, et al., 2012). Sin embargo, existen también diversos trabajos sobre el estudio de áreas quemadas, en los que se han aplicado distintas técnicas de transformación de imágenes en el dominio espectral y el cálculo de divisiones entre bandas.

Transformación de imágenes en el dominio espectral

Existen diversas técnicas que permiten llevar a cabo la transformación de las imágenes en el dominio espectral, proceso que dependerá principalmente del tipo de algoritmo a utilizar, mismos que han venido contribuyendo cada vez más, junto con los índices espectrales, en el realce de las áreas afectadas por el fuego.

En ese sentido, entre las técnicas más utilizadas para el realce de áreas quemadas se encuentra las siguientes: la de intensidad, tono y saturación IHS, utilizada ampliamente como técnica de fusión para la transformación de imágenes haciendo una transformación de los valores de RGB a IHS (Al-Wassai, et al., 2011), siendo este, un modelo para representar el color dentro de dispositivos electrónicos, definiendo el color matemáticamente en un sistema de coordenadas cilíndrico o esférico con un rango de coordenadas de 0 a 360 para el tono, mientras que para

la intensidad y saturación va de 0 a 1 (Koutsias, et al., 2000; Kumar & Reddy, 2015); la técnica de transformación por análisis de componentes principales PCA (Collins & Woodcock, 1996; Koutsias, et al., 2009), que tiene por objetivo resumir la información radiométrica contenida en un gran grupo de variables, a un conjunto de variables más pequeño, pero sin perder una parte significativa de la información (Chuvieco Salinero, 2010); la técnica de transformación por el análisis lineal de mezclas espectrales (Quintano, et al., 2006; Shimabukuro, et al., 2009), la cual tiene como propósito la determinación de la proporción de categorías puras dentro de la mezcla inherente de clases incluidas en una combinación lineal dentro de los píxeles de las imágenes (Richards, 2013); y por último, la técnica de transformación tasseled cap TC (Mbow, et al., 2004; Epting, et al., 2005), enfocada principalmente el estudio de los cultivos, con el objetivo hacer un realce entre esos tipos de coberturas y realizar un contraste útil para la discriminación entre las categorías agrícolas y otros tipos de cobertura de suelo (Kauth & Thomas, 1976; Crist & Cicone, 1984).

1.2.2.3. *Técnicas digitales para la discriminación de áreas quemadas*

Un aspecto importante a considerar en el estudio de áreas quemadas, además de las técnicas utilizadas para su realce, son los métodos de discriminación. Incluso, se han utilizado diversas técnicas dentro del procesamiento digital de imágenes como apoyo en la identificación y clasificación de áreas quemadas. En ese sentido, es posible identificar tres tipos de clasificación de los métodos utilizados para la discriminación de áreas quemadas: a) de acuerdo al grado de conocimiento de la superficie por parte del usuario, estos grupos pueden identificarse como técnicas de clasificación digital supervisada, no supervisadas e híbridas (Rittl, et al., 2013); b) por el paradigma de clasificación, estos son los basados en el concepto de píxel a píxel y los basados en el concepto de contexto espacial (Yan, et al., 2006); o c) de acuerdo a las fechas analizadas, es decir, si el estudio se hace por medio de análisis multi-temporales o de una sola imagen post-incendio (Barbosa, et al., 1999; Riaño, et al., 2007).

Entre los estudios realizados para la identificación de áreas quemadas basados en el concepto de píxel a píxel, ya sean técnicas supervisadas, no supervisadas o híbridas, las más utilizadas han sido: la de máxima probabilidad, en la que se hace la asignación de un píxel a la categoría que tenga el mayor grado de probabilidad de pertenencia; clasificación por árboles de decisión (Stroppiana, et al., 2003; Kontoes, et al., 2009; Bastarrika, et al., 2011b); clasificaciones de

mínima distancia, por la distancia de Mahalanobis y la clasificación por paralelepípedos, siendo este último un clasificador del tipo no supervisado y no paramétrico (Hudak & Brockett, 2004).

Otras técnicas utilizadas para la discriminación de áreas quemadas por el análisis de píxel a píxel, en algunos casos del tipo multi-temporal o de una sola imagen post-incendio, han sido los modelos de regresión logística (Koutsias & Karteris, 1998; Koutsias & Karteris, 2000; Fraser, et al., 2002); por redes neuronales (Al-Rawi, et al., 2001; Boschetti, et al., 2010; Gómez & Pilar Martín, 2011); la técnica de clasificación de máquinas de soporte vectorial SVM (Cao, et al., 2009), entre otras.

Con respecto al paradigma de clasificación de contexto espacial, este se basa en la clasificación de objetos en lugar de píxeles aislados, implementando para esto, técnicas de segmentación que permiten dividir la imagen en diversas regiones espectrales que consideran sus características de textura (Yan, et al., 2006; Blaschke, et al., 2014). Entonces, es posible dividir dichas técnicas de segmentación en tres grupos principales: de umbral/agrupamiento, basados en regiones y basados en bordes.

Dentro de las técnicas de discriminación de áreas quemadas por el paradigma de contexto espacial, el método de segmentación más utilizado ha sido el de crecimiento de regiones (García & Chuvieco, 2004; Bastarrika Izaguirre & Chuvieco Salinero, 2006; Yan, et al., 2006). Este método inicia a partir de píxeles semilla, para luego ir aumentando iterativamente en los píxeles vecinos considerando algunos criterios de homogeneidad.

Sin embargo, actualmente se han desarrollado varios estudios, en los que se ha implementado una metodología de dos fases para la discriminación de áreas quemadas. En la primera fase, se utilizan comúnmente técnicas de árboles de decisión para establecer criterios de restricción en la identificación de píxeles semilla, esto con el objetivo de minimizar los errores de comisión en la clasificación. En la segunda fase, se intenta analizar la vecindad de los píxeles semilla establecidos en la primera fase, utilizando generalmente técnicas de clasificación de contexto espacial mediante la segmentación por crecimiento de regiones, con el propósito de reducir la ocurrencia de errores de omisión en la clasificación (Bastarrika, et al., 2011a; Bastarrika, et al., 2011b).

1.2.3. Productos de área quemada

El avance tecnológico que ha venido surgiendo con el paso de los años y los esfuerzos conjuntos de diferentes organizaciones, ha permitido poner a disposición una gran cantidad de información proveniente de plataformas satelitales, que cada vez cuentan con una mayor cobertura temporal y espacial de la superficie, ofreciendo al mismo tiempo, un mayor grado de detalle. Entonces, ha sido posible desarrollar diversos proyectos en el estudio de áreas quemadas a escalas regionales y hasta globales.

En ese sentido, se encuentran algunos proyectos muy importantes a escala global, desarrollados entre otros propósitos, para llevar a cabo la cartografía de áreas quemadas sobre la superficie. Entre ellos, se encuentran los proyectos GBS 1982-1999 (Carmona-Moreno, et al., 2005), GLOBCARBON (Plummer, et al., 2007), GLOBSCAR (Simon, et al., 2004), GBA2000 (Grégoire, et al., 2003; Tansey, et al., 2004), L3JRC (Tansey, et al., 2008) y los productos de área quemada de MODIS: MCD45A1 (Roy, et al., 2008; Giglio, et al., 2009).

1.3. JUSTIFICACIÓN

«Es cosa fácil ser bueno, lo difícil es ser justo»

Víctor Hugo [Los Miserables] 1862

México cuenta con un gran acervo estadístico sobre la ocurrencia de incendios forestales a lo largo de todo el territorio del país, ofreciendo series periódicas de información que proporcionan entre otros detalles, la fecha, el lugar de ocurrencia y la extensión de superficies afectadas por el fuego. Sin embargo, los métodos que se han estado implementando, no son en su totalidad los más idóneos, considerando que hasta la fecha no existe una metodología rigurosa y propia del país que permita la detección periódica y automatizada (o semiautomatizada) para obtener cartografía de áreas quemadas de forma actualizada.

El uso de las nuevas tecnologías en la determinación de las áreas quemadas, como lo son las técnicas implementadas en percepción remota mediante la interpretación de imágenes satelitales, se ha dado en épocas más recientes para México, pero por dependencias externas. Por un lado, se destacan los estudios realizados por la FAO en la evaluación de las áreas afectadas por el fuego mediante el uso de imágenes, generalmente obtenidas de MODIS. No obstante, el proceso metodológico que llevan a cabo, es a través de muestreo sistemático de todo el territorio para la obtención de dichas imágenes, lo cual excluye una gran extensión de la superficie, generalizando y dando pauta a la sobre estimación o subestimación de las áreas afectadas por la ocurrencia de incendios.

Por otro lado, en algunos trabajos sobre áreas quemadas se pone de manifiesto que los datos obtenidos del sensor MODIS ofrecen buenos resultados considerando áreas de estudio a escala global o continental. Sin embargo, a escalas regionales o locales los resultados ya no son satisfactorios, demostrando que la detección de áreas quemadas mejora en la medida que se consideren parches de superficies quemadas de más de 500 has (Heredia Laclaustra, et al., 2003; Bastarrika, et al., 2011; Hantson, et al., 2013; Manzo Delgado & López García, 2013). Debido a que la comunidad científica recomienda utilizar imágenes satelitales con resoluciones espaciales de 10 a 30 m a escalas locales y de 500 a 1000 m para estudios a escalas globales y

considerando que este trabajo puede ubicarse en una escala de estudio local o regional, es que se opta por utilizar imágenes de la plataforma satelital Landsat, que además de tener una base de datos actualizada a la fecha, ofrece resoluciones de 30 m en sus bandas espectrales y hasta los 15 m en bandas del pancromático.

En ese sentido, la metodología de clasificación de imágenes satelitales para el cartografiado de áreas quemadas más utilizada, se basa por un lado, en la detección de los píxeles de áreas quemadas mediante el uso de bandas sintéticas obtenidas mediante la generación de variables continuas, así como técnicas de clasificación digital, tanto de contexto espacial, como de píxel a píxel. Habiéndose demostrado hasta el momento, la obtención de buenos resultados.

1.4. OBJETIVOS

«A nadie le faltan fuerzas; lo que a muchísimos les falta es voluntad»

Víctor Hugo [Los Miserables] 1862

1.4.1. Objetivo general

Analizar las áreas quemadas de la temporada 2011 para la Cuenca Pacífico Norte de México, a través de técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) y Sistemas de Información Geográfica (SIG).

1.4.2. Objetivos particulares

1. Definir una metodología para obtener de manera semiautomática la cartografía de área quemada.
2. Evaluar las técnicas de clasificación digital de imágenes utilizadas en la identificación de áreas quemadas.
3. Generar el inventario de las áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte para la temporada de incendios de 2011.
4. Analizar la distribución de los incendios ocurridos en la cuenca Pacífico Norte durante la temporada de incendios de 2011.
5. Comparar las áreas quemadas obtenidas por esta metodología, con las superficies reportadas en los partes oficiales de incendios de CONAFOR.

1.5. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

- a) ¿Cuál será la técnica de procesamiento digital de imágenes más adecuada para el realce de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte?
- b) ¿Cuál será la técnica de clasificación digital de imágenes más adecuada para generar cartografía de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte utilizando imágenes de la plataforma satelital Landsat?
- c) ¿Permitirán las técnicas de clasificación digital de las imágenes, obtener resultados óptimos en la detección de áreas quemadas para la zona de estudio?
- d) ¿Será posible identificar áreas quemadas que no hayan sido reportadas en los partes oficiales de incendios de CONAFOR, a través de la técnica de clasificación digital de imágenes elegida como la más adecuada en el presente estudio?

MARCO TEÓRICO

«El que no coloca los cimientos con anticipación podría colocarlos luego si tiene talento, aún con riesgo de disgustar al arquitecto y de hacer peligrar el edificio»

Nicolás Maquiavelo [El Príncipe] 1532

2. MARCO TEÓRICO

2.1. ÁREAS QUEMADAS

2.1.1. Definición

El estudio del fuego dentro de las geociencias se centra generalmente en el análisis de su comportamiento, impacto y distribución sobre la superficie. Sin embargo, es preciso señalar que al hablar de la superficie de manera general, se engloba un gran número de categorías (usos/coberturas de suelo) con los que interactúa el fuego de modo distinto debido a las distintas características de sus propiedades físicas. En ese sentido, se confunde regularmente la terminología para describir la ocurrencia de incendios (FAO, 2007), por ejemplo, uno de los términos más comúnmente utilizados, es el de «incendios forestales». Por ende, es necesario establecer las diferencias que existen al definir uno u otro término.

Al hablar solamente del fuego o de incendios sin hacer una connotación extra, se asume que la incidencia se presenta en cualquier tipo de uso/cobertura de suelo, ya sea vegetativa (p. ej., superficies arbóreas, arbustivas o herbáceas) o desprovista de vegetación, incluso provocados (de manera directa o indirecta por el hombre) o producidos por causas naturales.

Cuando se define al fenómeno de ocurrencia del fuego como «incendios forestales», se refiere más específicamente a la incidencia sobre superficies vegetales arbóreas con coberturas de bosque; entendiendo por bosque, a la definición que ofrece la FAO en los reportes de evaluación de los recursos forestales (FRA), donde lo define como “cubiertas del dosel mayores al 10%, áreas con más de 0.5 ha y árboles con una altura mayor a 5 m”.

En lo que se refiere al término de «área quemada», tiene que ver con un sentido más amplio que el de incendios forestales, ya que intervienen una mayor cantidad de usos/coberturas de suelo, como bosque, pastizal, matorral, tierras de cultivo, entre otras. Por otro lado, el estudio de áreas quemadas representa comúnmente a superficies extensas, o bien, unidades mayores que las medidas en los estudios de incendios forestales. En ese sentido, pueden identificarse tres enfoques principales según el nivel o escala de estudio (Koutsias & Karteris, 2000); el primero de ellos se refiere a un enfoque de micro escala, este se lleva a cabo a través de mediciones hechas en campo y es considerado como un método costoso y lento, pero muy

preciso; el segundo se refiere a un enfoque de meso escala, este se logra utilizando generalmente imágenes aéreas que permitan generar información en un rango aproximado de escalas de 1:10 000 a 1:25 000; el tercero y último se refiere a un enfoque de macro escala, este se logra utilizando datos de percepción remota obtenidos a través de distintos sistemas satelitales, en rangos de resolución espacial desde los 10 m, hasta los 1,100 m.

Además, es posible clasificar el estudio de los incendios de acuerdo a sus fases de ignición (Chuvieco Salinero, 2009), esto es: antes del incendio, donde se determinan las condiciones de peligro de ocurrencia de incendios; durante el incendio, donde interviene la detección de focos activos o focos de calor; y por último, después del incendio, donde se involucran la evaluación de los daños ocurridos por la incidencia y la cuantificación o inventarios de área quemada.

2.1.2. Marco legal nacional

De acuerdo a lo dispuesto en las fracciones II y III del artículo 47 de la Ley Federal sobre Metrología y Normalización (LFMN), el día 15 de febrero de 1999 fue aprobada la Norma Oficial Mexicana NOM-015-SEMARNAP/SAGAR-1997, misma que fue publicada inicialmente en carácter de proyecto en el Diario Oficial de la Federación (DOF) el día 21 de julio de 1997; esta norma regula el uso del fuego en terrenos forestales y agropecuarios, y establece las especificaciones, criterios y procedimientos para ordenar la participación social y de gobierno en la detección y el combate de los incendios forestales (Diario Oficial de la Federación, 1999).

Sin embargo, como la publicación el día 25 de febrero de 2003 de la Ley General de Desarrollo Forestal Sustentable (LGDFS), reglamentaria del artículo 27 de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos, que tiene por objeto regular y fomentar la conservación, protección, restauración, producción, ordenación, el cultivo, el manejo y aprovechamiento de los ecosistemas forestales del país y sus recursos, así como de distribuir las competencias que en materia forestal corresponden a la Federación, los Estados, el Distrito Federal y los Municipios, y la cual abroga a la Ley Federal Forestal publicada anteriormente por el DOF el día 22 de diciembre de 1992 con sus posteriores reformas. Además, después de una revisión técnica y jurídica a la que fue sometida la norma mencionada en el párrafo anterior por parte de la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT), se encontraron algunas deficiencias para su aplicación, por lo que se hizo una modificación.

Entonces, según lo mencionado anteriormente y de acuerdo al procedimiento establecido por la LFMN, el Comité Nacional Consultivo de Normalización de Medio Ambiente y Recursos Naturales aprobó el día 13 de marzo de 2008 la Norma Oficial Mexicana NOM-015-SEMARNAT/SAGARPA-2007, presentada inicialmente el día 13 de julio de 2007 de acuerdo a lo dispuesto por los artículos 47 fracción I y 51 de la LFMN, como proyecto de modificación de la Norma Oficial Mexicana NOM-015-SEMARNAT/SAGARPA-1997; esta norma establece las especificaciones técnicas de los métodos de uso del fuego en los terrenos forestales y en los terrenos de uso agropecuario (Dirario Oficial de la Federación, 2009).

Al publicar dicha norma fueron establecidas, entre otras, las siguientes consideraciones:

- De acuerdo al artículo 15 fracción XI de la LGDFS, le corresponde a los Estados y al Distrito Federal regular el uso del fuego en las tareas relacionadas con las actividades agropecuarias o de otra índole, que pudieran afectar los ecosistemas forestales, así como llevar a cabo las acciones de prevención, capacitación y combate de incendios forestales.
- De acuerdo al artículo 122 de la LGDFS, la SEMARNAT dictará las normas oficiales mexicanas que deberán regir en la prevención, combate y control de incendios forestales, así como los métodos y formas de uso del fuego en los terrenos forestales y agropecuarios colindantes.
- De acuerdo al artículo 123 de la LGDFS, la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) coordinará las acciones de prevención, combate y control especializado de incendios forestales, y promoverá la asistencia de las demás dependencias y entidades de la Administración Pública Federal, de las entidades federativas y de los municipios, en los términos de la distribución de competencias y de los acuerdo o convenios que para tal efecto se celebra.
- La autoridad municipal deberá atender el combate y control de incendios; y en el caso en que estos, superen su capacidad operativa de respuesta, acudirán a la instancia estatal. Si esta resulta insuficiente, se procederá a informar a la CONAFOR, la cual actuará de acuerdo con los programas de procedimientos respectivos. El Servicio Nacional Forestal definirá los mecanismos de coordinación pertinentes con el Sistema Nacional de Protección Civil.

- Es necesario que la federación establezca conjuntamente con las entidades federativa y los municipios, un programa permanente de desarrollo de capacidades a mediano plazo, con la finalidad de que regulen el uso del fuego y cumplan con las acciones de protección contra los incendios forestales.

2.1.3. Factores causales

Para comprender las causas que originan a los incendios, es necesario considerar la influencia de los efectos antropogénicos del fuego sobre los sistemas ecológicos (Bowman, et al., 2011). Sin embargo, entre las causas principales se identifican por un lado, las que tienen que ver con procesos naturales, por la incidencia de rayos o la erupción de volcanes al existir diversas condiciones, tales como la presencia de coberturas vegetales ricas en carbón, temporadas de clima seco, el oxígeno atmosférico (Bowman, et al., 2009). Por otra parte, se encuentra el papel que juega el hombre dentro del cambio global del medio ambiente, donde es posible identificar distintas causas que provocan la ocurrencia de incendios, tales como: a) causas accidentales: ferroviarias, aéreas, ruptura de líneas eléctricas; b) por negligencias: en quemas agropecuarias, fogatas de excursionistas, fumadores, quemas de basura; c) por el uso del fuego en otras actividades productivas dentro de las áreas forestales; d) por causas intencionales: conflictos entre personas o comunidades, talas ilegales, litigios; o e) por causas desconocidas: las que no pueden ser clasificadas dentro de las anteriores (FAO, 2007; Prasad, et al., 2008).

A continuación se mencionan las frecuencias de ocurrencia de incendios de acuerdo a los elementos causales:

- a) Actividades agropecuarias: 44%
- b) Intencionales: 19%
- c) Fogatas: 12%
- d) Fumadores: 11%
- e) Otras causas: 8%
- f) Actividades forestales: 3%
- g) Derecho de vía: 2%
- h) Otras actividades productivas: 1%

2.2. DATOS EMPLEADOS EN LA DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS

Un aspecto importante a considerar en la generación de inventarios de área quemada (AQ), es el tipo de datos a utilizar. Para casos de estudio a escala global o continental, algunos autores plantean que es posible utilizar datos de los sensores MODIS o AVHRR (Pereira, et al., 1999; Chuvieco, et al., 2004; Giglio, et al., 2006; Hantson, et al., 2013). Sin embargo, es necesario considerar sus limitaciones en cuanto a resolución espacial. Por otra parte, en estudios a escalas regionales o locales en algunos casos, se considera factible el uso de datos de sensores con una resolución espacial media, como los proporcionados por la plataforma de Landsat (Koutsias & Karteris, 1998; Bastarrika, et al., 2011b; Stroppiana, et al., 2012).

2.2.1. Plataforma Landsat

Con cuatro décadas de adquisición continua de imágenes, la plataforma satelital Landsat representa al sistema con la base de datos de resolución espacial media más antiguo hasta el momento. Las imágenes proporcionadas por Landsat sirven de apoyo en el estudio de diversas áreas, como la agricultura, geología, forestal, planeación regional, educación, cartografía e investigación sobre el cambio global, además, sirve de apoyo en la respuesta de emergencias y desastres (USGS, 2015).

El legado de Landsat inició con la puesta en órbita del primer satélite de observación terrestre civil el día 23 de julio de 1972, denominado en aquel entonces como ERTS-1 (*Earth Resources Technology Satellite*), renombrando posteriormente dicho satélite como Landsat 1. Posteriormente se continuó con el lanzamiento de las satélites Landsat 2, Landsat 3 y Landsat 4 en los años 1975, 1978 y 1982, respectivamente.

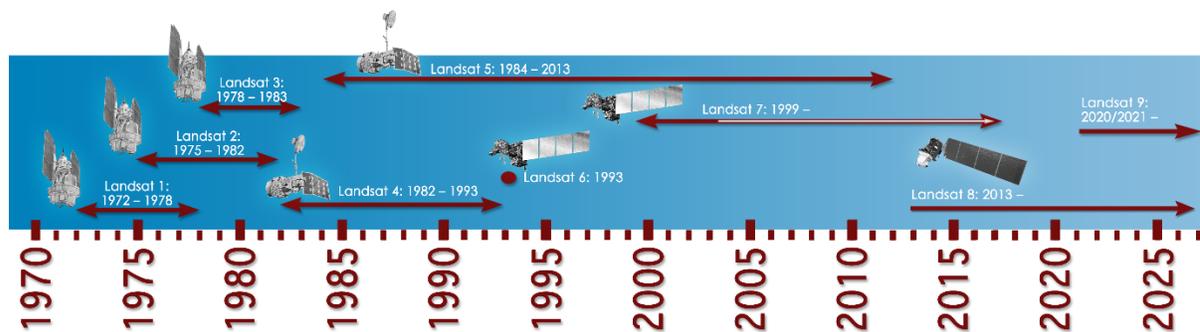


Figura 1. Legado del programa Landsat.

Fuente: (NASA, 2016)

El satélite Landsat 5 fue lanzado el año 1984 y detuvo su proceso hasta el año 2011, por lo que

cuenta actualmente con el record mundial Guinness como el satélite de observación de la Tierra en funcionamiento con la más larga trayectoria. El satélite Landsat 6 fue lanzado en 1993, pero no tuvo éxito y nunca alcanzó a ponerse en operación. Posteriormente se fue lanzado exitosamente el Landsat 7 en el año 1999, y junto con el satélite Landsat 8 lanzado el año 2013, se encuentran ambos en operación actualmente. El lanzamiento del satélite Landsat 9 está programado tentativamente para el año 2020 (Department of Interior & U.S. Geological Survey, 2016). En la Figura 1 se muestra el legado que se ha proporcionado a la fecha por la cobertura que han tenido cada una de las misiones satelitales de la plataforma Landsat.

A continuación, se muestra en la Figura 2 una comparación visual de las bandas espectrales con las que han contado las distintas misiones de la plataforma satelital Landsat. En dicha figura se observan las ventanas espectrales que han cubierto los sensores RBV, MSS, TM, ETM+, y TIRS.

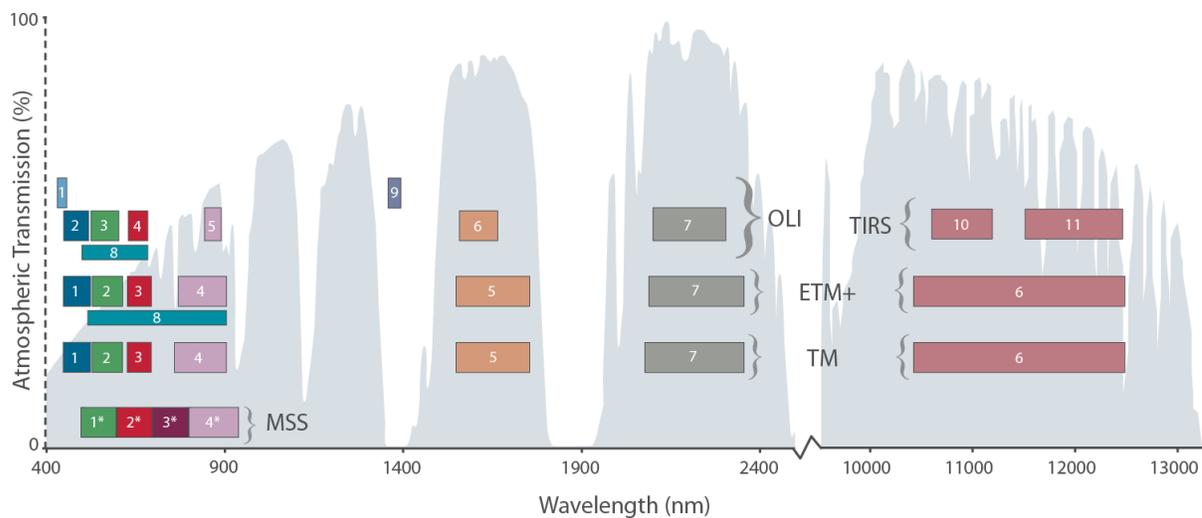


Figura 2. Bandas espectrales y los distintos sensores a bordo de los satélites Landsat.

Fuente: (NASA, 2016)

2.2.2. Nivel de procesamiento de las imágenes Landsat

Cuando no se aplica ningún tipo de procesamiento a las escenas, estas son entregadas con un nivel de procesamiento L0, entonces se dice que las imágenes se encuentran en formato crudo. Sin embargo, las escenas entregadas con un nivel de procesamiento L0R, tampoco cuentan con procesamiento alguno, pero cuentan con todos los datos auxiliares necesarios para para realizar las correcciones radiométrica y geométrica, incluyendo un archivo de parámetros de calibración. Si fue aplicado un proceso de corrección radiométrica a las escenas del tipo L0R,

sin utilizar información auxiliar, entonces el producto entregado cuenta con un nivel de procesamiento L1R (USGS, 2016).

Ahora bien, cuando se utiliza información auxiliar para realizar algún tipo de procesamiento sobre las escenas, entonces los productos se entregan en distintos niveles del tipo L1, dependiendo estos de manera general, de la misión satelital (p.ej., L1, L2, L3,...,L8) o el tipo de sensor (RBV, MSS, TM, ETM+, OLI, TIRS), así como también la disponibilidad y calidad de la información auxiliar con la que son procesadas las imágenes.

El nivel de procesamiento L1 es generado por el sistema de evaluación de imágenes (IAS) para ofrecer productos rectificadas radiométrica y geoméricamente, libres de distorsiones relacionadas con el sensor (fluctuaciones, efectos del ángulo de visión), el satélite (desviaciones de la posición nominal) y la Tierra (rotación, curvatura y el relieve). Durante este tipo de procesamiento, los datos de la imagen original (L0R) se someten a un remuestreo de dos dimensiones, de acuerdo a la definición de los siguientes parámetros: tamaño de píxel de 30 m.; kernel de remuestreo por convolución cúbica; proyección cartográfica UTM; elipsoide de referencia WGS-84; orientación de la imagen hacia el Norte; formato GeoTIFF como archivo de salida; y un protocolo de transferencia de archivos (FTP) (USGS, 1998).

En concreto, las escenas Landsat se procesan con un estándar de corrección del terreno (STC – *Standard Terrain Correction*) en la medida de lo posible por el nivel de procesamiento L1T, que lleva a cabo correcciones del terreno para proporcionar una precisión sistemática radiométrica y geométrica mediante el uso de puntos de control sobre el terreno (GCP) y modelos digitales de elevación (DEM). Cuando no es posible utilizar alguna información auxiliar para los procesos de corrección, entonces se llevan a cabo otros niveles de procesamiento. Por ejemplo, cuando no se cuenta con los puntos de control de terreno, se aplica el nivel de procesamiento L1GT, donde se realiza una corrección radiométrica y geométrica, pero utilizado solamente los modelos digitales de elevación. Por otra parte, cuando no se está disponible ninguna información auxiliar, se lleva a cabo un nivel de procesamiento de corrección sistemática L1G, donde se realiza una corrección radiométrica y geométrica a través de los datos recolectados por el sensor y la plataforma satelital

2.3. ANÁLISIS DIGITAL DE IMÁGENES PARA LA DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADA

2.3.1. Técnicas de pre-procesamiento de imágenes

Corrección por bandeado

Las imágenes proporcionadas por el sensor ETM+ a bordo de la plataforma satelital Landsat 7, presentan un error de bandeado (líneas con falta de datos) con un incremento mayor desde el centro hacia las orillas laterales de la escena. Este error se presenta en todas las imágenes proporcionadas por dicho sensor a partir del 31 de mayo del año 2003, producido por una falla en el corrector de la línea de barrido (SLC – *Scan Line Corrector*) que tenía como función la corrección por submuestreo del espejo de escaneo primario, ocasionando una pérdida aproximada del 22% de los datos en la escena (Scaramuzza, et al., 2004).

Para realizar la corrección por bandeado en las imágenes, según la metodología propuesta por Scaramuzza, *et al.* (2004), es necesario primeramente saber qué píxeles son válidos en la imagen y cuáles deben ser corregidos. Para llevar a cabo este primer paso, se crea una máscara para cada una de las bandas de la imagen con valores de 0 donde no existe información y de 1 donde si existe información. Dichas máscaras se incluyen dentro del producto de procesamiento L1G de las imágenes Landsat 7 ETM+.

Una vez que se identifican los píxeles que tienen que ser corregidos, se utiliza la metodología de coincidencia lineal del histograma, donde se realiza una transformación lineal (Fórmula (1)) entre la escena primaria (SLC-off) y una escena de relleno (SLC-on). Los valores de los píxeles de la escena primaria «Y», pueden ser generados aplicando factores de corrección de ganancia y sesgo a los valores de los píxeles de la escena de relleno SLC-on «X». Los valores de corrección de ganancia (Fórmula (2)) y sesgo (Fórmula (3)) se obtienen calculando la media (\bar{X} , \bar{Y}) y la desviación estándar (σ_x , σ_y) de los píxeles de las imágenes SLC-off y SLC-on, como se indica en los algoritmos que se presentan a continuación:

$$Y \approx GX + S \quad (1)$$

$$G = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \quad (2)$$

$$S = \bar{Y} - G\bar{X} \quad (3)$$

Corrección radiométrica

Antes de iniciar los procesos de corrección radiométrica, se tiene que considerar que dentro de un sistema de percepción remota, la radiación solar pasa primeramente a través de la atmósfera antes de ser registrada por el sensor, lo cual implica una distorsión de la señal electromagnética recibida en la plataforma satelital (Chavez Jr., 1996; Richards, 2013).

Chander, *et al.*, (2009) menciona que la habilidad para detectar y cuantificar los cambios en la superficie terrestre, depende de las mediciones calibradas y consistentes que proporcionan los sensores sobre las características de la superficie a lo largo del tiempo. La correcta interpretación de la información científica de series extensas y globales de productos de percepción remota, requiere la habilidad para discriminar entre productos, artefactos y cambios dentro de los procesos de la Tierra que están siendo monitoreados.

En este sentido, es necesario disminuir los efectos producidos por la interacción entre la radiación electromagnética dentro del espectro visible y del infrarrojo con los diversos elementos que componen a la atmósfera, tales como el vapor de agua, la distribución de aerosoles, entre otros. Para tal efecto, se implementa comúnmente tareas como la conversión de los niveles digitales (DNs) de la imagen a unidades físicas, pasando del cálculo de la radiancia espectral en el sensor, a la reflectancia en el techo de la atmósfera (TOA – *Top of Atmosphere*) (Chander & Markham, 2003; Chander, *et al.*, 2007; Chander, *et al.*, 2009; Chuvieco Salinero, 2010), la corrección radiométrica de los efectos topográficos producidos en la iluminación de las imágenes y la corrección radiométrica de los efectos atmosféricos producidos por los fenómenos de absorción y dispersión de la radiación solar.

2.3.2. Técnicas para el realce de áreas quemadas

Es posible llevar a cabo el realce de áreas quemadas por medio de la combinación de las bandas espectrales que se incluyen en las imágenes satelitales o a partir de la generación de variables continuas por medio de la aplicación de distintos algoritmos que permiten realizar la transformación y realce de los valores radiométricos.

En ese sentido, una de las principales técnicas utilizadas para la generación de variables continuas, conocidas también como bandas sintéticas, ha sido el cálculo de índices espectrales de vegetación y de área quemada (Gómez Nieto & Martín Isabel, 2008). Sin embargo, se han

utilizado otras técnicas de transformación que han servido de apoyo en el realce de las imágenes para la discriminación de áreas quemadas, como técnicas de análisis de mezclas espectrales, análisis de componentes principales, transformación de color, tasseled cap (Veraverbeke, et al., 2011), o el cálculo de divisiones entre bandas espectrales.

Índices de vegetación

Las imágenes generadas a partir del cálculo de índices de vegetación son obtenidas principalmente de las regiones del rojo (0.704-0.814 μm) e infrarrojo cercano (0.809-1.036 μm) dentro del espectro electromagnético y son comúnmente utilizadas para crear un contraste entre las áreas quemadas y las cubiertas de vegetación vigorosa. En ese sentido, los algoritmos más comúnmente utilizados para realizar el cálculo de los índices de vegetación han sido el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el índice de proporción de la vegetación (RVI), el índice de vegetación de suelo ajustado (SAVI), el índice de monitoreo global del medioambiente (GEMI), el índice de vegetación mejorado (EVI) y el índice de vegetación mejorado de dos bandas (EVI2). A continuación, se describen los algoritmos para realizar el cálculo de los índices de vegetación, así como sus características principales y el objetivo para el cual fueron diseñados.

Normalized Difference Vegetation Index - NDVI

El índice de diferencia normalizada de vegetación, ha sido utilizado generalmente en la detección de vegetación vigorosa. En su cálculo, intervienen las bandas espectrales del infrarrojo cercano y del rojo, permitiendo resaltar en la región espectral del infrarrojo cercano la vegetación con altos contenidos de clorofila, y contrastando la gran absorción de la radiación en la banda del rojo para las cubiertas vegetales. En el cálculo de este índice, propuesto inicialmente por Rouse, *et al.*, (1974), es posible obtenerlo por la Fórmula (4). El rango de valores que arroja este índice oscila entre -1 y 1.

$$NDVI = \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + \rho_R} \quad (4)$$

Ratio Vegetation Index - RVI

El índice de proporción de la vegetación, también conocido como índice de vegetación simple, fue probablemente el primero o uno de los primeros índices definidos. Para llevar a cabo el cálculo de este índice, solamente se realiza una simple división de bandas espectrales entre la

región del infrarrojo cercano y del rojo, considerando esas longitudes de onda ya que se comportan con una mayor reflectividad en la vegetación para la primera y una mayor absorción en la clorofila para la segunda. Dicho índice, es posible calcularlo mediante la Fórmula (5) (Jackson & Huete, 1991; Gilabert, et al., 2002; Wu, 2014).

$$RVI = \frac{\rho_{IR}}{\rho_R} \quad (5)$$

Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI

Este índice es similar al NDVI, sin embargo considera un factor L para disminuir los efectos causados por el suelo, en el que se realiza un ajuste del fondo del dosel de la vegetación. El uso de este índice es óptimo para cubiertas con vegetación relativamente dispersa, donde el suelo es visible a través del dosel (Huete, 1988). El cálculo de este índice se determina por la Fórmula (6), donde L , se refiere al parámetro que considera la diferencia en la transmisividad de la copa arbórea. A partir de este índice es posible obtener valores en un rango de -1 a 1.

$$SAVI = \frac{(\rho_{IR} - \rho_R)}{(\rho_{IR} + \rho_R + L)} \times (1 + L) \quad (6)$$

Enhanced Vegetation Index - EVI

El índice de vegetación mejorado, fue desarrollado para optimizar la señal de la vegetación con sensibilidad mejorada en regiones de biomasa abundante y para el monitoreo de la vegetación a través del fondo del dosel, considerando un factor de ajuste que trata la transferencia radiante a través del dosel de la vegetación (Yamamoto, et al., 2012). Este índice destaca su utilidad al diferenciar entre el suelo y la vegetación, sin embargo, no hace diferencia entre los efectos atmosféricos causados por la radiancia y reflectancia o las sombras. Su cálculo se determina mediante la siguiente fórmula:

$$EVI = 2.5 \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + 6\rho_R - 7.5\rho_B + 1} \quad (7)$$

Enhanced Vegetation Index Two Bands – EVI2

El índice mejorado de vegetación para dos bandas se genera considerando un factor de ajuste lineal y el factor de corrección del suelo utilizado por SAVI, lo que implica una gran similitud con el índice EVI, sin embargo, para este índice no se considera la banda en el rango espectral del azul, y además, contempla las correcciones a los efectos atmosféricos (Jiang, et al., 2008). El cálculo de este índice se determina por la Fórmula (8).

$$EVI2 = 2.5 \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + 2.4\rho_R + 1} \quad (8)$$

Índices de área quemada

Se han desarrollado diversos índices enfocados particularmente a la detección de áreas quemadas, haciendo posible con ellos la identificación de cubiertas con altos contenidos de carbón producidos por la acción del fuego sobre la superficie. Generalmente, se determinan a través del cálculo con bandas en las regiones espectrales del rojo (0.626-0.693 μm), del infrarrojo cercano (0.776-0.904 μm) y del infrarrojo medio (1.567-1.784 μm).

El cálculo de los índices de área quemada toma ventaja de los contrastes que existen en la variación de las reflectividades sobre la cubierta en las distintas regiones del espectro electromagnético. En la determinación de los índices de área quemada particularmente, se obtiene ventaja en la detección de los efectos ocasionados por la quema, ya que disminuye la reflectividad sobre las cubiertas de vegetación vigorosa en el infrarrojo cercano y aumentan sobre la banda del rojo (Oliva Pavón, 2009), así mismo, en el infrarrojo de onda corta aumenta la reflectividad sobre las áreas quemadas, debido a la pérdida de humedad sobre la vegetación y el suelo (Bastarrika Izaguirre, 2009).

En diversos estudios se han aplicado distintos tipos de índices de área quemada que han resultado efectivos todos ellos en mayor o menor medida, de acuerdo a las diversas características de las imágenes en las cuales han sido calculados. Entre ellos, se encuentra el índice de proporción de quemado normalizado (NBR), el índice de vegetación de la banda 3 (IV3) del sensor AVHRR, el índice de área quemada (IAQ/BAI) (siendo este, uno de los más utilizados en la literatura), el índice de área quemada (BAIM) adaptado a imágenes MODIS, el índice mejorado de área quemada (IBAIM) y el índice de quemado de infrarrojo medio (MIRBI). A continuación, se definen los algoritmos que se utilizan para poder realizar el cálculo de los índices de área quemada, sus características y el objetivo principal para el cual fueron diseñados.

Normalized Burnt Ratio - NBR

El índice de proporción de quemado normalizado ha sido utilizado en variados estudios, aportando soluciones para la discriminación de áreas quemadas. Este índice se obtiene de manera muy similar al índice de vegetación NDVI, sin embargo, este se lleva a cabo mediante

la combinación entre las bandas espectrales del infrarrojo cercano y el infrarrojo de onda corta. Los resultados que arroja el índice NBR oscilan en el rango de -1 a 1 (Escuin, et al., 2008). Su cálculo se determina mediante la Fórmula (9).

$$NBR = \frac{\rho_{IR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{IR} + \rho_{SWIR}} \quad (9)$$

Burned Area Index – BAI

El índice BAI fue diseñado originalmente para la detección de áreas quemadas a partir de datos del sensor AVHRR, tomando en cuenta las características espectrales de la superficie afectada por el fuego para dicho sensor y haciendo énfasis en la señal de carbón de imágenes *post-fire*. El cálculo de este índice (Fórmula (10)), se basa en el concepto de la distancia euclidiana de cada píxel hacia un punto de convergencia definido en un espacio bidimensional, considera a sus ejes como las bandas en el rango espectral del rojo y del infrarrojo cercano (Martin Isabel & Chuvieco Salinero, 1998).

$$BAI = \frac{1}{(\rho_{cR} - \rho_R)^2 + (\rho_{cIR} - \rho_{IR})^2} \quad (10)$$

Burned Area Index MODIS - BAIM

El desarrollo del índice BAIM, fue una adaptación del índice BAI a las características del sensor MODIS. Se definió como la inversa de la distancia euclidiana entre el valor de reflectividad de cada píxel y el valor del punto de convergencia (Fórmula (11)), definido en un espacio espectral bidimensional, considerando a sus ejes como las bandas en el rango espectral del infrarrojo cercano y el infrarrojo de onda corta (Martín, et al., 2006).

$$BAIM = \frac{1}{(\rho_{cIR} - \rho_{IR})^2 + (\rho_{cSWIR} - \rho_{SWIR})^2} \quad (11)$$

Improved Burned Area Index MODIS - IBAIM

El índice IBAIM se desarrolló considerando dos factores, con la finalidad de incrementar la capacidad de discriminación y reducir el nivel de confusión de ciertas cubiertas. El primero de los factores considerado, fue para reducir los efectos del terreno (se refiere a variaciones sobre el mismo tipo de cobertura del suelo debidas a cambios en la orientación e iluminación), mientras que el segundo factor por su parte, fue para mejorar la capacidad de discriminación entre los cuerpos de agua y las áreas quemadas (Gómez Nieto & Martin, 2007). Este índice es

posible obtenerlo a partir de la siguiente fórmula:

$$IBAIM = \left(\frac{\rho_{SWIR}}{\rho_{IR}} \right) \cdot \left(\sqrt{\frac{\rho_{IR}}{\rho_R}} \right) \cdot BAIM \quad (12)$$

Divisiones entre bandas espectrales

La aplicación de combinaciones algebraicas entre distintas bandas espectrales, ya sea por la división, suma, resta o multiplicación, sirve de apoyo en la mejora de la información espectral de las imágenes para determinadas aplicaciones (Mather & Koch, 2011; Khorram, et al., 2012). Para llevar a cabo el realce de áreas quemadas, ha sido comúnmente utilizada la división entre bandas espectrales en las regiones del infrarrojo cercano «B4» (0.776-0.904 μm), infrarrojo medio de onda corta «B5» (1.567-1.784 μm) y del infrarrojo medio de onda corta «B7» (2.097-2.349 μm) (Kaufman & Remer, 1994; Smith, et al., 2007; Veraverbeke, et al., 2011).

Transformación de imágenes en el dominio espectral

Las características de las imágenes obtenidas por percepción remota las vuelven susceptibles a transformaciones espectrales, permitiendo generar nuevos conjuntos de componentes de imágenes (Richards & Jia, 2006). En algunos estudios, se ha demostrado que el uso de bandas sintéticas generadas a partir de transformaciones aplicadas a las imágenes originales, permiten el incremento del contraste entre áreas quemadas y otros tipos de cobertura (Bastarrika Izaguirre, 2009).

Por consiguiente, se sabe que existen diversas técnicas de transformación de la información espectral de las imágenes mediante procesamiento digital, utilizadas en algunos estudios de superficies vegetales o para el realce de áreas quemadas, como el análisis de componentes principales (Koutsias, et al., 2009), la transformación tasseled cap (Crist & Cicone, 1984; Mbow, et al., 2004; Kontoes, et al., 2009) transformaciones de color (Koutsias, et al., 2000; Kumar & Reddy, 2015), el análisis lineal de mezclas espectrales (Quintano, et al., 2006), etc.

Análisis de Componentes Principales

El análisis de componentes principales (PCA), conocido también como análisis Karhunen-Loeve, es un método que transforma la información de las imágenes obtenidas por sensores remotos a imágenes de componentes principales, contando estas, con una mayor facilidad de interpretación que las imágenes originales. Este método comprime la información en un determinado número de bandas, permitiendo la reducción en la dimensionalidad de datos

multiespectrales.

Uno de los objetivos de la técnica de análisis de componentes principales, es resumir la información contenida dentro de un gran grupo de variables, a un conjunto más pequeño sin perder una parte significativa de la información (Chuvieco Salinero, 2010). La naturaleza multiespectral de las imágenes satelitales permite la construcción de un espacio vectorial con tantos ejes o dimensiones, como componentes espectrales haya asociados a cada píxel de la imagen. Un píxel determinado dentro de una imagen, puede ser representado como un punto en un espacio con coordenadas que corresponden a valores de brillo de los píxeles dentro de los componentes espectrales apropiados (Richards & Jia, 2006).

En la teoría PCA, se consideran algunos conceptos fundamentales, como el de vector medio y de matriz de covarianza, donde se asume que la posición de un punto píxel dentro de un espacio multiespectral puede ser descrita por vectores y los componentes principales, son repuestas espectrales individuales en cada banda (Richards & Jia, 2006).

El proceso que se lleva a cabo para realizar el PCA, se puede dividir en tres etapas según (Tso & Mather, 2009):

1. El cálculo de la matriz de varianza-covarianza (o correlación) de las imágenes multiespectrales (las dimensiones de la matriz, dependerán del número de bandas espectrales de la imagen; p.ej., imagen de 6 bandas = matriz de 6 x 6).
2. La extracción de los *eigenvalues* y los *eigenvectors* de la matriz.
3. La transformación de las características de las coordenadas espaciales, utilizando los *eigenvectors*.

Se lleva a cabo la primera etapa de PCA mediante una estimación objetiva de la matriz de covarianza (Fórmula (13)). A partir de la matriz de varianza-covarianza, es posible determinar los elementos de correlación (desviaciones estándar) de las distintas bandas de la imagen (Fórmulas (13) y (14)).

$$C = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - M)(x_j - M)^T}{n - 1} \quad (13)$$

$$r_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (14)$$

La segunda etapa se refiere a la extracción de los *eigenvectors* de la matriz, lo cual se logra

dándole solución a la Fórmula (15).

$$(C - \lambda_i I)A_i = 0 \quad (15)$$

A partir del cálculo anterior, es posible llevar a cabo la tercera etapa, en la que se determina el nuevo sistema de coordenadas, formado por los *eigenvectors* normalizados de la matriz de varianza-covarianza. Entonces, se dice que la ubicación de cada píxel sobre los distintos componentes, está dada por la Fórmula (16).

$$f_i = xA_i = x_1a_1 + x_2a_2 + \dots + x_ka_k \quad (16)$$

Tasseled Cap (TC)

La técnica de *Tasseled Cap*, conocida también como "Kauth-Thomas", es una transformación enfocada a la agricultura, diseñada para resaltar los fenómenos espectrales observables en el desarrollo de las cosechas de cultivos y como apoyo a la discriminación entre coberturas de agricultura y otros tipos de cobertura (Kauth & Thomas, 1976). Esta transformación, se basa en el comportamiento que presenta la radiación, al interactuar con cubiertas agrícolas dentro de las regiones espectrales del infrarrojo y del rojo (Richards, 2013). No obstante, ha sido utilizada en algunos trabajos para el estudio del comportamiento y simulación del riesgo y severidad de incendios (Mbow, et al., 2004; Epting, et al., 2005).

Inicialmente la transformación TC, se desarrolló utilizando imágenes de Landsat MSS con cuatro bandas, transformando los ejes de ese espacio de cuatro dimensiones (4D) a un nuevo sistema coordenado 4D, definido por los conceptos de *brightness*, *greenness*, *yellowness*, y *nonveg* (Tso & Mather, 2009). La transformación involucraba la rotación de los ejes de características espaciales y la traslación del origen del sistema de coordenadas, correlacionando los cuatro conceptos anteriores con la división entre bandas (p. ej., la división entre las bandas del infrarrojo cercano y la del rojo, están asociadas con el concepto de *greenness* -verdor-). El primero de los ejes se asociada al concepto *brightness*, basándose en valores de reflectividad del suelo (como sequía y humedad del suelo); el segundo y el tercer eje, relacionados con los conceptos de *greenness* y *yellowness*, se basan en valores de píxeles asociados con la vegetación sana y la vegetación no sana; el cuarto eje, relacionado con el concepto de *nonveg*, se asocia con las condiciones atmosféricas (Tso & Mather, 2009).

Actualmente, se han realizado algunas modificaciones a la técnica original de TC, lo que ha permitido utilizar datos de Landsat para los nuevos sensores TM y ETM+. Anteriormente, la transformación estaba enfocada solamente a los datos del sensor MSS, en la cual se realizaba una transformación ortogonal de los datos originales, a un nuevo espacio 4D, donde los ejes están relacionados con el *Soil Brightness Index* (SBI), el *Green Vegetation Index* (GVI), el *YellowStuff Index* (YVI), y el *Non-Such Index* (NSI). Sin embargo, actualmente para los datos de Landsat TM, la transformación TC consiste en tres factores (*brightness*, *greenness* y *third*); *brightness* y *greenness* son equivalentes a las transformaciones realizadas para MSS (SBI, GVI), mientras que el componente *third* está relacionado a características del suelo (ENVI, 2004).

La transformación de los ejes, de un espacio con características multiespectrales a un nuevo sistema de coordenadas, está determinada por la Fórmula (17).

$$p_i = x_j^T V_i + c \quad (17)$$

Existen algunas ventajas y desventajas según Tso & Mather (2009) al utilizar la transformación TC. Por un lado, dentro de las ventajas, se puede mencionar que se reduce la dimensionalidad de las características espaciales, haciendo el problema de clasificación menos complejo; los ejes de las características espaciales representan conceptos específicos que pueden ser definidos externamente como conjuntos de datos específicos en estudio. Por otra parte, entre las desventajas se encuentra que los ejes de TC no resultan bien definidos para un problema particular, si los coeficientes no son apropiadamente calculados, no es posible asegurar que no se omita información significativa por el proceso de transformación de las seis bandas espectrales de Landsat TM a solamente tres ejes de TC.

Análisis lineal de mezclas espectrales - LSU

Uno de los problemas que se presentan al aplicar las técnicas de análisis digital para realizar clasificación de imágenes al discriminar distintos tipos de coberturas de suelo, es la mezcla inherente de categorías. Es de ahí que se asume, que la reflectividad registrada por los sensores representa una mezcla de distintos tipos de coberturas. Por tanto, la técnica de análisis lineal de mezclas espectrales (LSU), tiene como objetivo determinar la proporción de categorías puras dentro de los píxeles mezclados, asumiendo que los valores de reflectividad registrados por los sensores sobre dichos píxeles, son una combinación lineal en cada una de las bandas

de las imágenes multiespectrales (Richards, 2013).

Con la finalidad de realizar el desmezclado espectral de distintas categorías implícitas en los valores de reflectividad representados en cada píxel, se asume que existen m tipos de cobertura de suelo de interés (denominados en la literatura como *endmembers*). Los *endmembers*, serán definidos por el usuario en dependencia del tipo de estudio. Por ejemplo, para estudios de deforestación, pueden considerarse las categorías vegetación, suelo y sombra (Shimabukuro & Smith, 1991; Pacheco Angulo, 2011), mientras que para estudios de incendios forestales pueden considerarse las categorías de vegetación sana, vegetación quemada y sombra (Chuvieco Salinero, 2010).

De acuerdo con Richards (2013), la técnica LSU se determina por la siguiente expresión:

$$R_n = \sum_{m=1}^M f_m a_{mn} + \xi_n \quad (18)$$

En resumen, se asume que la reflectividad observada en cada banda multiespectral, es la suma de las reflectividades de los *endmembers* en dicha banda.

Al utilizar la técnica LSU, es necesario considerar previamente algunos supuestos (Chuvieco Salinero, 2010):

1. Se asume que la radiación electromagnética recibida por el sensor desde cada tipo de cobertura de suelo, se restringe al área ocupada por cada píxel. Esto implica que no influye en dicha radiación, la señal emitida por otras coberturas vecinas.
2. La segunda suposición se hace en casos donde los píxeles contienen más de un tipo de cobertura, considerando que la reflectividad total registrada en dicho píxel, es proporcional a la superficie ocupada por cada categoría.
3. Por último, se asume que la linealidad de la mezcla espectral se da solo en las bandas del espectro óptico y se excluye la banda del infrarrojo térmico, ya que la radiancia no presenta linealidad con la temperatura.

La Fórmula (18), puede escribirse en notación matricial (Fórmula (19)). Sin embargo, el proceso de desmezclado espectral involucra la búsqueda de un conjunto de proporciones de las categorías de interés (*endmembers*) que minimicen el vector error. Si se asume que ha sido elegido un conjunto ideal de *endmembers*, es posible presentar una solución a la ecuación lineal libre de errores, tal como se muestra en la Fórmula (20).

$$R = Af + \xi \quad (19)$$

$$R = Af \quad (20)$$

Ahora bien, para darle solución al sistema de la ecuación lineal anterior, se hace a través de la teoría de los mínimos cuadrados, como se indica en la Fórmula (21), no sin antes considerar dos restricciones durante el proceso de cálculo.

$$f = (A^T A)^{-1} A^T R \quad (21)$$

La primera de ellas es, que las proporciones deberán ser todas positivas y menores a 1; mientras que la segunda, es que la sumatoria de las proporciones deberá ser igual a la unidad. Lo anterior puede ser expresado por los algoritmos que se presentan en la Fórmula (22).

$$1 \rightarrow \underline{0 \leq f_m \leq 1} \quad 2 \rightarrow \underline{\sum_{m=1}^M f_m = 1} \quad (22)$$

2.3.3. Evaluación y reducción de variables

Al contar con un número elevado de variables, se presenta la necesidad de hacer una depuración o de determinar si todas las bandas son necesarias para un estudio en particular. En ese caso, las capas de información radiométrica que no sirven de ayuda en el proceso de discriminación, pueden ser descartadas. Para tal propósito, existen algunas medidas que determinan la separabilidad espectral entre las clases, como la medida de la divergencia, la distancia de Jeffries-Matusita (JM), la divergencia transformada (DT), la distancia normalizada (M). Además, se ha utilizado también la técnica de características de operación del receptor (ROC – *Receiver Operating Characteristics*) para determinar la sensibilidad de las variables en la discriminación de áreas quemadas.

El principio del análisis de separabilidad se basa en la medición estadística de la distancia espectral que hay entre dos píxeles de distinta categoría. La magnitud de la distancia entre ambas firmas espectrales aporta información de referencia para determinar la pureza de las categorías dentro de una clasificación temática.

2.3.3.1. Análisis ROC

La técnica de análisis ROC ha sido ampliamente utilizada en trabajos de diversas áreas de estudio, como en la toma de decisiones médicas, minería de datos, en la evaluación de máquinas de aprendizaje (Bradley, 1997), así como un método de validación de modelos

predictivos o de simulación dentro de los SIG (Pontius Jr. & Schneider, 2001; Gorsevski, et al., 2006). La utilidad de los gráficos obtenidos del análisis ROC se destaca al permitir la organización y visualización de clasificadores basándose en su rendimiento (Fawcett, 2006).

Por otro lado, en estudios más recientes, ha sido utilizada esta técnica dentro del área de la percepción remota para determinar la sensibilidad de las variables entre distintas clases temáticas (como una prueba de separabilidad espectral), particularmente al considerar variables que no presentan una distribución normal (Oliva Pavón, 2009).

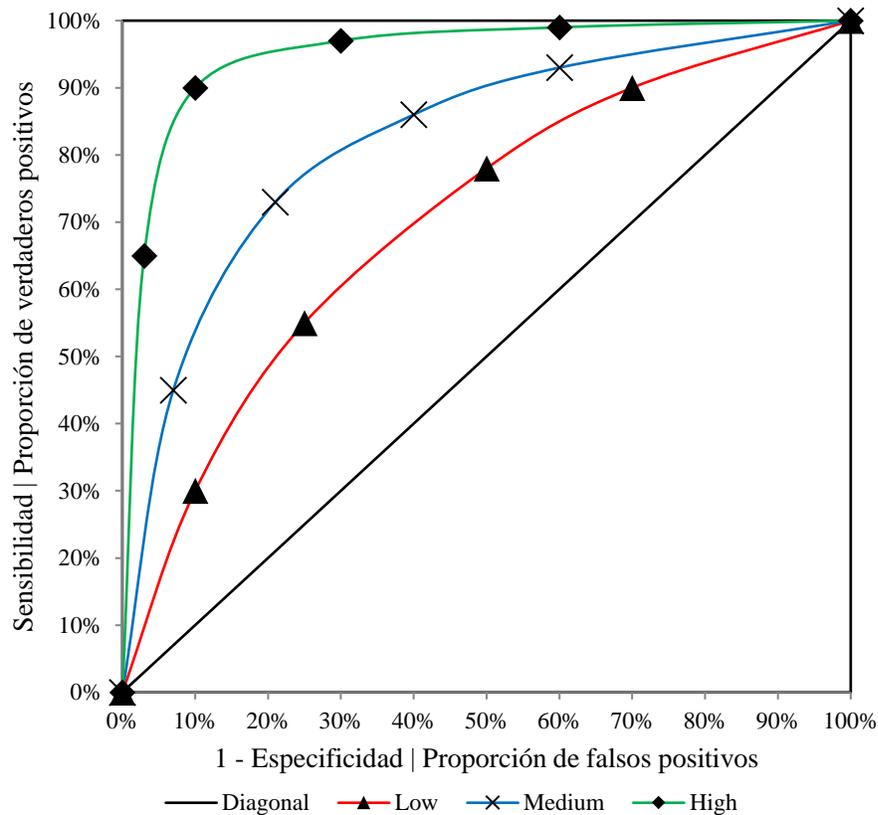


Figura 3. Curva ROC, para determinar la sensibilidad de las variables al identificar áreas quemadas.

La curva ROC es un gráfico de dos dimensiones que representa sobre el eje Y la proporción de los verdaderos positivos (sensibilidad), al determinar la exactitud de clasificación de las muestras en función de la probabilidad de identificar una de las categorías de interés (quemado); en el eje X se expresa la proporción de los falsos positivos (1 - especificidad) con la probabilidad de no identificar correctamente la otra categoría de interés (no quemado). Además, este gráfico pone de manifiesto las ventajas y desventajas que existen entre el beneficio (verdaderos positivos) y el costo (falsos positivos) del proceso de clasificación. La representación de la curva puede observarse en la Figura 3.

2.3.3.2. *Separabilidad espectral – Distancia normalizada M*

Existen cuatro posibilidades de resultados a partir del proceso de clasificación. Si se da un caso positivo y es clasificado como positivo, entonces se considera como un verdadero positivo, pero si se clasifica como negativo, entonces se considera como un falso negativo; si el caso es negativo y se clasifica como negativo, entonces el resultado se considera como un verdadero negativo, pero si se clasifica como positivo, el resultado es un falso positivo. A partir de los conceptos anteriores, es posible construir una matriz de confusión (conocida también como tabla de contingencia) y determinar cada uno de sus elementos (Fawcett, 2006).

Otro de los métodos utilizados para determinar la separabilidad espectral entre las categorías establecidas con las muestras, es la medida de distancia normalizada (M), utilizada ampliamente en otros estudios (Chuvieco, et al., 2004; Bastarrika Izaguirre & Chuvieco Salinero, 2006; Opazo & Chuvieco, 2009; Stroppiana, et al., 2009; Veraverbeke, et al., 2011). Esta medida de separabilidad espectral se determina por la división entre la diferencia absoluta de las medias de las muestras y la suma de las desviaciones estándar de las mismas.

2.3.4. **Clasificación digital de áreas quemadas**

El proceso de clasificación digital dentro de la percepción remota, supone la identificación de patrones físicos sobre la superficie terrestre y su categorización temática directa o jerárquica, mediante el procesamiento digital de imágenes satelitales, considerando los distintos algoritmos de cálculo de la información radiométrica contenida en sus píxeles. Los métodos de clasificación digital permiten realizar una conversión de los valores radiométricos de la imagen original, a un mapa temático bajo procesos supervisados o no supervisados (Tso & Mather, 2009; Mather & Koch, 2011; Richards, 2013).

De acuerdo a Mather & Koch (2011), el proceso de clasificación de imágenes requiere de dos etapas fundamentales por parte del usuario: 1) determinación a priori del número y naturaleza de las categorías, es decir, en qué coberturas de suelo serán descritas; 2) la asignación de etiquetas a los píxeles, basándose en sus propiedades mediante una regla de clasificación o un proceso de reglas de decisión.

El tipo de clasificación a utilizar, ya sea supervisada o no supervisada, estará en función del conocimiento del usuario acerca los tipos de coberturas de suelo que se encuentren en la

porción de superficie, representada en este caso, por los valores radiométricos registrados por el sensor sobre los píxeles de la imagen. Sin embargo, los tipos de clasificaciones digitales se dividen no solo por el grado de conocimiento del usuario de las características de la superficie (supervisadas y no supervisadas), sino además, por el tipo de procesamiento que se llevará a cabo sobre la matriz de datos en las imágenes, identificando a los algoritmos con los conceptos de píxel a píxel y de contexto espacial.

2.3.4.1. Paradigma de clasificación de píxel a píxel

Existen diversas técnicas de clasificación digital basadas en el concepto de *píxel a píxel*. Por un lado se encuentran las técnicas no supervisadas, como Isodata y *K-Means*, por mencionar algunas. Por otra parte, se encuentran también las técnicas de clasificación digital supervisada, como la de máxima probabilidad, de mínima distancia, de paralelepípedos, la distancia de Mahalanobis, clasificadores no paramétricos, la clasificación KNN (*K-Nearest Neighbour*), *Spectral Angle Mapper*, *Support Vector Machine*, entre otras (Richards, 2013).

Sin embargo, existen técnicas como la de árboles de decisión basadas también en el concepto de *píxel a píxel*, pero estas, a diferencia de las mencionadas anteriormente, son consideradas como técnicas de clasificación multi-etapa donde se toma una serie de decisiones para determinar la etiqueta más apropiada de un píxel; a diferencia de las otras, en las que se considera una sola regla de decisión para realizar la categorización. Los árboles de decisión, al igual que otras técnicas de clasificación supervisada, utilizan información de entrenamiento sobre las categorías para construir las reglas de decisión que permitirán hacer la categorización temática de las imágenes.

La técnica de clasificación por árboles de decisión consiste en un número determinado de clasificadores conectados denominados como nodos, de los cuales se espera que en conjunto realicen la tarea completa de clasificación de las imágenes, llevándola a cabo cada componente con solo una parte del proceso mediante la regla indicada. En esencia, se basa en un árbol de decisión binaria, donde se espera que cada componente de decisión (nodo) realice una clasificación de la imagen en una o dos posibles categorías (Richards, 2013).

Clasificación por árboles de decisión CART

La técnica de clasificación CART (*Classification and RegressionTree*) es quizás una de las metodologías de árboles de decisión más utilizada, ya que restringe y simplifica las posibles opciones de funcionalidad de los nodos. En esta metodología se aplica una regla de decisión en cada nodo, incluyendo el nodo raíz, con la cual se separan las muestras de entrenamiento en dos grupos y a partir de ahí, se crean sub grupos con clases cada vez más puras que en los nodos precedentes. De ahí, se evalúan todas las posibles separaciones binarias de los píxeles de entrenamiento y se elige aquella que minimice la mezcla de las clases en los grupos creados. Para evaluar la mezcla de las clases de entrenamiento dentro de un grupo particular, se utiliza la medida de impureza de Gini (Richards, 2013), que se define para n nodos como:

$$i(n) = \sum_{i \neq j} P(\omega_j)P(\omega_i) = 1 - \sum_j P(\omega_j)^2 \quad (23)$$

En el caso en que todos los píxeles de un nodo pertenezcan a una sola categoría, entonces se asumen los supuestos de la Fórmula (24), indicando que no existe impureza.

$$P(\omega_j) = 1 \text{ y } P(\omega_i) = 0, \text{ para } i \neq j \therefore i(n) = 0 \quad (24)$$

Si el nodo n fuera de clases igualmente distribuidas del conjunto de entrenamiento, entonces $i(n)$ equivaldría a un máximo e igual a $1 - 1/n^2$. Otra medida adicional de la impureza, se basa en el concepto de entropía. Esta se define como:

$$i(n) = -\sum_j P(\omega_j) \log_2 P(\omega_j) \quad (25)$$

Al igual que en la medida anterior, el resultado es cero en el caso en que todos los píxeles de entrenamiento fueran de la misma categoría, y es mayor cuando el grupo de píxeles se encuentra mezclado.

Dentro del proceso de separación de los píxeles de entrenamiento, en la medida en que se avanza hacia abajo del árbol, surge la necesidad de conocer a la separación que proporciona el valor más bajo de impureza del nodo precedente hacia los nodos descendentes. Es decir, la separación que genera los grupos descendentes más puros. Es posible determinar esto mediante la medida de reducción de la impureza, extrayendo la impureza de los nodos descendentes a partir de la impureza de sus nodos precedentes. Esto se determina por la Fórmula (26).

$$\Delta i(n) = i(n) - P_L i(n_L) - (1 - P_L) i(n_R) \quad (26)$$

Clasificación por árboles de decisión QUEST

El algoritmo QUEST (*Quick, Unbiased, Efficient and StatisticalTree*) forma parte de las metodologías de árboles de decisión binarias y es utilizado en los casos en que el número de categorías a considerar es mayor a dos, además, es considerado esencialmente como un análisis discriminante lineal recursivo en todos los atributos. Este algoritmo aglomera las categorías dentro de dos grupos para asegurar la separación binaria. Esto se lleva a cabo aplicando un algoritmo de dos medias, que minimiza la suma de los cuadrados de la clase media original dentro de la agrupación.

Para realizar el proceso de separación por la metodología QUEST, se implementa el algoritmo QDA (*QuadraticDiscriminant Analysis*). Esta metodología se desarrolla en dos partes; por un lado, se hace el proceso de selección del punto de separación; por otra parte, se realiza la selección de los atributos. A continuación, se describe el la metodología presentada por Tso & Mather (2009) para desarrollar el algoritmo de árboles de decisión QUEST.

El caso de selección del punto de separación, se lleva a cabo cuando los atributos son tratados como variables numéricas. Siendo x un atributo seleccionado para realizar una separación en el nodo t , refiriéndose como atributo a los píxeles que serán clasificados. Si el número de categorías en el nodo t es mayor a dos, se utiliza un algoritmo de agrupación de dos medias y se agrupan las categorías en las superclases a y b .

Entonces, el algoritmo QDA separa a un atributo x (los píxeles de la imagen) considerando las medias y desviaciones estándar de las categorías a y b ; además, se toman en cuenta tres intervalos, estos se denominan como: « $-\infty, d_1$ », « d_1, d_2 » y « d_2, ∞ », donde d_1 y d_2 son la base de la Fórmula (27).

$$p(a|t).s_a^{-1}\Phi\left\{\frac{[x - \bar{x}(a)]}{s_a}\right\} = p(b|t).s_b^{-1}\Phi\left\{\frac{[x - \bar{x}(b)]}{s_b}\right\} \quad (27)$$

Posteriormente, se define la probabilidad estimada (Fórmula (28)) de que una muestra pertenezca a la categoría j en el nodo t .

$$p(j|t) = \frac{p(j,t)}{\sum_i p(i,t)} \quad p(j,t) = \frac{\pi(j)N_{j,t}}{N_j} \quad (28)$$

El algoritmo QUEST solamente utiliza una de las dos raíces, siendo esta, la más cercana a la media de cada clase para asegurar una bifurcación a partir del punto de separación. Si se toman

los logaritmos naturales de ambos lados de la Fórmula (27), es posible obtener la ecuación cuadrática $ax^2 + bx + c = 0$, donde:

$$a = s_a^2 - s_b^2 \quad (29)$$

$$b = 2(\bar{x}_a \times s_b^2 - \bar{x}_b \times s_a^2) \quad (30)$$

$$c = (\bar{x}_b \times s_a^2)^2 - (\bar{x}_a \times s_b^2)^2 + 2s_a^2 \times s_b^2 \log \left\{ \frac{[p(a|t) \times s_b]}{[p(b|t) \times s_a]} \right\} \quad (31)$$

En el caso en que sea $a = 0$, y $\bar{x}_a \neq \bar{x}_b$, entonces existe solo un punto de separación d y estará definido por la Fórmula (32). Por el contrario, en el caso en que sea $a \neq 0$ y $b^2 - 4ac < 0$, el punto de separación d estará definido por la Fórmula (33).

$$d = \frac{(\bar{x}_a + \bar{x}_b)}{2} - (\bar{x}_a - \bar{x}_b)^{-1} s_a^2 \log \left[\frac{p(a|t)}{p(b|t)} \right] \quad (32)$$

$$d = \frac{(\bar{x}_a + \bar{x}_b)}{2} \quad (33)$$

O escrito de otra manera, el punto de separación d estará definido por la Fórmula (34).

$$(2a)^{-1} \left(-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac} \right) \quad (34)$$

En una etapa posterior, el algoritmo QUEST realiza el proceso de selección de los atributos, donde se lleva a cabo un test estadístico para atributos de datos continuos, calculando un análisis de varianzas para cada variable por el estadístico F (ANOVA) con un valor de umbral α . Entonces, cuando el valor de F sobrepasa el umbral establecido, el atributo correspondiente es elegido para hacer la separación del nodo. En los casos en que los atributos sean del tipo de datos categóricos, se calcula una tabla de contingencia (tabulación cruzada) por el test de Chi cuadrada (χ^2) de la independencia ente las clases y los atributos categóricos, donde las filas representan la información de las clases, las columnas corresponden a los atributos y cada celda constituye a los atributos etiquetados como su correspondiente categoría. Esta prueba estadística evalúa la hipótesis nula de que la información de las categorías y los atributos sea dependiente.

El proceso que se lleva a cabo para la selección de los atributos, según Tso & Mather (2009), puede realizarse mediante las siguientes etapas:

1. Elegir un valor de umbral (nivel de significancia) $\alpha \in (0,1)$ (36). Calcular el estadístico

F_k (ANOVA) para cada atributo continuo, X_k (35), siendo $k = 1 \dots K_1$.

$$F_{ka} = \max \{F_k : k = 1, 2, \dots, K_1\} \quad (35)$$

$$\alpha_1 = \Pr \left\{ F_{(m_i-1), (N_i-m_i)} \right\} > F_{ka} \quad (36)$$

2. Calcular el valor de probabilidad β_k (38) para el test estadístico χ^2 de independencia entre las clases y los atributos categóricos X_k , $k = K_1 + 1, K_1 + 2, \dots, K$; como se registra en la tabulación cruzada. Los grados de libertad están dados por el producto de la Fórmula (37).

$$(n_r - 1) \times (n_c - 1), \text{ donde } \alpha_2 = \beta_{kb} \quad (37)$$

$$\beta_{kb} = \{ \beta_k : k = K_1 + 1, K_1 + 2, \dots, K \} \quad (38)$$

Se realiza la separación del nodo considerando las siguientes expresiones (39) y (40). Entonces se elige el atributo X_{k^*} para realizar la separación del nodo.

$$k^* = k^a; \text{ si } \alpha_1 \leq \alpha_2; \text{ de lo contrario } k^* = k^b \quad (39)$$

$$\text{Si } \min \{ \alpha_1, \alpha_2 \} < \alpha / K \quad (40)$$

3. Si $\min \{ \alpha_1, \alpha_2 \} \geq \alpha / K$, entonces se calcula el estadístico F (ANOVA) F_k^z , $k = 1 \dots K_1$, para atributos continuos basados en las Fórmulas (41) y (42).

$$z_{ik}^j = |x_{ik}^j - \bar{x}_k^j| \quad (41)$$

$$\bar{x}_k^j = N_{j,t}^{-1} \times \sum_{i=1}^{N_{j,t}} x_{ik}^j \quad (42)$$

4. Considerando la etapa anterior, pero en el caso de que los atributos sean continuos, se hace la separación del nodo considerando Fórmula (43). Siempre y cuando se cumpla la expresión (44). Entonces, se elige el atributo X_{k^c} para hacer la separación en el nodo. De lo contrario, se elige el atributo X_{k^*} .

$$F_{k^c}^{(z)} = \max \{ F_k^{(z)} : k = 1, 2, \dots, K_1 \}, \text{ y } \alpha_3 = \Pr \left\{ F_{(m_i-1), (N_i-m_i)} > F_{k^c}^{(z)} \right\} \quad (43)$$

$$\alpha_3 < \frac{\alpha}{(K_1 + K)} \quad (44)$$

2.3.4.2. Paradigma de clasificación por contexto espacial

El concepto de contexto espacial dentro de la clasificación digital de imágenes, resalta la importancia en las relaciones espaciales sobre la información de la superficie terrestre

registrada en los píxeles, tal como se indica en la primera ley de la geografía establecida por Tobler en 1970, donde dice que *“las cosas entre más cercanas están, se encuentran más relacionadas espacialmente que las más distantes”*. Una de las ventajas de las metodologías de clasificación por contexto espacial, es que toman en cuenta la categorización de los píxeles vecinos al momento de determinar la clase temática de un píxel, generando con esto, un mapa temático consistente espacial y espectralmente al considerar distintos criterios de homogeneidad en la superficie.

La segmentación de imágenes constituye una base fundamental en el proceso de clasificación digital por técnicas de contexto espacial para imágenes obtenidas por percepción remota. En este sentido, existen diversas técnicas de segmentación de imágenes, como son las basadas en puntos, en bordes (detección de bordes), en regiones (crecimiento de regiones) y técnicas combinadas (Blaschke, 2010).

Para llevar a cabo el proceso de clasificación por técnicas de contexto espacial, se trabaja primeramente con el concepto de crecimiento de regiones, en el que se divide la imagen en segmentos que corresponden con áreas de interés para una determinada aplicación. Estas regiones se entienden como un conjunto de píxeles conectados que se encuentran distribuidos bidireccionalmente y presentan una uniformidad (Camara, et al., 1996).

El crecimiento de regiones es una técnica de agrupamiento de datos, en donde solo las regiones contiguas serán agrupadas. Inicialmente, el proceso de segmentación etiqueta cada uno de los píxeles como una región distinta, entonces se inicia el cálculo de un criterio de similitud para cada región espacialmente contigua. El criterio de similitud se basa en una prueba de hipótesis estadística que analiza el promedio de las regiones. A partir de ahí se divide la imagen en un conjunto de sub imágenes, realizando una operación de unión siguiendo la definición de un límite de agregación. Entonces, se adopta un criterio de unión para las nuevas regiones A y B, el cual estará dado por lo siguiente: a) A y B son similares (prueba de promedio); b) la similitud alcanza el límite definido; y c) A y B son espacialmente cercanas. Si se satisfacen los criterios descritos, se hace una agregación de las regiones A y B, y en el caso contrario se repite el proceso de la prueba de agregación.

El criterio de similitud se refiere al valor de los píxeles en términos radiométricos que serán considerados para iniciar el proceso de crecimiento de las regiones. Por otra parte, el área en

píxeles se refiere al área mínima en píxeles que se tomará en cuenta para establecer el área de las regiones.

2.4. VALIDACIÓN CARTOGRÁFICA

La etapa de validación es una de las tareas más importantes en la generación de cartografías temáticas (incluidas entre ellas a la cartografía de áreas quemadas), ya que permite evaluar el grado de acierto de las metodologías empleadas en los procesos de asignación de píxeles de la imagen a una determinada categoría. Dicho proceso se lleva a cabo al comparar el resultado (el mapa clasificado), con información de base considerada como verdadera (información de referencia). De esta manera, es posible generar indicadores cuantitativos que determinarán la robustez del proceso metodológico de clasificación digital.

Existen distintas técnicas de validación cuantitativa aplicadas en la evaluación de cartografía de área quemada. Se ha realizado en algunos casos, la comparación solamente de las superficies de las áreas quemadas clasificadas con las superficies de estadísticas de ocurrencias de incendios oficiales (partes de incendio) (Hudak & Brockett, 2004; Sukhinin, et al., 2004; Vafeidis & Drake, 2005). Por otro lado, se han utilizado técnicas de validación cuantitativa que consideran tanto la superficie, como la ubicación espacial de las áreas quemadas clasificadas y las de referencia. En este sentido, los estimadores de la robustez de cartografías de área quemada más utilizados, han sido mediante el análisis de la matriz de confusión (Anaya Acevedo & Chuvieco Salinero, 2010; Anaya & Chuvieco, 2012; Padilla, et al., 2014; Padilla, et al., 2015), también conocida como matriz de error (Congalton & Green, 2009; Mather & Koch, 2011; Richards, 2013), así como también, a través de técnicas de análisis de regresión lineal (Silva, et al., 2005; Moreno & Chuvieco, 2009; Roy & Boschetti, 2009; Verdú & Salas, 2010).

2.4.1. Validación por matriz de confusión

La matriz de confusión es un arreglo de números formado por la información de referencia (en las columnas) y la información de la clasificación realizada (en las filas). En la matriz de confusión, la diagonal principal representará el número de píxeles correctamente clasificados, mientras que los valores ubicados fuera de la diagonal representarán a todos aquellos píxeles erróneamente clasificados en el mapa. La sumatoria de las columnas se refiere al total de píxeles disponibles por categorías, mientras que la sumatoria de las filas, representan el total

de píxeles clasificados.

Los errores cometidos en los procesos de clasificación son representados dentro de la matriz de confusión como errores de comisión y omisión. El error comisión (conocido también como error de inclusión) se presenta al incluir un píxel en una categoría determinada a la que no pertenece, ubicándose los valores erróneamente clasificados en la parte superior de la diagonal principal de la matriz. El error de omisión (conocido como error de exclusión) se presenta al excluir un píxel de la categoría a la que pertenece y los valores identificados bajo este error se ubican en la parte inferior de la diagonal principal. En resumen, todos y cada uno de los errores cometidos, son la omisión de una categoría correcta y la comisión de una categoría incorrecta (Congalton & Green, 2009; Richards, 2013).

En la Tabla 1, se muestra un ejemplo de construcción de la matriz de confusión entre una clasificación digital con i clases y la información de referencia con j clases.

Tabla 1. Construcción de la matriz de confusión.

		Información de Referencia [Clase j]				
		1	2	...	k	c_{i+}
Clasificación [Clase i]	1	c_{11}	c_{12}	...	c_{1k}	c_{1+}
	2	c_{21}	c_{22}	...	c_{2k}	c_{2+}
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	k	c_{k1}	c_{k2}	...	c_{kk}	c_{k+}
	c_{+j}	c_{+1}	c_{+2}	...	c_{+k}	n

A partir de la construcción de la matriz de confusión, es posible determinar ciertos parámetros de precisión, como la precisión global de la cartografía, la precisión del productor, la precisión del usuario, así como el porcentaje total de los errores de omisión y comisión cometidos (Stehman & Czaplewski, 1998; Congalton & Green, 2009; Richards, 2013). La precisión global de la cartografía se determina por la sumatoria de la diagonal principal entre el total de las muestras consideradas por categorías. Mientras que la precisión del productor se obtiene en cada fila (categorías de la clasificación) mediante la división entre el valor de la diagonal principal y la suma de todos los valores de cada fila. La precisión del usuario se obtiene por columnas (por categorías de la información de referencia) dividiendo el valor de la diagonal principal entre la suma de todos los valores de esa columna.

Por su parte, el cálculo del error de omisión (eo) estará determinado en cada columna de la

matriz, por la división entre el total de píxeles erróneamente clasificados u omitidos (píxeles que pertenecían a una categoría i y fueron asignados a una categoría distinta k) y el total de píxeles evaluados en la columna j ; el error de comisión (ec), se obtiene en cada fila, por la división entre el total de píxeles erróneamente clasificados (o incluidos en una categoría j y que pertenecían a una categoría distinta k) y el total de píxeles de la fila i .

Por otro lado, con base a la construcción de la matriz de confusión y la obtención de los parámetros numéricos de precisión de la cartografía, es posible calcular el índice estadístico kappa. De acuerdo a Congalton & Green (2009), Kappa es una técnica de análisis multivariado discreto que permite determinar estadísticamente si una matriz de error es significativamente distinta a otra. En ese sentido, se decidió calcular el índice estadístico kappa (k) para determinar el acuerdo que existe entre la cartografía de área quemada y la información de referencia utilizada para construir la matriz de confusión. Los resultados obtenidos de este índice se pueden encontrar en un rango de -1 a 1, sin embargo, se esperarían valores positivos por una adecuada correlación entre la clasificación digital y la información de referencia. En ese sentido, un valor de 0 indicaría que el acuerdo que existe entre ambos mapas es completamente aleatorio (al azar), mientras que un valor igual a 1, indica un acuerdo total entre la cartografía obtenida por la clasificación digital y la cartografía de referencia.

Para llevar a cabo el cálculo del índice k , es necesario determinar el acuerdo actual (p_o) o el acuerdo observado entre la clasificación digital y la información de referencia; así como la posibilidad de acuerdo (p_e) o el acuerdo esperado de forma aleatoria entre ambos mapas. El acuerdo actual se obtiene por la sumatoria de los píxeles correctamente clasificados (diagonal principal), es decir, el acuerdo entre la clasificación digital y la información de referencia. Mientras que la posibilidad de acuerdo, se obtiene por la sumatoria de la multiplicación entre número total de píxeles asignados a la categoría i de la clasificación digital (líneas) y el número total de píxeles asignados a la categoría j de la información de referencia (columnas).

2.4.2. Validación por regresión lineal

El análisis de regresión lineal se utiliza para estimar la correlación que existe entre la predicción de área quemada (clasificación digital) y el área quemada observada (clasificación visual). La correlación está determinada por la relación que existe entre una variable dependiente « y » (información de referencia) y una independiente « x » (clasificación digital).

Dicha relación está dada por la expresión $y = mx + b$. Para formar el gráfico que determina la correlación de las variables, se calculan las constantes m , b , y r , siendo r el coeficiente de correlación, considerando un valor de n muestras de datos para las variables.

2.4.3. Análisis de costos de clasificación

Una alternativa al cálculo de los parámetros de precisión de cartografía temática (errores ec/eo e índice $kappa$), es a través del análisis de costos. El análisis de costos se lleva a cabo a través de una función de coste, utilizada anteriormente por otros autores para la evaluación de cartografía de áreas quemadas (Boschetti, et al., 2004; Padilla & Chuvieco, 2009). El coste de la clasificación expresa la distancia a una situación ideal, en donde los errores eo/ec fueran iguales a 0. Los resultados de la función, se pueden representar en un sistema coordinado mediante curvas de indiferencia que gradúan el espacio bidimensional eo/ec según las preferencias definidas por el usuario.

Para determinar la función de costos, es necesario primeramente asumir que:

- a) El costo para el usuario, es solamente una función de eo y ec .
- b) El costo incrementa de manera monótona y equivalente para eo y ec .

ÁREA DE ESTUDIO

«Lo que une el hombre, la naturaleza es incapaz de separarlo»

Aldous Huxley [Un Mundo Feliz] 1932

3. ÁREA DE ESTUDIO

3.1. UBICACIÓN GEOGRÁFICA

El área de estudio se localiza en la región Noroeste de México entre los paralelos 21°38' y 28° 12' de latitud Norte y los meridianos 103° 20' y 109° 28' de longitud Oeste, ocupando la superficie de la Región Hidrológico Administrativa III (RHA III) definida por la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA), denominada también como cuenca Pacífico Norte.

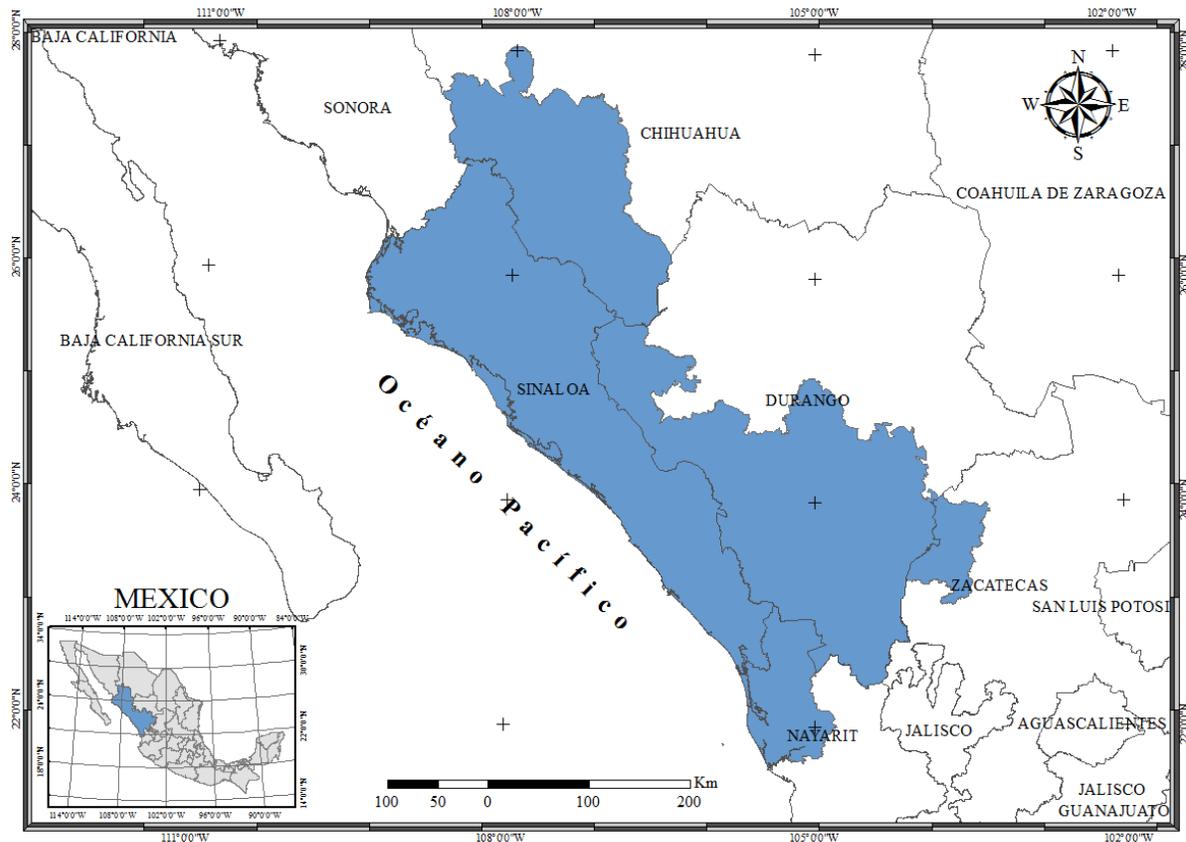


Figura 4. Cuenca Pacífico Norte (RHA III, en azul).

La cuenca Pacífico Norte cubre una superficie total de 152, 016.859 km² (15,201,686 ha), a su vez integrada por los Estados de Chihuahua, Durango, Nayarit, Sinaloa, Sonora y Zacatecas, cubriendo un 8% de la superficie total de la República Mexicana. Además, está integrada por un total de 75 municipios; 23 pertenecen al Estado de Durango, 18 a Sinaloa, 14 a Chihuahua, 10 de Nayarit, 7 de Zacatecas y 3 de Sonora (Figura 4). La mayor parte de la superficie de la cuenca está integrada por los estados de Sinaloa, Durango y Chihuahua, con un 37% (55,153 ha), 35% (51,991 ha) y 19% (29,034 ha) respectivamente (Tabla 2).

Entre los ecosistemas predominantes que se encuentran en la cuenca Pacífico Norte, se destacan los del tipo subtropicales, templados y semisecos.

Tabla 2. Distribución de la superficie de la cuenca Pacífico Norte.

Estado	Superficie (ha)	Superficie (km ²)	Proporción de superficie
Chihuahua	2,903,442	29, 034	19.41 %
Durango	5,199,064	51, 991	34.75 %
Nayarit	890,596	8, 906	5.95 %
Sinaloa	5,515,339	55, 153	36.87 %
Zacatecas	451,492	4, 515	3.02 %

3.2. CARACTERIZACIÓN DE LA CUENCA PACÍFICO NORTE

La caracterización de la cuenca Pacífico Norte (RHA III), será definida a partir de la información proporcionada por CONAGUA, mediante su publicación del Programa Hídrico Regional Visión 2030: Región Hidrológico-Administrativa III Pacífico Norte (CONAGUA, 2012), además de información proporcionada por INEGI, a través de sus conjuntos vectoriales de información geográfica.

Sin embargo, es necesario destacar que la regionalización de la superficie de México para manejar sus recursos hidráulicos se realizó en los 40's, para elaborar la planeación y hacer un mejor uso de los recursos con un enfoque de cuencas. Aunque no fue, sino hasta el período 1995-2000, que la CONAGUA creó 13 distintas Regiones Hidrológico Administrativas (RHA) de acuerdo a la Figura 58 que se encuentra en el apartado de ANEXO C. Figuras.

3.2.1. Hidrografía

La hidrografía de la cuenca se caracteriza por las corrientes que descienden de la Sierra Madre Occidental y desembocan en el océano Pacífico a través las corrientes superficiales. La cuenca cuenta con 2 regiones hidrológicas (región Sinaloa, 10; región Presidio-San Pedro, 11) y 8 subregiones, dentro de estas dos regiones se han delimitado 24 acuíferos, de los cuales 9 pertenecen a la región 10 de Sinaloa, y 15 a la región 11 Presidio-San Pedro. Adicionalmente, la RHA III, se ha dividido en 11 células de planeación, definiéndolas como el territorio de una cuenca o región hidrológica que corresponde a una entidad federativa y está integrada por un conjunto de municipios.

3.2.2. Recursos hídricos

La precipitación media anual a lo largo de la superficie de la cuenca es de 747 mm (considerando que la precipitación media anual nacional es de 760 mm), con un 70% de la precipitación anual entre los meses de julio a septiembre. La concentración hídrica se da en los 24 acuíferos con 3,263 m³, de los cuales Durango aporta un 70% del volumen total.

La RHA III, cuenta con 164 presas que suman una capacidad total de 23,600 hm³, enfocadas en diversos usos, como riego, abrevadero, acuicultura, generación eléctrica, control de avenidas y trasvaso. Además, cuenta con 10 distritos de riego con un área estimada de 800,000 ha, de los cuales 8 se ubican en el estado de Sinaloa, 1 en Nayarit y 1 en Durango. En la Tabla 3, se presentan las 11 principales presas de la cuenca y los usos a los que se encuentran destinadas.

Tabla 3. Principales presas de la cuenca Pacífico Norte y sus usos.

Nombre Oficial	Nombre Común	Capacidad (hm ³)	Año de Terminación	Usos
Adolfo López Mateos	El Humaya	4,034	1964	G, I
Miguel Hidalgo y Costilla	El Mahone	3,917	1956	G, I
Luis Donaldo Colosio	Huites	4,568	1995	G, I
José López Portillo	El Comedero	3,966	1983	G, I
Gustavo Días Ordaz	Bacurato	2,823	1981	G, I
Sanalona	Sanalona	971	1948	A, G, I
Josefa Ortiz de Domínguez	El Sabino	590	1967	I
Ing. Aurelio Benassini Vizcaíno	El Salto	810	1988	I, C
Ing. Guillermo Blake Aguilar	El Sabinal	488	1985	I, C
Picachos	Picachos	247	2010	A, G, I
Eustaquio Buelna	Guamúchil	265	1920	A, G, C

* G: Generación de energía eléctrica; I: Irrigación; A: Uso abastecimiento público; C: Control de avenidas.

Fuente: (CONAGUA, 2012)

3.2.3. Clima

El clima predominante en la superficie es templado subhúmedo, con un 39% de la superficie total. En igual porcentaje de cobertura le siguen los climas cálido subhúmedo y frío, con un 21.8 % de la superficie total de la cuenca. En menor medida le siguen los climas semiseco semicálido, semiseco templado, semiseco cálido y seco muy cálido con 10.1% y 9%, 8.6% y 6.8%, respectivamente. La temperatura media anual oscila entre los 10° C y los 26° C, alcanzando los 0° C en las zonas de sierra en algunas épocas del año.

3.2.4. Relieve

Entre las formas que comprenden el relieve de la superficie de la cuenca, se encuentran con mayor presencia las sierras con un 44.8% de la superficie total, abarcando una extensión 6,805,700 ha. Luego le siguen las mesetas, con 3,320,700 ha de territorio, representando un 21.8% de la superficie total de la cuenca. Por su parte, las llanuras cubren el 19.4% de la superficie con 2,951,800 ha.

3.2.5. Usos y coberturas de suelo

Se encuentra cuatro categorías de uso/cobertura de suelo predominantes dentro de la cuenca Pacífico Norte. Entre ellas se encuentran los bosques, con 6,735,800 ha de extensión, representando un 44.7 % de la superficie total. Luego le siguen las selvas, con 3,086,100 ha de superficie y un 20.5% del área total de la cuenca. Las agriculturas de riego y de temporal cubren una superficie menor pero no menos importante, con 1,475,500 ha y 1,676,300 ha de superficie, abarcando 9.8% y 11.1% del área total de la cuenca.

3.2.6. Suelos

Los principales tipos de suelo de los que se compone toda el área de la cuenca, son cinco. Entre ellos se encuentran los de litosol, con 4,149,300 ha de extensión y un 27.8% de la superficie total; los suelos del tipo regosol, con 3,948,600 ha de superficie y un 26.5% del área total; y en menor medida se encuentran los suelos de tipo feozem, cambisol y vertisol, con 2,041,800 ha, 1,862,400 ha y 1,284,700 ha de superficie, abarcando un 13.7%, 12.5% y 8.6%, respectivamente de la superficie total de la cuenca.

DATOS

«La religión es el opio del pueblo»

Karl Marx [El Capital] 1867

4. DATOS

Para llevar a cabo todos los procesos realizados en el presente estudio se utilizaron distintos tipos de datos, tanto información cuantitativa como información espacial, con tipos de datos continuos y discretos. Primeramente, para hacer el análisis de incidencias se utilizaron datos estadísticos de ocurrencia de incendios en el territorio Mexicano, como los datos publicados en (INEGI, 2014) y los partes oficiales de incendio proporcionados por la Gerencia Estatal del Estado de Sinaloa, de la CONAFOR, que se resumen en las Tabla 36, Tabla 37, Tabla 38, Tabla 39, y Tabla 40.

4.1. Información vectorial

Primeramente, se obtuvo el mapa vectorial que delimita el territorio Mexicano en 13 regiones hidrográficas, haciendo una extracción de dicho mapa solamente de la región III, que comprende a la región hidrográfica de la cuenca Pacífico Norte. Este mapa se obtuvo del portal web de la CONABIO (<http://www.conabio.gob.mx/>), con un sistema de coordenadas geográficas y el dátum de referencia WGS84.

Además, se utilizó también el mapa de la división política de México, que sirvió para determinar las superficies que cubre la cuenca Pacífico Norte de cada Estado de la República Mexicana, y para hacer la referencia geográfica del área de estudio. Dicho mapa, se adquirió con un sistema de coordenadas en la proyección cartográfica Cónica Conforme de Lambert, y el dátum de referencia WGS84. Este producto se descargó de la plataforma web de INEGI (<http://www.inegi.org.mx/>).

4.1.1. Uso de suelo y vegetación

Se utilizó el conjunto de datos vectoriales de Uso de Suelo y Vegetación (USyV), principalmente para llevar a cabo los procesos de validación de áreas quemadas, generando un muestreo aleatorio estratificado sobre sus capas temáticas. Para ello se obtuvo primeramente el producto USyV Serie V, a través del enlace de descarga en línea de INEGI (<http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/recnat/usosuelo/>), que se encuentra disponible de libre acceso a los usuarios.

El mapa USyV Serie V se realizó a una escala de 1:250 000 sobre para la proyección

cartográfica Cónica Conforme de Lambert (CCL), sobre el dátum de referencia ITRF92 y el geoide GRS80. Dicho producto fue generado durante el período 2011-2012, derivándose de información previa de la serie IV, y actualizado con la interpretación visual de imágenes Landsat del año 2011.

Cabe mencionar, que para poder utilizar el conjunto de datos vectoriales USyV de INEGI, se realizaron algunos ajustes al producto con la finalidad de homogenizar las características de la información espacial dentro de los Sistemas de Información Geográfica. Se realizó una conversión de la proyección cartográfica a transversa de Mercator, el dátum y el geoide de referencia a WGS84. Además, se realizó un proceso de agregación de las capas temáticas, reduciendo solamente a las categorías primarias de interés, y ajustando el mapa espacialmente solo al área de estudio. Finalmente, se dejaron las categorías primarias de agricultura, asentamientos humanos, bosque, cuerpos de agua, herbazal y matorral. En la Figura 37 (dentro del apartado ANEXO C. Figuras), se puede observar la distribución de las capas temáticas, y en la Tabla 4, se resume la superficie cubierta por cada categoría.

Tabla 4. Distribución de las clases temáticas de USyV 2011 sobre la cuenca Pacífico Norte.

Categoría	Superficie (ha)	Superficie (%)
Agricultura	364,638 ha	14.52%
Asentamiento humano	13,190 ha	0.52%
Bosque	1,955,416 ha	77.87%
Cuerpo de agua	29,810 ha	1.19%
Herbazal	122,683 ha	4.88%
Matorral	25,463 ha	0.1%
Total	2,511,200 ha	100%

4.2. IMÁGENES SATELITALES LANDSAT

El programa satelital Landsat ofrece actualmente la mayor base de datos geospaciales con aproximadamente 4 décadas de observación de la superficie terrestre, permitiendo monitorear sus recursos naturales, y estudiar los diversos fenómenos naturales y artificiales que ocurren sobre la superficie. Dicho programa inicia su legado poniendo en operación su primera misión Landsat 1 el 23 de julio del año 1972, llamada en aquel tiempo como ERTS (*Earth Resources Technology Satellite*), y se encuentra en funcionamiento hasta la fecha con su última misión satelital, lanzada el día 11 de febrero del año 2013.

A continuación, se resumen en la Tabla 5 las características (espaciales y espectrales) de los

tipos de sensores. La descarga de las imágenes multiespectrales se realizó a través del portal web de acceso libre del servicio geológico de los Estados Unidos de América USGS (<http://earthexplorer.usgs.gov/>), utilizando el sistema de referencia WRS-2.

Tabla 5. Características de Landsat 5 y 7.

Satélite	Tiempo de Vida	Sensor	Bandas	Resolución Espectral (μm)	Resolución Espacial (m)	Tamaño de la Escena (Km)	Resolución Radiométrica	
Landsat 5	Inicio 01/03/1984 Término 05/06/2013	MSS	1	0.497 – 0.607	68 x 83	170 x 185	Resolución Radiométrica 8 Bits	
			2	0.603 – 0.697				
			3	0.704 – 0.814				
			4	0.809 – 1.036				
		TM	1	0.452 - 0.518	30		Resolución Temporal 16 días	
			2	0.528 – 0.609				
			3	0.626 – 0.693				
			4	0.776 – 0.904				
			5	1.567 – 1.784				
			6	10.45 – 12.42	120			
			7	2.097 – 2.349	30			
Landsat 7	Inicio 15/07/1999 Término "Aún opera"	ETM+	1	0.452-0.514	30	170 x 185	Resolución Radiométrica 8 Bits	
			2	0.519-0.601				
			3	0.631-0.692				
			4	0.772-0.898				
			5	1.547-1.748			60	Resolución Temporal 16 días
			6	10.31-12.36				
			7	2.065-2.346				
			8	0.515-0.896				
				30				
				15				

Para cubrir toda la superficie que comprende el área de estudio, fue necesario considerar 14 path-row (Figura 5), a partir de los cuales se realizó la descarga de todas las escenas disponibles y con buena visibilidad (libres de nubes) para la temporada de incendios del 2011 (período enero-agosto). Las imágenes se obtuvieron principalmente del sensor TM, pero en caso de ausencia de imágenes por ese sensor, se descargaron del sensor ETM+. Se descargó un total de 32 escenas Landsat TM y ETM+ (Tabla 35, ANEXO B. Tablas, pág. 203), de las cuales se hizo una posterior depuración, realizando una exploración visual y considerando solo aquellas imágenes que contaran con superficies afectadas por el fuego.

Al realizar la descarga de las imágenes de los servidores de la USGS, se obtiene un archivo de los metadatos para cada una de ellas, de donde se extrae la información necesaria para los procesos de corrección radiométrica. Es preciso mencionar que en el mismo nombre de descarga de la escena se encuentra contenida información resumida de las características de las imágenes, como son: la plataforma satelital, el tipo de sensor, el path-row, el año de

adquisición, el día juliano y la estación terrestre sobre la cual se recibió la imagen desde el satélite. Un ejemplo de ello se muestra a continuación:

LXSPPRRRRYYYYDDDGSIVV

L	Landsat
X	Sensor
S	Satélite
PPP	WRS Path
RRR	WRS Row
YYYY	Año de adquisición
DDD	Día juliano
GS	Identificación de la estación terrestre de adquisición
IVV	Versión

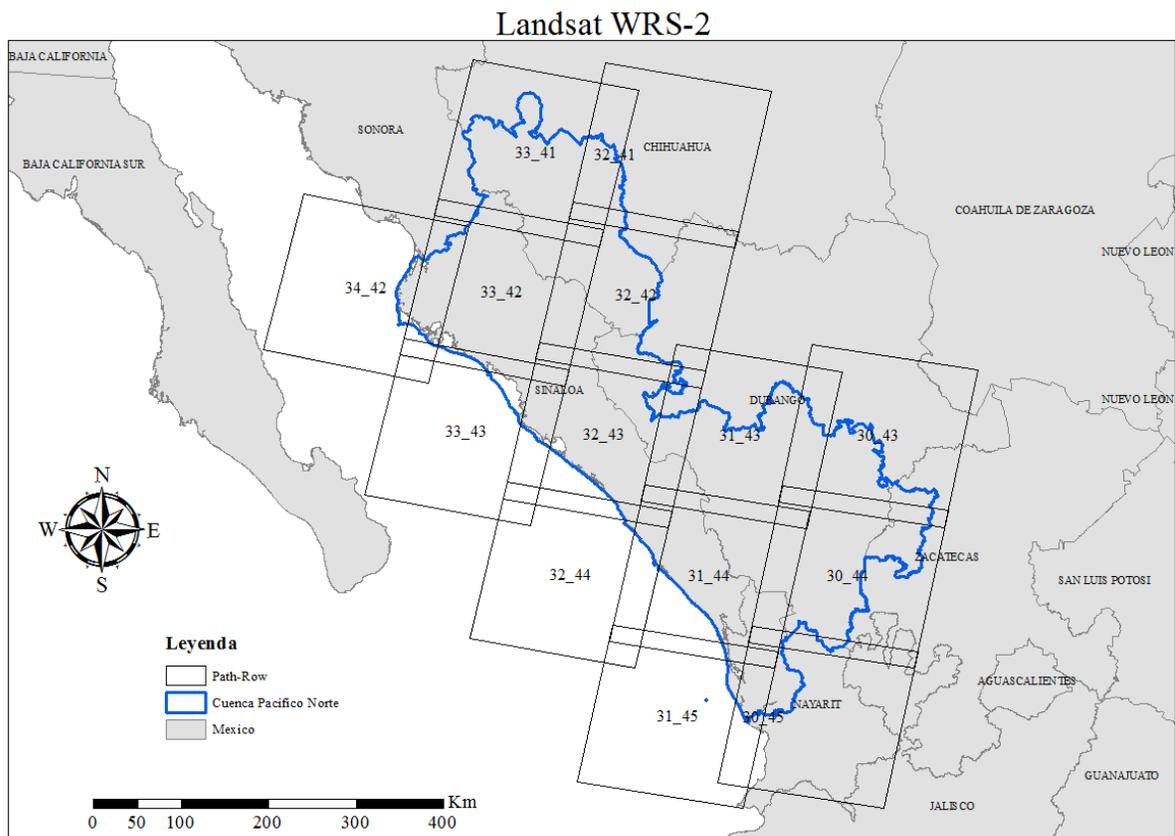


Figura 5. Distribución de las escenas Landsat (path-row).

METODOLOGÍA

«El miedo a la cuantificación supone limitarse, renunciar a una de las perspectivas más firmes para entender y cambiar el mundo»

Carl Sagan [Miles de Millones] 1997

5. METODOLOGÍA

El proceso metodológico general de este trabajo de investigación se dividió en dos etapas fundamentales, integrada por la detección semiautomática de áreas quemadas y la generación de un inventario de áreas quemadas para la Región Hidrográfico-Administrativa Pacífico Norte (RHA III) (Figura 6).

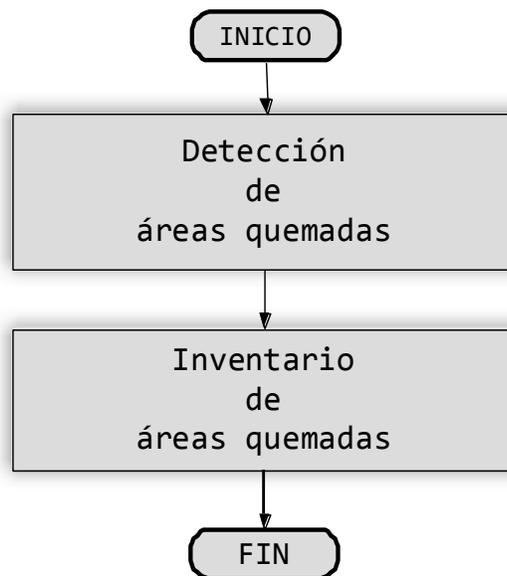


Figura 6. Esquema metodológico general.

En la primera etapa se estableció la temporada de incendios y se eligió una imagen con el mayor contenido de áreas quemadas; además, se generó y se evaluó un conjunto de variables continuas derivadas de una imagen Landsat 5 TM; se eligió la mejor variable para el realce de áreas quemadas, después se aplicaron y se evaluaron distintas técnicas de clasificación digital para la discriminación de áreas quemadas; por último, se determinó la mejor técnica de clasificación digital.

Por otro lado, para generar el inventario de áreas quemadas, se realizó un pre-procesamiento por corrección radiométrica de todas las imágenes Landsat 5 TM que integran a la región hidrográfica Pacífico Norte, se calculó el índice IBAIM y se llevó a cabo la clasificación digital por contexto espacial; finalmente se unieron todas las clasificaciones, se efectuó un proceso de limpieza de píxeles erróneamente clasificados y se realizó la validación de la cartografía.

5.1. DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS

Dentro del apartado de detección de áreas quemadas se contemplaron las etapas de selección del período y escena de entrenamiento, el pre-procesamiento de la imagen elegida, así como los procesos de generación y evaluación de variables continuas, la aplicación de las metodologías de clasificación digital y su validación (Figura 7).

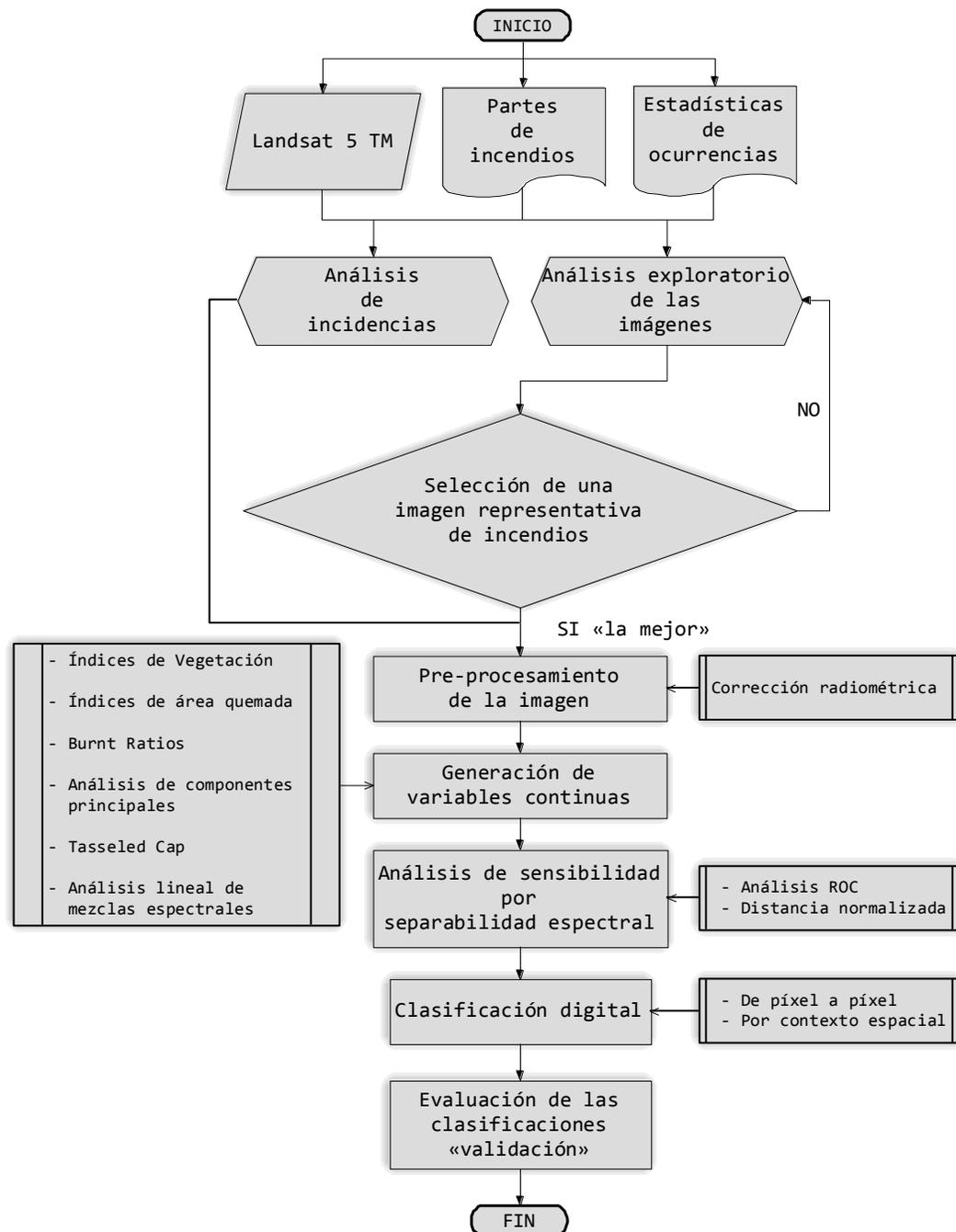


Figura 7. Esquema metodológico para la detección de áreas quemadas.

5.1.1. Selección del periodo de estudio y escena de entrenamiento

Con la finalidad de establecer tanto el área como el periodo de estudio, se realizó un análisis de las estadísticas de ocurrencia de incendios en México (particularmente para los Estados que integran a la cuenca Pacífico Norte) de los últimos 18 años, así como una exploración visual espacio-temporal de imágenes Landsat.

5.1.1.1. *Análisis de incidencias en la cuenca Pacífico Norte*

Como datos de referencia sobre la ocurrencia de incendios, se utilizó la información disponible de incendios forestales y superficies afectadas por entidad federativa para los estados Chihuahua, Durango, Nayarit, Sinaloa y Zacatecas, que integran a la cuenca Pacífico Norte, desde el año 1995 hasta 2013, se revisaron las estadísticas del banco de datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2010; INEGI, 2014) y los partes oficiales de incendio proporcionadas por la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR), a través de la Gerencia Estatal de Sinaloa.

En las Tabla 36, Tabla 37, Tabla 38, Tabla 39 y Tabla 40 que se encuentran en el apartado ANEXO B. Tablas, se muestra un resumen del número de incendios ocurridos, los tipos de cobertura de suelo y superficie total afectada para los estados de la cuenca Pacífico Norte dentro de las temporadas de incendios desde el año 1995 hasta el 2013. A partir de estos datos, se calculó la media aritmética de los incendios ocurridos por cada año para los 5 estados que componen la cuenca Pacífico Norte, esto con la finalidad de definir la temporada de estudio.

5.1.1.2. *Análisis exploratorio de las imágenes*

Una vez seleccionada la temporada de incendios, se llevó a cabo el proceso de análisis exploratorio de las imágenes y selección de la escena más representativa con un mayor contenido de superficies afectadas por el fuego, para ello se efectuó la descarga de todas las imágenes Landsat 5 TM (en caso de ausencia de imágenes del sensor TM, se descargaron imágenes de Landsat 7 ETM+) post-incendio disponibles para cada uno de los 14 path-row que cubren la RHA III del año 2011.

Se realizó la descarga y revisión de las imágenes mediante un análisis exploratorio visual de todas ellas, realizando para ello, distintos compuestos en falso color que permitieron resaltar las características de las áreas quemadas en las escenas.

5.1.2. Pre-procesamiento

Luego de seleccionar la temporada y la escena, se procedió a realizar el pre-procesamiento de la imagen, para lo cual se aplicó el proceso de corrección radiométrica, ya que las imágenes Landsat son obtenidas con un nivel de procesamiento geométrico previamente (L1T).

Para llevar a cabo la corrección radiométrica, se excluyó primeramente la banda del infrarrojo térmico, ya que esta banda no aporta información radiométrica de utilidad en la aplicación de los algoritmos descritos en las etapas metodológicas posteriores. Al realizar el proceso de corrección radiométrica se hizo una conversión de los niveles digitales (DNs) de la imagen a unidades físicas, pasando del cálculo de la radiancia espectral en el sensor a la reflectancia en el techo de la atmósfera (TOA). Dichos procesos se determinaron por los algoritmos que se describen a continuación:

Radiancia espectral:

$$L_{\lambda} = a_{0,k} + a_{1,k} DN_k \quad (45)$$

Donde:

$$a_{0,k} = L_{\lambda,MIN} - \left(\frac{L_{\lambda,MAX} - L_{\lambda,MIN}}{Q_{cal\ max} - Q_{cal\ min}} \right) Q_{cal\ min} \quad (46)$$

$$a_{1,k} = \frac{L_{\lambda,MAX} - L_{\lambda,MIN}}{Q_{cal\ max} - Q_{cal\ min}} \quad (47)$$

Reflectividad exoatmosférica:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi L_{\lambda} d^2}{E_{0,\lambda} \cos \theta_s} \quad (48)$$

5.1.3. Generación de variables continuas

Una vez realizada la corrección radiométrica de la imagen, se generaron las variables continuas (conocidas también como bandas sintéticas) como fase fundamental de la investigación para la detección de áreas quemadas. La generación de las bandas sintéticas, se llevó a cabo mediante el cálculo de índices espectrales de vegetación y de área quemada, el cálculo de divisiones entre bandas espectrales y la aplicación de distintas técnicas de transformación de imágenes en el dominio espectral, utilizando para su cálculo, los algoritmos que se muestran en la Tabla 6.

INVENTARIO Y ANÁLISIS DE ÁREAS QUEMADAS PARA LA TEMPORADA 2011 DE LA CUENCA
PACÍFICO NORTE, MÉXICO. A TRAVÉS DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE
IMÁGENES Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

Tabla 6. Algoritmos utilizados por las técnicas de transformación en el dominio espectral.

Técnicas de Procesamiento	Algoritmo	Referencia	
Índices de Vegetación	NDVI	$NDVI = \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + \rho_R} \quad (49)$	(Rouse, et al., 1974)
	RVI	$RVI = \frac{\rho_{IR}}{\rho_R} \quad (50)$	(Wu, 2014)
	SAVI	$SAVI = \frac{(\rho_{IR} - \rho_R)}{(\rho_{IR} + \rho_R + L)} \times (1 + L) \quad (51)$ * $L \rightarrow$ Parámetro que considera la diferencia de transmisividad de la copa arbórea.	(Huete, 1988)
	EVI	$EVI = 2.5 \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + 6\rho_R - 7.5\rho_B + 1} \quad (52)$	(Yamamoto, et al., 2012)
	EVI2	$EVI2 = 2.5 \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + 2.4\rho_R + 1} \quad (53)$	(Jiang, et al., 2008)
Índices de Área Quemada	NBR	$NBR = \frac{\rho_{IR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{IR} + \rho_{SWIR}} \quad (54)$	(Key & Benson, 2006)
	BAI	$BAI = \frac{1}{(\rho_{cR} - \rho_R)^2 + (\rho_{cIR} - \rho_{IR})^2} \quad (55)$	(Martin Isabel & Chuvieco Salinero, 1998)
	BAIM	$BAIM = \frac{1}{(\rho_{cIR} - \rho_{IR})^2 + (\rho_{cSWIR} - \rho_{SWIR})^2} \quad (56)$	(Martín, et al., 2006)
	IBAIM	$IBAIM = \left(\frac{\rho_{SWIR}}{\rho_{IR}} \right) \cdot \left(\sqrt{\frac{\rho_{IR}}{\rho_R}} \right) \cdot BAIM \quad (57)$	(Gómez Nieto & Martin, 2007)
Divisiones	BR ₁	$\frac{\rho_{SWIR2}}{\rho_{SWIR1}} \quad (58)$	
	BR ₂	$\frac{\rho_{SWIR2}}{\rho_{NIR}} \quad (59)$	
	BR ₇₃	$\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{SWIR1}} \quad (60)$	
Transformaciones	LSU	$R_i = \sum_{e=1}^E f_e a_{ei} + \xi_i \quad (61)$	(Adams, et al., 1986)
	PCA	Matriz de varianza-covarianza $C_x = \frac{\sum_{j=1}^J \mathring{\mathbf{a}} (x_j - m)(x_j - m)^T}{J - 1} \quad (62)$	(Richards, 2013)
	TC	$p_i = x_j^T V_i + c \quad (63)$	(Kauth & Thomas, 1976)

5.1.3.1. Índices de vegetación

Con el objetivo de crear un contraste entre las áreas quemadas y las cubiertas de vegetación vigorosa, se llevó a cabo la generación de variables continuas a través de los índices de vegetación, utilizando para tal propósito, bandas espectrales ubicadas en las regiones del rojo (0.704-0.814 μm) e infrarrojo cercano (0.809-1.036 μm) del espectro electromagnético. Los algoritmos utilizados para realizar el cálculo de los índices de vegetación se presentan en la Tabla 6.

5.1.3.2. Índices de área quemada

Para generar las variables continuas a partir del cálculo de índices de área quemada, se utilizaron bandas de las regiones espectrales del rojo (0.626-0.693 μm), infrarrojo cercano (0.776-0.904 μm) e infrarrojo de onda corta (1.567-1.784 μm) con el propósito de identificar los efectos producidos por la quema. Los índices de área quemada implementados se presentan en la Tabla 6.

5.1.3.3. Divisiones entre bandas

Se aplicaron operaciones algebraicas entre distintas bandas espectrales como una alternativa al cálculo de índices espectrales, mediante la división entre las bandas del infrarrojo medio TM-7 (2.097-2.349 μm) y la del infrarrojo cercano TM-5 (1.567-1.784 μm) para la variable BR_1 (fórmula (58)); la división entre las bandas del infrarrojo medio TM-7 (2.097-2.349 μm) y del infrarrojo cercano TM-4 (0.776-0.904 μm) para la variable BR_2 (fórmula (59)); y la división entre las bandas del infrarrojo cercano TM-4 (0.776-0.904 μm) y del infrarrojo medio TM-5 (1.567-1.784 μm) para la variable BR_3 (fórmula (60)).

5.1.3.4. Transformaciones

Se generaron también bandas sintéticas por medio de las transformaciones en el dominio espectral de la escena Landsat 5 TM. Para ello, se implementaron las técnicas de análisis de componentes principales (PCA), la transformación *Tasseled Cap* (TC), y el análisis de mezclas espectrales (LSU).

El análisis de mezclas espectrales se realizó considerando a los *endmembers* como las categorías de área quemada, vegetación y suelo. Una vez elegidas las muestras puras de las categorías de interés, es posible reescribirse la fórmula (61) del algoritmo LSU en su forma

lineal (Shimabukuro & Smith, 1991), esto es, para estimar la proporción de sus componentes, como se observa en la fórmula (64).

$$R_n = a \cdot quemado_n + b \cdot vegetación_n + c \cdot suelo_n + \xi_n \quad (64)$$

Para llevar a cabo la transformación de la imagen por el PCA, se generaron las estadísticas (varianzas, medias, desviaciones estándar) y posteriormente se realizaron los cálculos de covarianza a través de la fórmula (62), asignando puntos flotantes como tipo de datos digitales a los valores de los píxeles de los componentes a generar. Finalmente, se generó un total de 6 variables correspondientes a cada componente encontrado, asociados a su vez con el número de bandas espectrales en la imagen.

La técnica de transformación TC se utilizó considerando sus propiedades en el análisis del estado de la vegetación, en este caso, se implementó con el objetivo de analizar el contraste entre las áreas de vegetación sana y las áreas afectadas por el fuego, y de ese modo, generar a través de la fórmula (63), las variables de *brightness*, *greenness* y *third*.

5.1.4. Evaluación de variables continuas

Al contar con un número elevado de variables, es necesario hacer una depuración o determinar en qué medida ellas son aptas para la detección de áreas quemadas. En ese sentido, es necesario implementar técnicas que permitan determinar la capacidad de discriminación de cada variable y de ese modo, elegir solamente aquellas bandas representativas para el estudio sin que haya pérdida de información. Para tal propósito, se utilizaron la técnica de análisis ROC y la medida de separabilidad espectral M .

Previamente a la evaluación, se elaboró un compuesto de 30 variables (Tabla 7) mediante la integración de las bandas espectrales de la imagen (6 bandas espectrales) y las bandas sintéticas generadas a través de los índices de vegetación y área quemada, de las divisiones entre bandas y por las técnicas de transformación (24 bandas sintéticas).

Una vez elaborado el compuesto de variables (con las bandas espectrales y sintéticas), se realizó un análisis estadístico para analizar su distribución, lo que permitió elegir el tipo de técnica de evaluación a utilizar. Posteriormente, se realizó una reclasificación de las 30 variables del compuesto con el objetivo de homologar su escala radiométrica.

Tabla 7. Compuesto de 30 variables, con bandas espectrales y sintéticas.

Banda	Compuesto	Variable
B1	Bandas espectrales "Landsat 5 TM"	Blue (0.452-0.518 μm)
B2		Green (0.528-0.609 μm)
B3		Red (0.626-0.693 μm)
B4		NIR (0.776-0.904 μm)
B5		SWIR 1 (1.567-1.784 μm)
B6		SWIR 2 (2.097-2.349 μm)
B7	Índices de vegetación	NDVI
B8		RVI
B9		SAVI
B10		EVI
B11		EVI2
B12	Índices de área quemada	NBR
B13		BAI/IAQ
B14		BAIM
B15		IBAIM
B16	Divisiones entre bandas	$br_1: 7/5$
B17		$br_2: 7/4$
B18		$br_3: 4/5$
B19	PCA	PCA – 1
B20		PCA – 2
B21		PCA – 3
B22		PCA – 4
B23		PCA – 5
B24		PCA – 6
B25	Tasseled Cap	<i>Brightness</i>
B26		<i>Greenness</i>
B27		<i>Third</i>
B28	LSU	Quemado
B29		Vegetación
B30		Suelo

5.1.4.1. Análisis ROC

Considerando que existen variables con escasa normalidad, se eligió una técnica no paramétrica como una alternativa para la evaluación de las variables, utilizando para ello la técnica de análisis ROC. Para determinar la capacidad de discriminación de las variables a través de esta técnica, se utilizaron dos indicadores, uno de sensibilidad y otro de área bajo la curva (AUC). El indicador de sensibilidad se calculó mediante la construcción de la matriz de confusión (de contingencia) entre la información de referencia (mapa predictivo) y una clasificación visual de área quemada del path-row 031-044, como se observa en la Figura 8.

		Referencia	
		Quemado	No Quemado
Predicción	Quemado	Verdaderos Positivos «VP»	Falsos Positivos «FP»
	No Quemado	Falsos Negativos «FN»	Verdaderos Negativos «VN»

Figura 8. Matriz de confusión del análisis ROC.

Los elementos de la matriz de confusión que se observan en la Figura 8 pueden ser determinados por las siguientes expresiones:

- Proporción de verdaderos positivos (sensibilidad):

$$pvp = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{\text{positivos correctamente clasificados}}{\text{total de positivos}} \quad (65)$$

- Proporción de falsos positivos:

$$pfp = \frac{FP}{FP + VN} = \frac{\text{negativos incorrectamente clasificados}}{\text{total de negativos}} \quad (66)$$

- Especificidad:

$$\text{Especificidad} = 1 - pfp = \frac{VN}{FP + VN} \quad (67)$$

El área bajo la curva (AUC) se determinó a través de la fórmula (68), propuesto por Pontius Jr. & Schneider (2001):

$$AUC = \sum_{i=1}^n [x_{i+1} - X_i] \times [y_i + (y_{i+1} - y_i) / 2] \quad (68)$$

5.1.4.2. Separabilidad espectral

La otra técnica utilizada para realizar la evaluación de las variables, fue por la medida separabilidad espectral, utilizando para ello el algoritmo de la distancia normalizada por la fórmula (69), en el cual se mide la distancia espectral que existe entre pares de categorías (clases de quemado y no quemado).

$$M = \frac{|\bar{x}_a - \bar{x}_b|}{S_a + S_b} \quad (69)$$

Para realizar las medidas espectrales, fue necesario contar con un muestreo de las categorías de uso del suelo presentes en el área de estudio y de las áreas quemadas.

Este muestreo se generó de manera aleatorio estratificado, donde se consideraron 200 puntos por categoría para la extracción de las muestras de no quemado, sumando un total de 1,200. Para ello, se utilizó el mapa USyV 2011 de INEGI, reclasificándolo solamente a 6 categorías temáticas de clasificación primaria (Figura 38. ANEXO A. Mapas. Pág. 197), de acuerdo a la nomenclatura de la leyenda utilizada por INEGI (agricultura, asentamientos humanos, bosque, cuerpo de agua, herbazal y matorral).

Para obtener las muestras de áreas quemadas, se realizó una segmentación de la banda B14 (BAIM), posteriormente se generó una clasificación digital no supervisada por la técnica isoseg con 5 iteraciones y un umbral de aceptación del 95%, identificando visualmente las clases de no quemado a partir de dicha clasificación. Por último, se generó un muestreo de 200 puntos sobre esta clasificación para obtener las muestras de área quemada.

5.1.5. Clasificación digital

Con el objetivo de realizar los procesos de clasificación digital, se eligió la variable que ofreció los mejores resultados de la etapa anterior, donde se hizo la evaluación de las variables. La clasificación digital se realizó a través de los paradigmas de píxel a píxel y de contexto espacial.

5.1.5.1. Clasificación digital de píxel a píxel

El método utilizado para realizar la clasificación digital de la imagen por el paradigma de píxel a píxel, fue el de árboles de decisión. Los árboles de decisión fueron implementados en un software especializado para el análisis digital de imágenes, definiendo previamente los umbrales de clasificación a través de los algoritmos CART y QUEST dentro del software estadístico SPSS® IBM Corp. Para realizar la definición de los umbrales de clasificación se utilizaron las muestras de uso de suelo de la escena 031-044, utilizadas también en la etapa de evaluación de las variables a través del cálculo de separabilidad espectral, y así mismo, las muestras para la categoría de quemado. Se utilizaron 200 muestras puntuales de las categorías agricultura, asentamiento humano, bosque, cuerpo de agua, herbazal, matorral y quemado.

Los criterios considerados para generar los umbrales de clasificación por el algoritmo de árboles de decisión CART, son los que se describen en la Tabla 8. Algunos de los criterios definidos fueron tomados como los valores por defecto que sugiere el software, entre ellos, se encuentra el número mínimo de cambio en la mejora, ya que al aumentar dicho valor solamente ayudaría a reducir el tamaño del árbol, sin embargo al definir un número reducido de profundidad no afecta un valor pequeño en la mejora; por otra parte, el número de sustitutos se definió por defecto como automático, es decir, se consideró un valor de uno menos el número de variables independientes, en este caso, se refiere a las bandas sintéticas evaluadas.

Tabla 8. Criterios para algoritmo de árbol de decisión CART.

Criterios	Descripción	Definición
	Máximo nivel de profundidad del árbol	3
Límites de Crecimiento	Mínimo número de casos: [nodo padre]	20
	Mínimo número de niveles: [nodo hijo]	5
Criterios CART	Medida de impureza	Gini
	Mínimo cambio en la mejora	0.0001
Poda	Podar árbol para evitar sobre ajuste	Desactivado
Sustitutos	Máximo número de sustitutos	Automatic

Para el algoritmo de clasificación por árboles de decisión QUEST, se definieron los criterios descritos en la Tabla 9. A diferencia de los criterios definidos para el algoritmo CART, se estableció el nivel de significancia, en el cual se indica que una variable independiente no podrá ser utilizada para hacer la división de nodos a menos que su valor de significancia sea menor o igual que el nivel de significancia especificado (0.05).

Tabla 9. Criterios definidos para el algoritmo de árbol de decisión QUEST.

Criterios	Descripción	Definición
	Máximo nivel de profundidad del árbol	3
Límites de Crecimiento	Mínimo número de casos: [nodo padre]	20
	Mínimo número de niveles: [nodo hijo]	5
Criterios QUEST	Nivel de significancia para la división de nodos	0.05
Poda	Podar árbol para evitar sobre ajuste	Desactivado
Sustitutos	Máximo número de sustitutos	Automatic

5.1.5.2. *Clasificación digital de contexto espacial*

Para llevar a cabo el proceso de clasificación digital por la técnica de contexto espacial, se utilizó el software libre Spring (Camara, et al., 1996) que proporciona el Instituto Nacional de Investigaciones Espaciales de Brasil (INPE). Se realizó primeramente una segmentación de la imagen a través del método de crecimiento de regiones y luego, se hizo la clasificación de contexto espacial a través de un algoritmo de clasificación digital no supervisada.

En el proceso de segmentación por el método de crecimiento de regiones, se tomaron como parámetros iniciales el área mínima y la similitud. Para esto, se realizó una primera segmentación estableciendo los valores de 70 para la similitud y 10 de área mínima. La segunda segmentación realizada, se hizo con un valor 80 para la similitud y de 10 para el área mínima. En lo sucesivo serán mencionados dichos procesos de segmentación, como «SC: 70-10» y «SC: 80-10» respectivamente.

Una vez generadas las segmentaciones, se llevó a cabo la clasificación digital por contexto espacial. Obteniendo primeramente las características de las regiones, a partir de las imágenes segmentadas. A partir de ahí, se generó una clasificación no supervisada a través del algoritmo isoseg con un umbral de aceptación del 95% y con 5 iteraciones.

5.1.6. **Validación**

La etapa de validación es una de las tareas más importantes en la generación de cartografías temáticas (incluidas entre ellas a la cartografía de áreas quemadas), ya que permite evaluar el grado de acierto de las metodologías empleadas en los procesos de asignación de píxeles de la imagen a una determinada categoría.

Para evaluar la cartografía de área quemada, se aplicaron dos técnicas de validación, una por el método de matriz de confusión y otra por el método de regresión lineal, ambas para analizar la correlación entre el área quemada clasificada y la de referencia. La información de referencia utilizada se obtuvo a través de una clasificación visual hecha por expertos en la identificación de áreas quemadas, externos a este trabajo de investigación. En ese sentido, se analizaron y se proporcionaron distintas composiciones en color verdadero y en falso color que sirvieron de apoyo en la identificación visual de las áreas quemadas (Figura 9).

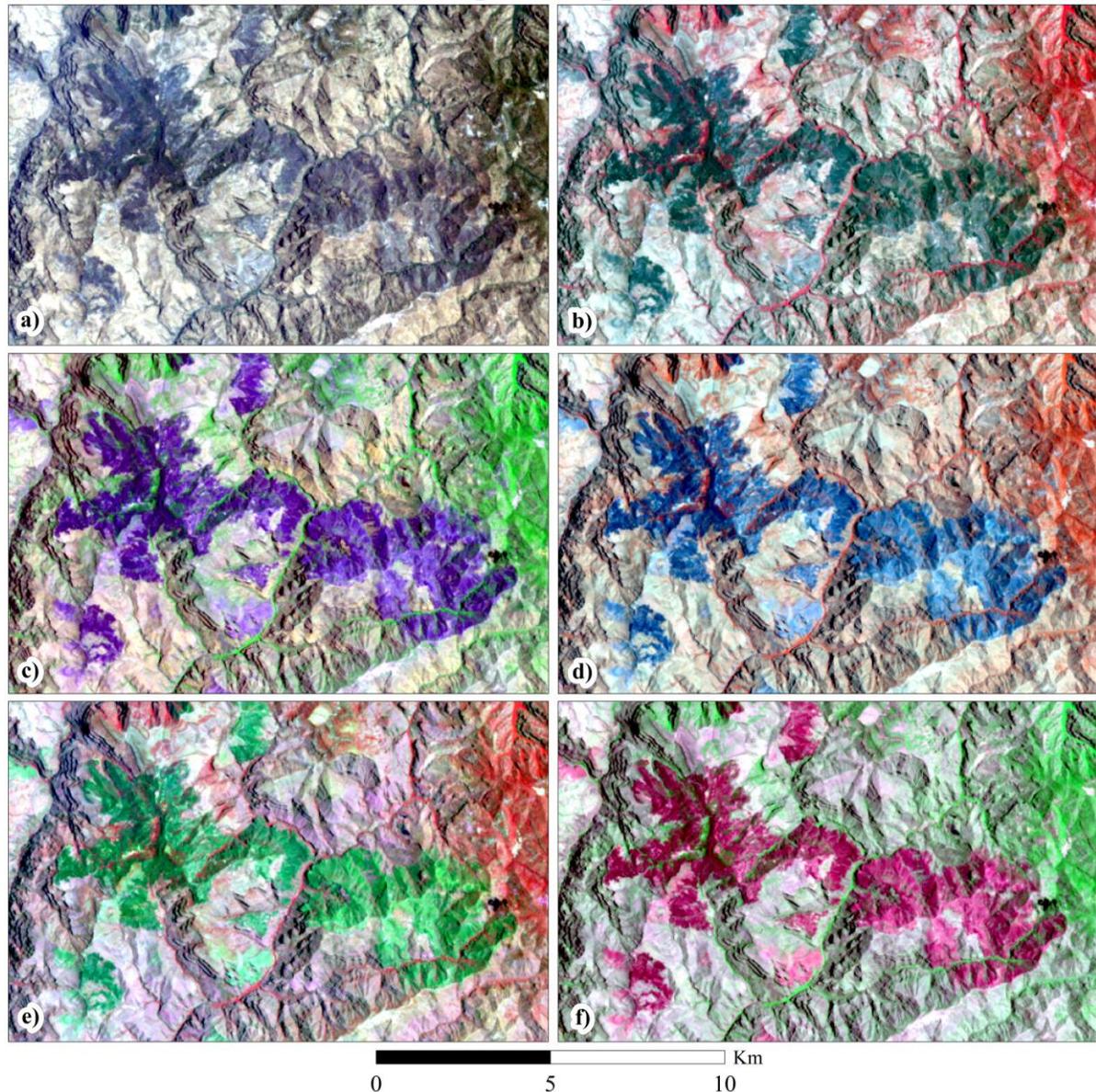


Figura 9. Composiciones de imágenes en color verdadero y en falso color (RGB) de la escena Landsat 031-044 (19/Jun/2011): a) R3 G2 B1; b) R4 G3 B2; c) R3 G4 B7; d) R4 G5 B7; e) R4 G7 B2; f) R7 G4 B5.

5.1.6.1. Validación por matriz de confusión

Para llevar a cabo la evaluación de la clasificación de áreas quemadas a través del método de validación por matriz de confusión, se realizó un diseño del muestreo aleatoriamente estratificado sobre el mapa USyV Serie V de INEGI, con 200 muestras por categoría y una distancia mínima de 100 m para evitar correlación entre los puntos, teniendo finalmente un total de 1,200 puntos de muestras para las categorías de no quemado. Para las superficies quemadas se generó también un muestreo de 200 puntos sobre una clasificación realizada bajo

el enfoque de clasificación mixta. Se llevó a cabo primeramente una clasificación supervisada por contexto espacial y posteriormente se hizo una clasificación visual sobre los segmentos generados. Una vez realizado el muestreo de las categorías de quemado y no quemado sobre la información de referencia y la clasificación visual, fue posible entonces construir la matriz de confusión, como se muestra en la Tabla 10.

Tabla 10. Matriz de confusión.

		Clasificación Visual [Clase j]		
		Quemado	No Quemado	Total (C_{i+})
Clasificación Digital [Clase i]	Quemado	c_{11}	c_{12}	$C_{1+} = C_{11} + C_{12}$
	No Quemado	c_{21}	c_{22}	$C_{2+} = C_{21} + C_{22}$
	Total (C_{+j})	$C_{+1} = C_{11} + C_{21}$	$C_{+2} = C_{12} + C_{22}$	$n = C_{+1} + C_{+2}$ $= C_{1+} + C_{2+}$

A partir de la matriz de confusión, fue posible calcular los parámetros que definen la precisión de la cartografía de áreas quemadas; la precisión global de la cartografía por la fórmula (70), la precisión del productor por la fórmula (71), la precisión del usuario por la fórmula (72).

- Precisión global de la cartografía $PG = \frac{\sum_{i=1}^k c_{ii}}{n}$ (70)

- Precisión del productor $PP = \frac{c_{jj}}{c_{+j}}$ (71)

- Precisión del usuario $PU = \frac{c_{ii}}{c_{i+}}$ (72)

- Número de píxeles asignados a la categoría i en la clasificación digital $c_{i+} = \sum_{j=1}^k c_{ij}$ (73)

- Número de píxeles asignados a la categoría j de la clasificación visual $c_{+j} = \sum_{i=1}^k c_{ij}$ (74)

Los errores de omisión y de comisión fueron determinados por las fórmulas (75) y (76).

- Error de omisión $eo = 1 - \frac{c_{jj}}{c_{+j}}$ (75)

- Error de comisión $ec = 1 - \frac{c_{ii}}{c_{i+}}$ (76)

Para realizar el cálculo del índice estadístico de acuerdo ($kappa$), se determinó el acuerdo

actual (p_o) o el acuerdo observado entre la clasificación digital y la información de referencia, así como también la posibilidad de acuerdo (p_c) o el acuerdo esperado de forma aleatoria entre ambos mapas.

$$p_o = \sum_{i=1}^k c_{ii} \quad (77)$$

$$p_c = \sum_{i=1}^k c_{i+} c_{+i} \quad (78)$$

Entonces, asumiendo un modelo de muestro multinomial, es posible calcular el índice kappa por la fórmula (79).

$$k = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} \quad (79)$$

Escrito de otra manera, se determinó el índice *kappa* bajo procesos computacionales mediante el algoritmo (80).

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^k c_{ii} - \sum_{i=1}^k c_{i+} c_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k c_{i+} c_{+i}} \quad (80)$$

Considerado a n como el número total de píxeles de la clasificación digital.

5.1.6.2. Validación por regresión lineal

Otro método utilizado para realizar la validación de áreas quemadas, fue el análisis de regresión lineal simple, en el que se realizó una estimación de la correlación que existe entre la predicción de área quemada (clasificación digital) y el área quemada observada o de referencia (clasificación visual). Para llevar a cabo el análisis de correlación entre las áreas quemadas clasificadas y el área quemada de referencia, se realizó primeramente un muestreo sistemático simple de celdas de 10x10 km a lo largo de la imagen, considerando solamente las proporciones de área quemada de las celdas para cada una de las clasificaciones (DT: CART, DT: QUEST, SC: 70-10, SC: 80-10) y para la información de referencia (clasificación visual). El muestro sistemático simple se generó de la misma manera para cada uno de los archivos de clasificación digital y de clasificación visual, tal como se observa en la Figura 10.

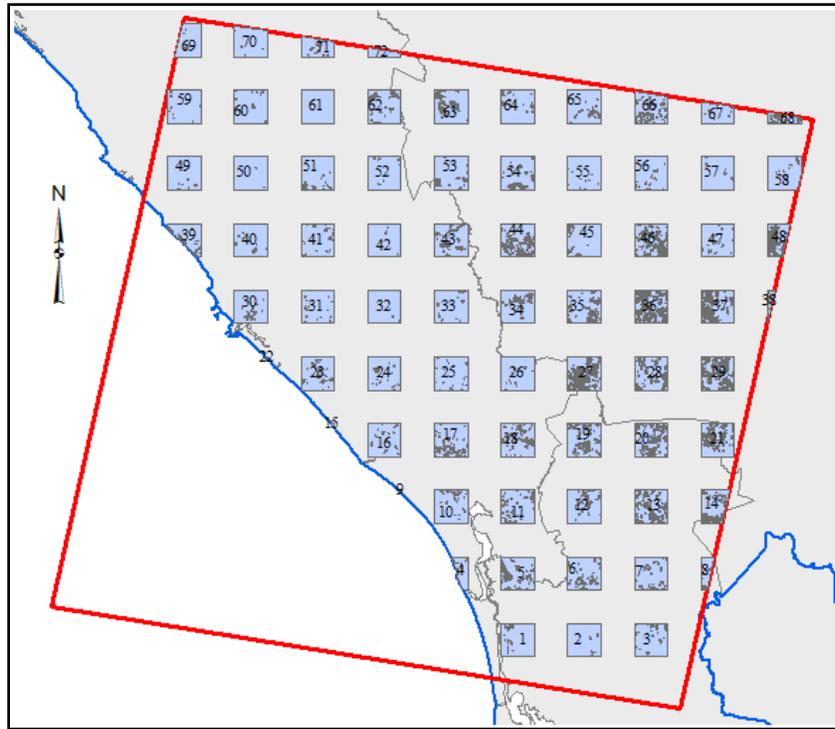


Figura 10. Diseño del muestreo sistemático simple.

Una vez hecho el diseño del muestreo sobre las clasificaciones digitales y la clasificación visual, se llevó a cabo el modelo de regresión lineal simple mediante el cálculo de la recta, definiendo la variable dependiente con la fórmula (81).

$$y = mx + b \quad (81)$$

Donde intervienen la pendiente (m) y la constante (b), determinadas a su vez por las fórmulas (82) y (83), respectivamente.

$$m = \frac{n \sum(xy) - \sum x \sum y}{n \sum(x^2) - (\sum x)^2} \quad (82)$$

$$b = \frac{\sum y - m \sum x}{n} \quad (83)$$

El coeficiente de correlación (r) se calculó a través de la fórmula (84).

$$r = \frac{n \sum(xy) - \sum x \sum y}{\sqrt{[n \sum(x^2) - (\sum x)^2][n \sum(y^2) - (\sum y)^2]}} \quad (84)$$

Este proceso de análisis de regresión lineal se realizó iterativamente para validar las proporciones de áreas quemadas obtenidas del diseño de muestreo para las cuatro clasificaciones digitales mencionadas anteriormente, mismas que representan dentro de las fórmulas del modelo de regresión, a la variable independiente (x).

5.2. INVENTARIO DE ÁREAS QUEMADAS

El inventario de áreas quemadas de la RHA-III Pacífico Norte se lleva a cabo para la temporada de incendios 2011, considerando los criterios metodológicos establecidos en el apartado 5.1 que habla sobre la metodología para la detección de áreas quemadas.

En esta etapa metodológica, se realizó la descarga de todas las imágenes Landsat 5 TM post-incendio (o en su ausencia, se eligieron imágenes Landsat 7 ETM+) existentes dentro de la temporada de incendio para cada uno de los 14 path-row que cubren el área de estudio. Se hizo un pre-procesamiento que consta de la preparación de las imágenes mediante el recorte de bordes, la eliminación de las coberturas extensas de cuerpos de agua, la corrección radiométrica y la corrección por bandeado (en el caso de las imágenes obtenidas del sensor 7 ETM+). Posteriormente se realizó el cálculo de los índices de área quemada IBAIM de las imágenes post-incendio, y se hizo una clasificación digital de contexto espacial. Una vez obtenidas las clasificaciones digitales de cada path-row, se hizo un proceso de unión, para finalmente realizar un proceso exclusión de píxeles erróneamente clasificados y se hizo la validación de la cartografía. En el esquema que se muestra a continuación puede observarse el proceso metodológico seguido para realizar el inventario de las áreas quemadas (Figura 11).

5.2.1. Obtención de imágenes Landsat

La obtención de las imágenes Landsat se hizo a través del portal web (<http://earthexplorer.usgs.gov/>) del servicio geológico de los Estados Unidos (USGS), utilizando la plataforma de descarga masiva (BDA) que puede ser obtenida a través de portal (<http://earthexplorer.usgs.gov/bulk/>). Se realizó la selección y descarga de todas las imágenes con visibilidad óptima de Landsat 5 TM, disponibles para el área de estudio dentro de la temporada de incendios del 2011, o en caso de inexistencia de imágenes de este sensor, se hizo la descarga de las imágenes proporcionadas por el sensor de Landsat 7 ETM+.

Finalmente, se descargó un total de 192 imágenes Landsat, de las cuales se hizo una revisión y depuración, eligiendo solamente 18 escenas para su posterior procesamiento. Las imágenes utilizadas en los posteriores procesos metodológicos se observan en la Tabla 11.

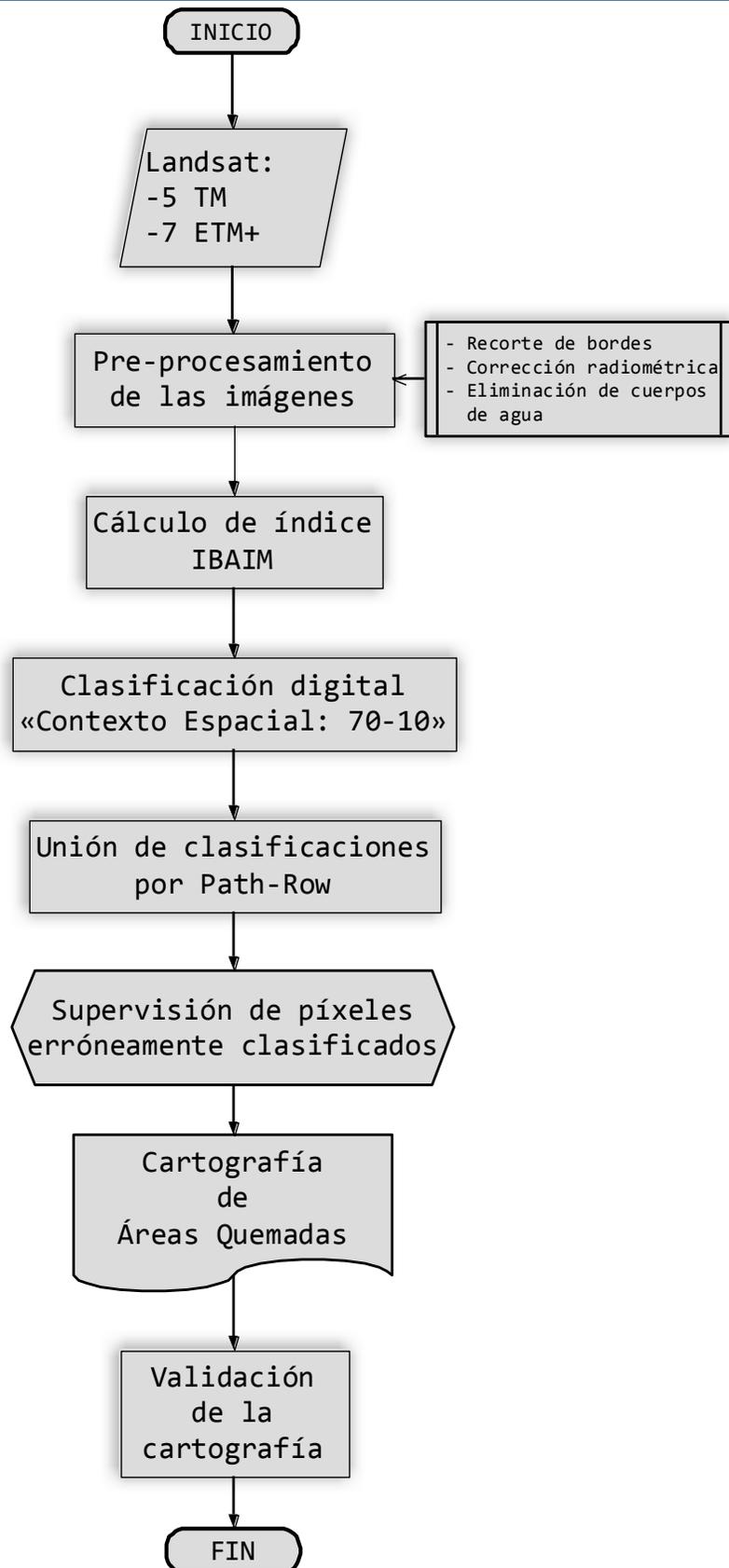


Figura 11. Esquema metodológico para el inventario de áreas quemadas.

Tabla 11. Escenas Landsat utilizadas para la temporada de incendios 2011 en la RHA-III.

No.	Escena	Path-Row	Fecha	Día del Año	Sensor
01	LT50300432011147CHM01	030-043	27/May/2011	147	TM
02	LT50300442011147CHM01	030-044	27/May/2011	147	TM
03	LT50300452011147CHM01	030-045	27/May/2011	147	TM
04	LT50310432011138CHM01	031-043	18/May/2011	138	TM
05	LT50310432011170EDC00	031-043	19/Jun/2011	170	TM
06	LT50310442011138CHM01	031-044	18/May/2011	138	TM
07	LT50310442011170EDC00	031-044	19/Jun/2011	170	TM
08	LT50310452011138CHM01	031-045	18/May/2011	138	TM
09	LT50320412011145EDC00	032-041	25/May/2011	145	TM
10	LT50320412011177EDC00	032-041	26/Jun/2011	177	TM
11	LT50320422011161CHM01	032-042	10/Jun/2011	161	TM
12	LT50320432011161CHM01	032-043	10/Jun/2011	161	TM
13	LT50320442011097EDC00	032-044	07/Abr/2011	097	TM
14	LT50330412011136EDC00	033-041	16/May/2011	136	TM
15	LE70330412011176EDC00	033-041	25/Jun/2011	176	ETM+
16	LE70330422011160EDC00	033-042	09/Jun/2011	160	ETM+
17	LT50330432011024EDC00	033-043	24/Ene/2011	024	TM
18	LT50340422011159CHM01	034-042	08/Jun/2011	159	TM

La depuración de las imágenes, se hizo considerando todas aquellas escenas con coberturas nubosas y sin detección de áreas afectadas por el fuego dentro de la temporada de incendios 2011, comprendida entre los meses de enero y agosto. A excepción de la escena No. 17, todas las imágenes seleccionadas fueron con la característica de *post* incendio. Dicha escena se incluyó, ya que no se encontraron más imágenes disponibles para ese path-row con las especificaciones requeridas y libres de nubes.

5.2.2. Pre-procesamiento de las imágenes

En este apartado de pre-procesamiento de las imágenes, se incluyen algunos procesos adicionales a los que se incluyeron en la etapa de pre-procesamiento de la sección 5.1, debido a que ahí solo se realizó el proceso para una sola imagen y no fue necesario incluir los que se mencionan a continuación. Se realizó un pre-procesamiento al conjunto de imágenes Landsat que incluyen el recorte de los bordes, la eliminación de coberturas extensas de cuerpos de agua, su corrección radiométrica y la corrección por bandeo en el caso de las imágenes del sensor ETM+.

5.2.2.1. Recorte de bordes

Los archivos originales de las imágenes Landsat 5 TM y 7 ETM+, cuentan con unos bordes que deforman los valores radiométricos de los píxeles ubicados dentro de esas regiones, lo que provoca una confusión durante los procesos de segmentación y en los algoritmos de clasificación digital. Es por ello, que se ha hecho el recorte de bordes de las imágenes iterativamente para cada una de las escenas de los 14 path-row que cubren el área de estudio, esto se ha hecho mediante la construcción de máscaras que permiten conservar solamente el área de interés de cada escena y hace una exclusión de las zonas externas (tales como los bordes). En la Figura 12, se observa un ejemplo el que se muestra al lado izquierdo de la figura la escena original con bordes, y al lado derecho de ella, se observa la escena Landsat ya recortada.

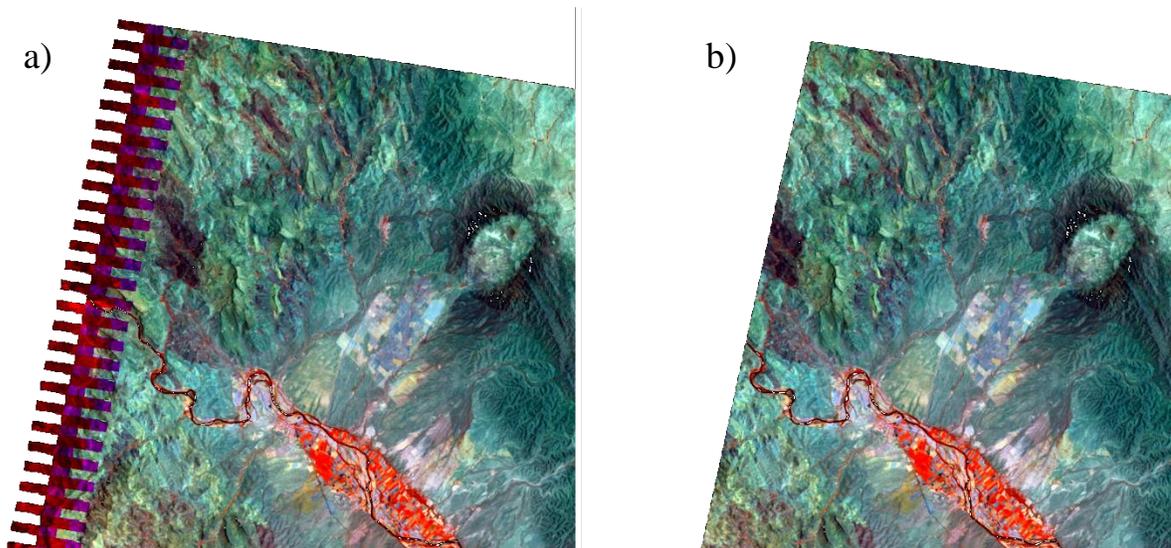


Figura 12. Recorte de bordes de las imágenes Landsat: a) sin recorte; b) con recorte.

5.2.2.2. Eliminación de coberturas extensas de cuerpos de agua

Este proceso se realizó principalmente para las imágenes con delimitaciones costeras, utilizando el archivo vectorial de delimitación de la RHA-III para construir las máscaras que excluirán las zonas extensas de los cuerpos de agua. La eliminación de dichas áreas extensas de cuerpos de agua se hizo con el propósito evitar el cálculo de todos aquellos píxeles contenidos dentro de dichas superficies, durante los procesos de segmentación y de clasificación digital.

5.2.2.3. Corrección por bandeado

Con el propósito de minimizar los efectos ocasionados por falla del sensor ETM+ en las imágenes de Landsat 7, se utilizó la metodología de Scaramuzza, *et al* (2004) para hacer el relleno de huecos de datos en las escenas, donde se utiliza una técnica de coincidencia lineal del histograma entre pares de imágenes a través de la fórmula (85). Para tal propósito, se utiliza una escena de relleno (X) y la imagen a rellenar (Y). La imagen de relleno se refiere a una escena que contiene valores solamente de 0 y 1, siendo 0 los huecos en la imagen a rellenar y 1 los píxeles que si tienen información; dicha escena se encuentra adjunta en el archivo de descarga de las imágenes Landsat 7 ETM+ con un nivel de procesamiento L1G.

$$Y \approx GX + B \quad (85)$$

Donde G , es la ganancia (*gain*) utilizada para la coincidencia del histograma entre la imagen a rellenar y la imagen de relleno. La constante B se refiere al sesgo (*bias*) utilizado para la coincidencia del histograma entre la escena de relleno y la escena a rellenar.

$$G = \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} \quad (86)$$

$$B = \bar{Y} - G\bar{X} \quad (87)$$

En la Figura 13, se observa un ejemplo de la corrección por bandeado que se realizó a las imágenes obtenidas del sensor ETM+.

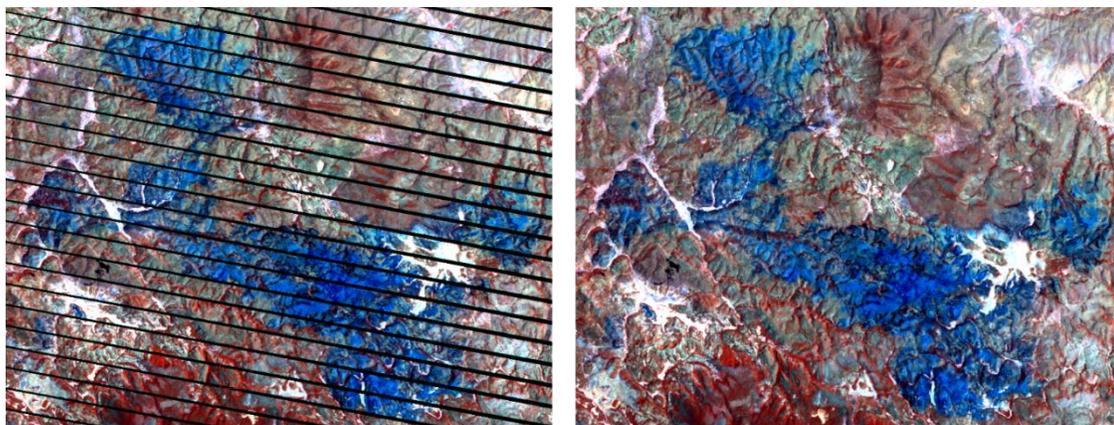


Figura 13. Ejemplo de relleno por efecto del bandeado en las imágenes Landsat 7 ETM+ (*Gap Fill*).

5.2.3. Cálculo de variables continuas

En esta etapa de cálculo de variables continuas, a diferencia del apartado 5.1.3 en el que se hace la generación de variables continuas como parte de la definición metodológica, se considera solamente el cálculo de variables para la generación de índices de área quemada

IBAIM. Este proceso se hace iterativamente para cada una de las escenas de los 14 *path-row* que cubren el área de estudio. La elección del cálculo de índices de área quemada IBAIM, se debe a que fue el tipo de variable que presentó los mejores resultados en la evaluación por análisis de sensibilidad a través del cálculo de la curva ROC y por el cálculo de la distancia normalizada.

5.2.4. Clasificación digital

La etapa de clasificación digital de la RHA-III, se hizo mediante la implementación del paradigma de clasificación de contexto espacial. Dicho proceso, se realizó a través de la segmentación por el método de crecimiento de regiones y la clasificación digital por contexto espacial a través del algoritmo isoseg, tomando como regiones de entrenamiento a los segmentos espaciales creados a partir de la segmentación de las imágenes. La segmentación de las imágenes se realizó tomando en cuenta un valor de 70 para la similitud y un valor de 10 píxeles de área mínima.

El proceso de clasificación digital se llevó a cabo sobre cada una de las 18 escenas Landsat que se muestran en la Tabla 11, estableciendo un umbral de aceptación del 95% y realizando 5 iteraciones por el algoritmo de clasificación en cada escena. Para elegir el paradigma de clasificación digital, se consideraron los resultados obtenidos del proceso de validación realizado en el apartado 5.1.6 de la definición metodológica, donde se realizaron dos tipos de validación, una por el método de matriz de confusión y otra por el método de regresión lineal. En ese sentido, se obtuvieron los mejores resultados por el índice estadístico *kappa*, para la clasificación digital por contexto espacial 70-10.

5.2.5. Cartografía de áreas quemadas

Con el propósito de obtener el producto final de la clasificación digital de áreas quemadas, realizada sobre las imágenes Landsat para la cuenca Pacífico Norte, se llevó a cabo una serie de etapas que permiten obtener la cartografía final. Para ello, se realizó primeramente la unión de todos los archivos generados por el algoritmo de clasificación a través de un mosaico.

Aunque el paradigma de contexto espacial ofrece mejores resultados que los métodos rigurosos de clasificación digital supervisada (clasificación por píxel a píxel), existe un error inherente asignado a las imágenes durante el proceso de clasificación debido a la confusión espectral de

los píxeles dentro de ciertos tipos de coberturas de suelo (p. ej., cuerpos de agua, áreas urbanas, sombras, suelos sin vegetación aparente o coberturas de vegetación caducifolia). Para reducir el error de comisión ocasionado por el algoritmo de clasificación, se realizaron dos tareas distintas, una automática y otra mediante supervisión visual.

La depuración automática de píxeles erróneamente clasificados se realizó tomando en cuenta dos criterios:

- a) La eliminación de áreas quemadas menores a 1 ha.
- b) La eliminación de áreas quemadas por cobertura de suelo.

Los criterios mencionados se llevaron a cabo mediante operaciones *overlay* (multiplicación) y de reclasificación. Por un lado, se multiplicó la cartografía de áreas quemadas por una máscara hecha a través del cálculo de áreas menores a 1 ha. Por otra parte, la depuración por coberturas de suelo se realizó multiplicando la cartografía de áreas quemadas por una máscara de coberturas de suelo creada a partir del mapa USyV 2011 de INEGI. Los procesos realizados para la depuración automática de píxeles se hicieron sobre el formato ráster de la cartografía.

Para llevar a cabo la supervisión visual se realizó la conversión de la cartografía a formato vectorial con la finalidad de facilitar su edición dentro de un SIG. Este proceso se hizo mediante la revisión visual de la cartografía de áreas quemadas sobrepuesta en las imágenes Landsat, así como la eliminación de todos aquellos polígonos identificados como áreas quemadas dentro de la cartografía y que pertenecían a otros tipos de cobertura (errores de comisión).

5.2.6. Validación de la cartografía

La validación cartográfica se hace con la finalidad de darle un grado de certidumbre al producto realizado mediante una serie de indicadores numéricos que determinen su grado de acierto. Para lograr esta tarea, existen distintos métodos de validación, entre los más utilizados, se encuentra el método de matriz de confusión determinado mediante un proceso de tabulación cruzada, y el método de regresión lineal. Por otro lado, en algunos trabajos anteriores sobre cartografía de áreas quemadas, se ha integrado un análisis de costos que está en función de los errores de omisión y de comisión.

Algunos de los métodos mencionados (por matriz de confusión y por regresión lineal) se

llevaron a cabo en el apartado de validación 5.1.6 de la definición metodológica para la escena Landsat con path-row 031-044. De este proceso, se observaron valores muy similares para las clasificaciones digitales DT_CART, DT_QUEST, SC_70-10, entre la precisión global de la cartografía, obtenida por el método de matriz de confusión; y el valor de correlación, obtenido por el cálculo de regresión lineal. Sin embargo, por el índice *kappa*, se mostró un resultado mayor para la clasificación de contexto espacial (SC: 70-10).

Para llevar a cabo la construcción de la matriz de confusión en esta etapa, se realizó una tabulación cruzada entre la clasificación digital de áreas quemadas de la RHA-III y la clasificación visual utilizada como información de referencia. Una vez generada la matriz de confusión, se realizó el cálculo de los indicadores numéricos de precisión de la cartografía, el cálculo de los errores de omisión y comisión, y el índice estadístico *kappa*.

5.2.6.1. Análisis de costos de clasificación

Una alternativa al cálculo de los parámetros de precisión (errores *ec/eo* y el índice *kappa*) para analizar la precisión de la cartografía, es a través del análisis de costos. El análisis de costos se lleva a cabo a través de la función de una coste utilizada anteriormente por otros autores para la evaluación de cartografía de áreas quemadas (Boschetti, et al., 2004; Padilla & Chuvieco, 2009). El costo de la clasificación expresa la distancia a una situación ideal, en donde los errores *eo/ec* fueran iguales a 0. Los resultados de la función de costo, se pueden representar en un sistema coordinado mediante curvas de indiferencia que gradúan el espacio bidimensional *eo/ec*, según las preferencias del usuario.

Antes de determinar la función de costos, es necesario primeramente asumir los siguientes supuestos:

- a) El costo para el usuario es solamente una función de *eo* y *ec*.
- b) El costo incrementa de manera monótona y equivalente para *eo* y *ec*.

Existen tres formas de poder obtener la función de costos: la forma lineal, la hiperbólica y una combinada. Sin embargo, para este trabajo se ha tomado la forma hiperbólica utilizada por Boschetti, et al., (2004). La función de costos fue determinada por la fórmula (88).

$$C(x) = 1 - \left[(1 - e_c)^\alpha (1 - e_o)^\beta \right] \quad (88)$$

Se consideran los parámetros α y β igual 1, para asignarle el mismo orden de importancia a los errores de omisión y a los de comisión (Padilla & Chuvieco, 2009).

RESULTADOS

«El general debe ser sereno, impenetrable, imparcial y dueño de sí»

Sun Tzu [El Arte de la Guerra]

6. RESULTADOS

6.1. DETECCIÓN DE ÁREAS QUEMADAS

En este apartado se muestran los resultados obtenidos durante los procesos realizados en la metodología diseñada para la detección de áreas quemadas, la cual consistió en la corrección radiométrica, generación de variables continuas, análisis de clasificación digital y la validación de la cartografía.

6.1.1. Período de estudio y escena de entrenamiento

6.1.1.1. Incidencias en la cuenca Pacífico Norte

Al llevar a cabo el análisis de incidencias a través de la media del número de incendios y la media de la superficie total afectada por año, se encontraron dos crestas de ocurrencia de incendios para los años 1999 y 2011 (Figura 14), sin embargo, es posible apreciar que existe una mayor incidencia y a su vez, una mayor correlación entre el número de incendios ocurridos y la superficie total afectada durante la temporada 2011, sumando una media total de 460 incendios y una media de 36,170 ha afectadas por incendio. Es por esto, que finalmente se eligió esta última, como temporada de estudio para la detección de incendios y la generación de un inventario de áreas quemadas.

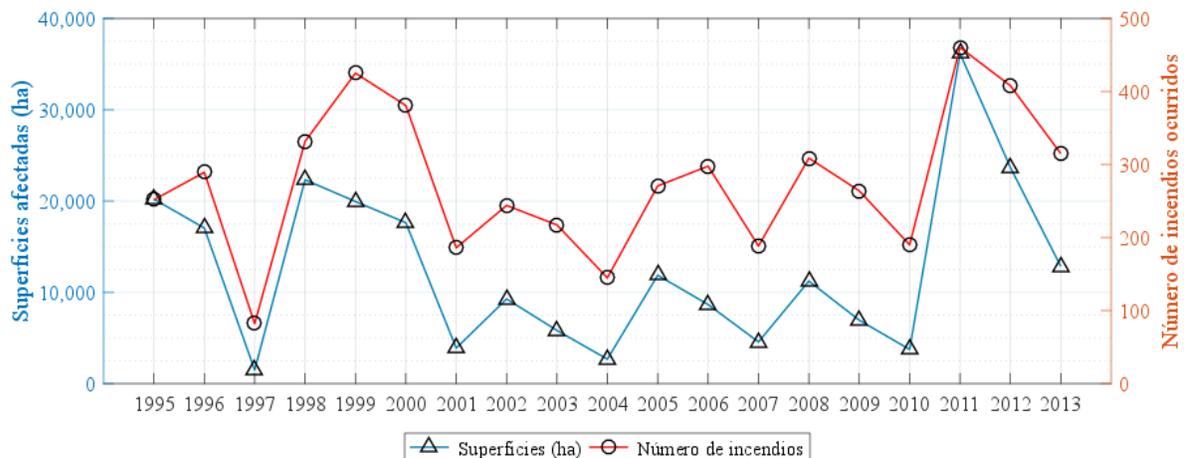


Figura 14. Ocurrencia media de incendios en los estados de la RHA-III en el período 1995-2013.

6.1.1.2. Exploración visual de las imágenes

A partir de la exploración visual realizada sobre las imágenes, se encontró que la mejor imagen (con el mayor contenido de áreas quemadas) para desarrollar la metodología de detección de áreas quemadas, fue la escena LT50310442011170EDC00. Dicha escena se encuentra en el

path-031 y row-044 del sistema global de referencia (WRS) utilizado por el servicio geológico de los Estados Unidos de América (USGS) para ubicar las escenas de las plataformas Landsat. Dicha escena cuenta con una fecha de adquisición del día 19 de junio de 2011 (Figura 15).

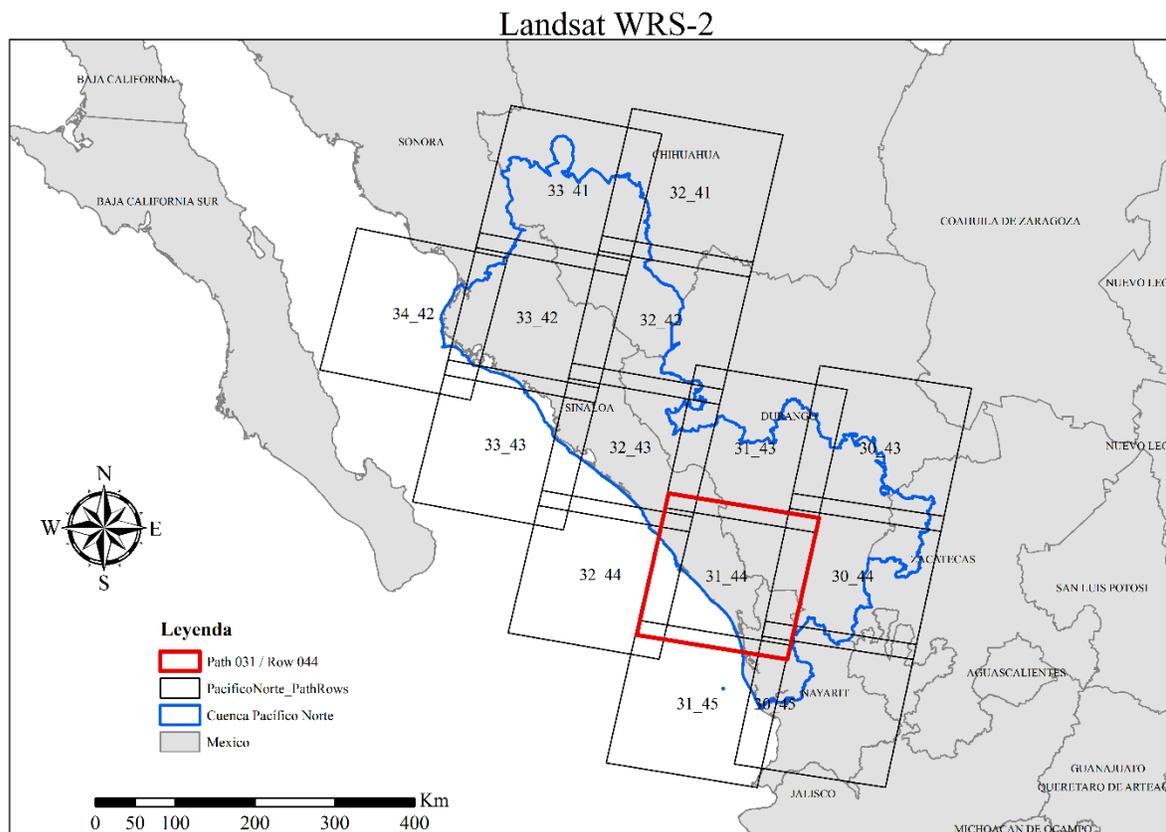


Figura 15. *Path-row* que cubren la cuenca Pacífico Norte (color azul) y *path-row* seleccionado para la definición de la metodología (color rojo).

6.1.2. Pre-procesamiento

Durante el pre-procesamiento, se llevó a cabo una corrección radiométrica para la escena Landsat 031-044, a la que se le aplicaron algoritmos de corrección por efectos atmosféricos y se convirtieron los ND a valores físicos de reflectividad. Como resultado del pre-procesamiento de la escena, se obtuvo una nueva imagen multiespectral con valores radiométricos de reflectividad en un rango de 0 a 1.

En la Figura 16 se muestra un ejemplo en el que se observa el comportamiento de la firma espectral de un píxel de área quemada, al hacer una comparación entre la imagen multiespectral sin correcciones (en la parte izquierda) con valores de ND y la imagen corregida radiométricamente (en la parte derecha) con valores físicos de reflectividad. El resultado obtenido por el proceso de corrección radiométrica, permitirá hacer análisis posteriores entre

imágenes multiespectrales con distintas características de adquisición, tales como la fecha, la iluminación al momento de captura de la escena, tipo de sensor, etc.; ya sea para comparar resultados con otras imágenes de la misma zona, o para crear mosaicos georreferenciados en los cuales es necesario considerar una zona de solapamiento entre imágenes, para lo cual es preciso contar con valores físicos que permitan una homologación de los valores para posteriores análisis o procesamientos.

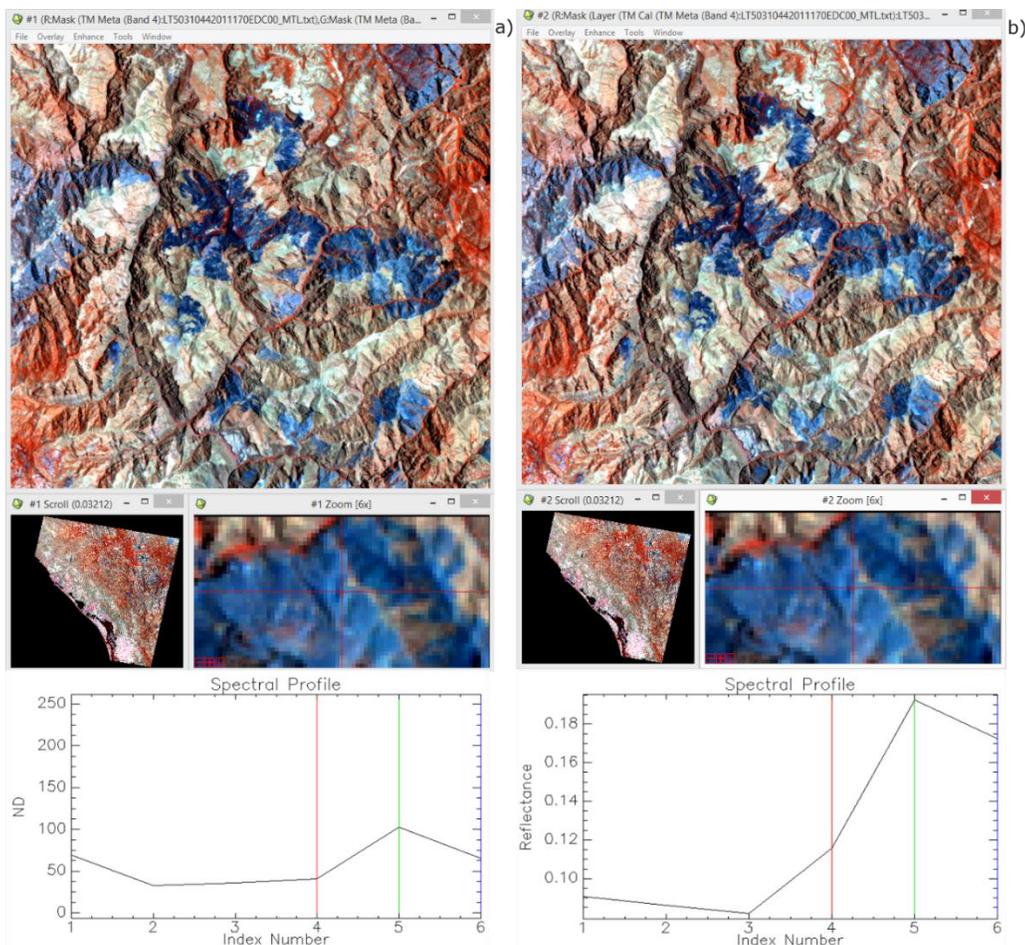


Figura 16. Ejemplo de corrección radiométrica para la escena 031-044; a) escena original, b) escena corregida.

6.1.3. Variables continuas

Con el propósito de incrementar la posibilidad de detección de áreas quemadas, se hizo el realce de los valores radiométricos de los píxeles a través de la generación de variables continuas (apartado 5.1.3). Esto se realizó bajo el enfoque de distintas técnicas de procesamiento digital de imágenes, como las transformaciones en el dominio espectral (análisis LSU, análisis PCA y la transformación *Tasseled Cap*), el cálculo de índices

espectrales (índices de vegetación y de área quemada) y el cálculo de divisiones entre bandas. Sin embargo, en la etapa de evaluación de las variables continuas, se incluyeron además las bandas espectrales de la imagen corregida radiométricamente.

Por otra parte, es preciso indicar que la etapa de generación de variables continuas se llevó a cabo para la escena con path-row 031-044 completa, sin embargo, a manera de ejemplo se mostrarán a continuación los resultados obtenidos solamente de una ventana comprendida entre las coordenadas UTM 474043.988 m; 2606850 m (UL) y 489495.928 m; 2597093.469 m (LR), que representan un área extensa afectada por el fuego.

6.1.3.1. *Bandas espectrales*

Se integraron las bandas espectrales de la escena Landsat al compuesto de variables continuas con el objetivo de evaluar su capacidad en la discriminación de áreas quemadas. A continuación se muestran en la Figura 17 las bandas espectrales de la imagen, apreciando un contraste significativo sobre la banda 4 NIR (d) entre el área quemada y los demás tipos de cobertura de suelo. El contraste ocurrido en dicha banda, se atribuye a valores radiométricos bajos, que pueden asociarse al fenómeno de absorción de la radiación electromagnéticas en el rango espectral del infrarrojo cercano sobre las superficies afectadas por el fuego, provocando la visualización de píxeles oscuros sobre la imagen. Al ocurrir dicho contraste, se cree que sería posible identificar áreas quemadas al considerar valores radiométricos bajos como parámetros de clasificación durante los procesos de discriminación.

Por otra parte, aunque se observa un ligero contraste entre áreas quemadas y los demás tipos de cobertura de suelo sobre las bandas de los rangos espectrales del verde (b) y del rojo (c), no sirven de apoyo de manera aislada para la discriminación de áreas quemadas, es decir, que con dichas bandas no se podrá clasificar las áreas quemadas de manera independiente, sino que habría que considerar el realizar operaciones entre ellas, u otras bandas alternativas para resaltar rasgos físicos en las imágenes que permitan la detección de las zonas afectadas por el fuego. De las bandas en los rango espectrales del azul (a), en el infrarrojo medio 5 (e) y en el infrarrojo medio 7 (f), no se observa ninguna característica que pudiera permitir la identificación de áreas quemadas, ya sea por el contraste entre las categorías, o por el realce de las superficies carbonizadas.

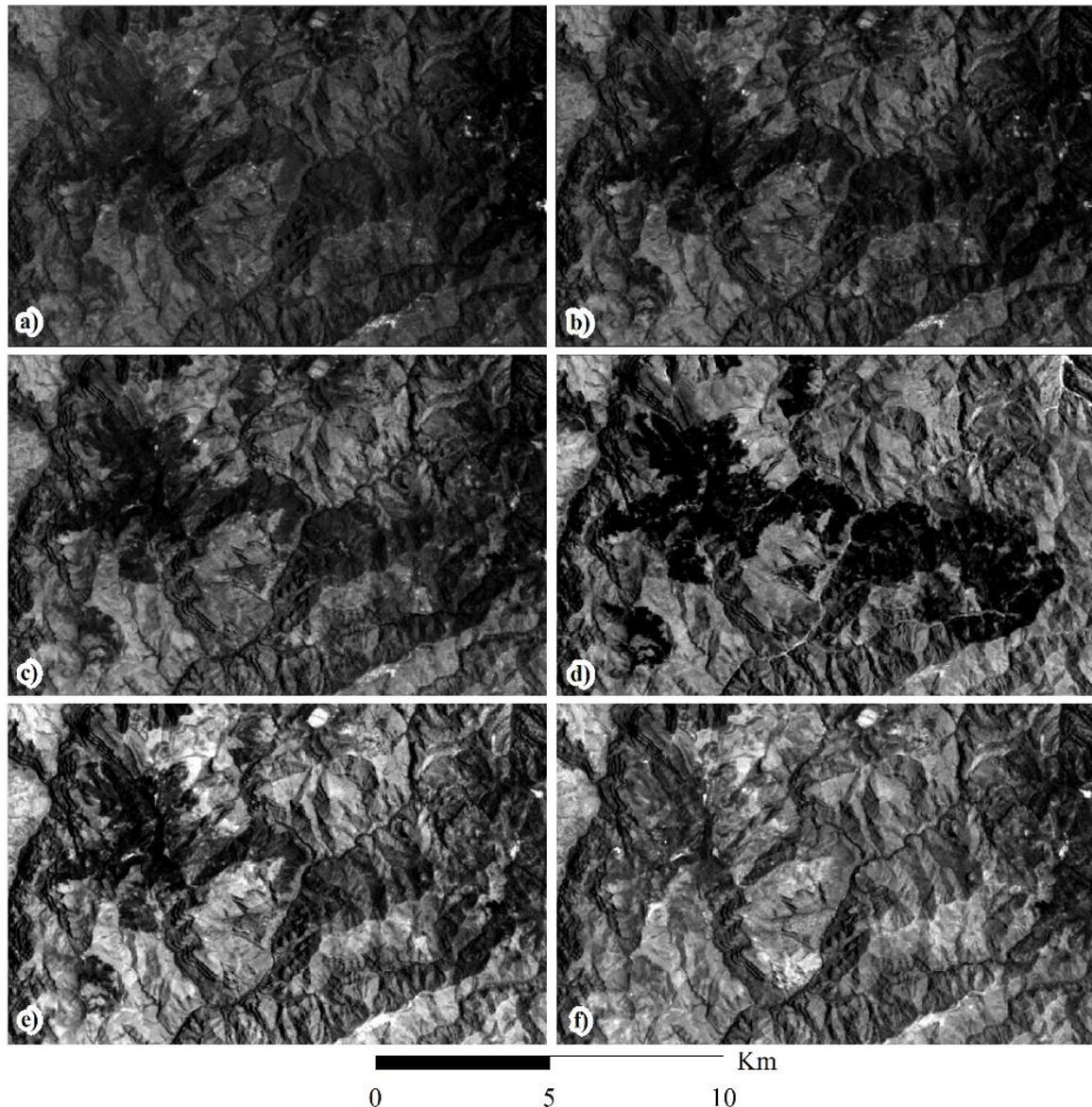


Figura 17. Bandas espectrales; (a) azul, (b) verde, (c) rojo, (d) NIR, (e) SWIR1, (f) SWIR2.

6.1.3.2. Índices de vegetación

Los índices de vegetación han sido aplicados principalmente para el realce de superficies con vegetación vigorosa o para analizar el estado de la vegetación, sin embargo, en algunos estudios han sido utilizados para la detección de áreas quemadas, es por eso, que se ha considerado importante incluirlos en este trabajo para evaluar su capacidad de discriminación de áreas quemadas, realizando para ello el cálculo de cinco índices de vegetación.

En ese sentido, se muestran en la Figura 18 las variables obtenidas por el cálculo de los índices de vegetación, donde se aprecia un contraste significativo sobre las variables obtenidas por los

índices SAVI (c) y EVI2 (e) con tonalidades más oscuras en las áreas quemadas y tonalidades más claras sobre los otros tipos de cobertura de suelo; no obstante, en las variables obtenidas por los índices NDVI (a), RVI (b) y EVI (d), se aprecia un aporte muy poco significativo que sirva de apoyo en los procesos de discriminación, ya que se obtuvieron contrastes bajos y por ello se cree que no permitirán la identificación de áreas quemadas.

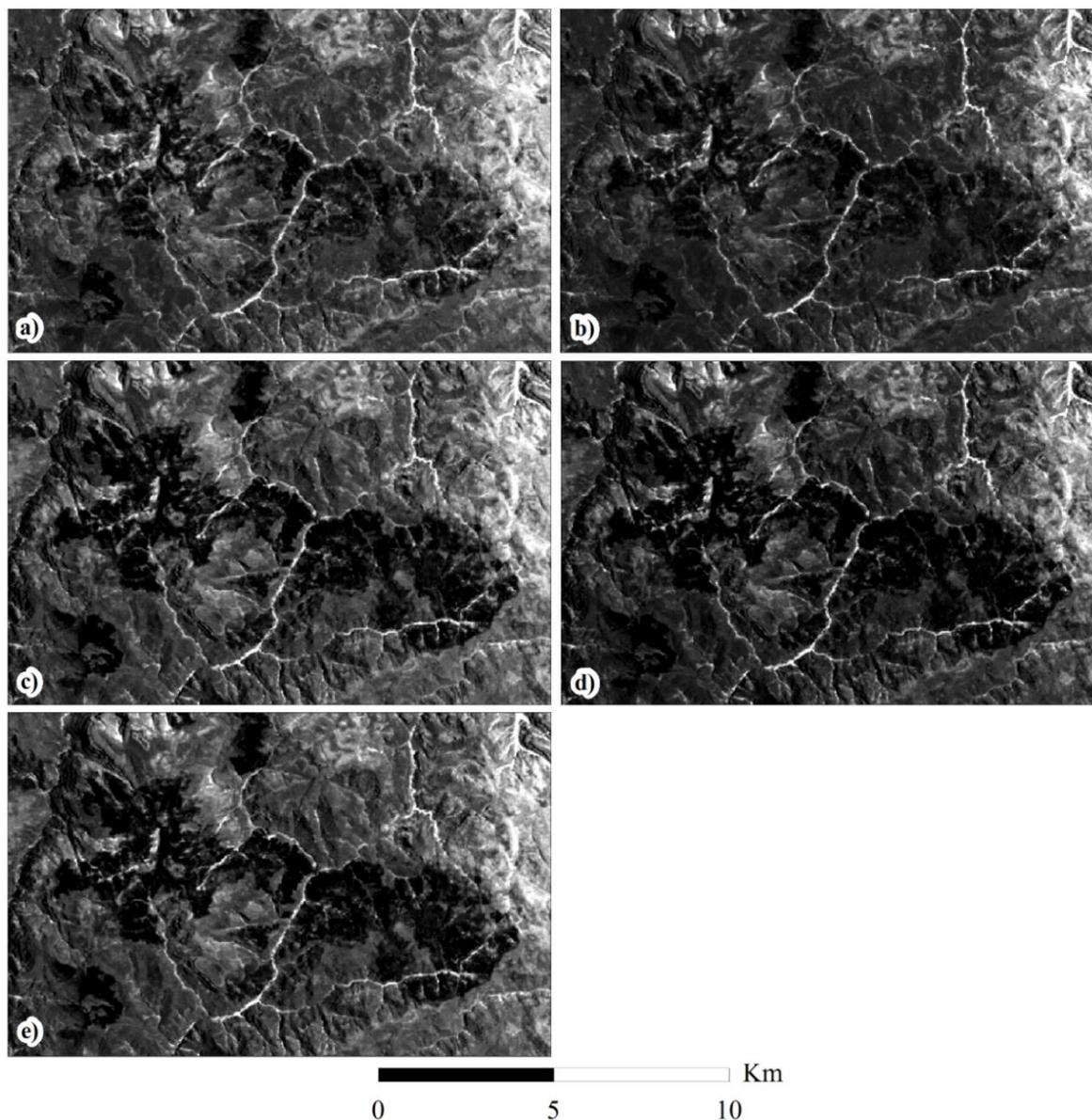


Figura 18. Índices de vegetación calculados: a) NDVI, b) RVI, c) SAVI, d) EVI, e) EVI2.

Por otra parte, es importante destacar que aun cuando el algoritmo NDVI, ha sido uno de los índices de vegetación más utilizados dentro de las técnicas de análisis digital de imágenes para llevar a cabo una diversa cantidad de estudios temáticos, e incluso para estudios de incendios, se ha encontrado poco útil en este trabajo para realizar la identificación de áreas quemadas.

6.1.3.3. Índices de área quemada

Para realizar el realce de las áreas quemadas a través del cálculo de índices espectrales, se incluyeron los algoritmos de los índices de área quemada descritos en el apartado metodológico. Como resultado de dicho proceso, se obtuvieron las variables que se muestran en la Figura 19, donde es posible observar que se lograron alcanzar resultados relevantes, en el sentido que, se obtuvo un realce bastante significativo de áreas quemadas, mencionando particularmente a las variables obtenidas por los algoritmos BAI (b), BAIM (c) e IBAIM (d). En dichos resultados, se observan las áreas quemadas por los píxeles de mayor brillo y los otros tipos de cobertura de suelo en tonalidades más oscuras.

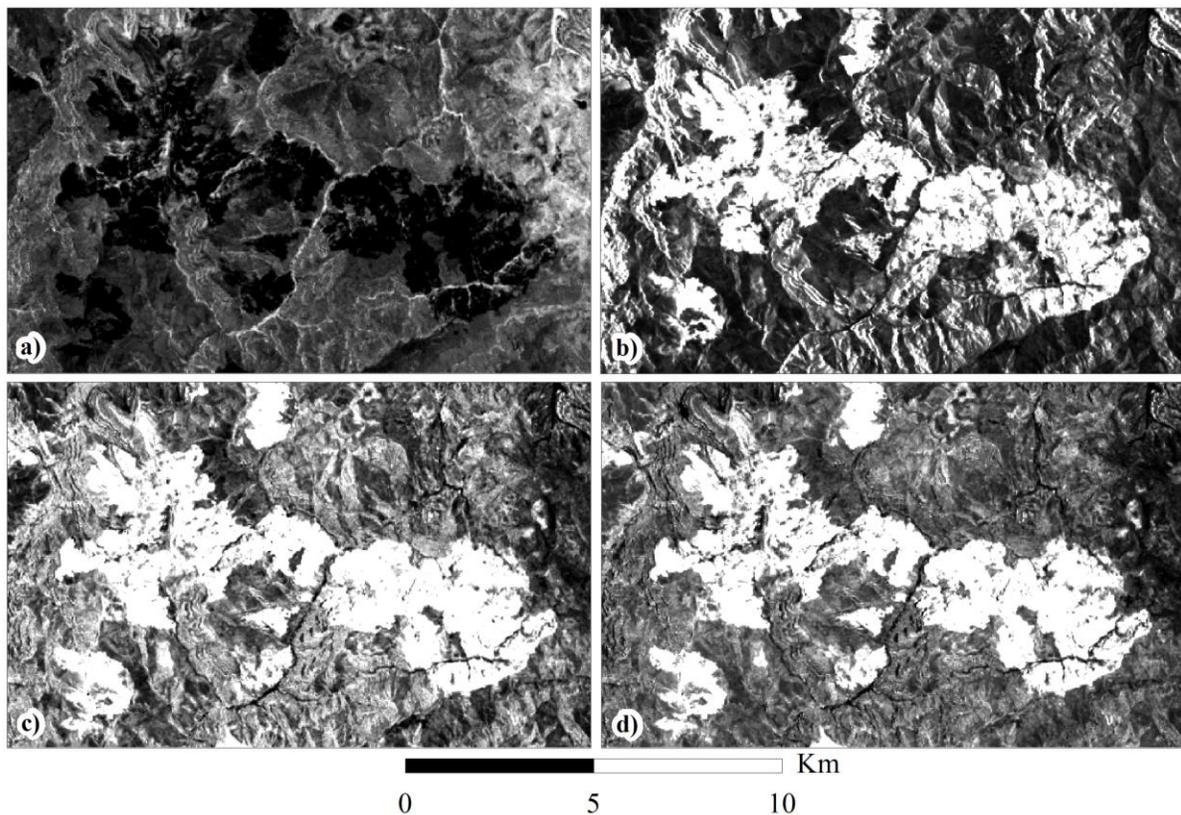


Figura 19. Índices de área quemada: a) NBR; b) BAI; c) BAIM; d) IBAIM.

Por otra parte, podría esperarse que las variables obtenidas por el cálculo de los índices de área quemada, fueran los más satisfactorios en el realce de superficies afectadas por el fuego. Sin embargo, aunque el índice NBR (a) ha sido ampliamente utilizado en estudios anteriores para la identificación de áreas quemadas, en este trabajo no se observó alguna contribución para el realce, no obstante, se observa un contraste importante entre las áreas quemadas y los otros tipos de cobertura de suelo, mostrando los píxeles de las áreas carbonizadas, con tonalidades

más oscuras que en las demás coberturas de suelo.

6.1.3.4. División entre bandas espectrales

Una alternativa para la generación de variables continuas por la aplicación de índices espectrales (de vegetación y de área quemada), es el cálculo de división entre bandas espectrales. Este tipo de proceso, ha sido escasamente considerado en estudios previos para la generación de cartografía de áreas quemadas. Sin embargo, al considerar bandas dentro de regiones espectrales sensibles a la detección de superficies afectadas por el fuego, tales como las bandas de las regiones espectrales del infrarrojo cercano e infrarrojo medio, es posible obtener resultados importantes.

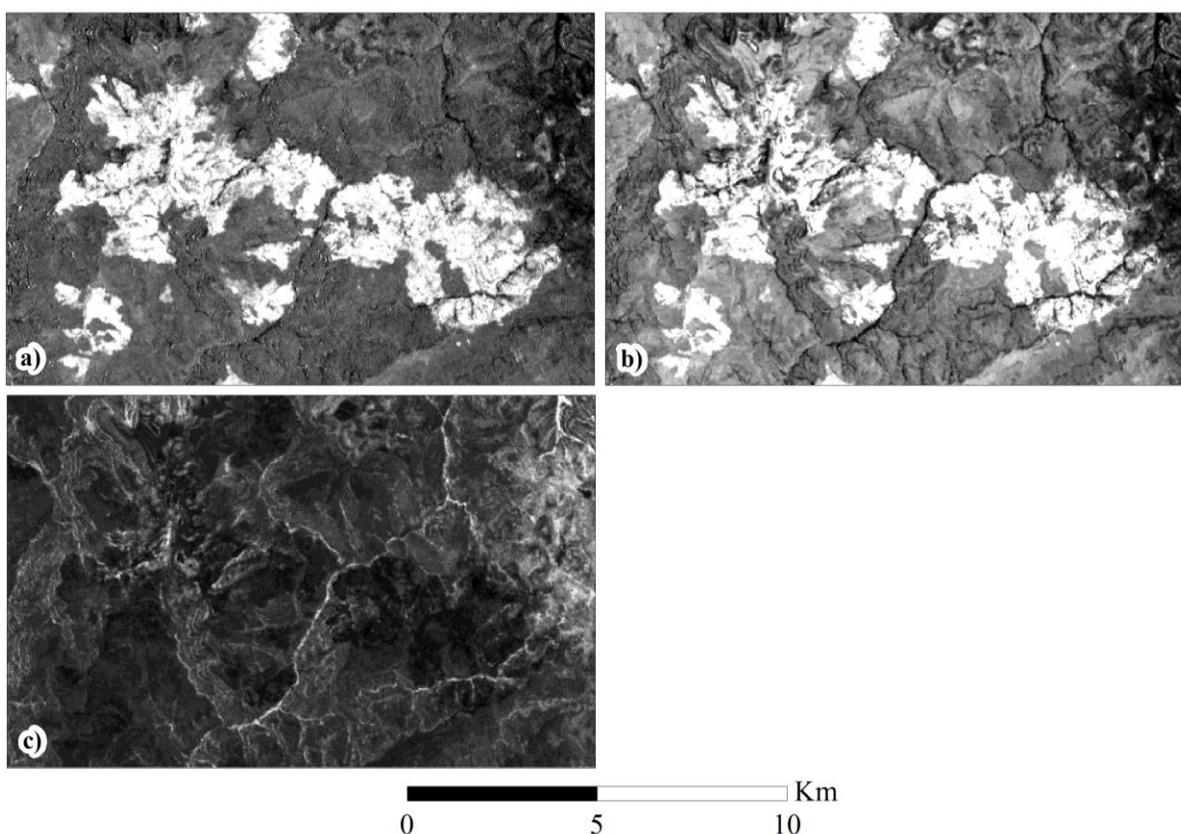


Figura 20. Divisiones entre bandas espectrales: a) $BR_1: 7/5$; b) $BR_2: 7/4$; c) $BR_3: 4/5$.

En ese sentido, se muestran en la Figura 20 los resultados obtenidos por el cálculo de divisiones entre bandas, observando un aporte significativo en el realce de áreas quemadas sobre las variables BR_1 (a) y BR_2 (b), donde se observan los píxeles de áreas carbonizadas con tonalidades más claras, mientras que los píxeles de otros tipos de cobertura de suelo se observa en tonalidades oscuras. Por otra parte, del resultado obtenido por la división entre bandas para

generar la variable BR_3 (c), no se aprecian rasgos característicos sobre la imagen que permitan realizar la identificación de áreas quemadas, y por ende, esta variable no sería considerada dentro de los procesos de clasificación.

6.1.3.5. Análisis de componentes principales

Con el propósito de hacer un realce de áreas quemadas mediante la transformación de la imagen en el dominio espectral, se realizó el procesamiento por el análisis de componentes principales (PCA), obteniendo de dicho proceso seis variables con cada uno de los componentes, asociados a su vez a las 6 bandas de la imagen multiespectral.

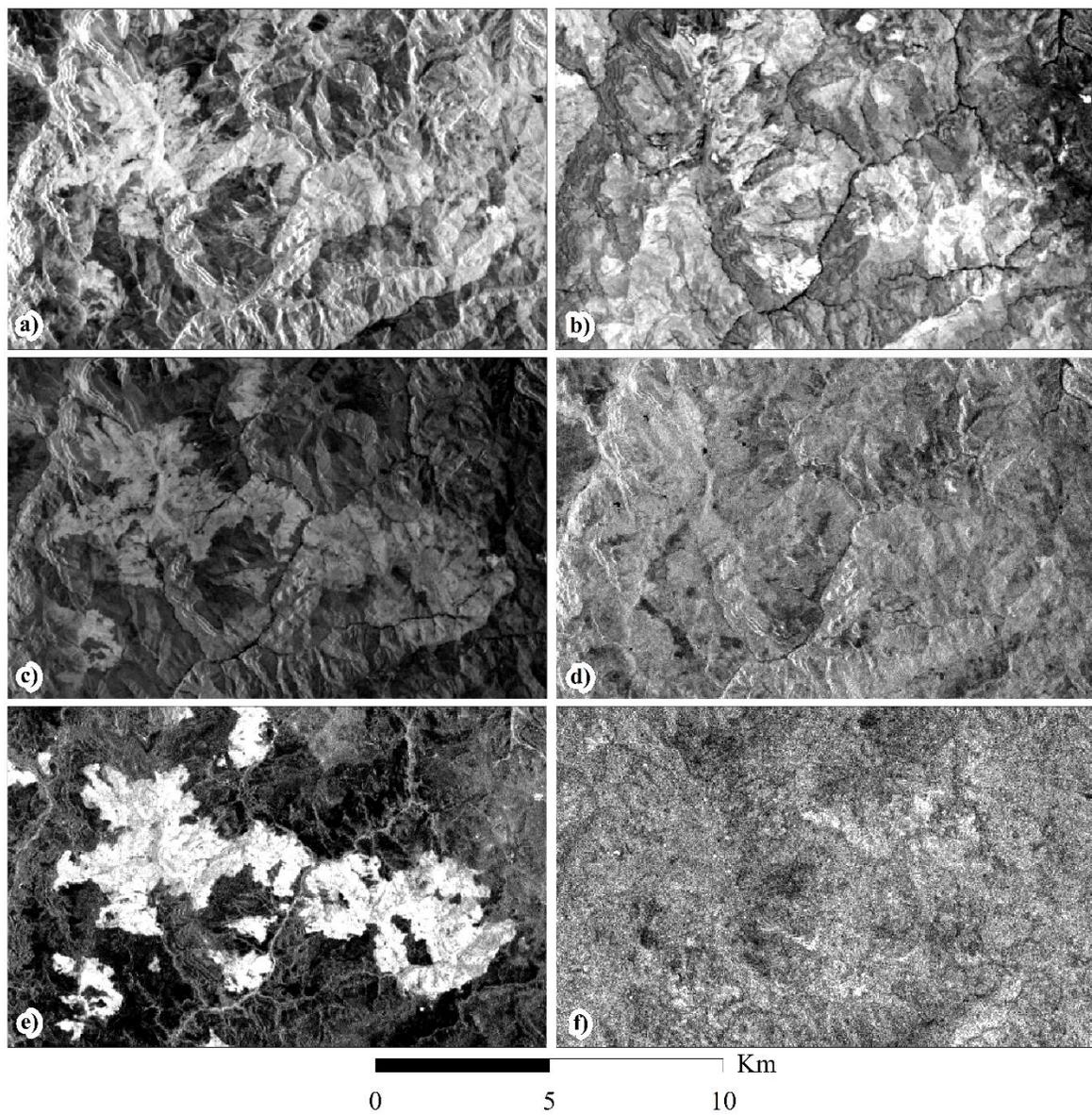


Figura 21. Análisis de componentes principales: a) PCA 1; b) PCA 2; c) PCA 3; d) PCA 4; e) PCA 5; f) PCA.

Como resultado del proceso de análisis mencionado, se aprecia en la Figura 21 un aporte significativo por el realce de áreas quemadas sobre la variable PCA-5 (e), mostrando las superficies afectadas por el fuego en las tonalidades más claras, mientras que los demás tipos de cobertura de suelo se observa en tonalidades oscuras. No obstante, aunque se presenta un pequeño realce de áreas quemadas sobre las variables PCA-1 (a), PCA-2 (b) y PCA-3 (c), no se percibe un aporte muy significativo que sirva de apoyo en los procesos de discriminación de áreas quemadas. Por otra parte, en la variable PCA-4 (d) no se observan características relevantes sobre la imagen que sirvan de apoyo en este trabajo para identificar áreas quemadas, sin embargo, se perciben detalles característicos del suelo desnudo, que pudiera servir de apoyo en otro tipo de estudios. Del resultado obtenido por la variable PCA-6 (f), no se distinguen características relevantes que permitan la identificación de rasgos físicos de la superficie. El fenómeno anterior se puede atribuir a la pérdida paulatina de información radiométrica de la imagen en el proceso de transformación sobre cada uno de los componentes.

6.1.3.6. *Tasseled Cap*

Para evaluar la capacidad de discriminación de áreas quemadas, a través del análisis del estado de la vegetación, se implementó la técnica de transformación tasseled cap (TC). En ese sentido, se muestran en la Figura 22 las tres variables derivadas del proceso de transformación TC, donde es posible observar un notable contraste entre áreas quemadas y los demás tipos de cobertura de suelo sobre la variable *Greenness* (b), arrojando valores radiométricos bajos, lo que provocó tonalidades más oscuras sobre las superficies afectadas por el fuego con respecto a los demás tipos de coberturas.

Al contrario de la variable anterior, en el resultado logrado sobre la variable *Brightness* (a) se obtuvo un contraste poco significativo entre las áreas quemadas y los demás tipos de coberturas de suelo, mostrando las superficies afectadas por el fuego en tonalidades más oscuras, sin embargo, se perciben tonalidades confusas y no se alcanzan a definir de manera suficiente las áreas quemadas a través de dicho contraste, por lo que se considera de poco aporte en los procesos de clasificación de áreas quemadas. Del mismo modo, en los resultados obtenidos sobre la variable *Third* (c), no se encuentran rasgos físicos sobre la imagen que permitan realizar la identificación de superficies afectadas por el fuego; por otro lado, se resaltan en menor medida las características del suelo.

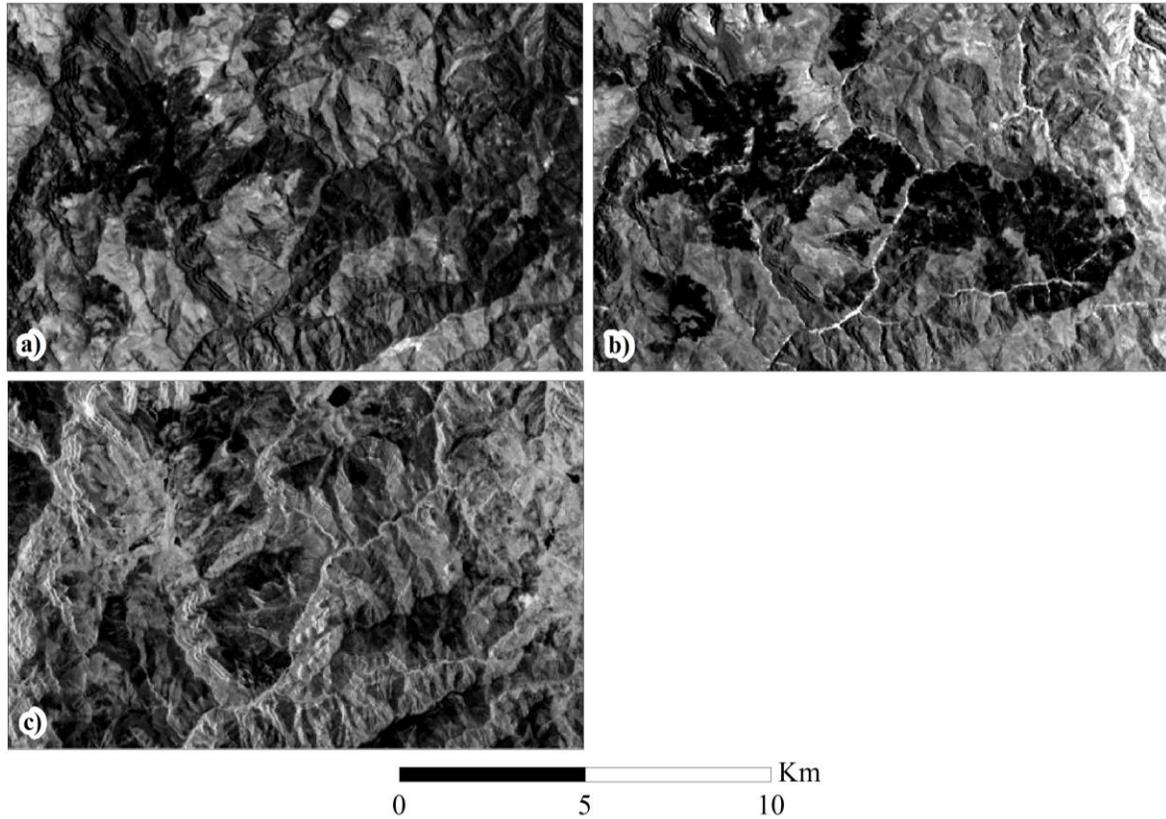


Figura 22. Transformación *Tasseled Cap*: a) *Brightness*; b) *Greenness*; c) *Third*.

6.1.3.7. *Análisis lineal de mezclas espectrales*

Con el objetivo de evaluar la capacidad de discriminación de áreas quemadas sobre técnicas alternativas de transformación en el dominio espectral, implementadas anteriormente en otros estudios, se llevó a cabo en este trabajo el análisis lineal de mezclas espectrales (LSU), obteniendo como resultado tres variables por la selección de las muestras puras durante el proceso metodológico (*endmembers*).

Sobre la Figura 23 se muestran los resultados logrados por el análisis LSU, donde se aprecia un aporte significativo para la identificación de áreas quemadas a través del alto contraste obtenido sobre la variable de *vegetación* (b), en la cual se observan tonalidades muy oscuras sobre las superficies afectadas por el fuego, mientras que los demás tipos de coberturas de suelo, se comportan con tonalidades más claras sobre la imagen; esto puede atribuirse a valores radiométricos muy bajos que resultaron sobre esta variable.

Por otro lado, aun cuando la variable de *quemado* (a) muestra un pequeño realce de áreas quemadas con tonalidades ligeramente más claras con respecto a los demás tipos de cobertura

de suelo, no se considera con suficiente capacidad para llevar a cabo una discriminación óptima de áreas quemadas. Por su parte, la variable de *suelo* (c) muestra un contraste mínimo entre las áreas quemadas y las demás coberturas de suelo, sin embargo, no se alcanzan a definir de forma óptima las superficies afectadas por el fuego, por lo que no se considera recomendable para utilizarla en posteriores procesos clasificación.

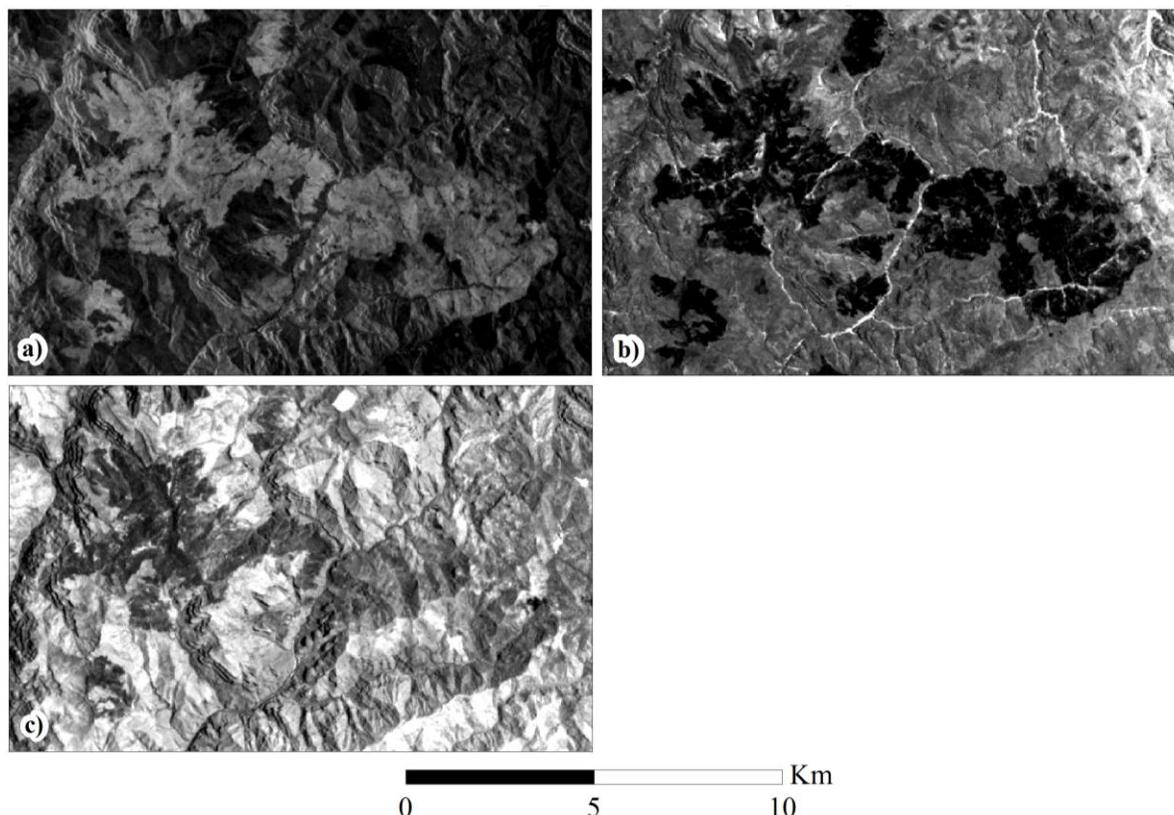


Figura 23. Análisis lineal de mezclas espectrales: a) quemado; b) vegetación; c) suelo.

6.1.4. Evaluación de variables continuas

Con el propósito de evaluar la capacidad de discriminación de áreas quemadas de las bandas que integran al compuesto de variables continuas, se aplicaron dos técnicas. Por un lado, se utilizó la técnica de análisis ROC que toma en consideración una distribución no paramétrica en los datos de las variables, mientras que la otra técnica utilizada fue por la medida de separabilidad espectral M , la cual se aplicó asumiendo una distribución normal en las variables.

6.1.4.1. Técnica de análisis ROC

Los resultados obtenidos por el análisis ROC a través del cálculo de los valores de área bajo la curva (AUC) y de sensibilidad se muestran de forma resumida en el gráfico de la Figura 24,

donde se observan resultados bastante favorables a través de las variables B26 (BAIM), con valores de 0.925 de área bajo la curva y 0.961 de sensibilidad; la variable B27 (IBAIM), con un valor de 0.922 de área bajo la curva y 0.958 de sensibilidad; y la variable B28 (BR₁), con valores de 0.910 de área bajo la curva y 0.947 de sensibilidad. Por otra parte, las variables B14 (PCA-5) y B29 (BR₂), muestran buenos resultados de área bajo la curva y de sensibilidad, con valores de 0.891 y 0.928 respectivamente para la primera variable, y con 0.875 y 0.913, para la segunda.

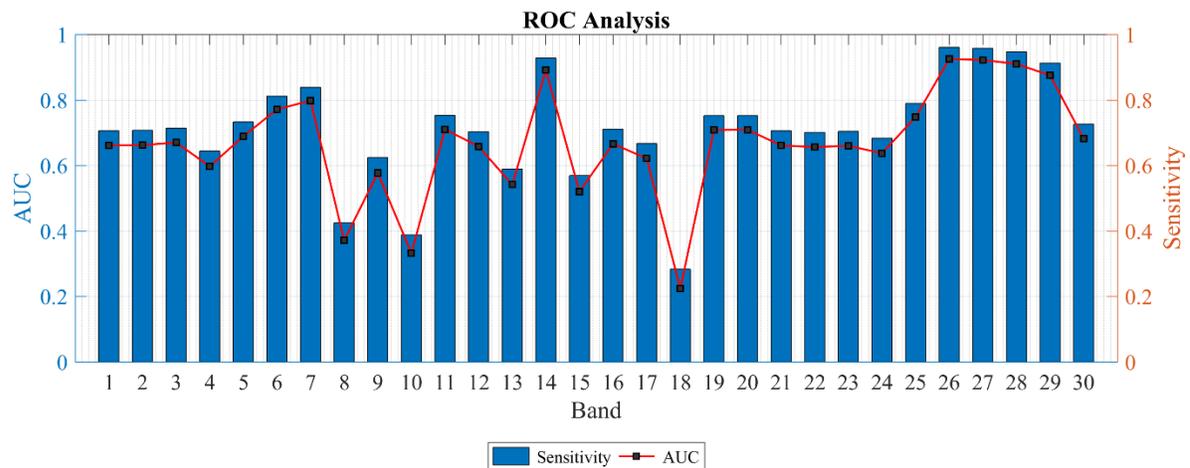


Figura 24. Resultados del análisis de ROC: valores de área bajo la curva (línea) y sensibilidad (barras).

Por otra parte, las gráficas obtenidas por la construcción de las curvas ROC para cada una de las variables continuas, se muestran en el apartado ANEXO C. Figuras, donde se observa el comportamiento de cada una de ellas. De acuerdo con esto, se hará mención de aquellas curvas que presentaron un resultado favorable al evaluar la predicción de ocurrencia de áreas quemadas entre la imagen de la variable evaluada y la información de referencia utilizada (clasificación visual), asumiendo como resultado favorable al presentarse un comportamiento bien definido de la curva por encima de la diagonal.

En ese sentido, se muestran en la Figura 43 las curvas formadas por la evaluación de las bandas espectrales de la imagen, obteniendo resultados favorables sobre la variable de la banda espectral SWIR TM-7 (f); al evaluar las variables obtenidas por los índices de vegetación mediante la construcción de las curvas (Figura 47), es posible observar que no se alcanzaron resultados favorables, al no proporcionar dichas variables, un aporte suficiente en la discriminación de áreas quemadas; de las curvas generadas por la evaluación de las variables obtenidas por los índices de área quemada (Figura 48), se encontraron resultados favorables

para las variables BAIM (c) e IBAIM (d), indicando esto un buen aporte en la detección de áreas quemadas; el resultado de las curvas construidas por la evaluación de las variables obtenidas por las divisiones entre bandas (Figura 49), muestra resultados favorables, sobre las variables BR_1 (a) y BR_2 (b), al identificar las áreas carbonizadas.

Al evaluar las variables obtenidas por las distintas técnicas de transformación se encontraron algunos resultados favorables; por su parte, de la técnica LSU (Figura 44) se encontraron resultados suficientemente favorables solamente sobre la variable de *quemado* (a); de la técnica de transformación PCA (Figura 45), se encontraron resultados relevantes sobre la variable PCA-5 (e), con un comportamiento de la curva bien definido; de la técnica de transformación TC (Figura 46), no se aprecian resultados favorables al construir las curvas por la evaluación de las variables.

6.1.4.2. Medida de separabilidad espectral M

La otra técnica utilizada para evaluar la capacidad de discriminación de las variables continuas, fue a través del cálculo de la distancia normalizada M , llevando a cabo esta medida entre cada una de las muestras de las categorías de no quemado (agricultura, agua, bosque, herbazal y urbano) y la categoría de quemado. Conforme a lo mencionado en la metodología, el cálculo de distancias entre pares de categorías se realizó para obtener una medida de separabilidad espectral y así determinar estadísticamente cuál de todas las variables es la que presenta un mayor aporte mediante el realce de píxeles por la detección de las áreas quemadas.

El resultado obtenido por el proceso mencionado en el párrafo anterior se muestra dentro del apartado ANEXO C. Figuras, donde es posible observar el comportamiento de separabilidad espectral entre la categoría de quemado y las categorías de agricultura (Figura 50), agua (Figura 51), bosque (Figura 52), herbazal (Figura 53), Matorral (Figura 54) y urbano (Figura 55). Sin embargo, más adelante se calculó la media aritmética de los valores de separabilidad espectral (distancia M) de todos los pares de categorías, esto con el propósito de obtener un solo valor de separabilidad para cada una de las 30 variables continuas, generalizando con tal proceso solamente entre las categorías de quemado y no quemado.

En ese respecto, el resultado de dicho proceso se muestra en la gráfica de la Figura 25, donde es posible apreciar una cresta significativa entre las bandas B26 y B27, asociada dicha cresta con los altos valores de separabilidad espectral que resultaron de las variables obtenidas por

los índices de área quemada BAIM e IBAM, con valores de $M=2.994$ y $M=3.566$, respectivamente. Por otro lado, aunque no se obtuvieron valores de separabilidad espectral significativamente altos por la evaluación de las demás variables, es posible observar resultados aceptables sobre las bandas B11 (PCA-2), B14 (PCA-5), B24 (NBR) y B29 (BR_2), donde se encuentra pequeñas crestas en las que se alcanzaron valores por encima de la unidad.

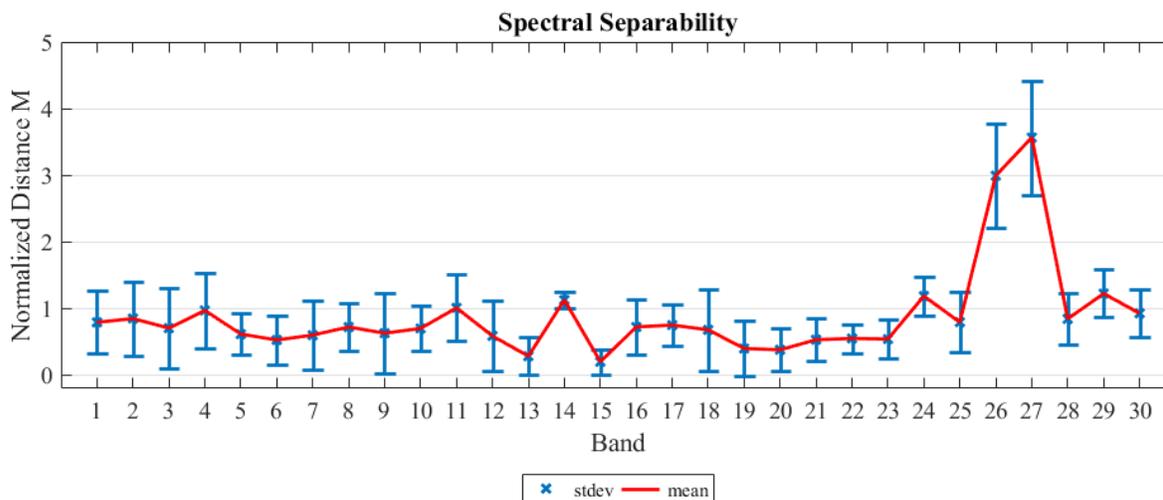


Figura 25. Separabilidad espectral media entre las categorías de quemado y no quemado.

Más adelante, se muestra un resumen numérico de los datos mostrados en los gráficos anteriores, generados a partir de los resultados obtenidos por ambas técnicas utilizadas para la evaluación del conjunto de variables continuas. Se observan en la Tabla 12, los valores de área bajo la curva y sensibilidad obtenidos por la técnica de análisis ROC y los valores de separabilidad espectral obtenidos por el cálculo de la distancia normalizada M .

En dicha tabla, es posible notar que los valores de las variables por las que se obtuvieron los mejores resultados de ambas técnicas de evaluación se resaltan en negrita. En ese sentido, se observan variables con casos distintos, es decir, que algunas variables muestran resultados relevantes o solamente aceptables para una técnica u otra. Por ejemplo, las variables B11 (PCA-2) y B24 (NBR) muestran resultados aceptables solo por la medida de separabilidad espectral, mientras que la variable B28 (BR_7) muestra buenos resultados solo por la técnica de análisis ROC; por otro lado, se observan resultados aceptables por las variables B14 (PCA-5) y B29 (BR_2) para ambas técnicas de evaluación. Sin embargo, de las variables B26 (BAIM) y B27 (IBAIM) se observan resultados muy significativos por las dos técnicas de evaluación.

No obstante, es necesario resaltar que, aunque las variables B26 y B27 muestran muy buenos resultados por la técnica de análisis ROC, no presentan diferencias significativas por dicha

técnica, mientras que el resultado obtenido por la medida de separabilidad espectral, muestra una diferencia significativa entre dichas variables. Es por esto, que se considera al índice de área quemada IBAIM, como la mejor variable del conjunto de variables continuas evaluadas para la discriminación de áreas quemadas dentro de los procesos de clasificación.

Tabla 12. Separabilidad espectral del compuesto de 30 bandas, con la distancia normalizada M.

Banda	Técnica de Transformación	Variable	Distancia M	AUC	Sensibilidad
B1	Bandas espectrales "Landsat 5 TM"	Blue (0.452-0.518 μm)	0.791	0.661	0.706
B2		Green (0.528-0.609 μm)	0.849	0.662	0.707
B3		Red (0.626-0.693 μm)	0.706	0.670	0.714
B4		NIR (0.776-0.904 μm)	0.972	0.597	0.644
B5		SWIR 1 (1.567-1.784 μm)	0.616	0.689	0.733
B6		SWIR 2 (2.097-2.349 μm)	0.527	0.771	0.812
B7	LSU	Quemado	0.601	0.798	0.839
B8		Vegetación	0.722	0.371	0.425
B9		Suelo	0.629	0.577	0.624
B10	PCA	PCA – 1	0.701	0.332	0.388
B11		PCA – 2	1.009	0.710	0.753
B12		PCA – 3	0.587	0.658	0.703
B13		PCA – 4	0.284	0.541	0.589
B14		PCA – 5	1.129	0.891	0.928
B15		PCA – 6	0.201	0.520	0.569
B16	Tasseled Cap	<i>Brightness</i>	0.723	0.666	0.711
B17		<i>Greenness</i>	0.751	0.621	0.667
B18		<i>Third</i>	0.680	0.224	0.283
B19	Índices de Vegetación	NDVI	0.400	0.708	0.752
B20		RVI	0.379	0.709	0.752
B21		SAVI	0.531	0.661	0.706
B22		EVI	0.551	0.656	0.701
B23		EVI2	0.542	0.660	0.704
B24	Índices de Área Quemada	NBR	1.187	0.637	0.683
B25		BAI/IAQ	0.794	0.748	0.789
B26		BAIM	2.994	0.925	0.961
B27		IBAIM	3.566	0.922	0.958
B28	Band Ratios	<i>BR₁: 7/5</i>	0.844	0.910	0.947
B29		<i>BR₂: 7/4</i>	1.225	0.875	0.913
B30		<i>BR₃: 4/5</i>	0.927	0.682	0.726

6.1.5. Clasificación digital

Una vez realizada la evaluación del compuesto de variables continuas, se llevó a cabo la discriminación de áreas quemadas de la escena Landsat 031-044, mediante cuatro procesos de clasificación digital, dos por el paradigma de píxel a píxel y dos por el paradigma de contexto espacial. De los primeros dos procesos, se generó una clasificación por el método de árboles de decisión CART, y otra por el método de árboles de decisión QUEST, enfocado el último de ellos principalmente a cartografías temáticas con dos o más categorías, mientras que el primero se utiliza en clasificaciones con menos categorías. Las clasificaciones obtenidas por el paradigma de contexto espacial, fueron generadas por los mismos algoritmos, variando solamente de los parámetros de entrada, el valor de similitud espectral, para el que se aplicó un valor de 70 para una clasificación y de 80 para la otra.

6.1.5.1. Clasificación digital por árboles de decisión

Para llevar a cabo las clasificaciones digitales por árboles de decisión, se generaron primeramente los umbrales de clasificación a través del software estadístico SPSS, mediante los cuales fue posible definir las reglas de decisión a utilizar en el software de procesamiento digital de imágenes (PDI). En ese sentido, se muestran en el apartado ANEXO C. Figuras los arboles de decisión obtenidos por las técnicas de clasificación CART (Figura 56) y QUEST (Figura 57). Sin embargo, aunque los árboles de decisión obtenidos involucran distintas variables y sus umbrales de clasificación correspondientes, cabe mencionar que para llevar a cabo el proceso de clasificación se tomaron en cuenta solo los umbrales obtenidos por la variable asociada al índice de área quemada IBAIM.

Según lo mencionado en el párrafo anterior, se presentan en la Tabla 13 los umbrales de clasificación extraídos de los árboles de decisión generados por ambas técnicas. Entonces, a partir de dichos umbrales se formaron los arboles de decisión dentro del software de PDI para realizar la clasificación digital de la imagen, formando reglas de decisión con valores de píxeles >200 para el algoritmo CART y valores de píxeles >208.9 para la técnica QUEST.

Tabla 13. Reglas de decisión obtenidas por los árboles de decisión.

Método	Regla de Decisión	Variable
CART	>200.0	IBAIM
QUEST	>208.9	

Como es posible observar, no se aprecian diferencias muy significativas entre las reglas de

decisión establecidas por los árboles de decisión de ambos algoritmos, por lo que se podrían esperar resultados muy similares del proceso de clasificación de la imagen.

Dentro del apartado ANEXO A. Mapas, se presentan los mapas de área quemada obtenidos por los métodos de clasificación CART (Figura 39) y QUEST (Figura 40), sin embargo, en una vista general no es posible apreciar los detalles obtenidos de dicho proceso, es por esto, que se muestra en la Figura 26 una ventana con más detalle con el objetivo de poder hacer comparación entre el realce del área quemada y su detección mediante los algoritmos de clasificación digital (ejemplo con el área quemada mostrada en el apartado de variables continuas).

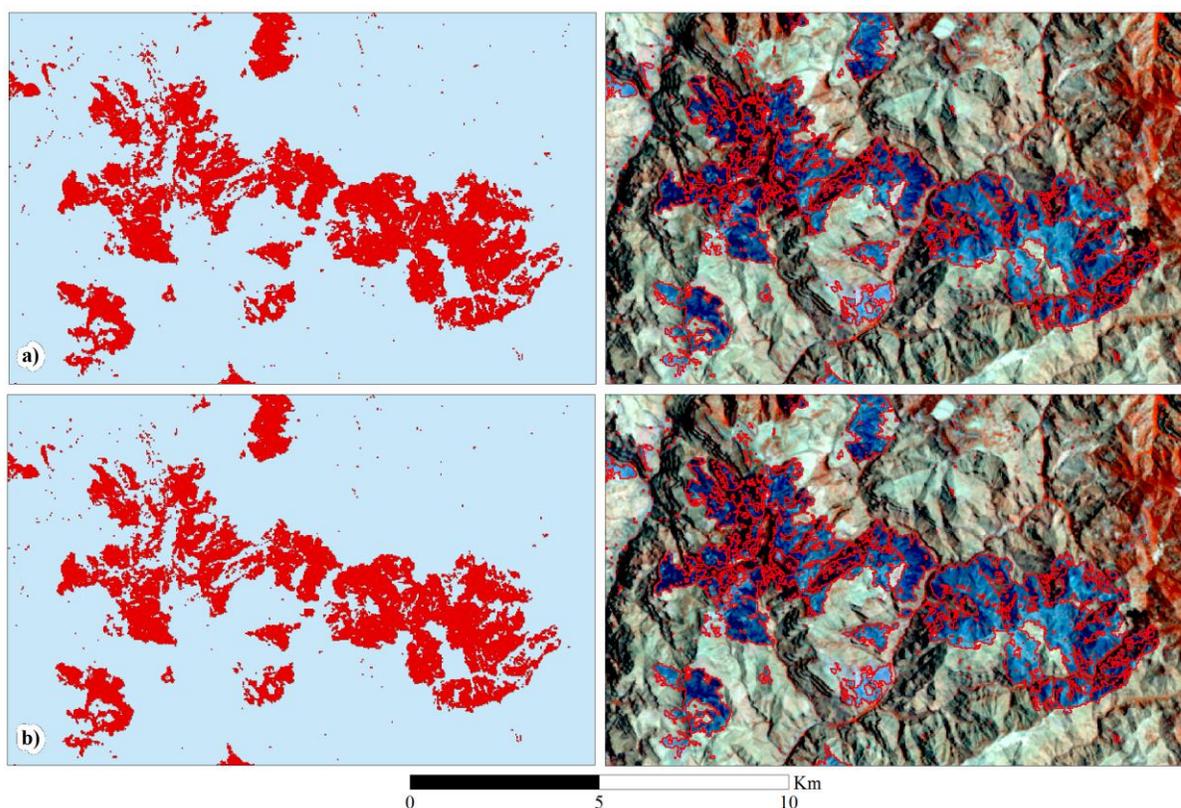


Figura 26. Clasificaciones digitales obtenidas por el paradigma de píxel a píxel: a) CART, b) QUEST

Como es posible apreciar en la figura anterior, no se encontraron diferencias significativas con respecto a las áreas quemadas obtenidas por los dos métodos de clasificación de árboles de decisión utilizados, sin embargo, se encontraron resultados favorables por la detección de las superficies afectadas por el fuego. Por ejemplo, es posible observar del lado derecho de las clasificaciones, una sobre posición de la imagen Landsat (composición en falso color RGB: 4-5-7) el área quemada detectada por los algoritmos de clasificación CART (a) y QUEST (b),

donde se aprecia una delimitación favorable de la zona incendiada, notando mínimos detalles por errores de comisión ocasionados por el proceso de clasificación al asignar a la categoría de quemado pequeñas zonas que pertenecen a otros tipos de cobertura de suelo.

6.1.5.2. *Clasificación de contexto espacial*

Al llevar a cabo la clasificación digital por el paradigma de contexto espacial, fueron generados dos mapas de áreas quemadas. Para ello, se realizaron previamente algunas etapas, como: un proceso de segmentación de la imagen por medio del método de crecimiento de regiones y una clasificación digital no supervisada a través del algoritmo Iseseg, posteriormente se le asignaron las etiquetas de quemado y no quemado a las categorías detectadas por el algoritmo de clasificación digital no supervisada.

Por otra parte, al realizar el proceso de segmentación, se aplicaron parámetros distintos con el propósito de evaluar las diferencias entre ambas clasificaciones. En ese sentido, en el apartado ANEXO A. Mapas se presentan los mapas de área quemada obtenidos; en la Figura 41 se muestra el área quemada que resultó de la clasificación donde se aplicaron los parámetros 70 de similitud y 10 de área mínima para el inicio del crecimiento de las regiones, mientras que en la Figura 42 se muestran las áreas quemadas resultantes de la segunda clasificación en la que se aplicaron los parámetros 80 de similitud y 10 de área mínima.

A continuación, se presenta en la Figura 27 el ejemplo de una de las áreas quemadas más grandes detectadas sobre la imagen. En dicha figura, es posible apreciar una buena delimitación de la zona afectada por el fuego por ambas clasificaciones, sin embargo, se observan algunos errores de comisión ocurridos durante el proceso de discriminación al identificar como áreas quemadas a otros tipos de coberturas de suelo. Además, se estiman algunas diferencias significativas entre ambas clasificaciones; no obstante, se observa que las grandes áreas quemadas detectadas por la clasificación SC: 80-10 (b) presentan una mayor homogeneidad de las superficies clasificadas con respecto a la clasificación SC: 70-10 (a), pero por otra parte es posible detectar sobre la parte derecha de la figura, que la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 arroja mejores resultados de clasificación que la clasificación SC: 80-10 al presentar una menor cantidad de errores de comisión, asignando mucho menos zonas pertenecientes a otros tipos de cobertura de suelo a la categoría de quemado.

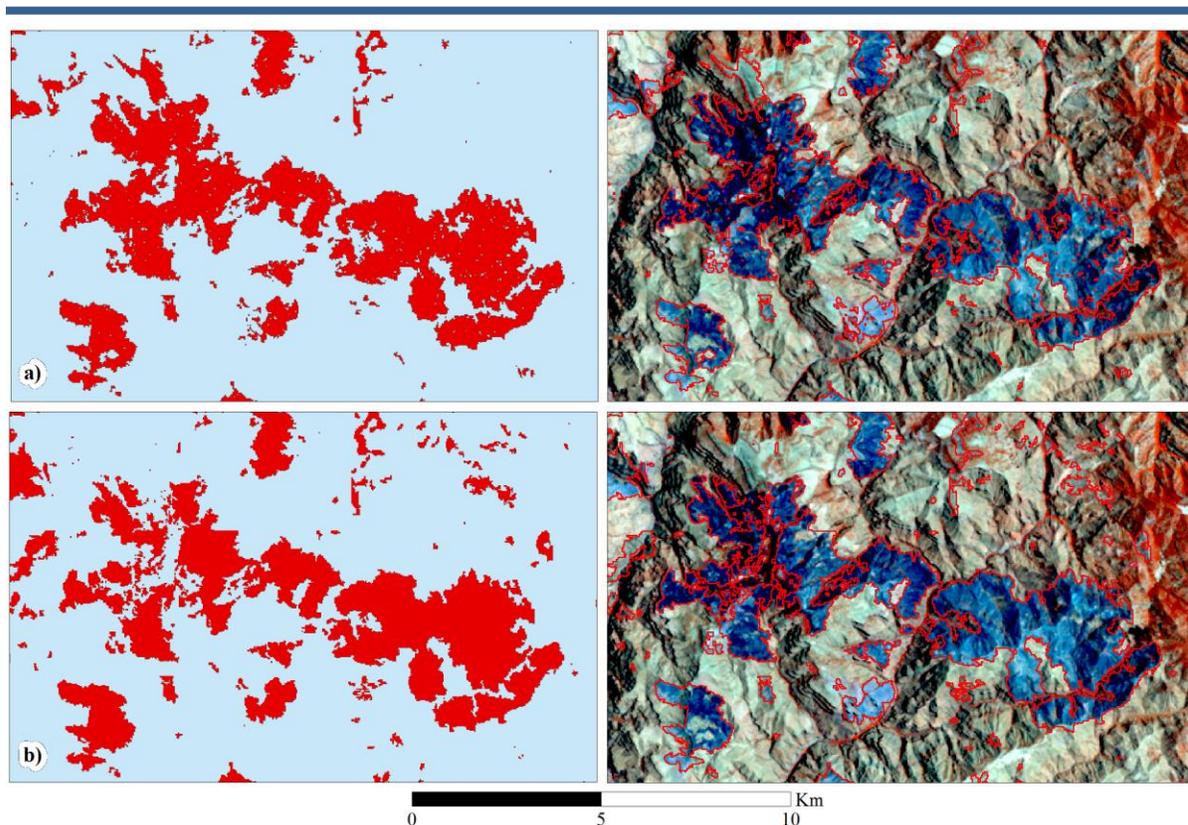


Figura 27. Clasificaciones digitales de contexto espacial: a) SC_70-10, b) SC_80-10.

A continuación se presentan en la Tabla 14, las superficies de área quemada y los porcentajes de área quemada con respecto a la superficie total de la imagen que fueron obtenidos a través de las diferentes técnicas de clasificación digital realizadas sobre la escena Landsat 031-044, por los paradigmas de clasificación de píxel a píxel y de contexto espacial.

Según los resultados que se muestran en dicha tabla, se puede observar una muy pequeña diferencia sobre las superficies de área quemada obtenidas por las clasificaciones digitales generadas a través de los árboles de decisión, con un 2.52% para el algoritmo CART y un 2.33% para el algoritmo QUEST; mientras que las clasificaciones de contexto espacial muestran superficies de área quemada significativamente mayores, con 3.50% para la clasificación SC: 70-10 y un 6.20% para la clasificación SC: 80-10. La diferencia observada en las superficies de área quemada obtenidas por ambos paradigmas de clasificación, pueden atribuirse a las características particulares de su proceso de clasificación, es decir, por un lado, los métodos de píxel a píxel presentan una mayor heterogeneidad en la clasificación (efecto de sal y pimienta), pero una menor cantidad de errores de comisión.

Por otra parte, los métodos de contexto espacial presentan una mayor homogeneidad en la

clasificación, al considerar el contexto geográfico de cada pixel a través de los segmentos espaciales en el momento de discriminación de áreas quemadas, no obstante, se comete una mayor cantidad de errores de comisión. En ese sentido, la gran diferencia de superficies de área quemada obtenidas por la clasificación de contexto espacial SC: 80-10, se asocian con un alto grado de error de comisión en la clasificación, al asignar un mayor número de píxeles a la clase de quemado, por el incremento que se le dio al valor de similitud espectral durante el proceso de segmentación de la imagen.

Tabla 14. Áreas quemadas de la escena Landsat 031-044.

Método de Clasificación	Quemado	No Quemado	Porcentaje de Área Quemada
DT: CART	87,031.90 ha	3,367,980.00 ha	2.52 %
DT: QUEST	80,505.60 ha	3,374,505.48 ha	2.33 %
SC_70-10	120,878.55 ha	3,334,132.52 ha	3.50 %
SC_80-10	214,104.39 ha	3,240,906.70 ha	6.20 %
031-044	3,455,011.08 ha		

6.1.6. Clasificación Visual

Para poder realizar el proceso de validación de la cartografía de áreas quemadas obtenidas por medio de las técnicas de clasificación digital, es necesario contar con información de referencia que haga constar la realidad de las zonas afectadas por el fuego en el periodo de tiempo evaluado. En ese sentido, para solventar dicha necesidad se generó una clasificación de áreas quemadas de mediante técnicas de interpretación visual. La clasificación visual de la imagen se llevó a cabo por parte del personal del Laboratorio de Geo-procesamiento de la Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales de la Universidad de los Andes de Mérida Venezuela, mediante la interpretación visual de la escena Landsat LT50310442011170EDC00.

En la Figura 28, se presentan las áreas quemadas resultantes del proceso de clasificación visual, sobre la que se obtuvo un total de 163,847.58 ha, lo que representa un 4.74% de la superficie total de la escena Landsat con path-row 031-044. Entonces, haciendo una comparación con las superficies de área quemada obtenidas por los distintos métodos de clasificación digital presentados anteriormente en la Tabla 14, es posible observar que la superficie obtenida por la clasificación digital de contexto espacial SC: 70-10, es la que presenta una mayor similitud en términos de superficie, considerando pues, que esto último podría sugerir un mayor grado de acierto en la detección de áreas quemadas sobre dicha clasificación.

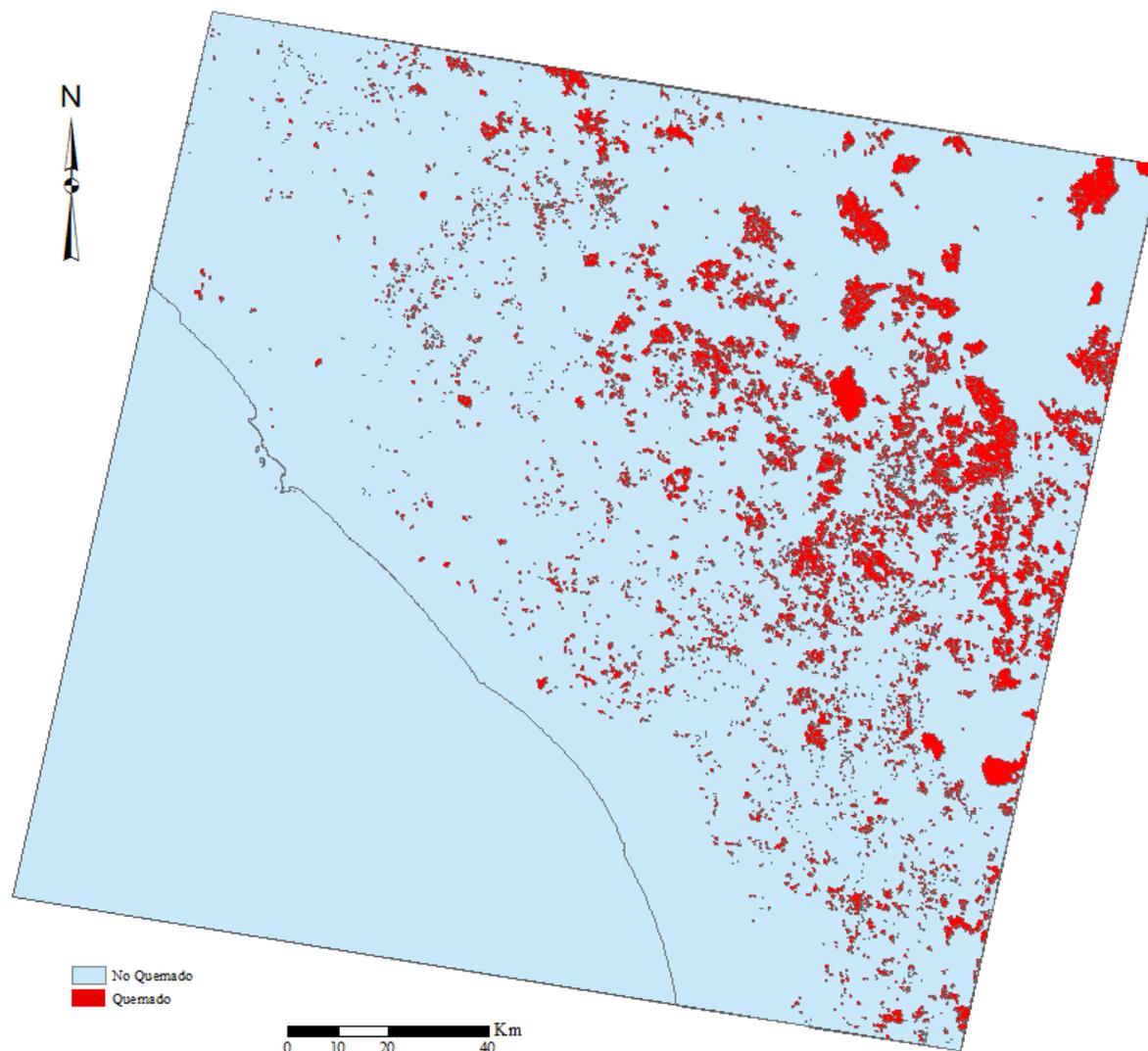


Figura 28. Clasificación visual de la escena Landsat con path-row 031-044.

6.1.7. Validación

Una vez generadas las clasificaciones digitales por los paradigmas de píxel a píxel y de contexto espacial, se procedió a realizar la validación de dichos resultados. La validación se realizó por dos métodos, uno a través del método de matriz de confusión y otro por el método de regresión lineal, ambos para verificar la correlación o el grado de acuerdo que existe entre las categorías de quemado y no quemado obtenidas por cada uno de los métodos de clasificación digital y la información de referencia (clasificación visual) de la escena Landsat LT50310442011170EDC00.

6.1.7.1. Matriz de confusión

Para llevar a cabo la validación por el método de matriz de confusión, se realizó un proceso de tabulación cruzada entre las áreas quemadas obtenidas por los métodos de clasificación digital y la información de referencia. En ese sentido, se presentan a continuación las matrices obtenidas al evaluar las áreas quemadas de los métodos de clasificación digital: árboles de decisión CART (Tabla 15), árboles de decisión QUEST (Tabla 16), de contexto espacial SC: 70-10 (Tabla 17) y de contexto espacial SC: 80-10 (Tabla 18). En dichas tablas, se muestran en negrita las diagonales principales de las matrices, donde es posible observar el acuerdo obtenido de superficies entre las categorías de quemado y no quemado.

Tabla 15. Matriz de confusión de la clasificación digital por árboles de decisión CART.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	68,971 ha	17,995 ha	86,966 ha
	No quemado	97,096 ha	2,341,394 ha	2,438,490 ha
	Total	166,067 ha	2,359,389 ha	2,525,456 ha

Tabla 16. Matriz de confusión de la clasificación digital por árboles de decisión QUEST.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	65,441 ha	15,007 ha	80,448 ha
	No quemado	100,626 ha	2,344,382 ha	2,445,008 ha
	Total	166,067 ha	2,359,389 ha	2,525,456 ha

Tabla 17. Matriz de confusión de la clasificación digital de contexto espacial SC: 70-10.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	84,254 ha	36,560 ha	120,814 ha
	No quemado	81,813 ha	2,322,829 ha	2,404,642 ha
	Total	166,067 ha	2,359,389 ha	2,525,456 ha

Tabla 18. Matriz de confusión de la clasificación digital de contexto espacial SC: 80-10.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	107,956 ha	106,016 ha	213,971 ha
	No quemado	58,111 ha	2,253,373 ha	2,311,485 ha
	Total	166,067 ha	2,359,389 ha	2,525,456 ha

A partir de las matrices de confusión, fue posible determinar los parámetros de precisión de las cartografías de área quemada (precisión total de la cartografía, precisión del productor, precisión del usuario) y el índice estadístico *kappa* (que determinan el grado de acuerdo entre

las áreas quemadas de las clasificaciones digitales y las áreas quemadas de la clasificación visual).

En ese sentido, se muestra un resumen de dichos resultados sobre la Figura 29, donde se pueden observar por un lado, valores favorables por la precisión global de las cartografías en un rango del 93.5% al 95.4%, obteniendo el menor valor por la clasificación de contexto espacial SC: 80-10. Por otra parte, se observan resultados aceptables pero con bajos valores del índice *kappa* en un rango de 0.51 a 0.56, obteniendo el mayor valor por la clasificación de contexto espacial SC: 70-10. Los bajos valores obtenidos por el índice *kappa*, pueden atribuirse a la falta de coincidencia entre las áreas quemada de las clasificaciones digitales y la clasificación visual, asociada a su vez, por los errores de clasificación (omisión/comisión) ocurridos durante los procesos de discriminación de áreas quemadas.

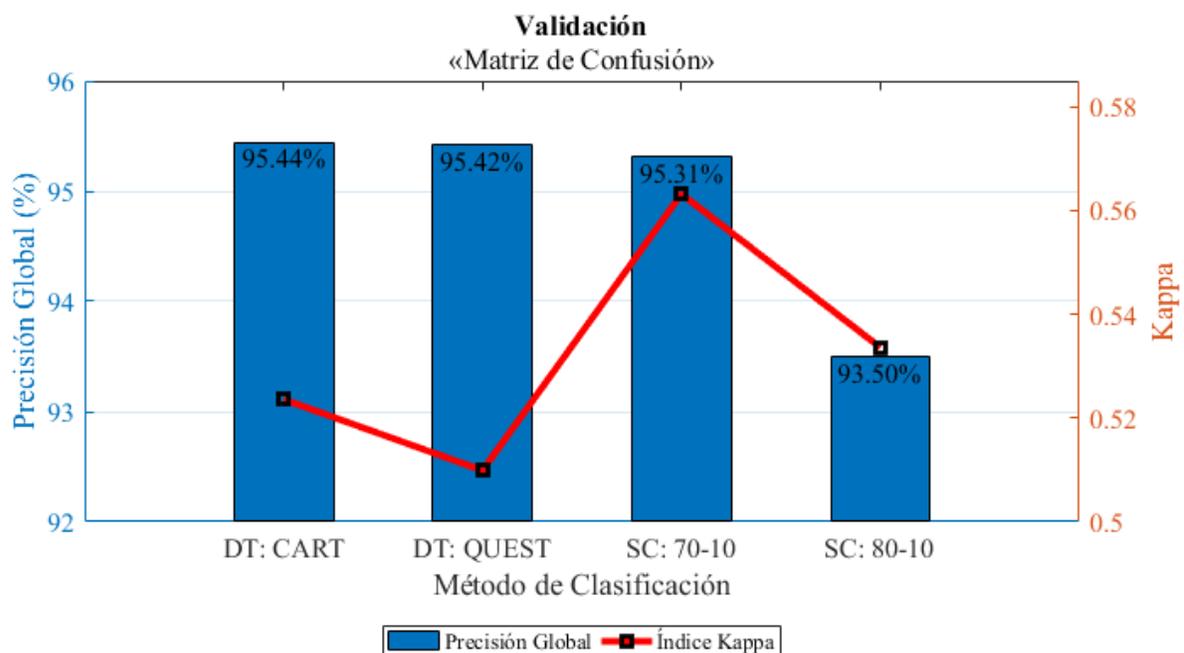


Figura 29. Validación de las clasificaciones por el método de matriz de confusión.

6.1.7.2. Regresión lineal

La validación realizada por el método de análisis de regresión lineal se hizo tomando como referencia los datos obtenidos de un muestreo sistemático simple de celdas de 10x10 km realizado sobre las clasificaciones de área quemada digitales y la clasificación visual. Como resultado de ese proceso, se presentan en la Figura 30 los gráficos de dispersión obtenidos, donde es posible destacar algunas características importantes como las que se detallan a continuación.

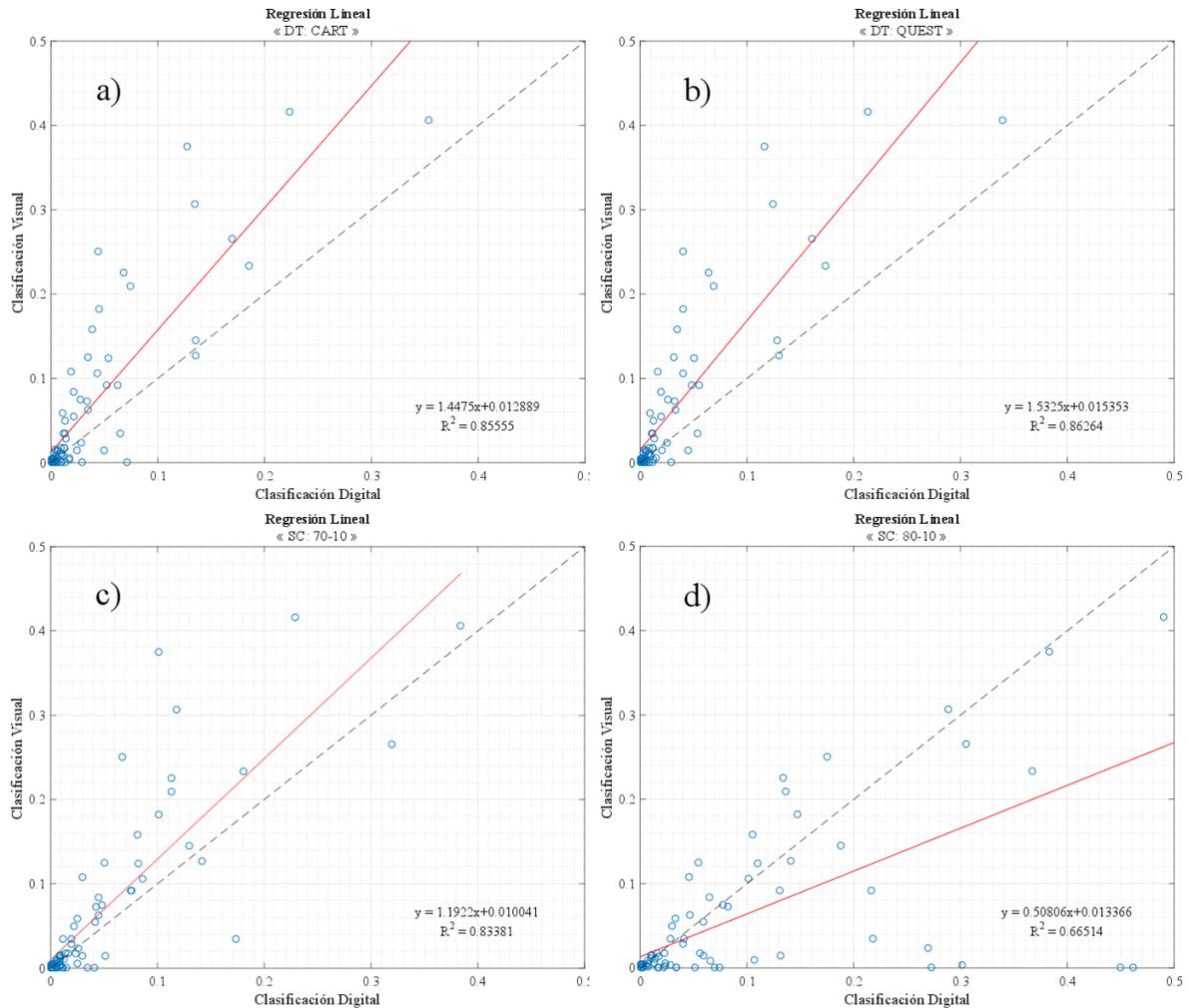


Figura 30. Gráficos de dispersión obtenidos por el análisis de regresión lineal sobre las clasificaciones digitales: a) DT: CART, b) DT: QUEST, SC: 70-10, SC: 80-10.

Por una parte, pueden identificarse tendencias a la sub-estimación de áreas quemadas por el comportamiento en la orientación de la recta por encima de la diagonal, con valores de pendiente mayores a la unidad (indicando la diagonal, una óptima correlación). En ese sentido, se observan tales tendencias sobre la clasificación digital de árboles de decisión DT: CART (a), con un valor de pendiente $m=1.4$; la clasificación de árboles de decisión DC: QUEST (b), con un valor de pendiente de $m=1.5$; y la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 (c), con un valor de pendiente de $m=1.2$. Por otro lado, se observa que sobre la clasificación de contexto espacial SC: 80-10 (d), existe una sobre-estimación de áreas quemadas, con un valor de pendiente de $m=0.5$ y un comportamiento de la recta por debajo de la diagonal.

Además, por el comportamiento de los puntos sobre los gráficos de dispersión, es posible identificar los errores de comisión en aquellos puntos situados a lo largo del eje x, mientras

que los errores de omisión se hacen evidentes en aquellos puntos cercanos al eje y. Entonces, por su distribución, es posible identificar una tendencia hacia una mayor ocurrencia errores de omisión sobre las clasificaciones digitales de árboles de decisión DT: CART (a), DT: QUEST (b) y de contexto espacial SC: 70-10 (c), mientras que el gráfico de dispersión obtenido por la clasificación digital de contexto espacial SC: 80-10 (d) presenta un comportamiento con tendencia a una mayor ocurrencia de errores de comisión.

A continuación se presentan sobre la Figura 31, los valores obtenidos por el coeficiente de correlación de R^2 , donde es posible observar resultados aceptables por las clasificaciones digitales de árboles de decisión DT: CART y DT: QUEST, y por la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 dentro de un rango de 0.83 a 0.86; a excepción del resultado obtenido por el método de clasificación de contexto espacial SC: 80-10, con un valor de $R^2=0.66$.

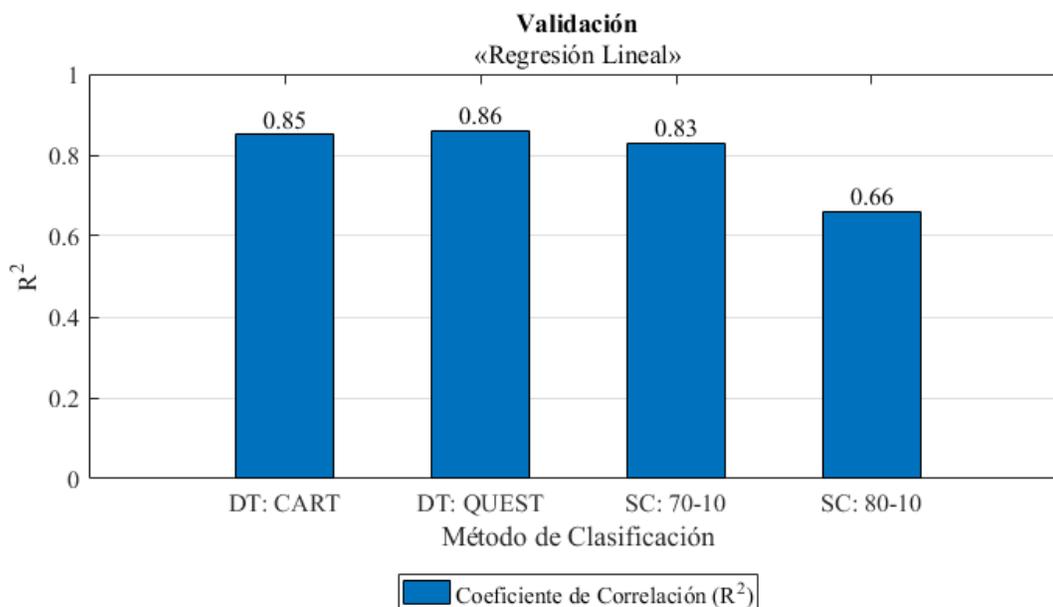


Figura 31. Validación por el método de regresión lineal.

En la Tabla 19, se plasma un resumen de los resultados obtenidos por ambos métodos de validación, mostrando los indicadores de precisión y el índice estadístico *kappa* obtenidos a través del método de matriz de confusión; así como también, el coeficiente de correlación R^2 calculado a través del método de análisis de regresión lineal. En dicha tabla, es posible identificar algunos detalles relevantes sobre los resultados obtenidos por los métodos de validación. En ese sentido, se observan muy buenos resultados de precisión global sobre las cuatro clasificaciones digitales en un rango de 93.5% a 95.4%; y resultados aceptables por el coeficiente de correlación para las clasificaciones de árboles de decisión DT: CART, DT:

QUEST y la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 con valores en un rango de 0.83 a 0.86. Sin embargo, por el índice estadístico *kappa*, se obtuvieron resultados suficientes pero con bajos valores, alcanzando el mayor valor sobre la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 con un 0.56. Hasta entonces, se aprecia una ventaja en la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 sobre el valor del índice *kappa* con respecto a las demás, lo cual, puede atribuirse al comportamiento de los errores cometidos durante los procesos de clasificación.

Tabla 19. Parámetros de precisión e índice kappa obtenidos por la validación de las cuatro clasificaciones digitales de área quemada.

Indicadores de precisión	DT_CART	DT_QUEST	SC_70-10	SC_80-10
Error de Omisión	58.47 %	60.59 %	49.26 %	34.99 %
Error de Comisión	20.69 %	18.65 %	30.26 %	49.55 %
Precisión del Productor	41.53 %	39.41 %	50.74 %	65.01 %
Precisión del Usuario	79.31 %	81.35 %	69.74 %	50.45 %
Precisión Global	95.44 %	95.42 %	95.31 %	93.50 %
<i>Kappa</i>	0.52	0.51	0.56	0.53
Coefficiente de correlación R^2	0.85	0.86	0.83	0.66

Acerca de los errores de clasificación, es posible observar de la tabla anterior algunas particularidades en las que se destacan diferencias significativas entre las áreas quemadas obtenidas por las cuatro clasificaciones digitales. En primer lugar, se observan resultados con errores de omisión elevados sobre las clasificaciones de árboles de decisión DT: CART, DT: QUEST y la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 en un rango de 49.26% a 60.59%, a diferencia de la clasificación de contexto espacial SC: 80-10, con un 34.99%; lo cual, podría estar directamente relacionado con las superficies de área quemada. Además, se obtuvieron errores de comisión aceptables para las primeras tres clasificaciones- en un rango de 18.65% a 30.26%, mientras que para la clasificación de contexto espacial SC: 80-10 se obtuvo un alto error de comisión, con un 49.55%.

Por otro lado, es preciso destacar que aunque las clasificaciones de árboles de decisión DT_CART y DT_QUEST presentan bajos errores de comisión, a su vez cuentan con muy altos errores de omisión. Al mismo tiempo, la clasificación de contexto espacial SC: 80-10, arroja un bajo error de omisión, pero un alto error de comisión. Sin embargo, por la clasificación de contexto espacial SC: 70-10 se aprecia un comportamiento más equilibrado entre los errores de omisión y comisión, a diferencia de las clasificaciones antes mencionadas; es por esto, que se considera este método de clasificación como el más apropiado para llevar a cabo la etapa posterior, en la que se realiza el inventario de áreas de la RHA-III.

6.2. INVENTARIO DE ÁREAS QUEMADAS DE LA RHA-III

Durante la etapa del inventario de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte (RHA-III), se llevaron a cabo distintas tareas, tales como el pre-procesamiento de las imágenes Landsat, el cálculo del índice de área quemada IBAIM, la clasificación digital para la identificación de las áreas quemadas por la técnica de clasificación de contexto espacial, la unión de los archivos de clasificación, la reducción del error de comisión y por último la validación de la cartografía.

6.2.1. Pre-procesamiento de las imágenes

Durante la etapa de pre-procesamiento, se construyó un mosaico de las imágenes Landsat post-incendio que conforman el área de estudio, con fecha de adquisición de la temporada de incendios del año 2011. Este mosaico, se realizó posteriormente a la corrección de las imágenes a través de los procesos de corrección radiométrica, corrección por bandeado (en el caso de las imágenes Landsat 7 ETM+) y el recorte de bordes de las imágenes y eliminación de áreas extensas de cuerpos de agua. A continuación, se muestran en la Tabla 20 todas las imágenes Landsat utilizadas para la identificación de áreas quemadas, donde se observan los procesos realizados a cada una de ellas.

Tabla 20. Procesos realizados en la etapa de pre-procesamiento a las imágenes Landsat.

No.	Escena	Corrección Radiométrica	Corrección por Bandedo	Recorte de Bordes	Eliminación de Cuerpos de Agua
01	LT50300432011147CHM01	✓		✓	
02	LT50300442011147CHM01	✓		✓	
03	LT50300452011147CHM01	✓		✓	✓
04	LT50310432011138CHM01	✓		✓	
05	LT50310432011170EDC00	✓		✓	
06	LT50310442011138CHM01	✓		✓	✓
07	LT50310442011170EDC00	✓		✓	✓
08	LT50310452011138CHM01	✓		✓	✓
09	LT50320412011145EDC00	✓		✓	
10	LT50320412011177EDC00	✓		✓	
11	LT50320422011161CHM01	✓		✓	
12	LT50320432011161CHM01	✓		✓	✓
13	LT50320442011097EDC00	✓		✓	✓
14	LT50330412011136EDC00	✓		✓	
15	LE70330412011176EDC00	✓	✓	✓	
16	LE70330422011160EDC00	✓	✓	✓	✓
17	LT50330432011024EDC00	✓		✓	✓
18	LT50340422011159CHM01	✓		✓	✓

En tal caso, es necesario mencionar que a excepción de los procesos de corrección por bandeado y de eliminación de cuerpos de agua, fue necesario aplicar los procesos de corrección radiométrica y de recorte de bordes a todas las imágenes. Por otra parte, el proceso de corrección por bandeado, solamente fue necesario aplicarlo a las imágenes con ese tipo de error, es decir, para el tipo de imágenes adquiridas de la plataforma satelital Landsat 7, del sensor ETM+; el proceso de eliminación de cuerpos de agua, fue aplicado solamente a aquellas imágenes que se encontraron con grandes extensiones de superficies marítimas (las imágenes ubicadas en las regiones costeras), ya que contaban con grandes extensiones de cuerpos de agua y de lo contrario, provocaban problemas en los valores radiométricos de los píxeles sobre las imágenes al realizar el proceso de corrección radiométrica.

Más adelante, se presenta en la Figura 32 el mosaico georreferenciado de la RHA-III resultante de la unión de imágenes Landsat sobre un compuesto en falso color RGB: 4-5-7, donde es posible interpretar algunos rasgos físicos característicos de la superficie, tales como: superficies de cultivo en la región Suroeste del mosaico (color rojo), cuerpos de agua en la región costera a lo largo del margen izquierdo del mosaico (color azul con tendencia a negro), bosques o selvas por el eje central a lo largo del mosaico de Noroeste a Sureste (color rojo), superficies desprovistas de vegetación en la región Oeste del mosaico (tonalidades con tendencia al blanco), vegetación con la característica caducifolia distribuida a lo largo de toda la superficie del mosaico (con tonalidades con tendencia hacia el color verde); por último, también es posible apreciar algunas superficies de áreas afectadas por el fuego (en tonalidades azules) distribuidas a lo largo de toda la extensión del mosaico, pero es posible encontrar su mayoría, sobre superficies de bosque o selva.

Con respecto a las superficies afectadas por el fuego que se identifican sobre el mosaico en tonalidades azules, es preciso mencionar que existen otros tipos de cobertura de suelo que presentan tonalidades similares, ubicadas a lo largo de toda la extensión de la cuenca Pacífico Norte, pero son más notorias en la región Noroeste del mosaico; entonces, en ese sentido, se cree que esos tipos de cobertura de suelo, pueden ocasionar errores de confusión en los algoritmos utilizados dentro de los procesos de discriminación de áreas quemadas.

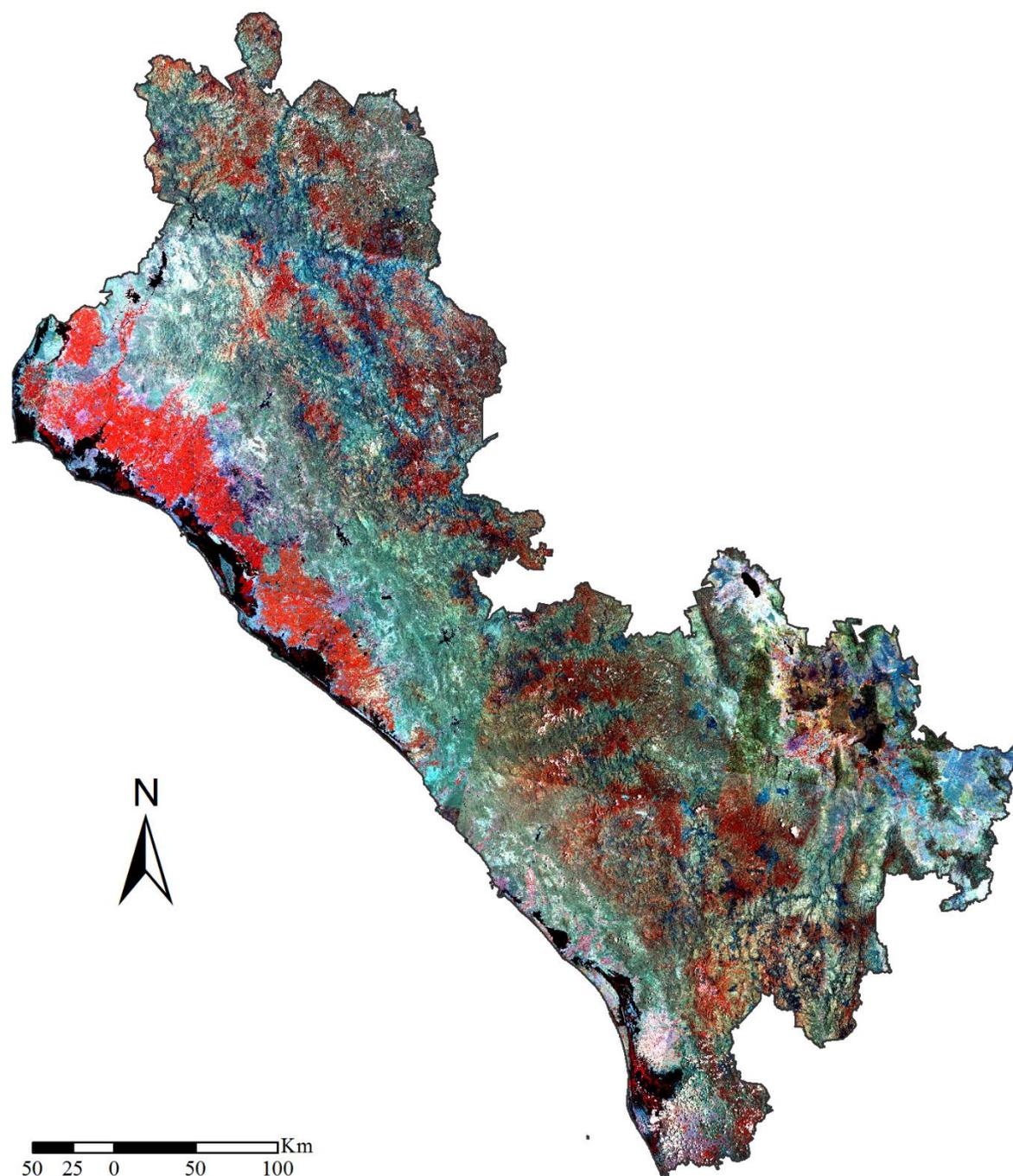


Figura 32. Mosaico de imágenes Landsat 2011 de la RHA-III en composición RGB 4-5-7.

6.2.2. Índice de áreas quemadas IBAIM

Con el propósito de llevar a cabo el realce de áreas quemadas sobre las imágenes y así facilitar su discriminación en el proceso de clasificación digital, se calculó el índice IBAIM para cada una de las escenas Landsat que se presentan en la Tabla 20. La elección de dicho índice, se debió a los resultados favorables que se obtuvieron durante la etapa de evaluación de variables

continuas (apartado 5.1.4), en la que mostró los mejores resultados por el análisis de sensibilidad y por la medida de separabilidad espectral con respecto a las demás variables evaluadas. En ese sentido, se presenta en la Figura 33 un mosaico georreferenciado de la RHA-III, construido con las imágenes resultantes del cálculo del índice de área quemada IBAIM, donde es posible observar el realce de áreas quemadas sobre algunas superficies en tonalidades con tendencia hacia el blanco.

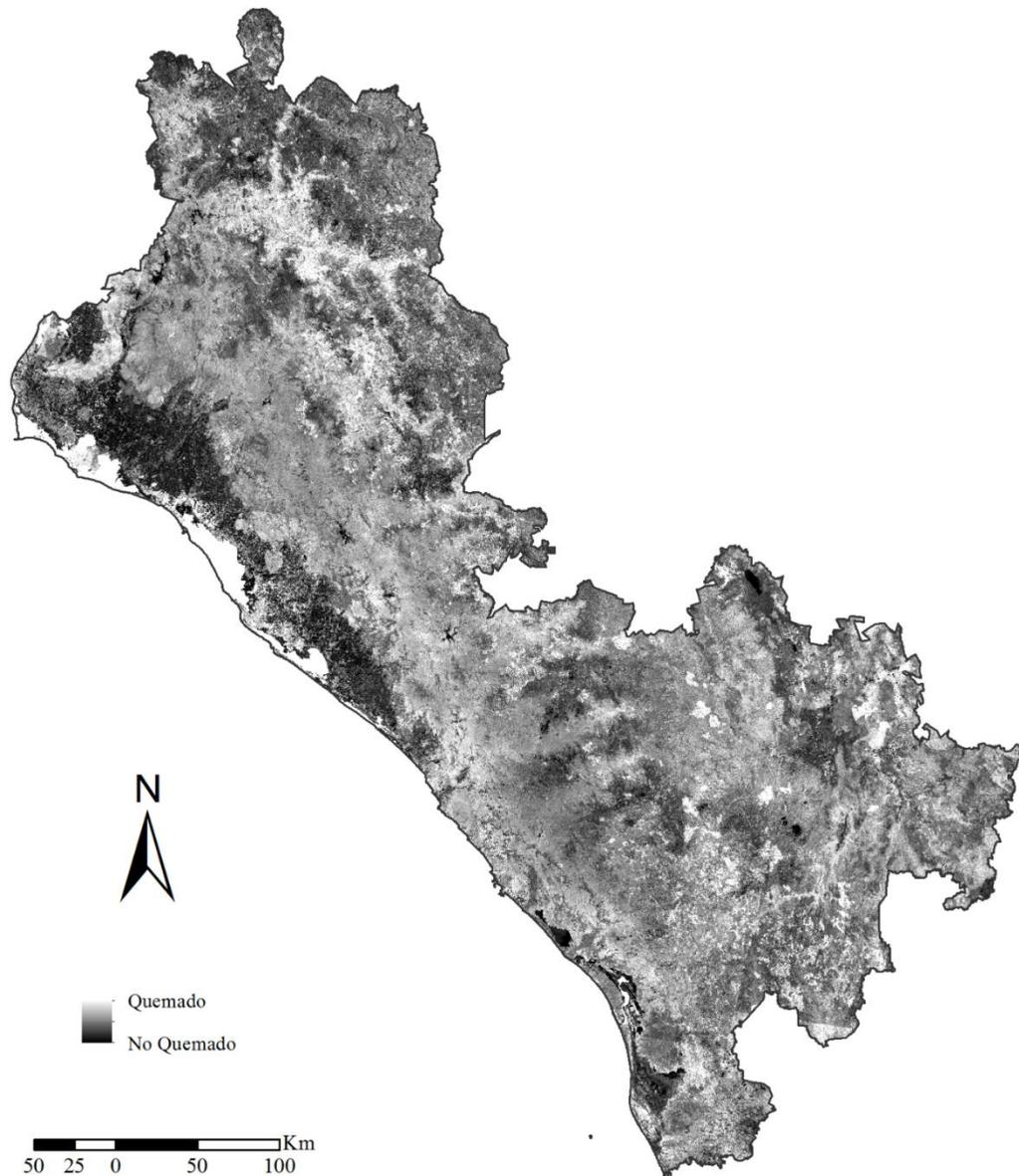


Figura 33. Mosaico de imágenes obtenidas por el cálculo de los índices de área quemada IBAIM.

Por otro lado, se observan también, otros tipos de coberturas de suelo con realce en la región Noroeste del mosaico, lo que puede ocasionar problemas confusión en la discriminación de categorías durante el proceso de clasificación digital.

6.2.3. Clasificación digital de contexto espacial

La identificación de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte, se llevó a cabo mediante el paradigma de clasificación de contexto espacial, para lo cual, se realizó primeramente una segmentación de imágenes por el método de crecimiento de regiones utilizando un valor de similitud de 70 y un área mínima de 10. Posteriormente, se realizó la clasificación de contexto espacial a través del algoritmo de clasificación digital no supervisada Ioseg con el software Spring y por último, la asignación de las etiquetas de quemado y no quemado. La elección del método de clasificación de contexto espacial con los parámetros establecidos para realizar el proceso de segmentación, se hizo considerando los resultados alcanzados por el método de matriz de confusión y el análisis de regresión lineal durante la etapa de validación cartográfica en el apartado 5.1.6, donde se obtuvieron resultados favorables por los indicadores de precisión con una precisión global del 95.3%, índice estadístico de acuerdo *kappa* de 0.56 y un coeficiente de correlación de 0.83.

Como resultado del proceso de clasificación digital, se obtuvo la cartografía de áreas quemadas con un total de 433,101 ha de superficie, distribuidas en 41,717 incendios que representan el 2.85% del área total de la cuenca Pacífico Norte. En la Figura 34 se muestra con polígonos en color rojo, la distribución de los incendios ocurridos durante la temporada del 2011, donde se reportan incendios que van desde 1 ha hasta 7,562 ha con una superficie media de 10 ha, aproximadamente.

Tabla 21. Distribución de áreas quemadas por tamaño de superficie y frecuencia de ocurrencia.

Clase	Áreas Quemada (ha)	Número de Incendios	Porcentaje de Incendios	Porcentaje Acumulado de Incendios	Superficies de Área Quemada	Superficies Acumuladas de AQ	Porcentaje de Área Quemada	Porcentaje Acumulado de AQ
1	1 - 5	32,349	77.54 %	77.54 %	68,434	68,434	15.80 %	15.80 %
2	6 - 10	4,125	9.89 %	87.43%	31,166	99,600	7.20 %	23.00 %
3	11 - 20	2,437	5.84 %	93.27%	35,088	134,688	8.10 %	31.10 %
4	21 - 50	1,647	3.95 %	97.22%	51,043	185,731	11.79%	42.88 %
5	51 - 100	576	1.38 %	98.60%	4,560	226,291	9.37 %	52.25 %
6	101 - 200	300	0.72 %	99.32 %	41,555	267,846	9.59 %	61.84 %
7	201 - 491	192	0.46 %	99.78 %	57,552	325,398	13.29 %	75.13 %
8	501 - 7562	91	0.22 %	100 %	107,703	433,101	24.87 %	100 %
Σ	7,562	41,717	100 %	-	433,101	-	100 %	-

Se observa en la Tabla 21, que cerca del 80% de la frecuencia de incendios ocurridos se concentra en apenas un rango de 1-5 ha, con 32,349 incendios que se extienden a lo largo de

68,434 ha de superficie, representando un 15.8% del total de áreas quemadas encontradas en la cartografía AQP2011. En las 10 ha de tamaño de áreas quemadas, se concentra casi el 90% de incendios ocurridos, acumulando 99,600 ha que representan el 23% del total de áreas quemadas de la cartografía para la temporada de incendios de 2011.

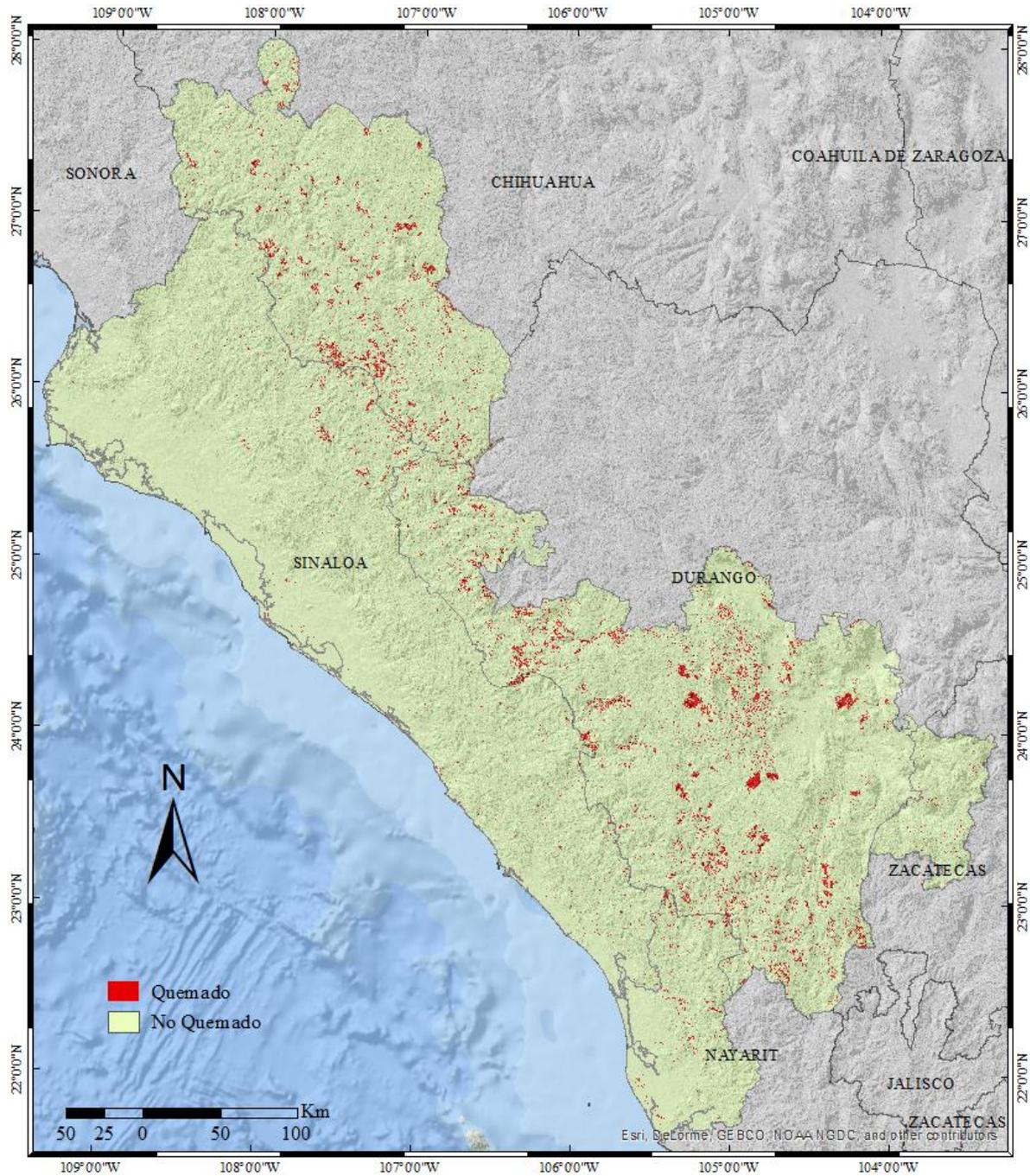


Figura 34. Cartografía de áreas quemadas de la cuenca Pacífico Norte 2011.

Entonces es posible notar que en la medida en que aumenta la superficie de las áreas quemadas por incendio, disminuye considerablemente su frecuencia de ocurrencia (el número de incendios). Este resultado podría asociarse con fenómenos distintos; por un lado, debido a incendios que hayan ocurrido en zonas de influencia muy pequeñas; y por otra parte, pueden estar relacionados con la fragmentación de los segmentos espaciales ocurridos dentro de los algoritmos de clasificación digital de contexto espacial, al encontrar confusión espectral entre las áreas quemadas y otros tipos de categorías o fenómenos físicos sobre la superficie.

6.2.4. Validación cartográfica

Una vez generada la cartografía de áreas quemadas, se realizó la validación a través de un proceso de tabulación cruzada entre las áreas quemadas obtenidas por el método de clasificación digital y las áreas quemadas utilizadas como información de referencia. La información de referencia utilizada para realizar el proceso de tabulación cruzada, fue una clasificación visual generada a partir de tres path-row seleccionados aleatoriamente de entre los 14 que cubren el área de la RHA-III. Hecho el proceso de tabulación cruzada, fue posible construir distintas matrices de confusión. En primer lugar, se construyó una matriz entre las áreas quemadas detectadas de la clasificación digital y la clasificación visual realizada por toda la información de referencia (Tabla 22). Posteriormente, se generaron tres matrices de confusión adicionales; entre el área quemada de la clasificación digital y la clasificación visual del path-row 031-044 (Tabla 23); entre el área quemada de la clasificación digital y la clasificación visual de la escena 033-041 (Tabla 24); y la última se construyó entre el área quemada de la clasificación digital y la clasificación visual de la escena 033-042 (Tabla 25).

Tabla 22. Matriz de confusión de la cuenca Pacífico Norte.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	138,384 ha	23,282 ha	138,384 ha
	No quemado	262,398 ha	6,890,092 ha	262,398 ha
	Total	400,782 ha	6,913,374 ha	400,782 ha

Tabla 23. Matriz de confusión del Path-Row 031-044.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	67,683 ha	58,098 ha	125,781 ha
	No quemado	93,581 ha	2,310,918 ha	2,404,500 ha
	Total	161,264 ha	2,369,016 ha	2,530,280 ha

Tabla 24. Matriz de confusión del Path-Row 033-041.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	55,459 ha	190,449 ha	245,908 ha
	No quemado	70,946 ha	1,638,735 ha	1,709,681 ha
	Total	126,405 ha	1,829,184 ha	1,955,590 ha

Tabla 25. Matriz de confusión del Path-Row 033-042.

		Clasificación Visual		
		Quemado	No quemado	Total
Clasificación Digital	Quemado	45,030 ha	68,705 ha	113,735 ha
	No quemado	91,825 ha	2,901,483 ha	2,993,308 ha
	Total	136,856 ha	2,970,188 ha	3,107,043 ha

Al obtener las matrices de confusión, fue posible calcular los indicadores de precisión de la cartografía: la precisión global, el índice estadístico *kappa*, así como también los errores de omisión y comisión. En ese sentido, puede observarse en la Tabla 26 que para la RHA-III se obtuvo un resultado bastante favorable por la precisión global de la cartografía con un 96.1%, pero un resultado apenas suficiente a través del índice estadístico *kappa* con un valor de 0.476; además, se obtuvo un resultado favorable por el error de comisión con un 14.4%, pero un resultado poco aceptable a través del error de omisión con un 65.5%. Ahora bien, analizando los resultados antes mencionados, es posible observar que existe una ambigüedad entre los resultados obtenidos por la precisión global de la cartografía y por el índice estadístico de acuerdo (*kappa*), donde uno ofrece resultados favorables, y el otro ofrece un resultado apenas suficiente; este fenómeno se presenta debido a que el cálculo de la precisión global de la cartografía considera solamente aquellos píxeles que se encuentran en acuerdo entre ambas clasificaciones (digital y visual), mientras que el índice *kappa* toma en cuenta aquellos píxeles que se encuentran en acuerdo y los que no, es decir, considera también los errores de clasificación. Entonces, es de ahí que se asume que el índice de acuerdo está estrechamente relacionado con los errores de omisión y comisión ocurridos en el proceso de clasificación de las áreas quemadas.

Por otra parte, de las matrices de confusión generadas por path-row, se obtuvieron los mejores resultados para el path-row 031-044, con una precisión global de 94% y un valor de *kappa* de 0.44, errores de omisión y comisión del 58% y 46.2%, respectivamente; mientras que los resultados con valores más bajos, fueron para el path-row 033-041, con una precisión global del 86.63%, un *kappa* de 0.232 y errores de omisión y comisión de 56.1% y 77.4%.

Tabla 26. Parámetros de precisión de la cartografía en la discriminación de las áreas quemadas.

Indicadores de Precisión	RHA-III	031_044	033_041	033_042
Error de Omisión	65.47 %	58.03 %	56.13 %	67.10 %
Error de Comisión	14.40 %	46.19 %	77.45 %	60.41 %
Precisión del Productor	34.53 %	41.97 %	43.87 %	32.90 %
Precisión del Usuario	85.60 %	53.81 %	22.55 %	39.59 %
Precisión Global	96.09 %	94.01 %	86.63 %	94.83 %
<i>Kappa</i>	0.476	0.440	0.232	0.333

Por último, pueden observarse de los resultados mencionados en el párrafo anterior, resultados más favorables sobre la escena 031-044, que los obtenidos por las otras dos escenas evaluadas. Este fenómeno puede asociarse con la presencia de grandes superficies de zonas desprovistas de vegetación u otros tipos de cobertura de suelo que han provocado una alta confusión sobre los algoritmos de clasificación durante la etapa de discriminación de las áreas quemadas.

6.2.4.1. Análisis de costos de clasificación

Con el propósito de obtener un indicador de costo de producción en términos de errores cartográficos ocurridos durante el proceso de clasificación digital de las áreas quemadas, se realizó el cálculo de la función de costos en su forma hiperbólica empleando los errores de omisión y comisión (eo/ec), en la que se obtienen los resultados en un rango de 0 a 1, indicando el valor de 0 una situación ideal en que los errores eo/ec sean nulos; mientras que al obtener un valor de costo igual a 1, indica un costo excesivamente alto donde los errores eo/ec fueran del 100%. En resumen, los resultados más cercanos al origen de la gráfica, son más óptimos que los que se encuentran más alejados de él.

En ese respecto, se presenta en la Figura 35 una gráfica con la distribución y los costos de producción cartográfica obtenidos, en un espacio bi-dimensional donde se definen los ejes coordenados x,y por los errores de omisión y comisión, respectivamente. En dicha figura, es posible observar que se obtuvieron resultados poco favorables con altos valores de costo, que oscilan en un rango de 0.7-0.9 aproximadamente. Por su parte, se obtuvo de la clasificación digital de áreas quemadas de toda la superficie de la RHA-III un valor de Costo [1] = 0.704; donde además, se observa por el comportamiento de distribución del costo una tendencia hacia el eje x, lo que indica una mayor influencia de errores de omisión sobre dicha clasificación. Se obtuvieron también de manera independiente los valores de costo por las escenas evaluadas, esto es: un Costo [2] = 0.774 para el path-row 031-044; un Costo [3] = 0.901 para el path-row

033-041; y un Costo [4] = 0.870 para el path-row 033-042.

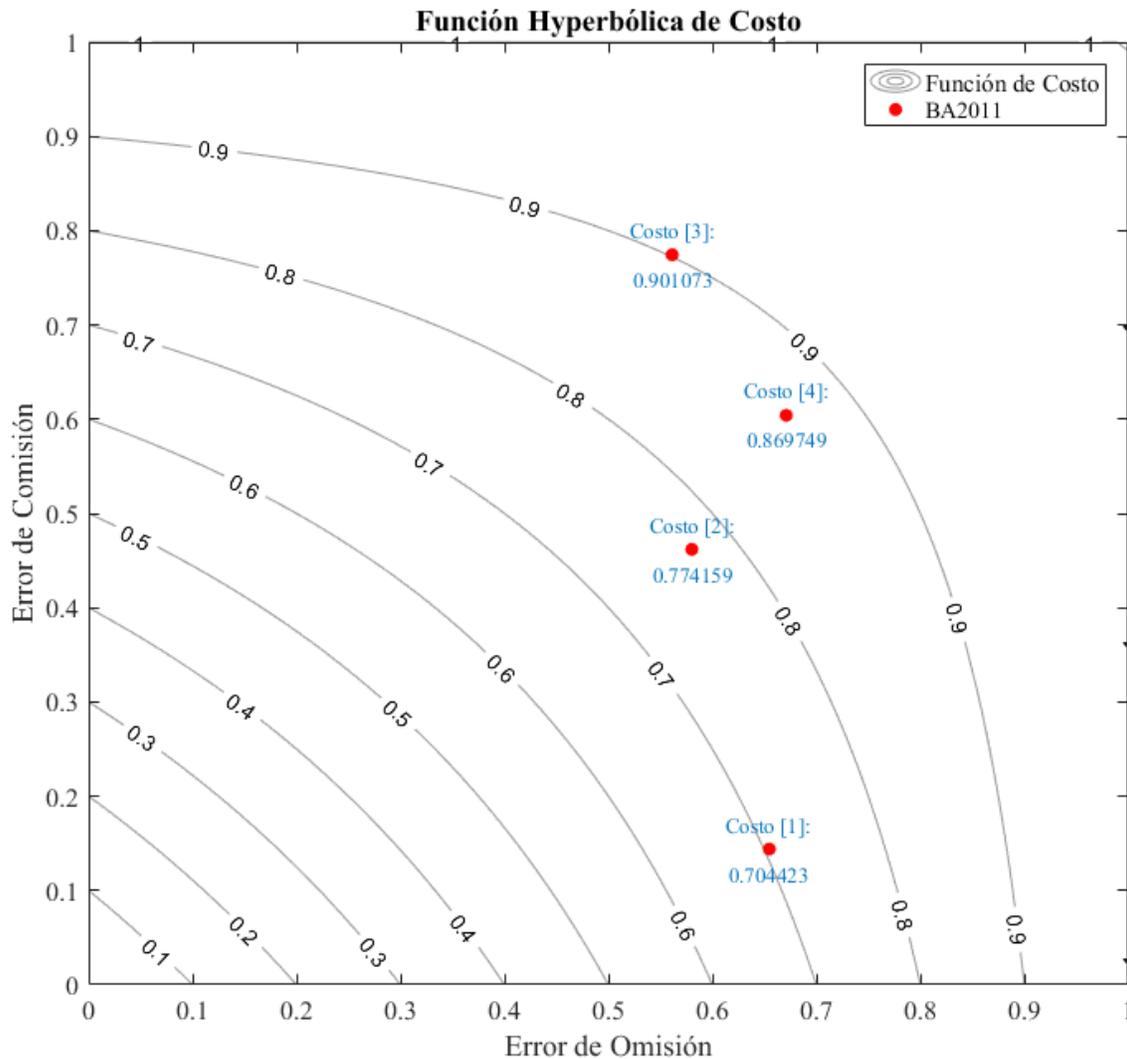


Figura 35. Costo de producción cartográfica en un espacio bidimensional *eo/ec*.

Ahora bien, los altos valores de costo obtenidos de forma independiente por cada path-row, se deben a la combinación de errores de omisión y comisión ocurridos en el proceso de clasificación digital, con valores más altos en algunas escenas o más bajos en otras, esto puede asociarse con las características particulares en la superficie con las que se haya provocado una confusión espectral sobre el algoritmo de clasificación en el proceso de discriminación de áreas quemadas de cada path-row. Además, de los valores de costo presentados en la gráfica hiperbólica por path-row, se refieren a los costos calculados a partir del mapa de clasificación digital de áreas quemadas sin modificaciones, es decir, sin realizar una supervisión visual previa sobre la clasificación para minimizar los errores de comisión.

6.2.5. Distribución espacial de áreas quemadas

La superficie obtenida en la cartografía de Áreas Quemadas de la cuenca Pacífico Norte 2011 (AQPN2011) fue de 433,101 ha, distribuidas en 41,717 incendios que abarcan el 2.85% de la superficie total de la RHA-III. Los incendios reportados en la cartografía AQPN2011, van desde 1 ha hasta las 7,562 ha, con una superficie media de 10 ha.

6.2.5.1. Distribución de áreas quemadas por escenas Landsat(path-row)

Se determinó la cantidad de superficies de área quemada obtenidas por path-row con el propósito de evaluar la influencia que tuvo cada una de las escenas Landsat dentro del total de áreas quemadas identificadas. En ese sentido, se presentan en la Tabla 27 las áreas quemadas obtenidas por cada escena, así como también sus proporciones de superficie con respecto al área quemada total de la cuenca. Ahora bien, es necesario indicar que la suma de las superficies de AQ por path-row presentadas más adelante, excede el total de áreas quemadas identificadas en la RHA-III (~146%), esto es debido a las zonas de traslape que existen entre cada escena Landsat (aproximadamente el 10% por escena).

Tabla 27. Superficies de área quemada por path-row.

No.	Path-Row	Áreas Quemadas	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie de la Escena Landsat	Índice de Contribución por Path-Row	Porcentaje de Contribución por Path-Row
01	030-043	48,010 ha	11.09%	1,280,792 ha	0.037	7.58%
02	030-044	103,175 ha	23.82%	2,338,909 ha	0.044	16.30%
03	030-045	7,887 ha	1.82%	567,679 ha	0.014	1.25%
04	031-043	134,326 ha	31.01%	2,353,945 ha	0.057	21.22%
05	031-044	69,373 ha	16.02%	2,530,290 ha	0.027	10.96%
06	031-045	4,821 ha	1.11%	363,652 ha	0.013	0.76%
07	032-042	15,209 ha	3.51%	473,061 ha	0.032	2.40%
08	032-043	93,919 ha	21.69%	1,980,902 ha	0.047	14.81%
09	032-044	51,645 ha	11.92%	2,592,063 ha	0.020	8.15%
10	033-041	909 ha	0.21%	223,262 ha	0.004	0.14%
11	033-042	53,822 ha	12.43%	1,955,719 ha	0.028	8.48%
12	033-043	48,745 ha	11.25%	3,107,571 ha	0.016	7.67%
13	033-044	1,374 ha	0.32%	578,672 ha	0.002	0.22%
14	034-042	377 ha	0.09%	553,763 ha	0.001	0.06%
Total		633,592 ha	146.29%	20,900,281 ha	0.34	100%

Entonces, se puede observar en la tabla que las escenas con mayor influencia fueron las que se ubican en los path-row 031-043 con 134,326 ha, 030-044 con 103,175 ha y 032-042 con 93,919 ha, sumando estas tres escenas el 52.3% del total de áreas quemadas clasificadas. El otro 47.7%

de las AQ clasificadas, se ubica en 11 escenas, de las cuales, apenas cinco de ellas representan el cerca del 43% del total de áreas quemadas por path-row. De las últimas cinco escenas mencionadas en el párrafo anterior, se encontró una mayor superficie de áreas quemadas sobre el path-row 031-044 con 69,373 ha (aproximadamente el 11% del total de áreas quemadas); mientras que las otras cuatro escenas oscilan en alrededor del 8% de la superficie total de áreas quemadas, cada una.

6.2.5.2. *Distribución de áreas quemadas por división política*

Distribución por estados

Se llevó a cabo un análisis de la influencia que tuvo cada uno de los estados que integran la cuenca Pacífico Norte en la contribución de superficies de área quemada, en el cual se encontró que la mayor cantidad de superficies quemadas fueron sobre los estados de Durango con 262,974 ha y Chihuahua con 110,541 ha, sumando entre ambos, un 86.12% de la superficie total de áreas quemadas encontradas (Tabla 28). El otro 13.88% de áreas quemadas obtenidas se ubica en los estados de Nayarit, Sinaloa y Zacatecas, encontrando dentro de estos tres estados, la mayor cantidad de áreas quemadas sobre el Estado de Sinaloa con 40,673 ha.

Tabla 28. Distribución de área quemada por Estado.

No.	Estados	Áreas Quemadas	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie del Estado	Índice de Contribución por Estado	Porcentaje de Contribución por Estado
01	Chihuahua	110,541 ha	25.49%	2,903,442 ha	0.038	28.69%
02	Durango	262,974 ha	60.63%	5,199,064 ha	0.051	38.12%
03	Nayarit	15,071 ha	3.47%	890,596 ha	0.017	12.75%
04	Sinaloa	40,673 ha	9.38%	5,515,339 ha	0.007	5.56%
05	Zacatecas	4,448 ha	1.03%	451,492 ha	0.010	7.46%

Como es posible observar de los resultados plasmados en la tabla anterior, los estados que contribuyeron en mayor medida con superficies de área quemada, fueron aquellos que cuentan con una mayor superficie, pero también pueden asociarse dichos resultados, con una mayor presencia de áreas combustibles (zonas propensas a la ignición). Por ejemplo, se puede ver en el caso de los estados de Durango y Sinaloa, que ambos cuentan con una superficie similar dentro de la RHA-III (con aproximadamente 5, 000, 000 ha), sin embargo, Durango contribuye con una cantidad mucho mayor de áreas quemadas, caso contrario al Estado de Sinaloa.

Distribución por municipios

Del análisis realizado para evaluar la contribución de superficies de área quemada por municipio, se encontró que 61 municipios aportaron superficies de área quemada entre al menos 1 ha y 54,552 ha. En la Tabla 29, se observa que apenas diez de ellos suman aproximadamente el 75% de la superficie total de áreas quemadas de la cartografía AQP2011, con 326,418 ha. Entre dichos se encuentran el de Durango, Guadalupe y Calvo, Mezquital, Pueblo Nuevo, Tamazula, Canatlán y Guachochi, San Dimas, Badiraguato y Otaez.

Tabla 29. Distribución de áreas quemadas por municipio.

No.	Municipios	Área Quemada	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie del Municipio	Índice de Contribución por Municipio	Porcentaje de Contribución por Municipio
01	Acaponeta	3,597 ha	0.83%	142,564 ha	0.025	1.46%
02	Ahome	376 ha	0.09%	400,750 ha	0.001	0.05%
03	Angostura	12 ha	0.00%	190,148 ha	0.000	0.00%
04	Badiraguato	15,317 ha	3.53%	483,943 ha	0.032	1.83%
05	Balleza	11 ha	0.00%	147 ha	0.074	4.31%
06	Batopilas	6,146 ha	1.42%	213,920 ha	0.029	1.67%
07	Bocoyna	14 ha	0.00%	322 ha	0.044	2.53%
08	Canatlan	28,540 ha	6.58%	348,287 ha	0.082	4.75%
09	Canelas	4,350 ha	1.00%	88,831 ha	0.049	2.84%
10	Chalchihuites	618 ha	0.14%	89,972 ha	0.007	0.40%
11	Chinipas	3,557 ha	0.82%	198,416 ha	0.018	1.04%
12	Choix	2,339 ha	0.54%	321,780 ha	0.007	0.42%
13	Concordia	1,522 ha	0.35%	216,610 ha	0.007	0.41%
14	Coneto de Comonfort	3 ha	0.00%	15 ha	0.195	11.30%
15	Cosalá	677 ha	0.16%	217,212 ha	0.003	0.18%
16	Culiacán	1,032 ha	0.24%	630,461 ha	0.002	0.09%
17	Del Nayar	81 ha	0.02%	2,194 ha	0.037	2.15%
18	Durango	54,552 ha	12.58%	927,825 ha	0.059	3.41%
19	El Fuerte	295 ha	0.07%	417,995 ha	0.001	0.04%
20	Elota	636 ha	0.15%	164,327 ha	0.004	0.22%
21	Escuinapa	1,379 ha	0.32%	155,258 ha	0.009	0.51%
22	Guachochi	22,072 ha	5.09%	696,200 ha	0.032	1.84%
23	Guadalupe Victoria	1,670 ha	0.39%	131,521 ha	0.013	0.74%
24	Guadalupe y Calvo	52,959 ha	12.21%	962,059 ha	0.055	3.19%
25	Guazapares	2,317 ha	0.53%	182,590 ha	0.013	0.74%

INVENTARIO Y ANÁLISIS DE ÁREAS QUEMADAS PARA LA TEMPORADA 2011 DE LA CUENCA
PACÍFICO NORTE, MÉXICO. A TRAVÉS DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE
IMÁGENES Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

26	Huajicori	6,594 ha	1.52%	223,568 ha	0.029	1.71%
27	Jimenez del Teul	4 ha	0.00%	314 ha	0.014	0.81%
28	Maguarichi	5,475 ha	1.26%	100,476 ha	0.054	3.16%
29	Mazatlán	846 ha	0.20%	253,139 ha	0.003	0.19%
30	Mezquital	50,440 ha	11.63%	836,312 ha	0.060	3.50%
31	Mocorito	522 ha	0.12%	280,375 ha	0.002	0.11%
32	Morelos	8,097 ha	1.87%	218,525 ha	0.037	2.15%
33	Navolato	1,219 ha	0.28%	233,119 ha	0.005	0.30%
34	Nombre de Dios	2,100 ha	0.48%	118,512 ha	0.018	1.03%
35	Nuevo Ideal	6,530 ha	1.51%	184,546 ha	0.035	2.05%
36	Otaez	10,110 ha	2.33%	169,987 ha	0.059	3.45%
37	Panuco de Coronado	753 ha	0.17%	102,460 ha	0.007	0.43%
38	Peñón Blanco	1 ha	0.00%	68 ha	0.018	1.06%
39	Poanas	1,622 ha	0.37%	112,673 ha	0.014	0.83%
40	Pueblo Nuevo	39,890 ha	9.20%	693,909 ha	0.057	3.33%
41	Rosamorada	2,450 ha	0.56%	183,870 ha	0.013	0.77%
42	Rosario	2,721 ha	0.63%	263,245 ha	0.010	0.60%
43	Ruiz	61 ha	0.01%	51,958 ha	0.001	0.07%
44	Sain Alto	1 ha	0.00%	197 ha	0.006	0.34%
45	San Dimas	20,392 ha	4.70%	547,914 ha	0.037	2.16%
46	San Ignacio	6,472 ha	1.49%	506,815 ha	0.013	0.74%
47	San Juan del Rio	1 ha	0.00%	19 ha	0.033	1.90%
48	Santiago Ixcuintla	2,163 ha	0.50%	170,688 ha	0.013	0.73%
49	Santiago Papasquiaro	385 ha	0.09%	4,897 ha	0.079	4.55%
50	Sinaloa	5,310 ha	1.22%	633,599 ha	0.008	0.49%
51	Sombrerete	3,788 ha	0.87%	359,760 ha	0.011	0.61%
52	Súchil	1,280 ha	0.30%	146,730 ha	0.009	0.51%
53	Tamazula	32,147 ha	7.41%	579,848 ha	0.055	3.21%
54	Tecuala	361 ha	0.08%	104,366 ha	0.003	0.20%
55	Tepehuanes	4 ha	0.00%	117 ha	0.035	2.03%
56	Topia	7,818 ha	1.80%	162,538 ha	0.048	2.79%
57	Tuxpan	91 ha	0.02%	31,369 ha	0.003	0.17%
58	Urique	9,903 ha	2.28%	330,507 ha	0.030	1.74%
59	Uruachi	2 ha	0.00%	149 ha	0.016	0.90%
60	Valparaiso	12 ha	0.00%	131 ha	0.088	5.13%
61	Vicente Guerrero	81 ha	0.02%	36,952 ha	0.002	0.13%

Además, del análisis realizado para obtener la contribución de áreas quemadas por municipio, con respecto a la superficie que presenta cada uno de ellos dentro de la RHA-III, se observa que de los municipios que aportaron mayor superficie de áreas quemadas en la cartografía AQPN2011, presentan valores en el índice de contribución que oscilan en un rango de 0.3 a 0.8. El menor de los valores mencionados le pertenece al municipio de Badiraguato, con un porcentaje de contribución del 1.83%; mientras que el máximo valor le pertenece al municipio de Canatlán, con el 4.75% de contribución.

Si se observan con mayor detalle los resultados mencionados, es posible apreciar que los municipios con un mayor índice de contribución, no son precisamente los que mayor cantidad de superficies de área quemada reportaron en los resultados, sino que son aquellos en los que impactó en mayor medida la cantidad de áreas quemadas encontradas, de acuerdo a su propia superficie dentro de la RHA-III. Por ejemplo, se observa que el Canatlán cuenta con un índice de contribución de 0.8 y con 28540 ha de área quemada, sin embargo, el municipio de Durango, aunque presenta un valor menor en el índice de contribución, cuenta con una superficie mayor de área quemada igual a 54,552 ha.

6.2.5.3. Distribución de áreas quemadas por usos de suelo y vegetación

Al hacer una generalización de las categorías con mayor predominancia en la extensión de la cuenca Pacífico Norte, utilizando para esto el mapa de USyV Serie V de INEGI, se analizó la distribución de las superficies de área quemada sobre 15 categorías, de las cuales, solamente en 10 de ellas se presentaron áreas quemadas en un rango de 13 ha a 333,350 ha (Tabla 30).

Tabla 30. Distribución de área quemada por uso de suelo y vegetación.

No.	USyV	Áreas Quemadas	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie por Categoría	Índice de Contribución por Categoría	Porcentaje de Contribución por Categoría
1	Agricultura de riego	455 ha	0.10%	1,475,584 ha	3×10^4	0.17%
2	Agricultura de temporal	5,431 ha	1.25%	1,676,335 ha	0.003	1.79%
3	Asentamientos humanos	13 ha	0.00%	92,331 ha	1×10^4	0.08%
4	Bosque	333,350 ha	76.86%	6,735,893 ha	0.049	27.32%
5	Matorral	12,414 ha	2.86%	486,543 ha	0.026	14.09%
6	Pastizal	27,018 ha	6.23%	1,065,159 ha	0.025	14.00%
7	Sabanoide	408 ha	0.09%	16,792 ha	0.024	13.42%
8	Selva	51,628 ha	11.90%	3,086,130 ha	0.017	9.24%
9	Vegetación halófila	2,709 ha	0.62%	95,357 ha	0.028	15.68%
10	Vegetación hidrófila	289 ha	0.07%	37,865 ha	0.008	4.22%

Se observa en dicha tabla, que cerca del 90% del total de áreas quemadas reportadas en la cartografía AQP2011, ocurrieron sobre las categorías de bosques y selvas, sumando entre ellas, un total de 384,978 ha. Al mismo tiempo, se observa el mayor índice de contribución sobre la categoría de bosque, con un valor igual a 0.05, con un porcentaje de contribución del 27.3%. Esto se puede asociar con el hecho de que dicha categoría presenta una correlación entre la gran cantidad de áreas quemadas y el impacto ocurrido sobre ella de acuerdo a la superficie con la que cuenta dentro de la cuenca Pacífico Norte.

6.2.5.4. Distribución de áreas quemadas por tipos de climas

Con el propósito de determinar el impacto asociado entre las distintas unidades climáticas que se presentan en la superficie de la cuenca Pacífico Norte y las áreas quemadas reportadas en la cartografía AQP2011, se utilizó el mapa de unidades climáticas que proporciona INEGI (basado en la clasificación climática de Köppen). A partir de dicho análisis, se encontró que al menos 11 unidades climáticas se encuentran relacionadas con las superficies de área quemada reportadas en este estudio, en un rango de superficies desde 118 ha hasta 313,394 ha.

Se observa en la Tabla 31 que en apenas cinco de las unidades climáticas mencionadas anteriormente, se presenta aproximadamente el 98% del total de áreas quemadas con una superficie de 427,492 ha. Entre dichas unidades climáticas se encuentran las de templado subhúmedo, semifrío húmedo, cálido subhúmedo, semiseco templado y semiseco semicálido.

Tabla 31. Distribución de áreas quemadas por tipos de clima.

No.	Unidades Climáticas	Área Quemada	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie por Tipo de Clima	Índice de Contribución por Clima	Porcentaje de Contribución por Clima
1	Cálido subhúmedo	34,206 ha	7.89%	3,310,923 ha	0.079	7.89%
2	Muy seco cálido	373 ha	0.09%	543,095 ha	0.001	0.09%
3	Seco cálido	1,723 ha	0.40%	1,034,659 ha	0.004	0.40%
4	Seco semicálido	267 ha	0.06%	29,785 ha	0.001	0.06%
5	Seco templado	1,106 ha	0.25%	24,267 ha	0.003	0.25%
6	Semifrío subhúmedo	38,906 ha	8.97%	1,259,304 ha	0.090	8.97%
7	Semiseco cálido	2,609 ha	0.60%	1,303,396 ha	0.006	0.60%
8	Semiseco muy cálido	118 ha	0.03%	18,330 ha	3x10 ⁴	0.03%
9	Semiseco semicálido	9,722 ha	2.24%	138,950 ha	0.022	2.24%
10	Semiseco templado	31,265 ha	7.21%	1,374,083 ha	0.072	7.21%
11	Templado subhúmedo	313,394 ha	72.26%	5,938,740 ha	0.723	72.26%

En ese sentido, es posible apreciar además que por una diferencia significativa, el tipo de clima

en el cual se presentó la mayor cantidad de superficies de área quemada, fue sobre el de cálido húmedo con un área de 313,394 ha, abarcando el 72.3% del total de áreas quemadas. Así mismo, es posible observar que dicho tipo de clima presenta el mayor índice de contribución, con un valor de 0.723.

6.2.5.5. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la edafología

Se llevó a cabo un análisis de la distribución de áreas quemadas de acuerdo a la composición edafológica que se encuentra en la cuenca Pacífico Norte, utilizando para esto, el mapa de suelos que ofrece INEGI (basado en el sistema de clasificación de suelos de FAO/UNESCO 1968). A partir de dicho análisis, se encontró relación con al menos 12 tipos de suelo. Se observa en la Tabla 32, que cuatro de los tipos de suelo mencionados, muestran un mayor impacto en la ocurrencia de incendios, siendo estos, los de litosol, regosol, cambisol y feozem, con una superficie de 417,784 ha que representan cerca del 96% del total de áreas quemadas reportadas en la cartografía AQP2011.

Tabla 32. Distribución de áreas quemadas por la composición del suelo.

No.	Suelos	Área Quemada	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie por Tipo de Suelo	Índice de Contribución por Suelo	Porcentaje de Contribución por Suelo
1	Cambisol	56,522 ha	13.03%	1,862,406 ha	0.030	17.01%
2	Castañoze	1,475 ha	0.34%	449,785 ha	0.003	1.84%
3	Feozem	43,247 ha	9.97%	2,041,884 ha	0.021	11.87%
4	Fluvisol	27 ha	0.01%	42,568 ha	0.001	0.36%
5	Litosol	197,594 ha	45.56%	4,149,395 ha	0.048	26.69%
6	Luvisol	1,340 ha	0.31%	218,677 ha	0.006	3.43%
7	Planosol	166 ha	0.04%	50,934 ha	0.003	1.82%
8	Regosol	120,421 ha	27.77%	3,948,608 ha	0.030	17.09%
9	Rendzina	299 ha	0.07%	44,592 ha	0.007	3.76%
10	Solonchak	1,490 ha	0.34%	497,358 ha	0.003	1.68%
11	Vertisol	3,747 ha	0.86%	1,284,762 ha	0.003	1.63%
12	Xenosol	7,232 ha	1.67%	316,254 ha	0.023	12.82%

Con respecto a los resultados obtenidos por el índice de contribución, se observa que sus valores oscilan en un rango de 0.21 a 0.48, perteneciéndole el más alto de estos valores, al tipo de suelo litosol con 26.7%.

6.2.5.6. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la fisiografía

Se realizó un análisis de la distribución de áreas quemadas considerando la orografía del territorio que abarca la cuenca Pacífico Norte, esto con el propósito de encontrar alguna

relación entre la incidencia del fuego en esta región y la forma del relieve dentro de esta porción de superficie. Para llevar a cabo dicho análisis, se utilizó el mapa de toposformas que proporciona INEGI, encontrando al menos 8 provincias fisiográficas sobre las que se presentan áreas quemadas con superficies en un rango de 373 ha hasta 244,142 ha. En la Tabla 33, es posible observar que cerca del 87% de la superficie total de áreas quemadas reportadas en la cartografía AQP2011, se concentran en apenas dos tipos de relieve, con 375,996 ha, siendo estas formas del relieve, las de sierra y meseta.

Tabla 33. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a la fisiografía.

No.	Provincias Fisiográficas	Área Quemada	Porcentaje del Área Quemada Total	Superficie por Provincia Fisiográfica	Índice de Contribución por Provincia Fisiográfica	Porcentaje de Contribución por Provincia Fisiográfica
1	Bajada	4,098 ha	0.94%	237,381 ha	0.017	8.46%
2	Cañón	26,138 ha	6.03%	356,306 ha	0.073	35.95%
4	Llanura	11,883 ha	2.74%	2,951,850 ha	0.004	1.97%
5	Lomerío	12,112 ha	2.79%	935,038 ha	0.013	6.35%
6	Meseta	131,854 ha	30.40%	3,320,744 ha	0.040	19.46%
7	Playa o Barra	373 ha	0.09%	37,187 ha	0.010	4.91%
8	Sierra	244,142 ha	56.29%	6,805,734 ha	0.036	17.58%
9	Valle	2,239 ha	0.52%	302,802 ha	0.007	3.62%

Por otra parte, se muestran también en dicha tabla, los índices de contribución a las superficies de área quemada, con valores en un rango de 0.004 a 0.073, perteneciéndole el menor de ellos a la forma de relieve del tipo llanura con el 2.01%; mientras que el mayor valor le pertenece a la categoría de cañón con el 36.6%. En dichos resultados se observa que las provincias fisiográficas con los mayores índices de contribución, no coinciden con aquellas que presentaron una mayor cantidad de superficies de área quemada; esto puede atribuirse a la diferencia que hay entre la superficie con la que cuenta la provincia fisiográfica en cuestión y el área quemada encontrada dentro de su misma superficie. Es decir, para el caso de las llanuras, se observa un pequeño índice de contribución (0.004), ya que cuenta con una gran extensión de superficie (2,951,850 ha), pero se encontró una menor cantidad de áreas quemadas (11,883 ha) con respecto a su propia superficie; caso contrario a los cañones, que presentan un índice de contribución alto (0.73), donde se encontró una gran cantidad de áreas quemadas (26,138 ha) en proporción con la superficie (356,306 ha) de esta provincia fisiográfica dentro de la RHA-III.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

«Cambia sus métodos y modifica sus planes para que nadie sepa qué hace»

Sun Tzu [El Arte de la Guerra]

7. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

7.1. DISCUSIÓN

Por un lado, se hace el análisis de los resultados obtenidos a través del proceso metodológico seguido para la detección e inventario de áreas quemadas; por otra parte, se hace un análisis de la distribución espacial de las áreas quemadas obtenidas en el inventario. Para el primero de ellos, se incluyen algunas etapas, como el pre-procesamiento de las imágenes, la evaluación de variables continuas, un análisis de los resultados obtenidos al evaluar las técnicas de clasificación, del proceso de validación y del inventario de áreas quemadas.

La etapa de pre-procesamiento de imágenes se enfocó principalmente en la corrección radiométrica por la conversión de ND a valores de reflectividad. Sin embargo, a partir de los procesamientos realizados, se observa la necesidad de llevar a cabo correcciones alternativas. Por un lado, se observó que la iluminación registrada por el sensor en la fecha de adquisición de las escenas, provoca un error de sombreado sobre la superficie, que a su vez, induce a una confusión en los algoritmos de clasificación, identificando las zonas sombreadas como áreas quemadas. Por otra parte, se observa también dentro de las imágenes el contenido de nubes, que en algunos casos han provocado confusión en la discriminación de áreas quemadas.

En el proceso de evaluación de variables continuas (5.1.4), dentro del apartado de detección de áreas quemadas (5.1), se observaron algunos resultados favorables para distintas variables, tales como PCA-5, BAIM, IBAIM, BR₁ y BR₂. Sin embargo, en el proceso de clasificación digital para llevar a cabo la discriminación de áreas quemadas, solamente se utilizó la que fue considerada como la mejor, el índice de área quemada IBAIM. No obstante, se cree que las demás variables mencionadas, también pudieran servir de apoyo en los procesos clasificación para identificar las áreas quemadas, por lo que se recomienda incluirlas en trabajos posteriores, tal vez utilizando arboles de decisión o por alguna otra técnica de clasificación que permita hacer una detección lo más acertada posible.

Del proceso de validación por el método de matriz de confusión (5.1.6.1), en el apartado de detección de áreas quemadas (5.1), se observan resultados muy similares entre las clasificaciones digitales realizadas por los métodos de árboles de decisión CART y QUEST y la técnica de clasificación por contexto espacial 70-10 con 95.4%, 95.4% y 95.3%, respectivamente, mientras que por la clasificación de contexto espacial 80-10, se obtuvo la

precisión global más baja del 93.5%. Tomando este parámetro como referencia para elegir el mejor método de clasificación digital para las etapas posteriores en la identificación de áreas quemadas de toda el área de estudio (RHA-III), se tornó un tanto confuso. Por otra parte, el índice estadístico *kappa* mostró resultados muy distintos, con el mayor valor igual a 0.56 para la clasificación de contexto espacial 70-10, mientras que las clasificaciones CART, QUEST y de contexto espacial 80-10 obtuvieron valores de 0.52, 0.51 y 0.53, respectivamente. En ese sentido, considerando un valor mayor de *kappa*, un error de comisión bajo con respecto a la clasificación de contexto espacial 80-10 y mayor facilidad de procesamiento en las imágenes con respecto a la técnica de clasificación por árboles de decisión, se tomó a la clasificación por contexto espacial 70-10, como la más óptima para la identificación de las áreas quemadas de toda la cuenca.

En la etapa de detección de áreas quemadas (5.1) se hizo una corrección de las áreas quemadas obtenidas para la escena 031-044 solamente por supervisión visual, mientras que en la etapa de generación del inventario de áreas quemadas (5.2), se hizo la corrección a la cartografía por los procesos automáticos y una supervisión visual. Por lo que se observarán algunas diferencias entre los valores obtenidos por los indicadores de precisión cartográfica, particularmente para el índice estadístico de acuerdo *kappa*.

Finalmente, dentro de la etapa de inventario de áreas quemadas (5.2), se observa un alto contraste entre los resultados obtenidos por los indicadores de precisión (precisión global de la cartografía, precisión del usuario, del productor y el índice de acuerdo *kappa*), y los valores de costo de producción cartográfica (obtenidos por la función de costo). Esto puede atribuirse a que en la función de costo solo se consideran los errores cometidos en durante la etapa de clasificación digital de las imágenes para la identificación de las áreas quemadas, mientras que en el cálculo de los indicadores de precisión, intervienen los tanto los errores de clasificación, como también las áreas de superficies de acuerdo entre la clasificación visual de referencia y las superficies obtenidas por la clasificación digital.

Entonces, se puede decir que los altos valores obtenidos por la función de costo de producción cartográfica, no simbolizan una carencia de acierto, robustez o credibilidad, sino que sirve solamente como un indicador, que refleja el grado de error cometido en la clasificación. Asimismo, puede servir de ayuda, para enfatizar el tipo o los tipos de errores sobre los que hay

que trabajar para darle un mejor tratamiento a los resultados de clasificación.

Con respecto a la distribución de áreas quemadas de acuerdo al tamaño de superficie y frecuencia de incidencia, se observó que el mayor número de incendios se presentó en la clase de 1-5 ha, que representa el 77.5 % del total de incendios ocurridos, sin embargo, ese pequeño rango de superficies apenas representa el 15.8% del total de áreas quemadas encontradas en la cartografía AQPN2011.

De acuerdo al análisis de la distribución de áreas quemadas realizado con respecto a las escenas Landsat (path-row), se encontró que al menos tres de las cinco escenas más representativas (con la mayor cantidad de superficies de área quemada), son contiguas. Así mismo, es posible apreciar que coinciden con las áreas quemadas de mayor extensión dentro de la cartografía AQPN2011 (Figura 36). Por otra parte, las cinco escenas más representativas en cuanto a la contribución de superficies de área quemada, se encuentran estrechamente relacionadas con respecto a las áreas quemadas encontradas sobre coberturas boscosas (de acuerdo a la distribución de áreas quemadas por USyV), con el clima del tipo templado subhúmedo (de acuerdo a la distribución de áreas quemadas por tipos de clima) y con las provincias fisiográficas de sierra y meseta (de acuerdo a la distribución de áreas quemadas basada en el mapa de topoformas de INEGI).

En cuanto a la distribución de áreas quemadas de acuerdo a los tipos de suelo, se encontró una estrecha relación entre las superficies de área quemada de mayor tamaño y los suelos del tipo cambisol. Por otro lado, el mayor número de áreas quemadas, pero con superficies menores, se presentaron sobre los suelos del tipo litosol y regosol en menor medida.

Al realizar un análisis comparativo entre las áreas quemadas encontradas en la cartografía AQPN2011 y los partes oficiales de incendio de CONAFOR, se encontró que al menos cuatro de los estados analizados, presentan una sub estimación significativa en el reporte de áreas quemadas durante la temporada de incendios del año 2011. En ese sentido, se posible observar en la Tabla 34 que en el Estado de Durango es en el que se presenta una mayor sub estimación, con 220,969 ha que representan el 84% menos en el reporte de CONAFOR, que con respecto a las áreas quemadas encontradas en este estudio.

Cabe mencionar, que a excepción del Estado de Sinaloa, todos los demás estados de los que se reportan superficies de área quemada en este estudio, cuentan solo con una porción de su

superficie, de acuerdo a la extensión que le toque dentro de la cuenca Pacífico Norte. A diferencia de los incendios reportados por CONAFOR para el año 2011, en donde ellos consideran la extensión completa de los estados, no obstante, se presenta una gran subestimación en la detección de las áreas quemadas.

Tabla 34. Comparación entre áreas quemadas de la cartografía AQP2011 e información de CONAFOR

No.	Estados	AQP2011		CONAFOR 2011		Comparación	
		AQ	% de AQ	AQ	% de AQ	Superficie	%
01	Chihuahua	110,541 ha	25.49%	87,920 ha	36.02%	-22,621 ha	(-) 20.46%
02	Durango	262,974 ha	60.63%	42,005 ha	17.21%	-220,969 ha	(-) 84.03%
03	Nayarit	15,071 ha	3.47%	4,560 ha	1.87%	-10,511 ha	(-) 69.74%
04	Sinaloa	40,673 ha	9.38%	4,084 ha	1.67%	-36,589 ha	(-) 89.96%
05	Zacatecas	4,448 ha	1.03%	42,279 ha	17.32%	+37,831 ha	(+) 850.52%

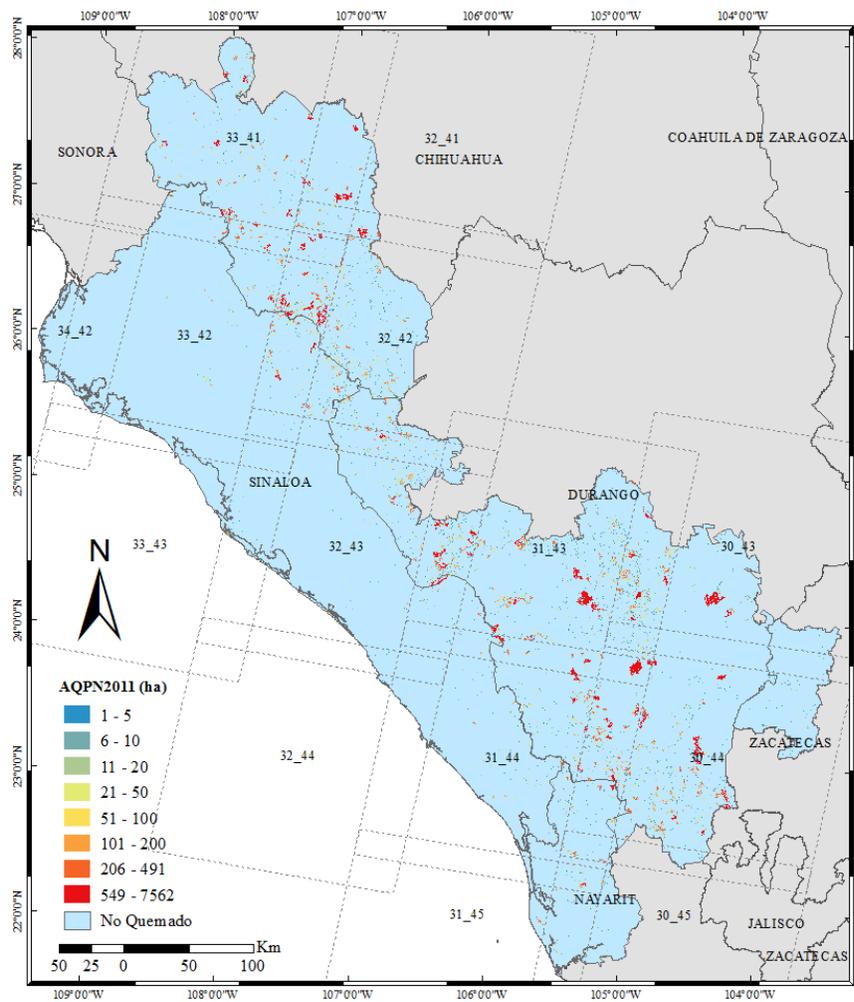


Figura 36. Distribución de áreas quemadas de acuerdo a los tamaños de superficie.

7.2. CONCLUSIONES

La metodología propuesta para obtener las áreas quemadas en un proceso semiautomático, permitió generar la cartografía AQP2011, a partir de la cual, fue posible realizar un inventario de áreas quemadas en la zona de estudio definida al inicio de este trabajo. No obstante, aunque la metodología propuesta permite identificar de manera factible las superficies afectadas por el fuego, durante el proceso metodológico se observó la presencia de errores de omisión/comisión en algunas superficies, en su mayoría, sobre áreas desprovistas de vegetación o de selvas bajas caducifolias (predominantes en la región). Esto ocurrió durante la etapa de clasificación digital, al encontrar una mayor confusión espectral en los algoritmos de clasificación sobre las escenas en las que se observó menor cantidad de áreas quemadas.

El proceso realizado para la evaluación de variables continuas, permitió identificar la variable con mayor aptitud para el realce de áreas quemadas, identificando al índice IBAIM como el más adecuado; en contraste hasta cierto punto, con las variables comúnmente utilizadas actualmente en la literatura, particularmente cuando se utilizan imágenes satelitales de la plataforma Landsat.

De acuerdo a la evaluación de las metodologías de clasificación, se determinó que a través de la clasificación digital realizada por el paradigma de contexto espacial, fue posible identificar en mejor medida las áreas quemadas. Sin embargo, se cree que al considerar un mayor número de variables en la clasificación por árboles de decisión, también podría ser posible incrementar los indicadores de precisión cartográfica al discriminar las áreas quemadas.

Al contar con el inventario de áreas quemadas, fue posible llevar a cabo un análisis de la distribución de las de área quemada, encontrando que el mayor número incendios reportados durante la temporada de estudio (77%), se presentaron sobre áreas quemadas con superficies menores a las 5 ha. No obstante, representaron un pequeño impacto dentro del total de áreas quemadas encontradas (cerca del 15%).

La comparación entre las áreas quemadas reportadas en la cartografía AQP2011 y las superficies reportadas en los partes oficiales de incendios de CONAFOR, no fue posible llevarla a cabo espacialmente, ya que dicha institución, no contaba con una base de datos georreferenciada de incendios para la temporada del 2011. Sin embargo, al hacer una comparación con las superficies reportadas estadísticamente, se encontró una diferencia

significativa entre las superficie reportadas por CONAFOR y las áreas quemadas encontradas en este estudio. Es decir, de acuerdo al análisis de la distribución de áreas quemadas por estados, se encontró que hay una tendencia a la subestimación de áreas quemadas, por ejemplo, para el caso del estado de Sinaloa (único estado que cubre completamente la RHA-III), se reportaron 4,084 ha en los partes oficiales de incendio, mientras que en la cartografía AQPN2011, se encontraron 40,673 ha, significando una subestimación de superficies de área quemada de 36,589 ha, que representan cerca del 90% de infraestimación de superficie.

7.3. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

Para evitar el sombreado provocado por el ángulo de iluminación del sol al momento de adquisición de las escenas y el error provocado sobre los algoritmos de clasificación, al ocurrir una confusión espectral y clasificar las sombras provocadas por las nubes como áreas quemadas, se recomienda incluir dentro de la etapa metodológica de pre-procesamiento de imágenes, los procesos de corrección topográfica y una metodología que permita la corrección o el enmascarado del contenido de nubes en las imágenes.

Con el propósito de analizar el grado de fiabilidad de cada una de las variables continuas al identificar las áreas quemadas, se recomienda extender su etapa de evaluación hasta los procesos de validación, pasando por los procesos de análisis de sensibilidad y separabilidad espectral, clasificación digital y validación.

Por otro lado, se recomienda realizar un análisis más detallado con respecto a la distribución espacial de los errores de omisión/comisión, es decir, evaluar el impacto que tuvieron los errores cometidos durante la clasificación, con respecto a distintas capas de datos. Por ejemplo, climas, tipos de suelo, el relieve, la altitud, orientación, pendiente, entre otras.

Se considera pertinente, proponer una nueva metodología para la clasificación de áreas quemadas donde se tomen en cuenta más de una variable dentro de los algoritmos de clasificación, es decir, al menos todas aquellas que muestren los mejores resultados de la etapa de evaluación de variables continuas. Una metodología de clasificación viable podría ser mediante la definición de los umbrales de clasificación a través de alguna técnica de clasificación por árboles de decisión (ya sea CART o QUEST) y posteriormente asignarle esos umbrales a un árbol de decisión dentro de un software de procesamiento digital de imágenes. Otra solución posible podría ser, discriminar las áreas quemadas dentro de las imágenes explorando algún método de clasificación alternativo, como pueden ser redes neuronales o técnicas clasificación por regresión, entre otras.

Analizar previamente a la etapa de clasificación, la distribución de los distintos tipos de usos/coberturas de suelo más predominantes sobre el área de estudio para explorar la definición de los umbrales de clasificación sobre cada uno de ellos, con el propósito de definir la metodología de clasificación a través de las distintas coberturas y así evitar en mayor medida, la ocurrencia de errores de comisión. Es decir, analizar un mayor número de escenas en la

definición metodológica, en la que se consideren distintas condiciones naturales de respuesta espectral para definir los umbrales de clasificación de acuerdo a su comportamiento.

Se recomienda evaluar el impacto ocurrido sobre la contribución de las emisiones de gases de efecto invernadero ocasionadas por las zonas incendiadas en el área de estudio. Además, extrapolar la metodología desarrollada en el inventario de áreas quemadas, para determinar las áreas quemadas en otras temporadas de incendios y para otras regiones geográficas del país o para todo el país, ya que se carece actualmente de cartografías de área quemada en cualquier fecha para toda la República Mexicana. Esto permitirá hacer una estimación más acertada de las contribuciones de todo el país a la emisión de gases de efecto invernadero y en distintos períodos.

BIBLIOGRAFÍA

BIBLIOGRAFÍA

- Adams, J. B., Smith, M. O. & Johnson, P. E., 1986. Spectral mixture modelling: a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research*, 91(B8), pp. 8098-8112.
- Alonso-Canas, I. & Chuvieco, E., 2014. Global burned area maps from MERIS. En: D. X. Viegas, ed. *Advances in Forest Fire Research*. Coimbra, Portugal: Imprensa da Universidade de Coimbra, pp. 775-785.
- Alonso-Canas, I. & Chuvieco, E., 2015. Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. *Remote Sensing of Environment*, Volumen 163, pp. 140-152.
- Al-Rawi, K. R., Casanova, J. L. & Calle, A., 2001. Burned area mapping system and fire detection system, based on neural networks and NOAA-AVHRR imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 22(10), pp. 2015-2032.
- Al-Wassai, F. A., Kalyankar, N. V. & Al-Zuky, A. A., 2011. The IHS Transformation Based Image Fusion. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 2(5), pp. 1-10.
- Anaya Acevedo, J. A. & Chuvieco Salinero, E., 2010. Validación para Colombia de la Estimación de Área Quemada del Producto L3JRC en el Período 2001-2007. *Actualidades Biológicas*, 32(92), pp. 29-40.
- Anaya, J. A. & Chuvieco, E., 2012. Accuracy Assessment of Burned Area Products in the Orinoco Basin. *Photogrametric Engineering & Remote Sensing*, 78(1), pp. 53-60.
- Anaya, J. A., Chuvieco, E. & Palacios-Orueta, A., 2009. Aboveground biomass assessment in Colombia: A remote sensing approach. *Forest Ecology and Management*, 257(4), pp. 1237-1246.
- Anderson, K., Martell, D. L., Flannigan, M. D. & Wang, D., 2000. Modeling of Fire Occurrence in the Boreal Forest Region of Canada. En: B. J. S. Eric S. Kasischke, ed. *Fire, Climate Change, and Carbon Cycling in the Boreal Forest*. s.l.:Springer-Verlag New York, pp. 357-367.
- Barbosa, P. M., Grégoire, J.-M. & Cardoso Pereira, J. M., 1999. An Algorithm for Extracting Burned Areas from Time Series of AVHRR GAC Data Applied at a Continental Scale. *Remote Sensing of Environment*, 69(3), pp. 253-263.
- Barducci, A., Guzzi, D., Marcoionni, P. & Pippi, I., 2002. Infrared detection of active fires and burnt areas: theory and observations. *Infrared Physics & Technology*, 43(3-5), pp. 119-125.
- Bastarrika Izaguirre, A., 2009. *Cartografía Automática de Área Quemada Nivel Local-Regional Mediante Algoritmos de Contexto Espacial*. Alcalá de Henares, España: Tesis Doctoral.
- Bastarrika Izaguirre, A. & Chuvieco Salinero, E., 2006. Cartografía del área quemada mediante crecimiento de regiones: aplicación en entornos mediterráneos con Imágenes TM y ETM+. *Geofocus*, Issue 6, pp. 182-204.
- Bastarrika, A. y otros, 2014. BAMS: A Tool for Supervised Burned Area Mapping Using

- Landsat Data. *Remote Sensing*, 6(12), pp. 12360-12380.
- Bastarrika, A., Chuvieco, E. & Martín, M. P., 2011a. Automatic Burned Land Mapping From MODIS Time Series Images: Assessment in Mediterranean Ecosystems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9), pp. 3401-3413.
- Bastarrika, A., Chuvieco, E. & Martín, M. P., 2011b. Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors. *Remote Sensing of Environment*, 115(4), pp. 1003-1012.
- Beltran G., J. C., Pacheco A., C. E., Plata R., W. & Monjardin A., S. A., 2015. *Evaluación de Variables Continuas Derivadas de una Imagen Landsat 5 TM para la Detección de Áreas Quemadas*. Ciudad Juárez, Chihuahua, México, Memorias de resúmenes en extensos SELPER-XXI-México-UACJ-2015.
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), pp. 2-16.
- Blaschke, T. y otros, 2014. Geografic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volumen 87, pp. 180-191.
- Bond, W. J. & Keeley, J. E., 2005. Fire as a global 'herbivore': the ecology an evolution of flammable ecosystems. *Trends in Ecology and Evolution*, 20(7), pp. 387-394.
- Boschetti, L., Flasse, S. P. & Brivio, P. A., 2004. Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary. *Remote Sensing of Environment*, 91(3-4), pp. 280-292.
- Boschetti, M., Stroppiana, D. & Brivio, P. A., 2010. Mapping Burned Areas in a Mediterranean Environment Using Soft Integration of Spectral Indices from High-Resolution Satellite Images. *Earth Interactions*, 14(17), pp. 1-19.
- Bovio, G. & Camia, A., 1997. Meteorological Indices for Large Fires Danger Rating. En: E. Chuvieco, ed. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires*. Alcalá de Henares, España: Universidad de Alcalá, pp. 73-90.
- Bowman, D. M. y otros, 2011. The human dimension of fire regimes on Earth. *Journal of Biogeography*, 38(12), pp. 2223-2236.
- Bowman, D. M. J. S. y otros, 2009. Fire in the Earth System. *Science*, 324(5926), pp. 481 - 484.
- Bradley, A. P., 1997. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern recognition*, 30(7), pp. 1145-1159.
- Brewer, C. K. y otros, 2005. Classifying and Mapping Wildfire Severity: A Comparison of Methods. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(11), pp. 1311-1320.
- Camara, G. y otros, 1996. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS By Object-Oriented Data Modelling. *Computer & Graphics*, 20(3), pp. 395-403.
- Cao, X. y otros, 2009. An automatic method for burn scar mapping using support vector machines. *International Journal of Remote Sensing*, 30(3), pp. 577-594.
- Carmona-Moreno, C. y otros, 2005. Characterizing interannual variations in global fire calendar using data from Earth observing satellites. *Global Change Biology*, 11(9), pp. 1537-1555.

Chander, G. & Markham, B., 2003. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11), pp. 2674-2677.

Chander, G., Markham, B. L. & Barsi, J. A., 2007. Revised Landsat-5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(3), pp. 490-494.

Chander, G., Markham, B. L. & Helder, D. L., 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, Volumen 113, pp. 893-903.

Chavez Jr., P. S., 1996. Image-Based Atmospheric Corrections -Revisited and Improved. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(9), pp. 1025-1036.

Chuvieco Salinero, E., 2009. Detección y Análisis de Incendios Forestales desde Satélites de Teledetección. *Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 103(1), pp. 173-181.

Chuvieco Salinero, E., 2010. *Teledetección Ambiental*. 1.^a ed. Barcelona: Planeta, S.A..

Chuvieco, E., 1999. *Remote Sensing of Large Wildfires*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg.

Chuvieco, E. y otros, 2012. Integrating geospatial information into fire risk assessment. *International Journal of Wildland Fire*, Volumen 23, pp. 606-619.

Chuvieco, E. y otros, 2010b. Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. *Ecological Modelling*, 221(1), pp. 46-58.

Chuvieco, E. y otros, 2004. Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live moisture content in forest fire danger rating. *Remote Sensing of Environment*, 92(3), pp. 322-331.

Chuvieco, E. & Justice, C., 2010. Relations Between Human Factors and Global Fire Activity. En: E. Chuvieco, J. Li & X. Yang, edits. *Advances in Earth Observation of global Change*. s.l.:Springer Science+Business Media, pp. 187-199.

Chuvieco, E., Martín, M. P. & Palacios, A., 2002. Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *International Journal of Remote Sensing*, 23(23), pp. 5103-5110.

Chuvieco, E. y otros, 2008b. Global Burned-Land Estimation in Latin America Using MODIS Composite Data. *Ecological Society of America*, 18(1), pp. 64-79.

Chuvieco, E., Salas, F. J. & Vega, C., 1997. Remote Sensing and GIS for Long-Term Fire Risk Mapping. En: E. Chuvieco, ed. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires*. Alcalá de Henares, España: Universidad de Alcalá, pp. 91-108.

Chuvieco, E., Ventura, G., Martín, M. P. & Gómez, I., 2004. Assessment of multispectral compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. *Remote Sensing of Environment*, 94(4), pp. 450-462.

Collins, J. B. & Woodcock, C. E., 1996. An Assessment of Several Linear Change Detection Techniques for Mapping Forest Mortality Using Multitemporal Landsat TM Data. *Remote Sensing of Environment*, 56(1), pp. 66-77.

- CONAFOR, 2010. *incendios Forestales: Guía Práctica para Comunicadores*. Zapopan, Jalisco, Comisión Nacional Forestal.
- CONAFOR, 2014. *Reporte Semanal de Resultados de Incendios Forestales 2014*, s.l.: Comisión Nacional Forestal.
- CONAGUA, 2012. *Programa Hídrico Regional Visión 2030: Región Hidrológico-Administrativa III Pacífico Norte*. 1ra ed. Mexico DF, México.: SEMARNAT.
- CONAGUA, 2014. *Organismo de Cuenca Pacífico Norte*. [En línea] Available at: <http://www.conagua.gob.mx/ocpn/Contenido.aspx?n1=1&n2=0> [Último acceso: 28 Septiembre 2015].
- Congalton, R. G. & Green, K., 2009. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Segunda ed. Florida: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Crist, E. P. & Cicone, R. C., 1984. A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data - The TM Tasseled Cap. *Geoscience and Remote Sensing*, GE-22(3), pp. 256-263.
- De Santis, A., Asner, G. P., Vaughan, P. J. & Knapp, D. E., 2010. Mapping burn severity and burning efficiency in California using simulation models and Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 114(7), pp. 1535-1545.
- Dempewolf, J., Trigg, S., DeFries, R. & Eby, S., 2007. Burned-Area Mapping of the Serengeti-Mara Region Using MODIS Reflectance Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(2), pp. 312-316.
- Department of Interior & U.S. Geological Survey, 2016. *Landsat 8 (L8) Data Users Handbook*, Sioux Falls, South Dakota: EROS.
- Diario Oficial de la Federación, 1999. Norma Oficial Mexicana NOM-15-SEMARNAP/SAGAR-1997. Volumen Primera Sección, pp. 1-15.
- Diario Oficial de la Federación, 2009. Norma Oficial Mexicana NOM-015-SEMARNAT/SAGARPA-2007. 16 Enero, Volumen Primera Sección, pp. 23-91.
- Dubinin, M., Potapov, P., Lushchekina, A. & Radeloff, V. C., 2010. Reconstruction long time series of burned areas in arid grasslands of southern Russia by satellite remote sensing. *Remote Sensing and Environment*, 114(8), pp. 1638-1648.
- ENVI, 2004. *ENVI User's Guide*. s.l.:Research Systems, Inc.
- Epting, J., Verbyla, D. & Sorbel, B., 2005. Evaluation of remotely sensed indices for assessing burn severity in interior Alaska using Landsat TM and ETM+. *Remote Sensing of Environment*, 96(3-4), pp. 328 - 339.
- Escuin, S., Navarro, R. & Fernández, P., 2008. Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM+ images. *International Journal of Remote Sensing*, 29(4), pp. 1053-1073.
- FAO, 1957. *World Forest Resources*. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- FAO, 2001a. *Global Forest Fire Assessment 1990-2000*. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

FAO, 2001b. *Global Forest Resources Assessment 2000*. Rome Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

FAO, 2006. *Global Forest Resources Assessment 2005*. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

FAO, 2007. *Fire Management: Global Assessment 2006*, Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

FAO, 2015. *Global Forest Resources Assessment 2015: Desk Reference*, Rome. Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Fawcett, T., 2006. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), pp. 861-874.

Federici, S. y otros, 2015. New estimates of CO₂ forest emissions and removals: 1990-2015. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 89-98.

Flannigan, M., Stocks, B. & Wotton, B., 2000. Climate change and forest fires. *The Science of the Total Environment*, 262(3), pp. 221-229.

Fraser, R., Fernandes, R. & Latifovic, R., 2002. Multi-temporal burned area mapping using logistic regression analysis and change metrics. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Volumen 3, pp. 1486-1488.

Garcia, M. & Chuvieco, E., 2004. Assessment of the potential of SAC-C/MMRS imagery for mapping burned areas in Spain. *Remote Sensing of Environment*, 92(3), pp. 414-423.

Giglio, L. y otros, 2009. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment*, 113(2), pp. 408-420.

Giglio, L. y otros, 2006. Global estimation of burned area using MODIS active fire observation. *Atmospheric Chemistry and Physics*, Volumen 6, pp. 957-974.

Gilabert, M., González-Piqueras, J., García-Haro, F. & Melía, J., 2002. A generalized soil-adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 82(2-3), pp. 303-310.

Gitas, I. Z., Mitri, G. H. & Ventura, G., 2004. Object-based image classification for burned area mapping of Creus Cape, Spain, using NOAA-AVHRR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 92(3), pp. 409-4013.

Goetz, S. J., Fiske, G. J. & Bunn, A. G., 2006. Using satellite time-series data set to analyze fire disturbance and forest recovery across Canada. *Remote Sensing of Environment*, 101(3), pp. 352-365.

Gómez Nieto, I. & Martín Isabel, M., 2008. Estudio Comparativo de Índices Espectrales para la Cartografía de Áreas Quemadas con Imágenes MODIS. *Revista de Teledetección*, Issue 29, pp. 15-24.

Gómez Nieto, I. & Martín, P., 2007. *Improving the performance of the BAIM index for burnt area mapping using MODIS data*. Thessaloniki, Greece: Proceedings of the 6th International Workshop of the EARSeL Special Interest Group on Forest Fires.

Gómez, I. & Pilar Martín, M., 2011. Prototyping an artificial neural network for burned area mapping on a regional scale in Mediterranean areas using MODIS images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(5), pp. 741-752.

- Goodenough, D. G. y otros, 2011. Mapping fire scars using Radarsat-2 polarimetric SAR data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37(5), pp. 1-10.
- Gorsevski, P. V., Gessler, P. E., Foltz, R. B. & Elliot, W. J., 2006. Spatial Prediction of Landslide Hazard Using Logistic Regression and ROC Analysis. *Transactions in GIS*, 10(3), pp. 395-415.
- Grégoire, J., Tansey, K. & Silva, J., 2003. The GBA2000 initiative: developing a global burnt area database from SPOT-VEGETATION imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(6), pp. 1369-1376.
- Hantson, S. y otros, 2016. The status and challenge of global fire modelling. *Biogeosciences Discussions*.
- Hantson, S., Padilla, M., Corti, D. & Chuvieco, E., 2013. Strengths and weaknesses of MODIS hotspots to characterize global fire occurrence. *Remote Sensing of Environment*, 131(11), pp. 152-159.
- Hantson, S., Pueyo, S. & Chuvieco, E., 2015. Global fire size distribution is driven by human impact and climate. *Global Ecology and Biogeography*, 24(1), pp. 77-86.
- Heredia Laclaustra, A. y otros, 2003. Comparación de Distintas Técnicas de Análisis Digital para la Cartografía de Áreas Quemadas con Imágenes Landsat ETM+. *Geofocus*, 3(12), pp. 216-234.
- Hudak, A. & Brockett, B., 2004. Mapping fire scars in a southern African Savannah using Landsat imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16), pp. 3231-3243.
- Huete, A. R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), pp. 295-309.
- INEGI, 2010. *Anuario de Estadísticas por Entidad Federativa 2010*, Aguascalientes, Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- INEGI, 2014. *Anuario Estadístico y Geográfico por Entidad Federativa*, Aguascalientes, Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- Jackson, R. D. & Huete, A. R., 1991. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3), pp. 185-200.
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K. & Miura, T., 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote of Environment*, 112(10), pp. 3833-3845.
- Kaufman, Y. J. & Remer, L. A., 1994. Detection of Forests Using Mid-IR Reflectance: An Application for Aerosol Studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(3), pp. 672 - 683.
- Kauth, R. J. & Thomas, G. S., 1976. *The Tasseled Cap -- A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by Landsat*, s.l.: Laboratory for Applications of Remote Sensing.
- Keenan, R. J. y otros, 2015. Dynamics of global forest area: Results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 9-20.
- Key, C. H. & Benson, N. C., 2006. *Landscape Assessment: Ground measure of severity, the*

Composite Burn Index; and Remote Sensing of severity, the Normalized Burn Ratio, Ogden, UT: USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station.

Khorram, S., Koch, F. H., van der Wiele, C. F. & Nelson, S. A. C., 2012. *Remote Sensing*. Series: Pelton, Joseph ed. s.l.:Springer Science+Business Media.

Köhl, M. y otros, 2015. Changes in forest, biomass and carbon: Results from the 2015 UN FAO Global Forest Resource Assessment. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 21-34.

Kontoes, C. C. y otros, 2009. A comparative analysis of a fixed thresholding vs a classification tree approach for operational burn scar detection and mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5), pp. 299-316.

Koutsias, N. & Karteris, M., 1998. Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 19(18), pp. 3499-3514.

Koutsias, N. & Karteris, M., 2000. Burned area mapping using logistic regression modeling of a single post-fire Landsat-5 Thematic Mapper image. *International Journal of Remote Sensing*, 21(4), pp. 673-687.

Koutsias, N., Karteris, M. & Chuvieco, E., 2000. The Use of Intensity-Hue-Saturation Transformation of Landsat-5 Thematic Mapper Data for Burned Land Mapping. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 66(7), pp. 829-839.

Koutsias, N., Mallinis, G. & Karteris, M., 2009. A forward/backward principal component analysis of Landsat-7 EMT+ data to enhance the spectral signal of burnt surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(1), pp. 37-46.

Kumar, T. & Reddy, K., 2015. A Technique for Burned Area Identification Using HS Transformation and Image Segmentation. *The International Arab Journal of Information Technology*, 12(6A), pp. 764-771.

Leblon, B., Bourgeau-chavez, L. & San-Miguel-Ayanz, J., 2012. Use of Remote Sensing in wildfire Management. En: D. S. Curkovic, ed. *Sustainable Development - Authoritative and Leading Edge Content for Environmental Management*. s.l.:InTech, pp. 55-82.

Lein, J. K., 2012. *Environmental Sensing: Analytical Techniques for Earth Observation*. Athens, Ohio, USA: Springer.

Libonati, R. y otros, 2015. An algorithm for Burned Area Detection in the Brazilian Cerrado Using 4 μm MODIS Imagery. *Remote Sensing*, 7(11), pp. 15782-15803.

MacDicken, K. G., 2015. Global Forest Resources Assessment 2015: What, why and how?. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 3-8.

Maeda, E. E., Arcoverde, G. F., Pellikka, P. K. & Shimabukuro, Y. E., 2011. Fire risk assessment in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and change vector analysis. *Applied Geography*, 31(1), pp. 76-84.

Manrique, S. M., Núñez, V. & Franco, J., 2012. Estimating aboveground biomass in native forest using remote sensing data combined with spectral radiometry. *Geofocus*, Issue 12, pp. 349-373.

Manzo Delgado, L. d. L. & López García, J., 2013. Detección de Áreas Quemadas en el Sureste de México, Utilizando Índices Pre y Pos-Incendio NBR y BAI, derivados de Compuestos MODIS. *Geofocus*, 13-2(4), pp. 66-83.

Martin Isabel, M. d. P. & Chuvieco Salinero, E., 1998. Cartografía de grandes incendios forestales en la península ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. *Serie Geográfica*, Volumen 7, pp. 109-128.

Martin, M. P. & Díaz Delgado, R., 2002. *Burned land mapping using NOAA-AVHRR and TERRA-MODIS*. Rotterdam, Millpress.

Martín, M. P., Gómez, I. & Chuvieco, E., 2006. Burnt Area Index (BAIM) for burned area discrimination at regional scale using MODIS data. *Forest Ecology and Management*, Volumen 234, p. S221.

Mather, P. M. & Koch, M., 2011. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images*. 4th ed. Sussex, United Kingdom: Wiley-Blackwell by John Wiley & Sons.

Mbow, C., Goïta, K. & Bénié, G. B., 2004. Spectral indices and fire behavior simulation for fire risk assessment in savanna ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, Volumen 91, pp. 1-13.

Miura, S. y otros, 2015. Protective functions and ecosystems services of global forests in the past quarter-century. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 35-46.

Morales-Hidalgo, D., Oswalt, S. N. & Somanathan, E., 2015. Status and trends in global primary forest, protected areas, and areas designated for conservation of biodiversity from the Global Forest Resources Assessment 2015. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 68-77.

Moreno, M. & Chuvieco, E., 2009. Validación de productos globales de cobertura del suelo en la España Peninsular. *Revista de Teledetección*, Volumen 31, pp. 5-22.

Moreno, M. V. & Chuvieco, E., 2012. Characterising fire regimes in Spain from fire statistics. *International Journal of Wildland Fire*, 22(3), pp. 296 - 305.

Moreno, M. V., Conedara, M. & Chuvieco, E., 2014. Fire regime changes and major driving forces in Spain from 1968 to 2010. *Environmental Science & Policy*, 37(1), pp. 11-22.

NASA, 2016. *Landsat Science*. [En línea] Available at: <http://landsat.gsfc.nasa.gov/a-landsat-timeline/> [Último acceso: 24 11 2016].

Oliva Pavón, P., 2009. *Métodos para la Cartografía de Área Quemada con Imágenes del Sensor ENVISAT-MERIS en la Cuenca Mediterránea*. Alcalá de Henares, España: Tesis Doctoral.

Oliva, P., Martín, P. & Chuvieco, E., 2011. Burned area mapping with MERIS post-fire image. *International Journal of Remote Sensing*, 32(10), pp. 4175-4201.

Opazo Saldívia, S. & Rodríguez-Verdú, F., 2007. Variación Espacial de Índices Espectrales sobre Áreas Quemadas en Sudamérica. *Cuadernos de Investigación Geográfica*, Issue 33, pp. 39-57.

Opazo, S. & Chuvieco, E., 2009. Cartografía de áreas quemadas en Sudamérica: detección de

píxeles semilla. *Revista de Teledetección*, 32(5), pp. 50-71.

Pacheco Angulo, C. E., 2011. *Análisis de la deforestación en Venezuela: bases para el establecimiento de una estrategia REDD+*. Alcalá de Henares, España: Tesis Doctoral.

Padilla, M. & Chuvieco, E., 2009. Validación de productos globales de área quemada en la Península Ibérica. *Revista de Teledetección*, Volumen 31, pp. 69-79.

Padilla, M., Stehman, S. V. & Chuvieco, E., 2014. Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. *Remote Sensing of Environment*, Volumen 144, pp. 187-196.

Padilla, M. y otros, 2015. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, Volumen 160, pp. 114-121.

Pereira, J. M. C., 1999. A Comparative Evaluation of NOAA/AVHRR Vegetation Indexes for Burned Surface Detection and Mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1), pp. 217-226.

Pereira, J. M., Chuvieco, E., Beaudoin, A. & Desbois, N., 1997. Remote Sensing of Burned Areas: A Review. En: E. Chuvieco, ed. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires*. Alcalá de Henares, España: Universidad de Alcalá, pp. 127-183.

Pereira, J. M. y otros, 1999. Spectral characterisation and discrimination of burnt areas. En: E. Chuvieco, ed. *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 123-138.

Pinty, B. & Verstraete, M. M., 1992. GEMI> a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Plant Ecology*, 101(1), pp. 15-20.

Plummer, S. y otros, 2007. *The GLOBCARBON Initiative: Global Biophysical Products for Terrestrial Carbon Studies*. Barcelona, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 2408-2411.

Polychronaki, A. & Gitas, I. Z., 2012. Burned Area Mapping in Greece Using SPOT-4 HRVIR Images and Object-Based Image Analysis. *Remote Sensing*, 4(2), pp. 424-438.

Pontius Jr., R. G. & Schneider, L. C., 2001. Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 85(1-3), pp. 239-248.

Prasad, V. K., Badarinath, K. V. S. & Eaturu, A., 2008. Biophysical and anthropogenic controls of forest fires in the Deccan Plateau, India. *Journal of Environmental Management*, 86(1), pp. 1-13.

Quintano, C., Fernández-Manso, A., Fernández-Manso, O. & Shimabukuro, Y. E., 2006. Mapping burned areas in Mediterranean countries using spectral mixture analysis from a uni-temporal perspective. *International Journal of Remote Sensing*, 27(4), pp. 645-662.

Quintano, C., Fernández-Manso, A., Stein, A. & Bijker, W., 2011. Estimation of area burned by forest fires in Mediterranean countries: A remote sensing data mining perspective. *Forest Ecology and Management*, 262(8), pp. 1597-1607.

Ressl, R. y otros, 2009. Operational active fire mapping and burnt area identification applicable

to Mexican Nature Protection Areas using MODIS and NOAA-AVHRR direct readout data. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), pp. 1113-1126.

Riaño, D., Moreno Ruiz, J. A., Barón Martínez, J. & Ustin, S. L., 2007. Burned area forecasting using past burned area records and Southern Oscillation Index for tropical Africa (1981-1999). *Remote Sensing and Environment*, 107(4), pp. 571-581.

Richards, J. A., 2013. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. 5th ed. London, England: Springer-Verlag.

Richards, J. A. & Jia, X., 2006. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. 4th ed. Berlin, Alemania: Spring-Verlag.

Rittl, T., Cooper, M., Heck, R. J. & Ballester, M. V. R., 2013. Object-Based Method Outperforms Per-Pixel Method for Land Cover Classification in a Protected Area of the Brazilian Atlantic Rainforest Region. *Pedosphere*, 23(3), pp. 290-297.

Rodríguez y Silva, F., Navarro Cerrillo, R. M., Navarro Mezquita, C. & Gonzalez Dugo, M. P., 1997. Evaluation of Forest Fire Damage with Landsat TM Images and Ancillary Information. En: E. Chuvieco, ed. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires*. Alcalá de Henares, España: Universidad de Alcalá, pp. 185-192.

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. & Deering, D. W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Fraden S. C. Marcanti E. P. & Becker M. A. (eds.). *Third ERTS-1 Symposium, 10-14 Dec. 1973*, Volumen NASA SP-351 Washington D. C. NASA, pp. 309-317.

Roy, D. P. & Boschetti, L., 2009. Southern Africa Validation of the MODIS, L3JRC, and GlobCarbon Burned-Area Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(4), pp. 1032-1044.

Roy, D. P., Boschetti, L., Justice, C. O. & Ju, J., 2008. The collection 5 MODIS burned area product - Global evaluation by comparison with the MODIS active fire product. *Remote Sensing of Environment*, 112(9), pp. 3690-3707.

Salvador, R., Valeriano, J., Pons, X. & Díaz-Delgado, R., 2002. A semi-automatic methodology to detect fire scars in shrubs and evergreen forests with Landsat MSS time series. *International Journal of Remote Sensing*, Volumen 21, pp. 655-671.

Scaramuzza, P., Micijevic, E. & Chander, G., 2004. *SLC Gap-Filled Products: Phase One Methodology*, s.l.: s.n.

Sharples, J., McRae, R., Weber, R. & Gill, A., 2009. A simple index for assessing fire danger rating. *Environmental Modelling & Software*, 24(6), pp. 764-774.

Shimabukuro, Y. E. y otros, 2009. Fraction images derived from Terra Modis data for mapping burnt areas in Brazilian Amazonia. *International Journal of Remote Sensing*, 30(6), pp. 1537-1546.

Shimabukuro, Y. E. & Smith, J. A., 1991. The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images From Remote Sensing Multispectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 29(1), pp. 16-20.

Silva, J. M., Sá, A. C. & Pereira, J. M., 2005. Comparison of burned area estimates derived

from SPOT-VEGETATION and Landsat ETM+ data in Africa: Influence of spatial pattern and vegetation type. *Remote Sensing of Environment*, 96(2), pp. 188-201.

Simon, M. y otros, 2004. Burnt area detection at global scale using ATSR-2: The GLOBSCAR products and their qualification. *Journal of Geophysical Research*, 109(D14S02), pp. 1-16.

Sloan, S. & Sayer, J. A., 2015. Forest Resources Assessment of 2015 shows positive global trends but forest loss and degradation persist in poor tropical countries. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 134-145.

Smith, A. y otros, 2007. Production of Landsat ETM+ reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. *International Journal of Remote Sensing*, 28(12), pp. 2753-2775.

Stehman, S. V. & Czaplewski, R. L., 1998. Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment: Fundamental Principles. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), pp. 331-344.

Stroppiana, D. y otros, 2012. A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region growing algorithm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69(1), pp. 88-102.

Stroppiana, D., Boschetti, M., Zaffaroni, P. & Brivio, P. A., 2009. Analysis and Interpretation of Spectral Indices for Soft Multicriteria Burned-Area Mapping in Mediterranean Basin Regions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(3), pp. 499-503.

Stroppiana, D., Boschetti, M., Zaffaroni, P. & Brivio, P. A., 2009. Analysis and Interpretation of Spectral Indices for Soft Multicriteria Burned-Area Mapping in Mediterranean Regions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(3), pp. 499-503.

Stroppiana, D., Tansey, K., Grégoire, J.-M. & Pereira, J. M., 2003. An Algorithm for Mapping Burnt Areas in Australia Using SPOT-VEGETATION Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4), pp. 907-909.

Sukhinin, A. I. y otros, 2004. AVHRR-based mapping of fires in Russia: New products for fire management and carbon cycle studies. *Remote Sensing of Environment*, 93(4), pp. 546-564.

Tansey, K. y otros, 2008. A new, global, multi-annual (2000-2007) burnt area product at 1km resolution. *Geophysical Research Letters*, 35(1), pp. 1-6.

Tansey, K. y otros, 2004. Vegetation burning in the year 2000: Global burned area estimates from SPOT VEGETATION data. *Journal of Geophysical Research*, 109(D14), pp. 2156-2202.

Taylor, S., Woolford, D. g., Dean, C. & Martell, D. L., 2013. Wildfire Prediction to Inform Fire Management: Statistical Science Challenges. *Statistical Science*, 28(4), pp. 586-615.

Tso, B. & Mather, P. M., 2009. *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. 2nd ed. Boca Raton, Florida, USA: Taylor & Francis.

USGS, 1998. *Landsat 7 Science Data Users Handbook*, Sioux Falls, South Dakota: National Aeronautics and Space Administration.

USGS, 2015. *Landsat Project Description*. [En línea] Available at: http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php [Último acceso: 23 11 2016].

USGS, 2016. *Landsat Processing Details*. [En línea]

Available at: http://landsat.usgs.gov/Landsat_Processing_Details.php
[Último acceso: 25 11 2016].

Vafeidis, A. & Drake, N., 2005. A two-step method for estimating the extent of burnt areas with the use of coarse-resolution data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(11), pp. 2441-2459.

Vajda, A. y otros, 2014. Assessment of forest fire danger in a boreal forest environment: description and evaluation of the operational system applied in Finland. *Meteorological Applications*, 21(4), pp. 879-887.

van der Werf, G. y otros, 2006. Interannual variability in global biomass burning emissions from 1997 to 2004. *Atmospheric Chemistry and Physics*, Volumen 6, pp. 3423-3441.

van Lierop, P., Lindquist, E., Sathayapala, S. & Franceschini, G., 2015. Global forest area disturbance from fire, insect pests, diseases and severe weather events. *Forest Ecology and Management*, Volumen 352, pp. 78-88.

Vasilakos, C. y otros, 2007. Integrating new methods and tools in fire danger rating. *International Journal of Wildland Fire*, 16(3), pp. 306-316.

Veraverbeke, S., Harris, S. & Hook, S., 2011. Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. *Remote Sensing of Environment*, 115(10), pp. 2702-2709.

Veraverbeke, S., Hook, S. & Hulley, G., 2012. An alternative spectral index for rapid fire severity assessment. *Remote Sensing of Environment*, 123(1), pp. 72-80.

Verdú, F. & Salas, J., 2010. Cartografía de Áreas Quemadas Mediante Análisis Visual de Imágenes de Satélite en la España Peninsular para el Período 1991-2005. *Geofocus*, Volumen 10, pp. 54-81.

Wu, W., 2014. The Generalized Difference Vegetation Index (GDVI) for Dryland Characterization. *Remote Sensing*, 6(2), pp. 1211-1233.

Yamamoto, H., Miura Tomoaki & Tsuchida, S., 2012. Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Enhanced Vegetation Index (EVI) Products from Global Earth Observation (GEO) Grid: An Assessment Using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) for Synergistic Application. *Remote Sensing*, 4(8), pp. 2277-2293.

Yan, G. y otros, 2006. Comparison of pixel-based and object-based image classification approaches—a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China. *International Journal of Remote Sensing*, 27(18), p. 4039–4055.

Zakariyyaa, O., 2015. Fire scar mapping for disaster response in Kwa Zulu-Natal South Africa using Landsat 8 imagery. *South African Journal of Geomatics*, 4(3), pp. 309-316.

ANEXOS

ANEXOS

ANEXO A. Mapas

Uso de Suelo y Vegetación "Serie V: 2011"



Figura 37. Mapa de Uso de Suelo y Vegetación de INEGI para la cuenca Pacífico Norte para el año 2011.

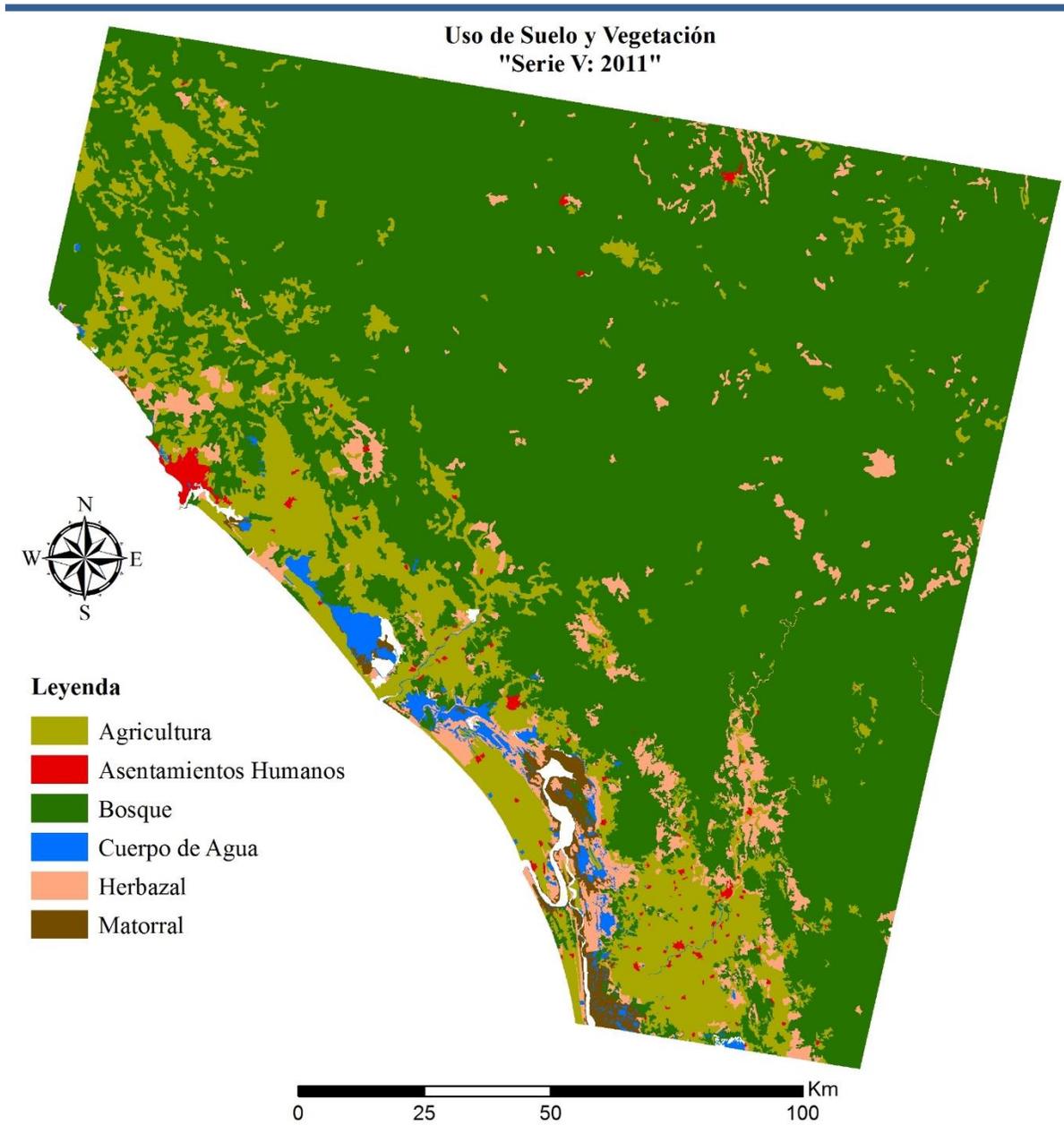


Figura 38. Mapa USyV Serie V de INEGI para la escena Landsat 031-044.

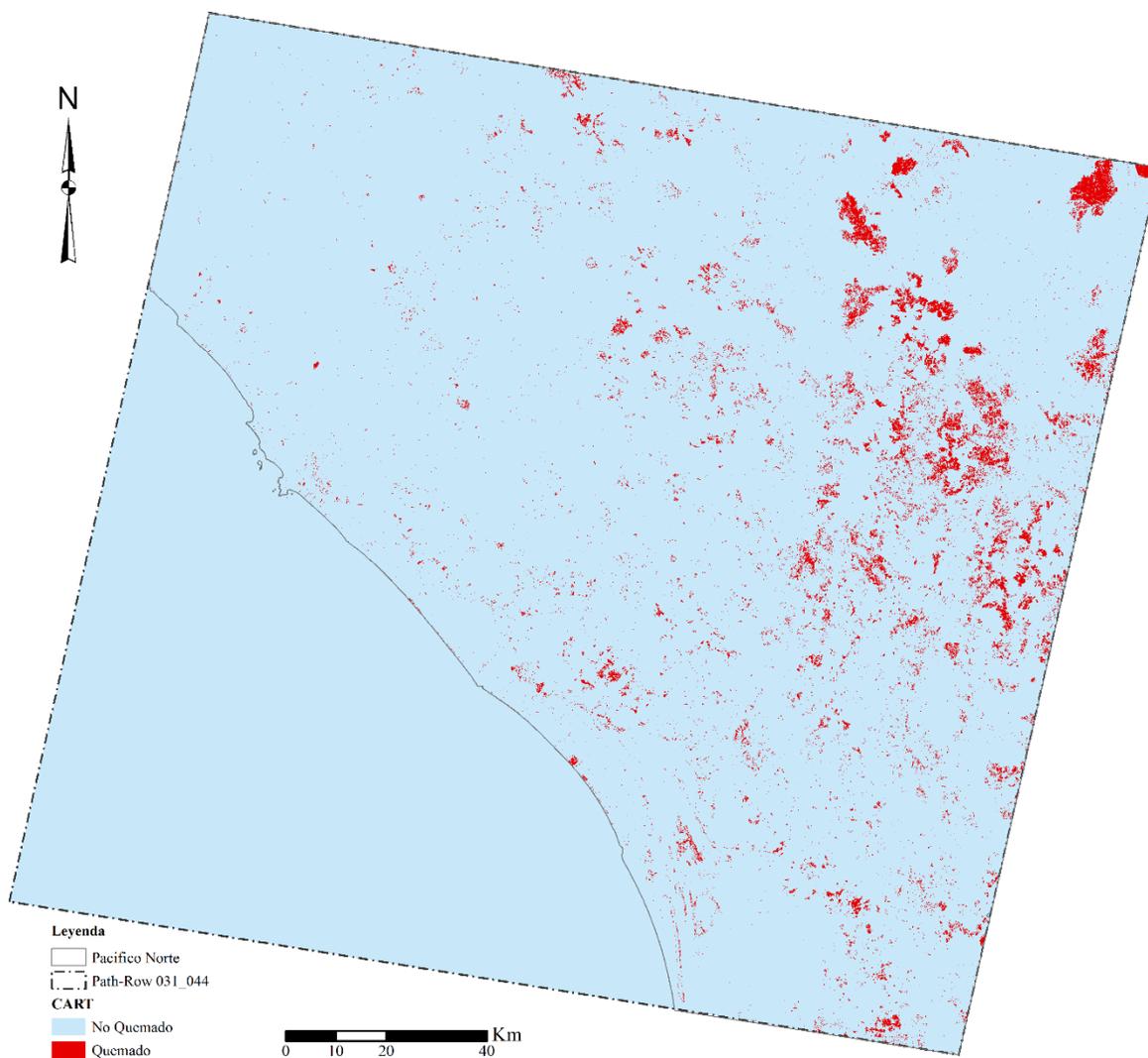


Figura 39. Área quemada obtenida por la clasificación digital de árboles de decisión CART.

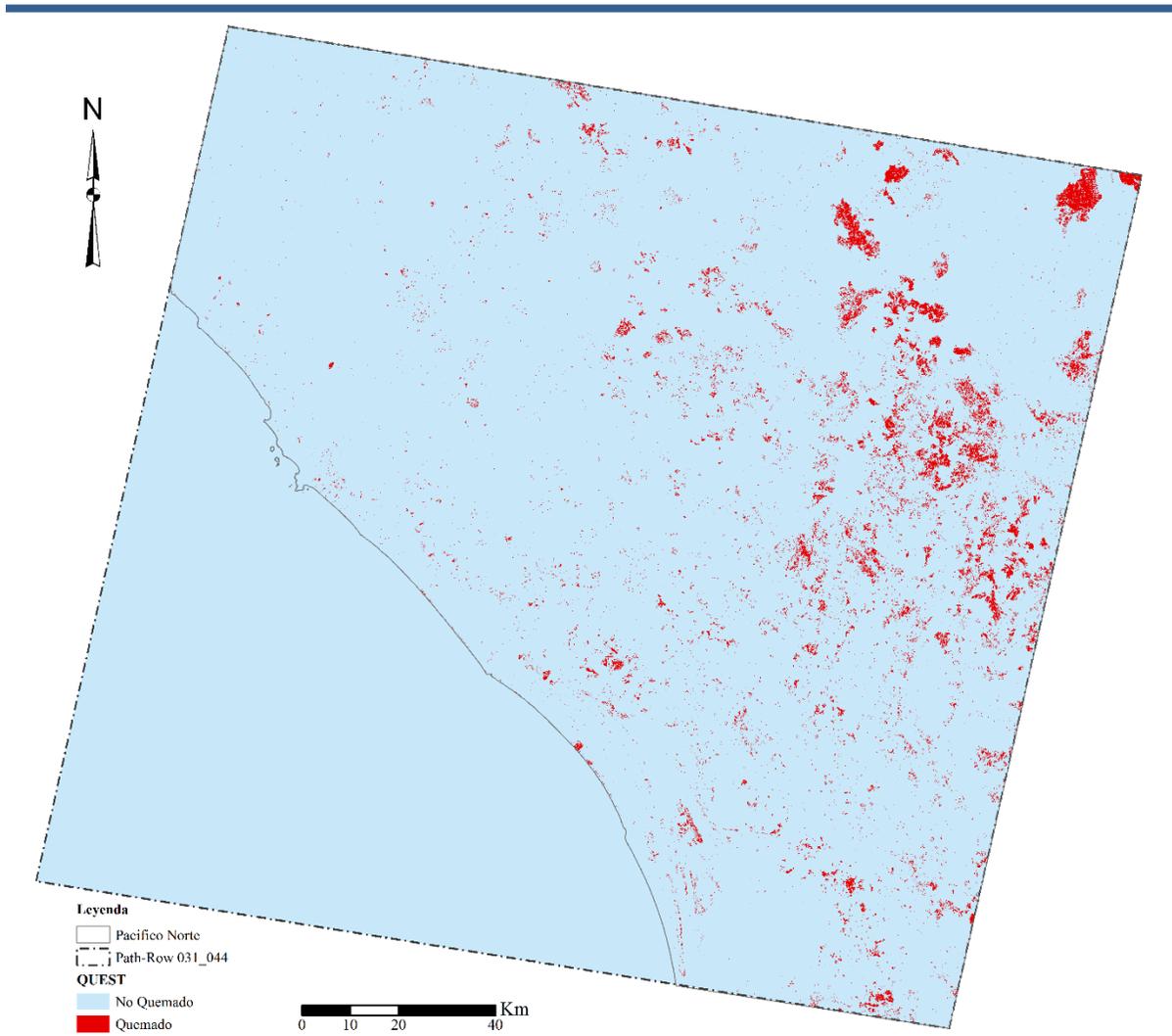


Figura 40. Área quemada obtenida por la clasificación digital de árboles de decisión QUEST.

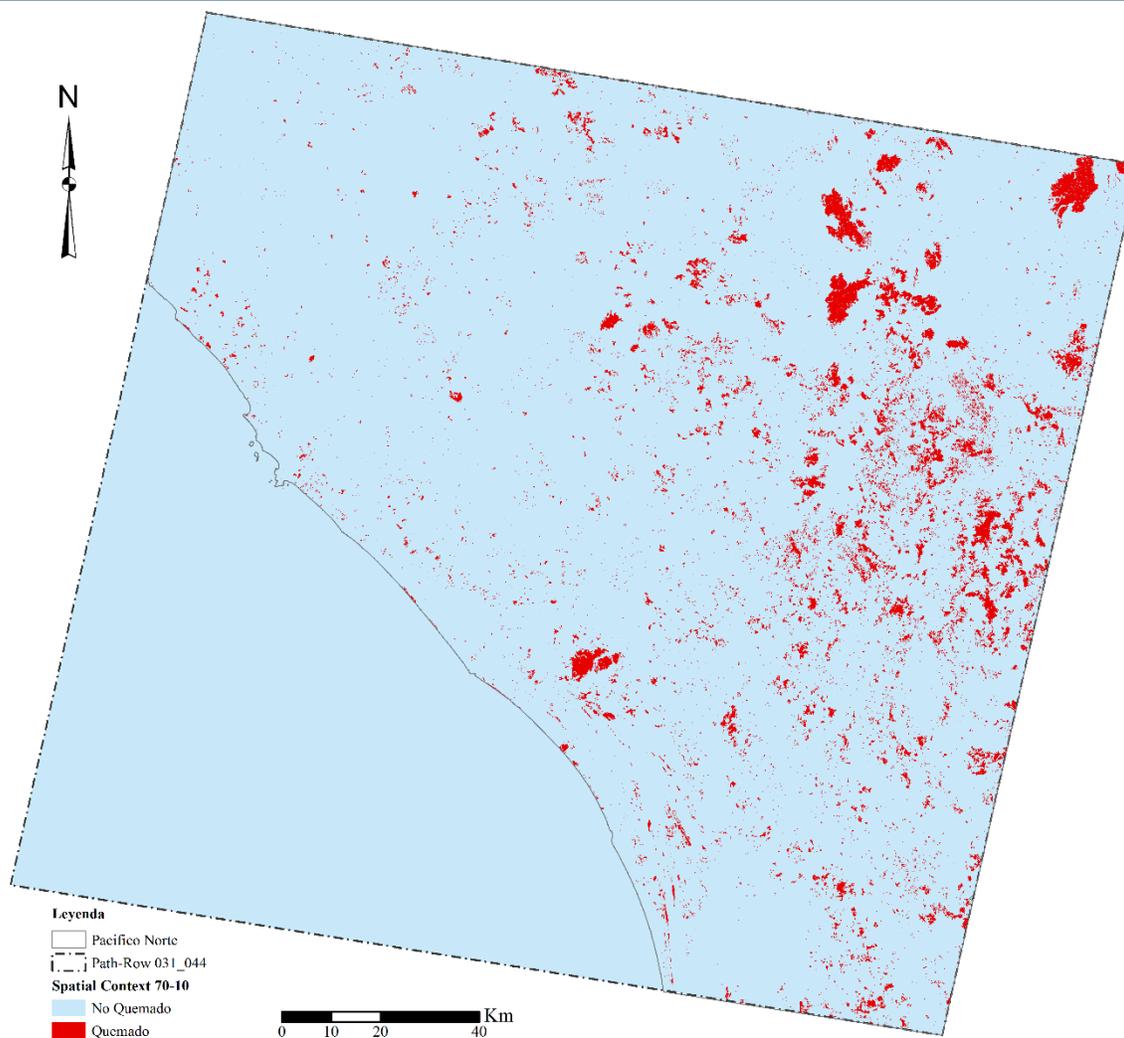


Figura 41. Área quemada obtenida por la clasificación digital de contexto espacial 70-10.

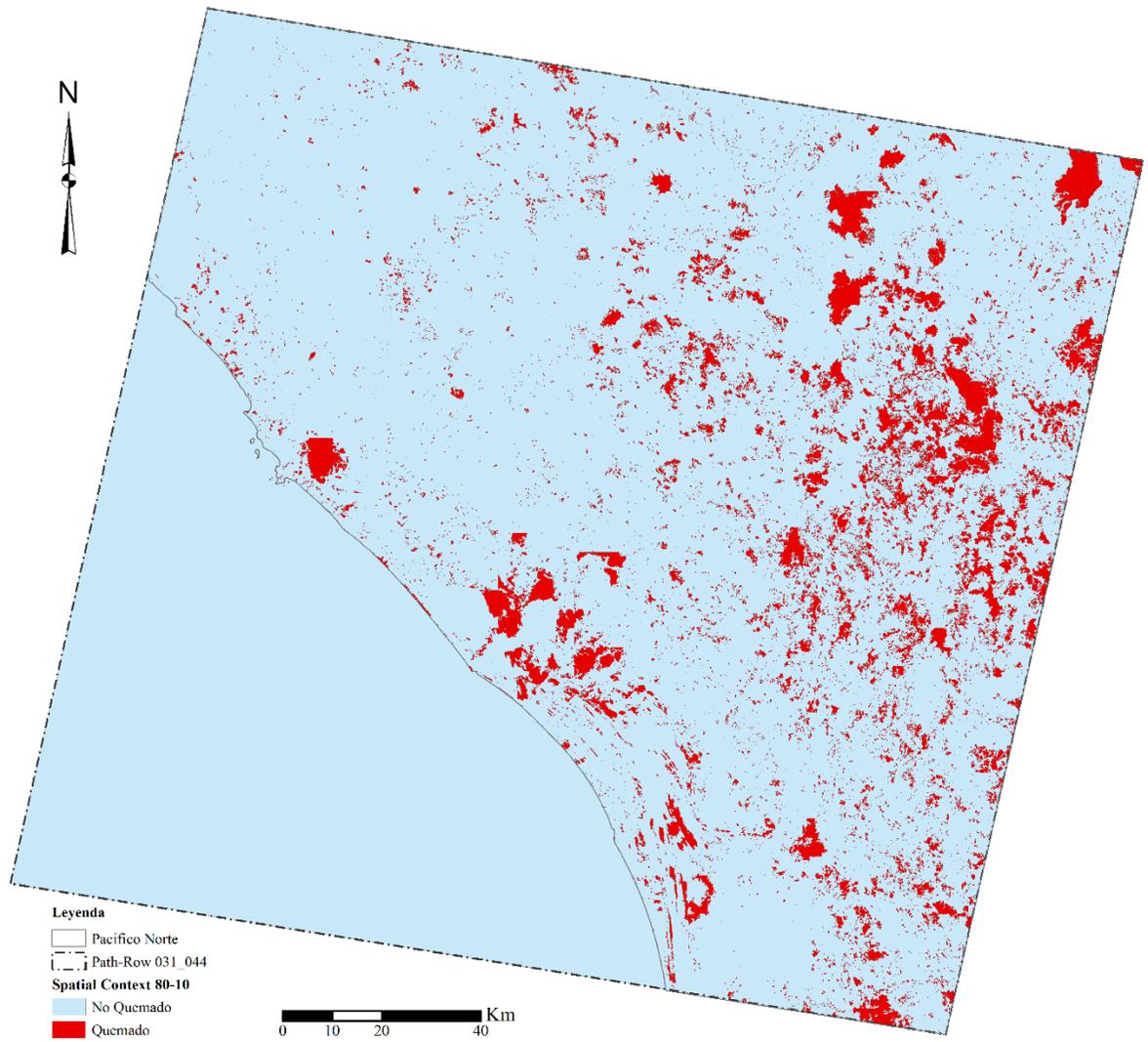


Figura 42. Área quemada obtenida por la clasificación digital de contexto espacial 80-10.

ANEXO B. Tablas

Tabla 35. Escenas de la plataforma Landsat utilizadas en el estudio.

No.	Path-Row	Escena	Sensor	Fecha de Adquisición
1		LT50300432011067EDC00		08/Mar/2011
2	030-043	LT50300432011099CHM01	TM	09/Abr/2011
3		LT50300432011115EDC00		25/Abr/2011
4		LT50300432011147CHM01		27/May/2011
5	030-044	LT50300442011147CHM01	TM	27/May/2011
6	030-045	LT50300452011067EDC00	TM	08/Mar/2011
7		LT50300452011147CHM01		27/May/2011
8		LT50310432011042EDC00		11/Feb/2011
9		LT50310432011058EDC00		27/Feb/2011
10	031-043	LT50310432011090EDC00	TM	31/Mar/2011
11		LT50310432011138CHM01		18/May/2011
12		LT50310432011170EDC00		19/Jun/2011
13		LT50310432011202EDC00		21/Jul/2011
14		LT50310442011058EDC00		27/Feb/2011
15	031-044	LT50310442011138CHM01	TM	18/May/2011
16		LT50310442011170EDC00		19/Jun/2011
17	031-045	LT50310452011138CHM0	TM	18/May/2011
18		LT50320412011097EDC00		07/Abr/2011
19	032-041	LT50320412011145EDC00	TM	25/May/2011
20		LT50320412011161CHM01		10/Jun/2011
21		LT50320412011177EDC00		26/Jun/2011
22	032-042	LT50320422011161CHM01	TM	10/Jun/2011
23	032-043	LT50320432011097EDC00	TM	07/Abr/2011
24		LT50320432011161CHM01		10/Jun/2011
25	032-044	LT50320442011097EDC00	TM	07/Abr/2011
26	033-041	LT50330412011120EDC00	TM	30/Abr/2011
27		LT50330412011136EDC00		16/May/2011
28		LE70330422011144EDC03		24/May/2011
29	033-042	LE70330422011160EDC00	ETM+	09/Jun/2011
30		LE70330422011176EDC00		25/Jun/2011
31	033-043	LT50330432011024EDC00	TM	24/Ene/2011
32	034-042	LT50340422011111CHM01	TM	21/Abr/2011

Tabla 36. Incendios forestales y superficies afectadas para Chihuahua durante el periodo 1995-2013.

Año	Número de Incendios	Superficie Afectada (has)			
		Total	Pastos Naturales	Arbustos y Matorrales	Arbolada
1995	692	14,475	5,691	3,809	4,975
1996	899	44,909	19,835	8,976	16,098
1997	263	2,930	1,456	535	939
1998	921	27,502	10,435	7,996	9,071
1999	1,476	49,375	22,865	18,581	7,929
2000	1,258	28,177	17,390	5,923	4,864
2001	601	4,843	2,784	1,335	724
2002	852	17,002	11,746	4,198	1,058
2003	548	7,343	4,865	1,987	491
2004	335	4,149	2,008	1,959	182
2005	646	4,672	3,080	1,124	468
2006	1,057	18,505	11,633	4,408	2,464
2007	626	10,561	6,553	2,602	1,406
2008	1,153	17,216	10,903	4,123	2,190
2009	842	10,704	6,213	3,233	1,258
2010	687	7,689	5,215	1,632	842
2011	1,687	87,920	50,784	25,973	11,163
2012	1,479	51,903	34,482	11,129	6,292
2013	1,137	30,554	22,010	6,062	2,482

Tabla 37. Incendios forestales y superficies afectadas para Durango durante el periodo 1995-2013.

Año	Número de Incendios	Superficie Afectada (has)			
		Total	Pastos Naturales	Arbustos y Matorrales	Arbolada
1995	371	36,665	7,765	13,306	15,594
1996	319	26,740	8,242	11,226	7,272
1997	23	301	74	74	153
1998	436	68,960	24,191	24,347	20,422
1999	354	35,463	8,076	15,370	12,017
2000	349	47,009	16,114	18,623	12,272
2001	92	7,381	2,527	3,370	1,484
2002	183	13,101	3,075	4,734	5,292
2003	172	9,340	2,306	4,664	2,370
2004	124	3,442	1,318	1,630	494
2005	237	13,040	7,067	4,816	1,157
2006	174	13,228	7,822	5,052	354
2007	102	4,118	1,883	2,126	109
2008	138	27,691	11,880	15,372	439
2009	148	4,580	2,346	2,181	53
2010	60	5,084	2,510	2,574	0
2011	249	42,006	20,191	17,036	4,779
2012	270	51,627	22,803	19,463	9,361
2013	231	19,760	12,359	6,366	1,035

INVENTARIO Y ANÁLISIS DE ÁREAS QUEMADAS PARA LA TEMPORADA 2011 DE LA CUENCA
PACÍFICO NORTE, MÉXICO. A TRAVÉS DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE
IMÁGENES Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

Tabla 38. Incendios forestales y superficies afectadas para Nayarit durante el periodo 1995-2013.

Año	Número de Incendios	Superficie Afectada (has)			
		Total	Pastos Naturales	Arbustos y Matorrales	Arbolada
1995	45	4,683	2,159	1,516	1,008
1996	43	452	232	182	38
1997	56	2,420	680	626	1,114
1998	71	2,284	231	276	1,777
1999	74	3,421	2,405	921	95
2000	67	2,887	1,690	991	206
2001	71	3,810	1,842	1,508	460
2002	70	1,669	494	1,032	143
2003	124	6,007	1,269	4,535	203
2004	82	2,109	947	1,008	154
2005	135	16,509	4,693	11,159	657
2006	99	2,923	1,438	1,390	95
2007	140	3,351	1,317	1,998	36
2008	161	6,324	1,465	4,785	74
2009	149	4,525	1,304	3,055	166
2010	100	2,421	885	1,496	40
2011	155	4,560	1,469	3,033	58
2012	143	4,766	1,661	3,037	68
2013	100	5,479	2,871	2,560	48

Tabla 39. Incendios forestales y superficies afectadas para Sinaloa durante el periodo 1995-2013.

Año	Número de Incendios	Superficie Afectada (has)			
		Total	Pastos Naturales	Arbustos y Matorrales	Arbolada
1995	76	1,574	309	374	891
1996	141	8,800	1,625	6,988	187
1997	54	916	291	77	548
1998	129	8,211	2,757	859	4,595
1999	118	4,260	1,583	1,543	1,134
2000	130	4,716	1,667	1,743	1,306
2001	100	624	260	321	43
2002	81	12,597	5,872	5,322	1,403
2003	111	2,681	1,320	1,248	113
2004	45	1,169	776	355	38
2005	57	2,104	1,392	618	94
2006	94	5,688	3,402	1,609	677
2007	70	4,420	2,304	1,498	618
2008	85	3,749	1,889	1,321	539
2009	55	1,488	679	558	251
2010	51	1,820	859	712	249
2011	78	4,084	2,689	1,198	197
2012	58	4,516	3,388	1,056	72
2013	47	4,415	2,872	1,073	470

Tabla 40. Incendios forestales y superficies afectadas para Zacatecas durante el periodo 1995-2013.

Año	Número de Incendios	Superficie Afectada (has)			
		Total	Pastos Naturales	Arbustos y Matorrales	Arbolada
1995	75	43,641	17,511	5,541	20,589
1996	45	76	39	37	0
1997	15	758	477	198	83
1998	102	4,670	2,546	1,127	997
1999	104	7,234	3,309	3,082	843
2000	100	5,337	2,564	1,430	1,343
2001	66	2,811	1,159	1,023	629
2002	34	2,007	1,129	670	208
2003	131	3,752	2,321	1,044	387
2004	138	2,607	1,617	967	23
2005	279	23,040	13,711	7,743	1,586
2006	65	2,973	1,754	972	247
2007	4	385	345	38	2
2008	7	1,192	439	656	97
2009	126	13,439	9,538	2,885	1,016
2010	52	1,700	1,044	607	49
2011	133	42,279	19,400	22,109	770
2012	90	5,625	4,347	1,227	51
2013	60	4,030	2,746	1,284	0

ANEXO C. Figuras

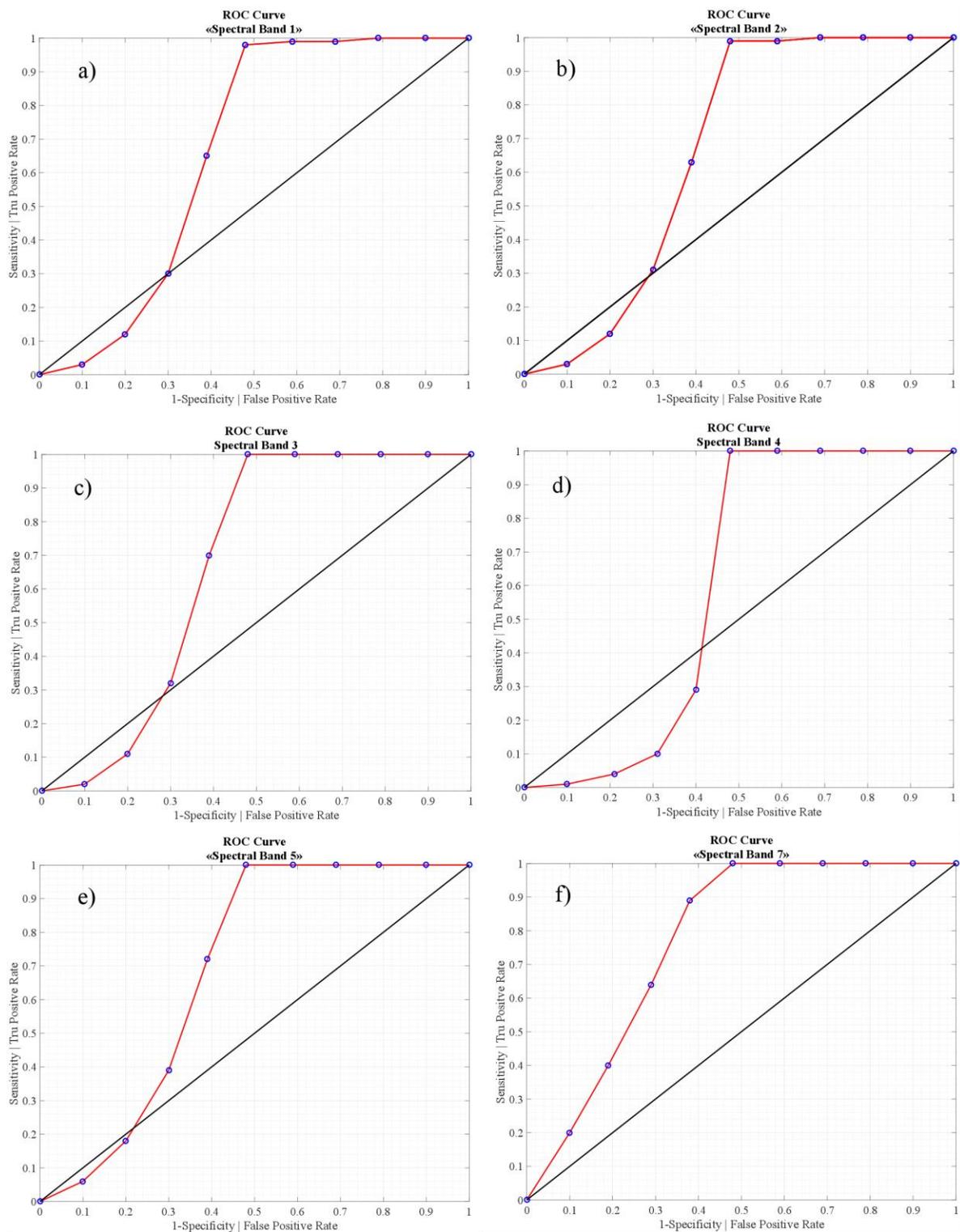


Figura 43. Curvas ROC de las bandas espectrales.

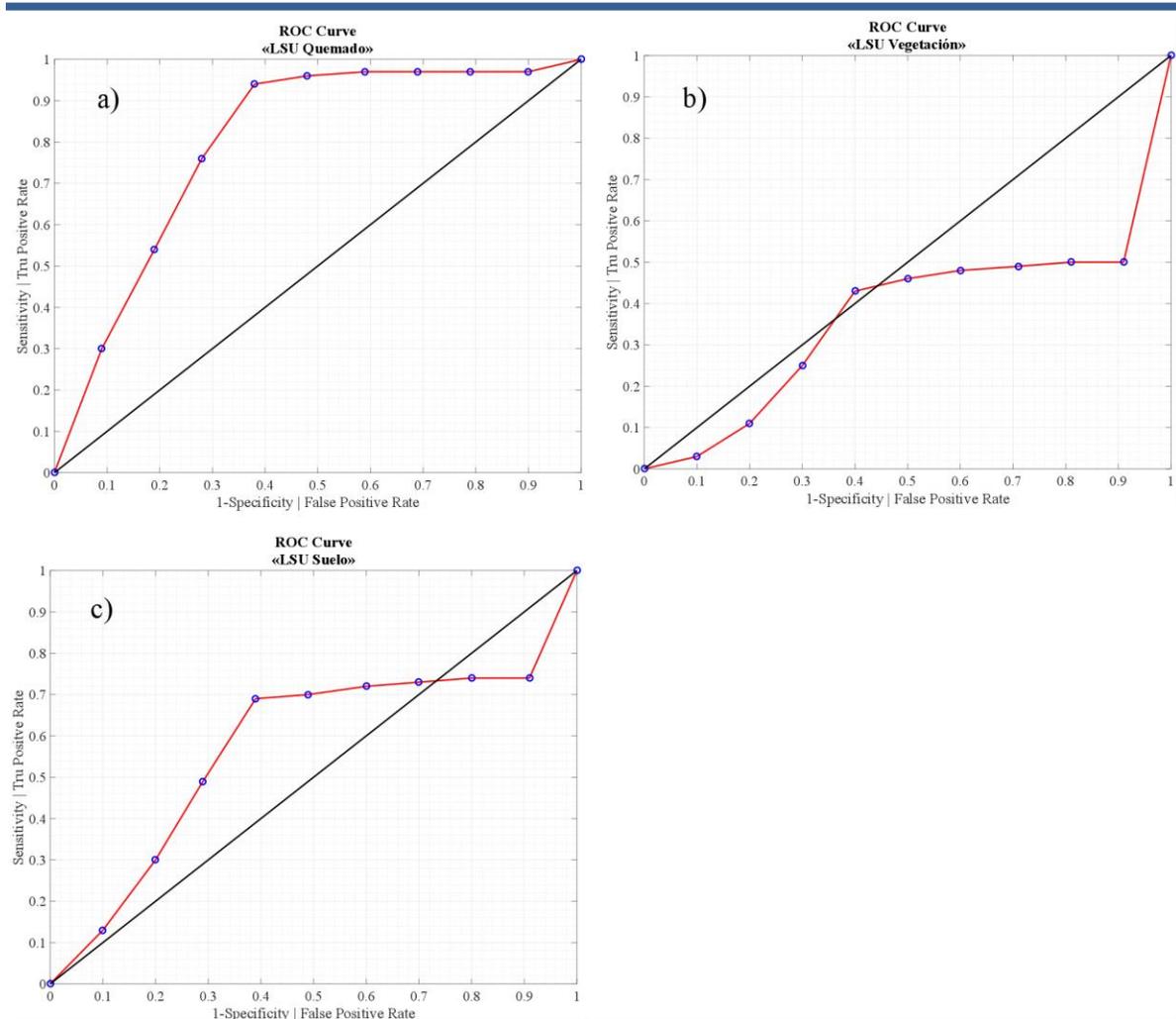


Figura 44. Curvas ROC de la técnica LSU, a) quemado, b) vegetación y c) suelo.

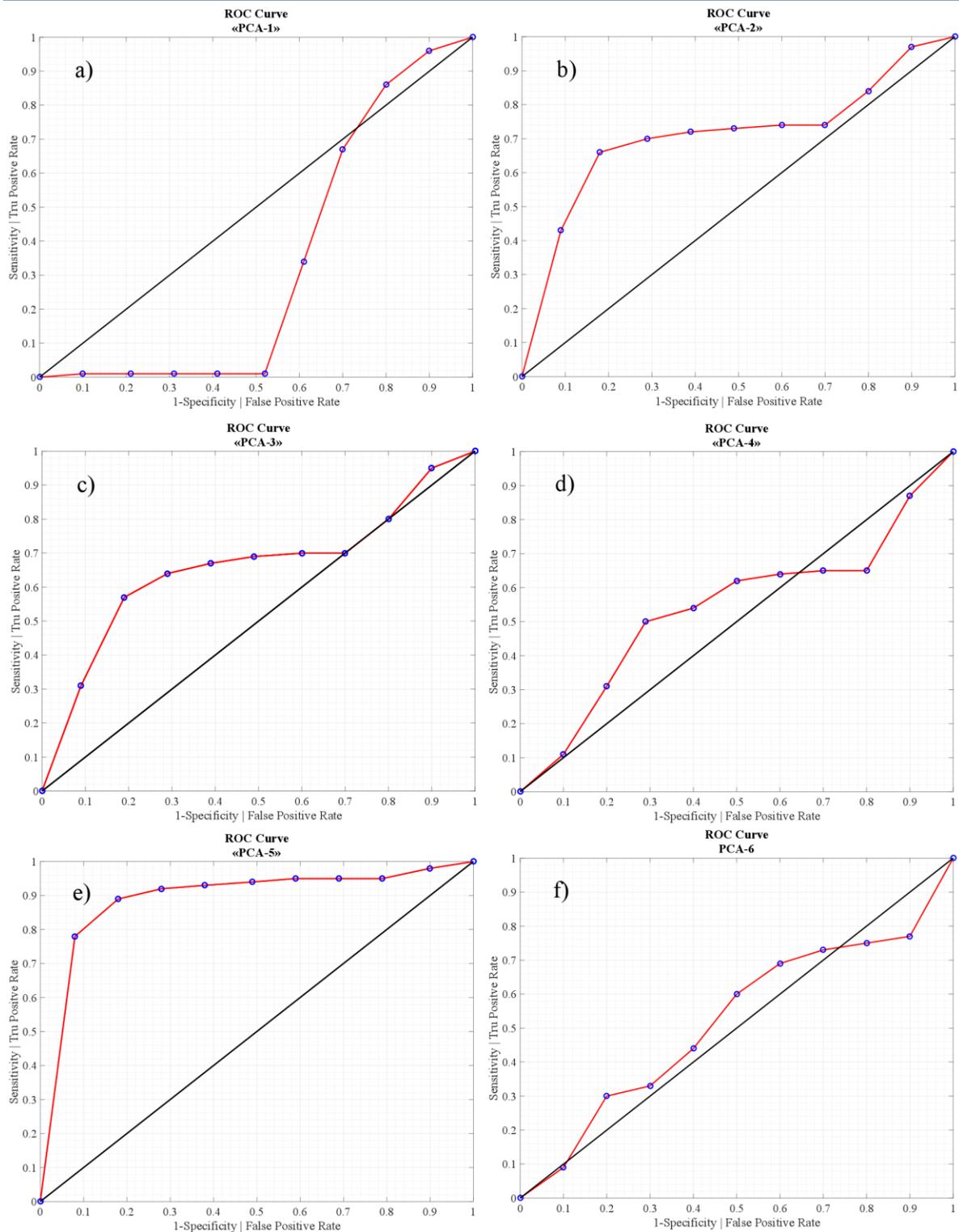


Figura 45. Curvas ROC por la técnica de análisis de componente principal, a) PCA-1, b) PCA-2, c) PCA-3, d) PCA-4, e) PCA-5, f) PCA-6.

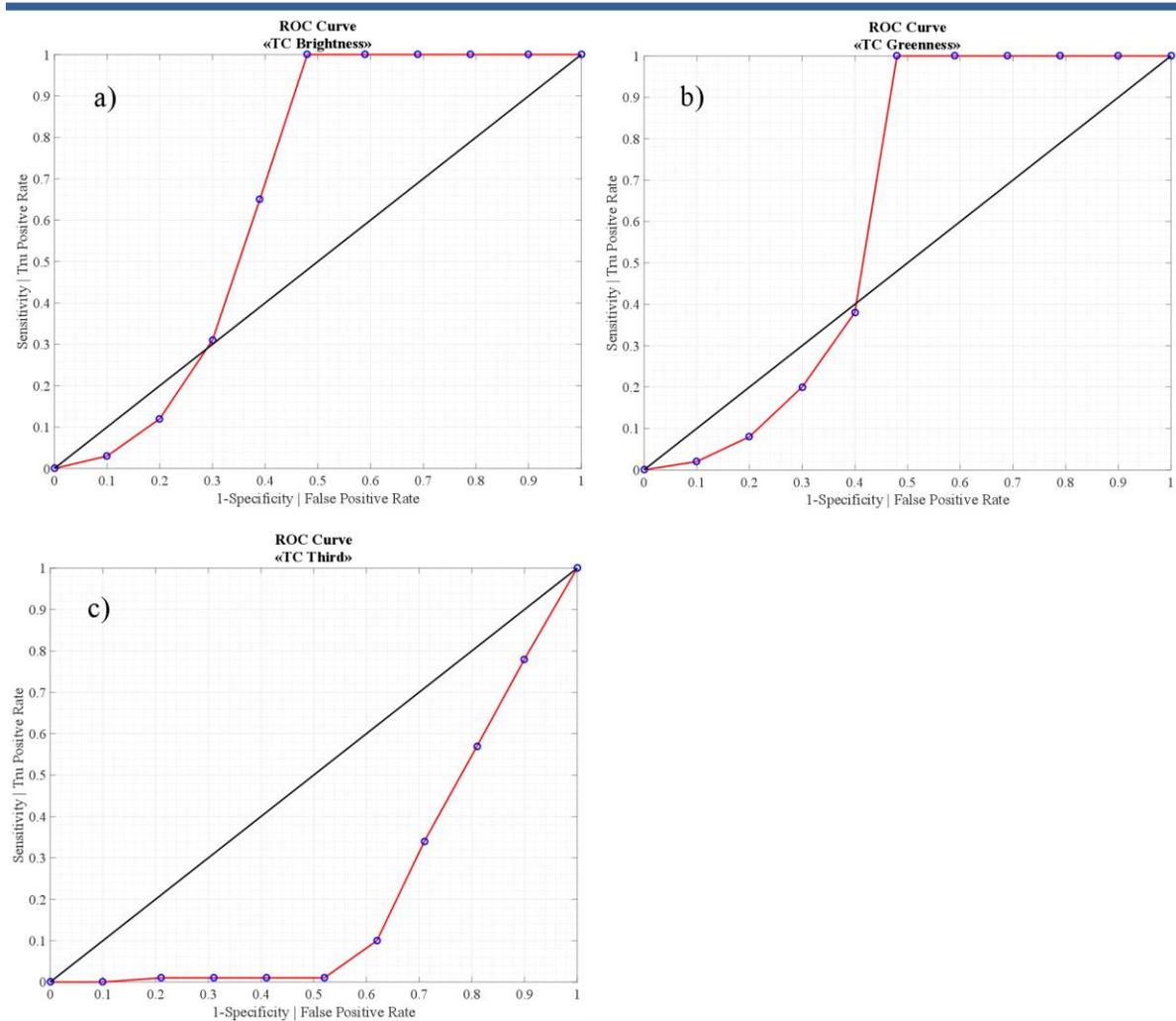


Figura 46. Curvas ROC por la técnica de transformación tasseled cap, a) Brightness, b) Greenness, c) Third.

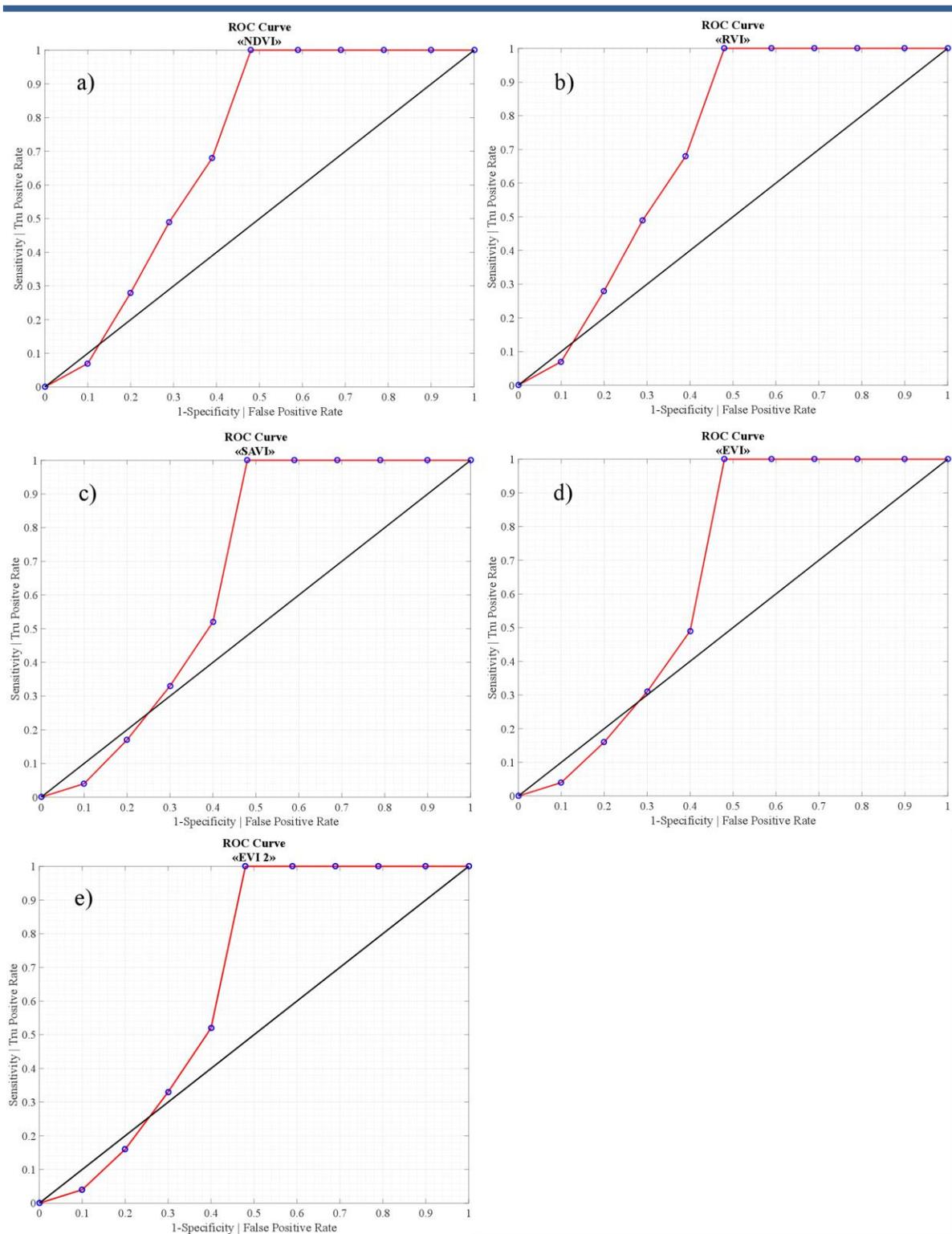


Figura 47. Curvas ROC obtenidas por los índices de vegetación, a) NDVI, b) RVI, c) SAVI, d) EVI, e) EVI 2.

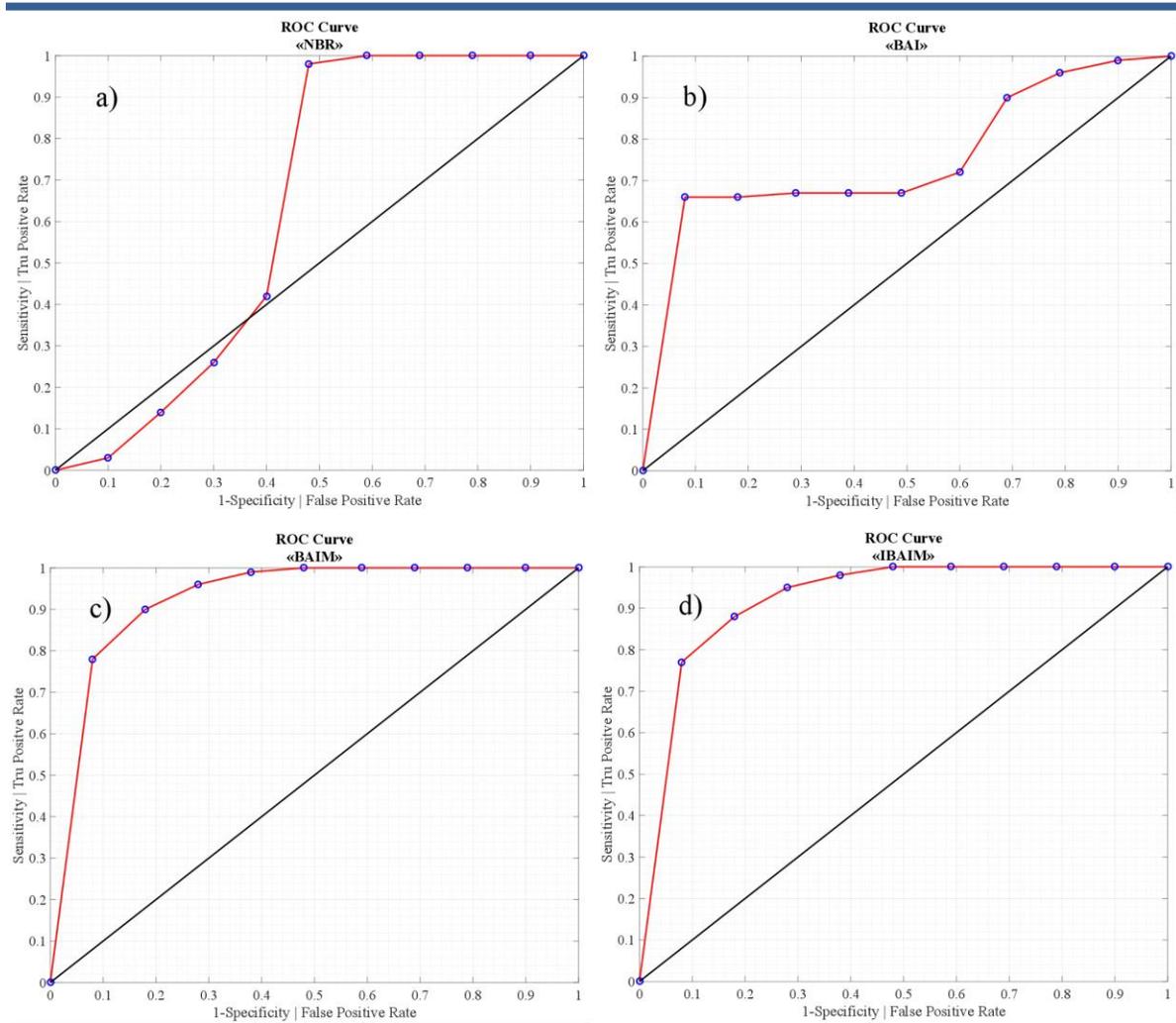


Figura 48. Curvas ROC obtenidas por los índices de área quemada, a) NBR, b) BAI, c) BAIM, d) IBAIM.

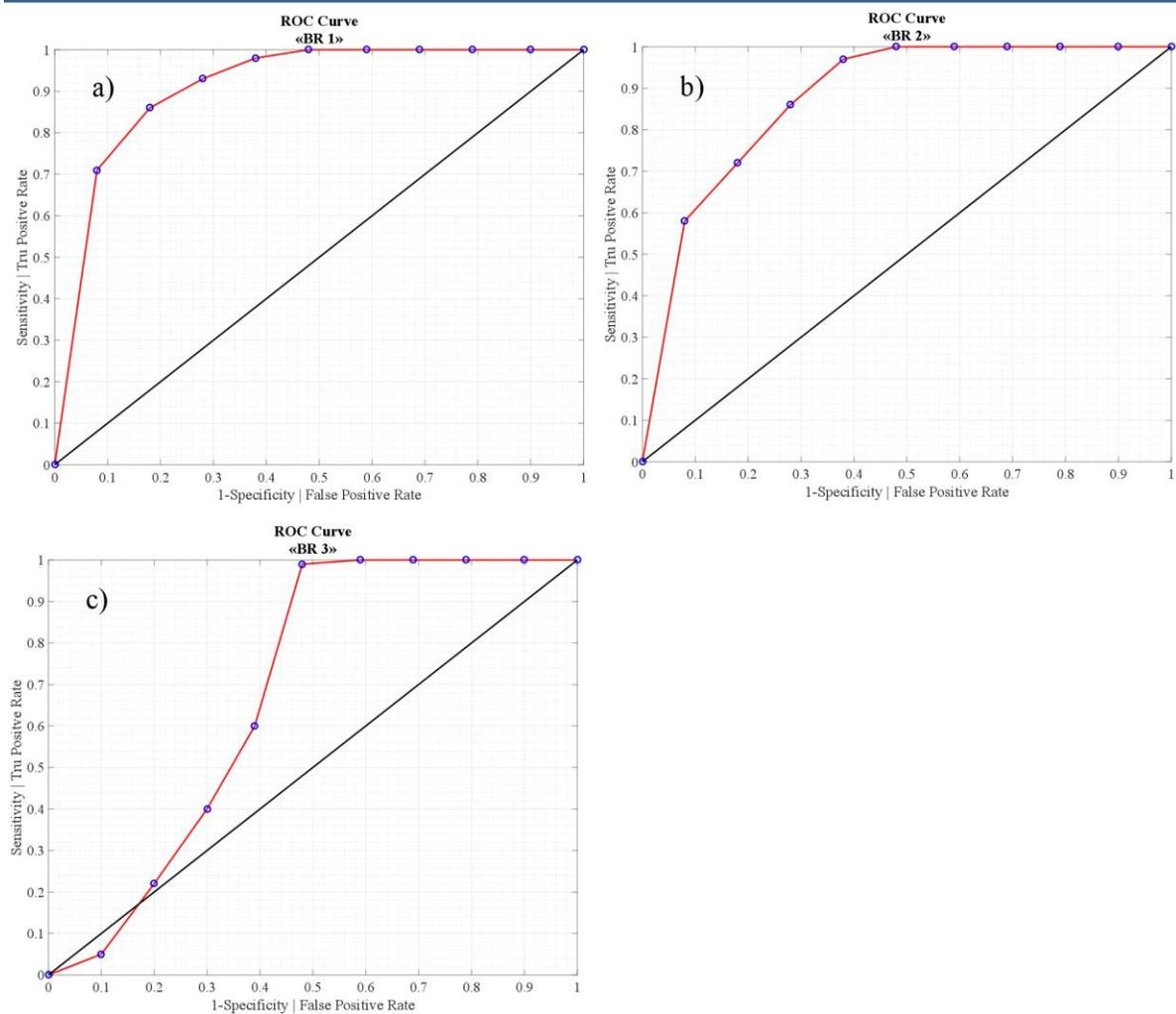


Figura 49. Curvas ROC obtenidas por la división entre bandas: a) BR-1, b) BR-2, c) BR-3.

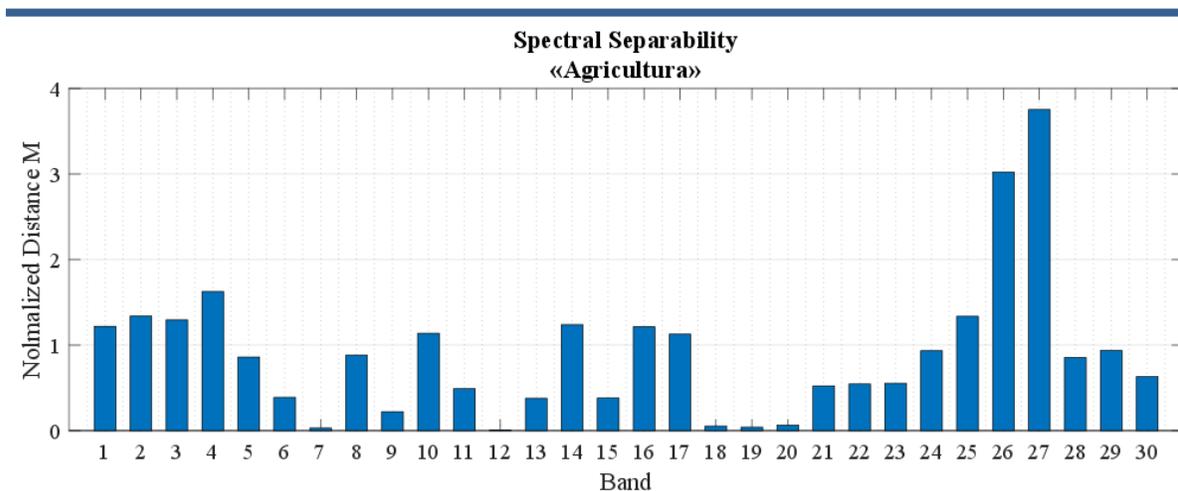


Figura 50. Separabilidad espectral entre las categorías de agricultura y área quemada.

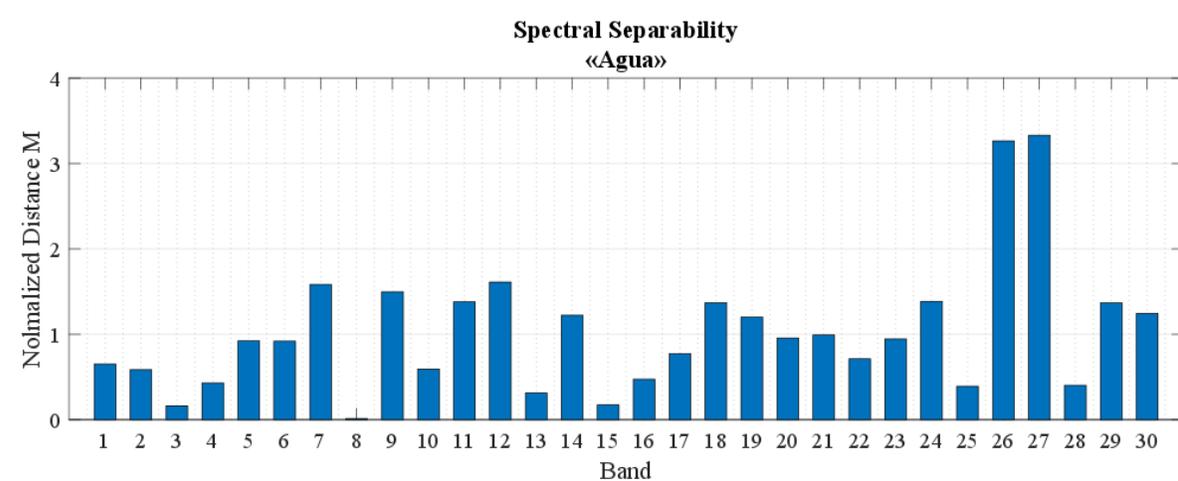


Figura 51. Separabilidad espectral entre las categorías de agua y área quemada.

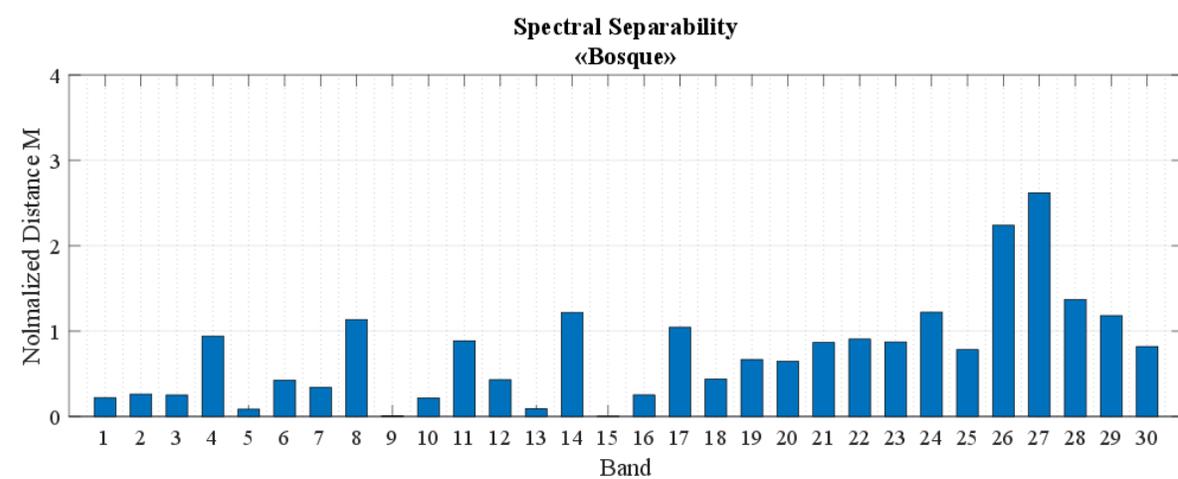


Figura 52. Separabilidad espectral entre las categorías de bosque y área quemada.

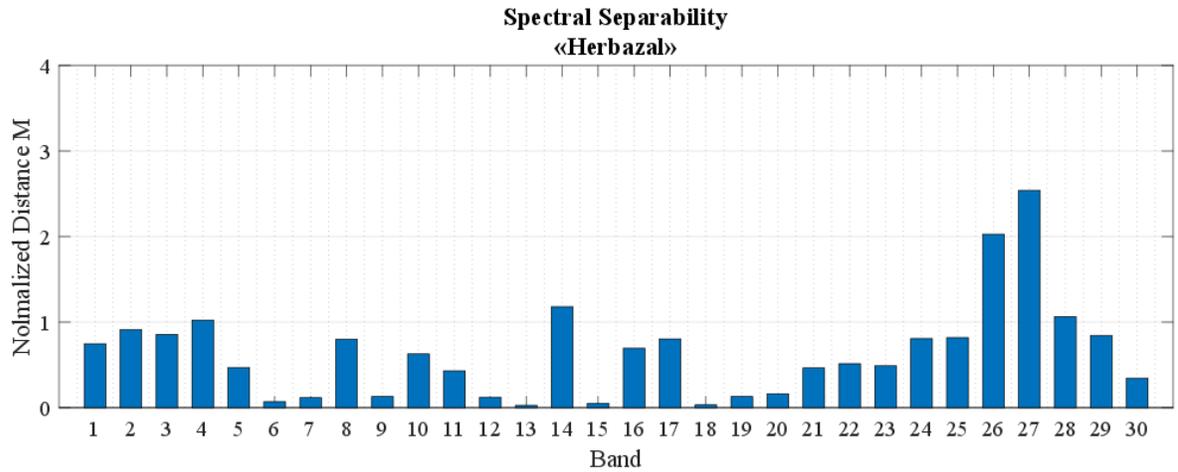


Figura 53. Separabilidad espectral entre las categorías de herbazal y área quemada.

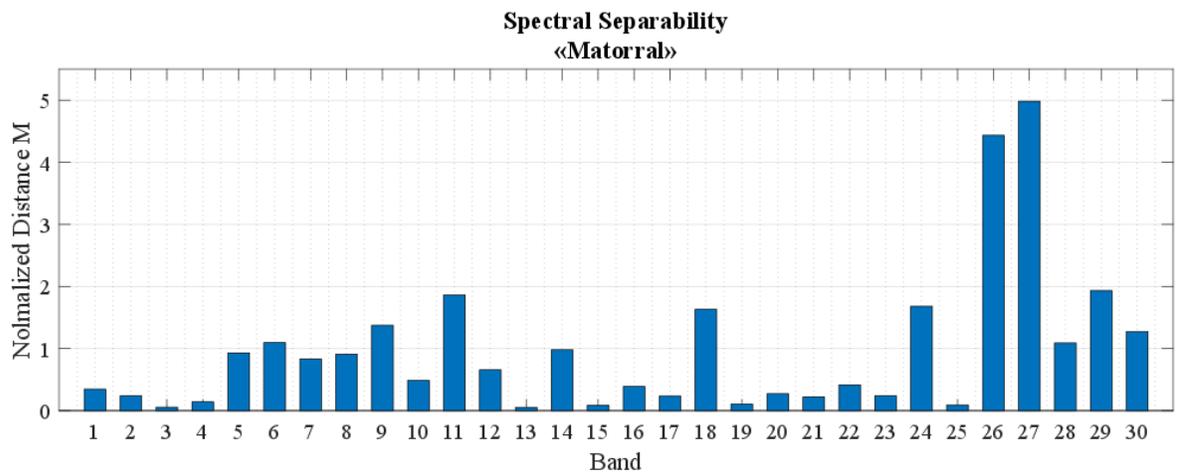


Figura 54. Separabilidad espectral entre las categorías de matorral y área quemada.

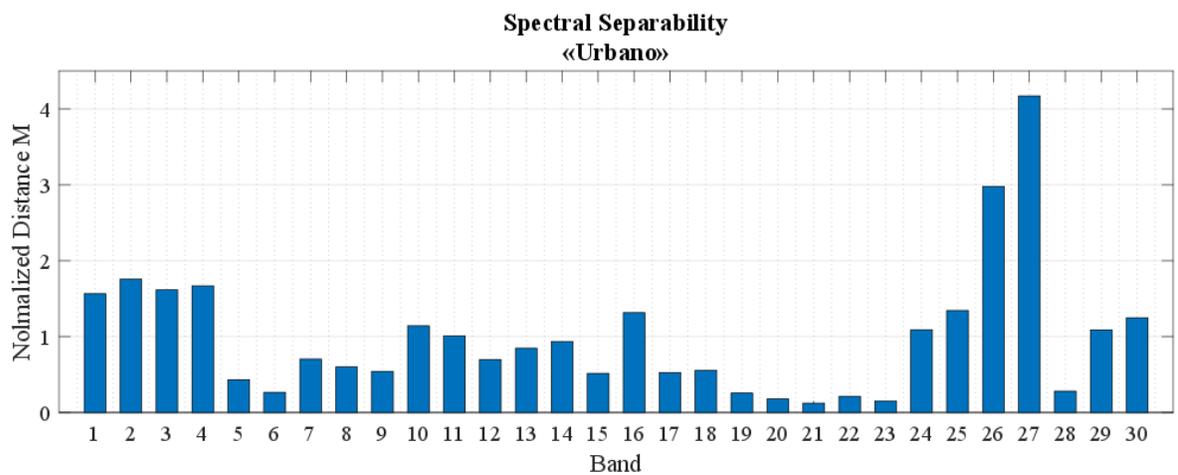


Figura 55. Separabilidad espectral entre las categorías de área urbana y área quemada.

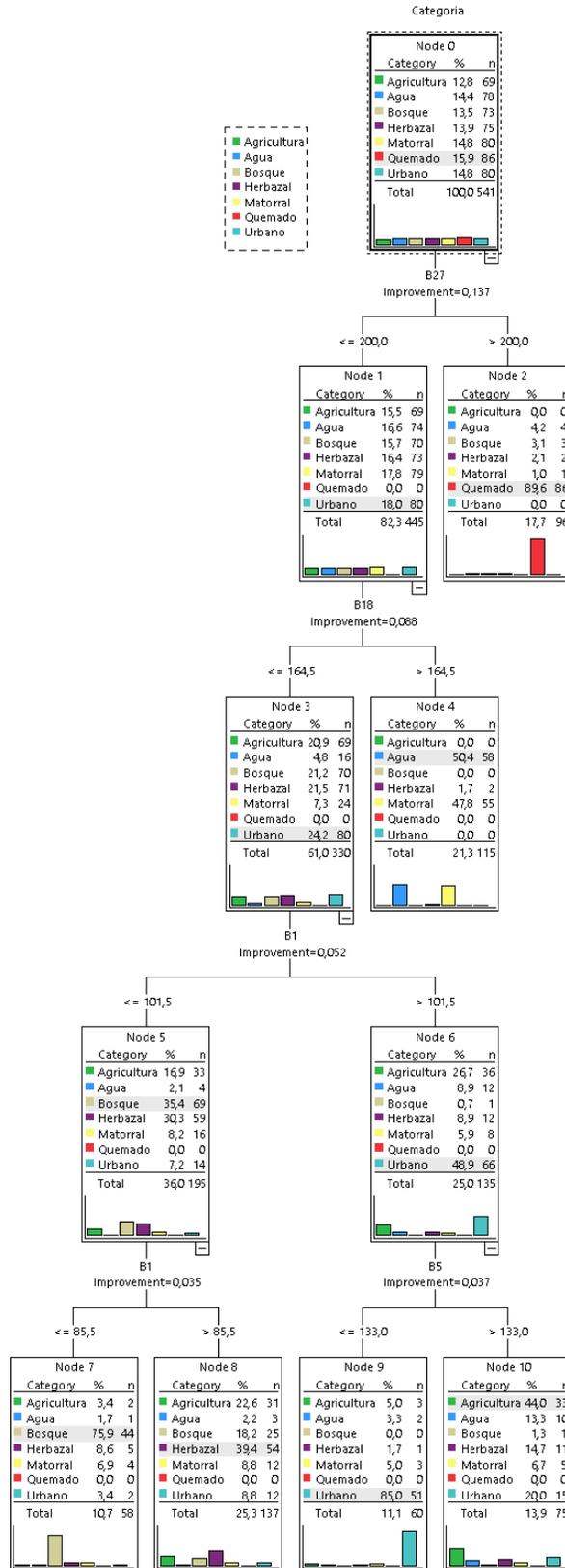


Figura 56. CART

INVENTARIO Y ANÁLISIS DE ÁREAS QUEMADAS PARA LA TEMPORADA 2011 DE LA CUENCA PACÍFICO NORTE, MÉXICO. A TRAVÉS DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

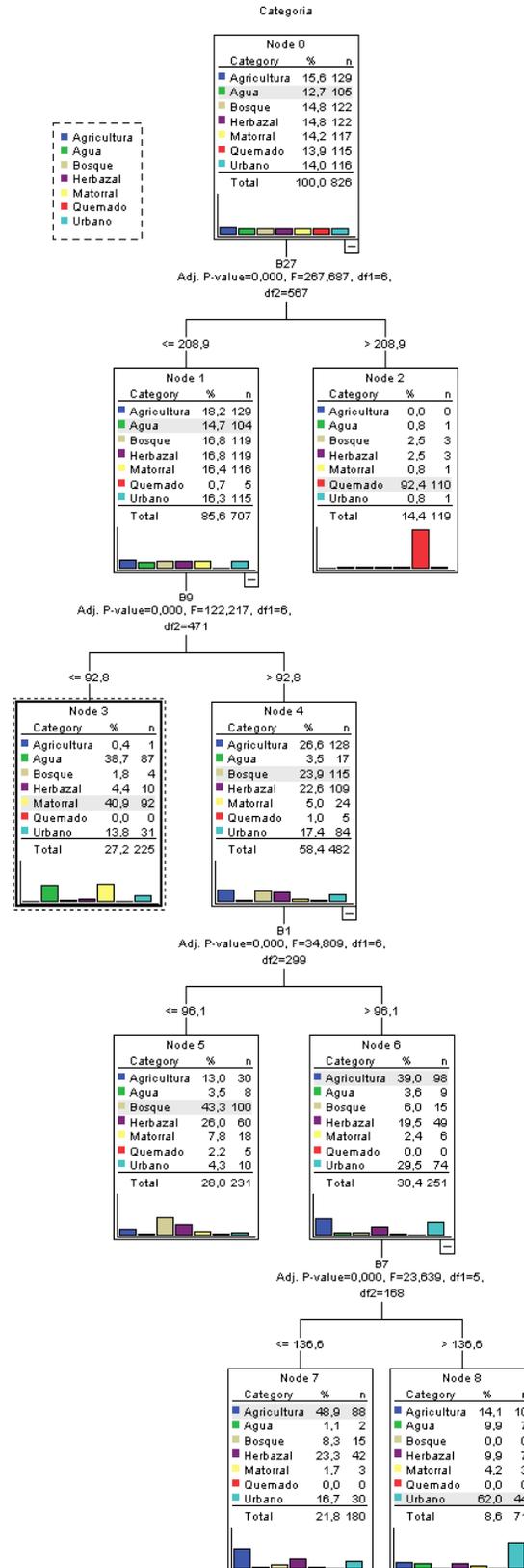


Figura 57. QUEST.

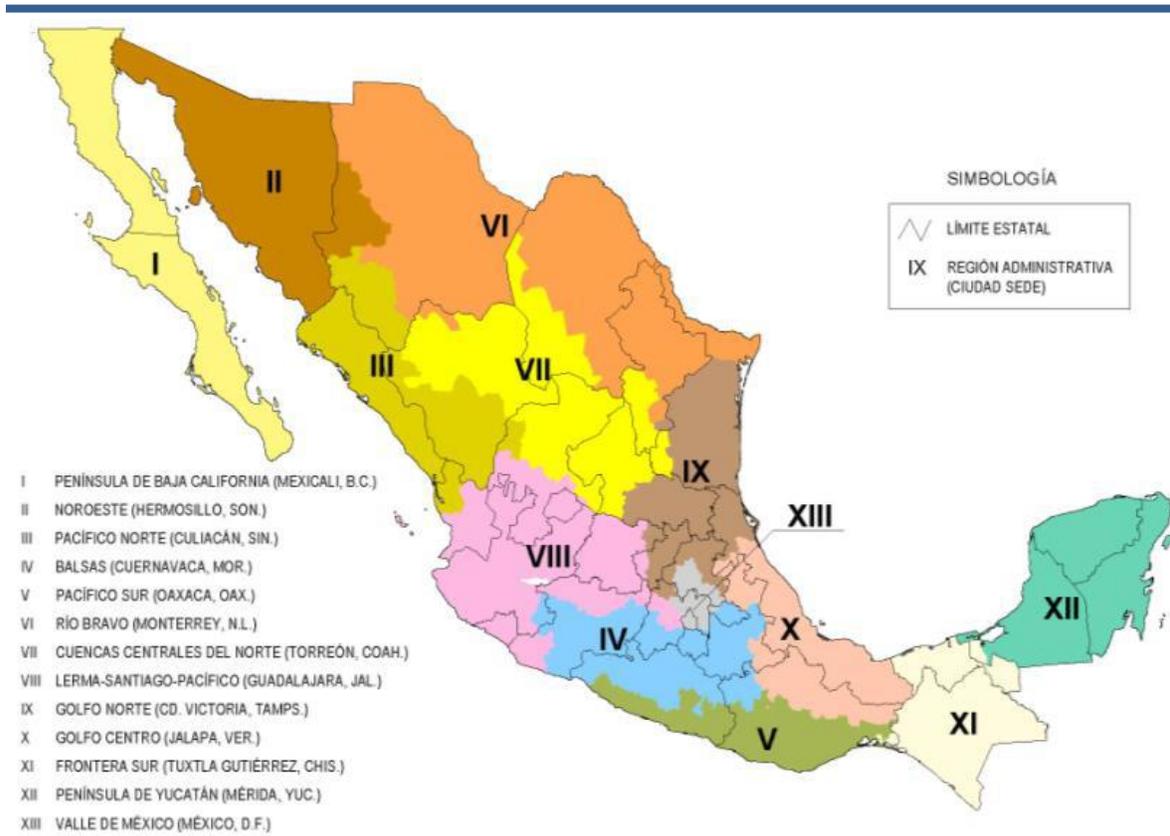


Figura 58. Regiones Hidrológico Administrativas de la CONAGUA.