



ACTA DE EVALUACIÓN DE LA TESIS DOCTORAL

Año académico 2016/17

DOCTORANDO: ARIZA PASTRANA, ALEXANDER

PROGRAMA DE DOCTORADO: D444 TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN GEOGRÁFICA
DEPARTAMENTO DE: GEOLOGÍA, GEOGRAFÍA Y MEDIO AMBIENTE
TITULACIÓN DE DOCTOR EN: DOCTOR/A POR LA UNIVERSIDAD DE ALCALÁ

En el día de hoy 21/09/17, reunido el tribunal de evaluación nombrado por la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado y Doctorado de la Universidad y constituido por los miembros que suscriben la presente Acta, el aspirante defendió su Tesis Doctoral, elaborada bajo la dirección de FRANCISCO JAVIER SALAS REY // SILVIA MERINO DE MIGUEL.

Sobre el siguiente tema: ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS EN LA ESTRUCTURA DEL PAISAJE POR INCENDIOS FORESTALES MEDIANTE TELEDETECCIÓN

Finalizada la defensa y discusión de la tesis, el tribunal acordó otorgar la CALIFICACIÓN GLOBAL² de (no apto, aprobado, notable y sobresaliente): SOBRESALIENTE

Alcalá de Henares, 21 de SEPTIEMBRE de 2017

EL PRESIDENTE

[Signature of Alicia Palacios Orueta]
Fdo.: ALICIA PALACIOS ORUETA

EL SECRETARIO

[Signature of Inmaculada Aguado Suarez]
Fdo.: INMACULADA AGUADO SUAREZ

EL VOCAL

[Signature of Javier Martínez Vega]
Fdo.: JAVIER MARTÍNEZ VEGA

Con fecha 4 de octubre de 2017 la Comisión Delegada de la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado, a la vista de los votos emitidos de manera anónima por el tribunal que ha juzgado la tesis, resuelve:

- [X] Conceder la Mención de "Cum Laude"
[ ] No conceder la Mención de "Cum Laude"

[Signature of Alexander Ariza Pastрана]
FIRMA DEL ALUMNO,

La Secretaria de la Comisión Delegada

[Signature of Secretary]

Fdo.: ALEXANDER ARIZA PASTRANA

² La calificación podrá ser "no apto" "aprobado" "notable" y "sobresaliente". El tribunal podrá otorgar la mención de "cum laude" si la calificación global es de sobresaliente y se emite en tal sentido el voto secreto positivo por unanimidad.

INCIDENCIAS / OBSERVACIONES:

SIN INCIDENCIAS





Universidad  
de Alcalá

COMISIÓN DE ESTUDIOS OFICIALES  
DE POSGRADO Y DOCTORADO

En aplicación del art. 14.7 del RD. 99/2011 y el art. 14 del Reglamento de Elaboración, Autorización y Defensa de la Tesis Doctoral, la Comisión Delegada de la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado y Doctorado, en sesión pública de fecha 4 de octubre, procedió al escrutinio de los votos emitidos por los miembros del tribunal de la tesis defendida por ARIZA PASTRANA, ALEXANDER, el día 21 de septiembre de 2017, titulada *ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS EN LA ESTRUCTURA DEL PAISAJE POR INCENDIOS FORESTALES MEDIANTE TELEDETECCIÓN*, para determinar, si a la misma, se le concede la mención "cum laude", arrojando como resultado el voto favorable de todos los miembros del tribunal.

Por lo tanto, la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado **resuelve otorgar** a dicha tesis la

***MENCIÓN "CUM LAUDE"***

Alcalá de Henares, 10 de octubre de 2017  
EL PRESIDENTE DE LA COMISIÓN DE ESTUDIOS  
OFICIALES DE POSGRADO Y DOCTORADO



Juan Ramón Velasco Pérez

**Copia por e-mail a:**

Doctorando: ARIZA PASTRANA, ALEXANDER

Secretario del Tribunal: INMACULADA AGUADO SUÁREZ.

Directores de Tesis: FRANCISCO JAVIER SALAS REY // SILVIA MERINO DE MIGUEL



Universidad  
de Alcalá

ESCUELA DE DOCTORADO  
Servicio de Estudios Oficiales de  
Posgrado

DILIGENCIA DE DEPÓSITO DE TESIS.

Comprobado que el expediente académico de D./D<sup>a</sup> ALEXANDER ARIZA PASTRANA  
reúne los requisitos exigidos para la presentación de la Tesis, de acuerdo a la normativa vigente, y habiendo  
presentado la misma en formato:  soporte electrónico  impreso en papel, para el depósito de la  
misma, en el Servicio de Estudios Oficiales de Posgrado, con el n° de páginas: 265 se procede, con  
fecha de hoy a registrar el depósito de la tesis.

Alcalá de Henares a 3 de MAYO de 202017



Emilia Rivero Antúnez

Fdo. El Funcionario



Universidad  
de Alcalá

DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA, GEOGRAFÍA Y MEDIO AMBIENTE  
Programa de Doctorado en Cartografía, SIG y Teledetección

**ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS EN LA  
ESTRUCTURA DEL PAISAJE POR INCENDIOS  
FORESTALES MEDIANTE TELEDETECCIÓN**

TESIS DOCTORAL

**Alexander Ariza Pastrana**

Alcalá de Henares, 2017



Universidad  
de Alcalá

DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA, GEOGRAFÍA Y MEDIO AMBIENTE

**ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS EN LA  
ESTRUCTURA DEL PAISAJE POR  
INCENDIOS FORESTALES MEDIANTE  
TELEDETECCIÓN**

Tesis Doctoral presentada por:

**Alexander Ariza Pastrana**

Bajo la Dirección de:

**Dr. Javier Salas Rey**  
**Dra. Silvia Merino de Miguel**

Programa de Doctorado en Cartografía, SIG y Teledetección

Alcalá de Henares, 2017







Universidad  
de Alcalá

DEPARTAMENTO DE GEOLOGIA, GEOGRAFÍA Y  
MEDIO AMBIENTE

C/ Colegios, 2  
28801 Alcalá de Henares (Madrid)  
Teléfonos: 91 885 44 29  
Fax: 91 885 44 39  
e-mail: [dep419@uah.es](mailto:dep419@uah.es)

Francisco Javier Salas Rey, Profesor Titular de la Universidad de Alcalá, y Silvia Merino de Miguel, Profesora Titular de Escuela de la Universidad Politécnica de Madrid, como directores de la tesis doctoral,

Informan que el texto adjunto corresponde a la Tesis Doctoral de D. Alexander Ariza Pastrana, cuyo título es "Análisis de los cambios en la estructura del paisaje por incendios forestales mediante teledetección".

La tesis reúne las características adecuadas para su exposición y defensa pública: rigor científico, aportaciones novedosas y aplicación adecuada de la metodología. Por tales motivos damos nuestro visto bueno para que se proceda al depósito y registro de esta Tesis Doctoral.

Alcalá de Henares, 26 de abril de 2017



Fdo.: Francisco Javier Salas Rey



Fdo.: Silvia Merino de Miguel



Universidad  
de Alcalá

DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA, GEOGRAFÍA Y  
MEDIO AMBIENTE

C/ Colegios, 2  
28801 Alcalá de Henares (Madrid)  
Teléfonos: 91 885 44 29  
Fax: 91 885 44 39  
e-mail: [dep419@uah.es](mailto:dep419@uah.es)

**Francisco Javier Salas Rey**, Director del Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente de la Universidad de Alcalá, en representación de su Consejo de Departamento,

HACE CONSTAR

Que la Tesis Doctoral titulada “Análisis de los cambios en la estructura del paisaje por incendios forestales mediante teledetección”, realizada por D. **Alexander Ariza Pastrana**, reúne las características adecuadas para su exposición y defensa pública: rigor científico, aportaciones novedosas y aplicación adecuada de la metodología. Por tales motivos doy mi conformidad para que se proceda al depósito y registro de esta Tesis Doctoral.

Alcalá de Henares, 7 de abril de 2017



Francisco Javier Salas Rey  
Director del Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente

*A mi madre y todos aquellos que hicieron posible este gran logro.*

*Darek A.J.*

*“La tierra es el lugar más bello para nuestros ojos que cualquier otro que conozcamos, pero esa belleza ha sido esculpida por el cambio, el cambio suave, casi imperceptible, y el cambio repentino y violento. En el Cosmos no hay lugar que esté a salvo del cambio”*

*Carl E. Sagan*

## AGRADECIMIENTOS

*En primer lugar quisiera agradecer a mis directores de tesis, Javier Salas Rey y Silvia Merino de Miguel por ofrecerme la oportunidad de realizar este trabajo, por su ánimo, confianza y guía constante a lo largo de todo el proceso. Por sus valiosos y relevantes comentarios y sugerencias durante el desarrollo de esta investigación.*

*Un agradecimiento especial va dirigido a los profesores Alicia Palacios, por animarme a seguir trabajando en esta tesis y sobre todo por permitirme conocer a Silvia que más que una tutora fue una gran amiga, así como a los profesores Emilio Chuvieco e Inmaculada Aguado por brindarme la oportunidad de exponer mis ideas, y sobre todo a mis compañeros del grupo de investigación del departamento de Geografía de la Universidad de Alcalá, por su amistad y apoyo moral en esta última fase. Gracias a todos y cada uno de estos nuevos amigos, su ánimo fue mi motivación.*

*De igual forma quiero agradecer de manera especial a Ángela De Santis, por su valiosa colaboración, por estar siempre dispuesta a ayudarme y por compartir su experiencia e investigación. Al profesor Dr. César López Leiva, de la UD de Botánica de la Escuela Universitaria de Ingeniería Técnica Forestal de la Universidad Politécnica de Madrid, por su aportación al conocimiento de las zonas de estudio. Así como a las Consejerías de Agricultura, Medio Ambiente y Desarrollo Rural de Castilla la Mancha y la Comunidad de Madrid, y en especial el jefe de sección técnica - Teresa López de Diego, por su amabilidad y aportación de información base en este trabajo.*

*De manera personal, deseo expresar todo mi agradecimiento a mi familia, por su apoyo incondicional a lo largo de este trayecto. Pero en especial a mi madre Beatriz Ariza Pastrana por estar siempre a mi lado a pesar de la distancia, por su apoyo incondicional, por su fe inquebrantable y compañía espiritual en cada momento, sin la cual nada de esto hubiera sido posible.*

*Por último, también me gustaría agradecer a mis amigos, compañeros y a todos aquellos que aun no siendo nombrados han influido en cada momento en la consecución de este gran logro, que de uno u otro modo, son parte de esta meta, a todos ellos mil gracias, pero sobre todo gracias por permitirme ser mejor persona.*



## CONTENIDO

<b>RESUMEN .....</b>	<b>1</b>
<b>CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>5</b>
<b>1.1 El papel de los incendios en la dinámica del paisaje.....</b>	<b>5</b>
1.1.1 Efecto del fuego sobre el paisaje .....	8
1.1.2 Efecto del paisaje sobre el fuego .....	12
<b>1.2 La severidad de los incendios forestales.....</b>	<b>13</b>
1.2.1 La severidad y su efecto sobre el paisaje.....	17
1.2.2 Medidas de la severidad en campo .....	20
<b>1.3 Uso de la teledetección en incendios forestales.....</b>	<b>25</b>
1.3.1 Cartografía de áreas quemadas .....	29
1.3.2 Estimación de la severidad .....	34
1.3.3 Índices espectrales de severidad.....	38
<b>1.4 Teledetección, estructura del paisaje e incendios forestales.....</b>	<b>46</b>
1.4.1 Métricas sobre variables continuas.....	52
1.4.2 Métricas sobre variables nominales.....	55
1.4.3 Modelación tridimensional de patrón espacial del paisaje .....	61
<b>CAPITULO 2. OBJETIVOS .....</b>	<b>67</b>
<b>CAPITULO 3. ZONA DE ESTUDIO .....</b>	<b>70</b>
<b>3.1 Incendio forestal del pantano de San Juan (Madrid) de 2003 .....</b>	<b>70</b>
<b>3.2 Incendio forestal de Riba de Saelices (Guadalajara) de 2005.....</b>	<b>78</b>
<b>CAPITULO 4. METODOLOGÍA.....</b>	<b>87</b>
<b>4.1 Datos de campo .....</b>	<b>91</b>
4.1.1 Índice compuesto de área quemada ( <i>Composite Burned Index -CBI-</i> ) .....	91
4.1.2 GeoCBI: Geometrically structured Composite Burn Index .....	99
4.1.3 Conversión del CBI a GEOCBI.....	103
4.1.4 Niveles de severidad a partir del GeoCBI .....	106
<b>4.2 Imágenes de satélite .....</b>	<b>107</b>
4.2.1 Selección y adquisición de imágenes .....	107
4.2.2 Corrección de imágenes.....	112
4.2.3 Cálculo de índices espectrales .....	116
<b>4.3 Cartografía de severidad.....</b>	<b>118</b>
4.3.1 Selección y valoración de índices espectrales .....	119
4.3.2 Método de regresión lineal .....	121
4.3.3 Método de clasificación bayesiano.....	123
4.3.4 Validación .....	127
<b>4.4 Caracterización de la estructura del paisaje .....</b>	<b>129</b>
4.4.1 Variables continuas.....	130
4.4.2 Variables categóricas .....	133
4.4.3 Medición de la complejidad espacial (Dimensión fractal) .....	135
4.4.4 Reducción de la dimensión (Modelo de O'Neill).....	136
<b>4.5 Análisis espacio-temporal de la severidad .....</b>	<b>140</b>
4.5.1 Modelo de estructura espacial del paisaje (Modelo MEEP).....	141
4.5.2 Evaluación de la severidad a través del modelo de MEEP.....	144
4.5.3 Intervalos de evaluación temporal.....	146
<b>CAPITULO 5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>149</b>
<b>5.1 Estimación de la severidad en campo (CBI, GeoCBI).....</b>	<b>149</b>
5.1.1 Incendio del pantano de San Juan (Madrid - 2003).....	149
5.1.2 Incendio de Riba de Saelices (Guadalajara - 2005).....	157



<b>5.2</b>	<b>Valoración de índices espectrales de severidad .....</b>	<b>160</b>
<b>5.3</b>	<b>Cartografía de severidad .....</b>	<b>165</b>
5.3.1	Cartografía de severidad por regresión lineal en Madrid .....	165
5.3.2	Cartografía de severidad por regresión lineal en Guadalajara .....	167
5.3.3	Clasificación bayesiana de severidad en Madrid .....	169
5.3.4	Clasificación bayesiana de severidad en Guadalajara .....	171
5.3.5	Validación .....	173
<b>5.4</b>	<b>Caracterización de la estructura del paisaje .....</b>	<b>176</b>
5.4.1	Análisis de series temporales del índice espectral NBR .....	176
5.4.2	Caracterización sobre variables continuas a través de la GLMC .....	182
5.4.3	Caracterización sobre variables categóricas .....	192
5.4.4	Complejidad espacial y dimensión fractal .....	197
5.4.5	Reducción de la dimensión mediante el modelo de O'Neill .....	201
<b>5.5</b>	<b>Análisis espacio-temporal de la estructura del paisaje en relación a la severidad mediante el modelo MEEP .....</b>	<b>208</b>
5.5.1	Aplicación del modelo MEEP .....	208
5.5.2	Análisis en relación a la severidad .....	212
5.5.3	Comparación mediante el modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara .....	218
<b>CAPITULO 6. CONCLUSIONES .....</b>		<b>226</b>
<b>CAPITULO 7. REFERENCIAS .....</b>		<b>230</b>
<b>ANEXOS.....</b>		<b>255</b>

## LISTADO DE FIGURAS

Figura 1. Detección global de incendios por el sensor MODIS entre el 10 y el 19 de mayo de 2016.....	6
Figura 2. Efecto del fuego como regulador del paisaje. ....	7
Figura 3. Factores del fuego en diferentes escalas de espacio y tiempo. ....	11
Figura 4. Modelo conceptual de escenarios de evaluación de severidad. ....	15
Figura 5. Factores en incendios que intervienen en la estructura del paisaje.....	19
Figura 6. Ejemplos de niveles de severidad observados en el campo a través del CBI. ....	24
Figura 7. Proyecto FIRMS para la detección de focos activos a partir de imágenes MODIS.....	28
Figura 8. Firmas espectrales de vegetación carbonizada, verde, no fotosintética, sustrato y sombra, frente a los anchos de banda del sensor (TM) y MODIS/ASTER (MASTER).....	39
Figura 9. Estudios de ecología del paisaje mediante teledetección, entre 1991 y 2009 (superior), y entre 2010 y 2017 (inferior).....	49
Figura 10. Estudios de ecología del paisaje mediante teledetección, según el tipo de sensor.....	49
Figura 11. Estructuras espaciales del paisaje caracterizado en índices NDVI sobre imágenes SPOT HRV. (a) Tierras de cultivo, (b) Bosques naturales. ....	50
Figura 12. Ilustración de la complejidad espacio-temporal en análisis 3D: (Izquierda) capas de mosaicos espaciales a través del tiempo. (Derecha) Matriz de datos 3D, en compuestos de “blobs”. ....	62
Figura 13. Modelo de patrón espacial tridimensional de paisaje para tres regiones del sureste de Estados Unidos.....	64
Figura 14. Localización general de las áreas de estudio.....	70
Figura 15. Localización del área incendiada del pantano de San Juan (Madrid).....	71
Figura 16. Climodiagrama de Walter-Lieth elaborados a partir de los datos medios mensuales en la zona del pantano de San Juan-Madrid.....	72
Figura 17. Mapa de ocupación del suelo CLC 2000 Pantano de San Juan.....	75
Figura 18. Plan de manejo – Rodales de repoblación (Madrid).....	77
Figura 19. Localización del área de estudio en el área incendiada en Riba de Saelices (Guadalajara).....	78
Figura 20. Climodiagrama de Walter-Lieth elaborados a partir de los datos medios mensuales en la zona de Riba de Saelices-Guadalajara.....	80
Figura 21. Mapa de ocupación del suelo CLC 2000 Pantano de San Juan.....	83
Figura 22. Áreas de manejo – Rodales de intervención Riba de Saelices (Guadalajara).....	84
Figura 23. Flujo de trabajo metodológico utilizado en este estudio.....	87
Figura 24. Estructura jerárquica de evaluación del CBI.....	92
Figura 25. Parcelas CBI de medición en campo. ....	94
Figura 26. Incendio del pantano de San Juan. Izquierda: código de identificación de parcelas, a la derecha: centro de la parcela PE.EJ.41.....	94
Figura 27. Geo-posicionamiento de las parcelas de muestreo en campo.....	97
Figura 28. Representación de 3 diferentes factores de cobertura vegetal FOCV para el total de la parcela.....	100
Figura 29. Evaluación de una parcela no afectada en el incendio del pantano de San Juan – Madrid.....	104
Figura 30. Estimación del porcentaje de cambio en la parcela 20 del incendio de Madrid.....	105
Figura 31. Escenas Landsat-TM en las que se incluyen las zonas de estudio.....	107
Figura 32. Imagen Landsat TM del 2011 en la zona del incendio del pantano de San Juan. Madrid (RGB: 3, 2, 1), Izquierda: escena original, a la derecha: después de la eliminación de neblina y sombras.....	116
Figura 33. Modelo de evaluación temporal de la severidad. (Izquierda) Incendio en el Pantano de San Juan - Madrid, (derecha) Incendio en Ribas de Saelices - Guadalajara.....	119
Figura 34. Modelo de regresión lineal aplicado entre el índice espectral de severidad (RBR) como medida de severidad BSI o “Burn Severity Index” y una medida obtenida en campo PFE o “Post Fire Effects” equivalente al GeoCBI.....	122
Figura 35. Dispersión entre dos clases de entrenamiento (derecha) y distribución de la densidad de probabilidad (derecha) en un clasificador bayesiano.....	125
Figura 36. Diagrama metodológico del clasificador bayesiano.....	126
Figura 37. Metodología aplicada en la evaluación de estructura del paisaje.....	130



<i>Figura 38. Los 8 vecinos del píxel de referencia <math>X_i, j</math> de acuerdo al ángulo <math>\theta</math> utilizado en el cálculo de la matriz de co-ocurrencia para una distancia <math>\delta=1</math>, sobre una ventana de <math>3 \times 3</math>.</i>	131
<i>Figura 39. Reclasificación del NBR para la zona de Guadalajara.</i>	133
<i>Figura 40. Una representación tridimensional de los cambios espacio-temporales de urbanizaciones en Phoenix y Las Vegas, (EEUU).</i>	137
<i>Figura 41. Representación del análisis de concordancia entre el modelo de O'Neill y el modelo MEEP.</i>	143
<i>Figura 42. Representación tridimensional del modelo de dinámica espacial de paisaje MEEP.</i>	144
<i>Figura 43. Localización de las parcelas de campo de CBI (transformadas a GeoCBI) para la zona de Madrid</i>	149
<i>Figura 44. Diferencias del CBI entre los distintos estratos evaluados en el incendio del Pantano de San Juan</i>	150
<i>Figura 45. Parcela quemada parcialmente PE-PE-06 - Madrid.</i>	151
<i>Figura 46. Diagrama de dispersión entre el CBI y GeoCBI.</i>	152
<i>Figura 47. Comparación de los valores CBI y GeoCBI.</i>	153
<i>Figura 48. Parcelas de izquierda a derecha: PE-PE-33, PE-E-44 y PE-PE-40.</i>	153
<i>Figura 49. Distribución de frecuencias del GeoCBI para la zona de Madrid.</i>	154
<i>Figura 50. Distribución del GeoCBI por nivel de severidad (izquierda) y tipo de cobertura (derecha). E=Encina, EJ=Encina-Jara, EP=Encina-Pino, EROo=Encina-Romero, JP=Jara-Pino, P=Pino, PE=Pino-Encina, PJ=Pino-Jara, Pre=Pino-Retama.</i>	156
<i>Figura 51. Localización de las parcelas de campo de GeoCBI para la zona de Guadalajara.</i>	158
<i>Figura 52. Distribución de frecuencias del GeoCBI para la zona de Riba de Saelices</i>	159
<i>Figura 53. Distribución de del GeoCBI por nivel de severidad y tipo de cobertura (Riba de Saelices). PR=Pino Rodeno, RM=Roble Melojo, SA=Sabina Albar y AG=Áreas de Agricultura.</i>	159
<i>Figura 54. Firmas espectrales para los 4 niveles de severidades obtenidas a partir de imágenes Landsat TM post-incendio de Madrid (superior) y Guadalajara (inferior)</i>	163
<i>Figura 55. Separabilidad espectral de cada índice por nivel de severidad.</i>	165
<i>Figura 56. Diagrama de dispersión entre el GeoCBI y RBR (izquierda). Prueba de normalidad Q-Q para el RBR (derecha).</i>	166
<i>Figura 57. Mapa de severidad derivado a partir del modelo de regresión lineal entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el Pantano de San Juan (Madrid).</i>	167
<i>Figura 58. Diagrama de dispersión entre el GeoCBI y RBR (izquierda). Prueba de normalidad Q-Q para el RBR (derecha).</i>	168
<i>Figura 59. Mapa de severidad derivado a partir del modelo de regresión lineal entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i>	169
<i>Figura 60. Distribución del GeoCBI por nivel de severidad en las áreas de entrenamiento (Madrid).</i>	170
<i>Figura 61. Mapa de severidad a partir del modelo Bayesiano entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Pantano de San Juan (Madrid).</i>	171
<i>Figura 62. Distribución de del GeoCBI por nivel de severidad en los áreas de entrenamiento ROI's (Guadalajara).</i>	172
<i>Figura 63. Mapa de severidad a partir del modelo Bayesiano entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i>	173
<i>Figura 64. Serie temporal del índice espectral NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i>	177
<i>Figura 65. Evolución temporal de los valores medios del NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i>	178
<i>Figura 66. Análisis de la serie temporal del NBR en el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i>	179
<i>Figura 67. Serie temporal del índice espectral NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i>	180
<i>Figura 68. Evolución temporal de los valores medios serie temporal del NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i>	181
<i>Figura 69. Análisis de la serie temporal del NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i>	182
<i>Figura 70. Serie temporal de las métricas de textura de homogeneidad, contraste, disimilitud y media extraídas de la GLCM para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i>	186
<i>Figura 71. Serie temporal de las métricas de textura de desviación estándar, entropía, segundo momento angular y correlación extraídas de la GLCM para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i>	187

<i>Figura 72. Serie temporal de las métricas de textura de homogeneidad, contraste, disimilitud y media extraídas de la GLCM para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i> .....	189
<i>Figura 73. Serie temporal de las métricas de textura de desviación estándar, entropía, segundo momento angular y correlación extraídas de la GLCM para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i> .....	190
<i>Figura 74. Reclasificación del índice espectral NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i> .....	192
<i>Figura 75. Reclasificación del índice espectral NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).</i> .....	193
<i>Figura 76. Gráficos de sedimentación de los componentes principales para Madrid (izquierda) y Guadalajara (derecha).</i> .....	194
<i>Figura 77. Imágenes en pseudocolor de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR para la zona del incendio del Pantano de San Juan -Madrid</i> .....	198
<i>Figura 78. Valor medio de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR entre el 2002 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan (Madrid).</i> .....	199
<i>Figura 79. Imágenes en pseudocolor de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR para la zona del incendio de Riba de Saelices -Guadalajara.</i> .....	200
<i>Figura 80. Valor medio de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR entre el 2002 y el 2016 para la zona del incendio de Riba de Saelices –Guadalajara.</i> .....	201
<i>Figura 81. Variación de las métricas del modelo de O’Neill observadas a partir del índice NBR entre el 2003 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan – Madrid.</i> .....	203
<i>Figura 82. Variación de las métricas del modelo de O’Neill observadas a partir del índice NBR entre el 2003 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan - Madrid.</i> .....	204
<i>Figura 83. Comparación entre las métricas continuas y categóricas empleadas en el modelo de O’Neill a partir NBR para la zona del incendio del pantano de San Juan – Madrid.</i> .....	206
<i>Figura 84. Comparación entre las métricas continuas y categóricas empleadas en el modelo de O’Neill a partir NBR para la zona del incendio de Riba de Saelices – Guadalajara.</i> .....	207
<i>Figura 85. Aplicación del modelo MEEP sobre los tres escenarios de evaluación en la zona de Madrid, de izquierda a derecha (pre y post-incendio, recuperación a corto plazo y estado actual, en donde la flecha punteada indica el valor de magnitud Z).</i> .....	210
<i>Figura 86. Aplicación del modelo MEEP sobre los tres escenarios de evaluación en la zona de Guadalajara, de izquierda a derecha (pre y post-incendio, recuperación a corto plazo y estado actual, en donde la flecha punteada indica el valor de magnitud Z).</i> .....	211
<i>Figura 87. Evaluación del nivel de severidad a través del modelo MEEP para Madrid.</i> .....	214
<i>Figura 88. Evaluación del nivel de severidad a través del modelo MEEP para Guadalajara</i> .....	217
<i>Figura 89. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario pre y post incendio.</i> .....	218
<i>Figura 90. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario pre y post-incendio</i> .....	219
<i>Figura 91. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario de recuperación a corto plazo.</i> .....	221
<i>Figura 92. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario de recuperación de corto plazo.</i> .....	222
<i>Figura 93. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario medio plazo o estado actual.</i> .....	223
<i>Figura 94. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario medio plazo o estado actual.</i> .....	224



## LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Niveles de severidad del fuego propuesta por Ryan y Noste (1985).....	21
Tabla 2. Efectos inmediatos post-incendio (PFE) medidos en el campo.....	22
Tabla 3. Uso de la teledetección en la gestión y evaluación de los incendios forestales.....	26
Tabla 4. Principales productos de áreas quemadas.....	31
Tabla 5. Resumen de los principales estudios basados en datos de teledetección para la de severidad.....	45
Tabla 6. Resumen de las principales métricas sobre variables continuas.....	53
Tabla 7. Resumen de las principales métricas sobre variables nominales.....	57
Tabla 8. Vegetación potencial presente en el Pantano de San Juan.....	74
Tabla 9. Vegetación potencial presente en Riba de Saelices.....	82
Tabla 10. Criterios de evaluación del índice compuesto de severidad CBI, (formulario de campo).....	95
Tabla 11. Calificación del índice compuesto de severidad CBI, obtenido a partir de medidas en campo en el incendio del pantano de San Juan.....	98
Tabla 12. Estructura jerárquica del GeoCBI.....	101
Tabla 13. Nueva versión del formulario de campo propuesto para la estimación de la severidad en campo o GeoCBI.....	102
Tabla 14. Calificación del índice compuesto de severidad GeoCBI, obtenido a partir de medidas en campo en el incendio de Riba de Saelices.....	103
Tabla 15. Datos auxiliares evaluados en el incendio de Madrid, empleados en el ajuste de CBI a GeoCBI.....	104
Tabla 16. Ajustes del CBI en los estratos donde los factores de NB, % LAI y FOCV intervienen.....	105
Tabla 17. Rangos de severidad empleados a través del GeoCBI.....	106
Tabla 18. Características de los sensores utilizados (banda, resolución espacial, nombre, resolución espectral).....	108
Tabla 19. Quicklook de las imágenes Landsat seleccionadas para el incendio del Pantano de San Juan.....	110
Tabla 20. Quicklook de las imágenes Landsat seleccionadas para el incendio de Riba de Saelices.....	111
Tabla 21. Informe de los valores de error residual obtenidos a partir de los metadatos de GCP.....	113
Tabla 22. Índices espectrales aplicados en la evaluación de la severidad del fuego.....	120
Tabla 23. Algoritmo de clasificación bayesiana sobre del RBR - Madrid.....	127
Tabla 24. Parámetros de precisión de clasificación.....	128
Tabla 25. Medidas de segundo orden calculadas a partir de la matriz co-ocurrencia.....	132
Tabla 26. Métricas de cuantificación de la estructura del paisaje.....	135
Tabla 27. Métricas para tres subregiones de Estados Unidos.....	139
Tabla 28. Calculo de distancias euclidianas de patrón espacial (Z) de O'Neill, en 3 paisajes de (EEUU).....	139
Tabla 29. Características tendenciales de los vectores de cambio.....	146
Tabla 30. Estadísticos descriptivos del CBI en la zona de Madrid.....	150
Tabla 31. Niveles de severidad clasificados mediante el índice GeoCBI.....	154
Tabla 32. Estadísticos descriptivos del GeoCBI en la zona de Madrid.....	155
Tabla 33. Estadísticos descriptivos de las cubiertas afectadas en el incendio de Madrid.....	156
Tabla 34. Estadísticos descriptivos del GeoCBI en la zona de Guadalajara.....	158
Tabla 35. Resultados de la valoración de los índices espectrales de severidad.....	161
Tabla 36. Tabla de coeficientes del modelo de regresión lineal para Madrid.....	166
Tabla 37. Tabla de coeficientes del modelo de regresión lineal para Guadalajara.....	168
Tabla 38. Estadísticos de las áreas de entrenamiento sobre del RBR - Madrid.....	170
Tabla 39. Estadísticos de las áreas de entrenamiento sobre del RBR - Guadalajara.....	172
Tabla 40. Matriz de confusión para el modelo de regresión lineal en Madrid.....	174
Tabla 41. Matriz de confusión para el modelo de regresión lineal en Guadalajara.....	175
Tabla 42. Matriz de confusión para el modelo bayesiano en Madrid.....	175
Tabla 43. Matriz de confusión para el modelo bayesiano en Guadalajara.....	176
Tabla 44. Variabilidad del NBR en Madrid.....	179
Tabla 45. Medidas de textura extraídas de la matriz de co-ocurrencia (GLMC) para Madrid y Guadalajara.....	184
Tabla 46. Matriz de correlación de Pearson entre las métricas de textura de la GLCM.....	191



<i>Tabla 47. Métricas de paisaje para Madrid y Guadalajara.....</i>	<i>193</i>
<i>Tabla 48. Valores de los autovectores obtenidos para los dos primeros componentes principales en cada zona de estudio.....</i>	<i>195</i>
<i>Tabla 49. Valores de las métricas del modelo de reducción del paisaje de O'Neill.....</i>	<i>202</i>
<i>Tabla 50. Valores de correlación de Spearman entre las medidas de textura y las métricas del modelo de reducción de O'Neill .....</i>	<i>205</i>
<i>Tabla 51. Medidas de correlación del modelo de O'Neill sobre áreas intervenidas y no intervenidas .....</i>	<i>208</i>
<i>Tabla 52. Valores de las métricas resultantes de la aplicación del modelo MEEP para cada uno de los escenarios en Madrid .....</i>	<i>209</i>
<i>Tabla 53. Valores de las métricas resultantes de la aplicación del modelo MEEP para cada uno de los escenarios en Guadalajara.....</i>	<i>211</i>
<i>Tabla 54. Evaluación de las métricas con respecto a los periodos mediante la aplicación del modelo MEEP para Madrid.....</i>	<i>213</i>
<i>Tabla 55. Evaluación de las métricas con respecto a los periodos mediante la aplicación del modelo MEEP para Guadalajara.....</i>	<i>216</i>
<i>Tabla 56. Comparación de las métricas para ambos incendios para el escenario pre y pos-incendio.....</i>	<i>218</i>
<i>Tabla 57. Comparación de las métricas para ambos incendios en el escenario a corto plazo.....</i>	<i>220</i>
<i>Tabla 58. Comparación de las métricas para ambos incendios en el escenario medio plazo o estado actual....</i>	<i>222</i>

## RESUMEN

El fuego es uno de los factores ambientales de mayor influencia en la definición y desarrollo de los ecosistemas forestales. Los incendios forestales alteran los ecosistemas afectando su densidad, composición y estructura espacial. Dependiendo del grado y la intensidad del incendio la alteración puede ser considerada como leve, moderada o severa. El nivel de perturbación de un paisaje está muy relacionado con la intensidad y frecuencia de los incendios forestales.

El conocimiento del comportamiento del fuego es de vital importancia en la gestión forestal. El grado de severidad y la duración depende de muchos factores, como el clima, el tipo, humedad y disposición espacial del combustible, así como de las estrategias de gestión del fuego. La comprensión de cómo estos afectan a la duración de un fuego puede conducir a esfuerzos de supresión más eficaces, ya que esta información puede ser incorporada en los sistemas de apoyo de decisión utilizados por las agencias de gestión de incendios para ayudar a distribuir los recursos.

En este trabajo se analizan los cambios en la estructura y configuración del paisaje producidos como consecuencia de incendios forestales, basándose para ello en métricas de paisaje y técnicas de teledetección, mediante el uso de índices espectrales derivados de imágenes Landsat TM, ETM+ y OLI, con el fin de analizar los patrones espacio-temporales producidos por el fuego y más específicamente por la severidad del incendio.

Para ello, se evalúan diferentes técnicas de cartografía de severidad del incendio, la caracterización de la estructura del paisaje y los cambios espacio-temporales producidos en éste en función del nivel de severidad. Estos análisis se realizan a partir de mediciones realizadas en campo, que evalúan los efectos inmediatos post-incendio (*Post-Fire Effects - PFE-*), concretamente el Índice Compuesto de Severidad, CBI (Key y Benson, 2002) y su variante GeoCBI (De Santis y Chuvieco, 2009).

En primer lugar, se ha examinado la sensibilidad espectral y precisión de una serie de índices espectrales, como son el índice normalizado de vegetación NDVI, el índice normalizado de área quemada NBR, sus versiones diferenciadas o temporales dNDVI y dNBR, el índice relativizado de área quemada RdNBR y su versión modificada RBR, con el fin de evaluar los métodos de regresión lineal y clasificación bayesiana para la generación de cartografía de severidad.

Posteriormente, se realizó la caracterización de la estructura del paisaje de las zonas afectadas por los incendios, a partir de medidas de la estructura realizadas sobre imágenes de variables continuas y categóricas extraídas del índice espectral NBR (*Normalized Burn Ratio*) de cada uno de los años o periodos evaluados entre el 2002 y el 2016. Primero, se extrajeron las medidas de textura del paisaje mediante el uso de técnicas estadísticas de primer orden (media, desviación estándar, varianza) y segundo orden (segundo momento angular -SMA-, entropía, correlación) aplicadas a partir de la matriz de co-ocurrencia. A continuación, se realizó la caracterización y configuración espacial a partir de métricas de paisaje aplicadas sobre las imágenes reclasificadas del índice NBR, con el fin de evaluar y cuantificar los aspectos estructurales del paisaje en cada periodo.

Además, se midió la complejidad espacial del paisaje a través del índice de dimensión fractal (DF), tanto para variables de tipo continuo como categóricas. Esta medida de geometría es relevante, ya que permite cuantificar los cambios provocados por los incendios a través de la complejidad de las formas resultantes sobre el paisaje.

Dada la cantidad de métricas evaluadas, muchas de ellas redundantes entre sí, se propuso el empleo de un método de reducción de factores derivado de la teoría de la información planteada por Shannon y Weaver (1962), donde la diversidad paisajística es representada a partir de las medidas de dominancia, contagio y dimensión fractal (O'Neill *et al.*, 1996). Este modelo permitió reducir la dimensionalidad de los datos, resumiendo bajo un modelo tridimensional estas tres variables paisajísticas, lo que permitió visualizar los diferentes patrones espaciales del paisaje en cada periodo y zona de estudio.

Por último, se presenta un análisis espacio-temporal de la estructura del paisaje en relación al nivel de severidad del incendio, mediante la adaptación del modelo de estructura espacial de O'Neill (MEEP), aplicado sobre variables continuas extraídas directamente de las medidas de textura de homogeneidad, SMA y DF del índice espectral NBR, permitiendo caracterizar la estructura del paisaje en cada uno de los periodos del estudio, mediante la evaluación de los indicadores de magnitud, la velocidad de cambio y la tendencia espacial, derivados de este modelo.

Los resultados mostraron que el índice más idóneo para la clasificación de severidad de incendios es el RBR. En cuanto a los algoritmos de clasificación, el método bayesiano ofreció mejores resultados que la regresión lineal para la clasificación de severidad de incendios a partir de imágenes Landsat TM, ETM+ y OLI. Este algoritmo arrojó un Índice Kappa de 0.89,



con un buen balance entre los errores de comisión (26%) y omisión (26%). La efectividad de este método de clasificación depende de la calidad de la información obtenida en campo a través del índice GeoCBI utilizado como áreas de entrenamiento.

Por otra parte, los resultados ponen de manifiesto la fuerte relación existente entre los cambios ocurridos en la estructura del paisaje y los incendios forestales, presentando relaciones directas entre los grupos de las métricas asociadas a los valores de la uniformidad del paisaje causada por el efecto del fuego, tales como el segundo momento angular (SMA), la homogeneidad y la correlación, así como las métricas relacionadas con la heterogeneidad espacial explicadas a través de los valores de contraste, disimilitud y entropía.

Respecto a las métricas de paisaje sobre variables categóricas en los incendios de Riba de Saelices (Guadalajara) y el pantano de San Juan (Madrid), se presentó una mayor fragmentación del paisaje en los periodos post-incendio, dado el incremento en los índices de área (AREA\_MN). Dicha fragmentación estuvo acompañada de cambios en la forma/elongación de las teselas hacia formas más compactas y menos alargadas, evidenciada a través de una disminución del índice de forma (SHAPE\_MN), lo que indica una clara fragmentación que coincide con un aumento del valor medio de dimensión fractal (FRAC\_MN), es decir, con una mayor diversidad de formas en las teselas al final de los periodos de análisis.

Finalmente, los resultados sugieren que la implementación del nuevo Modelo de Estructura Espacial del Paisaje (MEEP), el cual se configura a partir de variables continuas extraídas de imágenes de índices espectrales, brinda un espacio de análisis donde es posible representar y cuantificar los cambios provocados en el paisaje por los incendios en diferentes áreas, ecosistemas y grados de severidad.

# **CAPITULO 1**

## **INTRODUCCIÓN**

---



## CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 El papel de los incendios en la dinámica del paisaje

Es indiscutible la importancia que conlleva el fenómeno de los incendios forestales, convirtiéndose en uno de los mayores problemas ecológicos de las últimas décadas, debido no solo al aumento significativo de su número, sino también de su severidad, intensidad, extensión, frecuencia o recurrencia. Este aumento se evidencia en términos globales, aunque España revela una tendencia descendente en la última década, debido en gran parte a la gestión estatal (ICONA, 2013). Sin embargo, en muchos casos, dicho fenómeno supera tanto a los medios de extinción disponibles (reacción), como a la capacidad del ecosistema para recuperarse (resiliencia), lo cual determina en gran medida la variabilidad espacial y temporal de los paisajes (Díaz-Delgado y Pons, 2003; Viedma *et al.*, 2015).

A pesar de la magnitud de estas perturbaciones y de los cambios potenciales en los ecosistemas, es relativamente poca la atención prestada sobre las interacciones entre el régimen de incendios y el paisaje. En este capítulo se expone una síntesis del conocimiento y de las conclusiones obtenidas hasta ahora sobre la aparente complejidad de los procesos ocurridos en el paisaje a causa del fuego.

Los incendios forestales son claramente un problema mundial. Uno de los impactos más críticos de los incendios es la emisión de gases liberados por el consumo de biomasa, lo que altera la química de la atmósfera y lo convierte en una de las mayores fuentes de gases de efecto invernadero de las últimas décadas (Roy *et al.*, 2008; Van Der Werf *et al.*, 2010). Se estima que las emisiones totales de gases por combustión de biomasa son aproximadamente 2300 Tg C año<sup>-1</sup>, llegando a producir más de 20 kg C m<sup>-2</sup> (Aouizerats *et al.*, 2015; Giglio *et al.*, 2013). No obstante, la consecuencia más directa del fuego sobre el paisaje es la pérdida de la cobertura vegetal, lo que implica un cambio inmediato sobre su configuración. Dicha pérdida es un componente crítico en la configuración del paisaje, solamente entre el 2003 y el 2012 se vieron afectadas a nivel global más de 30 millones de hectáreas de superficie vegetal (FAO, 2015).

Se espera que el calentamiento mundial continúe durante este siglo (Houghton *et al.*, 2001; Thompson *et al.*, 2004; IPCC, 2013), lo que afectará directamente a los ecosistemas forestales mediante la alteración de las condiciones biofísicas (Bachelet *et al.*, 2001; Neilson *et al.*,

2007; Neilson, 1995), produciendo cambios directos en los actuales regímenes de incendios (Baker, 2014; Dale *et al.*, 2001; Keane, 2015; McKenzie, 2014; McKenzie *et al.*, 1996; Westerling y Bryant, 2008). Los aumentos previstos en la frecuencia, tamaño y severidad de los incendios forestales (IPCC, 2013b; Mearns *et al.*, 1984; Overpeck *et al.*, 1990; Soja *et al.*, 2007; Solomon y Leemans, 1997), pueden amplificar aún más los cambios en la estructura, la composición y diversidad de las especies, produciendo grandes impactos en muchos aspectos funcionales del paisaje (Lovejoy y Hannah, 2005; McKenzie *et al.*, 2004; Miller, 2007).

Los paisajes se ven afectados por incendios en casi todos los climas y grupos funcionales de vegetación, lo que hace que alrededor del 30% de la superficie de la Tierra se pueda ver potencialmente perturbada por este fenómeno. La frecuencia con que se producen los incendios es mayor en las regiones tropicales, principalmente de África, América Latina, el norte de Australia y del sudeste Asiático (Figura 1) (Chuvieco *et al.*, 2008). Su distribución a escala global permite el estudio y modelado de las interacciones del fuego con un amplio rango de ecosistemas, climas y fisiografías (Bowman *et al.*, 2011; Bowman *et al.*, 2009).

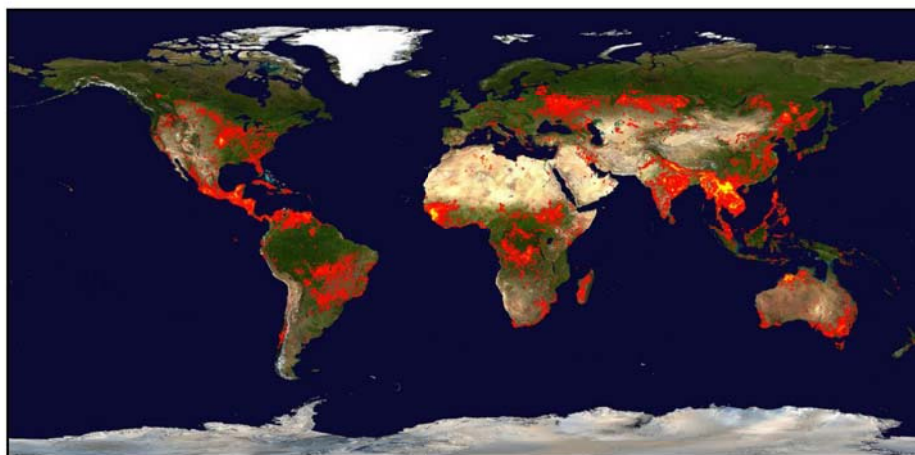


Figura 1. Detección global de incendios por el sensor MODIS entre el 10 y el 19 de mayo de 2016  
Fuente: MODIS Rapid Response System. <https://lance.modaps.eosdis.nasa.gov/firemaps/>

Las áreas quemadas en la cuenca Mediterránea no representan una gran proporción del total global; no obstante, suponen un impacto sustancial sobre las áreas naturales, vidas humanas e infraestructuras de estas regiones, principalmente durante la temporada de verano (Chuvieco y Justice, 2010; Hantson, Pueyo y Chuvieco, 2015). En la cuenca Mediterránea el fuego constituye uno de los factores ambientales de mayor importancia en la configuración de los paisajes. Estas interacciones entre los incendios y el paisaje han dado lugar a una creciente preocupación por los impactos ecológicos y socio-económicos, particularmente bajo un contexto de cambio climático, que podría implicar un aumento en la frecuencia y severidad de

los incendios en el futuro (Moreira *et al.*, 2011).

Los incendios forestales han estado presentes en la región Mediterránea desde épocas ancestrales como el Holoceno en el Cuaternario, donde indicadores paleo-climáticos evidencian fenómenos de incendios (Terasmae y Weeks, 1979), transformando la configuración vegetal de sus ecosistemas actuales. Igualmente, el fuego ha sido usado activamente por el hombre como herramienta de gestión del territorio, lo que transforma radicalmente el aspecto visual del paisaje y, por tanto, su calidad y menor atracción para el ser humano. Esto otorga a los estudios post-incendio gran relevancia en futuras investigaciones que permitan analizar y mitigar los efectos de un incendio (Martínez, 2015).

Por otra parte, la dinámica de los efectos de los incendios sobre el paisaje está relacionada con las distribuciones espaciales y temporales de la biomasa y la humedad, que influyen directamente en la propagación del fuego, inhibiendo su avance allí donde la biomasa es demasiado húmeda o escasa, o permitiendo que el fuego se propague cuando las condiciones sean favorables para la combustión. Por lo tanto, el fuego es una perturbación recíproca y cíclica (Peterson, 2002), donde factores como la severidad e intensidad dependen explícitamente de las interacciones con el paisaje (Figura 2).

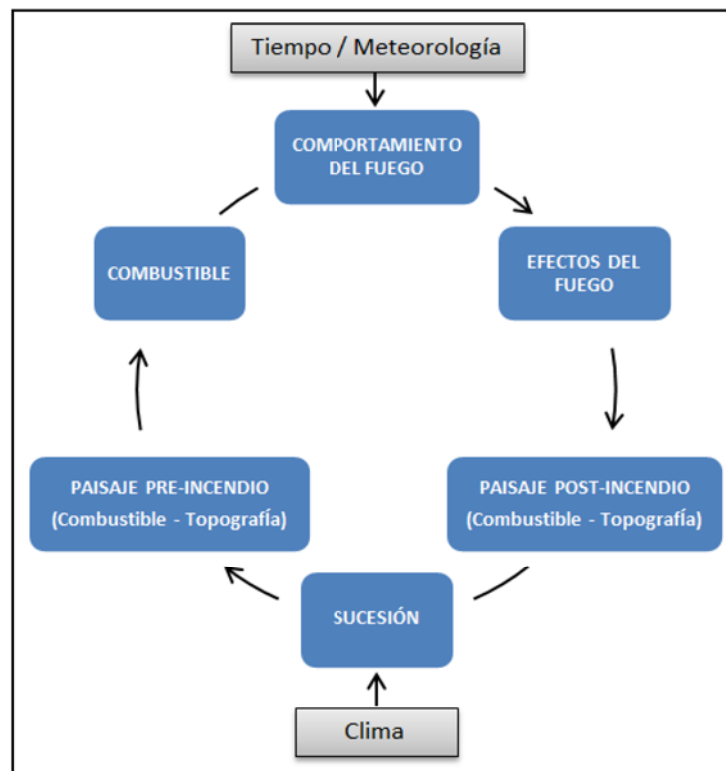


Figura 2. Efecto del fuego como regulador del paisaje.  
Fuente: Adaptado de McKenzie *et al.* (2011)



Esta retroalimentación entre fuego y estructura del paisaje es fuerte y específica del ecosistema, proporcionando una perfecta ilustración de la naturaleza de la interacción entre el patrón y el proceso. Con el tiempo esta interacción crea un efecto denominado “la memoria del paisaje”, un legado de eventos y perturbaciones del pasado que intervienen en los procesos actuales y futuros del ecosistema (Peterson, 2002). Esta memoria del paisaje se extiende a las propiedades funcionales menos visibles, pero no menos importantes de los ecosistemas, como son los procesos biogeoquímicos (Mckenzie *et al.*, 2011).

### **1.1.1 Efecto del fuego sobre el paisaje**

Resulta evidente que los incendios pueden alterar severamente la estabilidad de los ecosistemas, modificando y afectando su estructura, composición, dinámica sucesional e interacciones ecológicas, factores que sumados se traducen en una pérdida de funcionalidad del ecosistema de difícil recuperación (Koutsias *et al.*, 2010).

El fuego representa una transformación dramática y relativamente instantánea del paisaje. Actúa como proceso regulador que se rige por la biomasa o combustible disponible, las propiedades del terreno que influyen en la combustión, y las variables meteorológicas que afectan a la velocidad de ignición y/o propagación, como el viento, la temperatura o la humedad.

En este sentido, el análisis de las consecuencias del fuego presenta un notable interés para comprender e interpretar su efecto sobre la estructura y funcionalidad de los ecosistemas, además de para poder responder adecuadamente con medidas correctoras sobre los efectos negativos de las zonas incendiadas (Pérez-Caballero *et al.*, 2007).

El impacto del fuego no se debe medir únicamente a través de la cantidad de biomasa perdida, sino también a través de los daños ambientales y paisajísticos sobre la cobertura, la degradación del suelo o la afección a la red de drenaje. En general, se requiere un mejor proceso de evaluación, seguimiento y gestión de los recursos forestales, con el fin de reducir las consecuencias negativas de estas perturbaciones sobre el paisaje (Roy y Dun, 2003).

Los efectos que el fuego tiene a largo plazo sobre el paisaje no dependen únicamente de la ocurrencia de un solo incendio, sino de la secuencia de múltiples eventos a través del tiempo, lo que se conocen habitualmente con el término “régimen de incendios”. Este término hace referencia a las características y parámetros espacio-temporales de los incendios que ocurren en un determinado área a lo largo de un período, que permiten describir estructuralmente la



naturaleza física del fuego en un contexto socio-ecológico (Krebs *et al.*, 2010; Pezzatti *et al.*, 2013).

Los regímenes de incendios son un factor determinante en la composición de la vegetación de un ecosistema determinado (Thonicke *et al.*, 2001), ya que la respuesta al fuego varía ostensiblemente entre especies vegetales, provocando que éstas respondan de distinta manera frente a episodios de fuego (Chang, 1996). Debido a las características de los regímenes, estos han servido como una fuerza evolutiva selectiva, provocando respuestas adaptativas a través de una variedad de especies (William *et al.*, 2005; Hutto, 2008; Mckenzie *et al.*, 2011; Schwilk, 2015).

Los regímenes de incendios pueden ser descritos por características intrínsecas, tales como (Chuvienco *et al.*, 2008; Morgan *et al.*, 2001):

- **La frecuencia:** representada por el número de incendios que ocurren durante un periodo en un área determinada.
- **La intensidad:** referida a las magnitudes o cantidad de energía liberada por los incendios.
- **La severidad:** medida como el grado o magnitud de la modificación de los ecosistemas afectados, su nivel permite reflejar el impacto global de los incendios a nivel del paisaje. Estos impactos puede ser representado por variables bióticas y abióticas.
- **La estacionalidad:** relacionada con las condiciones climáticas del lugar.
- **La combustibilidad:** asociada con el tipo de cobertura vegetal presente.
- **El tamaño y patrones espaciales:** referido a la extensión de las áreas afectadas, delimitadas por un perímetro específico y sus distribuciones en el espacio.

A partir de su origen natural o antrópico, el fuego se desarrolla en el paisaje en un complejo proceso espacio-temporal, impulsado y regulado tanto por factores bióticos como abióticos (Miyaniishi y Johnson, 2002; Parks *et al.*, 2014; Van Wagendonk *et al.*, 2012). El comportamiento y los efectos del fuego reflejan las fuerzas relativas de múltiples factores condicionantes, que interactúan a diferentes escalas de espacio y tiempo (Falk *et al.*, 2007).

Los efectos del fuego se pueden analizar a diferentes escalas espaciales y temporales. A escala del paisaje, la cobertura de los suelos se modifica, lo que provoca cambios en la interceptación, infiltración de las lluvias y en la evapotranspiración. La estructura del paisaje tiende a

homogenizarse; los flujos del agua y nutrientes se ven alterados, la proporción de suelo desnudo, y por lo tanto la escorrentía y la producción de sedimentos, provocando todo ello un aumento del riesgo por inundaciones y deslizamientos muy superior al de las cuencas no quemadas (Kane *et al.*, 2013).

Las interacciones entre escalas espaciales y temporales son relevantes a la hora de estudiar las perturbaciones del paisaje provocadas por el fuego, ya que permitirían identificar los patrones de cambio en el régimen de incendios, proporcionando descripciones en su frecuencia, duración o estacionalidad. Estas propiedades están directamente condicionadas con los causantes del fuego (clima, combustible y topografía), los cuales no son estacionarios en el tiempo ni en el espacio y su conocimiento es fundamental para la correcta gestión de incendios (Falk *et al.*, 2007).

A escala local, los incendios afectan a la sucesión vegetal, a la fauna con menor movilidad, al ciclo hidrológico y a la estructura y funcionamiento del suelo, el cual se desequilibra, porque cambian sus propiedades físico-químicas, como el PH o el contenido de humedad, entre otras. En estas escalas locales, la intensidad y propagación del fuego están determinadas por las características del combustible (disponibilidad, tamaño, humedad y disposición espacial), las cuales a su vez determinan las propiedades del régimen del incendio (tipo, severidad, intensidad, frecuencia y distribución espacial), en función de condicionantes meteorológicos (temperatura del aire, velocidad del viento y humedad).

Cuando el fuego se extiende a superficies más grandes, otros factores ganan en importancia, particularmente la variación topográfica se vuelve más relevante (orientación y pendiente). De ahí que un incendio pueda cubrir extensiones de más de 5.000 ha por día, o arder y avanzar a través de un territorio durante meses. Un marco conceptual de los factores condicionantes del fuego a diferentes escalas espacio-temporales es representado en la Figura 3 (Keeley *et al.*, 2011).

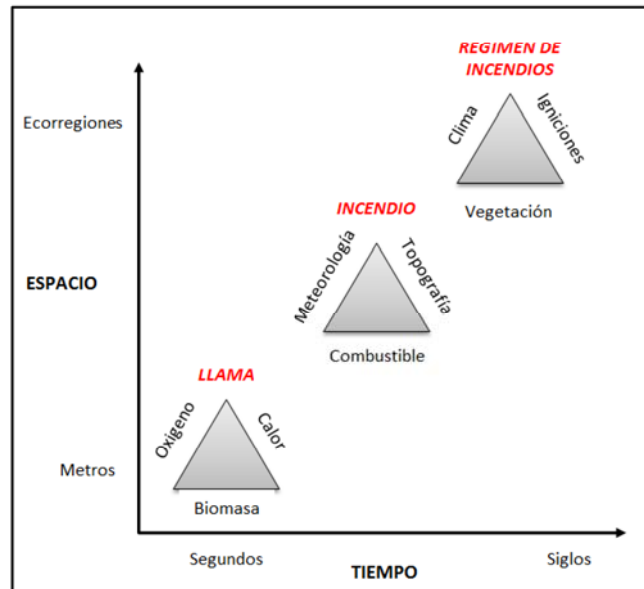


Figura 3. Factores del fuego en diferentes escalas de espacio y tiempo.  
Fuente: Adaptado de Keeley et al. (2011)

La figura anterior combina los tradicionales "triángulos de fuego" empleados en los modelos de combustión e ignición, desde las escalas más amplias que definen los regímenes de incendios, hasta las escalas más detalladas del fuego. Este concepto, expuesto por primera vez por Moritz en 1999, representa el fuego como un proceso físico-químico condicionado por tres variables que cambian o se modifican en función del tiempo y del espacio (Keeley *et al.*, 2011).

Este marco espacio-temporal abarca desde las escalas más amplias a nivel del paisaje en donde se desenvuelve el régimen de incendios (arriba a la derecha) hasta los modelos tradicionales utilizados para caracterizar la combustión (abajo a la izquierda), pasando por el desarrollo de un incendio (en el centro). Los mecanismos más importantes de afectación y la capacidad de recuperación del paisaje tienden a operar en medio de cada una de estas escenas, en donde los ejes de espacio y tiempo representan la magnitud de las fuerzas que controlan el fuego, evaluadas a diferentes escalas.

Aunque los incendios se producen como "eventos" durante períodos de tiempo que pueden ir de horas o días a meses, la respuesta post-incendio del ecosistema puede desarrollarse durante décadas, lo que requiere un análisis continuo. Desde este punto de vista, la ecología del paisaje enfocada al análisis de los incendios forestales proporciona una base para el estudio del comportamiento y efecto del fuego, y ofrece los conceptos y herramientas para la comprensión del fuego a través de diferentes escalas (Falk *et al.*, 2007; Turner *et al.*, 2001).



Dicha transformación deja en evidencia el cómo se produce un incendio, cómo se propaga y como se redistribuyen los elementos dentro y fuera de una zona. Estos entornos post-incendio integran el legado del paisaje antes del fuego y condicionan los nuevos escenarios. De esta manera, el comportamiento y los efectos del fuego post-incendio se combinan en los ecosistemas para crear cambios en los paisajes.

### **1.1.2 Efecto del paisaje sobre el fuego**

A medida que el fuego se abre camino sobre el paisaje, se genera una afectación sobre las coberturas, actuando como un poderoso agente de formación de patrones de paisaje. Sin embargo, al mismo tiempo, la propagación y el comportamiento del fuego dependen explícitamente de algunos de esos atributos propios del paisaje, como lo son la distribución, el tipo, la edad y condición de la vegetación, entre otros. A su vez, las interacciones entre el régimen de incendios y los paisajes son complejas, y se dan en las “dos direcciones” a distintas escalas espaciales y temporales (Bond y Van Wilgen, 1996).

De acuerdo a Mermoz *et al.* (2005), a nivel de paisaje, la ignición y propagación de los incendios forestales son el resultado de una compleja interacción entre factores como el clima, la topografía y la cobertura del suelo. Bajo esta perspectiva, la gestión de la cobertura del suelo (entendida como la relación entre la estructura de la vegetación y las cargas de combustible) es la única variable del paisaje que puede ser manipulada para influenciar directamente sobre el comportamiento del fuego (Moreira *et al.*, 2011).

Los incendios forestales comienzan desde un epicentro local denominado “punto de ignición” y su tasa de propagación puede ser favorecida o retardada por la heterogeneidad del paisaje (Turner y Gardner, 1991). Por lo tanto, el patrón espacial de ignición y propagación a través de los paisajes se ve afectado por los diversos tipos de cobertura del suelo. Por ejemplo, el número de siniestros suele estar más relacionado con factores socioeconómicos, mientras que el tamaño del incendio es controlado en gran parte por la continuidad del combustible (Bajocco y Ricotta, 2008) y la meteorología.

En este sentido, existe un mayor riesgo de incendios en zonas donde los cambios de cobertura y uso del suelo han promovido un aumento de la biomasa (carga de combustible), tal y como se aprecia en zonas de abandono de tierras o de éxodo rural (Hill *et al.*, 2008; Martínez-Fernández *et al.*, 2013). Por el contrario, otros cambios de cobertura y uso del suelo, como los asociados a la eliminación de la biomasa, disminuyen el riesgo de incendio (Viedma *et al.*,



2006).

Varios estudios de patrones del fuego en diversos paisajes del mundo confirman las relaciones entre el riesgo de incendio y los diferentes tipos de coberturas y usos del suelo. Ejemplo de ello son las zonas propensas a incendios, como la cuenca Mediterránea, en donde diversas investigaciones han concluido que los arbustos son la cobertura más propensa al fuego, con una mayor proporción de área quemada respecto a la superficie que ocupan (Díaz-Delgado *et al.*, 2004; Nunes *et al.*, 2005; Bajocco y Ricotta, 2008; Koutsias *et al.*, 2010; Verdú *et al.*, 2012).

Otros hallazgos sobre la interacción entre el paisaje y grandes incendios en zonas mediterráneas indican que las características asociadas al paisaje han promovido una importante interacción con los incendios. Principalmente los cambios socioeconómicos en el manejo y la cobertura del suelo han favorecido el riesgo de incendios en las últimas décadas (Viedma *et al.*, 2006b; Moreira *et al.*, 2011).

Algunos resultados analizados sobre la Península Ibérica y Baleares demuestran cómo el incremento de la conectividad forestal sumada a factores climáticos, desempeñan un papel directo en el aumento de combustible, ocasionando con ello un mayor riesgo de incendio. Este aumento de biomasa, explicado a través de la estructura vertical y horizontal del bosque, influye directamente con la propagación del fuego y por ende con el peligro de propagación del fuego (Martín-Martín *et al.*, 2013a).

A partir de estas revisiones, los trabajos futuros requerirán desarrollar nuevos enfoques y perspectivas de investigación en tres áreas clave: 1) dinámica espacial del fuego, 2) interacciones y regulaciones de los regímenes de incendios y 3) leyes de escala en los regímenes de incendios como una expresión de la dinámica espacial.

## **1.2 La severidad de los incendios forestales**

Uno de los factores que más influye sobre la configuración de los paisajes afectados por incendios es la severidad, la cual tiene importantes efectos a corto, medio y largo plazo sobre la estructura de la vegetación (Key y Benson, 2006a; Goetz *et al.*, 2007). Se ha observado cómo un aumento del nivel de severidad del fuego modifica la estructura y función del bosque en el paisaje (Kane *et al.*, 2013, 2014).

La severidad hace referencia al impacto del fuego sobre el medio y a su distribución en todo

el área quemada, convirtiéndose en un factor clave para cuantificar el impacto de los incendios en los paisajes (Van Wagendonk *et al.*, 2004). Adicionalmente, la estimación de la severidad puede utilizarse para seleccionar y priorizar los tratamientos aplicados (Bobbe *et al.*, 2003), apoyar la planificación y monitorizar los procesos de restauración y recuperación (Jakubauskas *et al.*, 1990). A largo plazo, proporciona información de base para el seguimiento de la recuperación de la cubierta vegetal (Brewer *et al.*, 2005).

En términos cuantitativos, la severidad mide “la magnitud o grado de cambio ecológico provocado por el fuego” (Lentile *et al.*, 2006). Esta magnitud es estimada a través de variables visuales de varios parámetros ecológicos observados en campo, como la mortalidad de la vegetación dominante, la profundidad de la hojarasca y el cambio en la composición de las especies a largo plazo, entre otros (Conard *et al.*, 2002; Key y Benson, 2006a; Miller y Yool, 2002).

Inicialmente en la literatura encontramos dos términos diferentes para definir los efectos de un incendio: la severidad del fuego (*Fire severity*) y la severidad del incendio (*Burn severity*) (Chuvieco, 2009a). De este modo, las definiciones de severidad pueden variar según el tipo de estudio o autor, pero en términos generales se entiende como esa evaluación de los impactos de un incendio sobre el ecosistema (Pereira *et al.*, 1997).

En la mayoría de los casos, la severidad del fuego y la severidad del incendio se utilizan indistintamente para describir los efectos evidentes del fuego en el ecosistema en términos de alteración biofísica, porcentaje de carbonización, exposición del suelo, profundidad de quemado, consumo de combustible (Lentile *et al.* 2006; French *et al.*, 2008; Kasischke *et al.*, 2008).

El término de severidad del fuego es un expresión que aparece inicialmente en la literatura asociado a la medición del impacto inmediato del fuego en el medio ambiente (Arnett *et al.*, 2015; Chappel y Agee, 1996; Chuvieco, 2008; Pausas *et al.*, 2003; Ryan y Noste, 1985; Turner *et al.*, 1994; White *et al.*, 1996), mientras que el término severidad del incendio ha sido introducido más recientemente como una definición más amplia, asociada a una medida en la que el ecosistema se ve afectado (Key y Benson, 2006b; Parks *et al.*, 2014; Patterson y Yool, 1998; De Santis y Chuvieco, 2008; De Santis *et al.*, 2009; Van Wagendonk *et al.*, 2004).

Un modelo conceptual expuesto por Key y Benson (2006b) define la severidad como un



término compuesto, diferenciado por dos escenarios o intervalos:

- Un primer escenario o severidad a corto plazo, relacionado con la evaluación inicial del impacto del fuego (severidad del fuego).
- Un segundo escenario extendido o severidad a largo plazo, la cual está relacionada con la evaluación ampliada del impacto del fuego (severidad del incendio).

El modelo representado en la Figura 4 permite entender la severidad como una medida de recuperación de un ecosistema a lo largo del tiempo. Esta figura muestra la respuesta hipotética de una variable biofísica al efecto del fuego, donde la severidad a corto plazo está reflejando cambios asociados a los componentes biofísicos que existían antes del incendio; mientras que los efectos a largo plazo reflejan tanto los cambios mencionados anteriormente como aquellos que acontecen en el futuro (Key y Benson, 2006a).

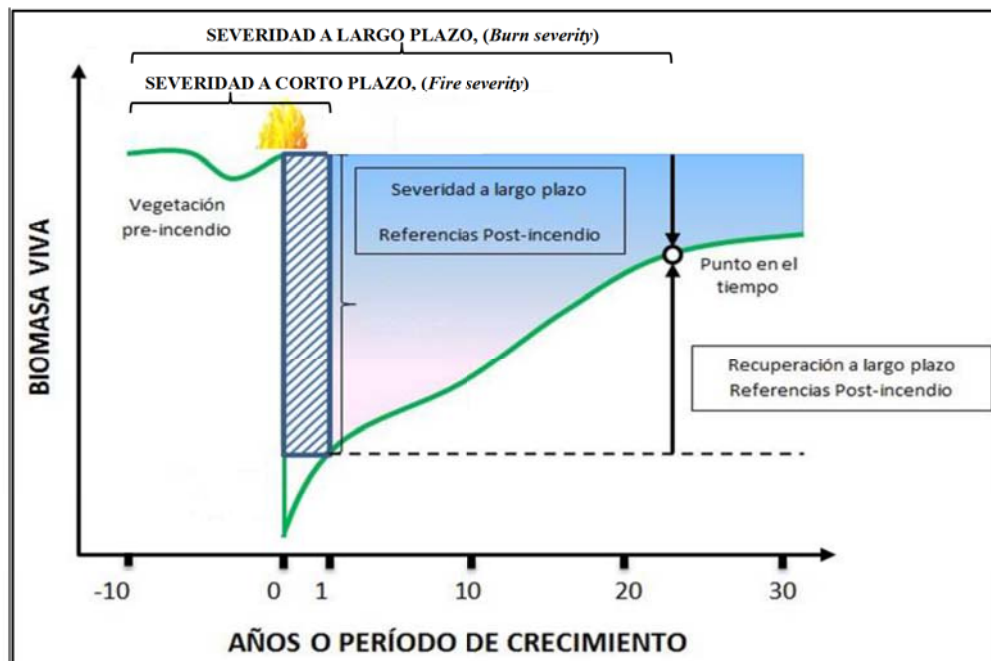


Figura 4. Modelo conceptual de escenarios de evaluación de severidad.

Fuente: Adaptado de Key y Benson (2006)

En la figura 4 la línea verde continua representa la variación de la “cantidad de biomasa viva” en función del tiempo y de la ocurrencia de un evento, el cual da lugar a una caída brusca y repentina de la cantidad de biomasa, y a una recuperación posterior, más lenta y progresiva. En esta figura, la severidad a corto plazo se puede evaluar a partir de la diferencia entre las condiciones previas y las que siguen a la ocurrencia del incendio, en un intervalo de muestreo relativamente corto después del evento. De igual manera, se puede evaluar la severidad a largo plazo. Como se puede observar, los efectos del fuego se van desvaneciendo y la curva

de cantidad de biomasa va recuperando su valor y dinámica previos. Normalmente, el nivel de afectación a corto plazo es comúnmente entendido como la “severidad del fuego” y está referida a las condiciones previas al incendio. A partir de este momento la recuperación es más moderada y extendida en el tiempo, mucho más asociada a la “severidad del incendio”.

Esta respuesta muestra las tendencias de los componentes ecológicos individuales y específicos de cada ecosistema, siendo algunos de ellos más sensibles que otros al efecto del incendio, incluso hasta el punto de ser mejorados por el fuego, llegando a convertirse a lo largo de la historia en un factor de evolución de la cubierta vegetal (Keeley, 2011, Pausas *et al.*, 2011).

A menudo se confunde el término de “severidad” con los conceptos de “intensidad” y de “tiempo o duración del fuego”, variables distintas entre sí, pero normalmente relacionadas en la caracterización de los incendios. Podemos decir que, bajo un marco temporal, la intensidad está referida a la medición directa de la energía radiativa liberada por el fuego, o tasa de calor liberado durante el incendio (Heward *et al.*, 2013; Smith *et al.*, 2005). Tanto la severidad como el tiempo de ignición están regulados por una serie de factores tales como las condiciones meteorológicas, la pendiente, los tipos y condiciones de vegetación preexistente. Por ejemplo, algunas áreas se queman a temperaturas muy altas durante largos períodos de tiempo, destruyendo prácticamente toda la vegetación y causando importantes daños al suelo. Otras áreas pueden haber sufrido un período de combustión más rápido que haya destruido el sotobosque, pero que haya dado lugar a una velocidad de avance del fuego mucho mayor (Bobbe y Clark, 2006).

Sin embargo, en ocasiones es posible relacionar intensidad y severidad. Esto es debido a que cabe esperar que los incendios más intensos tengan efectos más devastadores sobre la cubierta vegetal y el suelo (Keeley, 2009a; Smith *et al.*, 2005). Por lo tanto, severidad e intensidad son dos ejemplos de magnitudes que no están necesariamente relacionadas más allá de las observaciones sobre valores altos, donde tienden a ocurrir simultáneamente (Ryan, 2002). Esto hace que la intensidad sea una medida especialmente útil en el estudio de la propagación del incendio, pero no tanto en la evaluación de los efectos sobre el ecosistema (Keeley, 2009a).

En este trabajo, los términos de severidad se definen desde una perspectiva del paisaje, en donde la severidad del fuego (*Fire severity*) se emplea para estimar los cambios de la



vegetación y el suelo producidos a corto plazo a través de mapas de severidad como parte de la evaluación inicial (Smith *et al.*, 2005; Parks *et al.*, 2014a; Parks *et al.*, 2014b). Por otra parte, se evaluará la severidad del incendio (*Burn severity*), con el fin de describir los efectos del fuego sobre el paisaje en intervalos de tiempo más extendidos (Lentile *et al.*, 2006; Keeley, 2009a). En cualquier caso, ambos términos están derivados de un enfoque multitemporal (pre y post-incendio) mediante observaciones de campo o más comúnmente a través de técnicas de teledetección (Lentile *et al.*, 2006; Roy *et al.*, 2006).

### **1.2.1 La severidad y su efecto sobre el paisaje**

Los incendios forestales dan lugar a diferentes patrones de severidad a consecuencia de factores tan diversos como la topografía, la vegetación o la meteorología, entre otros. Desde este punto de vista, es esencial el rol que juega la severidad de los incendios en la modificación del paisaje. Se ha comprobado que incendios con altos niveles de severidad consumen la cubierta vegetal y exponen el suelo a procesos erosivos, lo cual incrementa notablemente la magnitud y duración del impacto (Chuvienco, 2009a). Adicionalmente, se ha demostrado que estos niveles de severidad y la respuesta de los distintos tipos de ecosistemas están altamente relacionados entre sí, como también con las características propias de los componentes biofísicos preexistentes (Schimmel y Granström, 1996; Neary *et al.*, 2005).

No obstante, los incendios no se desarrollan de forma homogénea a través del paisaje ni los ecosistemas, puesto que se ven afectados directamente por la acumulación y la cantidad de combustible disponible (Holden y Jolly, 2011). Comprender las causas de esta heterogeneidad es a menudo un objetivo de las evaluaciones de severidad. En este contexto, la evaluación de la severidad tiene que estar necesariamente relacionada con muchas de estas características ecológicas y procesos biofísicos (Keeley, 2009a).

Está claro que el análisis de los niveles de severidad del fuego resulta un elemento clave para prever la evolución ecológica de las áreas afectadas y las consecuencias a medio y largo plazo que un incendio causa sobre el ecosistema (De Santis y Chuvienco, 2008). Sin embargo, la severidad del fuego no describe por sí sola estos efectos, existen otros factores relevantes que igualmente condicionan la configuración del paisaje. De esto modo, factores temporales como la “frecuencia/recurrencia” y “recuperación/resiliencia” son importantes a la hora de evaluar la dinámica espacial en los incendios forestales (Díaz-Delgado *et al.*, 2004; Lee *et al.*, 2009). Así mismo, otros factores antrópicos como el uso del suelo o los programas de manejo post-incendio, juegan un papel importante en la configuración del paisaje final (Viedma *et al.*,

2006).

Observaciones previas en una amplia gama de ecosistemas, que van desde los bosques abiertos de coníferas en el oeste de Estados Unidos (Ryan y Noste, 1985) hasta las sabanas africanas (Smith *et al.*, 2005), evidencian la naturaleza estocástica de los incendios forestales, periódicos en el espacio y el tiempo con un cierto patrón. Esta idea es particularmente valiosa para considerar el efecto de la “recurrencia” como un factor relevante en el análisis del paisaje.

El concepto de recurrencia está referido a la caracterización de las perturbaciones que afectan a un espacio determinado a lo largo del tiempo. Dicho de otra manera, es el período medido como el tiempo o frecuencia con que suceden los incendios forestales en un área afectada por un incendio (Díaz-Delgado y Pons, 2003). Por otro lado, la resiliencia determina la capacidad de regeneración o recuperación del ecosistema después de una perturbación (Díaz-Delgado *et al.*, 2002; Wittenberg *et al.*, 2007).

Estos dos conceptos se encuentran relacionados en gran medida. Una elevada recurrencia de incendios puede alterar la dinámica espacial y temporal de procesos ecológicos en los ecosistemas, como puede ser la pérdida de biodiversidad (Menges y Hawkes, 2017), o la pérdida de capacidad de resiliencia, que determina la presencia de la comunidad resultante (Díaz-Delgado *et al.*, 2002; Moreira *et al.*, 2011).

Las causas de la recurrencia pueden estar ligadas a diferentes factores, como puede ser el tipo de cobertura o el clima de la zona. A menudo las condiciones climáticas no son constantes a lo largo del tiempo y pueden favorecer la ignición en áreas donde se ha acumulado combustible debido a la ausencia de precipitaciones, altas temperaturas, vientos fuertes y topografías con altas pendientes, provocando así zonas más susceptibles y apropiadas para la ignición y la propagación de incendios de alta frecuencia con cortos periodos de recurrencia (Vázquez y Moreno, 2001; Díaz-Delgado y Pons, 2003).

Una explicación general del proceso de aumento en la recurrencia de los incendios es la baja capacidad de recuperación de algunos tipos de formaciones vegetales, que impiden o limitan la auto-sucesión y favorecen la aparición de formaciones con especies de mayor combustibilidad (Pérez y Moreno, 1998; Acácio *et al.*, 2010; Moreira *et al.*, 2011).

Un diagrama general a partir de la revisión de varios modelos conceptuales (Falk *et al.*, 2007;



Keeley, 2009b; Moreira *et al.*, 2011) permite expresar las interacciones entre los factores de recurrencia, resiliencia y la severidad de incendios forestales, en relación a los cambios en la estructura del paisaje, la ocupación y uso del suelo (Figura 5).

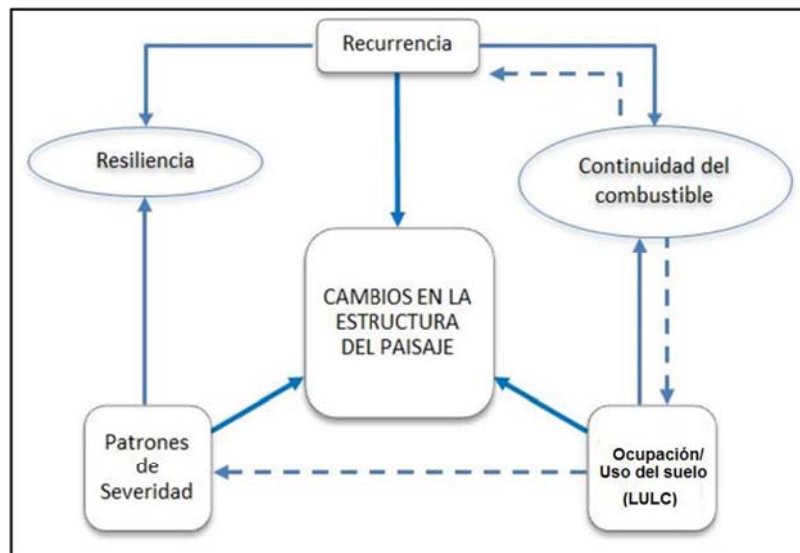


Figura 5. Factores en incendios que intervienen en la estructura del paisaje.  
Fuente: Adaptado de Falk *et al.* (2007); Keeley (2009); Moreira *et al.* (2011)

En la Figura 5 las líneas gruesas continuas indican cuáles son los principales impulsores de cambio en la configuración del paisaje: ocupación y uso del suelo, severidad y recurrencia. Por otra parte, las líneas punteadas revelan cómo la gestión puede influir en estos factores. Por ejemplo, la modificación de carga de combustibles a través de los cambios en los patrones de ocupación/uso del suelo (LULC), podría alterar los niveles de severidad en caso de siniestro, influyendo posteriormente en los patrones espaciales del paisaje post-fuego. Por otra parte, cabe resaltar que la recurrencia puede ser modificada haciendo variar la continuidad del combustible, lo que en definitiva puede introducir cambios en la estructura del paisaje que se deriva de un incendio.

Se ha observado que, en determinados casos, las cargas de combustible se recuperan rápidamente después del fuego, a menudo en cantidades muy superior a las existentes antes de ocurrir el incendio, con la consiguiente afección a la composición del paisaje (Keeley, 2009b; Keyser *et al.*, 2009). En otras ocasiones, las especies herbáceas altamente inflamables pueden reemplazar localmente el dominio de especies leñosas. En este sentido, el patrón espacial del fuego y los cambios inducidos en la composición de la cubierta vegetal pueden suponer un aumento de la cantidad y la continuidad de los combustibles, lo que conllevaría finalmente un aumento de las frecuencias y severidades en grandes incendios (Vilá *et al.*, 2001; Grigulis *et al.*, 2005).

En general, la importancia de la severidad del fuego en la estructura del paisaje post-incendio ha sido ampliamente reconocida (Lecomte *et al.*, 2006). Sin embargo, sólo unos pocos estudios han vinculado directamente las respuestas de la vegetación a distintos niveles de severidad post-fuego (Schimmel y Granström, 1996; Wang, 2003; De Groot y Wein, 2004; Hoscilo *et al.*, 2013; Pezzatti *et al.*, 2013). La regulación del paisaje que se experimenta después de un incendio, depende en gran medida de los cambios inmediatos en los patrones de distribución de la cobertura vegetal (Lecomte *et al.*, 2006; Beaty y Taylor, 2008; Scholl y Taylor, 2010; Kane *et al.*, 2013).

De esta manera, los diferentes grados de severidad de un incendio modifican en mayor o menor medida tres características principales de la vegetación: 1) la composición de especies, 2) la distribución espacial y 3) las características estructurales de la vegetación sobreviviente (González-Tagle *et al.*, 2013). Conocer los efectos de los incendios sobre la configuración espacial de los diferentes ecosistemas permitirá orientar de manera adecuada una gestión sostenible y el establecimiento de acciones concretas en la restauración de los ecosistemas afectados por incendios (Larson y Churchill, 2012).

En general, se considera que la severidad post-fuego ocupa un papel protagonista en el contexto de la dinámica del paisaje, ya que determina el grado de respuesta y el factor de cambio de los ecosistemas a través del tiempo y el espacio (Morgan *et al.*, 2001; Chuvieco *et al.*, 2008). En este sentido, el efecto de la severidad sobre la vegetación es un factor clave en la clasificación de los regímenes de incendios, puesto que hace referencia directa a los efectos de la perturbación sobre la dinámica y estructura de la vegetación dominante (Schimmel y Granström, 1996; FAO, 2001).

### **1.2.2 Medidas de la severidad en campo**

La evaluación de la severidad post-fuego surge de la necesidad de proporcionar una medida de cómo los ecosistemas resultan afectados por los incendios forestales, más aun teniendo en cuenta que la información directa del fuego sobre el terreno no está disponible tras la extinción, y que sus efectos son a menudo muy variables entre diferentes ecosistemas (Keeley, 2009a). Como consecuencia surgieron métricas basadas en observaciones de campo de los efectos causados por los incendios, principalmente de tipo cualitativo. Otros estudios más empíricos trataron de medir la severidad post-fuego a partir de la pérdida o descomposición de la materia orgánica, tanto superficial como subterránea, (Wagner, 1973; Pérez y Moreno, 1998; Dickinson y Johnson, 2001).



Otras series de métricas empíricas fueron las orientadas a cuantificar, mediante indicadores observados sobre el terreno, variables como la condición y color del suelo, la cantidad y humedad del combustible, la mortalidad de plantas, el porcentaje de árboles y arbustos quemados y los rebrotes post-incendio, entre otros (Key y Benson, 2006a; De Santis y Chuvieco, 2008; Keeley, 2009a).

Uno de los primeros intentos de relacionar las medidas de severidad observadas en campo a través índices de afectación, con la disposición y composición de la cubierta vegetal, fue el desarrollado en bosques abiertos de Australia por Cheney (1981). Este autor correlacionó variables como la altura de las marcas de fuego, velocidad del viento, contenido de humedad y tipo de combustible, para dar una aproximación del nivel de intensidad del fuego en función de las características de los combustibles.

Posteriormente, Ryan y Noste (1985) propusieron uno de los primeros índices empíricos de la severidad del fuego. Para ellos, cualquier métrica de la severidad necesaria para examinar los impactos inmediatos de un incendio tendría que estar relacionada directamente con la intensidad del fuego. De esta manera, se desarrolló un índice compuesto por una tabla que combinaba los cambios experimentados por la vegetación y el impacto que reflejaba en el grado de materia orgánica consumida (Tabla 1).

Tabla 1. Niveles de severidad del fuego propuesta por Ryan y Noste (1985)

SEVERIDAD DEL FUEGO	DESCRIPCIÓN
No quemado	<ul style="list-style-type: none"> <li>Las partes de las plantas permanecen verdes e inalteradas.</li> <li>No existe evidencia de ningún efecto directo del calor.</li> </ul>
Ligeramente quemado	<ul style="list-style-type: none"> <li>Pérdida de hojas por el calor irradiado, pero sin llegar a quemar las plantas.</li> <li>El dosel de árboles con acículas permanece verde, aunque los tallos, la hojarasca superficial, musgos y hierbas, presentan quemaduras o están consumidos levemente.</li> <li>La capa orgánica del suelo en gran parte está intacta y la carbonización se limita a una profundidad de unos pocos milímetros (mm).</li> </ul>
Quemadura superficial a moderada	<ul style="list-style-type: none"> <li>Algunos árboles con dosel superior están muertos o presentan algunas hojas consumidas.</li> <li>Todas las plantas del sotobosque están carbonizadas o consumidas.</li> <li>Algunos troncos están consumidos o carbonizados y hay presencia de ramas finas muertas en la superficie del suelo.</li> <li>La capa orgánica del suelo esta consumida en gran parte.</li> </ul>
Quema profunda o incendio de copas	<ul style="list-style-type: none"> <li>Todos los árboles del dosel superior están muertos y sus hojas han sido consumidas.</li> <li>La capa orgánica del suelo y la hojarasca superficial se encuentran carbonizadas.</li> <li>Deposición de ceniza blanca y la materia orgánica carbonizada a varios centímetros (cm) de profundidad.</li> </ul>

Existen varios métodos de estimación de la severidad disponibles en la literatura, asociados a mediciones en campo (Moreno y Oechel, 1989; Pérez y Moreno, 1998; Key y Benson, 2006a). Estas métricas de severidad se basan en el concepto de pérdida de materia orgánica o

biomasa (Williams *et al.*, 1998; Keeley, 2009a).

La mayoría de los índices sólo informan sobre una parte de la afección al ecosistema, normalmente en relación a la cubierta vegetal o al suelo. Por ejemplo, el proyecto BAER<sup>1</sup> (*Burned Area Emergency Response*) (Napper, 2006), de la Agencia Federal de EE.UU, ha centrado su análisis en los cambios del suelo inducidos por el fuego, bajo el término severidad del suelo quemado (*Soil Burn Severity*) (Keeley, 2009a). Otros parámetros que a veces se incluyen en la evaluación de la severidad del fuego son los cambios en la estructura del suelo, el aumento de hidrofobicidad y la oxidación del hierro, muchos de los cuales están indirectamente ligados a la descomposición de materia orgánica. Lentile *et al.* (2006) indicaron que las medidas en campo basadas en los efectos post-incendio incluyen desde la evaluación de los cambios en el color y grado de infiltración del suelo, hasta los cambios en la cubierta vegetal, variables que pueden servir como indicadores consistentes y cuantificables mediante datos obtenidos por teledetección.

La Tabla 2 muestra los parámetros comúnmente evaluados en las mediciones post-incendio en campo (Hudak *et al.*, 2004). Este conjunto de parámetros recibe el nombre de “*Post-fire effects*” (PFE).

Tabla 2. Efectos inmediatos post-incendio (PFE) medidos en el campo

COBERTURA	PARÁMETROS EVALUADOS
Dosel superior	Cobertura del dosel (%) Copa del árbol verde (%) Copa del árbol chamuscado (%) Copa del árbol carbonizado (%) Árboles muertos (%)
Sotobosque	Arbustos altos muertos (%) Plántulas vivas (%) Plántulas muertas (%) Cobertura del sotobosque verde (%) Cobertura quemada del sotobosque (%) Cobertura del sotobosque carbonizado (%)
A nivel de suelo	Fracción de cobertura nueva (%) Fracción de cobertura de cenizas (%) Fracción de cobertura de tierra (%) Fracción de cobertura de roca (%) Fracción de cobertura orgánica desconocida (%) Fracción de cobertura orgánica carbonizada (%) Fracción total de cobertura orgánica (%) Fracción de cobertura inorgánica desconocida (%) Fracción carbonizada de cobertura inorgánica (%) Fracción total de cobertura inorgánica (%) Fracción total de cobertura verde (%) Fracción total de cobertura sin calcinar (%) Fracción total de cobertura carbonizada (%)
Sub-subsuelo	Profundidad de la capa quemada (mm) Profundidad de la capa anterior al fuego (mm) Profundidad neta (mm) Humedad neta (%) Tasa por infiltrómetros de mini-disco (ml / min) Tiempo (s) de penetración de gota de agua

Fuente: adaptado de Hudak *et al.* (2004)



Una de las grandes desventajas de los índices empíricos realizados a partir de mediciones en campo, es su alto coste y elevado tiempo a la hora de cubrir grandes extensiones de áreas afectadas por el fuego. Esto ha derivado en el desarrollo de índices capaces de estimar valores de severidad en múltiples estratos de vegetación sobre una parcela de muestreo. Un ejemplo de este tipo de métricas es el denominado “*Composite Burn Index*” (CBI).

El CBI, desarrollado inicialmente por Key y Benson (2002) como una medida semi-cuantitativa de la gravedad de los incendios a partir de los datos recolectados en campo, se utiliza en la actualidad como un componente más dentro del sistema de vigilancia de incendios FIREMON<sup>2</sup>, desarrollado por el Servicio Forestal y el Servicio Geológico de los EE.UU.

Este índice se ha utilizado en varios estudios de cartografía de severidad del fuego, encontrando muy buena correlación con datos de índices espectrales derivados de imágenes satelitales, sobre todo en aquellas zonas con doseles arbóreos altos (Van Wagendonk *et al.*, 2004; Miller y Thode, 2007; Santis y Chuvieco Salinero, 2008; Lee *et al.*, 2009).

De igual forma ha sido empleado por otros estudios para obtener una primera aproximación a las relaciones simples entre la variabilidad o heterogeneidad espacial de la cubierta vegetal y los niveles de severidad, como base para futuros estudios sobre la conformación de la estructura del paisaje debida al fuego (Lee *et al.*, 2009; Danko *et al.*, 2014).

Esta evaluación en campo generalmente se realiza poco después del incendio o después de un periodo de ocurrido el evento. La primera opción es útil para la gestión inmediata del área quemada, aportando una medida cuantitativa del grado de severidad, mientras que la segunda ofrece un análisis más detallado de los daños reales del fuego al estar directamente relacionada con la regeneración (Key y Benson, 2006b).

El CBI se implementa en campo a través de parcelas de muestreo con el fin de evaluar y estimar el nivel de severidad de una determinada área de estudio, o también como método de calibración y validación de resultados obtenidos por teledetección, es decir, para relacionar el cambio radiométrico detectado por el sensor y la respuesta observada en campo. El CBI se utiliza generalmente de forma complementaria al índice espectral NBR (*Normalized Burn Ratio*), que se deriva mediante teledetección, tal y como veremos en el siguiente apartado.

---

<sup>1</sup> <https://www.fs.usda.gov/detail/gila/landmanagement/resourcemanagement/?cid=stelprdb5374811>

<sup>2</sup> <https://www.frames.gov/partner-sites/firemon/firemon-home/>



La metodología del CBI parte de un diseño jerárquico, en donde el criterio de severidad de cada uno de los estratos de vegetación es evaluado independientemente, dando como resultado un valor numérico continuo comprendido en un rango de 0.0 (en áreas no quemadas) a 3.0 (en áreas de severidad alta) (Figura 6).

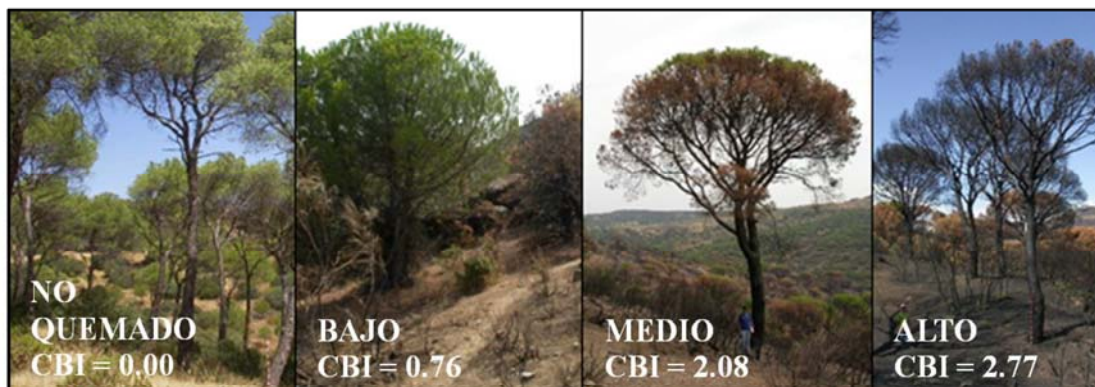


Figura 6. Ejemplos de niveles de severidad observados en el campo a través del CBI.

El CBI ha dado buenos resultados en diversos ecosistemas (Brewer *et al.*, 2005; Cocke *et al.*, 2005), demostrando una correlación media de los valores del CBI e índices de imágenes de satélite ( $R^2 > 0.55$ ) (Van Wagendonk *et al.*, 2004; Cocke *et al.*, 2005; Epting y Verbyla, 2005; Sorbel y Allen, 2005). Sin embargo, el CBI no arroja buenos resultados en términos de correlación cuando se trata de clases no arbóreas, tales como matorrales y herbazales (Epting y Verbyla, 2005; Kasischke *et al.*, 2008). Este hecho puede deberse a la relación no lineal entre CBI y el dNBR, sumado al hecho de que hay una saturación de señal cuando las puntuaciones del CBI son mayores a 2.3 (De Santis *et al.*, 2010).

Este hecho ha llevado a proponer más recientemente el empleo de modelos de simulación, con el fin de mejorar la determinación de los niveles intermedios de severidad. Estos modelos de simulación intentan estimar la reflectividad procedente de una determinada cubierta a partir de una serie de asunciones físicas, mediante la variación de factores de reflectividad como características bioquímicas de la hoja, cantidad, distribución geométrica, etc. Estos modelos se han usado para cartografiar los niveles de severidad, mediante un enlace entre dos modelos, de hoja (PROSPECT) y de dosel (Kuusk), empleados para simular diversos escenarios de daño (De Santis y Chuvieco, 2008).

Las bajas correlaciones encontradas entre el CBI y los datos provenientes de imágenes de satélite, pueden ser causadas por la falta de singularidad espectral en la definición del CBI, lo que ha llevado a la propuesta de una versión modificada del mismo llamado GeoCBI

“*Geometrically structured Composite Burn Index*” (Santis y Chuvieco, 2008), diseñado con el fin de mejorar la medición de la severidad del fuego mediante datos obtenidos por teledetección. Básicamente, el GeoCBI tiene en cuenta la fracción de cobertura vegetal (FCOV) de los diferentes estratos de vegetación, incluyendo los cambios en el índice de área foliar (IAF) para los estratos arbóreos intermedio y alto utilizados en el cálculo del CBI. Los resultados muestran que el GeoCBI, a diferencia del CBI, ofrece una relación más consistente con la reflectividad espectral para diferentes rangos de severidad, sin cambiar su significado ecológico, lo que mejora la obtención de estimaciones de severidad post-fuego a partir de teledetección (De Santis y Chuvieco, 2009).

Al igual que en la evaluación del CBI y del GeoCBI, la severidad post-fuego también puede ser estimada por interpretación visual mediante la categorización de las características de la vegetación post-incendio y el estado del suelo, incluyendo: la proporción de árboles muertos, el área basal, el índice de área foliar, el número de árboles en pie, la proporción de área quemada, la profundidad de la capa orgánica, la reducción de biomasa (combustible) y la proporción de dosel afectado (Cocke *et al.*, 2005; Walz *et al.*, 2007; Kasischke *et al.*, 2008; Jain *et al.*, 2012).

Recientemente, han surgido nuevas variantes en la estimación de la severidad de incendios. El índice compuesto ponderado (*Weighted Composite Burn Index* -WCBI-) (Cansler y McKenzie, 2012) y el índice post-incendio (*Post-Fire Index* -PFI-) (Jain *et al.*, 2012) se han propuesto como alternativa para estimar la severidad del fuego y las condiciones post-incendio del suelo a partir de mediciones sobre el terreno, con el fin de validar las mediciones obtenidas a partir de datos de teledetección.

Todas estas metodologías poseen precisión y validez, siempre que la información de las funciones evaluadas en campo dentro del área de un pixel sean similares a los incendios observados, y los datos de teledetección se adquieran con un desfase temporal mínimo en relación a los datos de campo (Cansler y McKenzie, 2012).

### **1.3 Uso de la teledetección en incendios forestales**

El estudio de incendios mediante teledetección ofrece claras ventajas frente a otras fuentes de datos. La recopilación de información de incendios en el campo es mucho más costosa en términos de tiempo y dinero, especialmente en áreas remotas, extensas o de difícil acceso. Numerosos autores han puesto de manifiesto el interés del uso de imágenes de satélite en este



campo, las observaciones de incendios por satélite ofrecen una fuente fiable de datos de incendios que pueden superar algunas de las limitaciones del seguimiento tradicional del fuego (Lentile *et al.*, 2006; Chuvieco y Kasischke, 2007; Corona *et al.*, 2008; GitasA *et al.*, 2014; Giglio *et al.*, 2016a). Por estas razones, los sensores remotos han posibilitado el seguimiento y estudio de los patrones globales del fuego (Dwyer *et al.*, 2000; San-Miguel-Ayanz *et al.*, 2005), aumentando nuestra comprensión sobre emisiones de gases de carbono (CO, CO<sub>2</sub> y CH<sub>4</sub>) (Giglio *et al.*, 2013), usos del suelo y/o cambio de la cubierta vegetal (Petropoulos *et al.*, 2012) y el riesgo de incendios (Chuvieco, 2008).

El uso de los datos que proporcionan los satélites de observación terrestre aplicados a la prevención, evaluación y seguimiento de incendios forestales se ha desarrollado desde mediados de 1980, llegándose a convertir en las últimas décadas, en valiosa herramienta de gestión, empleada para abordar diferentes fases de análisis temporal de los efectos del fuego (Chuvieco, 2009). Adicionalmente, el rango de técnicas y sensores empleados en este tipo de aplicaciones ha crecido de manera exponencial. En términos generales, se podría resumir el uso de la teledetección en tres enfoques principales de acuerdo a las fases de gestión (Tabla 3): antes del incendio (determinación de condiciones de peligro), durante el incendio (detección y características de focos activos) y después del incendio (evaluación de daños y respuesta de los ecosistemas al fuego) (Lentile *et al.*, 2006; Chuvieco, 2009).

Tabla 3. Uso de la teledetección en la gestión y evaluación de los incendios forestales.

FASES	PARÁMETRO	DEFINICIÓN DE PARÁMETRO
Pre – Incendio	Estado Inicial	Las características ambientales de un sitio antes de un incendio y determinación de las condiciones de peligro.
	Riesgo de ignición Riesgo de incendio	Calculo de valores de la probabilidad de ignición a partir de factores asociados (viento, humedad, temperatura, pendiente, entre otras.)
Ambiente de Fuego: Las características ambientales de un sitio durante un incendio. Este es el estado involucrado con el fuego activo.	Intensidad del incendio	Una descripción del comportamiento del fuego cuantificado por la liberación de energía, tales como la temperatura y el calor de la combustión de la materia orgánica.
	Frecuencia y recurrencia de Incendios.	Número de incendios por unidad de tiempo en un área especificada. Este es el aspecto temporal de los regimenes de incendios.
Post-Incendio: Las características ambientales de un sitio después de un incendio, incluyendo tanto los efectos a corto y largo plazo.	Área quemada y perímetro del Incendio	La medición de los efectos post-fuego en términos de dimensión / área; zona afectada por el fuego o extensión espacial de efecto de fuego.
	Severidad del fuego	El grado de cambio ambiental causado directamente por el fuego, su evaluación se realiza inmediatamente después de un evento de incendio (una evaluación inicial). Esta es la evaluación de la gravedad a corto plazo.
	Severidad del incendio	El grado de cambio ambiental causado por el fuego, evaluado por una cierta cantidad de tiempo transcurrido después de un incendio (una evaluación ampliada). La severidad post-incendio a largo plazo.



FASES	PARÁMETRO	DEFINICIÓN DE PARÁMETRO
	Estructura de la cubierta vegetal	Disposición y distribución de componentes forestales post-incendio (por ejemplo, la densidad de plántulas, la altura del árbol, diámetro del árbol, el Índice de Área Foliar).
	Composición	Características post-incendio de la riqueza y abundancia de especies.
	Función	Producción de la materia orgánica por el en recuperación.
	Sucesión	Diferentes etapas de la recuperación de las coberturas vegetales.

Fuente: Adaptado de Chuvieco (2009); Chu y Guo (2014)

Se han desarrollado numerosos algoritmos y métodos de valoración para las fases de evaluación de los incendios (pre, durante y post); sin embargo, los estudios de la fase post-incendio requieren un análisis más exhaustivo, particularmente enfocados en la caracterización y evaluación de los patrones de respuesta en ecosistemas forestales ante los daños ocasionados por el fuego (Chu y Guo, 2014).

En líneas generales, el uso de la teledetección en la fase pre-incendio se centra en el análisis de imágenes con el fin de evaluar las condiciones de riesgo de incendios, ya sea a través de estimaciones del contenido de humedad (FMC) “*Fuel Moisture Content*”, o a partir de mapas de propiedades y tipos de combustible (Viegas *et al.*, 2001; Santis *et al.*, 2006).

La modelización y descripción de los impactos producidos sobre el paisaje requieren conocer la caracterización de la cubierta vegetal de la etapa previa al fuego, ya que describen las condiciones y el estado inicial del paisaje, convirtiéndose en el punto de partida en un análisis multitemporal. Toda esta información es base en un análisis de riesgo de incendio a largo plazo y ayuda no solo a identificar las áreas más propensas a la ocurrencia de incendios, sino también al riesgo que se asume en cada caso dependiendo de las pérdidas potenciales (Salas y Cocero, 2004).

En la fase de fuego o durante el incendio, la mayor parte del análisis por teledetección se centra en los métodos de localización de focos activos de incendios mediante teledetección, métodos que se basan en el contraste térmico entre la señal del suelo o vegetación no afectada y el foco del incendio, con el fin de encontrar superficies anómalas por medio de bandas espectrales sensibles a la temperatura (Dwyer *et al.*, 2000; Csiszar *et al.*, 2005; Korontzi *et al.*, 2006; Chuvieco *et al.*, 2008; Chuvieco, 2009a).

Los algoritmos más sencillos establecen umbrales sobre esta región del espectro para identificar los focos de calor. No obstante, lo más habitual es utilizar estos umbrales junto a

información del infrarrojo térmico y diferencias contextuales (comparación con píxeles vecinos) (Flasse y Ceccato, 1996; Kaufman *et al.*, 2001; Giglio *et al.*, 2003), o a través de seguimiento de los cambios temporales en la temperatura (Lasaponara *et al.*, 2003).

Los sistemas de teledetección más utilizados en la detección de focos activos (sensores AVHRR, MODIS, ATSR y VIIRS) son de órbita polar, baja resolución espacial ( $\approx 1 \text{ km}^2$ ) y alta resolución temporal ( $\approx 1$  día). Además, se ha propuesto el uso de satélites meteorológicos de órbita geostacionaria, con mejor resolución temporal, pero peor resolución espacial. En este contexto, se han generado algoritmos para *Meteosat Second Generation* (MSG) y GOES (Hassini *et al.*, 2009).

Actualmente existen diversos productos disponibles de focos activos, elaborados con el objetivo de cuantificar y representar la ocurrencia de incendios. Uno de los principales es el proyecto “*Fire Information for Resource Management System*” (FIRMS), desarrollado por la agencia espacial americana (*National Aeronautics and Space Administration* -NASA-), que integra tecnología de sensores remotos y sistemas de información geográfica (SIG) para realizar productos globales, estacionales, anuales y casi en tiempo real de anomalías térmicas a partir de imágenes MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) (Figura 7).

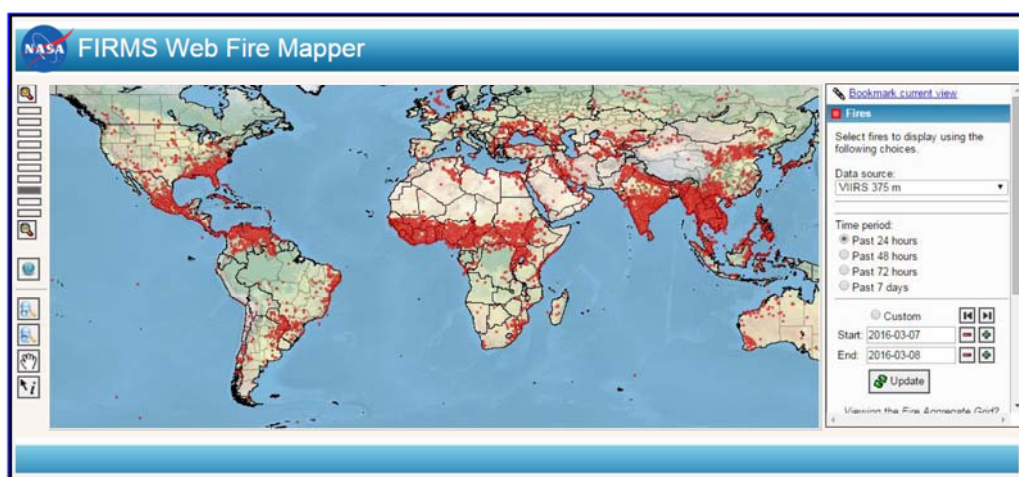


Figura 7. Proyecto FIRMS para la detección de focos activos a partir de imágenes MODIS  
Fuente: <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/firemap/>

El interés de este tipo de productos para la gestión forestal se materializa en productos webs de los servicios forestales, como los Mapas de Detección de Incendios del USDA *Forest Service* (<http://activefiremaps.fs.fed.us>) o el *European Forest Fire Information System* (EFFIS) de la Unión Europea (<http://forest.jrc.ec.europa.eu/effis/applications/current-situation/>). EFFIS es un sistema de monitoreo de incendios forestales a escala continental, que



desde su creación en 2001 entrega en tiempo real datos sobre incendios forestales utilizados como apoyo por organismos de protección civil y servicios de extinción de incendios en toda Europa, Norte de África y Oriente Medio. Es un punto de referencia e información sobre los incendios críticos, disponible a través de estándares y protocolos basados en la Web (McInerney *et al.*, 2013).

Considerando el tema central y los objetivos de esta tesis, se describe a continuación de una manera más detallada la fase post-incendio, la cual se enfoca principalmente en la evaluación de daños y el seguimiento de la regeneración de la cubierta vegetal. Esta evaluación de los efectos del fuego mediante técnicas de teledetección se agrupa bajo tres aspectos relevantes:

- La cartografía de área quemada.
- La estimación del grado de severidad.
- El seguimiento de la recuperación de los ecosistemas.

De estos tres aspectos, este trabajo se centra en los dos últimos, la estimación del grado de severidad y la evaluación del seguimiento de la recuperación de las coberturas vegetales. Estas evaluaciones intentan cuantificar los efectos relacionados con la modificación del paisaje, así como el tiempo de resiliencia, que a su vez está relacionado con la cantidad de combustible previo y su disposición espacial (Chuvienco, 2009a).

### **1.3.1 Cartografía de áreas quemadas**

El efecto causado por los incendios forestales sobre la cubierta vegetal puede detectarse en la mayoría de las imágenes de satélite (White *et al.*, 1996; Lentile *et al.*, 2006). Este hecho es posible gracias a los cambios que experimenta la vegetación al quemarse en diferentes longitudes de onda. Dichas diferencias responden principalmente a una disminución drástica de la capacidad fotosintética de la vegetación, que conlleva un incremento de la reflectividad en las regiones del visible, acompañado de una disminución en el infrarrojo cercano debido al cambio en su estructura, y un aumento de la reflectividad en el infrarrojo de onda corta (*Short-Wave Infrared* -SWIR-), asociado a la pérdida del contenido hídrico. Inmediatamente después del incendio, los efectos son más evidentes por la alta proporción de cenizas y carbón acumulados en superficie. Estas características hacen que las áreas quemadas sean relativamente fáciles de discriminar visualmente, aunque algo más complejas de detectar en procesos automáticos debido al amplio rango espectral, la heterogeneidad espacial causada por el régimen de los incendios, el tipo de vegetación y las condiciones del ambiente o



entorno (Bastarrika *et al.*, 2011; Loboda *et al.*, 2013).

En los estudios de efectos post-incendio, el uso de la cartografía de áreas quemadas mediante teledetección es bastante común y está muy bien documentada en el ámbito local, regional y global, debido principalmente a que ofrece información en un corto tiempo y con un cubrimiento espacial amplio, lo que posibilita el seguimiento de grandes áreas quemadas, permitiendo relacionar factores como la intensidad, frecuencia y severidad, así como su patrón de ocurrencia en dichas áreas (Chuvieco y Kasischke, 2007; Lentile *et al.*, 2006).

La cartografía de incendios forestales mediante teledetección se ha realizado a diferentes escalas. En aplicaciones globales, los datos del sensor NOAA-AVHRR (National Oceanic and Atmospheric Administration - Advanced Very High Resolution Radiometer) han sido ampliamente utilizados desde la década de los 1990 (Chuvieco y Kasischke, 2007). Generalmente, la cartografía de áreas quemadas se ha realizado mediante la comparación multitemporal de índices espectrales como el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index (Kasischke y French, 1995; Pereira, 1999), aunque también se han utilizado combinaciones de bandas térmicas y ópticas (Fraser *et al.*, 2000; Sukhinin *et al.*, 2004).

Otros sensores de baja resolución espacial han sido utilizados con éxito, como el ERS-ATSR, SPOT-Vegetation y Terra-MODIS, cuya disponibilidad temporal comienza en torno al año 2000 (Fraser *et al.*, 2000; Zhang *et al.*, 2003; Kajii *et al.*, 2002; Kasischke y French, 1995; Kelhä *et al.*, 2003; Moreno Ruiz *et al.*, 2012).

Los estudios más habituales en cartografía de área quemada han sido realizados a escala media. Un gran número de trabajos han sido publicados, basados principalmente en el uso de los sensores Landsat TM/ETM+/OLI e IRS-WIFS/AWIFS, con píxeles comprendidos entre los 30 y 180 m (Siljeström y Moreno, 1995; Koutsias *et al.*, 1999; Salvador *et al.*, 2000; García y Chuvieco, 2004; Bourgeau-Chavez *et al.*, 2002; Schroeder *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2016). El objetivo principal de estos estudios ha sido la cartografía de incendios a escala regional (Chuvieco, 2009a).

A escala local, se han publicado diversos trabajos que utilizan datos SPOT-HRV (Phulpin *et al.*, 2002; Miettinen y Liew, 2005), con una amplia gama de técnicas empleadas para discriminar áreas quemadas, que abarca desde las relaciones simples e índices de vegetación (Polychronaki y Gitas, 2012), la clasificación de umbrales y árboles de decisión (Kontoes *et al.*, 2009), hasta los modelos de clasificación basado en objetos (Katagis *et al.*, 2014). El

uso de imágenes de alta resolución como QuickBird (Mallinis *et al.*, 2008) o Ikonos que si bien son costosas limitando su uso masivo, han permitido a este nivel de detalle, cartografiar la extensión y estructura espacial de las diferentes áreas afectadas, determinando su heterogeneidad espacial en función de la topografía (Mitri y Gitas, 2006).

### *Productos de área quemada*

La creciente interacción entre el fuego y el cambio climático ha hecho relevante el uso de los datos adquiridos por teledetección para proveer información sobre las áreas quemadas a nivel global (Mouillot *et al.*, 2014). Este hecho ha permitido proporcionar información importante sobre la variabilidad espacial y temporal de las estimaciones de emisiones derivadas de las áreas quemadas. En este contexto se han desarrollado diferentes productos obtenidos a partir de sensores satelitales, que permiten generar información cartográfica a diferentes resoluciones temporales y espaciales (Gregoire *et al.*, 2003; Bastarrika, 2009).

Es importante destacar estos productos globales de área quemada, no solo por su capacidad de cubrir grandes extensiones, sino también por el nivel de precisión alcanzado (Alonso-Canas y Chuvieco, 2015), así como por la información que proporcionan: superficie total quemada, cantidad de incendios, características de configuración (tamaño y perímetro), patrones espaciales, dinámicas temporales asociadas al tipo de vegetación afectada, etc.. Tabla 4 recoge una lista de los principales productos globales de área quemada y sus características.

Tabla 4. Principales productos de áreas quemadas.

PRODUCTO DERIVADO	SENSOR	CUBRIMIENTO TEMPORAL	RESOLUCIÓN ESPACIAL	TIPO DE ALGORITMO	REFERENCIA
MCD 45	MODIS Aqua Terra	2001–presente	500 m	Basado en un modelo en la reflexión bidireccional para la detección de cambios.	(Roy <i>et al.</i> , 2005)
MCD 64	MODIS Aqua Terra	2001–presente	500 m	Basado en Hot Spots y cambios en los índices espectrales multi-temporales. Actualizado a colección C6, basada en un algoritmo híbrido que aplica umbrales dinámicos sobre compuestos.	(Giglio <i>et al.</i> , 2009) (Giglio <i>et al.</i> , 2016)
GBA 2000	SPOT VGT	11/1999–12/2000	1 km	Cambios multi-temporales en las reflectancias diarias e Índices espectrales (algoritmos IFI y UTL)	(Ershov y Novik, 2001) (Silva <i>et al.</i> , 2003) (Gregoire <i>et al.</i> , 2003)
GBS	NOAA AVHRR	1982–1999	8 km	Detección de cambios multi-temporales.	(Carmona-Moreno <i>et al.</i> , 2005)
GLOB SCAR	ERS2 ATSR2	2000	1 km	KI: algoritmo contextual basado en características geométricas de los píxeles quemados en el infrarrojo cercano. (NIR, 0.87 $\mu\text{m}$ ) / Infrarrojo térmico (TIR, 11 $\mu\text{m}$ ). E1: serie de umbrales fijos aplicados a los datos de 4 canales espectrales.	(Piccolini y Arino, 2000) (Eva y Lambin, 1998)



PRODUCTO DERIVADO	SENSOR	CUBRIMIENTO TEMPORAL	RESOLUCIÓN ESPACIAL	TIPO DE ALGORITMO	REFERENCIA
GLOB CARBON	ERS2 ATSR2 SPOT VGT ENVISAT AATSR	1998–2007	1 km	Basado en 2 algoritmos del GBA2000: IFI y UTL y del GLOBSCAR: K1 y E1.	(Stephen, 2005)
L3JRC	SPOT VGT	2000–2007	1 km	Basado en la experiencia del índice temporal, GBA2000	(Tansey <i>et al.</i> , 2004)
GEO LAND2	SPOT VGT	1999–presente	1 km	Basado en un índice temporal y umbrales.	(Tansey <i>et al.</i> , 2012)
ENVISAT-MERIS	MERIS MODIS Hot-Spot	2006-2008	300 m	Basado en funciones de distribución y cálculo de regiones.	(Alonso-Canas y Chuvieco, 2015)

Fuente: Adaptado de Alonso-Canas y Chuvieco (2015)

Dentro de estos productos globales cabe destacar, en el año 2000, el desarrollo de dos proyectos a escala global, uno basado en los datos SPOT-Vegetation, llamado GBA2000 y el otro basado en imágenes ATSR-2, llamado GLOBSCAR. El primero, coordinado por el *Joint Research Center*, creó un producto global a partir de algoritmos regionales que pretende adaptarse mejor a los ecosistemas de mayor variabilidad. El proyecto GLOBSCAR es una iniciativa de la ESA, está basado en el uso de imágenes ERS-2 ATSR, mediante el empleo de dos algoritmos globales basados en umbrales múltiples (Simon *et al.* 2004). Aunque estos productos no se han evaluado completamente, sus resultados pueden aportar una valiosa información que puede ser utilizada como una entrada a otros modelos de estimación de áreas quemadas o emisión de gases (Tansey *et al.*, 2004; Chuvieco y Kasischke, 2007).

El programa MODIS, a bordo de la plataforma TERRA de la NASA, adquiere imágenes de todo el globo terráqueo diariamente. Dentro de los productos desarrollados a partir de este sensor se encuentran los relacionados con incendios forestales, como el producto MOD14 de focos activos con una resolución de 1 km, y más recientemente el MOD45 de áreas quemadas con una resolución temporal mensual y espacial de 500m. El algoritmo del MOD45 se basa en los cambios espectrales, estructurales y temporales registrados a nivel píxel. La fecha del incendio se estima en el momento en el que se produce un cambio brusco en la reflectancia superficial diaria en base a una serie temporal (Roy *et al.*, 2006; Huesca y Cuevas, 2009).

### ***Métodos de área quemada***

Existen numerosos métodos empleados en la cartografía de área quemada a partir de técnicas de teledetección, los cuales varían según las resoluciones radiométricas, espaciales y temporales de las imágenes, así como también de la disponibilidad de datos (Pereira *et al.*, 1997). Entre los métodos más relevantes se encuentran:

- a) Establecimiento de umbrales



- b) Clasificaciones
- c) Análisis de mezclas espectrales.
- d) Técnicas de detección de cambios.

La técnica de umbrales se basa en el establecimiento de reglas consecutivas que implican la aceptación o rechazo de un pixel determinado como “quemado”. Es una técnica comúnmente utilizada en la discriminación de “hot-spots” en la detección de incendios activos y en la cartografía de áreas quemadas (Pereira, 1999). Esta técnica presenta como ventaja la posibilidad de utilizar varias bandas combinándolas, para mejorar la discriminación de las áreas quemadas. Sin embargo, presenta algunos problemas, como la confusión con áreas previamente quemadas y zonas de frontera, además de la subjetividad que caracteriza este método (González-Alonso *et al.*, 2005; Huesca, *et al.*, 2008).

La cartografía de área quemada mediante clasificación se ha realizado tanto con técnicas supervisadas como no supervisadas. En ambos casos, es habitual que se produzcan errores de comisión, clasificando cuerpos de agua, sombras y, en menor medida, zonas urbanas como áreas quemadas (Boschetti *et al.*, 2006). Por otra parte, también pueden ocurrir errores de omisión en áreas parcialmente quemadas o en zonas donde la cubierta forestal anterior no está totalmente quemada (Chuvienco 2009b).

El análisis de mezclas espectrales (*Spectral Mixture Analysis* -SMA-) se ha propuesto principalmente para la cartografía de área quemada a partir de imágenes de baja resolución espacial (Caetano *et al.*, 1994; Quintano *et al.*, 2002). En este contexto, esta técnica posibilita obtener estadísticas más fiables de las superficies quemadas al considerar que determinados píxeles no se han quemado en su totalidad.

Por último, las técnicas de detección de cambios se basan en la comparación de las condiciones de imágenes de satélite previas y posteriores del incendio. Utiliza diversos métodos (diferencia, cociente, regresión, componentes principales, etc.) para encontrar las diferencias entre fechas a partir de bandas originales o índices espectrales (Richards, 1984; Milne, 1986; Viedma y Chuvienco, 1994; Siljestrom y Moreno, 1995; Koutsias y Karteris, 1998; Merino-de-Miguel y Alonso, 2005; Pereira, 2012).

El análisis multitemporal brinda información adicional sobre las condiciones previas al incendio, ayudando a identificar mejor las áreas en las que la respuesta espectral ha cambiado. Aunque esta metodología puede suponer una mejora con respecto al uso de una única imagen,

presenta la dificultad añadida del co-registro o ajuste geométrico y de la normalización radiométrica de las imágenes. La falta de este tipo de correcciones puede llevar a errores potenciales en los resultados, que pueden surgir en relación a la geometría de iluminación de la imagen, o a la presencia de nubes y sombras (Coppin *et al.*, 2004; Chen *et al.*, 2005; Vancutsem *et al.*, 2007).

A menudo, todas estas técnicas no se aplican directamente sobre las bandas originales de la imagen, si no sobre índices espectrales obtenidos a partir de estas. Estos índices están relacionados con las características físicas y fisiológicas de las coberturas vegetales. San-Miguel-Ayanz *et al.* (2003) propusieron el uso de los llamados índices de área quemada BI (*Burn Index*) para la cartografía de áreas quemadas a partir de imágenes del sensor WiFS (*Wide Field Sensor*) del satélite indio IRS-1C (*Indian Remote Sensing Satellite*).

Pereira (1999) utilizó un análisis comparativo sobre diversos índices de vegetación calculados en imágenes AVHRR para la detección y cartografía del área quemada, encontrando un mejor desempeño con errores más bajos de comisión mediante el índice GEMI3, que es una modificación empírica del índice espectral GEMI. Adicionalmente, Chuvieco *et al.* (2002) presentan un índice denominado BAI (*Burn Area Index*), diseñado específicamente para realzar las superficies quemadas, que mejora la cartografía de las áreas quemadas en comparación al empleo de otros índices utilizados, incluyendo NDVI, GEMI (*Global Environmental Monitoring Index*) y SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*). Este índice ha sido mejorado posteriormente mediante la inclusión del infrarrojo de onda corta en su formulación, en el denominado BAIM (*Burnt Area Index for MODIS*) (Martín *et al.*, 2006; Gómez y Martín, 2008). Aunque la mayoría de los trabajos para la cartografía de área quemada han sido aplicados sobre imágenes ópticas, existen casos en los que los datos han sido derivados de sensores activos, como el radar de apertura sintética (*Synthetic Aperture Radar -SAR-*) (Tanase *et al.*, 2010; Kurum, 2015).

### **1.3.2 Estimación de la severidad**

Frente al gran número de trabajos sobre cartografía de área quemada, los trabajos dirigidos a la estimación de la severidad son menos numerosos (Van Wagendonk *et al.*, 2004, 2012; Epting y Verbyla, 2005; Key y Benson, 2006b; Viedma *et al.*, 2015). Esto es debido principalmente al gran esfuerzo que supone evaluar los efectos del fuego in situ y a la falta de representación espacial asociada a los métodos de campo (De Santis y Chuvieco, 2007), motivos por los que la estimación de la severidad continua siendo un desafío (Chuvieco y Kasischke, 2007).



En este contexto, la teledetección se presenta como la opción más viable, puesto que proporciona una vía relativamente económica y espacialmente explícita para el estudio de las zonas de interés (Chuvieco, 2009b). La evolución y desarrollo de nuevos sensores de observación de la tierra han permitido suministrar información acerca de las áreas quemadas, pudiendo extraer información referente a otros parámetros, como tasas de recuperación de la vegetación (resiliencia), niveles de cambio ecológico producidos por el fuego (intensidad y severidad) o patrones espaciales de distribución de incendios en diferentes tipos de vegetación (Turner *et al.*, 2001; Malone *et al.*, 2011).

La severidad es una magnitud medible mediante técnicas de teledetección a partir del análisis de cambio en los valores de reflectividad de los píxeles antes y después del incendio (Roy y Landmann, 2005; Smith *et al.*, 2005, 2010; Roy *et al.*, 2010). No obstante, para algunos autores estos datos no están exentos de problemas, ya que la severidad del fuego derivada a partir de imágenes de satélite es sensible a la resolución espacial y temporal del sensor, debido al paso infrecuente del satélite, la proporción de área quemada dentro del pixel, el oscurecimiento causado por la columna de humo y la falta de detección de pequeños incendios (Boschetti y Roy, 2009; Kumar *et al.*, 2011).

El primer tipo de imágenes que se utilizó para evaluar los efectos del fuego eran fotografías aéreas adquiridas desde plataformas aerotransportadas, que se utilizaron para medir la severidad y asignar un nivel de daño sobre el ecosistema (Hitchcock y Hoffer, 1974; Botti *et al.*, 1992). Aunque las fotografías aéreas ofrecen una excelente resolución espacial y un buen detalle de las áreas quemadas, presentan como principal problema un área de recubrimiento relativamente pequeña, requiriendo tomar demasiadas fotografías en el caso de grandes incendios, lo que conlleva un aumento en los tiempos de proceso posterior para la corrección y elaboración de mosaicos (Chuvieco, 2008).

Además de las fotografías aéreas, las imágenes adquiridas a partir de sensores satelitales también se han empleado para estimar la severidad. Ya en 1978 Benson y Briggs, indicaban que el análisis de datos asistido por ordenador permitía discriminar las distintas clases espectrales dentro de un área quemada, lo que puede indicar el nivel de severidad, la etapa de regeneración, el tipo de cubierta original o una combinación de estas tres.

Se han desarrollado diversos métodos para estimar la severidad a partir de dichas imágenes (Ryan y Noste, 1985; Cottrell, 1989; Caetano, 1995; Patterson y Yool, 1998) , que varían de



acuerdo con el ecosistema o con el tipo de vegetación. Los trabajos realizados proporcionan una evaluación de los efectos del fuego sobre las cubiertas vegetales, a partir de la cuantificación de parámetros como el área de afectación, la cobertura de suelo descubierto y los porcentajes de combustibles, entre otros (Rogan y Yool, 2001).

Se han utilizado tanto sensores multispectrales como hiperespectrales (Landsat TM, ETM+, MODIS, HYPERION, AVIRIS), siendo Landsat (TM o ETM+) el sensor más ampliamente aceptado, ya que proporcionan una resolución espectral y espacial adecuada para la discriminación de la severidad del fuego a nivel de paisaje (Van Wagendonk *et al.*, 2004; Brewer *et al.*, 2005; Cocke *et al.*, 2005; Epting y Verbyla, 2005; Chuvieco, 2006; Roy *et al.*, 2006; Kokaly *et al.*, 2007).

Los sensores hiperespectrales, como AVIRIS (*Airbone Visible/Infrared Imaging Spectrometer*) e Hyperion del satélite EO-1 (*Earth Observing-1*), disponen de un gran número de bandas a lo largo del espectro, ofreciendo así una mayor sensibilidad espectral, sobre todo en los niveles intermedios de severidad (Van Wagendonk *et al.*, 2004; Parra y Chuvieco, 2005). Esta alta dimensionalidad de los datos, combinada con técnicas de análisis espectral avanzado, mejoran de manera significativa las evaluaciones de la severidad del fuego, aunque con algunas desventajas como su mayor coste en la adquisición de imágenes, un nivel de procesamiento computacional complejo que conlleva alto volumen de datos, y una alta dimensionalidad de información que requiere ser refinada (González-Alonso *et al.*, 2009; Schepers *et al.*, 2014).

En estos estudios se utilizan comúnmente parámetros medidos en campo para calibrar y validar los mapas de severidad derivados del uso de datos satelitales de sensores ópticos (Van Wagendonk *et al.*, 2004; Cocke *et al.*, 2005).

Desde mediados de la década de 1980, se han desarrollado numerosas técnicas de análisis de imágenes satelitales con el fin de poder cartografiar la severidad a partir de datos de teledetección. Estas técnicas incluyen clasificaciones supervisadas y no supervisadas, transformaciones de imágenes, modelos de transferencia radiativa (MRT), índices de vegetación y algoritmos de aprendizaje automático (*Machine learning*), entre otros (Alonso-Benito *et al.*, 2008; Chuvieco, 2009a).

La selección de umbrales ha sido un método muy empleado con el fin de establecer los niveles de severidad, remontándose a los inicios del uso de la teledetección para este fin (Hall *et al.*, 1980). La selección de umbrales se ha aplicado en bandas individuales (Key y Benson

2006a), así como en índices de vegetación (Fox y Stuart, 1994).

La clasificación multispectral también ha sido un procedimiento muy utilizado para cartografiar la severidad del fuego (Hitchcock y Hoffer, 1974; Benson y Briggs, 1978; Chuvieco y Congalton, 1988; Jakubauskas *et al.*, 1990; Bertolette y Spotskey, 2001; Escuin *et al.*, 2002; Kokaly *et al.*, 2007; Chuvieco, 2008). En algunos casos, entre los datos de entrada se utilizan productos resultantes de transformaciones de imagen, como los componentes principales (Rogan y Yool, 2001; Rogan *et al.*, 2002), o índices de vegetación, como el NDVI (Patterson y Yool, 1998). También se han utilizado métodos de aprendizaje automático, como redes neuronales artificiales (ANN), generando mapas más exactos de severidad (Brewer *et al.*, 2005) .

La exactitud de la cartografía de severidad en áreas quemadas empleando métodos de clasificación de imágenes, se ve afectada principalmente por la mezcla espectral entre áreas ligeramente quemadas y otras zonas no vegetales, especialmente de suelo desnudo, así como por la confusión causada por sombras de nubes y los afloramientos de tierra o roca que son espectralmente muy similares a los restos carbonizados (Brumby *et al.*, 2001).

Para solventar estos inconvenientes, se han examinado técnicas de clasificación de imágenes basadas en objetos, con el fin de mejorar la precisión especialmente en las clases más relevantes (Katagis *et al.*, 2014). Esta técnica utiliza tanto la información espectral como la contextual de los datos de entrada (Mitri y Gitas, 2006), lo que hace que este tipo de clasificaciones puedan resultar más precisas, con una representación más apropiada y realista del área afectada (Wicks *et al.*, 2002).

En los últimos años se ha propuesto el uso de modelos de transferencia radiativa (*Radiative Transfer Models* -RTM-). Un RTM hace referencia a aquel modelo que permite estimar la reflectividad de una cubierta vegetal a partir de una serie de variables de entrada. Estos modelos se plantean como una alternativa para mejorar la determinación y variación espectral causada por diferentes niveles de severidad. Un RTM simula un conjunto de firmas espectrales generadas a partir de una serie de parámetros de entrada tanto de la hoja como del dosel. Estos modelos pueden funcionar bajo dos modalidades, el primero a modo de simulación directa, en donde el RTM es utilizado para analizar los efectos de los parámetros de reflectancia espectral en la vegetación, mientras que en el modo inverso, los espectros (datos de teledetección) se utilizan como una entrada para estimar algunos de los parámetros



de la vegetación (salida) (Santis *et al.*, 2009).

De Santis y Chuvieco (2007) han propuesto un modelo de simulación de transferencia radiativa que ha obtenido buenos resultados en la medición de varios parámetros biofísicos de la planta (índice de área foliar, contenido de humedad y de materia seca, concentración de clorofila), lo que mejora la discriminación entre los niveles intermedios de severidad (en términos de CBI) (De Santis y Chuvieco, 2007). Posteriormente, la precisión de la estimación de la severidad se mejoró mediante el empleo de modelos geométricos y GeoCBI (De Santis *et al.*, 2009).

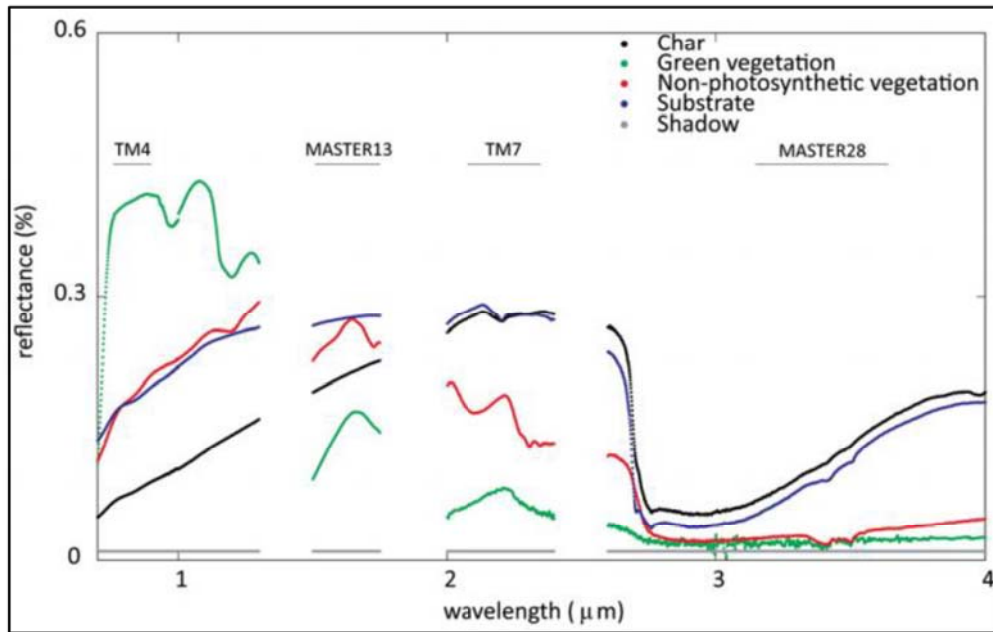
De manera más puntual se han utilizado otras técnicas para la cartografía de severidad del fuego, como el análisis multitemporal de análisis de componentes principales (PCA), y el análisis de mezclas espectrales (SMA), que han obtenido buenas precisiones (Rogan y Yool, 2001; Rogan *et al.*, 2002; Brewer *et al.*, 2005).

### **1.3.3 Índices espectrales de severidad**

El principal reto en el uso de datos de teledetección para la evaluación de la severidad es determinar si los datos espectrales son lo suficientemente sensibles como para discriminar diferentes niveles de daños en la vegetación, por lo que se requiere un análisis más exhaustivo del comportamiento espectral de las áreas quemadas. Esto ha llevado a diversos autores a plantear el uso de índices espectrales como base para la cartografía de severidad en incendios forestales (Epting y Verbyla, 2005; Chuvieco y Kasischke, 2007).

El uso de índices espectrales para evaluar la severidad se basa en el contraste del comportamiento espectral de la vegetación en diferentes regiones del espectro, concretamente las regiones del rojo, del infrarrojo cercano y del infrarrojo de onda corta (SWIR) (Figura 8) (Key y Benson, 2006b; Díaz-Delgado *et al.*, 2004).





La firma espectral de las zonas de sombra se modela como un valor de reflectividad del 1%.

Figura 8. Firmas espectrales de vegetación carbonizada, verde, no fotosintética, sustrato y sombra, frente a los anchos de banda del sensor (TM) y MODIS/ASTER (MASTER)

Fuente: Veraverbeke et al. (2011)

El análisis de la severidad inicialmente se realizó a partir de la respuesta del NDVI (Turner *et al.*, 1994; White *et al.*, 1996), que fue comúnmente utilizado en estudios de vegetación y en trabajos de ecología espacial, ya que informa acerca del estado de la biomasa, densidad y tipo de vegetación presente (Rouse *et al.*, 1974). El NDVI, que combina la información del rojo ( $\rho_R$ ) e infrarrojo cercano ( $\rho_{NIR}$ ), disminuye significativamente después de un incendio, por lo que se ha utilizado con frecuencia para la cartografía de áreas quemadas y la clasificación de severidad (Caetano, 1995; Rodríguez *et al.*, 1997; Rogan y Yool, 2001; Conard *et al.*, 2002; Miller y Yool 2002; Díaz-Delgado *et al.*, 2004; Cocke *et al.*, 2005; Escuin *et al.*, 2008).

$$NDVI = ((\rho_{NIR} - \rho_R)) / ((\rho_{NIR} + \rho_R))$$

Ecuación 1

Debido a que la estimación de la severidad implica una valoración continua a lo largo del tiempo, surge la necesidad de un enfoque temporal (pre y post-incendio), de este modo se obtiene el índice diferencial dNDVI, generado a partir de la diferencia entre los valores de NDVI de imágenes previas y posteriores a un incendio:

$$dNDVI = \rho_{NDVI} \text{ pre incendio} - \rho_{NDVI} \text{ post incendio}$$

Ecuación 2

Junto al NDVI, se han empleado otros índices de vegetación que combinan las regiones espectrales del rojo e infrarrojo cercano, como el *Simple Ratio* o *Ratio Vegetation Index* (Jakubauskas *et al.*, 1990), el *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) y el SAVI Modificado, así como el *Atmospherically Resistant Vegetation Index* (ARVI) (Rodríguez *et al.*, 1997).

Si bien estos índices han demostrado su eficacia en la detección de áreas quemadas, se ha observado que esta respuesta espectral es más relevante en otras regiones del espectro, donde los daños producidos en los tejidos de la hoja seguidos por la pérdida en el contenido de humedad del dosel, producen aumentos de la reflectividad típica en la región del infrarrojo de onda corta (SWIR: 2.09 - 2.35  $\mu\text{m}$ ) (White *et al.*, 1996; Van Wagendonk *et al.*, 2004; Roy *et al.*, 2005). Esto ha motivado que se proponga el uso de índices que sustituyen la región del rojo por el infrarrojo de onda corta, que se han denominado índices de severidad (*Burn Severity Index* -BSI-) (García y Caselles, 1991; Trigg y Flasse, 2000).

En este contexto, el primer índice propuesto ha sido el *Normalized Burn Ratio* (NBR) (Jakubauskas *et al.*, 1990). Aunque inicialmente surge como un índice propuesto para la evaluación de la humedad presente en la vegetación (García y Caselles, 1991), el NBR adquiere mayor relevancia al detectar con mayor precisión las zonas afectadas por los incendios (Key y Benson, 2006b):

$$NBR = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{SWIR})}{(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR})} \quad \text{Ecuación 3}$$

Donde  $\rho_{NIR}$  y  $\rho_{SWIR}$  son la reflectividad del infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, respectivamente. Debido a la marcada diferencia espectral que presenta el NBR en estas regiones, su resultado muestra una mayor variación entre imágenes pre y post-incendio, permitiendo no solo poder delimitar las áreas quemadas sino también evaluar el grado de severidad (Miller y Yool, 2002; Key y Benson, 2006b; Miller y Thode, 2007).

El valor del índice NBR comprendido en un rango de -1 a 1, es positivo cuando la vegetación es verde o vigorosa, con valores próximos a 0 cuando la vegetación es escasa o senescente, y negativo cuando la exposición del suelo es alta o hay poca o ninguna vegetación, como sucede justo después de un incendio. El NBR se ha empleado con éxito en sensores Landsat TM y ETM+, a partir de la banda 4 que abarca longitudes de onda del infrarrojo cercano entre los 0.76-0.90  $\mu\text{m}$ , principalmente sensible al contenido de clorofila de la vegetación viva; y la banda 7, que registra las longitudes de onda del infrarrojo de onda corta (2.08-2.35  $\mu\text{m}$ ),



sensible al contenido de agua tanto del suelo como de la vegetación (Elvidge, 1990; Avery *et al.*, 1992). Como resultado del uso de estas dos bandas, el NBR es particularmente sensible a los cambios en la cantidad de vegetación verde o viva, contenido de humedad, y algunas condiciones del suelo que ocurren después de un incendio (Jia *et al.*, 2006).

El enfoque post-incendio (NBR) es más sencillo que el enfoque multi-temporal (dNBR), y reduce los errores causados por las diferencias de corrección geométrica, la calibración del sensor, la geometría de observación, los efectos atmosféricos y la fenología. Sin embargo, el uso de una sola imagen, sin una referencia pre-incendio, conlleva dificultades en la cartografía de áreas espectralmente similares, vegetación senescente y grandes incendios (Pereira, 1999; García y Chuvieco, 2004; Epting y Verbyla, 2005). Por ello, se hace necesario la aplicación de un enfoque de análisis multitemporal para la evaluación de severidad, dando como resultado el índice diferencial dNBR *Differenced Normalized Burn Ratio* (Lutes *et al.*, 2006), el cual se estima a partir de la diferencia temporal entre el NBR previo y posterior al incendio, permitiendo distinguir diferentes niveles de severidad, capturando la complejidad espacial de fuego dentro de los perímetros de gravedad (Brewer *et al.*, 2005; Epting y Verbyla, 2005; Thode *et al.*, 2011):

$$dNBR = \rho NBR \text{ pre incendio} - \rho NBR \text{ post incendio} \quad \text{Ecuación 4}$$

Sus valores varían en un rango de entre -2 y 2, representando el resultado de la diferencia previa y posterior al fuego, en donde los valores positivos se asocian a una severidad elevada, disminuyendo hasta valores cercanos a 0 de severidad baja en donde la afectación es nula, valores negativos corresponderían a la señal de los nuevos rebrotes de vegetación u otras coberturas.

Desde el año 2001 el Servicio de Parques Nacionales de los EE.UU ha utilizado el dNBR como herramienta de gestión para evaluar sistemáticamente incendios forestales mediante el uso de imágenes Landsat pre y post-incendio (Key, 2006). Además de cartografiar la zona quemada, el dNBR también se ha utilizado para inferir la severidad del fuego, lo que implica una estimación de la magnitud del cambio ecológico (French *et al.*, 2008).

La aplicación del índice diferencial dNBR ha demostrado ser un método efectivo para definir la severidad del incendio (Epting *et al.*, 2005; Hall *et al.*, 2008; Barrett *et al.*, 2010; Jin *et al.*, 2012; Wu *et al.*, 2013), existiendo una alta correlación entre los valores estimados en campo y la severidad del incendio (Miller y Yool, 2002; Epting *et al.*, 2005). Proyectos de monitoreo



como *Burned Area Emergency Response* (BAER) emplean el índice diferencial dNBR para producir cartografía a escala regional de áreas quemadas en relación a las condiciones del suelo (Keeley, 2009a).

Existen dos enfoques en la utilización de índices diferenciales para el cálculo de la severidad, como en el caso extendido del dNBR. El primero, realiza una evaluación inicial para la delimitación del perímetro y la cartografía de la severidad inmediata causada por el fuego, obtenido mediante el resultado de la diferencia entre la imagen previa al incendio y una imagen adquirida en el mismo periodo, generalmente lo antes posible. Por el contrario, el segundo enfoque, plantea una evaluación extendida a partir de la diferencia entre la imagen del NBR previo al incendio y una imagen adquirida mucho después del fuego (generalmente un año o varios años después), estos resultados se utilizan con mayor frecuencia en las evaluaciones ecológicas de la severidad del fuego (Soverel *et al.*, 2010).

La mayor parte de los estudios han tratado de estimar la severidad a partir del índice compuesto de severidad CBI (descrito anteriormente), mediante el empleo de imágenes de teledetección a través de modelos empíricos (Miller y Yool, 2002; Van Wagendonk *et al.*, 2004; Cocke *et al.*, 2005; Epting *et al.*, 2005). El enfoque más común ha sido el de correlacionar los valores del CBI con índices espectrales, tales como el NBR (Key y Benson, 2004), y su versión diferencial dNBR (Key y Benson, 2006b).

Numerosos estudios han evaluado las respuestas de los índices NBR y dNBR con datos de campo, obteniendo valores de correlación medio a altos (Miller y Yool, 2002; Van Wagendonk *et al.*, 2004; Brewer *et al.*, 2005; Epting y Verbyla, 2005; Sorbel y Allen, 2005; Key, 2006; Key y Benson, 2006; Roy *et al.*, 2006; De Santis *et al.*, 2006; Chuvieco y Kasischke, 2007; Walz *et al.*, 2007; Miller y Thode, 2007).

Recientemente ha surgido una variante sobre el enfoque del dNBR, denominada RdNBR “*Relative differenced Normalized Burn Ratio*”, ya que si bien las medidas del índice diferencial dNBR muestran el cambio absoluto entre las imágenes pre y post-incendio, el algoritmo relativo RdNBR determina el nivel de cambio sobre la base de reflectividad previa al incendio y calcula la variación relativa (Miller y Thode, 2007):

$$RdNBR = \frac{\rho NBR \text{ pre incendio} - \rho NBR \text{ post incendio}}{\sqrt{|\rho NBR \text{ pre incendio} / 1000|}}$$

Ecuación 5

Evaluada la sensibilidad del dNBR y RdNBR para medir la severidad de un gran número de incendios (Zhu, 2006; French *et al.*, 2008), se ha podido determinar, en general, una menor precisión para el dNBR ( $R^2 = 0,49$ ) que para el RdNBR ( $R^2 = 0.61$ ) (Miller y Thode, 2007). Se ha encontrado que el RdNBR es un mejor estimador que el dNBR dentro de regiones de escasa vegetación o zonas no productivas sobre un conjunto de datos agrupados de incendios, por lo tanto puede proporcionar una relación más consistente en una escala amplia de la severidad del fuego y mejora la precisión de clasificación en categorías de severidad alta, sobre todo en paisajes de vegetación heterogénea (Zhu, 2006; Miller y Thode, 2007; Soverel *et al.*, 2010).

Aunque los índices diferenciales dNBR y dNDVI mantienen una buena correlación con los niveles de carbonización de la vegetación y el suelo, sus resultados son muy diversos, con correlaciones entre 0,01 a 0,81 (Kasischke *et al.*, 2008). Se ha observado que tienden a generalizar las relaciones entre diferentes niveles de severidad en algunos ecosistemas, representando mal las transiciones de reflectividad entre los estados pre y post-incendio (Roy *et al.*, 2006; French *et al.*, 2008).

Adicionalmente se ha planteado el uso de un nuevo índice denominado RBR (*relativized burn ratio*), el cual ofrece una alternativa a las métricas actuales, mediante el cociente entre el dNBR y el NBR pre-incendio ajustado a un factor aditivo de corrección de 1.001 (Parks *et al.*, 2014).

$$RBR = \frac{\rho dNBR}{(\rho NBR_{pre\ incendio} + 1.001)} \quad \text{Ecuación 6}$$

Los resultados indican que RBR presenta una mayor correspondencia con los datos de campo ( $R^2$  promedio entre 18 incendios = 0,786) que el dNBR ( $r^2 = 0,761$ ) y RdNBR ( $R^2 = 0,766$ ). Además, la precisión global de clasificación lograda con RBR (promedio entre los 18 incendios = 70,5%) fue mayor que dNBR (68,4%) y RdNBR (69,2%). En consecuencia, el índice RBR es una alternativa frente al dNBR y al RdNBR para medir y clasificar la severidad en áreas quemadas (Parks *et al.*, 2014)

La Tabla 5 muestra una revisión general de los principales estudios basados en datos de teledetección para la cartografía de severidad, así como de los índices y sensores más utilizados se encuentra. Estos trabajos incluyen, desde análisis de imágenes de radar SAR

(ERS-1), empleadas en la medición de la retro-dispersión de las coberturas afectadas por el fuego en bosques boreales, dada su correlación con el nivel de severidad (Bourgeau-Chavez *et al.*, 2002; Potapov *et al.*, 2008), hasta el planteamiento de nuevas métricas basadas en el ajuste de índices de severidad a las condiciones pre-incendio (Parks *et al.*, 2014b).



Tabla 5. Resumen de los principales estudios basados en datos de teledetección para la de severidad

REFERENCIA	AÑOS DE LAS IMÁGENES	SENSOR REMOTO/ENFOQUE	ÍNDICE BASADO EN CAMPO	RESULTADOS
(Bourgeau-Chavez <i>et al.</i> 1994)	1992 (fire in 1990)	ERS-1 SAR retro dispersión; regresión lineal múltiple	BCI, SRI, VCI	R2 depende de la temporada: R2 = 0,92 (primavera); R2 = 0,64 a 0,78 (verano); R2 = 0,298 (otoño)
(Michalek <i>et al.</i> 2000)	1995 (fire in 1994)	Clasificación supervisada de Landsat TM	Observación de campo y fotografía aérea en 3 niveles.	Tres clases de severidad: Baja, Moderada, Severa
(Epting y Verbyla 2005)	1988 (fire in 1986)	Clasificación Árbol de decisión de Landsat TM dNBR	Umbrales ajustados dNBR	Tres clases de severidad: alta ( $\geq$ dNBR 620), moderado ( $250 \leq$ dNBR $\leq$ 620); baja ( $\leq$ 85 dNBR $\leq$ 250)
(Sorbel y Allen 2005)	1999-2002	Landsat TM dNBR; regresión lineal	CBI	R2 = desde 0,46 hasta 0,84, en función de los eventos de incendios
(Duffy <i>et al.</i> 2007)	1994, 1999, 2000, 2002 (24 fires from 1993 to 2002)	Landsat TM NBR; análisis estadístico de NBR (ANOVA, variograma)	N/A	Severidad (representado por NBR) depende de la topografía y el tipo de vegetación
(Sorbel y Allen 2005)	1999-2003 (fires from 1999 to 2002)	Landsat TM dNBR, regresión lineal	CBI	R2 = 0,45-0,88, en función de los eventos de incendios
(Hall, Freeburn, de Groot, <i>et al.</i> 2008)	2004, 2005 (fires in 2003 and 2004)	Landsat TM dNBR, Regresión lineal y no lineal.	CBI	R2 > 0,7; modelo no lineal obtenido mejores resultados que el modelo lineal
(Hoy <i>et al.</i> 2008)	2004 (fires in 2004)	Landsat TM/E/TEM+ bandas e índices; regresión lineal	CBI	Baja correlación entre las medidas de severidad de satélite y campo; Un R2 = 0,52 para la correlación más alta entre dNBR y CBI
(Murphy <i>et al.</i> 2004)	2005 (6 fires in 2003 and 2004)	Landsat TM dNBR, regresión lineal	CBI	Baja correlación entre dNBR y CBI; R2 = 0,11 hasta 0,64, en función de los eventos de incendios
(Verbyla y Lord 2008)	1985 (fire in 1983)	Landsat TM NBR, regresión lineal	Post-incendio profundidad del suelo orgánico (medido en 2006)	Baja correlación entre NBR y profundidad del suelo orgánico; promedio R2 = 0,26 para todos los sitios; R2 = 0,65 para los sitios de abeto negro
(Barrett <i>et al.</i> 2010b)	2005 (fire in 2004)	Landsat TM/E/TEM+ índices y datos auxiliares para modelo de árbol de regresión	Profundidad de la capa orgánica	Mejoro significativamente los esfuerzos para mapear profundidad de la capa orgánica que representa para la severidad del fuego; el ajuste del modelo con R2 = 0,8
(Soverel <i>et al.</i> 2010)	2005-2008 (fires from 2005 to 2007)	Landsat TM/E/TEM+ dNBR and RdNBR	CBI	RdNBR no es más efectivo que dNBR en estimación de severidad, 65,2% y 70,2% precisión de clasificación respectivamente.
(De Santis y Chuvieco 2008)	2007 (fire in 2005)	Landsat TM, NBR and radiative transfer models (RTM)	CBI	Para CBI > 2,7. Los RTM arrojaron valores de CBI aceptables de ( $p < 0,05$ ), con un R2 ajustado = 0,66
(Jim <i>et al.</i> 2012)	2001-2009	Clasificación de MODIS dNBR y cambio de Albedo ( $\Delta\alpha 0$ )	N/A	valores dNBR y $\Delta\alpha 0$ entre 20% - 45%, 45% - 75%, > 75% corresponden a que percentiles fueron clasificados como de bajo, moderado y alto clases severidad, respectivamente
(De Santis y Chuvieco 2009)	2009 (3 Fires from 2005 to 2006)	Landsat TM, SPOT 5. GeoCBI: a modified version of the CBI to estimate burn severity.	CBI, GeoCBI	El GeoCBI está más relacionado con reflectividad espectral del CBI para diferentes rangos de severidad, mientras que mantiene su significado ecológico.
(Veraverbeke, Harris, <i>et al.</i> 2011)	2011 (Fire in 2011)	MODIS /ASTER, (MASTER) Simulador aerotransportado. An alternative spectral index for rapid fire severity assessments	GeoCBI	El SMI se desempeñó mejor para estimar los valores de GeoCBI que el NBR (SMI R 2 = 0,69 $\pm$ 0,06 y NBR R 2 = 0,60 $\pm$ 0,06).
(Parks, Dillon, <i>et al.</i> 2014a)	2014 (18 fires from 2000 to 2008)	Landsat TM/E/TEM+. A New Metric for Quantifying Burn Severity: The Relativized Burn Ratio (NBR)	RBR, dNBR; RdNBR	El RBR es una métrica alternativa a dNBR y RdNBR; con R2 promedio entre 18 incendios = 0,786, mientras que dNBR y RdNBR (0,761 y 0,766) respectivamente.

A partir de todos estos estudios realizados sobre la utilización de índices espectrales en la cuantificación de la severidad, se puede observar una marcada tendencia a la utilización del índice dNBR, el cual aunque no presenta resultados idóneos, es uno de los algoritmos de detección de cambios más utilizados para la cartografía de los efectos del fuego, dada su posibilidad de ser implementado en la mayoría de sensores. Sin embargo, en los últimos años, ha existió una preferencia a emplear modificaciones o ajustes del dNBR, con el fin de mejorar la precisión a las mediciones de campo. Esto permite una comparación más directa de la severidad entre los incendios en el espacio y el tiempo, lo que es importante para el análisis a nivel de paisaje.

#### **1.4 Teledetección, estructura del paisaje e incendios forestales**

El efecto del fuego sobre la estructura y dinámica del paisaje depende en gran medida de la severidad y de las características propias del combustible (Turner *et al.*, 2001). La severidad determina el grado de respuesta y el factor de cambio de los ecosistemas a través del tiempo y el espacio (Schimmel y Granström, 1996). Diferentes estudios han puesto de manifiesto que los incendios con altos niveles de severidad consumen la cubierta vegetal y exponen el suelo a procesos erosivos, lo que incrementa notablemente la magnitud y duración del impacto sobre el paisaje. De este modo, los diferentes niveles de daño y la respuesta de los distintos tipos de ecosistemas son altamente dependientes de la severidad del incendio y de las características propias de los componentes biofísicos preexistentes (Schimmel y Granström, 1996; Neary *et al.*, 2005).

Por ello, comprender el cómo un incendio altera la estructura del paisaje no es una tarea fácil, debido a la complejidad con la cual el fuego interactúa con la estructura del paisaje; la severidad dependerá en última instancia de la combinación aleatoria de los efectos del fuego y la capacidad que tenga el paisaje para recuperarse (Kane *et al.*, 2013). Por esta razón, en este trabajo la severidad será el punto central en el análisis de los cambios producidos en la estructura del paisaje por incendios forestales.

De acuerdo con Lavers y Haynes-Young (1993), el análisis de la estructura del paisaje forma parte esencial de la ecología del paisaje; un término usado para definir el estudio del entorno físico, donde se distinguen tres características fundamentales: estructura, función y cambio (Turner, 1990). Estos estudios han cobrado gran importancia desde el punto de vista de la



dinámica de perturbaciones del paisaje, centrándose en las interacciones recíprocas entre patrones espaciales del terreno y fenómenos globales (Turner, 2005; Cushman y Mcgarigal, 2010).

La estructura del paisaje hace énfasis en la influencia de la heterogeneidad espacial de los sistemas ecológicos, considerando al paisaje como un nivel de organización supracomunitario (Forman y Godron, 1986), compuesto por un mosaico de teselas interactuantes de distintos tipos de comunidades. Su modelización ha sido objeto de estudio por un gran número de investigadores, que buscan explicar las tendencias espaciales y temporales de los ecosistemas terrestres (Turner *et al.*, 2001; Cohen y Goward, 2004; Viedma, 2008).

Es aquí donde el creciente interés por técnicas innovadoras, como la teledetección o los modelos de simulación (Maehr y Cox, 1995; Turner, 2005; Groom *et al.*, 2006), han cobrado gran importancia en la investigación de problemas ecológicos a distintas escalas (Lavers y Haynes-Young, 1993). El uso de imágenes de satélite representa un método eficaz que permite evaluar grandes extensiones del paisaje en zonas remotas e inaccesibles (Poso *et al.*, 1984; Wulder, 1998), mediante la aplicación de técnicas que permiten la evaluación de los patrones que intervienen en los procesos de fragmentación, fuertemente ligados a la dinámica espacial y temporal provocada por alteraciones como la de incendios forestales (Turner *et al.*, 2001).

Investigadores como Hoechstetter (2008) y Mcgarigal *et al.* (2009) han realizado estudios enfocados a la aplicación de métricas de paisaje con la finalidad de cuantificar la heterogeneidad a nivel de ecosistema. Esta cuantificación numérica de las imágenes produce información a modo de índices que arrojan información sobre las características de la cubierta vegetal y los procesos ecológicos allí presentes, tanto desde el punto de vista espacial como temporal (Burel y Baudry, 2002; Josep Vila *et al.*, 2006).

Sin embargo, no está claro hasta qué punto estos métodos y productos han sido integrados dentro de la ecología del paisaje. Los primeros trabajos realizados eran predominantemente descriptivos, con una evidencia limitada del análisis cuantitativo (Wiens, 1992). Algunos autores como Frohn (1998) proporcionan una visión general del uso de datos de teledetección en la ecología del paisaje, centrándose en el cálculo de métricas del patrón



espacial y evidenciando una independencia sobre el tipo de muestreo aplicado.

A partir de la década de los 1990 se pone de manifiesto que las imágenes de satélite, gracias a su carácter digital, permitían una medición sistemática de ciertas variables de la estructura espacial que no serían obtenibles con métodos convencionales, como la compacidad, conectividad, o la diversidad (Chuvieco, 1996).

Una revisión realizada en más de 438 publicaciones indexadas en el *Institute of Science Information* (ISI) del *Web of Science* (WoS) entre los años 2004-2008 sobre el uso de la teledetección en análisis de ecología y estructura del paisaje, determinó que cerca del 36% de los estudios de estructura del paisaje basaba sus análisis en técnicas de teledetección. De ellas, las fotografías aéreas (ortofotografías) e imágenes Landsat (MSS, TM y ETM+) fueron los tipos más utilizados. Seguidos de otros sensores como SPOT (VFC, HRG) (3%), NOAA-AVHRR (4%), IRS-LISS (1%), Ikonos (1%) y QuickBird (0,5%). La mayoría de estos estudios examinó un único ecosistema en particular, siendo los bosques el más frecuente entre los casos, con cerca de un 37% (Newton *et al.*, 2009).

Sarragiotto y Benedito (2013) actualizaron esa información, enmarcando más de 124 tesis y 144 publicaciones internacionales indexadas por el *Institute of Science Information* (ISI) de la *Web of Science* (WoS) durante el periodo 1999-2009 (Figura 9, superior). Esta actualización se realizó sobre un total de 40 publicaciones adicionales que a su vez tienen una relación con el ámbito propio de los incendios y su interacción con la ecología del paisaje, comprendiendo el periodo entre el 2010 a la actualidad (Figura 9, inferior), obteniendo que la frecuencia más alta de publicaciones se presenta en el año 2008 y 2016. Se observa además que a partir del año 2008 se ha presentado una tendencia de aumento, propio al constante crecimiento de facilidad en la adquisición de imágenes satelitales, motivada tal vez por liberalización del catálogo Landsat<sup>3</sup> (USGS, 2008).

---

<sup>3</sup> <https://landsat.usgs.gov/opening-landsat-archiveproduct-specifications>

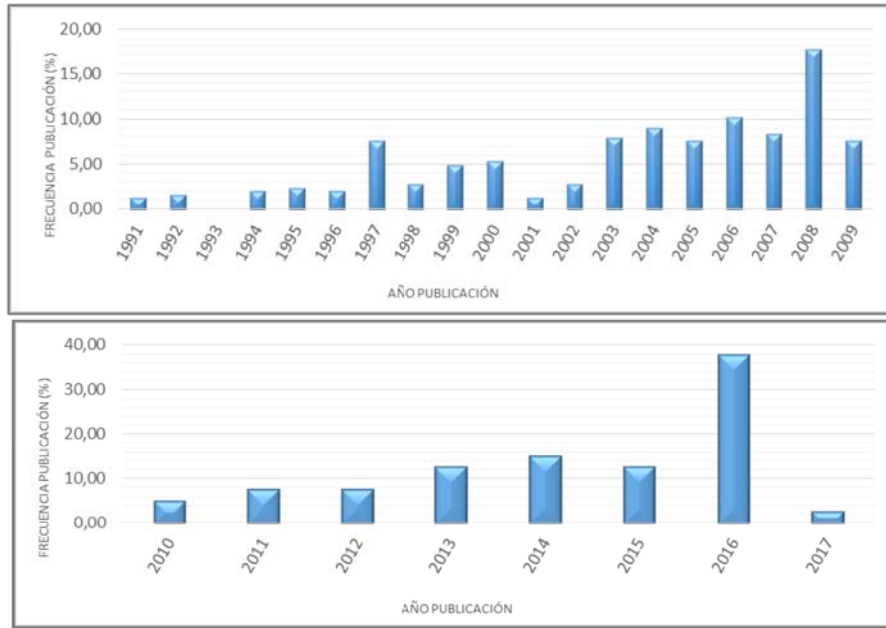


Figura 9. Estudios de ecología del paisaje mediante teledetección, entre 1991 y 2009 (superior), y entre 2010 y 2017 (inferior).

Fuente: Adaptación de Sarragiotto y Benedito (2013)

Complementando el análisis anterior con el tipo de satélite utilizado se evidencia que más del 60% de los estudios realizados emplearon imágenes Landsat, seguidos por un 10% que utilizaron datos SPOT, y con un 8% por imágenes MODIS. Con la actualización del trabajo también se evidencia la incorporación de nuevos sensores como: Landsat 8 LDCM, RapidEye, Worldview, *Earth Observing-1* (EO-1) o Sentinel 2A (Figura 10).

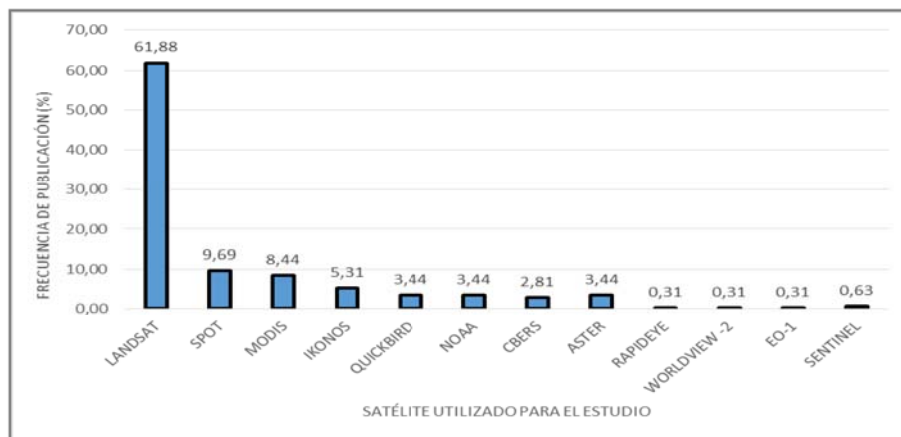


Figura 10. Estudios de ecología del paisaje mediante teledetección, según el tipo de sensor

Fuente: Estudio propio

Un punto clave en el aumento de la investigación en el campo de la estructura del paisaje mediante el uso de imágenes de satélite ha sido el incremento de sensores satelitales en funcionamiento, que facilitan la interpretación de la influencia que la configuración del

paisaje tiene sobre los procesos y patrones ecológicos a diferentes escalas (Metzger, 2001).

Por otra parte, autores como Groom *et al.* (2006) destacan el valor potencial del desarrollo de técnicas, como los sensores hiperespectrales, los datos de radar y las ventajas de las imágenes multiangulares en la medición de la estructura de la vegetación, lo que a futuro traerá un aumento del uso de esta tecnologías en el análisis del paisaje (Sarragiotto y Benedito, 2013).

El uso de estas imágenes de satélite permite delimitar características como unidades ecológicas, estructura espacial medida a través de variables como fragmentación, forma, abundancia, especificidad, presencia de fronteras o corredores (Ripple y Bradshaw, 1991).

Estas configuraciones espaciales identificadas mediante teledetección constituyen una fuente de información esencial a la hora de caracterizar la naturaleza y escala de variación espacial de los procesos de la superficie. De este modo, una imagen debe tener una adecuada resolución espacial como para ser suficientemente grande en comparación con la extensión de las estructuras espaciales analizadas, con el fin de abarcar toda su variabilidad espacial (Garrigues, 2004).

Por ejemplo, Garrigues *et al.* (2006) examinó el efecto de la escala y la forma asociada a nivel de paisaje en áreas de tierras de cultivo, encontró que se caracterizan generalmente por un patrón de mosaico de gran variabilidad espacial, mayores que las áreas de vegetación natural de estructuras mucho más finas (Figura 11).

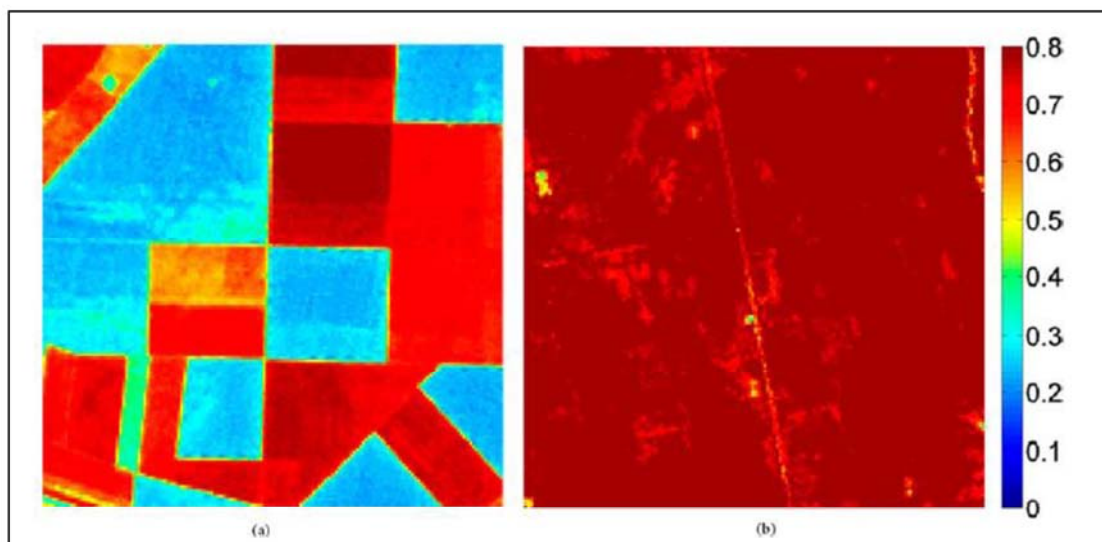


Figura 11. Estructuras espaciales del paisaje caracterizado en índices NDVI sobre imágenes SPOT HRV. (a) Tierras de cultivo, (b) Bosques naturales.  
Fuente: Garrigues *et al.* (2006)



Los métodos cuantitativos en ecología del paisaje se agrupan en los denominados «índices de paisaje» (*landscape metrics*). Estos índices de paisaje aportan información numérica sobre la composición y la configuración de los paisajes, la proporción de cada cubierta del suelo o la superficie y la forma de los elementos del paisaje. Además, permiten una útil e interesante comparación entre distintas configuraciones paisajísticas generadas por el fuego (Martín-Martín et al., 2013b), de la misma área en distintos momentos temporales o la definición de escenarios futuros (Gustafson, 1998).

En general, las técnicas cuantitativas para la medición de la estructura espacial del paisaje se pueden clasificar en función a los valores que pueden tomar o la escala de medida sobre la que se basen (Chuvieco, 1996; Turner *et al.*, 2001; McGarigal, 2015). Frecuentemente en el análisis de datos se divide a las variables en dos grandes grupos:

- I. Variables continuas: También conocidas como de intervalo o de razón. Este tipo de variables asumen que la imagen posee un espacio continuo de valores, sobre un rango numérico de medidas que definen “cuanto” o de “que tamaño” es el valor del pixel/unidad, lo que permite la medición de características texturales. Esta característica permite un nivel de medición más amplio, pudiendo realizar transformaciones pixel a pixel, como las aplicadas en las bandas de un sensor o índices espectral (Chuvieco, 1996; Van der Meer, 2012).
- II. Variables nominales: Son variables donde el valor original de la imagen está categorizado en una serie de clases temáticas, sin relación numérica entre ellas. Se utilizan para medir atributos, o cualidades sin un orden de asignación específico. En este nivel las categorías no puede ser medidas por técnicas estadísticas habituales. Su análisis es exclusivamente cualitativo, basados en las características de la configuración y distribución de sus formas. Sin embargo, ofrece la posibilidad de aplicar numerosos índices de paisaje, estrechamente relacionados con el análisis de la estructura espacial (O’Neill *et al.*, 1988; Riitters *et al.*, 1995; Altamirano *et al.*, 2013).

Bajo estos conceptos, el tipo de escala de medición de la variable (continua o nominal) es muy importante en la estructura del paisaje, porque cada una de ellas impone restricciones distintas a los análisis cuantitativos, estadísticos y computacionales (Matteucci, 2015).

#### 1.4.1 Métricas sobre variables continuas

La estadística espacial ofrece diversas herramientas que permiten medir la aleatoriedad espacial de una imagen de valores continuos, permitiendo evaluar el grado de agregabilidad de los píxeles y la escala espacial de variabilidad de los patrones de formación del paisaje.

En general, se trata de métodos que descomponen la complejidad de una imagen desde una aproximación de contexto, definiendo las escalas de análisis en función de distintos radios de acción (Fortin y Dale, 2005), o bien en función de distancias entre puntos que abarcan distintas dimensiones, como ocurre en los correlogramas, el Índice de Moran y los variogramas (Bellehumeur y Legendre, 1998).

También se pueden aplicar métodos basados en la detección de periodicidades, como el análisis espectral utilizado en las series temporales, pero sustituyendo el tiempo por el espacio evaluado de forma unidimensional, para representar los agregados espaciales de una variable (Maestre *et al.*, 2008).

Todos estos métodos cuantifican la estructura espacial de una variable continua en función de una determinada escala de observación. Estas evaluaciones cuantitativas de la estructura del paisaje se pueden expresar a través de índices de textura espacial aplicados sobre bandas originales o productos derivados de técnicas de teledetección. La Tabla 6 resume los principales métodos estadísticos aplicados al análisis de la estructura espacial sobre imágenes de variables continuas.

Tabla 6. Resumen de las principales métricas sobre variables continuas

NOMBRE DEL ÍNDICE	FÓRMULA	DESCRIPCIÓN	REFERENCIAS
<i>Correlograma</i>	$\rho(h) = \frac{cov[Z(x), Z(x+h)]}{\sqrt{varZ(x) varZ(x+h)}}$	<p>Son índices que sirven para mostrar el grado de agregabilidad en función de las distancias a las cuales se detecta autocorrelación espacial positiva (contagio) o negativa (repulsión), definiendo así el tamaño y la escala de influencia de los agregados en los que se estructura la variable.</p> <p>Donde h es un incremento en el espacio de dos dimensiones para los puntos y <math>Z(x)_1</math> es una variable aleatoria donde <math>x_i</math> es el vector de mediciones en el punto i.</p>	(Gutiérrez-Lopez et al. 2011).
<i>Índice de Moran</i>	$I = \frac{N}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{\sum_i (X_i - \bar{X})^2}$	<p>Es un método estadístico utilizado para medir la autocorrelación espacial, caracterizada por una relación que se produce entre las muestras que están geográficamente cerca.</p> <p>Este concepto se basa en la primera ley de la geografía propuesta por Waldo Tobler.</p> <p>Donde N es el número de unidades espaciales indexadas por <math>X_i</math>; <math>X_j</math> es la variable de interés; <math>\bar{X}</math> es la media de la variable; y <math>W_{ij}</math> es un elemento de una matriz de ponderaciones espaciales.</p>	(McCrew et al. 2014)
<i>Índice K Ripley</i>	$K(t) = A \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} I_{t(i,j)} / n^2$	<p>Se trata de un método que descompone la variabilidad de un parámetro, definiendo las escalas de análisis en función de distintos radios de acción donde establecer distancias a vecinos próximos. Donde N es el tamaño de la muestra, A es el área de la parcela, <math>W_{ij}</math> corrige el efecto de borde. K(t) toma el valor de uno si la distancia entre las características es menor o igual a t (círculo de radio), de lo contrario es cero</p>	(Fortin y Dale 2005)
<i>Semivariogramas</i>	$\gamma\left(\vec{r}_h\right) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N(\vec{r}_h)} \sum_{j=1}^{N(\vec{r}_h)} [z(X_i) - z(X_j + \vec{r}_h)]^2$	<p>Es una medida de la dependencia espacial entre dos observaciones en función de la distancia entre ellos. La semivarianza es generalmente baja cuando dos ubicaciones están cerca una de la otra, y aumenta a medida que la distancia entre los lugares crece hasta el punto en que los lugares se consideran independientes entre sí. Esto permite tener una idea bastante precisa de la variación espacial de una imagen.</p> <p>Donde Z(xi) representa el valor de la variable en la ubicación Xi, <math>\rightarrow</math>h la separación entre los elementos en una dirección dada, y N(<math>\rightarrow</math>h) el número de pares de datos que ocurren en lugares Xi y Xi+<math>\rightarrow</math>h (Pannatier, 1996).</p>	(Garrigues 2004; Garrigues et al. 2006; Van der Meer 2012)
<i>Dimensión fractal</i>	$DF = \frac{\log(2)}{\log(2) + \log\left(\frac{180 - slope}{2}\right)}$	<p>El valor de la Diferencia Fractal está asociado con el nivel de degradación causado por el incendio.</p> <p>Una de las características más interesantes de incendios forestales en la dimensión fractal (DF), es que las imágenes de satélite muestran que su propagación puede obedecer a un modelo fractal.</p> <p>La DF considera la relación angular de cada segmento dependiente (slope) subyacente en la imagen, como una medida que puede ser considerada el ángulo general de la forma fractal.</p>	(Eastman 1985)
<i>Matriz de co-ocurrencia</i>	$P(i, j   \Delta x, \Delta y)$	<p>La GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrix), es una medida estadística de 1° y 2° orden, basada en una matriz que indica el número de veces que un determinado píxel aparece junto a otro. Los elementos de esta matriz, P(i, j), representan las frecuencias relativas de los niveles de gris i y j, tomando los píxeles dos a dos y separados una distancia d (<math>\Delta x, \Delta y</math>) según una dirección dada.</p>	(Haralick et al. 1973)



A pesar de la diversidad de los métodos expuestos, la mayor parte de ellos están muy relacionados entre sí y describen patrones espaciales de forma similar. Ya se han mencionado, por ejemplo, las relaciones que existen entre los resultados derivados por la autocorrelación espacial medidas a través de correlogramas, índice de Moran y semivariogramas, no obstante, estas relaciones se pueden ampliar a casi todos los métodos de análisis espacial (Camarero y Rozas, 2006).

La elección de un método en concreto debe guiarse por las propiedades del patrón a estudiar, con el fin de encontrar las causas de la autocorrelación espacial, el grado de entropía o similitud local, mediante el contraste estadístico del patrón detectado. Dichas características de análisis pueden ser resumidas y extraídas a partir de la matriz de co-ocurrencia (GLCM) (Flanders *et al.*, 2003; Lee *et al.*, 2009).

Una de las principales ventajas que presentan los análisis de texturas mediante la GLCM frente a las otras técnicas de medición, es su capacidad para medir el grado de heterogeneidad espectral presente en las imágenes de satélite, ya que no realiza un procesamiento de la información basado únicamente en un enfoque píxel a píxel, sino que analiza el contexto espacial o vecindario para cada píxel dentro del cual se pueda caracterizar la distribución espacial en una o varias bandas espectrales. Esta característica permite obtener nuevas imágenes de textura, que pueden servir de forma aislada o combinada en la caracterización de las unidades de vegetación (Flanders *et al.*, 2003).

Diferentes estudios han aplicado el uso de estas métricas derivadas de la matriz de co-ocurrencia GLCM sobre índices de vegetación (NDVI) en imágenes Landsat-TM y NOAA-AVHRR, permitiendo analizar la estructura paisajística que generan los grandes incendios forestales y la tendencia homogeneizadora del fuego sobre el mosaico vegetal, encontrando en esta técnica una potencial herramienta para examinar los cambios del paisaje producidos por un incendio (Chuvieco, 1996; Chen *et al.*, 2001).

También se ha empleado los análisis de textura de la GLCM sobre imágenes Ikonos de alta resolución, como un predictor de diversidad en relación a la estructura y textura de bosques naturales. Los resultados muestran que la GLCM permite la caracterización de la estructura del hábitat y predice algunos patrones de riqueza de especies en ecosistemas templados (St-Louis *et al.*, 2006; Wood *et al.*, 2012). De hecho, muchas clasificaciones multiespectrales

han incorporado medidas de textura como características adicionales o "capas" dentro del proceso de clasificación (Møller-Jensen *et al.*, 2005).

En general, el uso de la GLCM para derivar métricas de textura del paisaje es particularmente útil en el conjunto de datos de teledetección. Este tipo de métricas permiten conocer la disposición espacial de los píxeles dentro de las imágenes y posibilita su uso como indicadores útiles en la investigación de dónde y cómo se produce la diversidad del paisaje como resultado de perturbaciones por incendios forestales, arrojando valores de correlación de Pearson de hasta un 0.94 con las texturas (Chen y Jacobson, 2001; Smith *et al.*, 2002). Sin embargo, como ocurre con muchas otras métricas, el uso de una única medida (o grupo de medidas) no son del todo apropiadas en todos los paisajes o aplicaciones (Nellis y Briggs, 1989; Clausi, 2002; Møller-Jensen *et al.*, 2005).

#### **1.4.2 Métricas sobre variables nominales**

La mayor parte de las métricas o índices utilizados en ecología del paisaje asumen que el paisaje está dividido en manchas (*parches o teselas*), definidas bajo el modelo de Forman (1995), en donde el paisaje se considera un área espacialmente heterogénea compuesta por unidades de "tesela-corredor-matriz", con al menos un factor de interés perteneciente a un tipo de cobertura o de ecosistema (Turner *et al.*, 2001).

Estas áreas definidas como unidades contiguas de una determinada cobertura o uso del suelo, pueden ser delimitadas a partir de una imagen, ya sea visualmente o mediante un proceso automático. En ambos casos la métrica original de la imagen cambia de una escala de continua (valores radiancia o reflectividad) a una escala nominal (categorías o clases de cobertura) y, por tanto, no pueden aplicarse sobre ella los índices previamente analizados en variables continuas (Chuvienco, 1996).

La composición y configuración de todos los elementos que constituyen un paisaje es lo que se denomina patrón del paisaje (O'Neill *et al.*, 1988) y su cuantificación es uno de los requisitos básicos en el análisis de correlación entre la heterogeneidad del paisaje y los procesos ecológicos (Turner *et al.*, 2001).

Estos métodos de cuantificación en ecología del paisaje son aplicables a tres niveles (McGarigal, 2015b):

- I. A nivel de tesela (*patch level*). Los cálculos se aplican a cada fragmento individualmente. Es el nivel adecuado, por ejemplo, para determinar cuál es el fragmento de mayor superficie entre todos los representados.
- II. A nivel de clase (*class level*). Los cálculos se aplican a cada conjunto de fragmentos de la misma clase, es decir, a aquéllos que tienen el mismo valor o que representan el mismo tipo de uso del suelo, hábitat, etc. Es el nivel apropiado para calcular cuál es la superficie que ocupa una determinada cobertura del suelo, como podrían ser los bosques, o cual es la extensión media ocupada por los fragmentos de bosque.
- III. A nivel de paisaje (*landscape level*). Los cálculos se aplican al conjunto del paisaje, es decir, a todos los fragmentos y clases a la vez. El resultado nos informa del grado de heterogeneidad o de homogeneidad del conjunto del área que se ha cuantificado.

La mayor parte de los estudios en variables nominales para la configuración del paisaje se centran en las características de dimensión y número de fragmentos que conforman el área de estudio, lo que permite disponer de una primera aproximación general a las características morfológicas de un determinado paisaje (McGarigal, 2015).

Las métricas de configuración paisajística están referidas a la disposición de los elementos espaciales al interior de la clase o paisaje (Turner *et al.*, 2001; Uuemaa *et al.*, 2009). Estas mediciones pueden agruparse dentro de cinco grandes grupos de índices de paisaje (Cushman y McGarigal, 2010; McGarigal, 2015). La Tabla 7 presenta una breve descripción de los principales índices asociados a la medición de la estructura del paisaje.



Tabla 7. Resumen de las principales métricas sobre variables nominales

NOMBRE DEL ÍNDICE	FÓRMULA	DESCRIPCIÓN	REFERENCIAS
<i>Índices de área</i>	$TA = A(1/10.000)$	<i>Área</i> - Calcula el área total (TA) expresada en hectáreas correspondiente a cada uno de los fragmentos, es un índice básico para la determinación de muchos otros. La fórmula refleja la conversión de m2 a ha.	
	$CA = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A}$	<i>Class Area</i> - Calcula el área correspondiente al conjunto de fragmentos que constituyen una clase determinada.	
	$TCAI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}}{A}$	<i>Total Landscape Area</i> - Calcula el área que ocupa el conjunto total de fragmentos, es decir, el área correspondiente a todo el territorio representado.	
<i>Índices de superficie</i> ( <i>Number of Patches</i> )	$NP = N$	Es igual al número total de teselas o fragmentos (NP) presentes en un paisaje y número de fragmentos de cada clase.	(McGarigal 2015)
<i>Índices de densidad</i> ( <i>Patch Density</i> )	$PD = \frac{N}{A} (10.000) (100)$	Número de fragmentos (PD) de cada clase por unidad de superficie en hectáreas.	
<i>Índices de variabilidad</i>	$MPS = \frac{A}{N} \left( \frac{1}{10.000} \right)$	<i>Mean Patch Size</i> - Relación entre el área ocupada por una clase y el número de fragmentos correspondientes a aquella clase en hectáreas:	
		<i>Patch Size Standard Deviation</i> - Medida de la variabilidad de tamaños de los fragmentos.	
<i>Índices de forma</i>	$SHAPE = \frac{p_{ij}}{2\sqrt{\pi} \cdot a_{ij}}$	<i>Shape Index</i> . Calcula la complejidad de la forma de los fragmentos (SHAPE) en comparación con una forma estándar, como sería la circunferencia en el entorno vectorial o el pixel en el entorno raster.	
	$MSI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left( \frac{p_{ij}}{2\sqrt{\pi} \cdot a_{ij}} \right)}{N}$	<i>Mean Shape Index</i> - Calcula la forma media a nivel de clase y de paisaje, (MSI) es igual a la suma del perímetro teselar dividido por la raíz cuadrada de área de cada tesela, ajustada mediante una constante al estándar circular (formato vectorial) o al estándar cuadrado (formato raster), dividida por el número de teselas (NP).	

NOMBRE DEL ÍNDICE	FÓRMULA	DESCRIPCIÓN	REFERENCIAS
Índices de ecotono y hábitat interior	$LSI = \frac{E'}{2\sqrt{\pi} \cdot A}$	<p><i>Landscape Shape Index</i> - Calcula la relación entre área y perímetro para el conjunto del paisaje (LSI), es igual a la suma de las fronteras del paisaje (sean o no sean verdaderos bordes) y todos los segmentos de bordes teselares (m) internos del paisaje, dividida por la raíz cuadrada del área total del paisaje (m<sup>2</sup>), ajustada mediante una constante estándar circular (formato vectorial) o constante estándar cuadrada (formato Raster).</p>	
	$FD = \frac{2 \ln p_{ij}}{\ln a_{ij}}$	<p><i>Fractal Dimensión</i> - Calcula el grado de complejidad (FD) de cada fragmento a partir de la relación entre área y perímetro.</p>	
	$PERIM = p_{ij}$	<p><i>Perimeter</i> - Perímetro del conjunto de fragmentos.</p>	
	$TE = E$	<p><i>Total Edge</i> - Perímetro del ecotono (TE) a nivel de clase o del conjunto del paisaje.</p>	
	$ED = \frac{E}{A} (10.000)$	<p><i>Edge Density</i> - Perímetro del ecotono en relación con la superficie del paisaje.</p>	
	$TECI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=i+1}^m (e_{ik} \cdot d_{ik})}{E} (100)$	<p><i>Total Edge Contrast</i> - Contraste del ecotono de un fragmento en relación con el ecotono correspondiente a un fragmento colindante</p>	(Forman y Godron 1986; Forman 1995)
	$CORE = a_{ij}^c \left( \frac{1}{10.000} \right)$	<p><i>Core Area</i> - Superficie de hábitat interior correspondiente a cada fragmento.</p>	
	$TCAI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij}^c}{A}$	<p><i>Total Core Area</i> - Calcula la superficie de hábitat interior correspondiente a nivel de clase o de paisaje.</p>	
	$TCAI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij}^c}{A} (100)$	<p><i>Core Area Percent of Landscape</i> - A diferencia del anterior, este calcula el porcentaje del paisaje ocupado por hábitat interior a nivel de clase.</p>	
	$CAI = \sum_{j=1}^n \left( \frac{a_j^c}{a_j} \right) (100)$	<p><i>Core Area Index</i> - Porcentaje de hábitat interior a nivel de fragmento.</p>	
Índices de distancia, vecindad y conectividad	$NND = \frac{\bar{D}_o}{\bar{D}_e}$	<p><i>Nearest Neighbor Distance</i> - Distancia al fragmento de la misma clase observada (<math>\bar{D}_o</math>), a la clase más próxima esperada (<math>\bar{D}_e</math>).</p>	(Forman 1995; Hilty <i>et al.</i> 2006)
	$MD = \frac{\bar{D}_o}{\bar{D}_{max}}$	<p><i>Maximum Distance</i> - Distancia al fragmento observado de la misma clase (<math>\bar{D}_o</math>), al más alejado (<math>\bar{D}_{max}</math>).</p>	

NOMBRE DEL ÍNDICE	FÓRMULA	DESCRIPCIÓN	REFERENCIAS
	$PX = \frac{\bar{D}_o}{\bar{D}_k}$	<p><i>Proximity Index</i> - Distancia al fragmento de la misma clase (<math>\bar{D}_o</math>) más próximo a partir de un determinado radio de búsqueda (<math>k</math>).</p>	
	$PXMean = \sum \frac{\bar{D}_{oij}}{\bar{D}_k}$	<p><i>Mean Proximity Index</i> - Proximidad media entre fragmentos de una misma clase a partir de un determinado radio de búsqueda.</p>	
<i>Índices de diversidad del paisaje</i>	$SHDI = - \sum_{i=1}^m (p_i \cdot \ln p_i)$	<p><i>Shannon's Diversity Index</i> - Valora la diversidad paisajística, es decir, la heterogeneidad, a partir de la diversidad de fragmentos. Su valor absoluto no es muy significativo, pero es útil para comparar distintos paisajes o un mismo paisaje en distintos momentos temporales.</p>	(McGarigal y Marks 1995)
	$SHEI = \frac{- \sum_{i=1}^m (p_i \cdot \ln p_i)}{\ln m}$	<p><i>Shannon's Evenness Index</i> - O índice de equitatividad, representa la medida de las abundancias relativas de las especies, está basado en la homogeneidad paisajística.</p>	
	$SHEI = \frac{- \sum_{i=1}^m (p_i \cdot \ln p_i)}{\ln m}$	<p><i>Simpson's Diversity Index</i> - Valora, a partir de probabilidades, la diversidad paisajística, es decir, la heterogeneidad. El valor representa la probabilidad que dos elementos seleccionados de forma aleatoria puedan ser diferentes. Cuanto mayor es su valor, superior es la diversidad paisajística o heterogeneidad.</p>	
	$SIDI = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2$	<p><i>Simpson's Evenness Index</i> - Es un índice basado en la probabilidad de la homogeneidad paisajística.</p>	



El uso de estas métricas se ha popularizado, aunque existe bastante polémica con respecto a su significado ecológico, aplicabilidad, escala, sensibilidad y redundancia (Kane *et al.*, 2013). Según Forman (1995), generalmente dos o tres métricas bien seleccionadas son suficientes para responder cuestiones específicas del paisaje. Otros estudios consideran que la información contenida en los índices puede reducirse a un grupo reducido de métricas básicas como: dominancia, contagio, número de clases, dimensión fractal, cociente perímetro/área medio ajustado ortogonalmente (Frohn y Hao, 2006; Okamoto *et al.*, 2014; Angeler *et al.*, 2015). Comúnmente se han aplicado análisis de reducción de factores con el fin de discriminar y reducir la cantidad de índices empleados, hasta un número de métricas explicativas (Matteucci y Silva, 2005; Cushman *et al.*, 2008; Griffith *et al.*, 2000).

Se han empleado este tipo de índices para determinar los factores que influyen en la dinámica del bosque a escala del paisaje. En el norte de Australia se utilizaron métricas de paisaje sobre imágenes aerotransportadas de alta resolución, para evaluar el alcance y las causas de los cambios en los límites de la selva tropical, a consecuencia de la severidad del fuego en relación a la estructura y riqueza florística del bosque lluvioso (Banfai y Bowman, 2007).

Por otra parte, el uso de métricas como evaluadores de regímenes históricos de incendios sobre teselas de alta severidad en los bosques mixtos de coníferas del Parque Nacional del Gran Cañón (E.E.U.U.), han permitido estimar el tamaño y forma histórica de la severidad. A través de medidas de tamaño y ocurrencia se pudo comprobar el papel histórico del fuego como probable generador de heterogeneidad a través del paisaje, promoviendo la actual composición del bosque y su resistencia a perturbaciones futuras (Yocom-Kent *et al.*, 2015).

Algunos trabajos en bosques de zonas Mediterráneas han podido identificar, a través de métricas de paisaje en estudios de más de cinco décadas, que el clima es uno de los factores en la evolución de la conectividad de los bosques y áreas quemadas por incendios forestales, desempeñando un papel directo en la producción de biomasa forestal e ignición de incendios forestales y la propagación, ya que es un regulador indirecto que mantiene la continuidad vertical y horizontal de la masa vegetales a través de los patrones del paisaje (Martín-Martín *et al.*, 2013b).

Adicionalmente, investigaciones realizadas en 110 incendios en zonas mediterráneas del

centro de España sobre imágenes Landsat TM, confirmaron que el tamaño del fuego está relacionado con las características del paisaje de la zona quemada y el perímetro del incendio, concluyendo que la estructura del paisaje es relevante para determinar el tamaño de un incendio en esta área (Viedma *et al.*, 2009).

### **1.4.3 Modelación tridimensional de patrón espacial del paisaje**

Los índices de paisaje han sido ampliamente utilizados para relacionar los patrones espaciales de los procesos o funciones ecológicas, ya que su sensibilidad puede ser analizada mediante técnicas relacionadas con el análisis de imágenes de teledetección (Altamirano *et al.*, 2013). Sin embargo, se hace necesario evaluar otras alternativas de análisis diferentes a las convencionales, que permitan la extracción de medidas cuantificables que resuman la variación espacial de la estructura del paisaje (Fernández y Piñeiro, 2001; Paruelo, 2008).

Tal y como se ha comentado anteriormente, el análisis de la dinámica espacial de fenómenos como los incendios forestales y la representación de sus cambios sobre el paisaje requiere del uso de más de una medida o grupo de medidas capaces de resumir la variabilidad espacial generada (Nellis y Briggs, 1989; Clausi, 2002; Møller-Jensen *et al.*, 2005). Sin embargo, la alta correlación y redundancia presente entre los resultados de estas medidas requiere una síntesis de estas.

Determinar cuántas y qué métricas usar, así como su combinación para que los resultados sean significativos e interpretables sigue siendo un gran reto. Dicho grupo de métricas podría explicar el patrón de variabilidad espacial a través de diferentes escalas y paisajes.

Las estadísticas multivariantes han ofrecido un medio por el cual comparar y localizar estas variables altamente redundantes, con el fin de reducir y dar sentido a múltiples métricas.

Trabajos como el de Riitters *et al.* (1995), en el cual se realizaron comparaciones por pares sobre 55 métricas de paisaje a través de 85 conjuntos de datos de coberturas del suelo, revelan la alta correlación de muchas de estas métricas, con coeficientes superiores a  $\pm 0.9$ , lo que permitió identificar y eliminar las medidas menos significantes, reduciéndolas a un total de 26.

Adicionalmente, se concluyó mediante el análisis de PCA que los factores asociados al



número total de teselas, contagio, dimensión fractal, media del perímetro/tesela y el área relativa de la tesela, tenían autovalores mayores que 1.0, los cuales explican cerca del 83% de la varianza, pudiendo asumir su relativa independencia para recoger toda la heterogeneidad espacial presente en el paisaje.

Estos cinco indicadores proporcionaron un conjunto mínimo de medidas cualitativamente independientes entre sí, de los diferentes aspectos de patrón espacial. Sus resultados basados en 85 paisajes de diferentes zonas de los Estados Unidos han sido contrastados en otras zonas templadas (Turner *et al.*, 2001).

Tradicionalmente, los análisis espaciales en ecología parten de un concepto de paisaje de dos dimensiones (2D) y con una unidad denominada "tesela". Parrott (2010) adiciona a esta idea una visión temporal, sustituyendo el tradicional enfoque de análisis de dos dimensiones, por un modelo espacio-temporal 3D (Parrott *et al.*, 2008), bajo una unidad de trabajo denominada "blob", la cual agrega la variable de tiempo en el eje de las (Z).

De este modo, la estructura espacial de un conjunto de datos puede ser analizada a través de la caracterización de los *blobs*, usando para ello un número de métricas simples de composición, configuración y diversidad. El uso de estas diferentes métricas de paisaje, como el contagio y la complejidad espacial, describen la distribución de manchas o teselas en el espacio y el tiempo, pudiéndose validar a través de estos modelos empíricos (Figura 12).

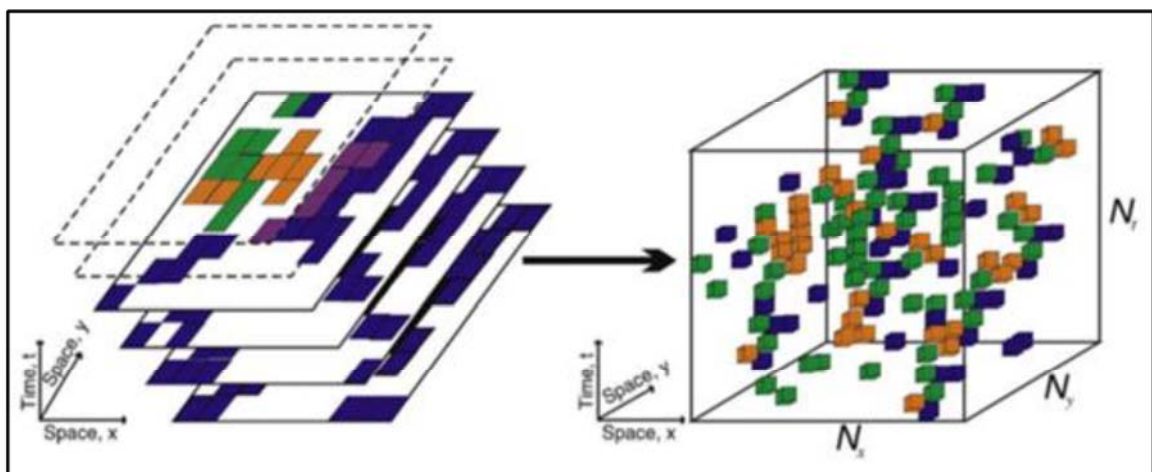


Figura 12. Ilustración de la complejidad espacio-temporal en análisis 3D: (Izquierda) capas de mosaicos espaciales a través del tiempo. (Derecha) Matriz de datos 3D, en compuestos de "blobs".

Fuente: Parrott *et al.* (2008)



El reciente aumento en la automatización de sistemas de seguimiento, así como la disponibilidad de datos de teledetección basados en satélites de alta resolución, contribuyen en gran medida al desarrollo y aplicación de nuevas formas de cuantificación de la complejidad espacial, lo que permitirá un rápido avance y comprensión de las complejas estructuras y dinámicas de los ecosistemas en el contexto de las perturbaciones humanas y naturales (Parrott, 2010).

Estas medidas de datos tridimensionales contribuyen con una nueva visión en el análisis de mosaicos espaciales derivados de productos de teledetección. Si bien existen una gran variedad de métricas de paisaje que se pueden utilizar para describir la agregación o complejidad geométrica, estas no se aplican directamente a los datos espacio-temporales. Estas nuevas medidas aumentan la creciente variedad de herramientas y métodos para la detección de patrones espacio-temporales (Gatrell *et al.*, 1996; Peter A. Rogerson, 2010).

Se han evaluado otros criterios en la reducción de estas métricas, como el implementado por la Agencia de Protección Ambiental EPA (USA) (EPA, 1994), en donde se ordena y pondera los índices de paisaje de acuerdo a tres categorías: indicadores de integridad del paisaje, indicadores de la estabilidad y resiliencia del paisaje, e indicadores de la integridad biótica y de la biodiversidad del paisaje. Este trabajo indica que la evaluación del cambio en el patrón de paisaje, puede ser identificada y caracterizada por tres métricas: Contagio, Dimensión Fractal y Dominancia.

En un análisis realizado por O'Neill *et al.*, (1988) se observó que las escenas del paisaje de todo el este de Estados Unidos podían ser diferenciadas unas de otras, a través del empleo de solo tres métricas generales: dominio, contagio y dimensión fractal. Los resultados obtenidos muestran cómo una síntesis de las métricas del paisaje representadas en un espacio tridimensional, suministran información suficiente como para caracterizar cada uno de estos paisajes, permitiendo desde un punto de vista colectivo, evaluar el estado actual de la estructura del paisaje en un determinado lugar, en función de un estado ideal que se quiere alcanzar o de poder cuantificar el grado de cambio a un estado inferior o de afectación.

Posteriormente, O'Neill *et al.*, (1996) utilizaron este modelo teórico de patrón espacial para caracterizar tres subregiones al sureste de Estados Unidos, a través de estos tres valores de índices de paisaje. Su trabajo demostró que el uso de este modelo de patrón espacial separó

efectivamente estos paisajes, basados exclusivamente en el uso de las métricas de dominio (X), contagio (Y) y dimensión fractal o complejidad de forma (Z), pudiendo resumir la configuración de un paisaje a través de una geometría tridimensional que puede ser utilizada para calcular la distancia entre diferentes paisajes en función de su patrón espacial (Figura 13). Lo que es particularmente interesante en este enfoque, es que la estructura de un paisaje puede ser medida y comparada con un estado deseable o puede ser trazada a través del tiempo con el fin de representar los cambios sin que las mediciones sean repetidas para el mismo paisaje o ecosistema (Turner *et al.*, 2001).

O'Neill *et al.* (1996) describieron dos restricciones importantes sobre este enfoque. Primero, los ejes del patrón espacial deberían ser ortogonales; es decir, las variables deben ser independientes entre sí (Figura 13). El análisis de correlación simple puede ser utilizado para probar su independencia. Segundo, debe establecerse la sensibilidad de las métricas usadas en el patrón espacial del cambio del paisaje, con el fin de que representen los objetivos del trabajo. La pregunta crítica es si el indicador puede detectar pequeños cambios, tales que sirvan como una advertencia útil de un cambio indeseable sobre el paisaje. Estos cambios en los paisajes simulados juegan un papel importante en la evaluación del funcionamiento de las métricas del paisaje, en relación a las dinámicas específicas de un patrón espacial (Saura y Mart, 2000; Li y Reynolds, 2016).

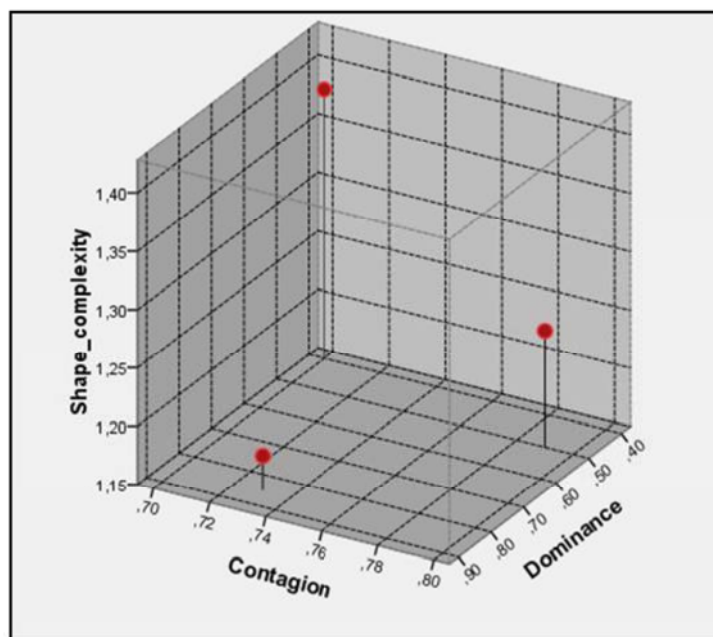


Figura 13. Modelo de patrón espacial tridimensional de paisaje para tres regiones del sureste de Estados Unidos.

Fuente: Adaptado de Turner *et al.* (2001)

Los modelos espacialmente explícitos en ecología permiten la investigación de la dinámica de la población en el espacio y el tiempo. La dinámica espacio-temporal resultante es a menudo irregular o desigual y da lugar a patrones espaciales complejos que pueden ser difíciles de caracterizar, lo que crea la necesidad de conocer cómo o de qué manera se puede caracterizar la dinámica espacio-temporal de diferentes ecosistemas (Parrott *et al.*, 2008).

Una investigación más reciente sobre la cuantificación de la complejidad y dinámica de la vegetación ha aplicado esta nueva visión de métricas simplificadas en un “modelo tridimensional” para el análisis de datos espacio-temporales en ecología, denominada STC (*spatiotemporal complexity*), utilizando un grupo de indicadores simples (métricas) con el fin de analizar conjuntos de datos en tres dimensiones (Parrott *et al.*, 2008). Los resultados obtenidos muestran cómo estas métricas se pueden aplicar a imágenes raster o mosaicos ecológicos muestreados en intervalos de tiempo uniforme, como los obtenidos a partir de una serie de imágenes de sensores remotos.



## **CAPITULO 2**

### **OBJETIVOS**

---

## CAPITULO 2. OBJETIVOS

La mayoría de los procesos ecológicos presentan una heterogeneidad que varía en el espacio y el tiempo. La caracterización de estos patrones espacio-temporales es un elemento clave y necesario para la comprensión de la dinámica ecológica, sobre todo de cara a analizar posibles perturbaciones, en nuestro caso las causadas por la severidad de los incendios forestales en el corto, medio y largo plazo.

La comprensión del vínculo entre el patrón espacial y el fuego facilitaría la definición de normas de gestión, así como el desarrollo de directrices y estrategias orientadas al manejo y restauración a nivel de paisaje, con el propósito de reducir la carga de combustible o cambiar su disposición espacial (estructura del paisaje). Cuando un incendio forestal se activa en un paisaje bien administrado, se propaga más lentamente, con menor intensidad y severidad, pudiendo ser menos costoso y más rápido de extinguir (Duguy *et al.*, 2007). Sin embargo, esto no se ha examinado lo suficientemente de forma cuantitativa en escalas de paisaje sobre un gran número de incendios con diferentes comportamientos del fuego. Este enfoque podría proporcionar nuevas formas de predecir aquellas áreas potenciales o susceptibles a efectos ecológicos negativos a largo plazo, tales como aumento de la erosión del suelo, la mortalidad de árboles y otros efectos posteriores a los incendios (Lentile *et al.*, 2006).

Por tanto, resulta imprescindible en la caracterización de estos impactos espacio-temporales, el desarrollo de nuevos enfoques y metodologías que permitan detectar y dar seguimiento a estos cambios. Es por ello que este trabajo enfatiza la relación entre los factores de la severidad de incendios forestales y los cambios provocados en la estructura del paisaje.

La visión global proporcionada por las imágenes de satélite se ha convertido en una importante herramienta en la elección de estrategias de acción con respecto a la conservación y protección de los ecosistemas. El uso de herramientas geoespaciales como la teledetección resulta idónea para conocer y caracterizar este tipo de cambios sobre el paisaje, lo que puede resultar de gran interés en el campo de la gestión de incendios.

El objetivo principal de esta tesis es evaluar y analizar los cambios en la estructura del paisaje producidos por incendios forestales, en función de la severidad del fuego, con el uso de técnicas de teledetección. Este estudio se centra en la evaluación y comprensión de la dinámica espacial del paisaje producida por los incendios forestales mediante el uso de

diversas técnicas de análisis espacial, propuestas para variables continuas y categóricas, basadas en índices espectrales derivados de imágenes Landsat. Para ello se han seleccionado dos áreas de estudio, una en la comunidad de Madrid (2002-2016) y otra en Guadalajara (2003-2016).

Para la consecución de este objetivo general se han planteado varios objetivos específicos:

- (i) Determinar la capacidad de discriminación de los índices espectrales disponibles para la cartografía de severidad en incendios forestales, considerando el grado de ajuste con la información de campo.
- (ii) Determinar la efectividad de los métodos estadísticos y probabilísticos para la estimación de la severidad de incendio a partir de imágenes Landsat TM, ETM+ y OLI, mediante la validación de estos productos cartográficos con la información del índice de campo GeoCBI.
- (iii) Analizar la variación espacio-temporal de la estructura del paisaje en incendios forestales para las dos zonas de estudio mediante la aplicación de dos metodologías:
  - El análisis de textura aplicado sobre variables continuas a partir de la matriz de co-ocurrencia, utilizando como datos de entrada una serie temporal de imágenes de índices espectrales.
  - El análisis de índices de paisaje, sobre variables categóricas, relacionadas con las coberturas presentes.
- (iv) Identificar y generar el análisis de reducción de variables, tanto para las continuas como categóricas, mediante la implementación del modelo espacial de O'Neill.
- (v) Proponer y aplicar una metodología de análisis derivada del modelo de O'Neill, que permita cuantificar y resumir la dinámica espacial producida por los diferentes niveles de severidad de los incendios forestales sobre los cambios presente sobre el paisaje. Este modelo se plantea como un nuevo enfoque, en la medición de la estructura del paisaje en incendios forestales, pudiéndose utilizar indistintamente del lugar y ecosistema, lo que permitiría proporcionar una escala de referencia para comparar diferentes incendios.
- (vi) Cuantificar la relación existente entre los diferentes niveles de severidad y los cambios producidos sobre la estructura del paisaje en los incendios de Madrid y Guadalajara, aplicando para ello el modelo propuesto; así como comparar los cambios producidos sobre la estructura del paisaje de ambos incendios.



## **CAPITULO 3**

# **ZONAS DE ESTUDIO**

---

### CAPITULO 3. ZONA DE ESTUDIO

Para el presente estudio y en función de la disponibilidad de la información, se han seleccionado dos grandes incendios de la zona centro peninsular (Figura 14), con características diferentes en cuanto a extensión, condiciones ambientales y cubiertas vegetales. El primero, ocurrido entre el 26 y el 27 de junio de 2003, afectó a 857 ha y se sitúa en el suroeste de la Comunidad de Madrid, en las inmediaciones del pantano de San Juan. El segundo, que afectó a más de 12.874 ha, ocurrió entre el 16 y el 19 de julio de 2005 en Riba de Saelices, al noreste de la provincia de Guadalajara.



Figura 14. Localización general de las áreas de estudio  
Fuente: Elaboración propia.

#### 3.1 Incendio forestal del pantano de San Juan (Madrid) de 2003

La primera zona de estudio se encuentra localizada en las inmediaciones del pantano de San Juan, en la cuenca del río Alberche, ubicado a unos 70 km al oeste de la ciudad de Madrid.

Se extiende sobre los montes de utilidad pública N° 48, 50 y 54, en los términos municipales de Navas del Rey, Pelayos de la Presa y San Martín de Valdeiglesias (Figura 15).



Figura 15. Localización del área incendiada del pantano de San Juan (Madrid)  
Fuente: Elaboración propia.

Geológicamente, el área de estudio está formada por un recubrimiento cuaternario sobre el sustrato rocoso habitual de estas zonas del oeste de Madrid en el límite de estribaciones del Sistema Central. Según el Instituto Geológico y Minero de España, el sustrato son rocas graníticas hercínicas. A su vez, los recubrimientos de la zona son arenas limoarcillosas, que tapizan por completo las terrazas (IGME, 1990).

La orografía de este sector se caracteriza por una serie de terrazas, más o menos tendidas en dirección sur-este, configurada por una larga y estrecha franja de elevaciones, debidas al encajamiento que presenta la cuenca del Alberche, con elevaciones altitudinales que van entre 457 m.s.n.m. en sus partes más altas, hasta los 1.328 m.s.n.m. Con una pendiente media en la cuenca de 17.8%, se trata de una zona fuertemente accidentada.



La hidrología de esta zona al igual que toda la provincia de Madrid se encuentra enmarcada bajo la cuenca hidrográfica del Tajo, concretamente en la subcuenca del río Alberche, en las proximidades del Arroyo del Molino de la Presa. Toda la zona se encuentra surcada de numerosos arroyos, muchos de ellos de carácter estacional, que alimentan el embalse de San Juan.

La zona presenta un régimen térmico con oscilaciones muy notables a lo largo del año. La temperatura media anual es de 13° C. Los inviernos son templados, mientras que los veranos presentan altas temperaturas y bajas precipitaciones, sobre todo en el mes de julio. La pluviometría estival está entre 39 mm y 51 mm. La precipitación anual oscila entre los 430-440 mm y los vientos pueden llegar a los 22 km/h (Figura 16).

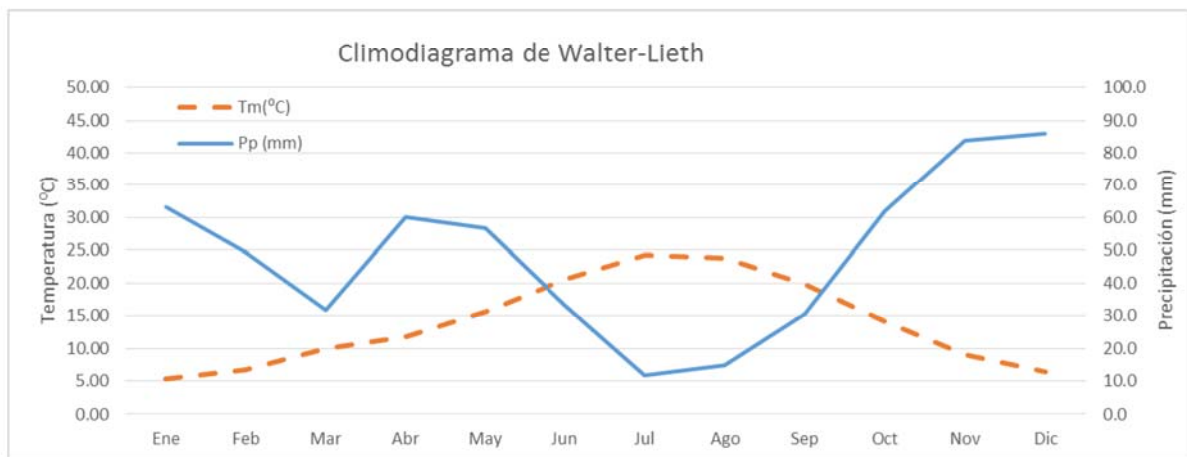


Figura 16. Climodiagrama de Walter-Lieth elaborados a partir de los datos medios mensuales en la zona del pantano de San Juan-Madrid

Fuente: Agencia Estatal de Meteorología - AEMET (2016)

Los suelos existentes en la zona de estudio se disponen sobre sustratos silíceos duros, granitos, de tipo Inceptisoles, poco evolucionados con un orden muy heterogéneo, fundamentalmente eluviales, con texturas ligeras que dan lugar a suelos compactos. Son suelos ácidos con un horizonte húmico constituido predominantemente por restos vegetales poco descompuestos, que descansan sobre la roca madre, caracterizados por una baja capacidad de retención de agua.

En esta zona, la superficie forestal predominante está compuesta por bosques de pinares y matorrales esclerófilos de retama, encina, jara y romero. En los terrenos más elevados abundan los bosques de coníferas, principalmente de pino piñonero (*Pinus pinea*) y pino resinero (*Pinus pinaster*). El sotobosque de estos pinares es muy ralo y pobre en especies a

causa de las condiciones tan desfavorables del sustrato. Aparecen frecuentemente la retama (*Retama sphaerocarpa*), el cantueso (*Lavandula officinalis*), la jara pringosa (*Cistus ladanifer*), el codeso (*Adenocarpus complicatus* subsp. *aureus*) y el berceo (*Stipa gigantea*), entre otras especies (Sardinero, 2004).

### ***Vegetación previa al incendio***

En esta zona, la cubierta vegetal está constituida predominantemente por arbolado y por cubiertas leñosas no arboladas, a menudo en íntima mezcla con herbazales de distinta composición.

- Entre las unidades de cubierta arboladas destacan las mixtas (pinar-encinares: *Pinus pinea-Quercus ilex ballota*), los pinares  $\pm$  monoespecíficos (*Pinus pinea*) y los rodales de extensión menor de estas dos especies principales sobre matorrales; la encina y los encinares son a menudo de talla subarbórea, incluso arbustiva o subarbustiva, quedando como estrato subsumido de los pinares de distinta espesura. Hay presencia en la zona de *Pinus pinaster* y, más testimonial, *Quercus faginea*, así como arbolado de galería y soto: *Salix sp.* y *Fraxinus angustifolia*.
- En la categoría estructural de matorral, son predominantes los mixtos silicícolas, en los que participan y llegan a dominar localmente, indicándolos por orden decreciente de talla frecuente: *Juniperus oxycedrus*, *Retama sphaerocarpa*, *Cistus ladanifer*, *Rosmarinus officinalis*, *Genista hirsuta*, *Cistus albidus*, *Daphne gnidium*, *Lavandula pedunculata*, *Thymus mastichina*, *Helichrysum stoechas* etc. Otras especies presentes pueden ser *Cytisus scoparius* y, muy localizada en el cerro de San Esteban, *Erica arborea*. En el conjunto del área, hay superficies cartografiadas a las escalas convencionales de retamares abiertos sobre cantuesar-tomillar bajo y pastos herbáceos estacionales.
- Mención especial merecen los encinares de tallas entre arbustivas (3-7 m), subarbustivas (1,5-3 m) hasta medias (0,5-1,5 m), por la relevancia que tienen en la composición del mosaico de teselas y en el subpiso de los pinares. Los setos caducifolios subarbustivos, frecuentemente orlas, bardas y pequeñas introgresiones en vaguadas y umbrías estarían constituidos por *Rubus sp.*, *Rosa sp.* y *Crataegus monogyna*.
- Las cubiertas herbáceas son, básicamente, pastos silicícolas relativamente pobres, estacionales, con inclusiones de lastonares altos o berciales de *Stipa gigantea*.

**Hipótesis sobre la vegetación potencial**

La tendencia evolutiva de la vegetación del monte, definida por las series de vegetación de Rivas-Martínez, queda encuadrada dentro de la región Mediterránea, las especies correspondientes a esta serie son las siguientes:

Tabla 8. Vegetación potencial presente en el Pantano de San Juan

<b>NOMBRE FITOSOCIOLÓGICO: <i>Juniperus oxycedri</i> – <i>Querceto rotundifoliae sigmetum</i></b>			
<b>ESPECIE ARBÓREA DOMINANTE: <i>Quercus ilex</i></b>			
BOSQUE	MATORRAL DENSO	MATORRAL DEGRADADO	PASTIZALES
<i>Quercus ilex</i> <i>Juniperus oxycedrus</i> <i>Lonicera etrusca</i> <i>Paeonia etrusca</i>	<i>Cytisus scoparius</i> <i>Retama sphaerocarpa</i> <i>Adenocarpus aureus</i>	<i>Cistus ladanifer</i> <i>Lavandula pedunculata</i> <i>Rosmarinus officinalis</i> <i>Helichrysum seotinum</i>	<i>Stypa gigantea</i> <i>Agrostis castellana</i> <i>Poa bulbosa</i>

Actualmente, la especie arbórea que con mayor frecuencia aparece en la zona de estudio y en los alrededores es *Pinus pinea*, cuyos ejemplares de gran tamaño aparecen acompañados por *Quercus ilex*, de talla baja y media. El estrato arbustivo está formado principalmente por las especies *Genista sp*, *Cytisus scoparius*, *Cistus ladanifer*, *Rubus sp*, entre otras. También aparecen no leñosas como *Lavandula stoechas sp*, *Pedunculata*, *Santolina rosmarinifolia*, *Helichrysum stoechas*, *Halimium sp.*, entre otras. En las zonas donde no se desarrolló el matorral aparecen gramíneas tapizando el suelo de los géneros *Fescua*, *Stypa*, *Poa*, etc.

Una referencia sobre los porcentajes de coberturas presentes antes del incendio se pueden observar a través del mapa de ocupación del suelo del proyecto europeo Corine Land Cover a nivel 3 del año 2000 mostrado en la Figura 17.



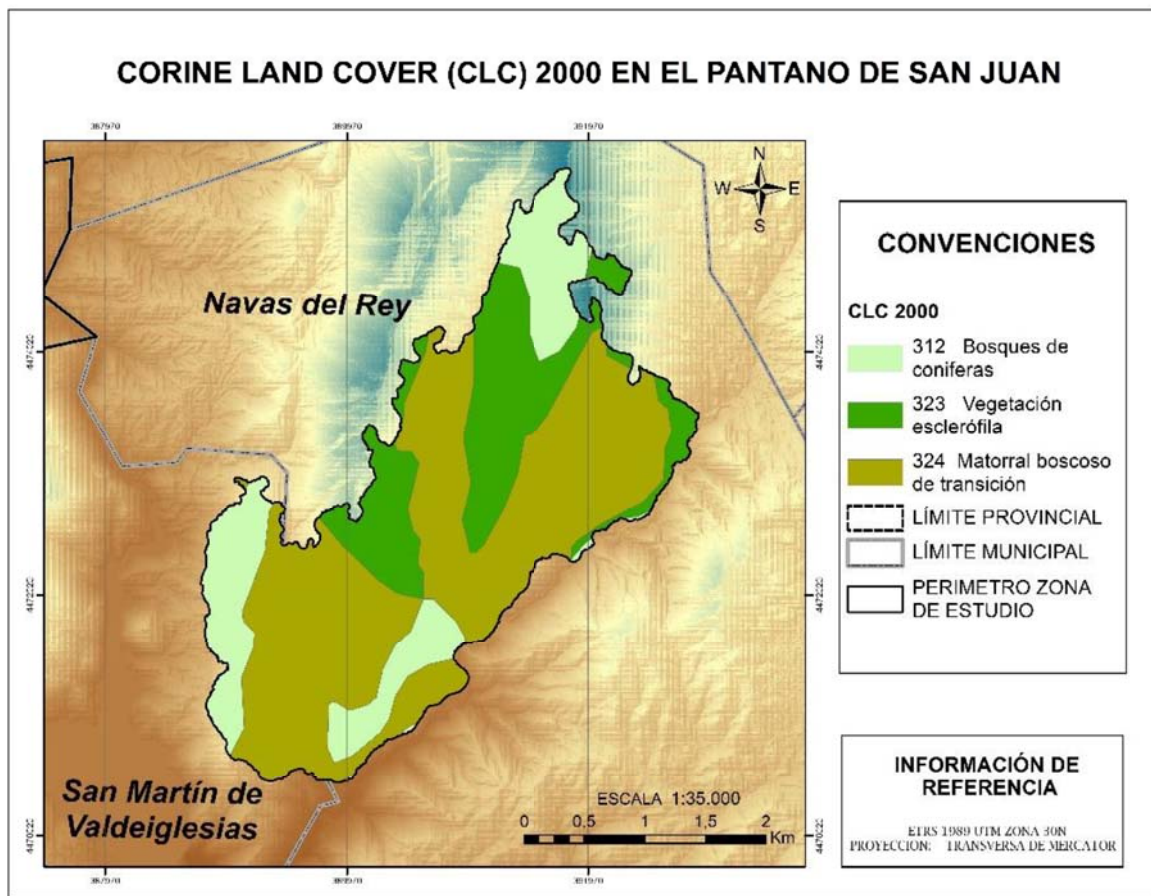


Figura 17. Mapa de ocupación del suelo CLC 2000 Pantano de San Juan

Fuente: IGN 2015<sup>4</sup>

En la cartografía previa al incendio se puede observar que la vegetación forestal ocupa una clara mayoría. De las cuales 183.64 ha (20.16%) corresponden a bosques de coníferas, 211.29 ha (23.19%) a matorrales esclerófilos y 516.11 ha (56.65%) pertenecen a matorral boscoso de transición (Figura 17).

Se trata de un área de especial importancia ecológica, declarada espacio natural protegido. En particular, la zona de estudio se encuentra ubicada dentro de dos espacios pertenecientes a la Red Natura 2000<sup>5</sup>: la ZEC de las Cuencas de los ríos Alberche y Cofio y la ZEPA de los Encinares del río Alberche y río Cofio.

<sup>4</sup> <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/catalogo.do?Serie=CAANE>

<sup>5</sup> <http://www.mapama.gob.es/es/biodiversidad/temas/espacios-prottegidos/red-natura-2000/>

### ***Caracterización del incendio***

La proximidad a la ciudad de Madrid, unido al valor paisajístico y a la climatología seca durante los meses de primavera y verano, ha provocado que se trate de una zona con alto riesgo de incendios forestales.

Durante los últimos veinte años han sido numerosos los incendios forestales que se han producido durante el periodo estival en este entorno. El efecto de los mismos se puede apreciar en la mayoría de la zona de estudio y en sus alrededores; siendo sus consecuencias más inmediatas la ausencia de masas continuas de arbolado adulto, una profusa regeneración de encina en detrimento del pinar, y la proliferación del matorral entremezclado con el rebrote de encina.

Este incendio forestal de origen antrópico, se extendió durante 2 días, arrasando cerca de 857 hectáreas, afectando principalmente a superficies de pinares (*Pinus pinea*), con un área aproximada de 183,644ha de talla baja y matorral de encinas (*Quercus ilex*), asociado a un área aproximada de 727,407ha con niveles de severidad alta debido principalmente a la orografía del terreno. Las altas temperaturas que se alcanzaron en la zona, que rondaron los 35°C, facilitaron que las llamas de aproximadamente 20 m se propagaran con gran rapidez.

### ***Planes de manejo***

La información presentada a continuación esta derivada de la revisión de los planes de manejo de los Montes de Utilidad Pública (MUP), así como de las propias visitas y entrevistas con funcionarios y agentes Medioambientales de la Consejería de Medio Ambiente de la Comunidad de Madrid.

El proyecto de actuación se denominó “Trabajos de restauración posteriores al incendio del 26 de junio en la comarca Sierra Oeste - San Martín de Valdeiglesias” (CAM, 2005). La mayor parte de las intervenciones de manejo consistieron en apeo de rodales, en función de una zonificación de la superficie afectada en unidades homogéneas desde el punto de vista edafológico, fisiográfico, de vegetación y administrativo, dividiendo la totalidad de la superficie en 23 rodales.

La Figura 18 ilustra la disposición de los diferentes rodales en cuanto al porcentaje de trabajos e intervención realizados sobre la superficie afectada por el incendio:

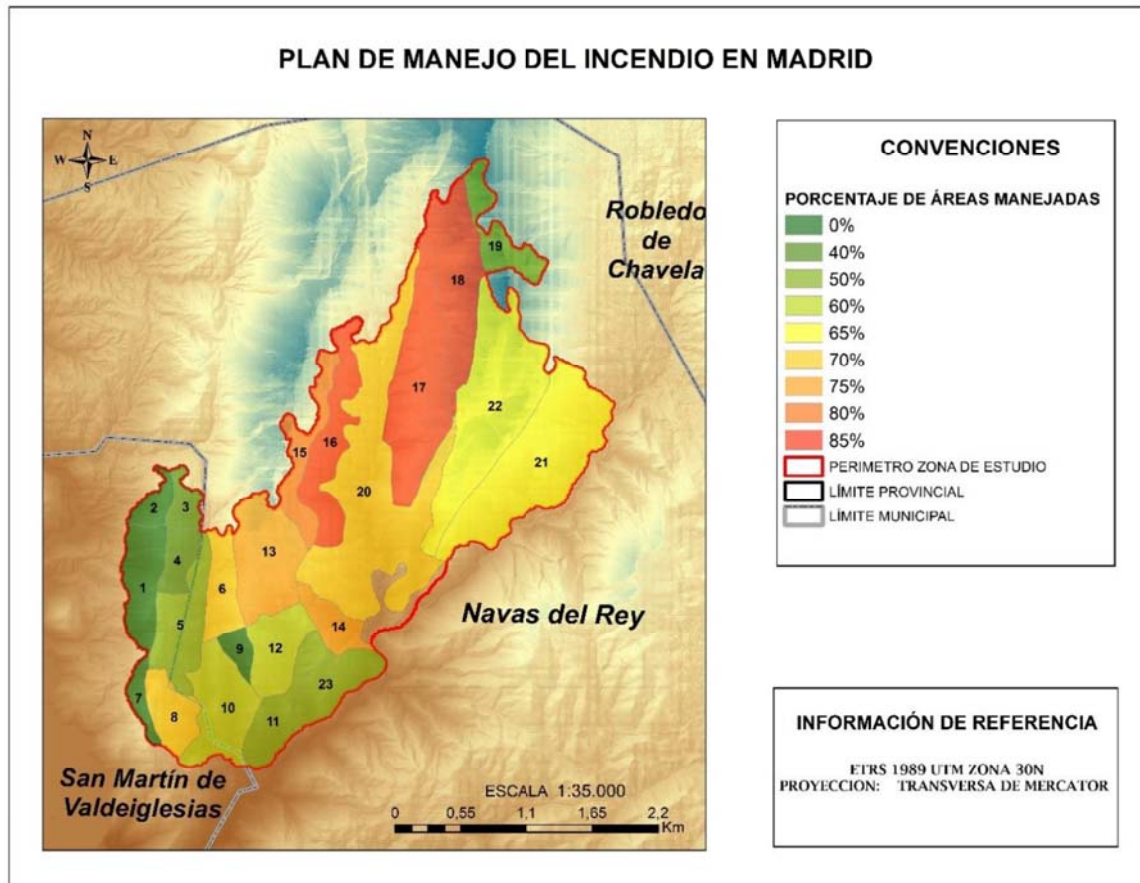


Figura 18. Plan de manejo – Rodales de repoblación (Madrid)  
Fuente: Elaboración propia.

Los trabajos de manejo y restauración una vez recuperado el suelo, fueron proyectados en marzo de 2005, con trabajos de repoblación multianual entre el 2005 y el 2007. Dentro de las actividades principales se contempló: preparación del terreno, plantaciones y mantenimiento de las mismas, riegos, cerramientos, e instalación de puertas y tornos de paso.

Cabe destacar que la situación climatológica de la zona planteó serios problemas para el desarrollo de plantaciones, dado que es una zona de veranos largos, muy cálidos, y con precipitaciones poco abundantes. Lo anterior sumado al aprovechamiento ganadero plantea un serio problema al éxito de las repoblaciones, a pesar de las actividades de manejo.



### 3.2 Incendio forestal de Riba de Saelices (Guadalajara) de 2005

La segunda zona de estudio corresponde al incendio ocurrido entre el 16 y 19 de julio de 2005 en el área forestal de los Pinares del Ducado, en Riba de Saelices en el noreste de la provincia de Guadalajara. Afectó a los términos municipales de Mazarete, Ciruelos del Pinar, Anguita, Cobeta, Selas, Anquela del Ducado, Luzón y Riba de Saelices. Gran parte de la zona incendiada se encuentra dentro de las inmediaciones al Parque Natural del Alto Tajo y a su Zona Periférica de Protección, de alto valor paisajístico y ecológico (Figura 19).



Figura 19. Localización del área de estudio en el área incendiada en Riba de Saelices (Guadalajara)  
Fuente: Elaboración propia

La zona afectada comprende una superficie poco accidentada, con un rango altitudinal que va desde los 1.000 m a 1.400 m, y una altitud media de 1.200 metros. Al sur de su territorio se encuentran los valles encajonados entre farallones rocosos de las hoces de los ríos Tajo y Gallo.

En general, el relieve es poco abrupto con pendientes moderadas de menos del 30% en la mayor parte del territorio, a excepción de los diversos barrancos diseminados por toda la extensión del monte.

La litología, según Arribas (1986), se sitúa dentro de la mancha triásica. La mayor parte de las litofacies presentes en el monte son formaciones Buntsandstein (también conocidas como rodenos), de la era Mesozoica del periodo Triásico. Igualmente con una representación del periodo Cenomanense (Cretácico superior) al noroeste de la “Dehesa Común de Solanillos”, capa caracterizada por estar formada por areniscas y calizas, con una pequeña muestra de otra formación jurásica, con muchos accidentes tectónicos que frecuentemente la interrumpen.

La hidrografía de la zona pertenece a la cuenca del Tajo, aunque muy próxima a la del Ebro. Presenta a lo largo de toda la superficie varias corrientes de agua, confluyentes junto con otras más al sur formando el río Ablanquejo, afluente del Tajo. La única corriente continua durante todo el año es el río El Castillo, cuyas laderas presentan las máximas pendientes del monte, junto a los barrancos de Prado Ancho y del Hornillo (Diputación Provincial de Guadalajara, 2013).

El área de estudio presenta un clima mediterráneo con veranos poco cálidos e inviernos fríos (Figura 20). Según datos de la estación meteorológica de “Mazarete Solanillos CF” (40°57’N, 02°11’W), localizada dentro del área de estudio a 1200 m de altitud, la temperatura media anual es de 10.2°C, con temperaturas máximas absolutas de 34°C en el mes de julio y mínimas absolutas de -10°C en enero. La precipitación total anual media es de 650 mm, siendo mayo el mes más lluvioso y julio el más seco.

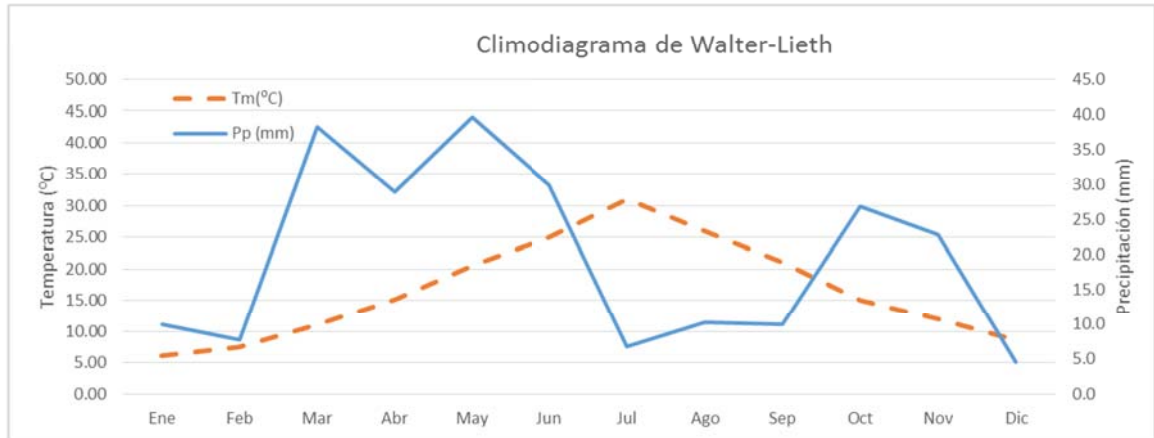


Figura 20. Climodiagrama de Walter-Lieth elaborados a partir de los datos medios mensuales en la zona de Riba de Saelices-Guadalajara  
Fuente: AEMET<sup>6</sup>.

Los suelos poseen texturas desde arenosas a francas, muy permeables, moderadamente ácidas y de escasa a media evolución. La pedregosidad es variable a lo largo del monte, más abundante en las laderas y casi nula en las zonas llanas, salvo en la representación del periodo Cenomanense, donde los suelos son silíceos, ácidos en toda el área, excepto dos pequeños enclaves al norte y al sur que se asientan sobre suelos calizos. La litología de la zona se compone principalmente de areniscas y, en menor medida, también encontramos dolomías y margas, arenas y lutitas, conglomerados, pizarras y cuarcitas (IGME, 1981).

### ***Vegetación previa al incendio***

La vegetación previa al incendio era un pinar de pino rodeno continuo (*Pinus pinaster Ait.*), con inclusiones localmente abundantes de roble melojo (*Quercus pyrenaica Willd.*), a veces con profuso regenerado por brotes de raíz y cepa en sectores sometidos a claras.

El área de estudio se enclava, según el MFE200 (Ruiz de la Torre, coord., 1995), en una tesela de grandes dimensiones, correspondiente al pinar y que se extendía en una banda orientada aproximadamente de NO a SE desde Iniéstola hasta Corduente, Como se registra en la cartografía mencionada, en el subpiso participaban mayoritariamente especies típicas de sustratos silíceos (areniscas), los predominantes en la zona. Por tanto, en el elenco de especies, salvo en los enclaves de calizas, predominan las especies calcífugas o las indiferentes. Se pueden mencionar como presentes (localmente abundantes y formando agrupaciones de mayor extensión en claros o bajo el dosel de copas), por orden de categoría de estructura, xerofilia decreciente y por grandes grupos fisonómicos:



- Enebros: *Juniperus communis hemisphaerica*
- Espinos caducifolios: *Crataegus monogyna*, *Prunus spinosa*, *Rosa sp.* En los enclaves de suelos calizos, *Berberis vulgaris*.
- Brezos altos: *Erica arborea* y *Erica scoparia*
- Brezos bajos o biércoles: *Callun avulgaris*
- Gayuba: *Arctostaphylos uva-ursi*.
- Piornos y escobas: *Genista florida*, *Cytisus scoparius*
- Estepas: *Cistus laurifolius* y *Cistus populifolius*
- Jaguarzos: *Halimium viscosum*
- Cantuesos: *Lavandula pedunculata*

Especies de “tomillares” (en sentido estricto y fisonómico): *Thymus mastichina*, *Thymus zygis* y, en los proporcionalmente exiguos enclaves calizos, también lasto-timo-aliagares y matorrales calcícolas mixtos con *Genista scorpius*, *Lavandula latifolia*, *Thymus vulgaris*, *Satureja montana*, *Bupleurum fruticosum*, *Dorycnium pentaphyllum*, *Santolina chamaecyparissus*, *Artemisia assoana* etc.

Como especies arbóreas o subarbóreas de cortejo de *Pinus pinaster*, en las fracciones superficiales con sustratos calizos, se indica la presencia de *Quercus faginea* y de la sabina (*Juniperus thurifera*), mientras que *Quercus ilex ballota* aparece en los dos ámbitos litológicos. Como disperso, cabe mencionar *Pinus sylvestris*.

### ***Hipótesis sobre la vegetación potencial***

La vegetación potencial, atendiendo al mapa de series de vegetación de España (Rivas-Martínez, 1987), se encuentra representada por la serie de vegetación de fasciación seca o de quejigos (18aa). Esta unidad de comunidades vegetales se describe de la siguiente manera:

---

<sup>6</sup> <http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/datosclimatologicos/valoresclimatologicos>

Tabla 9. Vegetación potencial presente en Riba de Saelices

<b>NOMBRE FITOSOCIOLÓGICO: <i>Luzulo forsteri-Querceto pyrenaicae sigmetum</i></b>			
<b>ESPECIE ARBÓREA DOMINANTE: <i>Quercus pyrenaica</i></b>			
BOSQUE	MATORRAL DENSO	MATORRAL DEGRADADO	PASTIZALES
<i>Quercus pyrenaica</i> <i>Luzula forsteri</i> <i>Physospermum cornubiense</i> <i>Geum sylvaticum</i>	<i>Cytisus scoparius</i> <i>Genista florida</i> <i>Genista cinerascens</i> <i>Adenocarpus hispanicus</i>	<i>Cistus laurifolius</i> <i>Lavandula pedunculata</i> <i>Arctostaphylos crassifolia</i> <i>Santolina rosmarinifolia</i>	<i>Stipa gigantea</i> <i>Agrostis castellana</i> <i>Trisetum ovatum</i>

### **Vegetación actual**

La vegetación previa al incendio estaba compuesta principalmente por pinares de pino rodeno o resinero (*Pinus pinaster* Ait.), y otros enclaves de pino silvestre (*P. sylvestris*) con áreas de roble melojo (*Quercus pyrenaica* Willd.), quejigo (*Quercus faginea* Lam.) y encina (*Quercus ilex* L.), y con presencia de otras especies arbóreas como el enebro rojo (*Juniperus oxycedrus* L.) y la sabina albar (*Juniperus thurifera* L.). Las especies de matorral que dominaban en el área de estudio eran las jaras (*Cistus laurifolius* L., *Cistus ladanifer* L. y *Cistus populifolius* L.), el brezo (*Erica scoparia* L.), la retama negra (*Cytisus scoparius* (L.) Link), la aulaga (*Genista scorpius* L.), el endrino (*Prunus spinosa* L.) y el espino albar (*Crataegus monogyna* Jacq.) (Manrique *et al.*, 2013).

Cabe resaltar que gran parte del área de estudio se encuentra enmarcada dentro de los hábitats incluidos en la red ecológica europea de áreas de conservación de la biodiversidad “Natura 2000”, de Zonas Especiales de Conservación (ZEC), “Directiva 92/43/CEE”.

### **Caracterización del incendio**

El 16 de julio de 2005 se declaró el incendio en el término municipal de Riba de Saelices que arrasó una superficie de 12874 hectáreas, tras una duración de cerca de 4 días. Este incendio fue uno de los más importantes de los últimos años en España, no solo por la extensión de los daños ecológicos ocasionados (arrasó cerca de 13000 hectáreas, el 80% de pinar adulto de *Pinus pinaster*), sino por la trágica muerte de 11 personas durante las labores de extinción (Ripoll, 2013).

Las coberturas afectadas por el incendio se pueden observar en el mapa de ocupación y uso de suelo Corine Land Cover (Figura 21) para el año 2000. En donde se vieron afectadas un total de 10334 ha de bosque (80.14% del total del área del incendio), con un 64.35%

corresponden a bosques de coníferas, 15.20% a bosque mixto y 0.59% a bosques de frondosas. La siguiente categoría afectada fue de matorrales con un 16.80% del área total, de las cuales 1468.68ha corresponden a matorrales esclerófilos y 697.07ha a matorral boscoso de transición. Adicionalmente los pastizales naturales tuvieron una afectación de 119.22 ha.

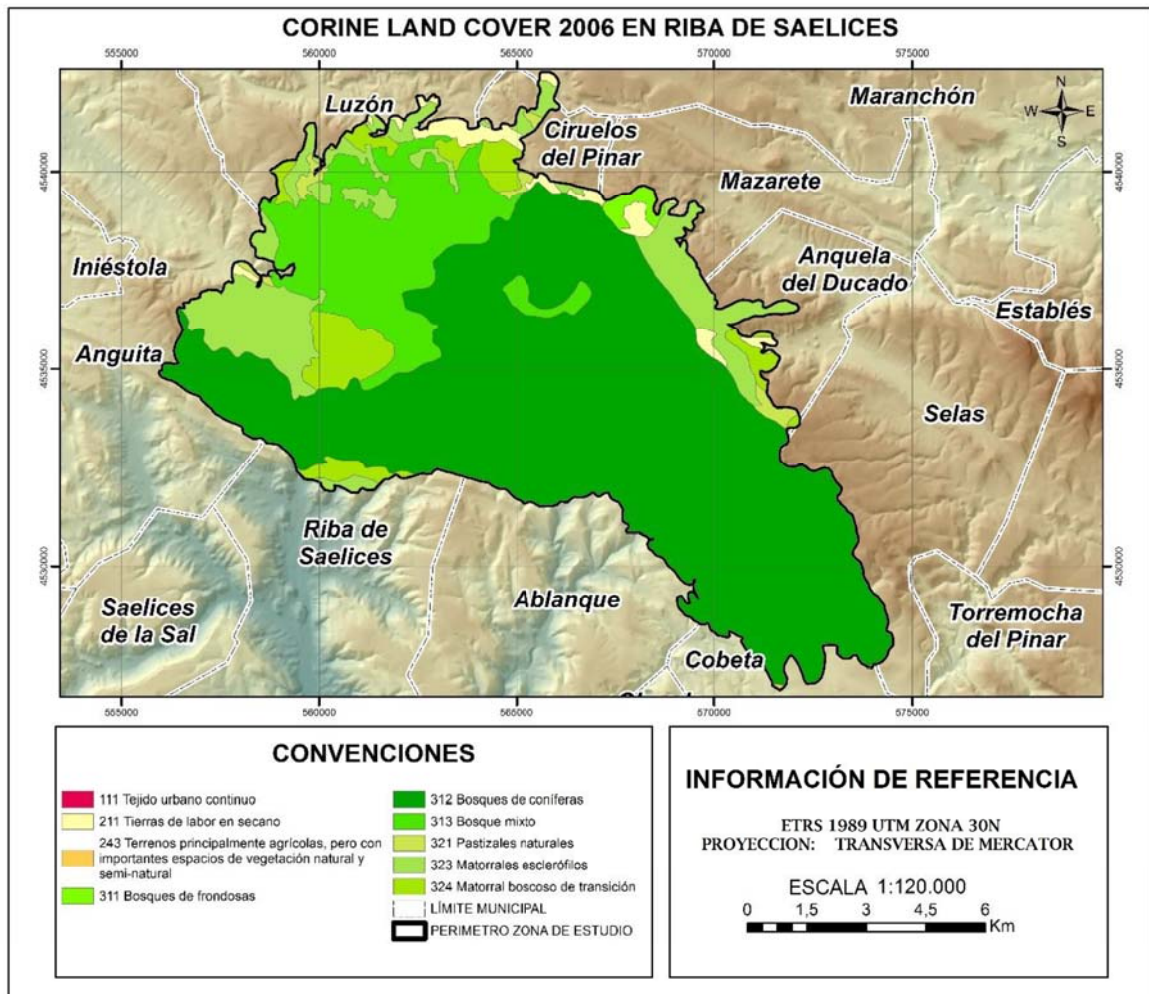


Figura 21. Mapa de ocupación del suelo CLC 2000 Pantano de San Juan  
Fuente: IGN 2015<sup>7</sup>

De las casi 13000 ha que ardieron, 10352.57 hectáreas fueron de monte arbolado, en su mayor parte masas de pino resinero, sabina mora y roble, así como 2380.16 hectáreas de matorral y pasto. El incendio afectó al Parque Natural del Alto Tajo y su zona de protección, arrasando 2400 hectáreas de alto valor ecológico y afectó a varias poblaciones que tuvieron que ser desalojadas.

<sup>7</sup> <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/catalogo.do?Serie=CAANE>



**Planes de manejo**

La información presentada a continuación esta derivada de la revisión de los planes de manejo, así como de las propias visitas y entrevistas a funcionarios y agentes Medioambientales de la Diputación Provincial de Guadalajara - 2017.

Tras el incendio se iniciaron actuaciones de restauración de la cubierta vegetal en función de las características de los diferentes rodales que componen el monte: potencial de regeneración natural, pendiente, tipo de exposición, humedad o profundidad edáfica.

La Figura 22 presenta las zonas en las que se han realizado tratamientos post-incendio. Las zonas rojas indican las áreas de actuación de control y restauración llevadas a cabo dentro de la zona de estudio durante el periodo de análisis, correspondientes a un 8.45% del área total afectada.



Figura 22. Áreas de manejo – Rodales de intervención Riba de Salieses (Guadalajara)  
Fuente: Elaboración propia.

No se contempló realizar tratamientos sobre los rodales de pinar maduro que sobrevivieron al incendio de 2005, a excepción de las cortas de tipo fitosanitario que pudieran ser oportunas y los trabajos que se consideren prioritarios para la prevención de incendios.

En cuanto al resto de zonas de pinar en regeneración, tampoco se propone la ejecución de tratamientos de mejora, debido a la actual configuración de la masa y su corta edad. El arbolado tiene prácticamente la misma altura que el matorral, lo que dificulta llevar a cabo labores de clareo y desbroce, pudiendo producirse incluso daños en los pinos (daños en los pies jóvenes por el paso de la fauna silvestre al abrirse claros, por las propias labores de desbroce, etc.).

En general las labores de gestión se limitan a las actuaciones de aprovechamiento puntual derivado de la extracción de las masas quemadas, la cual asciende a un total de 35833.48 m<sup>3</sup>, así como trabajos de control de la erosión y mejoras de caminos e infraestructuras viarias en la zona sur afectada por el incendio (TTMM de Anguita, Riba de Saelices y Ablanque); así como algunos trabajos de manejo forestal en Solanillos (Ripoll, 2013; Manrique y Moncalvillo, 2013).

## **CAPITULO 4**

# **METODOLOGÍA**

---



## CAPITULO 4. METODOLOGÍA

En este capítulo se definen los elementos necesarios para poder llevar a cabo el análisis de los cambios en la estructura del paisaje causada por incendios forestales de las zonas de estudio, desarrollando los objetivos planteados en el trabajo.

El trabajo se estructura en cuatro fases: 1) Entrada de datos, 2) Cartografía de severidad en incendios forestales, 3) Caracterización de la estructura del paisaje y 4) Análisis espacio-temporal de la estructura del paisaje en relación a la severidad (Figura 23).

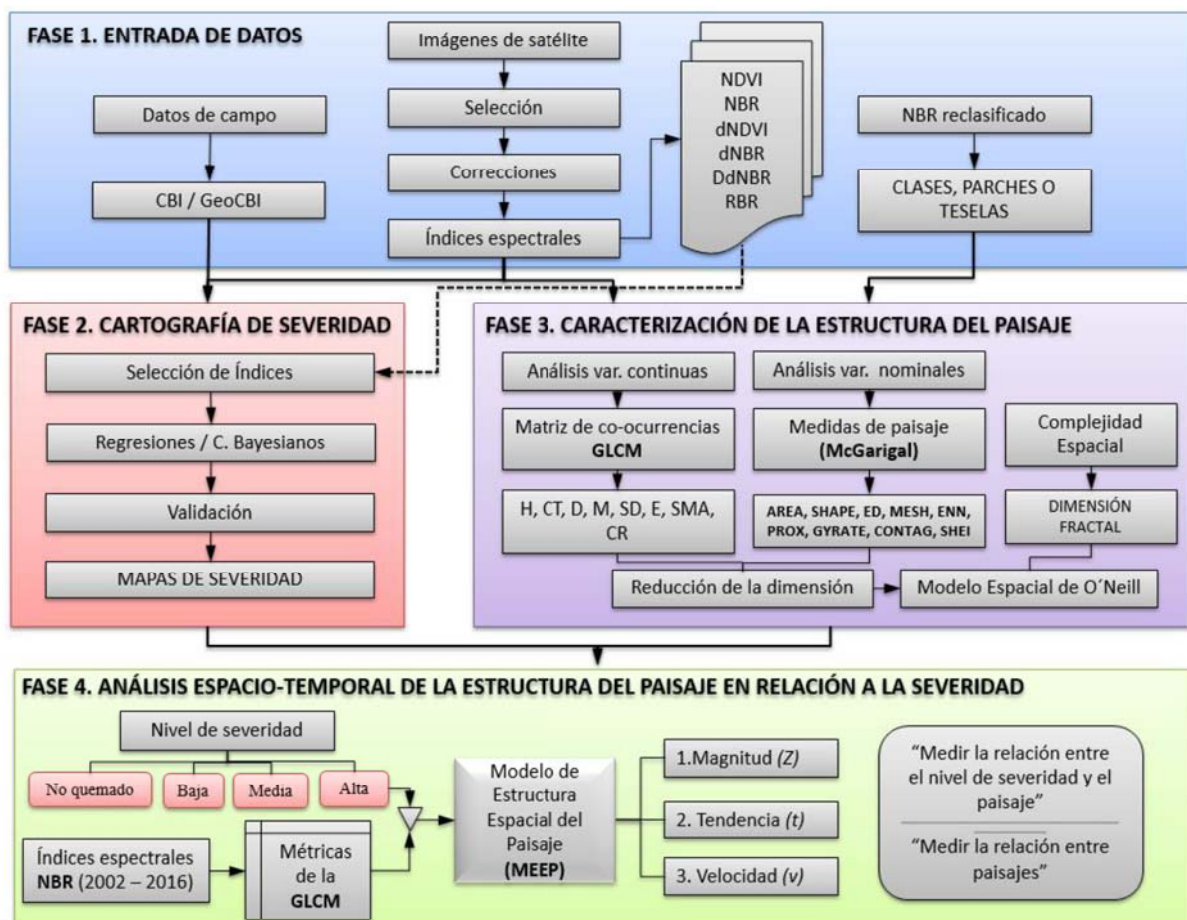


Figura 23. Flujo de trabajo metodológico utilizado en este estudio

Fuente: Elaboración propia.

En la primera fase se determinan los datos de entrada, conformados por la información obtenida en campo, las imágenes de satélite y las reclasificaciones derivadas de éstas. Dentro de las mediciones obtenidas en campo se evaluaron los efectos inmediatos post-incendio (*Post-Fire Effects* -PFE-), que incluyen una valoración cualitativa y cuantitativa sobre cada uno de los estratos de la cubierta vegetal, siendo su principal exponente el Índice

Compuesto de Severidad, CBI (Key y Benson, 2002b) y su variante GeoCBI (De Santis y Chuvieco, 2009), este último empleado como índice de campo dado su mejor ajuste.

Las imágenes fueron seleccionadas en función de dos parámetros. El primero de ellos corresponde a la fecha de adquisición, seleccionando la más cercana al incendio con el fin de obtener la respuesta de la cobertura quemada, y no cambios debidos a la fenología y/o condiciones ambientales entre imágenes (Key y Benson, 2006). El segundo parámetro hace referencia a la disponibilidad y calidad de información suministrada por el United States Geological Survey (USGS) en su servidor de imágenes (Glovis<sup>8</sup>), garantizando las fechas requeridas y los porcentajes de cobertura de nubes admisibles. Las imágenes seleccionadas fueron sometidas posteriormente a una serie de procesos de corrección geométrica, topográfica y atmosférica, con el fin de eliminar las distorsiones debidas a la geometría de captación, a los efectos del relieve y de la atmósfera (Chuvieco, 2010). La corrección radiométrica es necesaria en la generación de índices espectrales, puesto que permite convertir los valores de nivel digital originales en valores físicos de reflectancia superficial.

Tras las correcciones, se procede a generar los índices de severidad (*Burn Severity Indices* -BSI-), cuyo objetivo es cuantificar la severidad de un incendio en función de su respuesta espectral. Para ello se han seleccionado el índice normalizado de vegetación NDVI (Rouse *et al.*, 1974), el índice normalizado de área quemada NBR (Key y Benson, 2002b), sus versiones diferenciadas o temporales dNDVI y dNBR, el índice relativizado de área quemada RdNBR (Miller y Thode, 2007) y su versión modificada RBR (Parks *et al.*, 2014a).

Por último, mediante la discretización del índice NBR se generará un mapa de carácter categórico, que será la base para el análisis de la estructura del paisaje a partir de parches (variables categóricas).

La segunda fase se enfoca en la estimación de la severidad causada por los incendios forestales en las áreas de estudio a través de la cartografía de severidad. En primer lugar se evalúa la idoneidad para la cartografía de severidad de los diferentes índices espectrales propuestos. Para ello se utiliza el coeficiente de determinación  $R^2$  con los datos de campo (GeoCBI) y un índice de separabilidad espectral (Roy *et al.*, 2006; Veraverbeke *et al.*, 2011). Con el índice de mejor ajuste se evalúan dos métodos de clasificación para la

---

<sup>8</sup> <http://glovis.usgs.gov/>, consultado 18/03/2017



generación de cartografía de niveles de severidad: regresión lineal y clasificación bayesiana. Finalmente, se realiza un análisis de validación de los resultados (índice Kappa de Cohen) a partir de una muestra de datos de validación recogidos en campo, utilizando el índice compuesto de severidad GeoCBI (Key y Benson, 2006; De Santis y Chuvieco, 2008). La clasificación de mejor resultado se utilizará como referencia para centrar los análisis de medición de estructura del paisaje extraídos de los índices espectrales en función del nivel de severidad.

La tercera fase comprende los procesos de medición y caracterización de la estructura del paisaje en las zonas afectadas por los incendios, con el fin de encontrar la respuesta espacial generada por el paisaje en función de los años de análisis. Esta información es clave para entender cómo la dinámica de la heterogeneidad espacial y las interacciones espacio-temporales influyen en los procesos naturales de regeneración de paisajes de áreas quemadas (Chuvieco, 1996b). Para ello, se realiza un análisis de las medidas de la estructura del paisaje sobre los índices espectrales de cada uno de los años o periodos a evaluar, que en el caso del área de Madrid comprende desde 2002 hasta 2016, y en el caso de Guadalajara, desde el 2003 hasta el 2016.

Las medidas de la estructura del paisaje se dividen en dos grupos de técnicas en función de la escala de valor de los datos de entrada, la cual puede ser: (i) de tipo continuo, como por ejemplo los índices espectrales derivados de las imágenes de satélite; o (ii) de tipo categórico, como por ejemplo esos mismos índices pero divididos en clases o categorías, es decir, reclasificados. En el caso de las imágenes de valores continuos se aplica una serie de índices de textura, basados en la dependencia espacial de los tonos de grises (Haralick *et al.*, 1973). Estas variables de textura, basadas en estadísticas de primer orden (media, desviación estándar, varianza) y segundo orden (SMA, entropía, correlación), son aplicadas a partir de la matriz de co-ocurrencia.

Las técnicas de análisis sobre variables categóricas son ampliamente utilizadas en estudios de ecología del paisaje (Chuvieco, 1996; Cushman *et al.*, 2008; McGarigal, 2015; O'Neill *et al.*, 1988; Turner *et al.*, 1994). En este trabajo, la variable de entrada se ha generado mediante reclasificación del NBR. A partir de esta variable se generarán nueve métricas de configuración espacial a nivel de paisaje, con el fin de evaluar y cuantificar aspectos



estructurales del paisaje, mediante el programa de acceso libre FRAGSTATS<sup>9</sup> (McGarigal, 2015).

Por otra parte, con el fin de cuantificar la complejidad espacial del paisaje se extrae la medida de la dimensión fractal, tanto en las variables de tipo continuo como en las categóricas. Esta medida de geometría fractal es relevante, ya que permite averiguar si los patrones espaciales son invariantes a los cambios de escala o al tamaño de los incendios, es decir, si son independientes del nivel de resolución espacial al que se analicen.

Dada la cantidad de métricas existentes, así como su alta correlación, en estudios de la cuantificación de la estructura del paisaje se hace necesario realizar una reducción de dimensionalidad, seleccionando aquellas métricas realmente sensibles o relevantes a los cambios en la configuración espacial en función de un proceso determinado, en nuestro caso los incendios forestales. Se propone el empleo de un método de reducción de la dimensión a partir de la selección de tan solo tres métricas, derivado de la teoría de la información planteada por Shannon y Weaver (1962), donde la diversidad paisajística puede ser representada a partir de las medidas de dominancia, contagio y dimensión fractal (O'Neill *et al.*, 1996). Este modelo permite reducir la dimensionalidad de los datos originales en un gráfico tridimensional, en el que se pueden relacionar los ejes resultantes de dicha caracterización con distintas variables paisajísticas para determinar el efecto de un fenómeno sobre el patrón espacial de un paisaje cualquiera.

Por último, en la cuarta fase se presenta el análisis espacio-temporal de la estructura del paisaje en relación a la severidad del incendio. Para ello se propone el empleo de un modelo de estructura espacial del paisaje, basado en el modelo propuesto inicialmente por O'Neill *et al.* (1996), que puede generarse directamente a partir de las medidas de textura extraídas de índices espectrales.

El modelo de estructura espacial del paisaje es aplicado a los diversos niveles de severidad (baja, media, alta y no quemado), obteniendo un modelo para cada uno de ellos en las diferentes fechas de análisis. Este modelo no solo permite caracterizar un paisaje en un momento dado, también examina su evolución temporal debida a un fenómeno dado (incendio), permitiendo evaluar la magnitud de cambio ( $z_i$ ), la velocidad de cambio ( $v_i$ ) y la

---

<sup>9</sup> Disponible en: [www.umass.edu/lyeco/research/fragstats/fragstats.html](http://www.umass.edu/lyeco/research/fragstats/fragstats.html)

tendencia espacial ( $t_i$ ), pudiendo ser esta última de mayor o menor homogeneidad, heterogeneidad o complejidad espacial. Su aplicación aportará un mayor conocimiento sobre el grado de asociación o relación entre el nivel de severidad y los cambios en la estructura del paisaje, así como la relación entre incendios, independientemente de las diferencias en cuanto a tamaño, nivel de severidad o tipo de paisaje.

#### **4.1 Datos de campo**

Con el fin de cuantificar y proveer una medida de la severidad en terreno, que permita calibrar y validar los resultados derivados de las imágenes de satélite, se recopilaron los datos mediante dos metodologías, el CBI y el GeoCBI.

##### **4.1.1 Índice compuesto de área quemada (*Composite Burned Index -CBI-*)**

El *Composite Burned Index* (CBI) fue definido en el proyecto “*Fire effects Monitoring Inventory Protocol*” (FIREMON), inicialmente desarrollado por el USGS y el “*U.S. National Park Service*” NPS en 2002 por Key y Benson. Su objetivo principal era cuantificar y proporcionar una escala de valor que reflejara los efectos causados por el fuego a través del análisis de todos los estratos de una comunidad vegetal, ofreciendo un valor promedio del efecto del fuego en un área determinada.

El CBI fue diseñado para evaluar la severidad de un incendio desde un punto de vista ecológico y medir los efectos o el grado de cambio ambiental causado por el fuego (Key y Benson 2002a, 2004). Además, es capaz de mostrar la heterogeneidad espacial producida y la interacción del fuego con la vegetación y la topografía.

La metodología del CBI parte de un diseño jerárquico, donde el criterio de severidad de cada uno de los estratos de vegetación es evaluado independientemente, dando como resultado un valor numérico continuo, comprendido en un rango entre 0 (en áreas no quemadas o no afectadas) y 3 (en áreas de alta o muy alta severidad). Esta evaluación se realiza sobre un área determinada, denominada parcela de muestreo. Si el índice se va a extrapolar utilizando imágenes de satélite, el tamaño de la parcela deberá estar directamente relacionado con la resolución espacial del sensor a utilizar.

La estructura jerárquica de evaluación de las parcelas está comprendida dentro de las condiciones de severidad o daño de la cobertura vegetal, evaluada a través de 5 niveles o estratos de vegetación incluidos entre el dosel arbóreo y el sotobosque (Figura 24).

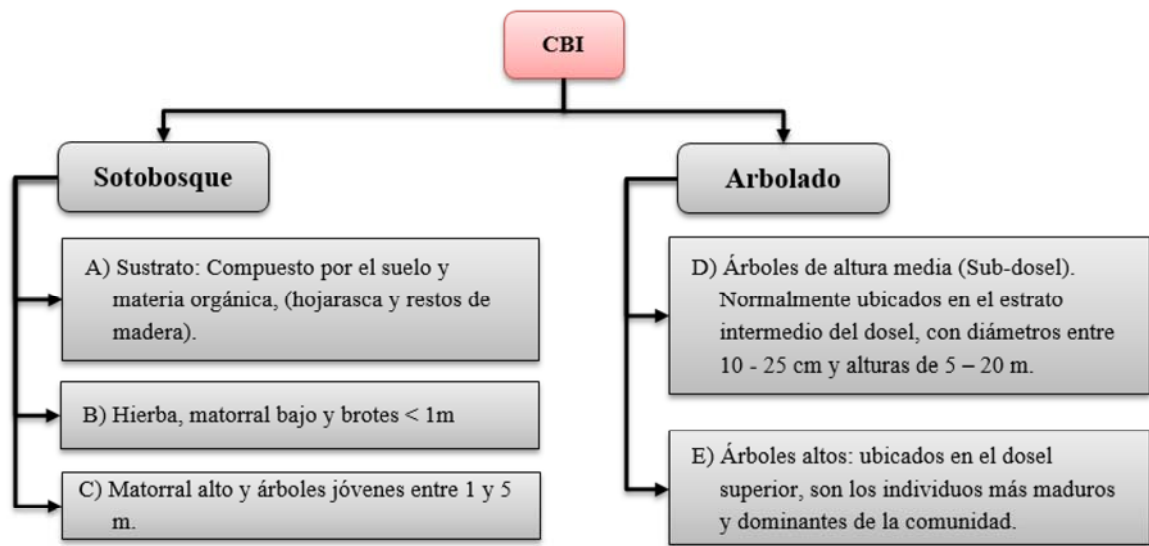


Figura 24. Estructura jerárquica de evaluación del CBI.  
Fuente: Adaptado de Key y Benson (2006)

Los atributos de la comunidad se miden a través de una matriz de criterio en la que se considera factores que se corresponden con propiedades físicas como el color, la condición de los sustratos, vegetación consumida, regeneración pre-incendio, establecimiento de nuevas especies y oscurecimiento o carbonizado de los árboles, entre otros.

El valor total de la parcela integra la valoración de todos los estratos y proporciona una medida de los niveles de severidad específicamente diseñada para aplicaciones con sensores remotos, puesto que el CBI incluye la valoración de atributos biofísicos que pueden analizarse en el espectro electromagnético. Esta característica facilita una relación directa entre las observaciones terrestres del CBI y las respuestas radiométricas provenientes de imágenes de satélite. El número de parcelas depende de la complejidad del incendio.

El CBI puede utilizarse como base para estudios y comparaciones de incendios en regiones geográficas diferentes. También puede emplearse en la modelización de otros factores ambientales, tales como la carga de combustible y la erosión potencial. Además, podría ser usado en regiones con ausencia de datos provenientes de sensores remotos.

En el presente estudio se obtuvo el índice CBI para el incendio del pantano de San Juan (Madrid). El número de parcelas se determinó a partir de los niveles de daño presentes en la zona del incendio. Teniendo en cuenta la literatura consultada se determinaron un mínimo de 10 parcelas por cada nivel de daño, resultando 50 parcelas distribuidas aleatoriamente



dentro del perímetro del incendio y 11 parcelas de control fuera del perímetro (USGS, 2001). En total se muestrearon 61 parcelas, que se emplearían para la evaluación y cuantificación de los efectos post-incendio.

Entre los factores más importantes que se tuvieron en cuenta a la hora de ubicar y delimitar las parcelas, cabe destacar:

- Las parcelas seleccionadas deberán ser homogéneas desde el punto de vista de la severidad.
- Las parcelas seleccionadas no serán contiguas a otros niveles de daño (estarán ubicadas preferentemente dentro de un área de 90x90 metros homogénea con respecto al nivel de daño, tamaño determinado por la resolución espacial de las imágenes de satélite utilizadas).

Otro criterio que se tuvo en cuenta a la hora de la elección de las parcelas fue el tipo de cobertura presente, determinado en las visitas de campo, en donde se evalúa todas las coberturas dominantes de la zona de estudio.

Uno de los factores a tener en cuenta en el momento de realizar el muestreo de las parcelas, es que este debe hacerse lo más próximo al final del incendio, puesto que muchas de las características físicas, como el color del suelo observado, pueden alterarse. En el caso del incendio del pantano de San Juan (Madrid) las visitas al campo se realizaron entre el 30/08/2003 y el 13/09/2003, bastante cercano al incendio, que tuvo lugar el 26 de junio de ese año.

El tamaño de la parcela está directamente relacionado con la resolución del sensor a utilizar, en el caso de este trabajo se establecieron parcelas de 30x30 metros sobre un área homogénea de 90x90 metros (8100 m<sup>2</sup>), ya que se emplearon imágenes de los sensores TM, ETM+ y OLI (Landsat 5, 7 y 8) con una resolución espacial de 30 m (Figura 25). Aunque la parcela muestreada tenía una dimensión de 30x30 m, la selección de la misma se hacía en el centro de un área de 90x90 m de características homogéneas en cuanto a severidad del fuego, asegurando de este modo una buena correlación con las imágenes de satélite (errores debidos a la geometría, a los píxeles mixtos o a los efectos de píxeles vecinos).

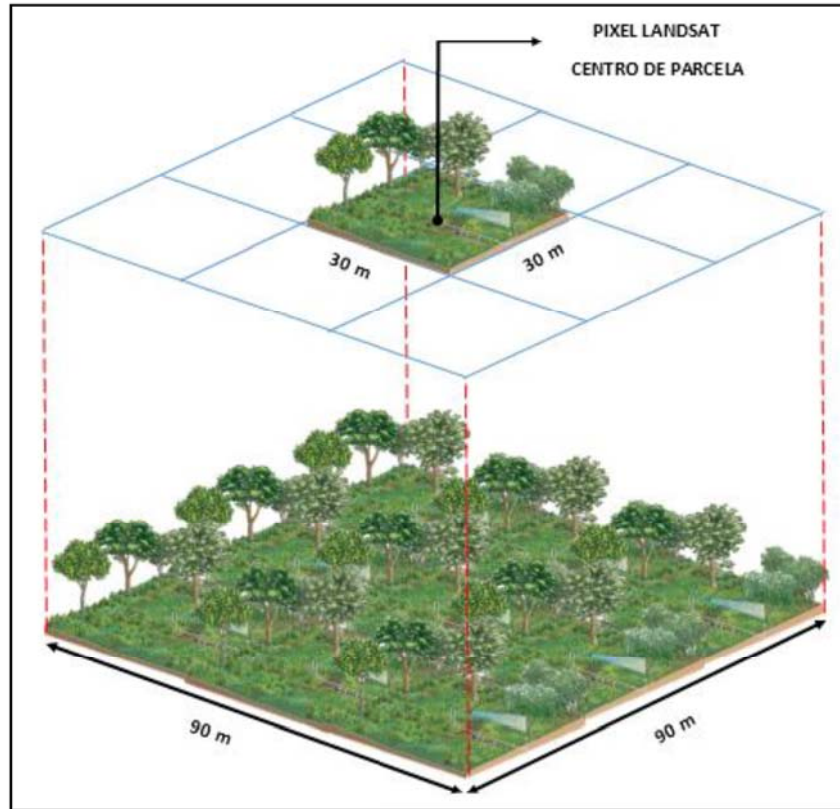


Figura 25. Parcelas CBI de medición en campo.  
Fuente: Elaboración propia

Cada una de las parcelas fue identificada con un código alfanumérico, que define en sus dos primeras letras la zona del incendio, en las dos siguientes, el tipo de vegetación dominante y por último un número de identificación. Por ejemplo, en la Figura 26, en el código (PE-EJ-41), el valor de (PE) hace referencia al municipio de Pelayos, (EJ) hace referencia a la Encina y Jara como vegetación dominante y (41) al número de parcela consecutivo.



Figura 26. Incendio del pantano de San Juan. Izquierda: código de identificación de parcelas, a la derecha: centro de la parcela PE.EJ.41

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 10 muestra los criterios evaluados en los diferentes niveles y estratos, así como

también las escalas de valoración utilizadas para cada factor. Algunos de los criterios originales de evaluación se han eliminado al no considerarse pertinentes para este tipo de ecosistema, como es el caso del cambio en la diversidad de especies o en el número relativo de especies anteriores al fuego. Asimismo, se han agrupado los combustibles mayores y menores a 100 horas en un solo factor denominado porcentaje de madera a nivel de sustrato.

Tabla 10. Criterios de evaluación del índice compuesto de severidad CBI, (formulario de campo).

Persona que inventaría								Denominación incendio	
Código de la parcela								x	y
Fecha del inventario (dd/mm/aa)								Coordenadas centrales	
Fecha del incendio (dd/mm/aa)								Proyección	UTM
Elevación (m)								Datum	WGS84
Pendiente aprox. (%)								Código archivo GPS	
Orientación (° norte)								Código foto	
Litología dominante								Código foto	
Vegetación dosel (%)								Código foto	
Vegetación sustrato (%)								Código foto	
<b>ESTRATO</b>	<b>ESCALA DE SEVERIDAD DE LA QUEMA</b>								
	<b>No afectado</b>	<b>Bajo</b>			<b>Moderado</b>		<b>Alto</b>		
	<b>0</b>	<b>0.5</b>	<b>1.0</b>	<b>1.5</b>	<b>2.0</b>	<b>2.5</b>	<b>3.0</b>	<b>Puntuación</b>	
1. Sustrato									
Hojarasca	No alterado	--	50%	--	90%	--	100%		
Mat.orgánico	No alterado	--	carbón liviano	--	carbón intenso	--	100%		
Madera	No alterado	--	50%	--	80%	--	100%		
Suelo	No alterado	--	10% cambio	--	40% cambio	--	>80%		
<b>A. Suma de puntuaciones =</b>		<b>N =</b>		<b>Media =</b>					
2. Hierba, matorral bajo y brotes: < 1m.									
Plantas no vasculares	No alterado	--	Aisladas	--	Moderado	Alto	Bajo		
% vivas/germin	>100%	--	90%	--	50%	<20%	0%		
Nuevas semillas	No alterado	--	Bajo	--	Moderado	Alto-Bajo	Bajo-Nada		
<b>B. Suma de puntuaciones =</b>		<b>N =</b>		<b>Media =</b>					
3. Matorral alto y árboles jóvenes: entre 1 y 5 m									
Hojas consumidas	0%	--	10%	--	50%	--	100%		
Acículas verdes	100%	--	80%	--	30%	<10%	Nada		
%vivas/rebotes	100%	--	90%	--	30%	<10%	Nada		
Plantas germinadas	No alterado	--	Bajo	--	Moderado	Alto	Bajo-Nada		
<b>C. Suma de puntuaciones =</b>		<b>N =</b>		<b>Media =</b>					
4. Árboles intermedios (10-25 cm Ø, 5-20 m)									
% Verde	100%	--	80%	--	40%	<10%	Nada		
% Negro	Nada	--	5-20%	--	60%	>85%	100%		
% Marrón	Nada	--	5-20%	--	40-80%	<40 ó >80%	Nada		
Altura carbón	Nada	--	1.5m	--	2.8m	--	>5m		
<b>D. Suma de puntuaciones =</b>		<b>N =</b>		<b>Media =</b>					
5. Árboles altos y gruesos (>25cm Ø)									
% Verde	100%	--	95%	--	50%	<10%	Nada		
% Negro	Nada	--	5-10%	--	50%	>85%	100%		
% Marrón	Nada	--	5-10%	--	30-70%	<30 ó >70%	Nada		
Altura carbón	Nada	--	1.5m	--	4m	--	>7m		
<b>E. Suma de puntuaciones =</b>		<b>N =</b>		<b>Media =</b>					
% Sup con hojas soflamadas				Suma puntuaciones		N	CBI		
% Dosel en la parcela	CBI Sotobosque (A+B+C)								
% Mortalidad de árboles	CBI Dosel (D+E)								
% Árboles caídos	CBI Parcela (A+B+C+D+E)								

Fuente: Adaptado de Key y Benson (2006)

Además de los criterios anteriormente mencionados, también se valoraron otros factores, como el porcentaje de superficie de hojas soflamadas que cubren el carbón o las cenizas, el



porcentaje de dosel en la parcela, y el porcentaje de la mortalidad de árboles sobre el total, obteniendo de esta forma información detallada sobre los componentes de la comunidad. Esta información permite caracterizar y describir el estado de cada una de las cubiertas, que sirve como ayuda en la interpretación de los factores evaluados. Aunque estas características se derivan directamente de la severidad del incendio, no están incluidas dentro del cálculo del CBI.

Algunas de las categorías evaluadas dentro de la matriz de criterio son variables cualitativas, por lo que su calificación se realizó entre dos personas con el fin de establecer un consenso.

Una vez seleccionadas cada una de las parcelas de estudio, se procede a realizar la valoración del CBI para cada uno de los estratos, definido por la siguiente fórmula:

$$CBI (A) = \frac{\sum Puntuaciones}{N} \quad \text{Ecuación 7}$$

Donde (*A*) indica el nivel o estrato evaluado y (*N*) es el número de factores evaluados para ese estrato. La suma de las puntuaciones recoge los valores obtenidos por cada factor observado en cada uno de los niveles del estrato.

Los estratos se agrupan en dos categorías, sotobosque y dosel arbóreo. El valor del CBI para cada uno de ellos será igual a la suma de los niveles comprendidos en los estratos que los constituyen. Concretamente:

$$CBI (Sotobosque) = (A + B + C)/3 \quad \text{Ecuación 8}$$

$$CBI (Dosel) = (D + E)/2$$

Donde *A* es la suma de las puntuaciones a nivel sustrato, *B* hierbas y matorrales bajos, *C* matorral alto, *D* árboles intermedios y *E* árboles altos. El valor total de CBI para cada una de las parcelas está conformado por la suma de las puntuaciones en cada una de estas categorías:

$$CBI (Parcela) = (A + B + C + D + E)/5 \quad \text{Ecuación 9}$$

En el caso de parcelas compuestas únicamente por sotobosque donde el dosel arbóreo no

estaba presente, el valor final del CBI correspondía al valor del CBI del sotobosque, con el fin de no subestimar el nivel de severidad presente.

Los datos de cada una de las parcelas son recopilados en un formulario de campo, donde se evalúan en gran parte las condiciones previas al incendio y el estado del conjunto de la parcela. Adicionalmente se incluye un geo-posicionamiento del centro de la parcela, usando para ello un receptor GPS (L1, C/A) del tipo *Compact flash Haicom 302* de precisión en torno a los 2-3 m (Figura 27).






Figura 27. Geo-posicionamiento de las parcelas de muestreo en campo.  
Fuente: Elaboración propia.

Con este diseño de muestreo se recolectan los datos para cada una de las cincuenta (50) parcelas evaluadas dentro del incendio y once (11) de control del incendio del pantano de San Juan (Madrid) en 2003. La Tabla 11 recoge algunos ejemplos de la valoración jerárquica de los estratos evaluados en campo considerados dentro del CBI.



Tabla 11. Calificación del índice compuesto de severidad CBI, obtenido a partir de medidas en campo en el incendio del pantano de San Juan.

ID	FOTOGRAFÍA	CALIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
PE-Pre-35		CBI Sotobosque: 0.87  CBI Dosel: 0.61  CBI Parcela: 0.76	Fuego ligero que va hasta el consumo moderado de combustibles caídos. La hierba y las herbáceas regeneradas dominan el sotobosque, los árboles grandes y arbustos muestran poca mortalidad, los restos de la quema solo se observan por debajo de 2m.
PE-JP-20		CBI Sotobosque: 2.25  CBI Dosel: 1.72  CBI Parcela: 2.05	Presenta carbón intenso sobre los combustibles leñosos, los combustibles pequeños están en gran parte consumidos, solamente persisten algunas hierbas y arbustos anteriores al fuego. La mayoría de los doseles de los árboles están ennegrecidos o chamuscados en gran parte, no obstante, se pueden observar algunos doseles verdes.
PE-PE-16		CBI Sotobosque: 3.00  CBI Dosel: 2.25  CBI Parcela: 2.77	La mayoría de los combustibles grandes están consumidos. Se aprecia gran cantidad de suelo mineral expuesto. Las hierbas y los arbustos anteriores al fuego están ausentes y la mayor parte del dosel se encuentra consumido.

Fuente: Elaboración propia.



#### 4.1.2 GeoCBI: Geometrically structured Composite Burn Index

Según Kasischke et al. (2008), dentro del desarrollo del Índice compuesto de severidad (CBI), algunos de sus elementos son casi imposibles de medir con precisión, y su diseño no funciona para todos los tipos de ecosistemas. Otros autores determinan que el resultado final de esta metodología no es precisa a los efectos del incendio y su correlación con la severidad del incendio presenta incertidumbre sobre el efecto del fuego (Kcane et al., 2012).

En respuesta a estas preocupaciones, surge una versión modificada del índice CBI llamada GeoCBI, el cual tiene en cuenta un ajuste por la fracción de cobertura vegetal (FCOV) de los diferentes estratos de la vegetación, así como el porcentaje de cambio en el índice de área foliar (LAI), con el fin de calcular un valor de CBI relacionado de manera más consistente al índice espectral diferencial dNBR o índices similares (De Santis y Chuvieco, 2009). El objetivo del GeoCBI es crear un índice integrado que se parezca más a la señal de reflectancia espectral integrada del cambio representado por el índice espectral dNBR.

Las variables que se consideran en el GeoCBI hacen referencia al cambio que introduce el fuego sobre la estructura vegetal, por lo que se recomienda analizar previamente zonas no quemadas en los alrededores para estimar las condiciones de partida (Chuvieco *et al.*, 2007).

De manera similar al índice propuesto inicialmente (CBI), el porcentaje de cambios en el LAI asigna valores entre 0 (no cambio, ausencia de daño) y 3 (100% de cambio, daño máximo).

Para la estimación del valor porcentual de cambio del LAI, se realizan estimaciones mediante el análisis de la relación entre el área proyectada y el área de la hoja, antes y después del incendio. El objetivo es evaluar la variación del LAI en cada uno de los estratos. Este cambio en el valor del LAI equivale a la proporción de hojas verdes sobre el dosel en relación a la cantidad de hojas consumidas por el fuego, que es medida a partir de su variación porcentual.

$$LAI = \frac{\text{área hojas}}{\text{área suelo}} \quad \text{Ecuación 10}$$

De esta manera la expresión para el porcentaje de cambio del LAI, sería:

$$\% \text{ Cambio LAI} = (LAI_{pre} - LAI_{post}) * 100 \quad \text{Ecuación 11}$$

Donde  $LAI_{pre}$  equivale al valor del LAI antes del fuego, estimado a partir de la cantidad de hojas quemadas y las condiciones iniciales, y  $LAI_{post}$  es el valor del LAI después del incendio.

Por otra parte, el valor de FCOV se emplea para ponderar el peso de cada estrato en el cálculo del valor de severidad de toda la parcela (Figura 28). De este modo, se obtiene una mejor caracterización de la estructura y de la composición de las parcelas quemadas.

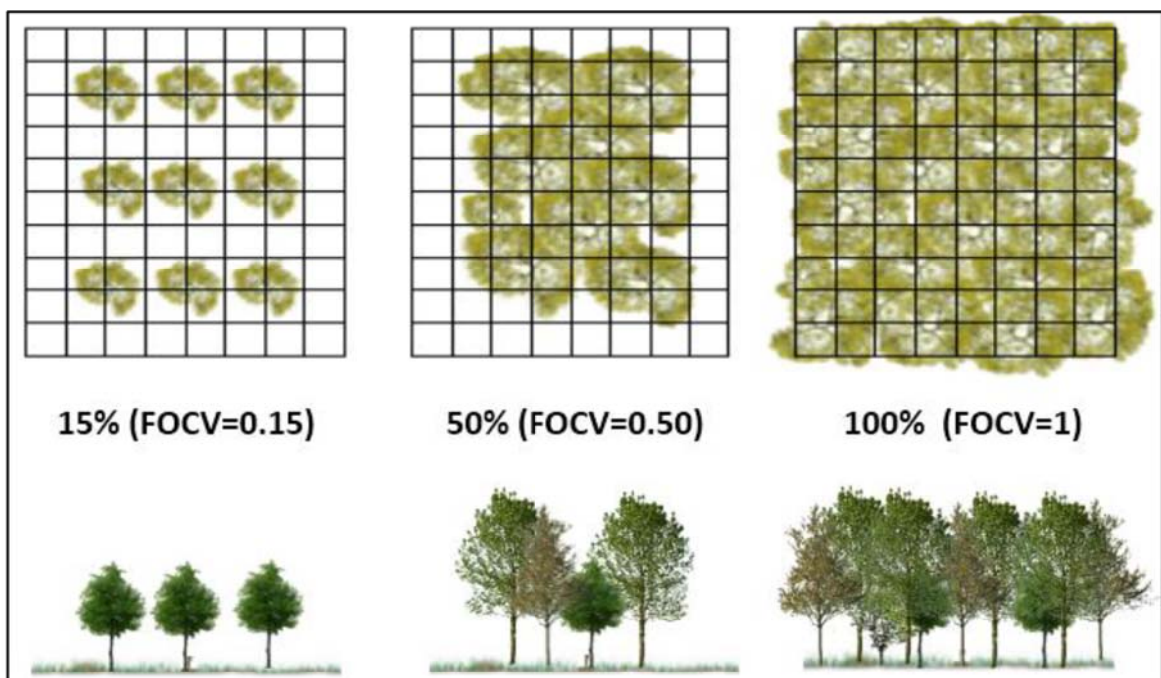


Figura 28. Representación de 3 diferentes factores de cobertura vegetal FOCV para el total de la parcela.  
Fuente: Elaboración propia.

El índice de área foliar es una variable que permite caracterizar la dinámica y productividad de los ecosistemas forestales. Mientras que el factor de cobertura vegetal FOCV regula la cantidad de radiación penetrante en los estratos inferiores, controlando los procesos fotosintéticos y por ende la respuesta de reflectividad en la imagen satelital (le Maire *et al.*, 2008).

La definición del GeoCBI (*Geometrically structured Composite Burn Index*), (De Santis y Chuvieco, 2009) está dada por la siguiente formula:

$$GeoCBI = \frac{\sum_{n_1}^{m_n}(CBI_m * FCOV_m)}{\sum_{n_1}^{m_n}(FCOV_m)}$$

Ecuación 12

Donde  $m$  representa el estrato evaluado y  $n$  es el número de estratos.

Al igual que el CBI, el GeoCBI evalúa el cambio causado por el fuego sobre la estructura vegetal en función de cada uno de los estratos del bosque (Tabla 12).

Tabla 12. Estructura jerárquica del GeoCBI

<b>ESTIMACIÓN EN CAMPO</b>		
<b>GEOCBI PARA EL TOTAL DE LA PARCELA</b>	Sotobosque	A. Sub-estrato
		B. Hierbas, arbustos y árboles bajos < 1m
	Dosel arbóreo	C. Arbustos y árboles entre 1 a 5 m
		D. Árboles intermedios entre 5 y 20 m
		E. Árboles grandes > 20 m

Fuente: De Santis y Chuvieco (2009)

La Tabla 13 muestra la ficha de recogida de información en campo para la estimación del GeoCBI.



Tabla 13. Nueva versión del formulario de campo propuesto para la estimación de la severidad en campo o GeoCBI.




STRATA	BURN SEVERITY SCALE							FACTOR SCORES
	No Effect	Low		Moderate		High		
	0	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0	
<b>A SUBSTRATES</b>								
%DEAD LEAVES ON THE SOIL=				SOIL DEPTH (cm)=				
Litter/Light Fuel Consumed	Unchanged	--	50% litter	--	100% litter	>80% light fuel	98% light fuel	
Duff	Unchanged	--	light char	--	50% loss deep char	--	Consumed	
Medium /heavy Fuel	Unchanged	--	20% consumed	--	40% consumed	--	>60% loss, deep char	
Soil & Rock Cover/Color	Unchanged	--	10% change	--	40% change	--	>80% change	
		<b>A. <math>\Sigma</math> =</b>		<b>N=</b>		<b><math>\bar{X}</math> =</b>		
<b>B HERBS, LOW SHRUBS AND TREES LESS THAN 1 METER</b>								
DOMINANT VEGETATION TYPE =				FCOV=				
%Foliage altered (blk- bm)	Unchanged	--	30%	--	80%	95%	100%+branch loss	
Frequency % Living	100%	--	90%	--	50%	<20%	0%	
New sprouts	Abundant	--	moderate-high	--	moderate	--	low-none	
		<b>B. <math>\Sigma</math> =</b>		<b>N=</b>		<b><math>\bar{X}</math> =</b>		
<b>C TALL SHRUBS AND TREES 1 TO 5 METERS</b>								
DOMINANT VEGETATION TYPE =				FCOV=				
%Foliage altered (blk- bm)	0%	--	20%	--	60-90%	>95%	significant branch loss	
Frequency % Living	100%	--	90%	--	30%	<15%	<1%	
LAI change %	Unchanged	--	15%	--	70%	90%	100%	
		<b>C. <math>\Sigma</math> =</b>		<b>N=</b>		<b><math>\bar{X}</math> =</b>		
<b>D INTERMEDIATE TREES 5 TO 20 METERS</b>								
DOMINANT VEGETATION TYPE =				FCOV=				
% Green (unaltered)	100%	--	80%	--	40%	<10%	none	
%Black/ Brown	0%	--	20%	--	60-90%	>95%	significant branch loss	
Frequency % Living	100%	--	90%	--	30%	<15%	<1%	
LAI change %	Unchanged	--	15%	--	70%	90%	100%	
Char Height	none	--	1,5 m	--	2,8 m	--	>5 m	
		<b>D. <math>\Sigma</math> =</b>		<b>N=</b>		<b><math>\bar{X}</math> =</b>		
<b>E BIG TREES &gt;20 METERS</b>								
DOMINANT VEGETATION TYPE =				FCOV=				
% Green (unaltered)	100%	--	95%	--	50%	<10%	none	
%Black/ Brown	0%	--	20%	--	60-90%	>95%	significant branch loss	
Frequency % Living	100%	--	90%	--	30%	<15%	<1%	
LAI change %	Unchanged	--	15%	--	70%	90%	100%	
Char Height	none	--	1,8 m	--	4 m	--	>7 m	
		<b>E. <math>\Sigma</math> =</b>		<b>N=</b>		<b><math>\bar{X}</math> =</b>		

Nota: Las nuevas variables propuestas se encuentran en los cuadros grises.

Fuente: De Santis y Chuvieco, (2009).

El GeoCBI solo se obtuvo de manera directa en campo para el incendio de Ribas de Saelices (Guadalajara). El trabajo de campo fue realizado por De Santis y Chuvieco, (2007) para un estudio de correlación entre el CBI y datos espectrales. Agradecemos a estos autores la cesión de los datos para este trabajo. Los datos de campo se adquirieron entre el 18/08/2005 y el 28/09/2005, poco después de ser extinguido el incendio. Dado que los datos iban a ser correlacionados con imágenes Landsat TM, se seleccionaron 104 parcelas con un diámetro aproximado de 30 m, sobre áreas homogéneas de afectación. La Tabla 14 recoge algunas muestras de los resultados.

Tabla 14. Calificación del índice compuesto de severidad GeoCBI, obtenido a partir de medidas en campo en el incendio de Riba de Saelices.

	FOTOGRAFÍA	CALIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
A		GeoCBI: 3.0	Area afectada por una alta intensidad de fuego. Combustión de la materia orgánica y el suelo y de toda la vegetación del sustrato. Presencia de muy pocas hojas marrones en copas de los árboles. El sustrato puede ser carbón vegetal o ceniza dependiendo del grado de severidad.
B		GeoCBI: 2.14	Incendio rápido con baja altura de llama. Consumo total de materia orgánica en el suelo. Sotobosque con presencia de hojas quemadas, el dosel arboreo con un valor de LAI medio y presencia de algunas copas verdes.
C		GeoCBI: 1.5	Incendio rápido con baja altura de llama. Consumo total de la materia orgánica en el suelo. Mayor porcentaje de hojas verdes que marrones en todos los estratos.

Fuente: De Santis y Chuvieco, (2008)

#### 4.1.3 Conversión del CBI a GEOCBI

Debido a que la propuesta metodológica del GeoCBI fue posterior al levantamiento de la información en campo para el pantano de San Juan (Madrid), y con el fin de realizar una comparación directa entre los dos incendios, fue necesario ajustar los valores de CBI del incendio del pantano de San Juan a valores de GeoCBI, utilizando información secundaria recolectada en campo.

Para realizar esta conversión, se introdujeron dos modificaciones principales en el protocolo original, añadiendo las nuevas variables de evaluación en los estratos vegetales propuestas por De Santis y Chuvieco (2008): el porcentaje de cambios en el área foliar y la fracción de cobertura vegetal.



Para analizar las zonas no quemadas cercanas al perímetro del incendio, con el fin de estimar las condiciones de partida (Chuvieco *et al.*, 2007; Santis y Yebra, 2007), en el caso de Madrid se utilizaron las 11 parcelas de control muestreadas en la periferia del incendio (Figura 29).



Figura 29. Evaluación de una parcela no afectada en el incendio del pantano de San Juan – Madrid.  
Fuente: Elaboración propia.

Durante el muestreo del CBI en 2003 se realizó un registro fotográfico de 5 fotografías en promedio por cada una de las parcelas evaluadas. En total, 284 fotografías de las áreas afectadas y parcelas de control, junto con 61 formularios de evaluación. Esta información ha sido fundamental para el paso de CBI a GeoCBI.

Esta operación se realizó a partir de los datos complementarios evaluados en los trabajos de campo en el área de Madrid, asociando 5 nuevos parámetros al valor de LAI y 3 nuevos parámetros relacionados al valor de FOCV (Tabla 15).

Tabla 15. Datos auxiliares evaluados en el incendio de Madrid, empleados en el ajuste de CBI a GeoCBI

ÍTEM	Parámetro evaluado	Rango (%)	Variable relacionada
SH_SUFL	Porcentaje de área con hojas quemadas	0 – 100	LAI
%AQ_SOTOB	Porcentaje de área quemada en el sotobosque	0 – 100	LAI
%AQ_DOSEL	Porcentaje de área quemada en el arbolado	0 – 100	LAI
%ARB_MUERTO	Porcentaje de árboles muertos	0 – 100	LAI - FOCV
%ARB_CAIDOS	Porcentaje de árboles caídos	0 – 100	LAI - FOCV
%DOSEL_PARC	Porcentaje de arbolado en la parcela	0 – 100	FOCV

El ajuste a valores de GeoCBI, se inicia con el cálculo del porcentaje (%) de cambios del LAI, en un rango de evaluación entre valores de 0 (no cambio o ausencia de daño) a 3 (100% de cambio o daño máximo), con el fin de mantener el mismo intervalo de evaluación del CBI (Figura 30).



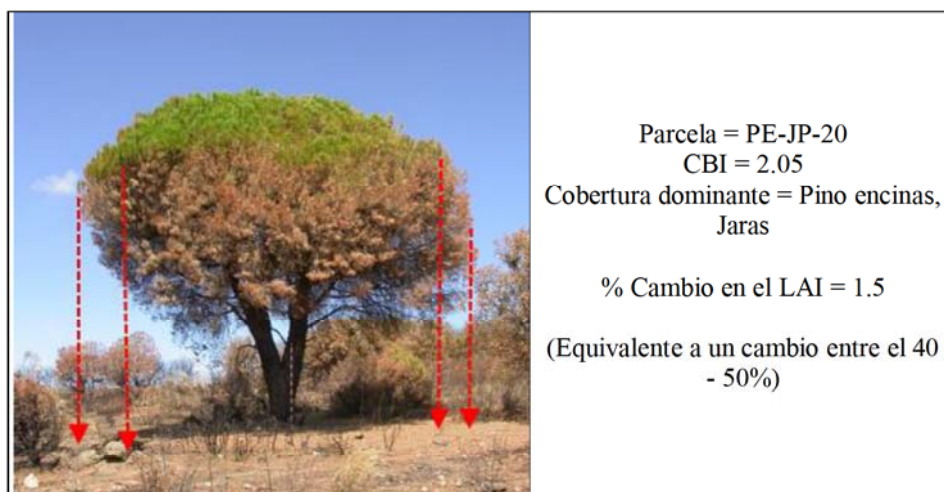






Figura 30. Estimación del porcentaje de cambio en la parcela 20 del incendio de Madrid.  
Fuente: Elaboración propia.

El segundo factor de ajuste consiste en calcular la fracción de cobertura vegetal. Para ello se ponderó el peso o proporción de la vegetación en cada estrato en función al cálculo de la severidad para toda la parcela (Tabla 16).

Tabla 16. Ajustes del CBI en los estratos donde los factores de NB, % LAI y FOCV intervienen

MEDICIÓN Y AJUSTE DEL CBI EN GEOCBI					
Nivel de Severidad		ALTO	MEDIO	BAJO	SIN QUEMAR
CBI		2.77	2.08	0.76	0
ID		PE-PE-16	PE-PE-33	PE-Pre-35	PE-52
FOTOGRAFÍA					
Estrato B	NB*	2.5	3.0	1.0	--
	FOCV	0.6	0.8	0.6	--
Estrato C	% LAI	2.5	1.5	2.0	--
	FOCV	0.7	0.8	0.6	--
Estrato D+E	% LAI	2.0	1.5	1.0	--
	FOCV	0.7	0.3	0.8	--
GeoCBI		<b>2.80</b>	<b>2.27</b>	<b>0.73</b>	<b>0</b>

\*NB = Nuevos brotes (0= Abundantes, 3 = No presentes)

Mediante la aplicación de estos dos ajustes a los valores originales de CBI se obtuvieron valores de GeoCBI para el incendio del Pantano de San Juan, lo que permitiría la comparación de los incendios utilizados en este estudio.

#### 4.1.4 Niveles de severidad a partir del GeoCBI

Los niveles de severidad no se encuentran estandarizados en la literatura, debido en gran medida a su variación según el tipo de ecosistema. Sin embargo, una de las discretizaciones más usadas es la reclasificación no lineal de los valores de GeoCBI en cuatro niveles de afectación (Tabla 17).

Tabla 17. Rangos de severidad empleados a través del GeoCBI.

Referencia	CATEGORIAS						Estimador de Precisión
	No Quemado	Baja	Medio-Bajo	Media	Media-Alta	Alta	
Miller y Thode, 2007	0.0 - 0.1	0.10 - 1.24	-	1.25 - 2.24	-	2.25 - 3.0	0.42 Kappa
Parker et al., 2015	0.0	0.10		1.25		2.25	0.81R <sup>2</sup> 0.71Kappa
Veraverbeke et al., 2011	0.0	0.50 - 1.0	-	1.5 - 2.0	-	2.5 - 3.0	0.65 R <sup>2</sup>
Cansler y McKenzie, 2012	0.0 - 0.1	0.10 - 1.24	-	1.25 - 2.24	-	2.25 - 3.0	0.40 Kappa
De Santis et al., 2010	0.0	0.0 ≤ 2.5	-	2.5 < 2.8	-	≥ 2.8	0.85 R <sup>2</sup>
*Schepers et al., 2014	0.0	0.41		0.41 - 0.51		0.64 - 0.85	0.41 R <sup>2</sup>
Veraverbeke et al., 2010	0.0	0.5-1	-	1.5 - 2.0	-	2.5 - 3.0	0.72 R <sup>2</sup> 0.60 Kappa
Veraverbeke et al., 2013	0.0	0.5-1.0	-	1.5 - 2.0	-	2.5 - 3.0	0.84 R <sup>2</sup>
Stambaugh et al., 2015	0.0 - 0.1	0.1-1.24	-	1.25 - 2.24	-	2.25 - 3.0	0.43 Kappa 0.61 R <sup>2</sup>
De Santis y Chuvieco, 2009	0.0	0.5-1.0	1.0 - 1.5	1.5 - 2.0	2.0 - 2.5	2.5 - 3.0	0.54 R <sup>2</sup>

\*GeoCBI re-escalado entre 0 - 1.

Fuente: Elaboración propia.

En principio, se realizó un análisis exploratorio valorando 4, 5 y 6 categorías, teniendo en cuenta la cantidad de datos disponibles de GeoCBI por cada nivel, así como la revisión de trabajos y las pruebas previas. Finalmente se llega a la conclusión de que 4 niveles discriminan de manera óptima los rangos de severidad. El primer nivel (no quemado) va desde valores  $\geq 0.0$  y  $< 0.1$ , el segundo nivel (baja severidad) se encuentra entre  $\geq 0.1$  y  $<$

1.24, el tercer nivel (media severidad) entre  $\geq 1.24$  y  $< 2.24$ , y por último (alta severidad) entre  $\geq 2.24$  y  $\leq 3.0$ .

## 4.2 Imágenes de satélite

### 4.2.1 Selección y adquisición de imágenes

Dadas las características del estudio, las imágenes de satélite más adecuadas, atendiendo a su resolución espacial y espectral y a su disponibilidad, fueron las imágenes Landsat 5 TM, Landsat 7 ETM+ y Landsat 8 LDCM-OLI. El incendio de Riba de Saelices se incluye por completo en la escena 200/032 (*path/row*) y el del Pantano de San Juan en las escenas 201/032 y 202/032 (Figura 31).



Figura 31. Escenas Landsat-TM en las que se incluyen las zonas de estudio.

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 18 muestra un resumen de las características espectrales y espaciales de los sensores empleados en el estudio. La resolución temporal es en todos los casos de 16 días.



Tabla 18. Características de los sensores utilizados (banda, resolución espacial, nombre, resolución espectral)

LANDSAT 5-TM / LANDSAT 7-ETM+		LANDSAT 8-OLI/TIRS	
		B1	30 m, Aerosol-costero, 433-453 nm
B1	30 m, Azul, 450-520 nm	B2	30 m, Azul, 450-520 nm
B2	30 m, Verde, 520-600 nm	B3	30m, Verde, 520-600 nm
B3	30 m, Rojo, 630-690 nm	B4	30 m, Rojo, 630-690nm
B4	30 m, Infrarrojo cercano, 760-900 nm	B5	30 m, Infrarrojo cercano, 845-885 nm
B5	30 m, SWIR1, 1550-1750 nm	B6	30 m, SWIR1, 1560-1660 nm
B7	30 m, SWIR2, 2080-2350 nm	B7	30 m, SWIR2, 2100-2300 nm
B8	15 m, Pancromático, 520-900 nm*	B8	15 m, Pancromático, 500-680 nm
		B9	30 m, Cirrus, 1360-1390 nm
B6	120 m/60 m**, LWIR, 10400-12500 nm	B10	100 m, LWIR1,10600-11190 nm
		B11	100 m, LWIR2, 11500-12510 nm

\* Solo en Landsat 7-ETM+

\*\* 120 m en Landsat 5-TM y 60 m en Landsat 7-ETM+

Las imágenes fueron obtenidas a partir del servidor Glovis del USGS<sup>10</sup>, y del servidor ESDI<sup>11</sup> (*Earth Science Data Interface*) de la Universidad de Maryland (USA).

La fecha de adquisición de las imágenes pre y post-fuego es extremadamente importante. Una mala selección puede conducir a resultados insatisfactorios (Key y Benson, 2006). Las técnicas de detección de cambio deberían permitir deducir únicamente los cambios experimentados por las cubiertas afectadas por el incendio, y no los debidos a las condiciones de la adquisición de la imagen o condiciones naturales como el contenido de humedad, la temperatura o la fenología. Aunque los índices espectrales, como el NBR utilizado en este estudio, aminoran estos efectos, los resultados todavía pueden verse afectados por estos factores. Por ello, para aislar y mejorar la señal de los cambios de las cubiertas, las imágenes de satélite utilizadas deben seleccionarse, en la medida de lo posible, en condiciones similares de observación, contenido de humedad y estado fenológico. Estos fueron los principales criterios establecidos en la selección de las imágenes Landsat TM, prevaleciendo según disponibilidad y cobertura de nubes la fecha más cercana al evento en cada uno de los años analizados.

La Tabla 19 y la Tabla 20 muestran los *quicklooks* y la fecha de adquisición de las imágenes seleccionadas. Estas imágenes fueron adquiridas en un nivel de procesamiento 1T (*Standard Terrain Correction -L1T-*). Los datos del tipo L1T están almacenados en formato “*Geographical Tagged Image File Format*” (GeoTIFF). Este tipo de datos incluye

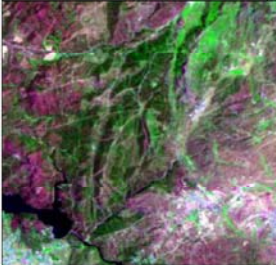
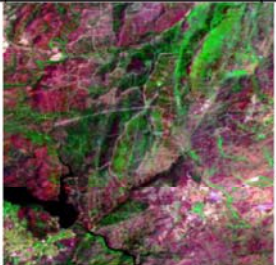
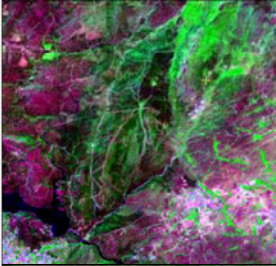
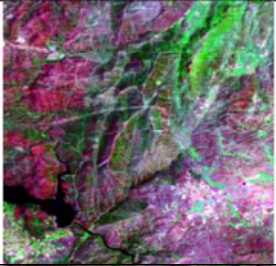


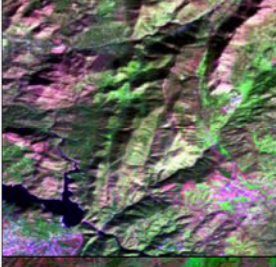




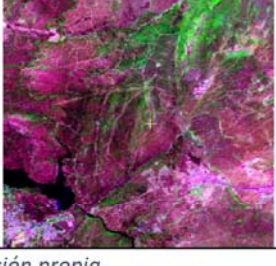
<sup>10</sup> <http://earthexplorer.usgs.gov/>

<sup>11</sup> <http://glcfapp.glcfcf.umd.edu:8080/esdi/>

productos radiométricamente corregidos y escalados a valores de radiancia espectral o reflectividad TOA (L1R “*Standard radiometrically corrected data*”), con correcciones geométricas sistemáticas, utilizando puntos de control terrestre (GCP) o información de posición integrada a bordo del satélite, con el fin de entregar una imagen registrada al sistema geodésico de referencia WGS84 - G873, o a su versión actual. Adicionalmente, los datos también contienen una corrección geométrica por el desplazamiento del terreno debido al relieve, la cual se ha llevado a cabo mediante el modelo digital de elevaciones del *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM).



Tabla 19. Quicklook de las imágenes Landsat seleccionadas para el incendio del Pantano de San Juan.

COMPOSICIÓN RGB (7/4/1)	Sensor/ID/fecha (AAAA/MM/DD)	COMPOSICIÓN RGB (7/4/1)	Sensor/ID/fecha (AAAA/MM/DD)
	LANDSAT 5 TM LT52010322002168MTI00 2002/06/17		LANDSAT 5 TM LT52010322010174MPS00 2010/06/23
	LANDSAT 7 ETM+ E72010322003147ASN00 2003/06/10		LANDSAT 5 TM LT52010322011177MPS00 2011/06/26
	LANDSAT 5 TM LT52010322003187MTI01 2003/07/06		LANDSAT 8 LDCM LC82020322013189LGN00 2013/07/08 (7/5/2)
	LANDSAT 5 TM LT52020322006314MPS00 2006/11/10		LANDSAT 8 LDCM LC82020322014176LGN00 2014/06/25 (7/5/2)
	LANDSAT 5 TM LT52010322007150MPS00 2007/05/30		LANDSAT 8 LDCM LC82020322015179LGN00 2015/06/28 (7/5/2)
	LANDSAT 5 TM LT52010322009203MPS00 2009/07/22		LANDSAT 8 LDCM LC8201032201516175LGN00 2015/06/23 (7/5/2)

Fuente: Elaboración propia.



Tabla 20. Quicklook de las imágenes Landsat seleccionadas para el incendio de Riba de Saelices.

COMPOSICIÓN RGB (7/4/1)	Sensor/ID/fecha (AAAA/MM/DD)	COMPOSICIÓN RGB (7/4/1)	Sensor/ID/fecha (AAAA/MM/DD)
	LANDSAT 5 TM LT52000322003212M TI01 2003/07/31		LANDSAT 5 TM LT52000322011170 MPS00 2011/06/19
	LANDSAT 7 ETM+ L71200032_0322005 0610 2005/06/10		LANDSAT 7 ETM+ LE72000322012181 ASN00* 2012/06/29
	LANDSAT 5 TM 2005/08/05		LANDSAT 8 LDCM/OLI LC82000322013175 LGN00 2013/06/24
	LANDSAT 5 TM LT52000322006300M PS00 2006/10/27		LANDSAT 8 LDCM/OLI LC82000322014226 LGN00 2014/08/14
	LANDSAT 5 TM LT52000322007223M PS00 2007/08/11		LANDSAT 8 LDCM/OLI LC82000322015181 LGN00 2015/06/30
	LANDSAT 5 TM LT52000322009196M PS00 2009/07/15		LANDSAT 8 LDCM/OLI LC82000322016200 LGN00 2016/07/18
	LANDSAT 5 TM LT52000322010199M PS01 2010/07/18		

\*Imagen Landsat 7 corregida por SLC-off, mediante el software ENVI.<sup>12</sup>

<sup>12</sup> <https://lysat.usgs.gov/gap-filling-lysats-7-slc-single-scenes-using-erdas-imagine-TM>

#### 4.2.2 Corrección de imágenes

Los efectos atmosféricos y los posibles desajustes técnicos en el sensor pueden provocar anomalías o errores radiométricos, que implican que los valores codificados por el sensor no se correspondan con los valores reales de reflectividad (Janzen *et al.*, 2006; Watmough *et al.*, 2011).

Con el objetivo de eliminar cualquier anomalía en la imagen, ya sea por su radiometría o por la localización, se aplican una serie de operaciones tendentes a disponer los datos de manera más adecuada para los análisis, situándolos sobre posiciones georeferenciadas y solventando los problemas de adquisición (Chuvienco, 2010). Estas correcciones son especialmente importantes cuando se realizan análisis multitemporales. En este caso, se ha evaluado la precisión geométrica de las imágenes y se ha realizado su conversión a reflectividad con corrección atmosférica y topográfica.

##### ***Precisión Geométrica***

Dado que las imágenes adquiridas incluyen un nivel de procesamiento geométrico previo (L1T), en este trabajo tan solo se analizaron los errores residuales de los metadatos, con el fin de garantizar exactitud y precisión en el posicionamiento de los píxeles.

La precisión geométrica del producto depende de la exactitud de los puntos de control y la resolución del DEM utilizado. Los puntos de control de tierra utilizados para la corrección en nivel L1T provienen del conjunto de datos GLS2000. Esta fuente incluye los modelos digitales de elevación del SRTM “*Shuttle Radar Topography Mission*”, NED “*National Elevation Dataset*”, CDED “*Canada Digital Elevation Data*”, DTED “*Digital Terrain Elevation Data*” y el GTOPO 30 “*Global 30-Arc-Second Elevation Dataset*”.

La Tabla 21 muestra el resumen de los errores residuales acumulados que aparecen en los archivos de metadatos de las imágenes empleadas.



Tabla 21. Informe de los valores de error residual obtenidos a partir de los metadatos de GCP.

ID DE LA ESCENA	GCP	GEOMETRIC RMSE MODEL (m)	GEOMETRIC RMSE MODEL Y (m)	GEOMETRIC RMSE MODEL X (m)
<b>MADRID</b>				
LE72010322002176EDC00	167	3.70	2.09	3.05
LT52010322002168MTI00	213	3.16	2.08	2.38
LT52010322003187MTI01	117	3.70	2.81	2.41
LT52020322006314MPS00	2047	4.67	3.41	3.20
LT52010322007166MPS00	63	4.30	3.05	3.03
LT52010322009203MPS00	1323	4.45	3.21	3.07
LT52010322010174MPS00	2049	4.06	3.11	2.60
LT52010322011177MPS00	1628	4.05	2.94	2.78
LE72010322012220ASN00	77	4.65	3.87	2.58
LC82020322013189LGN00	394	7.81	5.97	5.04
LC82020322014176LGN00	208	8.17	6.15	5.38
LC82020322015179LGN00	404	6.75	4.60	4.94
LC82010322016175LGN00	460	6.34	4.37	4.60
<b>GUADALAJARA</b>				
LT52000322003212MTI01	1941	3.91	3.132	2.35
L71200032_03220050610	106	4.01	3.33	2.23
LT52000322006316MPS00	95	4.80	3.43	3.36
LT52000322007223MPS00	121	3.86	2.12	3.22
LT52000322009196MPS00	144	8.72	3.04	8.17
LT52000322010199MPS01	2333	3.84	3.14	2.20
LT52000322011170MPS00	2641	3.69	3.07	2.04
LE72000322012181ASN00	129	4.30	3.79	2.04
LC82000322013175LGN00	431	6.01	3.83	4.63
LC82000322014226LGN00	276	6.88	4.31	5.36
LC82000322015181LGN00	440	5.59	3.54	4.33
LC82000322016200LGN00	431	5.83	3.97	4.27

Fuente: Elaboración propia.

### **Corrección atmosférica y topográfica**

La corrección atmosférica de imágenes de satélite es un paso crítico en el procesamiento de imágenes, especialmente cuando los objetivos del estudio se basan en el análisis de índices espectrales, el uso de distintos sensores o/y el análisis multitemporal (Chuvienco, 2010). Esta corrección consiste en la conversión de radiancias medidas por encima de la atmósfera (*Top-Of-Atmosphere*, -TOA-) a reflectividad a nivel del suelo (*Bottom-Of-Atmosphere*, -BOA-).

En este estudio se utiliza el modelo de corrección atmosférica ATCOR (Richter, 2013), incluido en el programa de procesamiento digital PCI GEOMATICA<sup>13</sup>. Este modelo calcula los valores de reflectividad a nivel del suelo, a partir de los metadatos de la imagen de

<sup>13</sup> <http://www.pcigeomatics.com/>



entrada, eliminando los efectos atmosféricos en las imágenes de satélite, en función de diferentes condiciones atmosféricas, tipos de aerosol y vapor de agua, principalmente (Richter, 2010). Además, se homogeneiza la respuesta espectral de zonas más o menos iluminadas en función del relieve (corrección topográfica) y el efecto de la reflectividad bidireccional (BRDF).

Los valores de visibilidad y reflectividad del suelo utilizados por el modelo se basan en los siguientes parámetros:

El tipo de aerosol. Viene determinado por las partículas predominantes en el área de estudio en el momento de adquisición de la imagen. Básicamente se utilizan cuatro modelos: Rural, Urbano, Marítimo y Desértico.

El contenido de vapor de agua en la atmósfera. Este parámetro se estima automáticamente en función de la latitud y la fecha y hora de adquisición.

La visibilidad/espesor óptico de los aerosoles. ATCOR calcula un mapa de visibilidad para condiciones variables en toda la escena utilizando píxeles oscuros de vegetación. Estos son definidos sobre la base del índice NDVI y los valores de reflectividad más altos de la banda roja.

La corrección comienza con el cálculo de la reflectividad de la superficie a partir de tres bandas espectrales en torno a 0.85, 1.60, y 2.20  $\mu\text{m}$ ., región que corresponde al infrarrojo cercano y de onda corta, muy sensibles a las sombras producidas por nubes, debido a que la disminución del flujo de la radiación solar en el nivel del suelo es cercana o mayor al 80% del flujo total.

La reflectividad de la superficie se calcula primero con la suposición de la iluminación solar completa, considerando los componentes directo ( $E_{dir}$ ) y difuso ( $E_{dif}$ ). La reflectividad de la superficie puede obtenerse como:

$$\rho_i(x, y) = \frac{\pi(d^2\{c_0(i) + c_1(i)DN_i(x, y)\} - L_{p,i}}{\tau_i\{E_{dir,i} + E_{dif,i}\}} \quad \text{Ecuación 13}$$

Donde,  $i$  es la banda del espectro,  $DN$  es el nivel digital de un píxel,  $L_p$  la radiancia de la atmosfera,  $\tau$  la transmitancia atmosférica (sensor a tierra),  $d$  es el factor de la distancia entre

la Tierra y el Sol en unidades astronómicas,  $c_0$  y  $c_1$  son los coeficientes de calibración radiométrica del sensor utilizado (*offset* y pendiente).

Posteriormente se aplican correcciones de las condiciones de reflectividad del terreno por efectos de adyacencia, con el fin de compensar el efecto de reflectividad bidireccional (BRDF) causada por efectos topográficos. Esta función corrige los efectos en la reflectividad resultantes de los ángulos de observación e iluminación durante la captura de la imagen. La corrección BRDF se basa en el mapa de iluminación calculado a partir del DEM y el ángulo cenital solar que se obtiene de los metadatos.

Para la corrección topográfica, ATCOR utiliza un método semi-empírico, que requiere el cálculo del ángulo de incidencia solar en cada punto, y por lo tanto, precisa de un Modelo Digital de Elevaciones (MDE) de la misma resolución que la imagen a corregir (Civco, 1989; Teillet *et al.*, 1982; Soenen *et al.*, 2005; Baraldi *et al.*, 2010). En este proceso, las zonas afectadas por nubes, cirrus, brumas o zonas de sombra se corrigen bajo una estimación de la fracción de irradiancia solar directa para un píxel total o parcialmente sombreado, mediante un proceso de compensación llamado “*De-shadowing*” o eliminación de sombra.

El proceso “*De-shadowing*” comienza con el enmascaramiento de áreas cubiertas de agua y/o nubes a partir de criterios espectrales simples (detección por umbrales). Los píxeles de agua tienen que estar enmascarados con el fin de evitar en lo posible su asignación como píxeles de sombras. Posteriormente se calcula la matriz de covarianza  $C(\rho)$  donde  $\rho$  es el vector de reflectividad de la superficie que comprende sólo los píxeles sin agua y/o nubes. Para cada píxel, este vector contiene los valores de reflectividad en las 3 bandas seleccionadas (alrededor de 0.85, 1.6, y 2.2  $\mu\text{m}$ ):

$$V_{sh} = \frac{C^{-1}(\rho_t - \bar{\rho})}{(\rho_t - \bar{\rho})^T C^{-1} (\rho_t - \bar{\rho})} = \frac{(C^{-1} - 1) \bar{\rho}}{\rho^{-T} C^{-1} \bar{\rho}} \quad \text{Ecuación 14}$$

En este caso, (*sh*) simboliza el índice de la zona de sombra,  $\bar{\rho}$  representa la media de la reflectividad de la escena sin los píxeles de agua y/o nube y  $\rho_t$  es la selección para un píxel en sombra.

El vector de filtro de sombra se aplica entonces a la parte sin agua y/o nubes de la escena y



produce los valores  $\phi$  todavía sin normalizar, que son una medida relativa de la fracción directa de la iluminación calculada a partir del DEM, también llamada función de sombra sin escala:

$$\Phi(x, y) = V_{sh}^T (\rho(x, y) - \bar{\rho}) \quad \text{Ecuación 15}$$

El filtro empleado calcula un RMSE de sombra mínima para la totalidad de la escena (sin agua y/o nubes). Por lo tanto, los valores de iluminación  $\Phi$  son positivos y negativos, dependiendo el tipo la imagen (Figura 32).

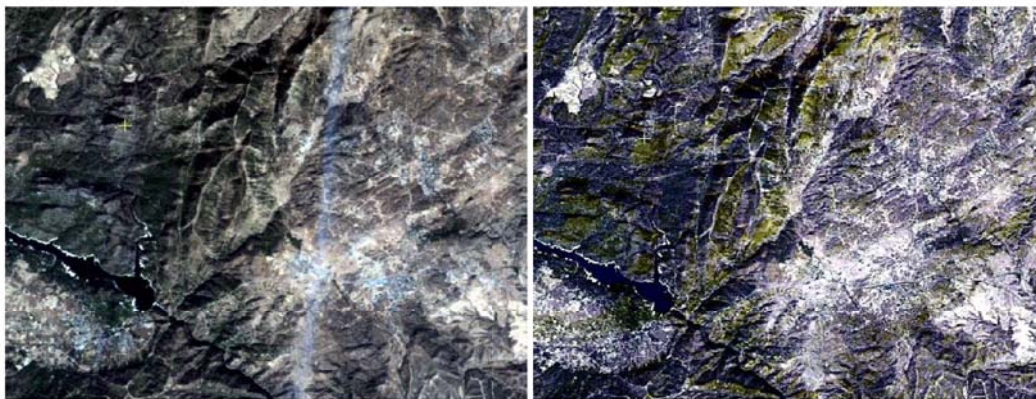


Figura 32. Imagen Landsat TM del 2011 en la zona del incendio del pantano de San Juan. Madrid (RGB: 3, 2, 1), izquierda: escena original, a la derecha: después de la eliminación de neblina y sombras.

Fuente: Elaboración propia

#### 4.2.3 Cálculo de índices espectrales

Una vez corregidas geométrica y radiométricamente todas las imágenes y convertidos los niveles digitales a valores de reflectividad BOA, se calcularon diversos índices espectrales para relacionar e identificar más adecuadamente las variaciones espaciales y los niveles de severidad producidos por el incendio. Las correcciones aplicadas a las imágenes posibilitan la comparación de índices de severidad entre imágenes captadas por distintos sensores y en distintas fechas.

El primer índice aplicado en este estudio es el índice de vegetación normalizado NDVI, comúnmente utilizado en estudios de vegetación y en trabajos de ecología espacial, que informa acerca de la biomasa, densidad y tipo de vegetación presente (Rouse *et al.*, 1974).

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad \text{Ecuación 16}$$



Donde  $\rho_{NIR}$  y  $\rho_R$  indican las reflectividades en las bandas del infrarrojo cercano y el rojo, respectivamente.

Uno de los inconvenientes en la utilización de este índice para la discriminación de la severidad, es que la señal de la vegetación está muy influenciada por la atmósfera, reduciendo la sensibilidad para detectar los daños causados por el fuego (Koutsias *et al.*, 1999).

El segundo índice, el NBR (*Normalized Burn Ratio*), es similar en construcción, pero a diferencia del NDVI, las dos bandas integradas en su cálculo responden en mayor medida a la respuesta espectral del incendio. El NBR proporciona una medida óptima de la severidad del incendio (Key y Benson, 2002b).

$$NBR = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad \text{Ecuación 17}$$

Donde  $\rho_{NIR}$  corresponde a la reflectividad en la banda del infrarrojo cercano y  $\rho_{SWIR}$  al infrarrojo de onda corta (entre 1 y 2.5  $\mu\text{m}$ ).

Cuando se cuenta con información multitemporal, los análisis de severidad en incendios y cartografía de áreas quemadas a partir de datos de satélite han propuesto la comparación de estos índices entre dos fechas (antes y después del incendio) (Chu y Guo, 2014), como sucede con el dNDVI (Jensen, 1996), generado a partir de la diferencia entre los valores de NDVI de imágenes previas y posteriores a un incendio:

$$dNDVI = NDVI \text{ pre incendio} - NDVI \text{ post incendio} \quad \text{Ecuación 18}$$

Su respuesta espectral es más sensible a la severidad, informa sobre los daños producidos en los tejidos de la hoja y la disminución de la reflectividad en la región del infrarrojo cercano (NIR: 0.78 - 0.90  $\mu\text{m}$ ) (Jensen, 2000).

En este contexto, el dNBR *Differenced Normalized Burn Ratio* (Key y Benson, 2002b) se calcula a partir de la diferencia temporal entre el NBR previo y posterior al incendio:

$$dNBR = NBR \text{ pre incendio} - NBR \text{ post incendio} \quad \text{Ecuación 19}$$

El dNBR permite estimar la pérdida relacionada al contenido de humedad, mediante los aumentos de la reflectividad típica en la región del infrarrojo de onda corta (SWIR: 2.09 - 2.35  $\mu\text{m}$ ) (White *et al.*, 1996; Van Wagtenonk *et al.*, 2004; Roy *et al.*, 2005).

También se ha considerado otra variante del NBR, denominada RdNBR (Miller y Thode, 2007), que corresponde a una normalización del índice con el propósito de eliminar la correlación existente entre el resultado del cociente y el valor NBR pre-incendio.

$$RdNBR = \frac{NBR \text{ pre incendio} - NBR \text{ post incendio}}{\sqrt{|NBR \text{ pre incendio} / 1000|}} \quad \text{Ecuación 20}$$

Por último, el RBR (*Relativized Burn Ratio*), un nuevo índice propuesto recientemente y alternativo al uso del dNBR y RdNBR, se ha diseñado con el fin de cuantificar la severidad del incendio a partir de una compensación del índice dNBR, que mejora sustancialmente la correlación con los datos de campo y la exactitud en la clasificación de zonas quemadas (Parks *et al.*, 2014a). El RBR está definido como:

$$RBR = \left( \frac{dNBR}{NBR_{pre \text{ incendio}} + 1.001} \right) \quad \text{Ecuación 21}$$

El RBR toma los valores del dNBR dividido por un ajuste simple del NBR pre-incendio al que suma un valor de 1,001 con el fin de asegurar un valor positivo en el denominador.

### 4.3 Cartografía de severidad

En esta tesis se ha generado cartografía de severidad en áreas quemadas a partir de dos métodos de análisis basados en teledetección. El primero de ellos estima los valores de severidad a partir de modelos de regresión lineal entre los índices anteriormente comentados (NDVI, NBR, dNDVI, dNBR, RdNBR y RBR) y los valores de severidad del GeoCBI registrados en campo.

El segundo método se basa en clasificadores bayesianos supervisados. En este caso, se seleccionan una serie de píxeles semilla, representativos de las diversas categorías de severidad, y, mediante un sistema de clasificación automática (algoritmo de máxima

probabilidad) y asignación de umbrales, se clasifica toda el área de estudio en esas categorías.

La severidad puede evaluarse de dos maneras, la primera a partir de los efectos inmediatos del fuego (evaluación del estado inicial o severidad a corto plazo), y una segunda evaluación más amplia relacionada con la severidad sobre el paisaje (evaluación extendida o severidad a mediano-largo plazo).

Para esta tesis, se ha seleccionado un análisis de evaluación inicial o severidad a corto plazo, derivada de la selección y valoración del mejor índice espectral sobre las fechas pre y post incendio, para ambas zonas de estudio (Figura 33).

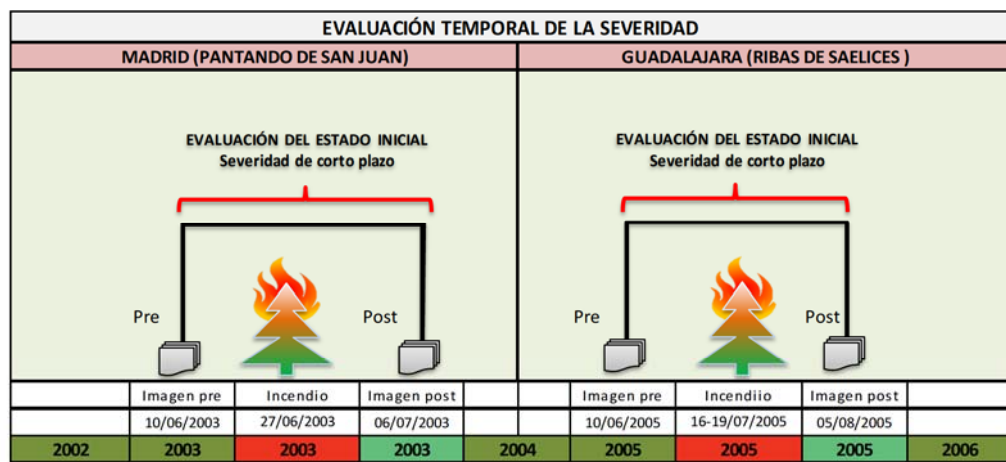


Figura 33. Modelo de evaluación temporal de la severidad. (Izquierda) Incendio en el Pantano de San Juan - Madrid, (derecha) Incendio en Ribas de Saelices - Guadalajara.

Fuente: Elaboración propia

Por último, la cartografía de severidad obtenida tanto por el modelo de regresión como por el clasificador Bayesiano, se validaron a partir del índice compuesto de severidad en campo GeoCBI.

#### 4.3.1 Selección y valoración de índices espectrales

En la actualidad, la severidad de un incendio puede ser determinada a partir de imágenes de satélite, mediante el empleo de índices espectrales (BSI) o “Burn Severity Index” que permiten detectar los cambios en la estructura vegetal, a partir de variaciones en los niveles de reflectividad superficial (Chuvieco *et al.*, 2008; Harris *et al.*, 2011).

La mayoría de los índices propuestos están basados en operaciones aritméticas entre bandas comprendidas en las regiones del visible (VIS), infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de



onda corta (SWIR). La Tabla 22 muestra los índices espectrales empleados en este trabajo para la evaluación de la severidad del fuego.

Tabla 22. Índices espectrales aplicados en la evaluación de la severidad del fuego.

Índice	Formula
<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (Rouse <i>et al.</i> , 1974)	$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_R)}{(\rho_{NIR} + \rho_R)}$
<i>Differenced Normalized Difference Vegetation Index</i> (White <i>et al.</i> , 1996)	$dNDVI = \rho_{NDVI} \text{ pre} - \rho_{NDVI} \text{ post}$
<i>Normalized Burn Ratio</i> (Jakubauskas <i>et al.</i> , 1990)	$NBR = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{SWIR})}{(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR})}$
<i>Differenced Normalized Burn Ratio</i> (Key y Benson, 2002)	$dNBR = \rho_{NBR} \text{ pre} - \rho_{NBR} \text{ post}$
<i>Relative Differenced Normalized Burn Ratio</i> (Miller y Thode, 2007)	$RdNBR = \frac{\rho_{NBR} \text{ pre} - \rho_{NBR} \text{ post}}{\sqrt{ \rho_{NBR} \text{ pre} / 1000 }}$
<i>Relativized Burn ratio</i> (Parks <i>et al.</i> , 2014)	$RBR = \frac{\rho_{dNBR}}{(\rho_{NBR_{pre}} + 1.001)}$

Fuente: Elaboración propia

A partir de estos índices de severidad se valorará el nivel de afectación del fuego en las dos áreas de estudio. Para seleccionar el índice espectral que mejor represente los valores de severidad se empleará el coeficiente de determinación  $R^2$  como medida del grado de ajuste o fiabilidad.

El valor de  $R^2$  indicará la proporción de la variación total en la variable dependiente (GeoCBI) que es explicada por el modelo de regresión estimado a partir de los índices espectrales, es decir, mide la capacidad explicativa del modelo.

El resultado puede oscilar entre 0 y 1, cuanto más se aproxime a 1 mejor será el ajuste, y por lo tanto, mayor la fiabilidad de las predicciones que con él se realizan, permitiendo ser utilizado como una medida de la cantidad de variabilidad que el GeoCBI comparte con cada uno de los índices.

Adicionalmente al coeficiente de determinación  $R^2$ , se ha empleado un índice de separabilidad espectral, para estimar la efectividad de los índices espectrales en la discriminación de los diferentes niveles de severidad. Para este análisis, se evalúa cada índice espectral en función de los niveles de severidad con el fin de demostrar su poder

discriminatorio, y de esta forma producir mapas de severidad del fuego más fiables (Schepers *et al.*, 2014).

Se utiliza el índice de separabilidad de distancia normalizada (M), como medida de separabilidad espectral entre índices, generalmente aplicado en los estudios de incendios (Pereira, 1999; Plenou y Koutsias, 2013; Smith *et al.*, 2007; Veraverbeke *et al.*, 2011). El índice de separabilidad se calcula de acuerdo a la siguiente expresión:

$$M = \frac{|\mu_b - \mu_u|}{\sigma_b + \sigma_u} \quad \text{Ecuación 22}$$

donde  $\mu_b$  y  $\mu_u$  son los valores de las medias de cada una de los índices de severidad respectivamente, y  $\sigma_b$  y  $\sigma_u$  corresponden a sus valores de desviación estándar.

Debido a que el valor del índice M no se satura y su resultado puede variar en un rango indefinido, se complementa el valor de separabilidad con el cálculo de la matriz de divergencia transformada (DT), que permite estimar la separabilidad entre los niveles de severidad de la siguiente manera:

$$DT_{ij} = C \left[ 1 - \left( 1^{-D_{ij}/8} \right) \right] \quad \text{Ecuación 23}$$

donde  $C$  indica el valor máximo de la divergencia entre las categorías  $i$  y  $j$ , el cual puede alcanzar un valor de 2. De este modo, el valor de DT permite obtener una medida de separabilidad entre clases de severidad. Valores cercanos a 2 indican una buena separabilidad entre clases, mientras que valores inferiores a 1 representan un gran grado de superposición en el histograma entre las clases de severidad. Este análisis permite obtener estadísticas útiles en la determinación del mejor índice de severidad, a emplear en los métodos de clasificación (Chuvieco, 2010).

#### 4.3.2 Método de regresión lineal

Una vez seleccionado el índice espectral que mejor define la severidad, se aplicará sobre éste el método de regresión lineal para clasificar todo el incendio en los cuatro grados de severidad a partir de las mediciones realizadas en campo (GeoCBI). Este proceso se realiza en dos fases: estimación de valores cuantitativos del GeoCBI mediante una regresión lineal,

y reclasificación de estos valores en las cuatro categorías de severidad definidas para este estudio.

En teledetección, los métodos de regresión no paramétricos son una herramienta estadística que permite obtener parámetros biofísicos a partir de medidas realizadas mediante el tratamiento de imágenes de satélite (Pérez-Planells *et al.*, 2015). En nuestro estudio, esta modelización estadística permite expresar la severidad del fuego como una variable dependiente definida por el valor de GeoCBI ( $Y$ ), a través de sus variables predictoras o índices espectrales de severidad ( $X_n$ ) mediante una ecuación lineal (Figura 34).

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 + \dots + \beta_n X_k$$

Ecuación 24

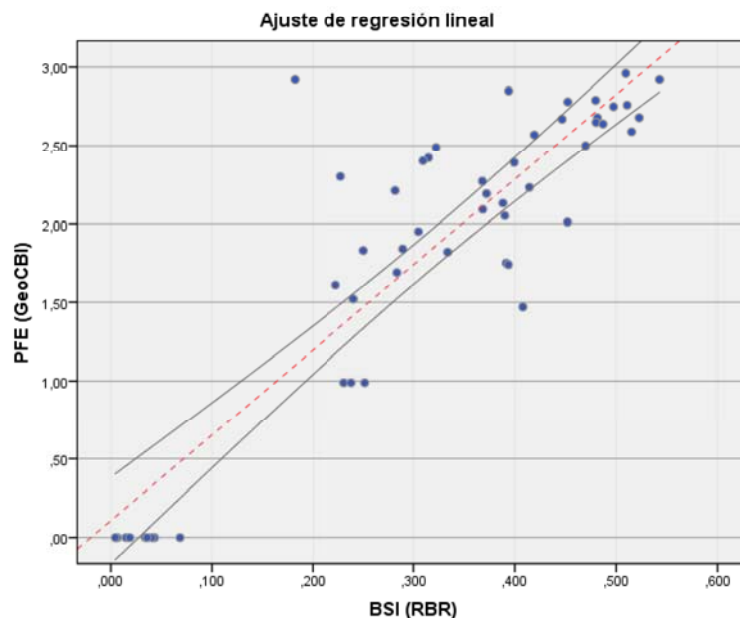


Figura 34. Modelo de regresión lineal aplicado entre el índice espectral de severidad (RBR) como medida de severidad BSI o "Burn Severity Index" y una medida obtenida en campo PFE o "Post Fire Effects" equivalente al GeoCBI.

Fuente: Elaboración propia.

El primer paso para generar el modelo de regresión, consistió en dividir los datos de campo de GeoCBI en dos muestras diferentes. En este estudio se seleccionó el 80% de los datos para la generación del modelo, y el 20% restante para el proceso de validación. Se mantuvo esta proporción en cada uno de los niveles de severidad a evaluar.

El ajuste del modelo lo determina el coeficiente de Pearson, que ofrece resultados que varían entre -1 para correlaciones negativas y 1 para correlaciones positivas. Su valor



determinara la fuerza de asociación que puede ir desde  $\pm 0.1$  en asociaciones bajas,  $\pm 0.3$  en medias,  $\pm 0.5$  en moderadas,  $\pm 0.7$  para altas y  $\pm 0.9$  para una asociación muy alta (Kuhn y Johnson, 2013). Este estadístico, junto con el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y el error medio cuadrático (RMSE) suelen utilizarse como validación del modelo.

Como resultado del modelo anterior se genera un producto cartográfico de carácter cuantitativo, el cual representa la severidad de la zona de estudio a través del índice espectral. Esta variable requiere ser convertida a categórica mediante la determinación de los rangos de severidad extraídos del GeoCBI. En este caso, se han utilizado los rangos descritos en la sección 4.1.4. Este producto será validado a partir del 20% de muestras no utilizadas en el modelo de regresión.

### 4.3.3 Método de clasificación bayesiano

Frente al método de regresión lineal, se propone el uso de un modelo de clasificación Bayesiano, que tiene en cuenta las medidas de centralidad y dispersión de los datos, para la evaluación de la severidad del incendio.

La idea general del modelo propuesto es utilizar los datos de GeoCBI para determinar la probabilidad a priori  $q(x)$  a través del teorema de Bayes, para de esta manera poder estimar la probabilidad a posteriori y encontrar una función  $f(x)$  (llamada hipótesis) que clasifique las imágenes, asignando a cada pixel su clase de pertenencia (Mitchell, 1997).

La definición de probabilidad supone que para cada valor  $v$  y para cada clase  $i$  existe una probabilidad  $q(i / v)$  de que este valor pertenezca a esta clase, siempre y cuando esta probabilidad  $q(i / v)$  tenga el valor máximo. De este modo, la probabilidad estaría definida de la siguiente forma:

$$q(i / v) = \frac{q(v/i)q(i)}{q(v)}$$

*Ecuación 25*

dónde:

- $q(i)$  - Es la probabilidad a priori de que cualquier elemento pertenezca a la clase  $i$ . Esta es la probabilidad que se asume antes del comienzo de la segmentación o la clasificación.

$q(v/i)$  - Es la probabilidad de que dada la clase  $i$ , el valor de la variable aleatoria tenga precisamente el valor  $v$ . Esta es la función de densidad de probabilidad condicional para la clase  $i$ , o la probabilidad que un elemento de la clase  $i$  tenga valor  $v$ .

$q(i/v)$  - Es la probabilidad de que un elemento con valor  $v$  esté en la clase  $i$ .

$q(v)$  - Es la suma de las probabilidades  $q(v/i)$  sobre toda la clase  $i$ . Se puede considerar como un factor de normalización o un factor de escala.

La ecuación anterior aporta la solución al problema de la hipótesis de clasificación, puesto que cualquier elemento  $v$  puede pertenecer a una clase  $j$  siempre y cuando se cumpla la siguiente condición:

$$v \in \text{clase } j \text{ si } p(\text{clase } j/v) \geq p(i/v)$$

$$\forall i \neq j, i = 1, 2, 3, \dots, N$$

A partir de lo anterior se puede deducir la ecuación de “densidad de probabilidad”, un primer paso dentro de la clasificación bayesiana de cualquier valor. Dada una clase  $P(x = v/c)$ , se puede calcular su densidad agregando  $v$  en la ecuación de una distribución normal con parámetros de media  $\mu_c$  y varianza  $\sigma_c^2$ , es decir:

$$P(x = v/c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{-\frac{(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad \text{Ecuación 26}$$

En la Figura 35 se ilustra un ejemplo para dos clases. En la izquierda, se representan los datos de entrenamiento. Claramente, se ve que es poco probable que las dos variables (predictor A y predictor B) sean independientes (su correlación es alta: 0.78). Supongamos que se quiere clasificar un nuevo caso (mostrado como un triángulo negro). Para calcular la probabilidad condicional global  $P(x = v/c)$ , cada variable se considera por separado. Para el predictor (A), las dos densidades condicionales se muestran a la derecha de la Figura 35 con una línea negra vertical que indica el valor de probabilidad de la nueva muestra para esta variable. De este modo, para el conjunto de datos de entrenamiento, parece ser mucho más probable asignar este nuevo caso a la primera clase.

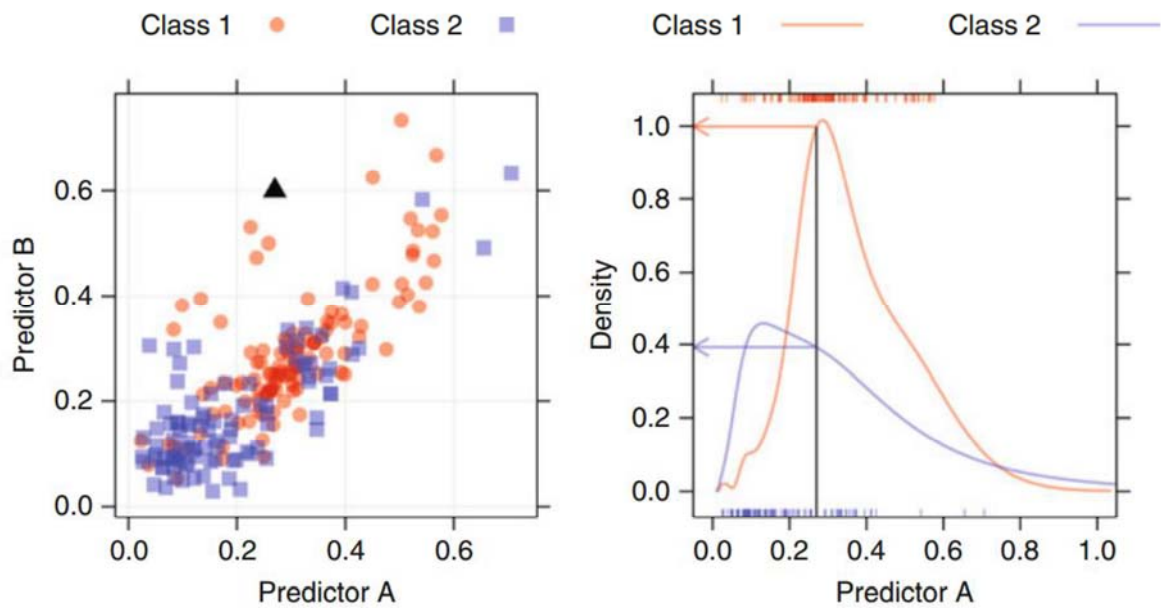


Figura 35. Dispersión entre dos clases de entrenamiento (derecha) y distribución de la densidad de probabilidad (derecha) en un clasificador bayesiano  
Fuente: Kuhn y Johnson (2013)

En general, el método de clasificación bayesiano aplicado a la obtención de niveles de severidad, vendría dado por las siguientes etapas:

- Definición de áreas de entrenamiento en función de los valores de GeoCBI
- Estimación de la densidad de probabilidad condicional para cada nivel de severidad
- Clasificación de los píxeles de la imagen para cada clase en máxima probabilidad y mínima energía

En la Figura 36 se describe el proceso de clasificación bayesiana aplicado a índices de severidad:



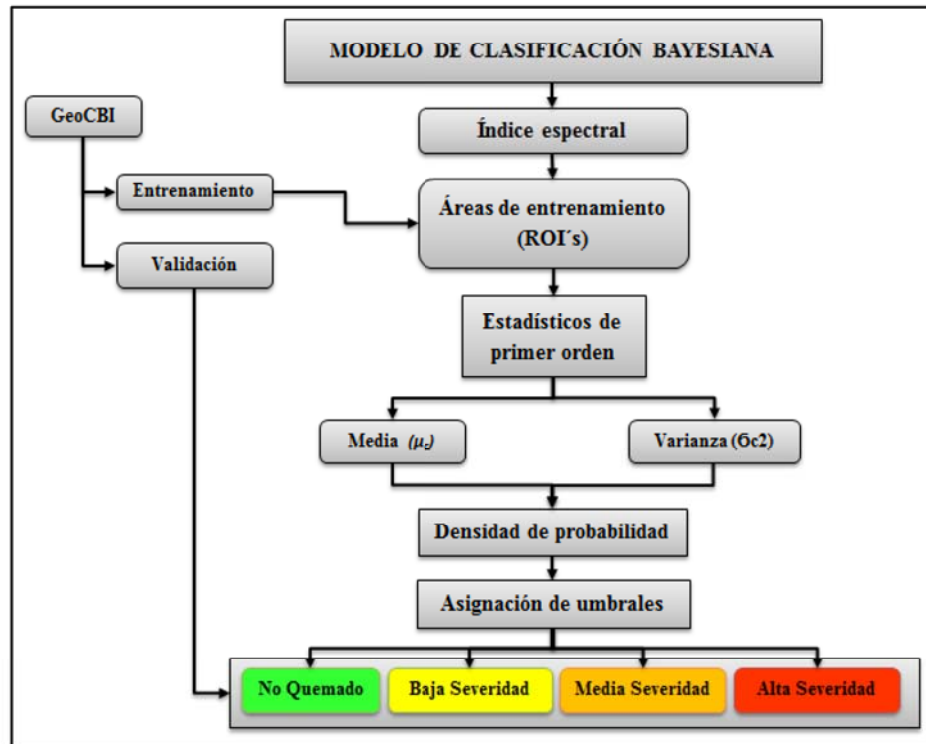


Figura 36. Diagrama metodológico del clasificador bayesiano.  
Fuente: Elaboración propia

La clasificación de máxima probabilidad se realizó con el software *GEOMATICA PCI*, a partir de los datos de entrenamiento (ROI's en el software utilizado) seleccionados en el modelo anterior, es decir una muestra del 80% del total de datos de GeoCBI, teniendo en cuenta los cuatro niveles de severidad a evaluar. Estos puntos de entrenamiento recogen una cantidad de datos por clase adecuada con el fin de representar lo mejor posible dicho nivel de severidad (Kuhn y Johnson, 2013).

Con los datos de entrenamiento y definiendo los parámetros de igual probabilidad a priori para cada una de las cuatro clases definidas, el software aplica de manera automática las ecuaciones de densidad de probabilidad para obtener una imagen en la que el valor de cada píxel es clasificado en función de su probabilidad de pertenecer a la categoría con la que tiene mayor grado de similitud.

A manera de ejemplo, la Tabla 23 presenta el código del algoritmo utilizado como clasificador bayesiano para el área de Madrid, el cual es implementado en el lenguaje de *Easy Modelling*.

Tabla 23. Algoritmo de clasificación bayesiana sobre del RBR - Madrid.

<b>Clasificador bayesiano</b>
$\%2 = 0.25 * (1 / (2 * PI * 0.007)) ^ ((-1 * (\%1 + 0.121447) ^ 2 / (2 * 0.007)))$
$\%3 = 0.25 * (1 / (2 * PI * 0.003)) ^ ((-1 * (\%1 - 0.008175) ^ 2 / (2 * 0.003)))$
$\%4 = 0.25 * (1 / (2 * PI * 0.014)) ^ ((-1 * (\%1 - 0.086617) ^ 2 / (2 * 0.014)))$
$\%5 = 0.25 * (1 / (2 * PI * 0.024)) ^ ((-1 * (\%1 - 0.271974) ^ 2 / (2 * 0.024)))$
IF %2 > 0 AND (%3 = 0 OR %3 > %2) AND (%4 = 0 OR %4 > %2) AND (%5 = 0 OR %5 > %2) THEN
%6 = 1
ENDIF
IF %3 > 0 AND (%2 = 0 OR %2 > %3) AND (%4 = 0 OR %4 > %3) AND (%5 = 0 OR %5 > %3) THEN
%6 = 2
ENDIF
IF %4 > 0 AND (%2 = 0 OR %2 > %4) AND (%3 = 0 OR %3 > %4) AND (%5 = 0 OR %5 > %4) THEN
%6 = 3
ENDIF
IF %5 > 0 AND (%2 = 0 OR %2 > %5) AND (%3 = 0 OR %3 > %5) AND (%4 = 0 OR %4 > %5) THEN
%6 = 4
ENDIF

Las bandas %2, %3, %4 y %5, corresponden a las imágenes de densidad de probabilidad para cada nivel de severidad, y la %6 contiene los resultados de clasificación sobre valores de severidad (1: no quemado, 2: Baja, 3: Media y 4: Alta)

#### 4.3.4 Validación

Con el fin de evaluar la fiabilidad de los mapas de severidad, se hace necesario comparar la información cartográfica generada contra una fuente de información externa de referencia, de cara a comprobar la validez tanto del producto generado como del método propuesto.

La verificación de resultados permitirá valorar el grado de exactitud de acuerdo con la realidad, con el fin de reducir el riesgo que se asume al tomar decisiones sobre la información que se ha generado.

La validación se ha realizado a partir de datos de verificación independientes, tomados en campo durante el proceso de muestreo de GeoCBI. Para que el error estimado sea preciso, se requiere una muestra suficientemente representativa de las condiciones de severidad observada sobre el terreno. De los puntos muestreados mediante el GeoCBI durante la campaña de campo (reclasificados en las cuatro categorías de severidad de interés para el estudio), se utilizó el 80% en los procesos de entrenamiento y el 20% restante en la validación. Esta división se hizo por categoría y no de manera general, cumpliendo la premisa de que cada categoría se encuentre realmente presente en los grupos (Congalton y Green, 2009).

El análisis estadístico del grado de coincidencia de estos puntos de verificación con los resultados obtenidos de las dos clasificaciones (realidad-resultados) permitirá estimar numéricamente el grado de error. La fiabilidad de los resultados se determinará mediante

una matriz de confusión, que permite confrontar la información de las parcelas de verificación con aquella resultante en el mapa de severidad.

En la matriz de confusión, las filas representan las clases de referencia (puntos de verificación) y las columnas las clases del mapa. La diagonal de la matriz expresa el número de datos de verificación para los cuales hay concordancia entre el mapa y la referencia, mientras los marginales indican errores de asignación. Este procedimiento permite el cálculo de una serie de medidas que describen la exactitud de la clasificación del mapa de severidad respecto a la referencia en campo proporcionada por el GeoCBI.

Los parámetros que se evalúan a partir de la matriz de confusión permiten estimar una serie de estimadores de calidad como son: a) la precisión global ( $P$ ), que cuantifica el número de píxeles correctamente clasificados, b) la precisión del productor, ( $P_p$ ), que indica la probabilidad de que un píxel de la clase ( $i$ ) está correctamente clasificado, c) la precisión del usuario ( $P_u$ ), que indica la probabilidad de que un píxel clasificado como clase ( $i$ ) corresponda realmente a dicha clase, y d) el coeficiente Kappa. (Tabla 24). Por último, a partir de los resultados obtenidos por estos indicadores, se determina la exactitud temática entre la imagen de severidad clasificada por los métodos evaluados a partir del valor de GeoCBI observado en campo, eliminando la exactitud dada por el azar.

Tabla 24. Parámetros de precisión de clasificación.

Parámetro	Formula
Precisión global	$P = \sum_{i=1}^m X_{ii} / N$
Precisión del productor	$P_p = X_{ii} / X_{\Sigma i}$
Precisión del usuario	$P_u = X_{ii} / X_{i\Sigma}$
Coeficiente Kappa	$k = \frac{N \sum_{i=1}^m X_{ii} - \sum_{i=1}^m X_{i\Sigma} X_{\Sigma i}}{N^2 - \sum_{i=1}^m X_{i\Sigma} X_{\Sigma i}}$

Donde  $m$  = número total de clases,  $N$  = número total de píxeles en las  $m$  clases de referencia,  $X_{ii}$  = elementos de la diagonal de la matriz de confusión,  $X_{\Sigma i}$  = suma de los píxeles de la clase  $i$  de referencia y  $X_{i\Sigma}$  = suma de los píxeles clasificados como la clase  $i$ .

Las precisiones de productor y usuario están relacionadas con los errores de “omisión” y “comisión” respectivamente, es decir, los errores que cuantifican cuántos píxeles pertenecientes a la región de interés de la clase ( $i$ ) no están clasificados como dicha clase y



cuántos píxeles clasificados como clase (*i*) hay en las regiones de interés de clases diferentes a ésta.

A partir de estos parámetros se evaluará la precisión de las clasificaciones realizadas mediante los métodos de regresión lineal y clasificación bayesiana.

#### **4.4 Caracterización de la estructura del paisaje**

En la caracterización de la estructura paisajística de los incendios de Madrid y Guadalajara entre el 2002 y el 2016, se han utilizado dos grupos de técnicas, asociadas al uso de variables de carácter continuo y categórico, respectivamente. La primera de ellas corresponde a la medición de texturas sobre los índices NBR para cada uno de los años de estudio, y la segunda corresponde a las imágenes del NBR reclasificadas en categorías.

El criterio de selección del NBR como índice de evaluación temporal radica en su relación directa con la señal de reflectividad de las áreas quemadas. Además, el NBR ha sido sin duda el índice espectral más utilizado ya que comparativamente mejora los resultados obtenidos por otros índices en relación a la detección de áreas quemadas (Epting y Verbyla, 2005; GitasA *et al.*, 2014; Smith *et al.*, 2007).

Las técnicas empleadas para la caracterización de la estructura del paisaje, requieren de dos métodos diferentes de medición, la matriz de co-ocurrencia en variables continuas y el cálculo de índices desarrollados y utilizados en ecología del paisaje (*landscape ecology*) para variables categóricas. La Figura 37 resume el flujo metodológico a abordar en la caracterización del paisaje para las dos zonas de estudio, a partir del tipo de variable y técnica empleada en la medición de estructura del paisaje, terminando en un análisis de reducción de factores sobre las medidas obtenidas.

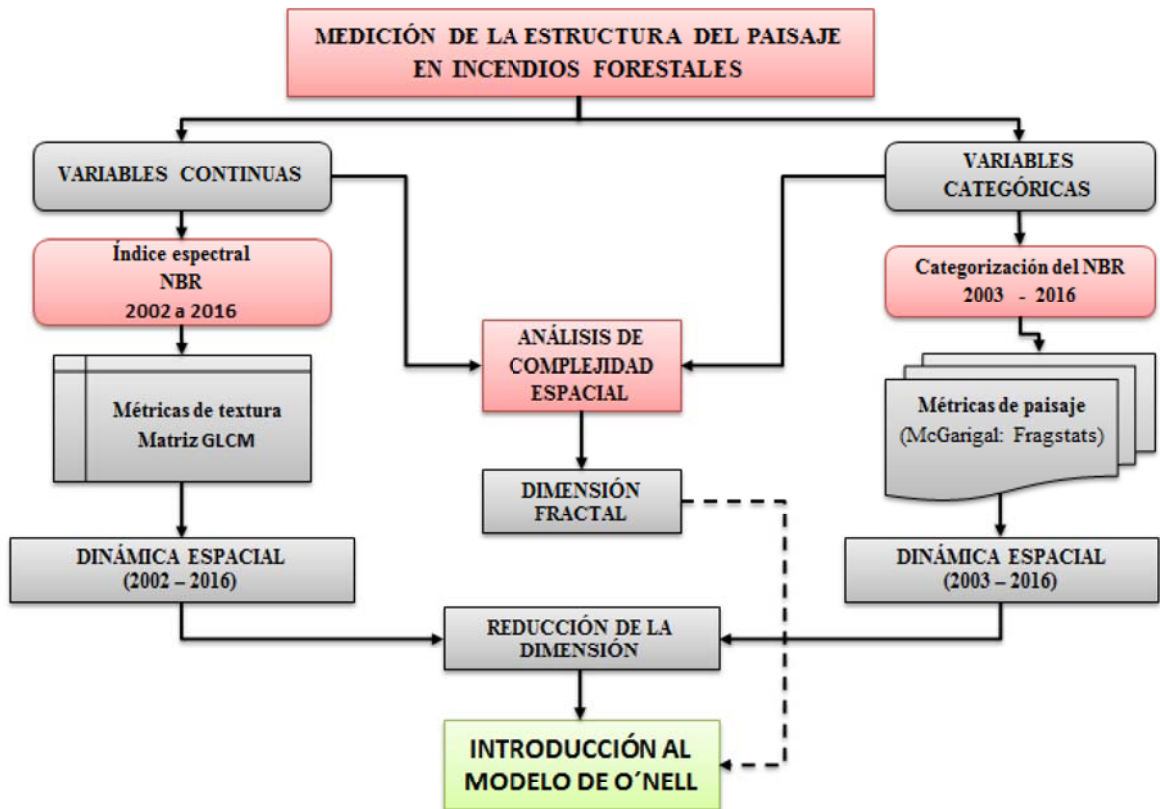


Figura 37. Metodología aplicada en la evaluación de estructura del paisaje.  
Fuente: Elaboración propia.

#### 4.4.1 Variables continuas.

La matriz de co-ocurrencia (GLCM) es empleada en este trabajo como una técnica de medición para el cálculo de parámetros texturales a partir del arreglo matricial que poseen los píxeles sobre la imagen ( $P_{i,j}$ ), pudiendo determinar la dependencia espacial de los niveles de gris, mediante diferentes cálculos estadísticos (Wood *et al.*, 2012). Los elementos de esta matriz representan las frecuencias relativas de los valores ( $i$  y  $j$ ) de cada combinación espacial entre dos píxeles (pixel central y pixel adyacente), separados una distancia  $d$ , en todas las direcciones entre los píxeles analizados a través de una ventana móvil dentro de la imagen (Figura 38).

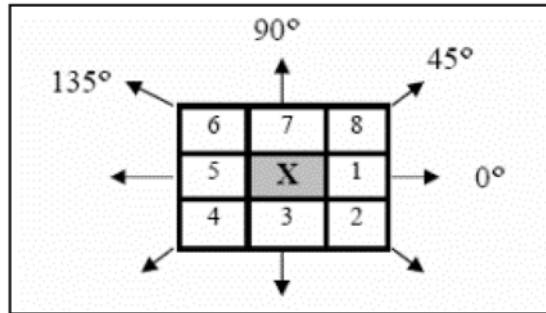


Figura 38. Los 8 vecinos del píxel de referencia  $X_{i,j}$  de acuerdo al ángulo  $\vartheta$  utilizado en el cálculo de la matriz de co-ocurrencia para una distancia  $\delta=1$ , sobre una ventana de  $3 \times 3$ .

Fuente: Elaboración propia.

Un parámetro importante en el análisis de texturas es el tamaño de la ventana. Lo habitual es que el análisis se aborde sobre una matriz de  $3 \times 3$  que se aplica sucesivamente a todos los píxeles de la imagen, aunque también puede disponerse de matrices de análisis mayores ( $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ , etc.). Sin embargo, cuanto mayor sea aquella, mayor será el efecto homogeneizador, resumiendo así la variabilidad espacial de la imagen al considerar como vecinos una mayor porción de píxeles de la imagen (Chuvieco, 2010).

En este estudio se ha seleccionado una ventana de  $3 \times 3$ , ya que existe una correlación más relevante entre píxeles cercanos (Haralick et al., 1973). El objetivo es conservar el número de píxeles necesario para representar la variabilidad espacial del dosel a nivel de parcela, tal y como ponen de manifiesto estudios previos como los de Frohn y Hao (2006); Kayitakire, et al., (2006) o el de Mhangara y Odindi (2013), donde se demuestra la pérdida de detalle en la medida en que se aumenta el tamaño de la ventana.

La textura de la imagen está relacionada con la distancia de los valores de la matriz a su diagonal, de esta manera cuanto mayor sean los valores cercanos a la diagonal, más homogénea será la textura que se represente, mientras que cuanto más alejados se encuentren de la diagonal mayor heterogeneidad espacial y tonal presentará la imagen.

La GLCM ofrece dos tipos de índices texturales, los que miden la heterogeneidad o el contraste espacial de los píxeles que están próximos (la desviación típica, el contraste y la entropía), y los que representan el grado de uniformidad, como la homogeneidad o el segundo momento angular, que miden el grado de periodicidad de los valores de los píxeles.

Sobre esa matriz pueden calcularse diversas medidas de textura. Algunas de las más utilizadas en los estudios de teledetección para el análisis de ecología del paisaje, y que son



las empleadas en esta tesis, se muestran a continuación (Benjamin, 2016; Franklin, 2001; Kelsey y Neff, 2014; Vega-García y Chuvieco, 2006):

Tabla 25. Medidas de segundo orden calculadas a partir de la matriz co-ocurrencia.

ESTADÍSTICOS DE 2º ORDEN	DESCRIPCIÓN	FORMULA ESTADÍSTICA
Homogeneidad	Medida de los valores de los píxeles homogéneos a través de una imagen.	$H = \frac{\sum_{j=1}^n (\sum_{i=1}^m (P_{i,j}))}{(1 + IR_i) - IC_j}$
Contraste	Una medida local de la cantidad de variación entre los valores de píxeles vecinos. Opuesto de homogeneidad.	$C = \sum_{n=0}^{N-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{(i,j)} \right\}$
Disimilitud	Similar al contraste e inversamente en relación con la homogeneidad.	$D = \sum_{n=0}^{N-1} n \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{(i,j)} \right\}$
Media	Es la media de los valores en la ventana de la GLCM.	$M = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{(i,j)}$
Desviación estándar	Es la varianza de los valores en la ventana de la GLCM.	$D.E = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2$
Entropía	Medida de la diversidad de Shannon. Alta cuando los valores de los píxeles de la GLCM tienen diferentes valores. Opuesta al segundo momento angular.	$E = - \sum_i \sum_j P_{(i,j)} \log(P_{(i,j)})$
Segundo momento angular	Es una variable de uniformidad, que mide el grado de homogeneidad local de los píxeles.	$SMA = \sum_i \sum_j \{P_{(i,j)}\}^2$
Correlación	Dependencia lineal de los valores entre los píxeles vecinos.	$CO = \frac{\sum_i \sum_j (i,j) P_{(i,j)} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$

$IR_i$  y  $IC_j$  representan la frecuencia relativa de cada combinación espacial en un determinado par de  $(ND$  i y  $j)$ ,  $(P_{(i,j)})$  indica la posición  $(i, j)$  de la matriz de co-ocurrencia, la media  $i$  señala el valor medio en filas y  $n$  el número de columnas y líneas de la matriz.

Fuente: Adaptado de Haralick et al. (1973)

Estas medidas fueron calculadas para un total de 23 imágenes del índice NBR, 12 de ellas correspondientes al incendio del pantano de San Juan, entre el 2002 y el 2016, y 11 correspondientes al incendio de Riba de Saelices entre el 2003 y el 2016, generando un total de 184 imágenes de textura. El cálculo se realizó con el software de procesamiento digital *PCI GEOMATICA*, dentro de los modelos de análisis espacial de textura (*TEXTURE*).

#### 4.4.2 Variables categóricas

Inicialmente, para realizar el análisis de estructura del paisaje en variables categóricas, se planteó el uso de los mapas de cobertura y uso del suelo CORINE Land Cover CLC<sup>14</sup> y las capas de sistema de clasificación SIOSE<sup>15</sup>. No obstante, en un primer estudio exploratorio se determinó que las capas de CORINE y SIOSE no permitían realizar un análisis de la configuración espacial, ya que como en el caso de Guadalajara, estas cartografías de ocupación estaban representadas por una sola tesela de área quemada y en el caso de Madrid el incendio coincidió entre dos periodos de actualización de CLC, y no se evidenció cambios significativos entre las fechas del 2000 y 2006.

Por lo anterior, se decidió realizar un análisis a partir de la categorización del índice espectral NBR en clase de igual tamaño, determinadas por el promedio de la cantidad de coberturas presentes en las zonas de estudio antes del incendio, sobre un rango derivado por sus valores máximos y mínimos para toda la serie de años de análisis (Figura 39). El número de clases obtenidas al final de cada periodo fue contrastado con la imagen de CLC para el año 2012, dando como resultado una cantidad similar de clases para este año, lo que revalida en parte el uso de este enfoque.

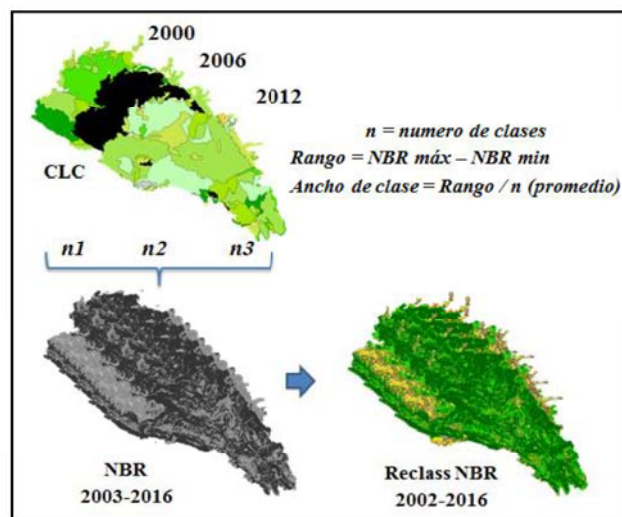


Figura 39. Reclasificación del NBR para la zona de Guadalajara.  
Fuente: Elaboración propia.

En el caso de las variables categóricas se ha considerado como base de análisis el modelo de tesela-corredor-matriz (Forman y Godron 1986; Forman, 1995), comúnmente aplicado en

<sup>14</sup> <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/catalogo.do#>

<sup>15</sup> <http://www.siose.es/>

estudios de ecología del paisaje. En este trabajo se toman como datos de entrada la configuración espacial generada por los incendios, en función de sus tamaños, formas, conectividad, distribución espacial, entre otros, cuantificadas mediante el uso de un conjunto de métricas o índices (McGarigal y Marks, 1995; Gustafson, 1998; Herzog y Lausch, 2001; Botequilha y Ahern, 2002; Turner, 2005).

Los procesos en ecología del paisaje son multivariantes, lo que implica evaluar las métricas en conjunto, ya que por sí solas no poseen un valor determinante y solo una interpretación conjunta de los resultados aporta una información de los cambios que tienen lugar en un paisaje determinado a causa del fuego.

Existen una extensa cantidad de métricas para cuantificar estos patrones espaciales y la estructura del paisaje. McGarigal y Marks (1995) propusieron más de 160 métricas, si bien un análisis de paisaje con todo el conjunto de métricas no es recomendable (Cushman *et al.*, 2008; McGarigal *et al.*, 2009; Wyser, 2003), ya que la mayoría de los índices están altamente correlacionados, lo que supone una gran redundancia de datos a analizar. Por ello, se hace necesario realizar una selección cuidadosa de las métricas, con el fin de obtener la mejor comprensión del paisaje (De Clercq *et al.*, 2006; Gergel y Turner, 2002).

En este estudio, la selección de métricas se realizó en base a una revisión bibliográfica de trabajos en los que se estudiaba la estructura del paisaje de zonas incendiadas. En estos trabajos se proponen el uso de un conjunto de índices no redundantes y altamente significantes (Aguilera *et al.*, 2016; Castillo *et al.*, 2012; Kane *et al.*, 2013; Lee *et al.*, 2009; Martín-Martín *et al.*, 2013; Ryu *et al.*, 2007; Viedma *et al.*, 2006).

Esta selección comprende 9 métricas de configuración espacial que evalúan y cuantifican aspectos estructurales del paisaje (Tabla 26). Estas métricas se pueden generalizar en dos grandes grupos, las que ofrecen información acerca del nivel de fragmentación y aquellas que miden el grado de aislamiento y/o conectividad (McGarigal, 2015).



Tabla 26. Métricas de cuantificación de la estructura del paisaje.

CONFIGURACIÓN ESPACIAL DEL PAISAJE		
GRUPO	ÍNDICE	NOMBRE
FRAGMENTACIÓN	<ul style="list-style-type: none"> <li>Índice de área</li> <li>Forma del parche</li> <li>Densidad de borde</li> <li>Índice de malla</li> </ul>	AREA_MN SHAPE_MN ED MESH
AISLAMIENTO Y CONECTIVIDAD	<ul style="list-style-type: none"> <li>Distancia euclidiana al vecino más cercano</li> <li>Índice de proximidad</li> <li>Radio de giro</li> <li>Contagio</li> <li>Índice de uniformidad de Shannon</li> </ul>	ENN_MN PROX_MN GYRATE_MN CONTAG SHEI

Fuente: Adaptado de McGarigal y Marks (1995)

El cálculo de estas métricas se realizó con el software FRAGSTATS, del Departamento de Medio Ambiente y Conservación de la Universidad de Massachusetts (McGarigal y Marks, 1995), permitiendo un análisis detallado y cuantitativo a nivel de paisaje.

#### 4.4.3 Medición de la complejidad espacial (Dimensión fractal)

La complejidad espacial del paisaje es una característica de especial interés al relacionarse de manera directa con factores como la diversidad, estabilidad y función ecológica; sus características geométricas de heterogeneidad, escala múltiple, autosimilitud y afinidad pueden considerarse como parámetros particulares en cada tipo de modelo de distribución espacial.

Desde el punto de vista ecológico, los paisajes se consideran heterogéneos, con una estructura, función y variación dependiente de la escala de estudio. Esta observación es clave ya que las estructuras derivadas de incendios forestales son vistas como procesos estocásticos, sin embargo, obedecen a un patrón complejo, que puede ser cuantificado a través del índice de dimensión fractal, debido a su particularidad de analizar el paisaje independientemente de la escala (Díaz-Delgado *et al.*, 2004; Turner *et al.*, 2001; O'Neill, 2001).

La dimensión fractal es una generalización de la geometría euclidiana, por lo que su determinación puede variar en función del tipo de variable. De este modo la dimensión topológica de una línea es 1, de un plano es 2 y de un cubo es 3. Sin embargo, los

matemáticos han reconocido desde hace tiempo la posibilidad de dimensiones fraccionales entre estos valores (Eastman, 1985).

En el caso de las variables continuas, esta medida se genera mediante un procedimiento, basado en una técnica de paso único, que se desarrolló originalmente para medir la dimensión fractal de líneas (Eastman, 1985). El procedimiento considera cada segmento de pendiente para proporcionar un ángulo subyacente que puede ser considerado como el ángulo generador de la forma fractal. La fórmula se basa en el cálculo de las pendientes del conjunto de píxeles:

$$DF = \frac{\log_{(2)}}{\log_{(2)} + \log(\text{sen}((180 - \text{pendiente})/2))} \quad \text{Ecuación 27}$$

Estas medidas fueron extraídas para cada una de las imágenes del NBR, a través de un Kernel de 3x3, mediante el módulo de análisis espacial PATTERN del software IDRISI.

Para las variables categóricas, consideradas como un conjunto de teselas, se calcula el índice de dimensión fractal como una medida de complejidad de forma a través de la relación entre el perímetro y área, expresada como una medida de la complejidad de la forma.

Esta métrica es calculada mediante el índice FRAC (del software FRAGSTAT), el cual calcula la dimensión fractal a partir de multiplicar por 2 el logaritmo natural del perímetro de la tesela ( $m$ ) dividido por el logaritmo del área ( $m^2$ ):

$$FRAC = \frac{2 \text{LN}(0.25 P_{ij})}{\text{LN } a_{ij}} \quad \text{Ecuación 28}$$

donde  $a_{ij}$  es el valor de área para esa tesela y  $P_{ij}$  su perímetro. Los valores resultantes de FRAC calculados a partir de variables categóricas varían de 1 a 2. Si el valor de dimensión fractal toma un valor mayor a 1, indica una tesela bidimensional con una lejana geometría euclidiana (es decir, un aumento en la complejidad de la forma), si el valor de FRAC se aproxima a 1, indicaría formas con perímetros muy simples como teselas cuadradas, pero si su valor se aproxima a 2, indicaría formas con contornos geoméricamente más complejos.

#### 4.4.4 Reducción de la dimensión (Modelo de O'Neill)

Con el fin de cuantificar la estructura y conectividad del paisaje en cada periodo de tiempo

se calculan originalmente un total de 19 índices de paisaje. Sin embargo, se aplicó un análisis de reducción de la dimensión con el fin de descartar la información redundante. Este tipo de análisis es común en ecología, y busca excluir aquellos indicadores que están más correlacionados entre sí (Hargis *et al.*, 1998; Neel *et al.*, 2004; Riitters *et al.*, 1995).

En este trabajo se ha aplicado el modelo de reducción propuesto por O'Neill *et al.* (1996), que sintetiza la estructura y patrones del paisaje a partir de 3 métricas de configuración paisajística, derivadas de la teoría de la comunicación propuesta por Shannon y Weaver (1962). En este modelo de representación espacial, los valores de dominancia ( $D$ ), contagio ( $C$ ) y complejidad espacial medida a partir de la dimensión fractal ( $DF$ ), se utilizan para representar el conjunto de información de patrón espacial de un paisaje.

El objetivo principal de este modelo es proveer un espacio tridimensional donde, a través del valor de estas tres métricas de paisaje significativas entre sí, se puede valorar o informar del estado de la estructura de un paisaje en un momento o tiempo determinado.

La Figura 40 muestra un ejemplo de la aplicación de este modelo sobre el paisaje en dos ciudades de Estados Unidos, a partir de un espacio tridimensional formado por el contagio, la dominancia medida a través del índice de forma y la complejidad espacial mediante el índice de Shannon (Wu *et al.*, 2011).

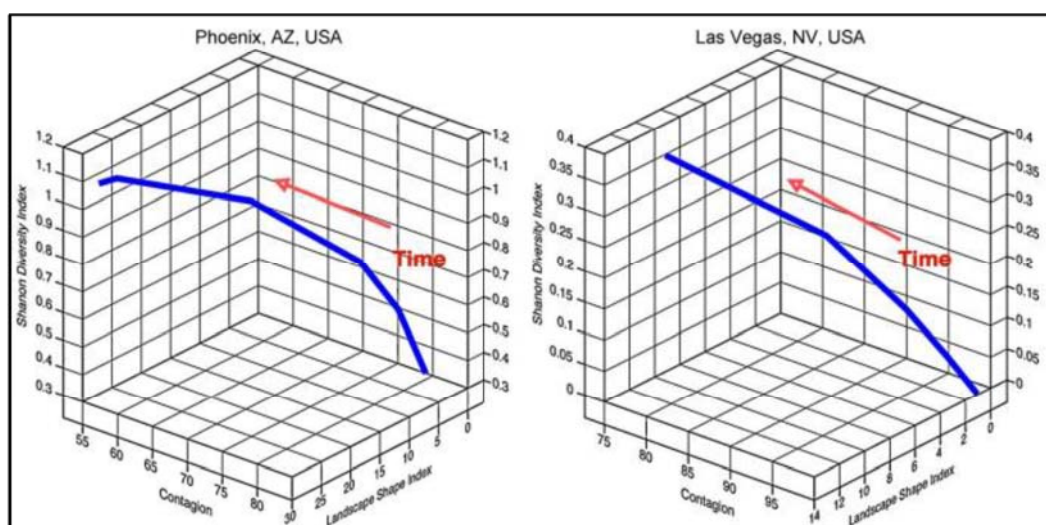


Figura 40. Una representación tridimensional de los cambios espacio-temporales de urbanizaciones en Phoenix y Las Vegas, (EEUU).

Fuente: Wu *et al.* (2011)



El modelo tridimensional propuesto por O'Neill representa el estado de un paisaje en un momento y espacio dados, que puede utilizarse para analizar la evolución temporal del mismo, o ser comparado con otros paisajes. Este concepto sugiere una nueva métrica, medida a través de geometría euclidiana, que se define como la distancia vectorial entre dos paisajes o estados diferentes. Su valor definido como  $Z$ , cuantifica la diferencia entre un estado inicial ( $I$ ) y un estado final ( $II$ ) (O'Neill *et al.*, 1996).

Esta métrica es obtenida a partir de la distancia euclidiana entre estos dos puntos ( $I$  y  $II$ ):

$$Z = \sqrt{\sum [(D_1 - D_2)^2 + (C_1 - C_2)^2 + (DF_1 - DF_2)^2]} \quad \text{Ecuación 29}$$

donde  $D_1$ ,  $C_1$  y  $DF_1$  identifican las métricas de dominancia, contagio y complejidad espacial respectivamente, para un estado inicial ( $I$ ), y  $D_2$ ,  $C_2$  y  $DF_2$  como los valores del estado final ( $II$ ).

Para entender mejor la aplicación del modelo se presenta un ejemplo en el cual se analiza la caracterización del paisaje para tres regiones de Estados Unidos: A - montañas de los Apalaches meridionales, B - llanuras orientales y C - zonas costeras. Cada región a su vez posee sus respectivas mediciones de estructura del paisaje: dominancia, contagio y complejidad espacial (DF) (Tabla 27).

A continuación, imaginemos dos posibles estados de paisaje:

- **Un estado ideal:** con una cubierta forestal casi completa, con valores de estructura del paisaje dominante ( $D_1 = 0,9$ ), de gran contagio ( $C_1 = 0,9$ ) y una complejidad alta ( $DF_1 = 1,9$ ).
- **Un estado totalmente degradado:** con muchos tipos de cubierta vegetal, con bajos valores de dominancia ( $D_2 = 0,1$ ), un contagio totalmente diseccionado ( $C_2 = 0,1$ ) y con una presencia de parches simples ( $DF_2 = 1,1$ ).

Tabla 27. Métricas para tres subregiones de Estados Unidos.

CARACTERÍSTICA	REGIONES			ESTADO IDEAL	ESTADO DEGRADADO
	A	B	C		
Dominancia (D)	0.85	0.51	0.40	0.9	0.1
Contagio (C)	0.73	0.79	0.70	0.9	0.1
Complejidad espacial (DF)	1.17	1.27	1.33	1.9	1.1

Fuente: Adaptado de O'Neill et al. (1996)

A partir del valor de  $Z$  se puede evaluar hasta qué punto un paisaje se desvía de un estado ideal a un estado degradado. Por consiguiente, la distancia  $Z$  expresará el grado de degradación o recuperación para cada una de las tres regiones. En el caso de la región A su distancia a un estado ideal sería de la siguiente manera:

$$Z = \sqrt{\sum [(0.9 - 0.85)^2 + (0.9 - 0.73)^2 + (1.9 - 1.17)^2]}$$

$$Z = 0.75$$

Es decir, la región A posee un distancia de 0.75 respecto a un estado ideal, por el contrario, la distancia que existe a un estado degradado, aplicando la ecuación 24, se obtendría un valor de 0.98. Es decir, la región está más cerca de un estado ideal que de un estado degradado.

En conclusión, la Tabla 28 muestra la comparación de las regiones de Estados Unidos a partir del valor de ( $Z$ ). Estos valores de distancia euclidiana indican que las regiones A y B siguen las expectativas de estar más cerca de un estado ideal que la zona costera C, fuertemente impactada.

Tabla 28. Cálculo de distancias euclidianas de patrón espacial ( $Z$ ) de O'Neill, en 3 paisajes de (EEUU).

Estado del paisaje	Valor de Z		
	Subregión		
	A	B	C
Ideal	0.75	0.75	0.78
Degradado	0.98	0.82	0.71

Fuente: O'Neill et al. (1996)

De manera análoga, el anterior modelo puede ser llevado al análisis de los cambios de la

estructura del paisaje producidos por los incendios forestales, donde un estado ideal sería comparable a un estado pre-incendio y un estado degradado sería el equivalente a un estado actual o post-incendio.

Además de definir el estado actual de un paisaje, el modelo espacial de O'Neill, puede utilizarse para cuantificar la evolución del paisaje a corto y largo plazo, pudiendo medir cada una de las distancias de cambio ( $Z$ ) entre cada período y entre un periodo inicial y final. En este último caso, el modelo espacial indicaría el grado de cambio global ocurrido en una región y su posible interpretación como perturbación o recuperación de la estructura del paisaje.

En nuestro caso de estudio, las variables propuestas por O'Neill quedan principalmente descritas por las variables categóricas (contagio, dimensión fractal). Aunque directamente no cuenta con dominancia, indirectamente se puede extraer del índice de uniformidad de Shannon ( $SHEI$ ). Una distribución uniforme del área entre teselas de la misma clase da como resultado una uniformidad máxima, como tal, la uniformidad es el complemento de la dominancia (McGarigal, 2015):

$$\text{Dominancia } (D) = 1 - SHEI$$

*Ecuación 30*

A partir de estas tres métricas (contagio, dimensión fractal y dominancia expresada en términos de uniformidad de SHEI) se realizó un análisis de cambio, distribución y arreglo espacial del paisaje a través de una serie de imágenes del NBR para el área del incendio del Pantano de San Juan (Madrid) entre 2002 y 2016, y de Riba de Saelices (Guadalajara) entre 2003 y 2016.

#### **4.5 Análisis espacio-temporal de la severidad**

Una vez calculadas las medidas de estructura espacial a nivel de paisaje mediante las métricas anteriormente explicadas, se procede a analizar los efectos de la reconfiguración del paisaje derivados del nivel de severidad post-fuego, a lo largo de los periodos de tiempo determinados en cada una de las áreas de estudio.

De este modo, se medirá el grado de integridad o degradación estructural del paisaje producido por la severidad de los incendios, permitiendo no solo cuantificar las relaciones espaciales generadas a partir de estos cambios, si no también aquellos que son resultado de



cada nivel de severidad.

Para ello se propone un nuevo modelo de análisis espacial denominado: “Modelo de Estructura Espacial del Paisaje” (MEEP), el cual es una variación de la propuesta original de O’Neill *et al.*, (1996), a partir de la modificación de las variables de entrada. El modelo MEEP se diferencia del modelo original de O’Neill en la posibilidad de ser aplicado directamente sobre medidas de texturas extraídas de índices espectrales derivados de las imágenes de satélite (variables continuas), sin necesidad de pasar por un proceso de reclasificación de los datos, evitando así una pérdida de información de la variación espacial original.

#### 4.5.1 Modelo de estructura espacial del paisaje (Modelo MEEP)

El modelo espacial de O’Neill *et al.*, (1996) expresado en la ecuación 24, puede definirse como una nueva métrica paisajística, donde la distancia de cambio ( $Z$ ) cuantifica la dinámica espacial de la estructura de cualquier paisaje. De este modo la ecuación original podría generalizarse de la siguiente forma:

$$Z = \sqrt{\sum_i (M_{i,t} - M_{i,t+1})^2} \quad \text{Ecuación 31}$$

Donde ( $M_i$ ) puede ser cualquier nuevo conjunto tridimensional de índices o métricas espaciales, relacionadas con las medidas de contagio, dominancia y dimensión fractal.

No obstante, existen dos consideraciones principales sobre el uso de este enfoque. En primer lugar, los ejes del modelo de estructura del paisaje representan un espacio ideal de tres dimensiones ( $M_i$ ) donde las métricas deben ser entre sí lo más independientes posible (Riitters *et al.*, 1995). La segunda consideración establece la sensibilidad de los índices seleccionados, es decir, las métricas empleadas en el modelo espacial deberán ser capaces de detectar hasta pequeñas degradaciones iniciales, siendo lo suficientemente sensibles como para advertir sobre cualquier cambio por pequeño que fuera, a diferencia de un indicador poco sensible que sólo podría mostrar cambios significativos después de daños drásticos sobre el paisaje (O’Neill *et al.*, 1996; Wu *et al.*, 2011).

Una de las métricas del modelo de O’Neill es la dimensión fractal, la cual puede ser

estimada directamente a partir de variables continuas. Queda por lo tanto identificar qué dos nuevos índices obtenidos a partir de variables continuas podrían sustituir a dominancia y contagio. Con el fin de encontrar estos nuevos índices o métricas espaciales, correlacionadas con las medidas de la propuesta original de O'Neill *et al.*, (1996), se aplica un análisis de correlación entre cada par de índices extraídos a partir de la matriz de co-ocurrencia y las medidas de dominancia (D) y contagio (C).

Este análisis se lleva a cabo a través del coeficiente de correlación de Spearman, calculado de la siguiente manera:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n(n^2 - 1)} \quad \text{Ecuación 32}$$

donde  $d$  es la distancia entre los rangos ( $X - Y$ ) y  $n$  es el número de datos.

Al igual que el coeficiente de Pearson, este coeficiente intenta explicar las relaciones entre pares de variables, su principal diferencia radica en que Spearman transforma las puntuaciones originales a rangos. De este modo, se utiliza como una alternativa a Pearson sobre variables ordinales que no cumplen el supuesto de normalidad (De Clercq *et al.*, 2006; McGarigal *et al.*, 2009), lo que es característico en los niveles de severidad en grandes incendios, donde lo habitual es que la mayor parte de los valores de severidad estén en las clases altas (De Santis y Chuvieco, 2008).

Para identificar las métricas de textura generadas a partir de variables continuas de mayor correlación con las de dominancia y contagio se crea una matriz de distancias que representa las diferencias por pares, utilizando para ello el valor absoluto de la distancia entre cada par de métricas, definido por el coeficiente de correlación de Spearman.

De este manera, dos métricas que estén perfectamente correlacionadas tendrán un valor de 1, ya sea positiva o negativamente, y un valor de 0 si fueran independientes o sin relación alguna, encontrando así los dos nuevos valores del modelo espacial MEEP.

Una vez identificadas las métricas del nuevo modelo, se procede a realizar un análisis de concordancia de la medición de la estructura del paisaje, medida a través del modelo de O'Neill y la medida por el nuevo modelo MEEP, para las dos zonas de estudio en los

periodos de análisis entre 2002 y 2016. De esta manera evaluamos el grado de ajuste entre modelos aplicados tanto en variables continuas como en variables categóricas (Figura 41).

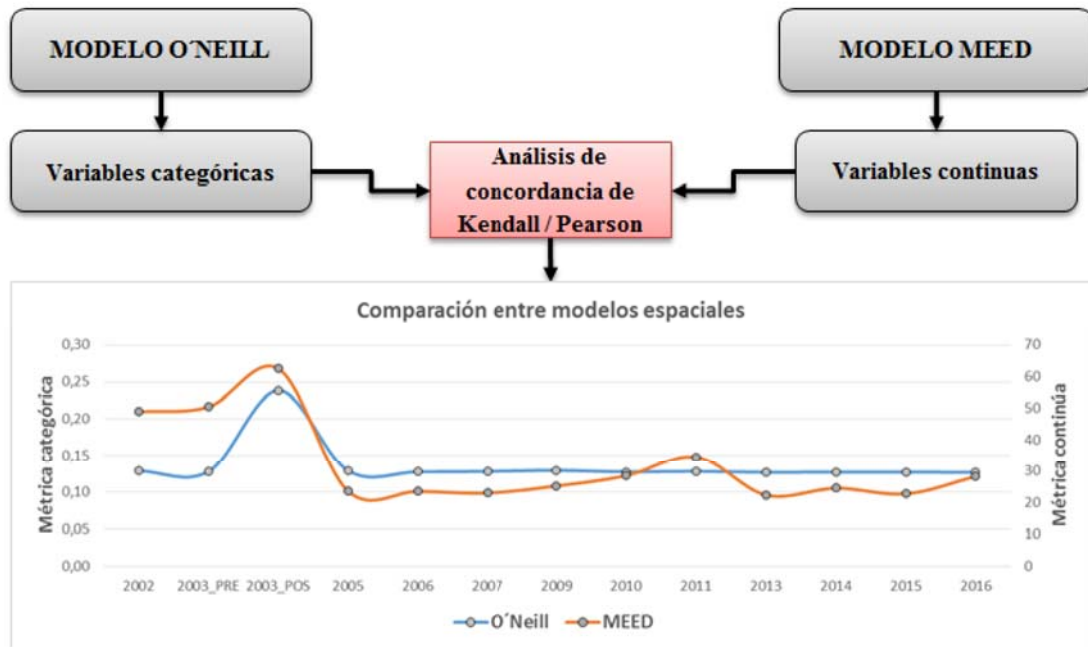


Figura 41. Representación del análisis de concordancia entre el modelo de O'Neill y el modelo MEEP.  
Fuente: Elaboración propia.

Este análisis de concordancia entre los atributos de cada modelo analítico permite examinar el sesgo y la similitud entre los dos sistemas de medición. Dado que empleamos métricas categóricas y continuas, se medirá el coeficiente de concordancia de Kendall (KCC) y el coeficiente de Pearson (R), con el fin de indicar el grado de asociación de los modelos en función de las métricas empleadas (Kuhn y Johnson, 2013).

Los valores del coeficiente de Kendall y Pearson pueden oscilar entre 0 y +1. Cuanto mayor sea el valor del coeficiente, más fuerte será la asociación. Comúnmente, los coeficientes de 0.9 o más se consideran muy buenos, lo que significaría que las métricas comparadas representan las mismas características.

Una vez evaluada la similitud entre los modelos, se procede a la medición de la estructura espacial del paisaje en cada uno de los niveles de afectación del incendio, extraídos de los mapas de severidad anteriormente generados tanto para el área del incendio del Pantano de San Juan (Madrid) entre 2002 y 2016, y de Riba de Saelices (Guadalajara) entre 2003 y 2016.



#### 4.5.2 Evaluación de la severidad a través del modelo de MEEP

El modelo MEEP es un modelo dinámico que tiene la capacidad de evaluar el paisaje en diferentes momentos y espacios; adicionalmente posee algunas características intrínsecas derivadas de él que permiten evaluar diferentes aspectos relacionados con el grado de cambio (en nuestro caso el nivel de severidad).

A modo de ejemplo, consideremos un paisaje cualquiera sobre el modelo MEEP en dos momentos diferentes (A y B). Se puede medir el valor de cambio de la estructura de paisaje ( $Z$ ), como aquel vector euclidiano ( $u$ ), cuyo valor es representado por una magnitud física definida en un sistema de referencia tridimensional, el cual se caracteriza por tener una longitud y dirección específicas (Figura 42).

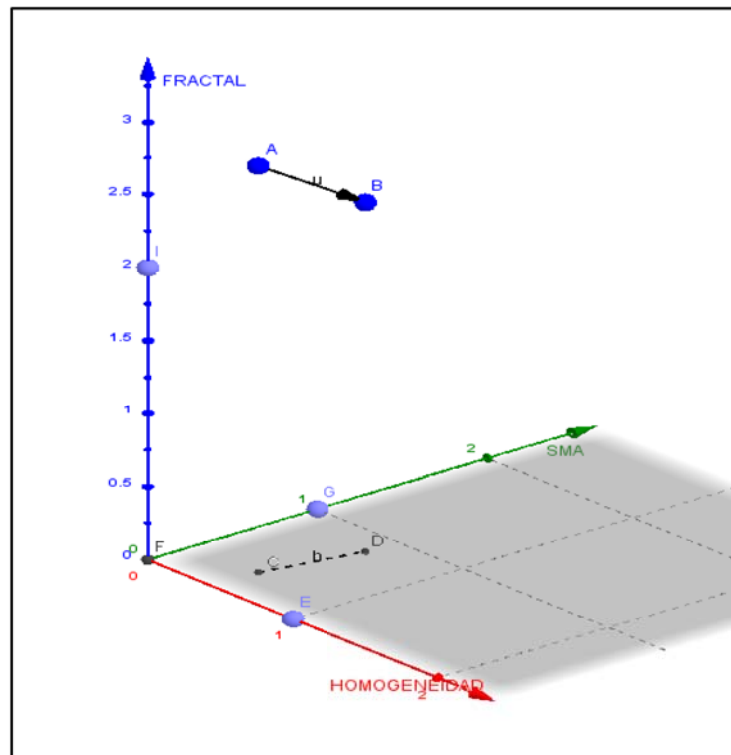


Figura 42. Representación tridimensional del modelo de dinámica espacial de paisaje MEEP.  
Fuente: Estudio propio

Por consiguiente, el modelo MEEP, está definido por un sistema de vectores euclidianos, que es representado geoméricamente como segmentos de recta en un espacio ( $R^3$ ).

Estas mediciones espaciales ( $A$  y  $B$ ), están definidas en función de las coordenadas asignadas por los valores de las métricas de paisaje ( $x, y, z$ ), como:

$$A = (x_1, y_1, z_1); B = (x_2, y_2, z_2)$$

donde (x), correspondería a la métrica extraída de variables continuas mayormente relacionada con la dominancia, (y) al contagio y (z) a la dimensión fractal respectivamente. De este modo, el vector euclidiano (u) será:

$$u = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \end{bmatrix}$$

A partir de aquí se puede derivar una serie de indicadores que permiten caracterizar el cambio del paisaje como un valor de:

- **La magnitud de cambio:** entendida como el valor del segmento de recta o módulo entre dos posiciones espaciales:

$$Z = \sqrt{\sum_i (x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad \text{Ecuación 33}$$

donde  $(x_1, y_1, z_1); (x_2, y_2, z_2)$  representan los valores de las métricas continuas de mayor correlación con las propuestas por el modelo de O'Neill.

- **La tendencia:** (o dirección del cambio), representa la fuerza que actúa sobre un paisaje desde un momento (A) hasta un momento (B). De este modo, el efecto de cambio del paisaje, dependerá además de su magnitud, de la dirección en la que actúa.

La tendencia se puede calcular en función de los cosenos directores, que son los cosenos de los ángulos que forma el vector de magnitud (Z) con los ejes coordenados de cada métrica, de este modo:

$$\text{Tendencia } (t), f(x) = \begin{cases} \cos \alpha_x = \frac{X_i}{|Z|} \\ \cos \beta_y = \frac{Y_i}{|Z|} \\ \cos \gamma_z = \frac{Z_i}{|Z|} \end{cases}$$

donde  $(|Z|)$  es el valor de cambio de la estructura de paisaje  $i (x_i, y_i, z_i)$ , y representa las métricas de paisaje para ese punto en concreto. De aquí que,  $\text{Cos } \alpha_x$  sea el coseno del valor de la métrica relacionada con el valor de dominancia,  $\text{Cos } \beta_y$  el coseno del valor de la métrica relacionada con contagio y  $\text{Cos } \gamma_z$ , el valor del coseno de

dimensión fractal derivado de imágenes continuas. Un aumento en la magnitud de los cosenos directores marca la tendencia dominante en un periodo de cambio, lo que permite derivar además de la magnitud del cambio, la característica tendencial estructural del paisaje (Tabla 29).

Tabla 29. Características tendenciales de los vectores de cambio.

TENDENCIA	VALOR DEL ANGULO
Homogeneidad	$\text{Cos } \alpha_x > \text{Cos } \beta_y > \text{Cos } \gamma_z$
Heterogeneidad	$\text{Cos } \beta_y > \text{Cos } \alpha_x > \text{Cos } \gamma_z$
Complejidad	$\text{Cos } \gamma_z > \text{Cos } \beta_y > \text{Cos } \alpha_x$

- **La velocidad:** expresada como esa magnitud física de carácter vectorial ( $v$ ) que muestra la distancia recorrida por un determinado paisaje en la unidad de tiempo.

$$v = \frac{\Delta e}{\Delta t} = \frac{(z)}{t_f - t_0}$$

Ecuación 34

donde  $t_f$  y  $t_0$ , indican los instantes de tiempo dados en meses o años para cada medida de paisaje.

#### 4.5.3 Intervalos de evaluación temporal

A partir de las características planteadas en el modelo anterior, se cuantifica la estructura y configuración espacial de los incendios del Pantano de San Juan (Madrid) y de Riba de Saelices (Guadalajara), entre el año 2002 y el 2016 en función del grado de severidad.

Para ello, se realiza un análisis de superposición entre cada uno de los niveles de afectación (alto, medio, bajo y no quemado), generados anteriormente en los mapas de severidad y las tres medidas extraídas del modelo de estructura espacial de dinámica del paisaje.

A partir de estos niveles y con el fin de detectar e identificar el cambio producido en los paisajes, se aplica un análisis multitemporal definido en tres periodos diferentes:

- **Un escenario pre y pos-incendio:** En el que se evalúa la magnitud de cambio producida a corto plazo (Madrid: 2003pre - 2003pos y Guadalajara: 2005pre-2005pos).



- ***Un escenario de recuperación a corto plazo:*** Con el fin de cuantificar la recuperación justo en el siguiente año en el que se poseen datos (Madrid: 2003pos - 2005pos y Guadalajara: 2005pos - 2006pos).
- ***Un escenario de estado actual o medio-plazo:*** Mide el grado de recuperación actual (Madrid: 2002 - 2016 y Guadalajara 2003 - 2016).

Por último, otro aspecto de interés en el análisis de cambios hace referencia a la posibilidad de poder comparar ambas zonas de estudio en un mismo modelo, con el fin de cuantificar sobre una misma escala el nivel de cambio o dinámica del paisaje producida por la severidad del fuego. Para ello, se analiza en un mismo modelo espacial los incendios del Pantano de San Juan (Madrid), y de Riba de Saelices (Guadalajara) en función al grado de severidad y recuperación en cada uno de los tres escenarios expuestos anteriormente.

## **CAPITULO 5**

# **RESULTADO Y DISCUSIÓN**

---

## CAPITULO 5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 5.1 Estimación de la severidad en campo (CBI, GeoCBI)

#### 5.1.1 Incendio del pantano de San Juan (Madrid - 2003)

Las mediciones de campo en el incendio del pantano de San Juan en la Comunidad de Madrid dieron lugar a 61 parcelas correspondientes inicialmente al índice compuesto de severidad CBI. Fueron observadas entre el 18 de agosto y el 13 de septiembre de 2003; de ellas, 11 fueron mediciones de control localizadas en las inmediaciones a la zona de estudio, sobre coberturas del mismo tipo (Figura 43).

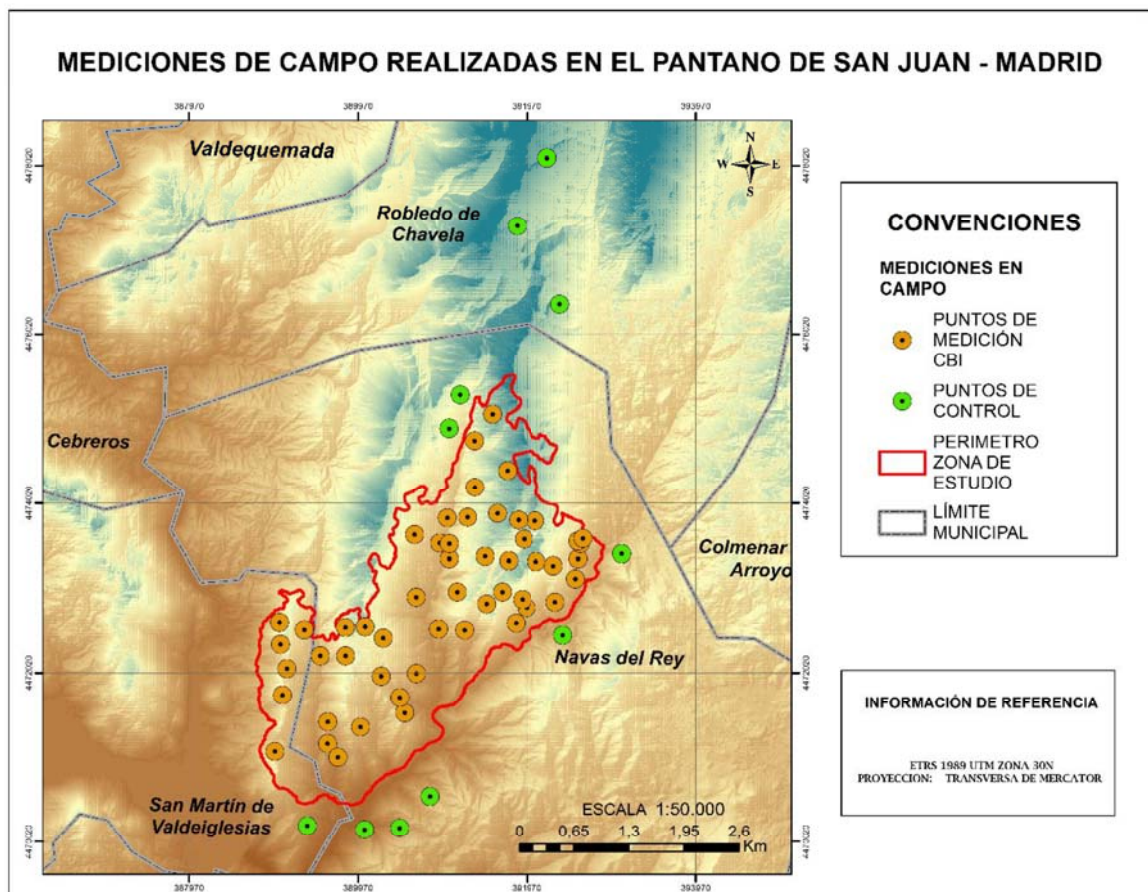


Figura 43. Localización de las parcelas de campo de CBI (transformadas a GeoCBI) para la zona de Madrid

Los valores de CBI muestran un grado de afectación de severidad media-alta para el total de la zona del incendio de Madrid, con un valor promedio de 2.19. Los valores se distribuyen en un rango que van desde 0.76 hasta 2.94 (Tabla 30).



Tabla 30. Estadísticos descriptivos del CBI en la zona de Madrid

Nivel de severidad	No quemado	Baja	Media	Alta	Total
Intervalo	$\geq 0.0 < 0.1$	$\geq 0.1 < 1.24$	$\geq 1.24 < 2.24$	$\geq 2.24 \leq 3.0$	0.0 – 3.0
N (Numero de Parcelas)	11	2	24	24	
Mediana	0	0.95	1.88	2.67	2.21*
Media	0	0.95	1.86	2.63	2.19*
Desviación estándar	-	0.28	0.29	0.21	0.52*
Mínimo	0	0.76	1.31	2.25	0.76*
Máximo	0	1.15	2.22	2.94	2.94*

\* Sobre las 50 parcelas incluidas dentro del perímetro del incendio, excluyendo las de control.

El análisis de frecuencias de los datos de campo en función de los rangos de severidad preestablecidos muestra que las clase más representativas han sido la de severidad media (CBI promedio de 1.86) y alta (CBI promedio de 2.63), cada una de ellas supone el 39% de las parcelas. Por último, la clase de severidad baja es el nivel menos representado con tan solo dos parcelas, el 3.27% de los datos.

La Figura 44 muestra las diferencias del CBI entre los distintos estratos (arbóreo y sotobosque). En general, el CBI del sotobosque ofrece valores superiores a los del estrato arbóreo, tan solo en dos parcelas sucede lo contrario y en otras dos ofrecen valores similares (8% de las parcelas). La distribución de valores de CBI revela una mayor variación de la severidad en el dosel arbóreo, con un número importante de parcelas (32%) en las que la severidad del estrato arbóreo es mínima y, sin embargo, alcanza valores muy altos en el sotobosque. Este comportamiento permite evidenciar el cambio que introduce el fuego sobre la estructura vegetal a través de las variaciones entre los estratos de vegetación.

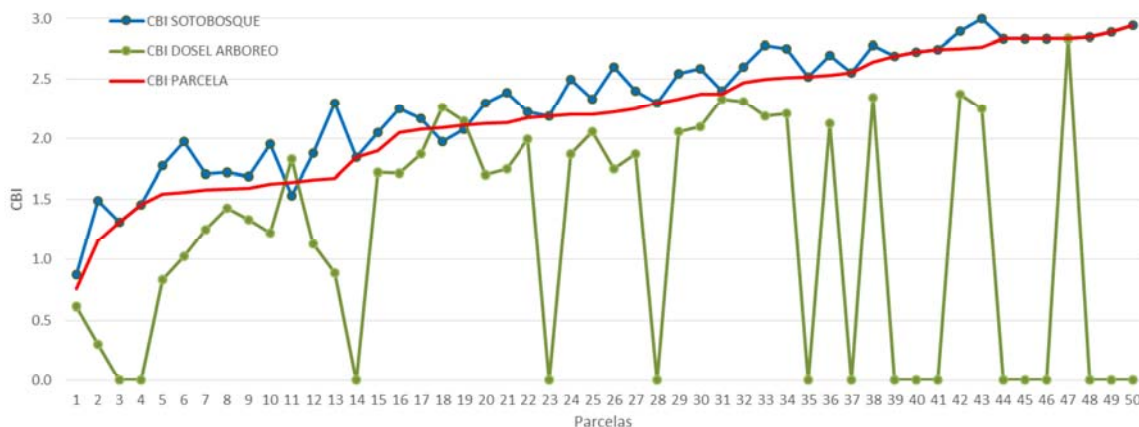


Figura 44. Diferencias del CBI entre los distintos estratos evaluados en el incendio del Pantano de San Juan

Al tratarse de un fuego de superficie, los grados de severidad alta se concentran en mayor proporción sobre las comunidades de estrato bajo. En general, el valor del índice de severidad evaluado a través del CBI aumenta a medida que disminuye el porcentaje de dosel en la parcela, ya que la afectación fue mayor a nivel de sotobosque, con un valor promedio de CBI de 2.31, frente a un valor 1.76 del estrato arbóreo. Este comportamiento se observa especialmente en las coberturas de encinas, que es la especie que conformaba en gran parte el estrato de sotobosque.

Por otro lado, en algunas parcelas quemadas parcialmente, en donde el dosel arbóreo no se quemó en igual proporción al sotobosque, existen casos de subestimación del nivel de severidad (Figura 45). En estas parcelas, el dosel arbóreo, con un nivel de severidad menor, conserva un valor de LAI medio-alto, lo que puede enmascarar la señal de fondo del sotobosque y del suelo carbonizado y, por consiguiente, el valor de severidad observado a través de teledetección. En tales casos, los errores en la determinación de la severidad dependen de la similitud entre el valor de CBI de la masa arbórea y el CBI de la parcela, tal y como han puesto de manifiesto De Santis & Chuvieco (2008).



*Figura 45. Parcela quemada parcialmente PE-PE-06 - Madrid.*

Los resultados obtenidos en esta investigación señalan la necesidad de realizar un ajuste sobre los valores de CBI, con el fin de mejorar la estimación de la severidad observada en campo frente a la que se derive de la reflectividad registrada mediante teledetección, tal y como ha sido demostrado en otros trabajos a través del índice GeoCBI, el cual permite un

mayor ajuste evitando tendencias marcadas a la sobre o subestimación (Cansler y McKenzie, 2012).

### *Conversión del CBI a GEOCBI*

Los valores de CBI se convirtieron a GeoCBI mediante el ajuste e inclusión del porcentaje de cambio del LAI, así como el valor de la fracción de cobertura vegetal en cada una de las parcelas donde originalmente se midió el CBI.

El análisis de dispersión calculado para el conjunto de datos de severidad muestra un alto acuerdo y correlación entre los valores originales de CBI y sus valores derivados a GeoCBI, con un ajuste  $R^2$  de 0.94 (Figura 46).

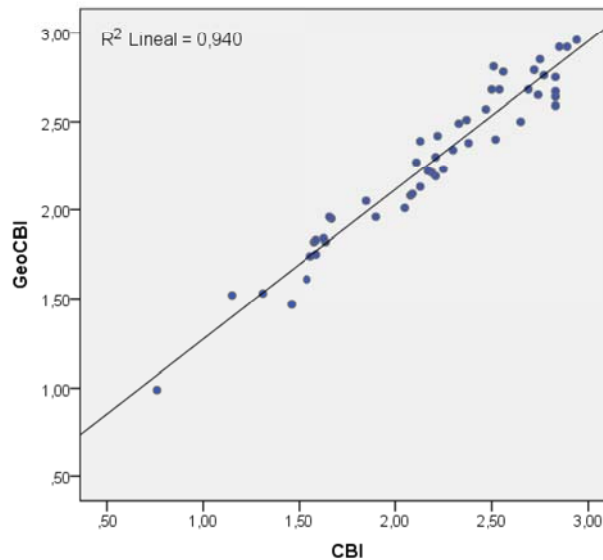


Figura 46. Diagrama de dispersión entre el CBI y GeoCBI.

En términos generales, los valores de GeoCBI son mayores al valor de CBI, lo que evidencia una subestimación del 4% en el valor promedio de la severidad medida a través del CBI, presentando algunas diferencias significativas sobre los valores de severidad en los rangos bajos y altos, y un mayor acuerdo en los rangos intermedios (Figura 47).



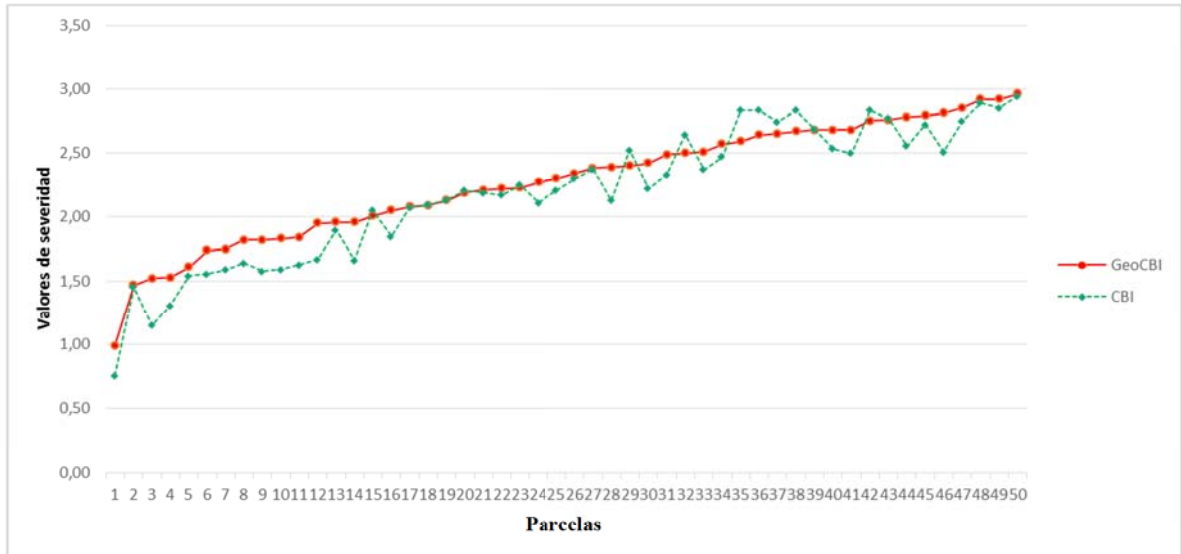


Figura 47. Comparación de los valores CBI y GeoCBI.

En el rango de 1.2 – 2.0, los valores del CBI en general tienden a ser más bajos que el GeoCBI, especialmente cuando la FOCV del estrato arbóreo está por debajo del 50%, como se observa en la parcela PE-PE-33 (Figura 48 - izquierda). En este ejemplo, el sotobosque se ve muy afectado, mientras que el estrato arbóreo aún mantiene parte de su dosel verde a pesar de su baja FOCV (30% aproximadamente).

Eventualmente, en algunas de las parcelas los valores del CBI son más altos que el GeoCBI (parcelas 44 y 40). En estos casos (Figura 48 - centro y derecha), el sotobosque tiene un alto valor de severidad mientras que su FOCV es muy baja (5 y 15%, respectivamente). Esto hace suponer que los cambios en el sotobosque y la cubierta del dosel no se producen en paralelo.



Figura 48. Parcelas de izquierda a derecha: PE-PE-33, PE-E-44 y PE-PE-40

La Figura 49 muestra la distribución de frecuencias del GeoCBI. En términos generales, para el total de las 50 parcelas incluidas dentro del incendio, se presenta una distribución

normal de acuerdo a los resultados obtenidos de la prueba de *Shapiro Wilk*, con un valor promedio de 2.27.

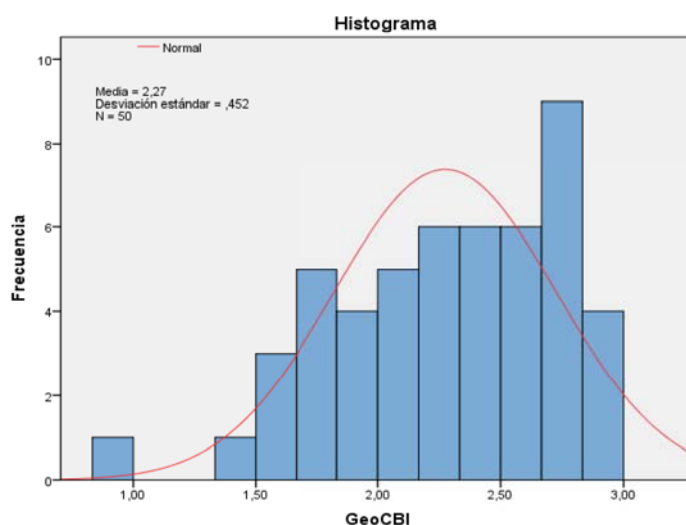


Figura 49. Distribución de frecuencias del GeoCBI para la zona de Madrid.

Los valores de GeoCBI fueron reclasificados en 4 categorías (Tabla 31).

Tabla 31. Niveles de severidad clasificados mediante el índice GeoCBI

Nivel	No quemado	Baja severidad	Media severidad	Alta severidad
Rango	$\geq 0.0 < 0.1$	$\geq 0.1 < 1.24$	$\geq 1.24 < 2.24$	$\geq 2.24 \leq 3.0$
ID	NO-Q-00	PE-PRe-35	PE-JP-20	PE-PE-37
GeoCBI	0.0	0.99	2.01	2.85
FOTO DEL CENTRO DE PARCELA				
DESCRIPCIÓN	En esta zona no se aprecia ningún tipo de afectación como consecuencia del incendio. Esto no siempre indica que la zona no se haya quemado.	Presencia de áreas con afectación por fuego en superficie con pocos cambios en la cubierta y poca mortalidad en los doseles de la vegetación dominante.	La zona presenta una mezcla de efectos producidos por el fuego que van desde áreas con pocos cambios a zonas de altas afectaciones.	La vegetación presenta una alta mortalidad, con presencia de afectación en todos los niveles y estratos.

Los valores de severidad se concentran en mayor medida sobre la categoría de severidad alta, con 28 observaciones, seguida del nivel de severidad media, con 21 parcelas. Un análisis descriptivo de los valores de GeoCBI, permite apreciar la tendencia asimétrica hacia valores altos de severidad, con un grado de dispersión estándar de 0.45 sobre un rango de valores que va desde 0.99 hasta 2.96 (Tabla 32).

Tabla 32. Estadísticos descriptivos del GeoCBI en la zona de Madrid

Nivel de severidad	No quemado	Baja	Media	Alta	Total
Rango	$\geq 0.0 < 0.1$	$\geq 0.1 < 1.24$	$\geq 1.24 < 2.24$	$\geq 2.24 \leq 3.0$	0.0 – 3.0
N (Numero de Parcelas)	11	1	21	28	61
Mediana	0	0.99	1.95	2.64	2.32*
Media	0	0.99	1.89	2.60	2.27*
Desviación estándar	-	0	0.23	0.21	0.45*
Mínimo	0	0.99	1.47	2.23	0.99*
Máximo	0	0.99	2.22	2.96	2.96*

\* Sobre las 50 parcelas incluidas dentro del perímetro del incendio, excluyendo las de control.

Solo el 2% del total de las parcelas presenta una severidad baja. Este nivel de daño se caracteriza por haber sufrido un fuego ligero, donde las herbáceas dominaban el sotobosque, los arbustos y los árboles grandes muestran poca mortalidad, el dosel arbóreo presenta zonas de poca afectación y las marcas del fuego en los árboles se observa por debajo de los 2 m aproximadamente.

En el nivel de severidad media se encuentran el 42% de los datos, con 21 parcelas. Es un nivel caracterizado por presentar un carbón intenso sobre los combustibles leñosos, los combustibles pequeños están en gran parte consumidos, son visibles las zonas crecientes de nuevos rebrotes de encina, solamente persisten algunas hierbas y arbustos anteriores al fuego. La mayoría de las copas de los árboles en este nivel están ennegrecidas o chamuscadas en gran parte, no obstante, se pueden observar que parte del dosel arbóreo está verde.

En el grado de severidad alta la mayor parte de los combustibles grandes están consumidos, se aprecia grandes cantidades de suelo mineral expuesto, la vegetación herbácea y los arbustos anteriores al incendio están ausentes, y la mayor parte del dosel arbóreo se encuentra consumido. En este nivel de severidad se encuentran el 56% de las parcelas observadas en campo (Figura 50).



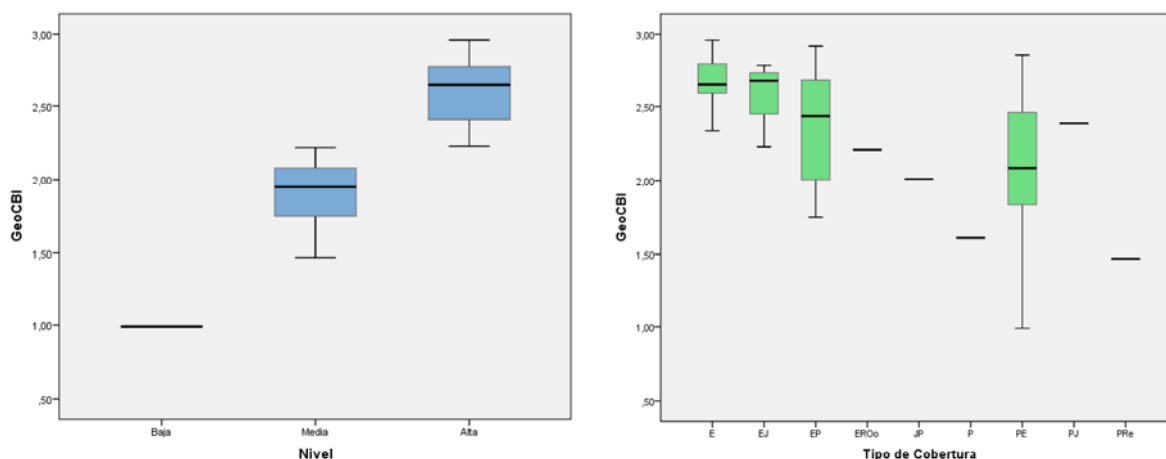


Figura 50. Distribución del GeoCBI por nivel de severidad (izquierda) y tipo de cobertura (derecha). E=Encina, EJ=Encina-Jara, EP=Encina-Pino, EROo=Encina-Romero, JP=Jara-Pino, P=Pino, PE=Pino-Encina, PJ=Pino-Jara, Pre=Pino-Retama.

El fuego en el caso del incendio del Pantano de San Juan se extendió principalmente en superficie, afectando en mayor medida a la vegetación herbácea y a los matorrales de encina, con un valor promedio de GeoCBI de 2.67. De acuerdo a la información adicional obtenida en campo, el estrato de sotobosque alcanza una proporción de afectación del 91.20%, mucho mayor que a nivel de dosel, con un valor del 71.46%. Esta información permite caracterizar y describir el estado de afectación de cada tipo de cubiertas (Tabla 33).

Tabla 33. Estadísticos descriptivos de las cubiertas afectadas en el incendio de Madrid

Tipo de cubierta	Pino/Encina	Encina/Pino	Encina/Jara	Encina	*Otras	Total
N (Numero de Parcelas)	24	8	4	9	5	50
GeoCBI (Media)	2.11	2.36	2.59	2.67	1.84	2.27
GeoCBI (Desviación estándar)	0.44	0.41	0.24	0.21	0.50	0.45
Mínimo	0.99	1.75	2.23	2.34	0.99	0.99
Máximo	2.85	2.92	2.78	2.96	2.39	2.96
<b>Información adicional (Valores medios porcentuales)</b>						
% Superficie Hojas soflamadas	35.45	19.00	7.5	3.90	24.25	18.02
% Área quemada de sotobosque	89.79	96.25	100	95.00	75.00	91.20
% Árboles caídos	11.92	2.50	-	-	-	7.21
% Árboles muertos	60.00	85.00	100	82.11	69.25	65.42
% Área quemada de dosel	59.91	74.28	100	-	51.66	71.46
% Dosel en la parcela	27.81	16.85	15.0	-	28.33	21.99

\*Otras: pino, pino-jara, pino-romero, encina-romero, jara-pino.

Analizando la distribución de frecuencias por categorías de vegetación, se observa que el nivel de severidad se incrementa en coberturas dominadas exclusivamente por matorrales, como es el caso de parcelas compuestas en su totalidad por matorral de encinas (E), donde los niveles de severidad alta alcanzan hasta un 80% del total, con valores que superan el 2.6

de GeoCBI en promedio. De igual manera, las coberturas mixtas de Encina-Jara (EJ) presentan un 100% de severidad alta, con valores máximos que alcanzan el 2.78 (Tabla 33).

Las coberturas con menor grado de severidad se presentan en el dosel arbóreo, asociadas a las categorías de pino-encina y otras (pino, pino-jara, pino-romero, encina-romero, jara-pino), con un promedio de GeoCBI de 2.11 y 1.84 respectivamente, mucho menor que en el estrato de sotobosque. El nivel de afectación sobre las coberturas de pino-encina es más atenuado, reduciéndose aproximadamente hasta en un 21% el valor del GeoCBI con respecto a la encina.

### **5.1.2 Incendio de Riba de Saelices (Guadalajara - 2005)**

En la zona de estudio correspondiente al incendio de Riba de Saelices se estimó el GeoCBI en un total de 103 parcelas. Adicionalmente, se evaluaron 26 parcelas de control en las inmediaciones al incendio. El muestro de campo se inició tres semanas después del incendio, entre agosto y septiembre del 2005. En todos los casos, las parcelas se seleccionaron en áreas homogéneas, con el mismo nivel de severidad y con un bajo nivel de pendiente, con el fin de estandarizar las mediciones (Figura 51).

La mayor parte del área de estudio presentó un alto nivel de severidad. De hecho, únicamente el 27 % de las parcelas (28 parcelas) arrojaron valores por debajo de 2.5, mientras que el 31% (32 parcelas) tuvo un nivel alto, por encima de 2.9. En todos los casos la severidad del incendio fue más alta en el sotobosque que en el nivel arbóreo.

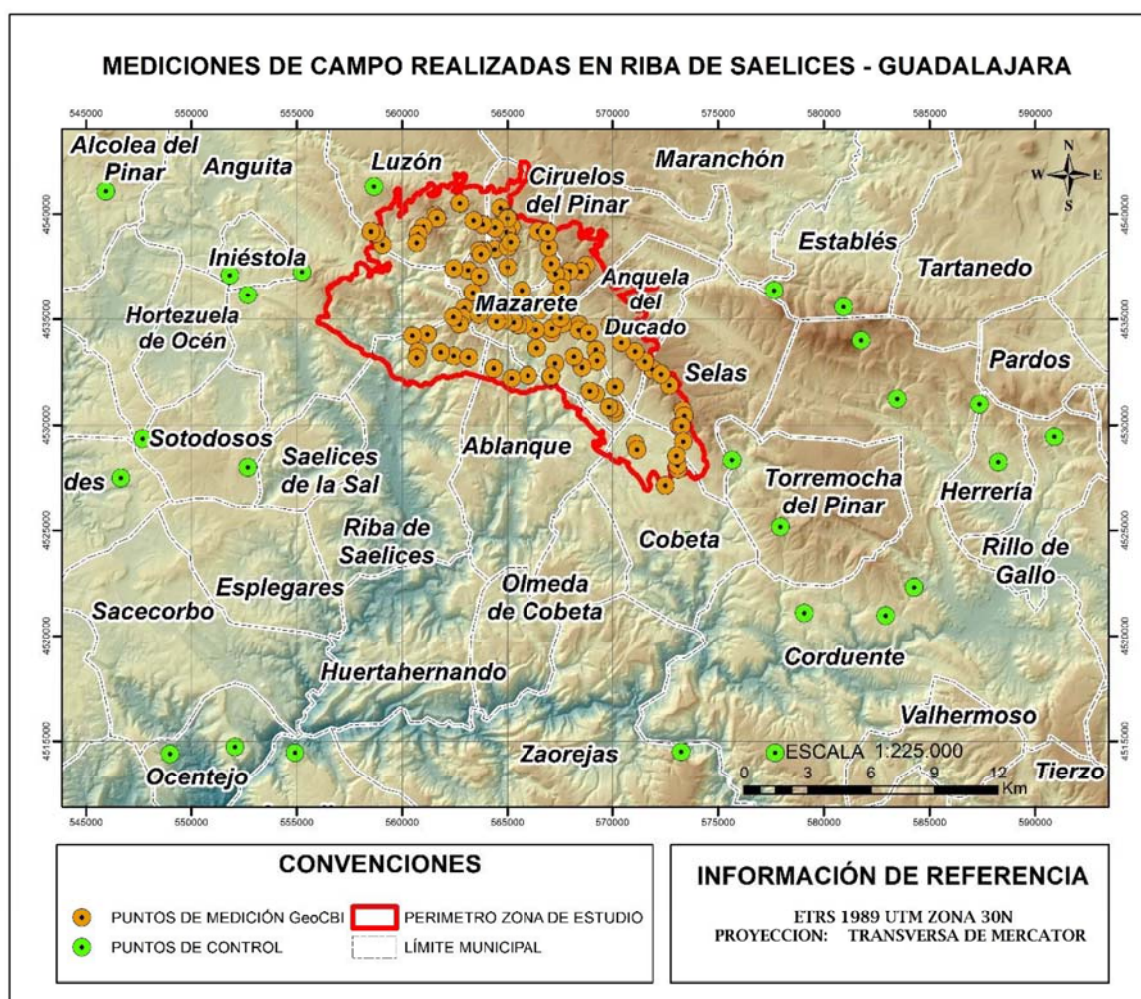


Figura 51. Localización de las parcelas de campo de GeoCBI para la zona de Guadalajara.

El incendio de Riba de Saelices (Guadalajara) presenta un valor promedio para la zona afectada de 2.71, con valores que van desde 0.80 hasta 3.00 (Tabla 34).

Tabla 34. Estadísticos descriptivos del GeoCBI en la zona de Guadalajara

Nivel de severidad	No quemado	Baja	Media	Alta	Total
Rango	$\geq 0.0 < 0.1$	$\geq 0.1 < 1.24$	$\geq 1.24 < 2.24$	$\geq 2.24 \leq 3.0$	0 - 3.0
N (Numero de Parcelas)	26	2	8	93	
Mediana	0.00	0.87	1.94	2.88	2.85*
Media	0.00	0.87	1.91	2.81	2.71*
Desviación estándar	0.00	0.10	0.24	0.18	0.34*
Mínimo	0.00	0.80	1.45	2.35	0.80*
Máximo	0.00	0.95	2.20	3.00	3.00*

\* Sobre las 103 parcelas incluidas dentro del perímetro del incendio, excluyendo las de control.

En cuanto al análisis de frecuencias, se evidencia una tendencia asimétrica hacia los niveles altos de severidad, con una concentración de valores cercanos al valor de mediana (2.85), y



una reducida desviación de 0.34 entre los valores. La mayoría de datos se concentre en valores mayores a 2.5, dejando poca representatividad a los niveles de severidad baja, una característica propia de grandes incendios forestales (Figura 52).

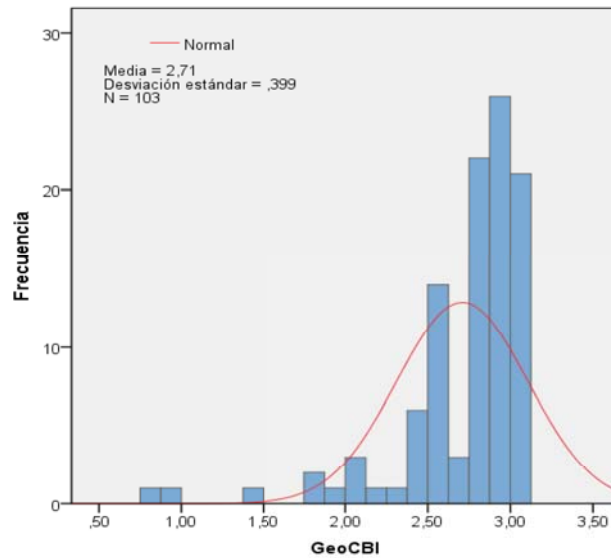


Figura 52. Distribución de frecuencias del GeoCBI para la zona de Riba de Saelices

En los diagramas de la Figura 53, se puede observar cómo el nivel de severidad bajo presenta una mediana del valor de GeoCBI cercana a 0.85, mientras que para el nivel medio se encuentra en 1.85 y la clase alta en 2.85, presentándose un rango de dispersión de los datos en mayor proporción en el nivel medio.

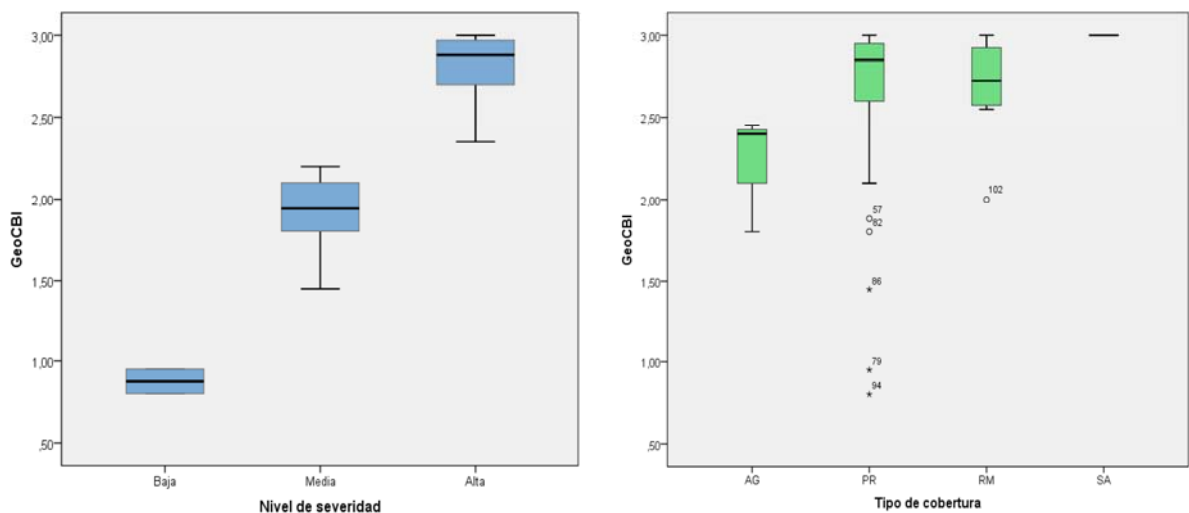


Figura 53. Distribución de del GeoCBI por nivel de severidad y tipo de cobertura (Riba de Saelices). PR=Pino Rodeno, RM=Roble Melojo, SA=Sabina Albar y AG=Áreas de Agricultura.

Por otro lado, la distribución en los valores de GeoCBI muestra una tendencia asociada al tipo de cobertura. Los valores más altos de severidad se encuentran asociados a las áreas de sabina albar, seguidas por las severidades de pino rodeno, las cuales presentan una significativa dispersión de los datos con asimetría negativa, presentándose incluso tres valores extremos y dos atípicos. Los valores asociados al roble melojo presentan menor dispersión con respecto a las anteriores coberturas, teniendo una concentración del 75% de los datos con valores de GeoCBI inferiores a 2.9. Por último, las zonas agrícolas presentan el 50% de los valores entre 2.12 y 2.37.

## **5.2 Valoración de índices espectrales de severidad**

Con el fin de seleccionar el índice espectral que mejor se ajuste a los datos de severidad tomados en campo, se realizó un análisis estadístico mediante pruebas de correlación y determinación, apoyadas con estudios de separabilidad espectral, para los índices NDVI, NBR, dNDVI, dNBR, RdNBR y RBR. El de mayor ajuste será usado como variable predictora en los mapas de severidad.

En primer lugar, se comprobó la normalidad de los datos, circunstancia que determina qué tipos de análisis estadísticos se pueden realizar. La relación entre los coeficientes de curtosis y asimetría, y su respectivo error estándar se utilizó como primera medida de normalidad. Adicionalmente se verificaron estos resultados con el cálculo del test de *Kolmogorov - Smirnov*, el cual fue siempre significativo a un 95% de confianza, sobre los índices normalizados de NDVI y NBR y los índices diferenciales (dNDVI, dNBR, RdNBR y RBR).

Una vez comprobada la normalidad, se realizó el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson, el coeficiente de determinación  $R^2$  y  $R^2$  ajustado, todo ello con el objetivo de determinar la sensibilidad de los índices espectrales para la elaboración de cartografía de severidad. En el caso de los cuatro primeros estadísticos, se utilizaron los datos de campo GeoCBI que sirvieron para realizar un análisis de regresión (Tabla 35).

Tabla 35. Resultados de la valoración de los índices espectrales de severidad

MADRID						
Índice espectra I	Fórmula	r Pearson	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Ajustado	Error típico de la estimación	M Índice de Separabilidad
NDVI	$NDVI = \frac{\rho NIR - \rho R}{\rho NIR + \rho R}$	0.902**	0.814	0.811	0.423	1.968
NBR	$NBR = \frac{\rho NIR - \rho SWIR}{\rho NIR + \rho SWIR}$	0.893**	0.798	0.794	0.441	1.850
dNDVI	$dNDVI = NDVI_{pre} - NDVI_{post}$	0.878**	0.772	0.768	0.469	2.356
dNBR	$dNBR = NBR_{pre} - NBR_{post}$	0.901**	0.812	0.809	0.425	2.590
RdNBR	$DdNBR = \frac{NBR_{pre} - NBR_{post}}{\sqrt{ NBR_{pre}/1000 }}$	0.907**	0.822	0.820	0.413	2.518
RBR	$RBR = \left( \frac{dNBR}{NBR_{pre} + 1.001} \right)$	<b>0.909**</b>	<b>0.827</b>	<b>0.824</b>	<b>0.408</b>	<b>2.931</b>
GUADALAJARA						
Índice espectra I	Fórmula	r Pearson	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Ajustado	Error típico de la estimación	M Índice de separabilidad
NDVI	$NDVI = \frac{\rho NIR - \rho R}{\rho NIR + \rho R}$	0.764**	0.583	0.580	0.730	0.707
NBR	$NBR = \frac{\rho NIR - \rho SWIR}{\rho NIR + \rho SWIR}$	0.772**	0.596	0.593	0.719	0.922
dNDVI	$dNDVI = NDVI_{pre} - NDVI_{post}$	0.784**	0.615	0.612	0.702	0.871
dNBR	$dNBR = NBR_{pre} - NBR_{post}$	0.780**	0.609	0.606	0.708	1.040
RdNBR	$DdNBR = \frac{NBR_{pre} - NBR_{post}}{\sqrt{ NBR_{pre}/1000 }}$	<b>0.792**</b>	<b>0.627</b>	<b>0.624</b>	<b>0.691</b>	<b>1.082</b>
RBR	$RBR = \left( \frac{dNBR}{NBR_{pre} + 1.001} \right)$	0.791**	0.626	0.623	0.692	1.068

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

\*\*\*  $p < 0.001$ ; \*\*  $p < 0.01$ ; \*  $p < 0.05$ ; no asterisk:  $p > 0.05$

En general se evidencia una alta correlación para todos los índices espectrales en ambas zonas de estudio. En el caso de Madrid, el coeficiente de Pearson tiene las mayores correlaciones con RBR ( $r = 0.909$ ) y RdNBR ( $r = 0.907$ ), con valores superiores a 0.87 en el resto de índices. El mejor ajuste del  $R^2$  se presenta para el índice RBR, siendo además el que presenta una mayor separabilidad (2.931). En el caso de Guadalajara, los índices ofrecen ajustes inferiores a los de Madrid, aunque se mantienen el RdNBR ( $r = 0.792$ ) y el RBR ( $r = 0.791$ ) como índices con mayor correlación, si bien en este caso de estudio se invierte su orden.



### *Análisis de separabilidad espectral*

Junto a los índices de correlación y determinación se realizó un análisis de separabilidad espectral entre las categorías de severidad previamente definidas. Previo al cálculo de este índice, se realizó un análisis del comportamiento espectral de las categorías de severidad en las imágenes Landsat utilizadas, para tener una primera valoración de su capacidad de discriminación y determinar qué regiones del espectro (bandas en el sensor) presentan una mejor diferenciación de los efectos que el fuego provoca en el comportamiento de su reflectividad.

En la Figura 54 se representan las firmas espectrales extraídas de imágenes post-incendio del sensor Landsat TM en Madrid y Guadalajara, las cuales muestran el comportamiento de los diferentes niveles de severidad. Las cuatro categorías ofrecen valores similares de reflectividad en la región del visible (450 – 690 nm), debido principalmente a la baja sensibilidad de las bandas para detectar los efectos del fuego en esta región del espectro, de manera similar ocurre con las longitudes de onda del SWIR en la banda 5 (1550 - 1750 nm), que a pesar de ser sensible al contenido de humedad del suelo y vegetación, no llegan a discriminar con claridad los diferentes niveles de afectación.

Por otro lado, se observa que la mayor separabilidad de niveles de severidad se produce en las bandas 4 (infrarrojo cercano, 760 – 900 nm), sensible al contenido de biomasa y sobre la cual el efecto del fuego genera una disminución en la respuesta espectral producida por la destrucción de la estructura interna de la hoja, y 7 (infrarrojo de onda corta, 2080 – 2350 nm), sensible a la desaparición del contenido de agua presente en las hojas. Estas son las bandas utilizadas por el índice espectral NBR y sus derivados.

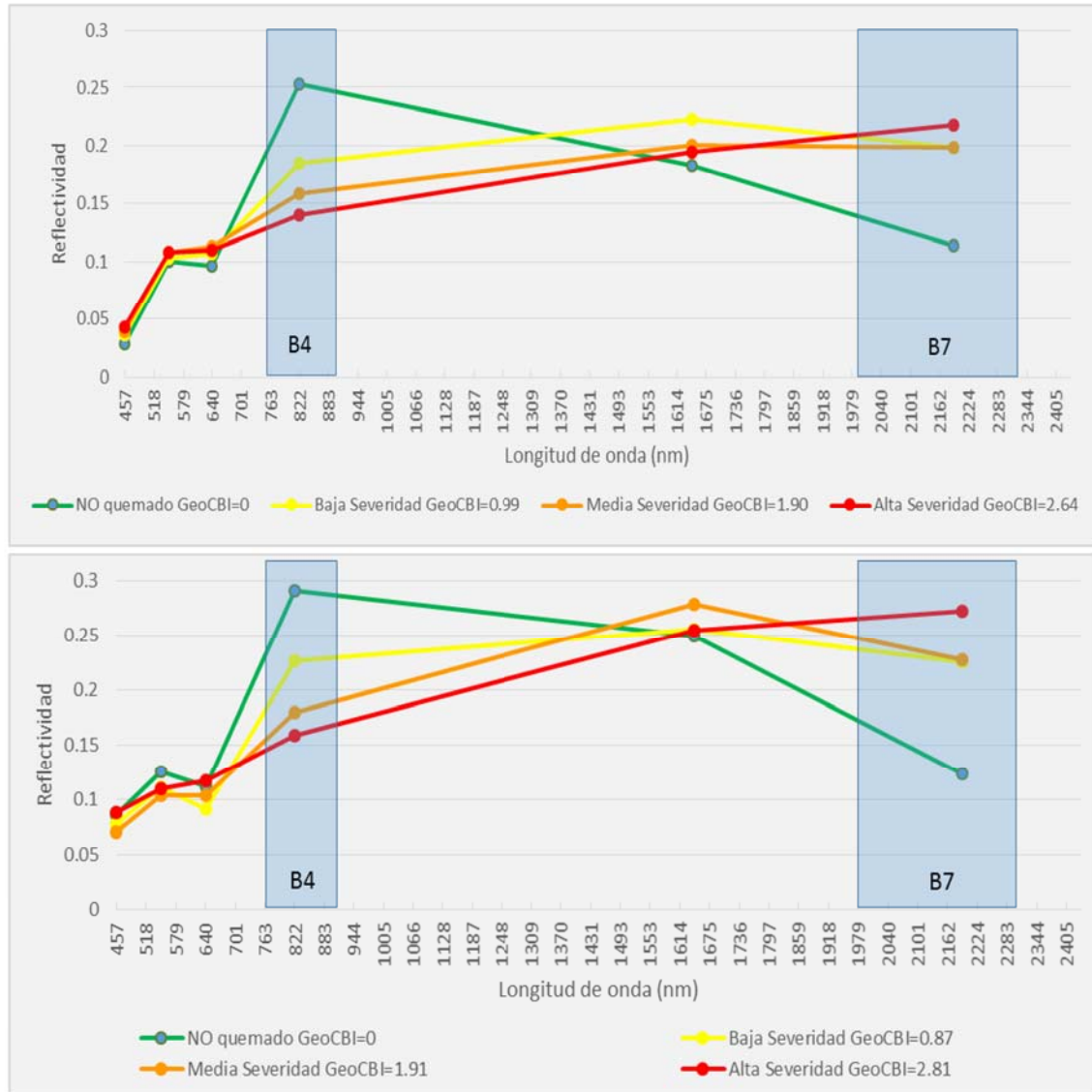


Figura 54. Firmas espectrales para los 4 niveles de severidades obtenidas a partir de imágenes Landsat TM post-incendio de Madrid (superior) y Guadalajara (inferior)

Tanto en el incendio de Madrid como en el de Guadalajara ocurre que la mayor separabilidad está asociada a la clase correspondiente a “no quemado”. Así mismo, se observa una marcada similitud entre los niveles de alta y media severidad, lo que a priori refleja un inconveniente para separarlas adecuadamente, o lo que es equivalente, a un mayor riesgo de confusión entre niveles.

Para realizar la valoración cuantitativa de cada índice para discriminar adecuadamente las cuatro clases de severidad se aplica el índice de separabilidad espectral M. La tabla 7 muestra los valores del grado de separabilidad de los índices espectrales para todas las categorías en conjunto. En el incendio de Madrid la mayor separabilidad la ofrece el índice

RBR, con un valor de 2.931, seguido por el dNBR y el RdNBR, es decir, ocupan los primeros puestos los índices diferenciales del NBR, basados en el contraste entre las bandas 4 y 7 y entre las fases pre- y post-fuego. Por otra parte, la separabilidad aportada por el NBR es muy inferior a la de sus índices diferenciales, siendo la de menor valor, por detrás del dNDVI y el NDVI. En el caso de Guadalajara los resultados son similares, si bien se invierte el orden entre el RBR y el RdNBR, y el NBR supera a los dNDVI y NDVI. Los resultados ponen de manifiesto el interés de utilizar las bandas del infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta y de utilizar información multitemporal.

Adicionalmente, se grafican las frecuencias relativas de la separabilidad espectral de los índices calculados para cada uno de los niveles de severidad (Figura 55). Como en el caso de las firmas espectrales comentadas anteriormente, se aprecia que la clase asociada a la vegetación no quemada es la que presenta la mayor separabilidad en todos los índices para ambas zonas de estudio. Por otra parte, la clase media es la que presenta la menor discriminación, lo que implica una mayor dificultad para distinguirla de las clases de severidad baja o alta.



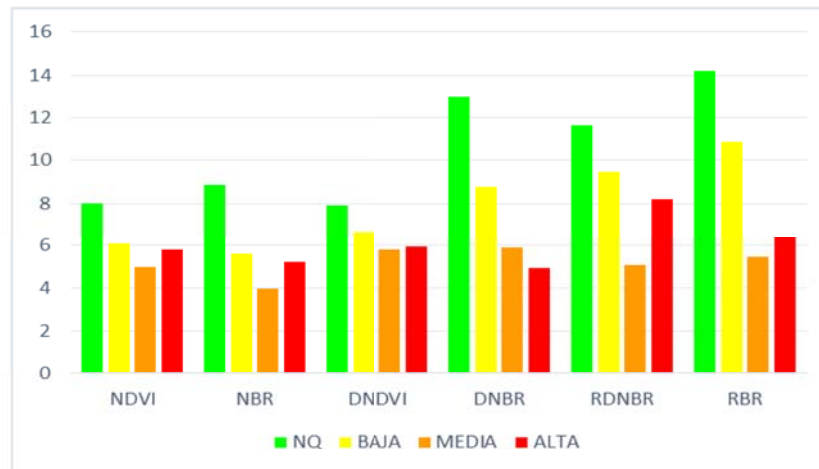
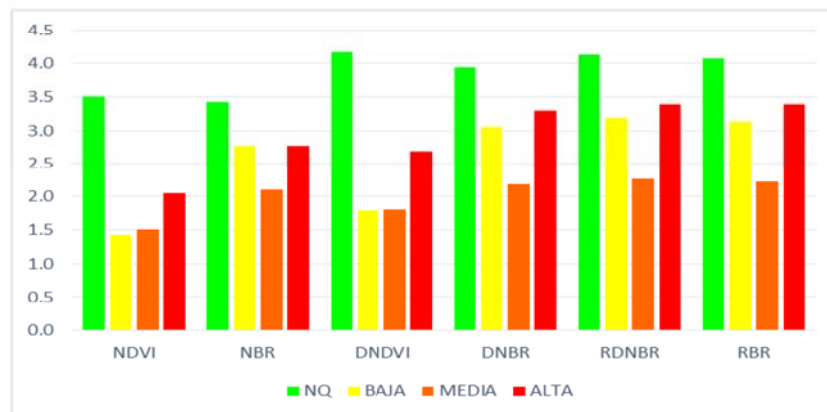
**MADRID****GUADALAJARA**

Figura 55. Separabilidad espectral de cada índice por nivel de severidad.

En base a los resultados obtenidos con los índices de correlación y determinación y las medidas de separabilidad, se ha seleccionado el índice RBR como mejor índice para la discriminación de niveles de severidad.

### 5.3 Cartografía de severidad

#### 5.3.1 Cartografía de severidad por regresión lineal en Madrid

La cartografía de severidad por regresión lineal se realizó a partir de un modelo de regresión lineal simple aplicado sobre los valores de GeoCBI como variable dependiente, frente a los valores arrojados por el índice RBR como variable explicativa o predictora. Para ello se dividió la totalidad de los datos (61 en Madrid) en dos grupos, empleando un 80% en la construcción del modelo y un 20% en su validación.

El diagrama de dispersión de la Figura 56, muestra el ajuste de los 49 valores de severidad utilizados en el modelo, con un coeficiente de determinación  $R^2$  de 0.804. Adicionalmente se puede observar la prueba de normalidad a través del gráfico Q-Q del RBR, donde se observa el ajuste lineal de los datos, lo cual es un indicio de normalidad de la población de origen.

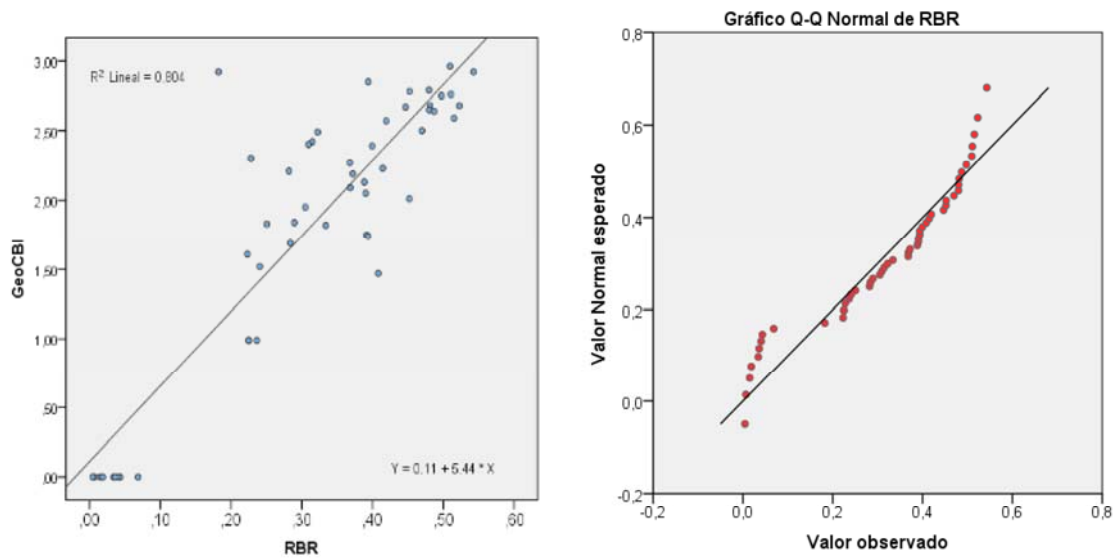


Figura 56. Diagrama de dispersión entre el GeoCBI y RBR (izquierda). Prueba de normalidad Q-Q para el RBR (derecha).

El modelo de regresión lineal, con una correlación de Pearson significativa de 0.897 y un error RMSE de 0.4398, generó la siguiente ecuación de ajuste entre los valores de GeoCBI y el índice espectral RBR:

$$GeoCBI = 0.11 + 5.44 * RBR$$

Ecuación 35

Este modelo explicó que el 80% de la varianza total del GeoCBI puede atribuirse a una relación lineal con el índice RBR. Para el modelo de regresión obtenido a un p-value de 0.05 se rechaza la hipótesis nula para el coeficiente de RBR, lo que equivale a decir que al modelo es significativo (Tabla 36).

Tabla 36. Tabla de coeficientes del modelo de regresión lineal para Madrid

Coeficientes <sup>a</sup>					
Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
	B	Error estándar	Beta		
(Constante)	0.112	0.136		0.823	0.415
RBR	5.437	0.383	0.897	14.180	0.000

a. Variable dependiente: GeoCBI

A continuación, se utilizó la imagen RBR para generar la estimación del GeoCBI de la zona de estudio del Pantano de San Juan (Madrid), que fue reclasificada en las 4 clases de severidad anteriormente definidas. La extensión total de 910.17 ha, se reparte en 157.77 ha (17.33%) de severidad baja, 395.46 ha (43.45%) de severidad media, 355.41 ha (39.05%) de severidad alta y 1.53 ha (0.17%) de superficie no quemada, pero inicialmente incluida dentro del perímetro oficial del incendio (Figura 57).

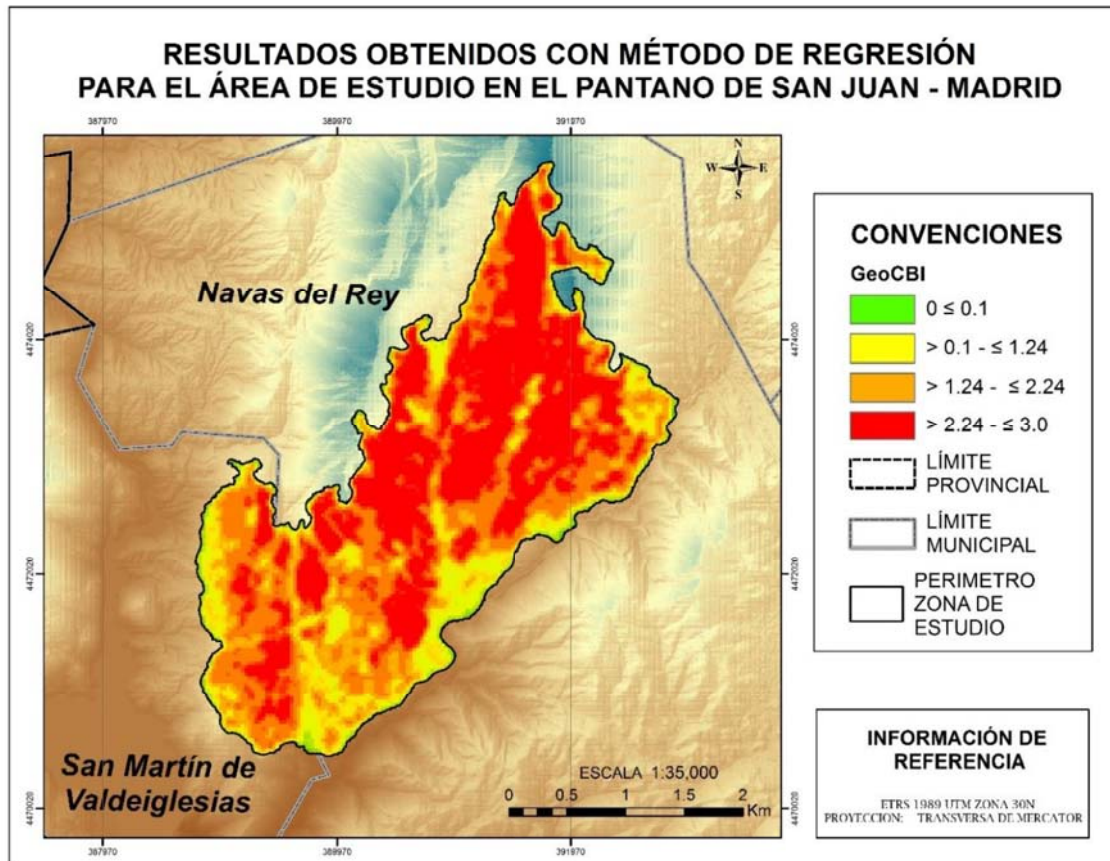


Figura 57. Mapa de severidad derivado a partir del modelo de regresión lineal entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el Pantano de San Juan (Madrid).

### 5.3.2 Cartografía de severidad por regresión lineal en Guadalajara

Del mismo modo, se generó un modelo de regresión lineal simple entre las variables dependiente (GeoCBI) e independiente (RBR) para el incendio de Riba de Saelices. En este caso se utilizaron 103 parcelas (80% de los datos de campo) para la construcción del modelo, y el resto, 26 parcelas, para validación.

En la Figura 58 se puede apreciar la distribución conjunta de las dos variables, a la derecha aparece el gráfico Q-Q que relaciona los valores observados y esperados calculados por



cuartiles. Se observa cómo el ajuste de la distribución fue bueno, aunque con pequeñas desviaciones en los valores extremos de la variable, lo que se evidencia en el diagrama de dispersión con un  $R^2$  de 0.576.

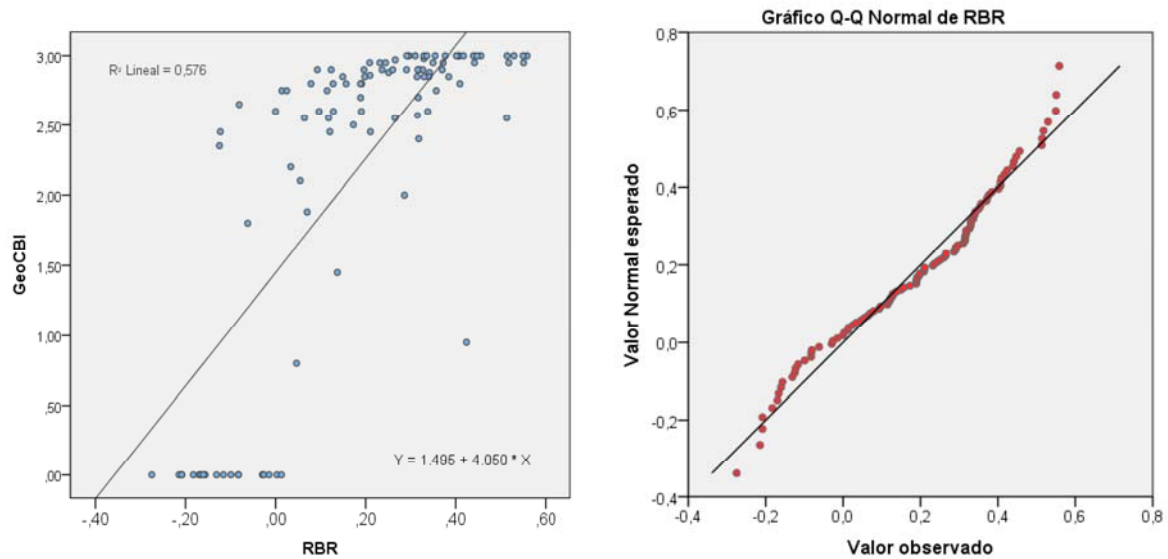


Figura 58. Diagrama de dispersión entre el GeoCBI y RBR (izquierda). Prueba de normalidad Q-Q para el RBR (derecha).

El modelo de regresión arrojó una correlación de Pearson de 0.759 y un error RMSE de 0.734, ambos valores algo más bajos que los obtenidos en el caso de Madrid. La ecuación de regresión en este caso quedó definida como:

$$GeoCBI = 1.49 + 4.05 * RBR$$

Ecuación 36

Para este modelo de regresión se obtuvo un p-value de 0.05 por lo que se rechaza la hipótesis nula para ambos coeficientes, lo cual es equivalente a decir que éstos sí son significativos al modelo (Tabla 37).

Tabla 37. Tabla de coeficientes del modelo de regresión lineal para Guadalajara

Coeficientes <sup>a</sup>					
Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
	B	Error estándar	Beta		
(Constante)	1.449	0.097		14.905	0.000
RBR	4.050	0.346	0.759	11.704	0.000

a. Variable dependiente: GeoCBI

Mediante esta ecuación se obtuvo el mapa de severidad, que se reclasificó en los cuatro niveles de severidad de interés. La zona afectada tiene una extensión total de 12893.92 ha,

de las cuales cerca de 7020,56 ha (54.45%) se corresponden con severidad alta, 3453.85 ha (26.79%) con severidad media, 1866.29 ha (14.47%) con severidad baja y 553.22 (4.29%) con la clase no quemado (Figura 59).

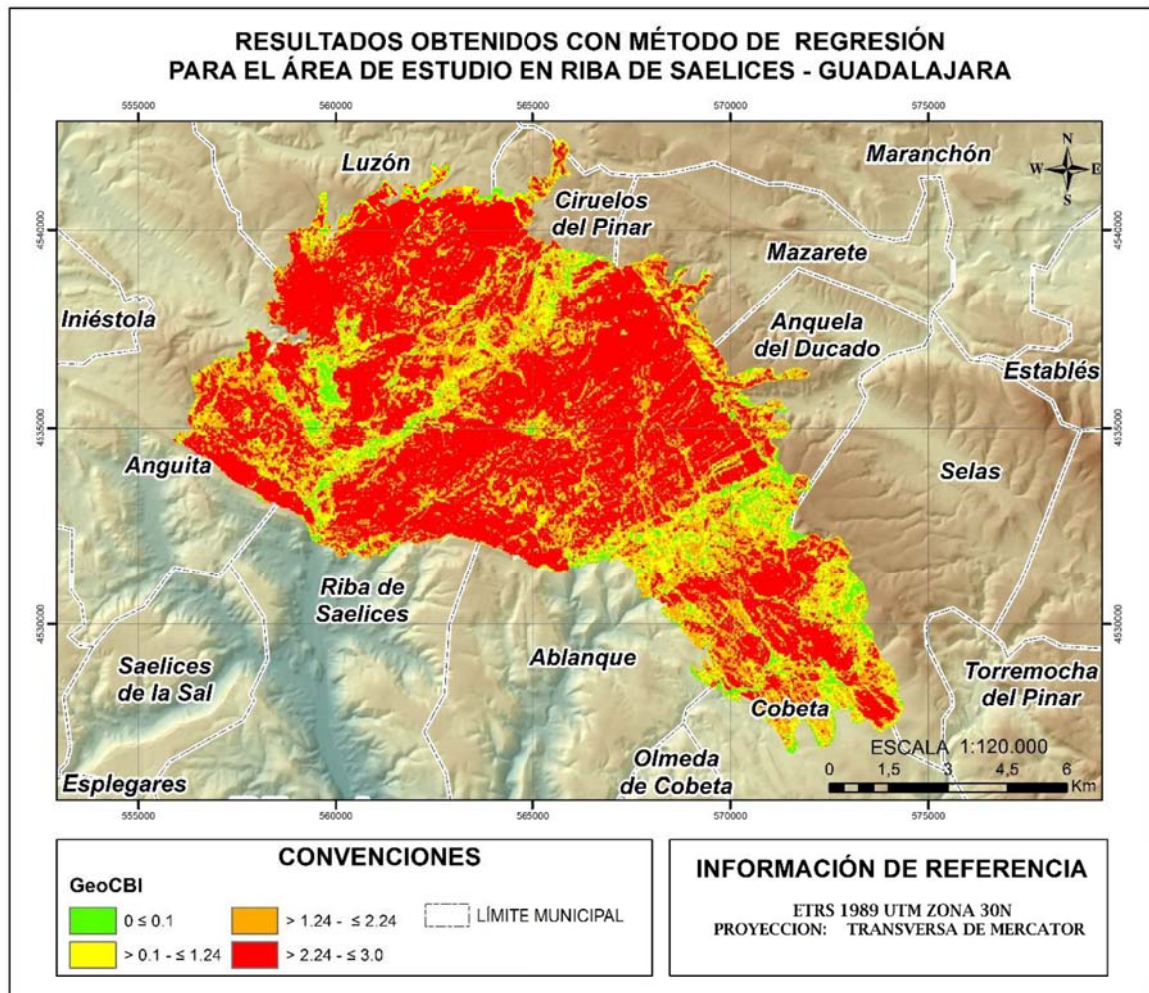


Figura 59. Mapa de severidad derivado a partir del modelo de regresión lineal entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

Es importante destacar que aunque el modelo de regresión lineal clasifica con un buen ajuste las áreas de severidad, subestima la proporción de áreas de severidad baja y no quemadas, las cuales no representan en promedio más del 15% del total del área afectada.

### 5.3.3 Clasificación bayesiana de severidad en Madrid

Una vez obtenida la cartografía de severidad por regresión lineal, se procedió a aplicar la clasificación bayesiana a partir de la misma cantidad de datos de entrenamiento empleada anteriormente. Mediante los estadísticos de media y varianza (Tabla 38) se calculó la

densidad de probabilidad asociada a cada nivel de afectación, con el fin de obtener la probabilidad a posteriori en función de las distribuciones y datos observados.

Tabla 38. Estadísticos de las áreas de entrenamiento sobre del RBR - Madrid

CLASE	ESTADÍSTICOS DE LOS ROI's					
	Media	Error estándar	Desviación estándar	Varianza	Min	Max
NO QUEMADO	0.029	0.006	0.020	0.001	0.004	0.068
BAJA	0.228	0.003	0.006	0.0001	0.225	0.236
MEDIA	0.340	0.016	0.069	0.005	0.223	0.451
ALTA	0.424	0.211	0.099	0.010	0.182	0.542

A partir de estos estadísticos y de las probabilidades a priori, el algoritmo de aprendizaje bayesiano calcula las probabilidades explícitas para la hipótesis de entrada por la cual los valores del RBR predicen los niveles de severidad GeoCBI.

La Figura 60 (derecha) muestra la distribución de frecuencias para cada uno de los niveles de severidad utilizados como áreas de entrenamiento, de donde se extrae el conocimiento a priori de cada nivel. Se puede observar cómo la clase no quemada presenta la mejor separabilidad respecto a los otros niveles, con un valor central de RBR de 0.029 y una desviación de 0.02, mientras que las clases media y alta presentan distribuciones más similares con valores centrales de RBR de 0.34 y 0.42 respectivamente y desviaciones estándar mucho más altas de entre 0.069 y 0.099.

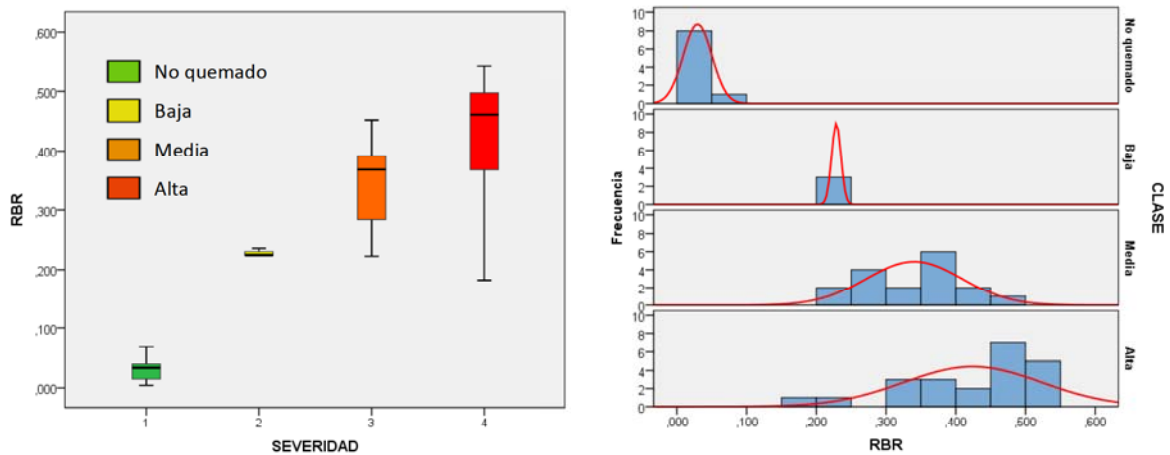


Figura 60. Distribución del GeoCBI por nivel de severidad en las áreas de entrenamiento (Madrid).

Posteriormente se aplicó el algoritmo de clasificación bayesiano para cada uno de los niveles de severidad, mediante la inclusión del teorema de Bayes y los valores estadísticos de las áreas de entrenamiento, así como los umbrales de decisión.



El mapa de severidad generado aparece en la Figura 61. Se observa que la clase de severidad alta representa un 38.37% (349.20ha) de las 910.17 ha del total del área del incendio. Sin embargo, la mayor proporción de área se encuentra clasificada en el nivel de severidad media con 469.98 ha (51.64%), la clase baja con 56.25 ha (6.18%), y la no quemada con 34.74 ha (3.82%).

En comparación con el modelo de clasificación por regresión lineal, el modelo bayesiano presenta una distribución menos sesgada de la severidad, aumentando la representatividad para la clase baja en más de 27 ha, y conservando el dominio de las clases media y alta para la zona del incendio.

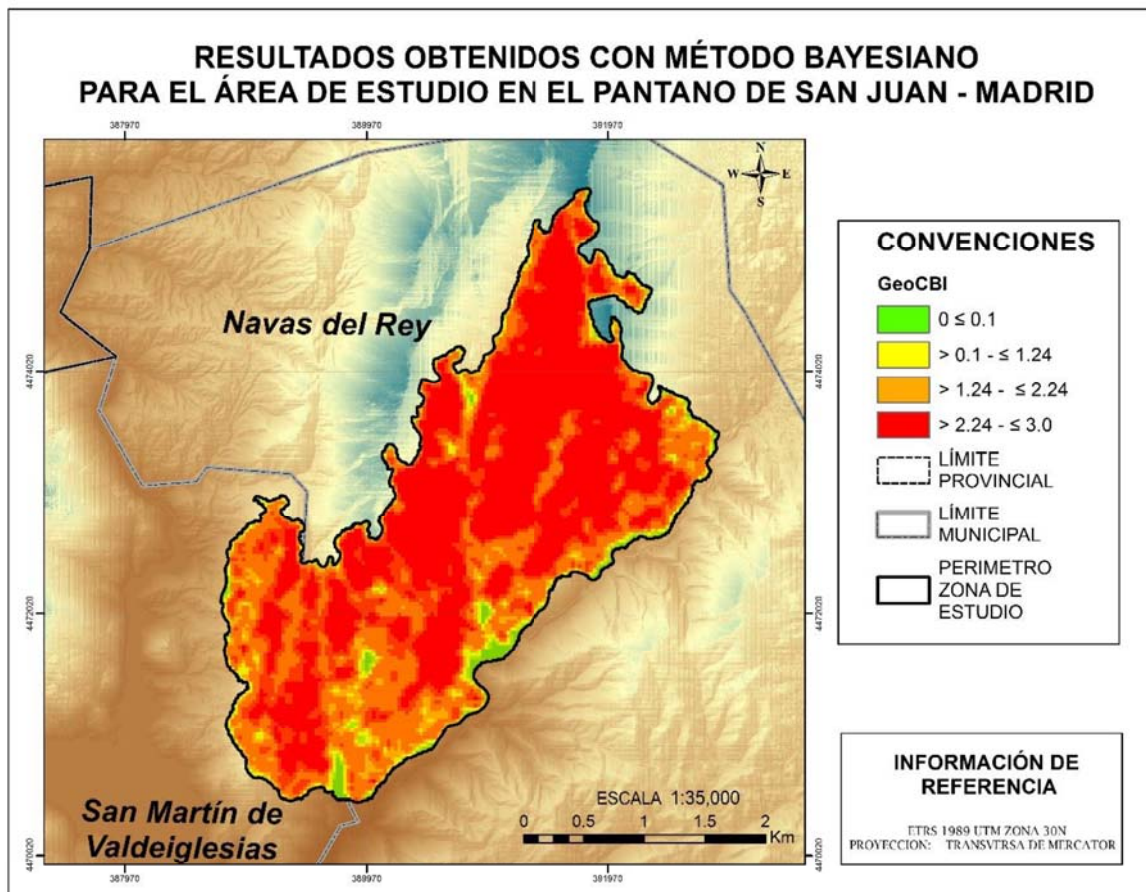


Figura 61. Mapa de severidad a partir del modelo Bayesiano entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Pantano de San Juan (Madrid).

### 5.3.4 Clasificación bayesiana de severidad en Guadalajara

De igual manera se estimó la severidad para el incendio de Riba de Saelices, a partir de las imágenes de densidades de probabilidad, utilizando para ello la información disponible a priori, derivada de las 103 parcelas de campo mediante un análisis de superposición sobre la

imagen del NBR (Tabla 39).

Tabla 39. Estadísticos de las áreas de entrenamiento sobre del RBR - Guadalajara

CLASE	ESTADÍSTICOS DE LOS ROI's					
	Media	Error estándar	Desviación estándar	Varianza	Min	Max
NO QUEMADO	-0.121	0.019	0.083	0.007	-0.27	0.013
BAJA	-0.084	0.130	0.184	0.034	-0.21	0.046
MEDIA	0.087	0.047	0.117	0.014	-0.06	0.28
ALTA	0.272	0.017	0.155	0.024	-0.12	0.56

El análisis de la distribución de frecuencias derivado de los campos de entrenamiento del incendio de Guadalajara, proporciona una buena separabilidad entre las medias y desviaciones de cada una de las clases (Figura 62). Sin embargo, es evidente la poca representatividad de valores para las clases de severidad baja y media.

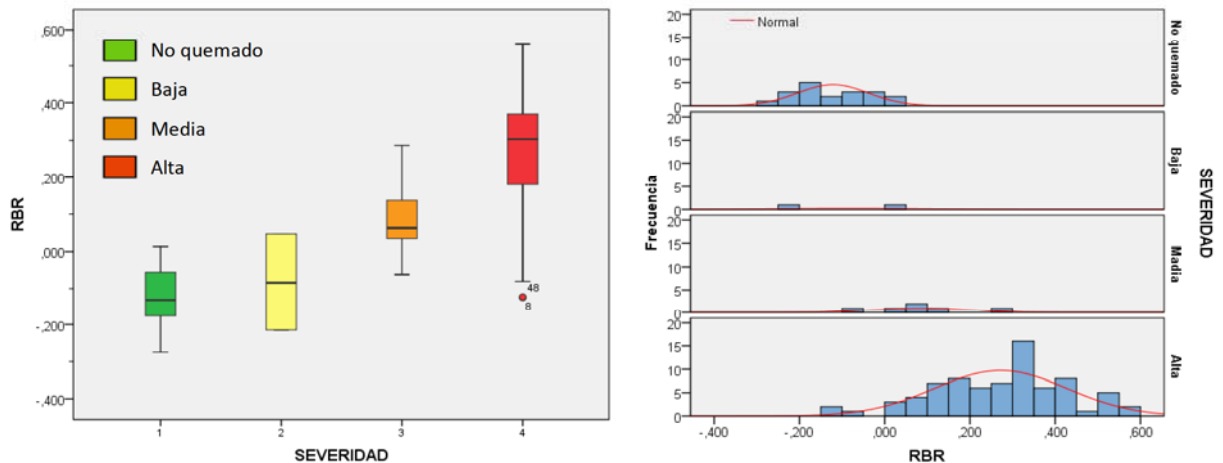


Figura 62. Distribución de del GeoCBI por nivel de severidad en los áreas de entrenamiento ROI's (Guadalajara).

En el caso de Guadalajara se observa que el nivel de severidad alta es la clase más frecuente, llegando a suponer cerca de un 81.81% (10548.31 ha), seguida del nivel de severidad media con un 13.05% (1682.42ha), el de severidad baja con un 3.30% (425.51 ha) y finalmente el no quemado con un 1.84% (237.68 ha) (Figura 63).

En este incendio, si se comparan ambas cartografías de severidad, es decir, la realizada mediante regresión lineal y la realizada mediante clasificación bayesiana, se observa un aumento de la superficie asignada al nivel de severidad alta en el modelo bayesiano de cerca de un 29.9%, equivalente a 3842.3 ha. De igual manera, se evidencia una subestimación de



la severidad en la clase media, llegando a pasar de un 26.8% a un 13%. Estos datos evidencian la importancia, no solo de los campos de entrenamiento, sino también de los métodos empleados en el proceso.

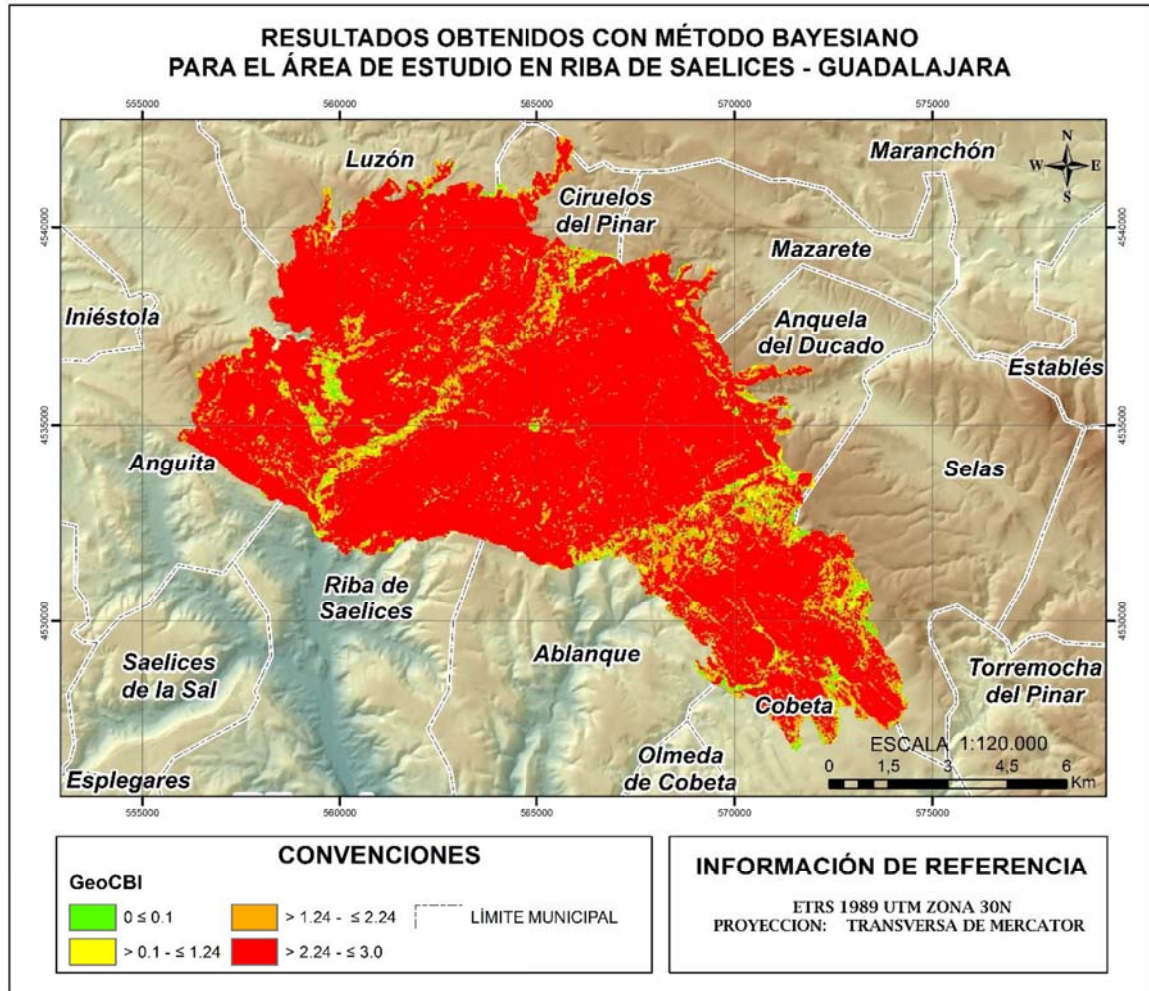


Figura 63. Mapa de severidad a partir del modelo Bayesiano entre el GeoCBI y el índice espectral RBR, para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

### 5.3.5 Validación

Una vez obtenidos los mapas de severidad, y con el fin de seleccionar el mejor método para la elaboración de la cartografía de severidad, se cuantificó la precisión y validación de los resultados mediante el cálculo de los índices Kappa ( $\kappa$ ), la matriz de confusión y la relación porcentual de los errores globales de comisión/omisión desarrollados por Pontius (2000). Como primera medida fueron calculados los errores de omisión y comisión de cada nivel de severidad de los mapas generados. En las Tabla 40, Tabla 41, Tabla 42 y Tabla 43 se presentan los resultados de dicho cálculo.



Las tendencias generales observadas en el caso de Madrid sobre el modelo de regresión lineal, mostraron errores de comisión que oscilaban entre el 66 y el 100%, siendo 0 en las clases de severidad media y alta. El alto valor de las categorías no quemado (100%) y severidad baja (66.6%) se explica por su baja representatividad en el modelo de regresión lineal, lo que conlleva a presentar errores entre ellas. En este caso, se evidencia la no comisión en las clases de severidad más alta. Los errores de omisión oscilan entre 0.0 y 100%, siendo mínimos en las categorías de severidad de incendio y máxima en la zona no quemada, la combinación de ambos tipos de error pone de manifiesto los buenos resultados para las clases de severidad media y alta.

Tabla 40. Matriz de confusión para el modelo de regresión lineal en Madrid

		Referencia					Exactitud usuario	Error comisión
		NQ	Baja	Media	Alta	Total		
Clasificación	NQ	0	0	0	0	0	0.0	100
	Baja	2	1	0	0	3	33.33	66.66
	Media	0	0	5	0	5	100	0.0
	Alta	0	0	0	5	5	100	0.0
Total		2	1	5	5	13		
Exactitud del productor		0.0	100	100	100			
Error de omisión		100	0.0	0.0	0.0			

NQ: No quemado.

En base a estos datos, el modelo de regresión lineal para Madrid arrojó una precisión general del 84.6%, en un intervalo de confianza del 95% (61.15%, -108.07%), un estadístico global de Kappa de 0.78 y una varianza global de Kappa de -0.013.

Para el caso de Guadalajara, en el mapa de severidad a partir del modelo de regresión lineal, los resultados de la matriz de confusión mostraron un mejor equilibrio en comparación con Madrid entre los errores de comisión y omisión. En este caso, son las categorías no quemado y severidad baja las que ofrecen mejores resultados. Atendiendo al conjunto, la precisión global también fue inferior que en el caso de Madrid, del 60%, en un intervalo de confianza del 95% (38.79% - 81.20%), al igual que el estadístico Kappa, de 0.42, y una varianza global de Kappa de 0.014.

Tabla 41. Matriz de confusión para el modelo de regresión lineal en Guadalajara

		Referencia					Exactitud usuario	Error comisión
		NQ	Baja	Media	Alta	Total		
Clasificación	NQ	4	0	0	0	4	100	0.0
	Baja	0	2	0	4	6	33.33	66.66
	Media	0	0	1	5	6	16.66	83.33
	Alta	0	0	1	8	9	88.88	11.22
	Total	4	2	2	17	25		
Exactitud del productor		100	100	50	47			
Error de omisión		0.0	0.0	50	53			

NQ: No quemado.

En cuanto al análisis sobre los modelos bayesianos, en el caso de Madrid los resultados de la matriz de confusión muestran en general menores errores en comparación al modelo de regresión, tanto de comisión como de omisión. Tan solo ofrece error de omisión la clase de severidad media, de un 20%, y de comisión la clase de severidad alta, de 16.6%. La precisión general de este modelo alcanzó un 92.3%, con un intervalo de confianza del 95% (73.97% - 110.63%), un estadístico de Kappa de 0.89 y una varianza global de Kappa de 0.013.

Tabla 42. Matriz de confusión para el modelo bayesiano en Madrid

		Referencia					Exactitud usuario	Error comisión
		NQ	Baja	Media	Alta	Total		
Clasificación	NQ	2	0	0	0	2	100	0.0
	Baja	0	1	0	0	1	100	0.0
	Media	0	0	4	0	4	100	0.0
	Alta	0	0	1	5	6	83.33	16.66
	Total	2	1	5	5	13		
Exactitud del productor		100	100	80	100			
Error de omisión		0.0	0.0	20	0.0			

NQ: No quemado.

En el caso de Guadalajara, los resultados vuelven a obtener peores ajustes que en el incendio de Madrid, con una precisión global de 88%, en un intervalo de confianza del 95% (73.26% - 102.73%), un estadístico Kappa de 0.76 y una varianza global de Kappa del -1.783. En este caso, los mejores ajustes se producen en las clases no quemado y severidad alta, con errores de omisión y comisión prácticamente inexistentes. En los casos de

severidad baja y media, que suponen muy pocos puntos de verificación, los errores de omisión y comisión aparecen muy equilibrados, Los resultados del modelo bayesiano son notablemente mejores a los del modelo de regresión.

Tabla 43. Matriz de confusión para el modelo bayesiano en Guadalajara

		Referencia					Exactitud usuario	Error comisión
		NQ	Baja	Media	Alta	Total		
Clasificación	NQ	4	0	0	0	4	100	0.0
	Baja	0	1	0	1	2	50	50
	Media	0	1	1	0	2	50	50
	Alta	0	0	1	16	17	94	6.0
Total		4	2	2	17			
Exactitud del productor		100	50	50	94			
Error de omisión		0.0	50	50	6.0			

NQ: No quemado.

En resumen, la evaluación de la precisión en la cartografía de severidad a través de los modelos empleados ha determinado que el método que mejor representa los niveles de severidad en relación a los datos de campo de GeoCBI es el modelo de clasificación bayesiano, el cual alcanzó el máximo valor de Kappa ( $\kappa$ ), con un 0.89 en el caso de Madrid y de 0.76 en el caso de Guadalajara, igualmente mostraron un mejor equilibrio porcentual entre los errores de comisión/omisión.

## 5.4 Caracterización de la estructura del paisaje

### 5.4.1 Análisis de series temporales del índice espectral NBR

La dinámica vegetal tiene un papel muy importante en la evaluación de los procesos ambientales a causa de su estrecha relación con la estructura y diversidad del paisaje. Su cuantificación a partir de índices espectrales derivados de imágenes de satélite ha sido muy utilizada. El NBR, generado a partir de las bandas espectrales del infrarrojo cercano y del infrarrojo de onda corta, puede utilizarse para el análisis de las propiedades de las diferentes cubiertas y su distribución espacial, como respuesta del ecosistema a la perturbación causada por el fuego (Montorio *et al.*, 2014).

A continuación se analiza la evolución temporal y espacial de la dinámica vegetal sobre las zonas afectadas por los incendios de Madrid y Guadalajara, utilizando series temporales de



NBR, para el periodo del 2002-2016 en la primera zona de estudio y entre el periodo del 2003-2016 en la segunda. Las series fueron construidas a partir de imágenes Landsat TM, ETM+ y OLI, principalmente entre los meses de junio y julio.

La Figura 64 muestra la serie temporal de imágenes del NBR calculadas entre el 2002 y el 2016 sobre el área de incendio del pantano de San Juan (Madrid). Las imágenes muestran las diferencias temporales y espaciales de los valores del NBR para el área del incendio. Las tonalidades verdes, representativas de un alto valor de NBR, son zonas de vegetación sana, donde la reflectividad es alta en el NIR y baja en la región del SWIR. Es evidente la predominancia de estas tonalidades en las dos imágenes pre-incendio.

En un ambiente post-incendio (imagen 2003-post), las superficies quemadas son poco reflectivas en el NIR, debido a las alteraciones estructurales sufridas por la vegetación; en contraste, con el SWIR, que son muy reflectivas debido a la pérdida de agua en el suelo y la vegetación, dando como resultado tonalidades mucho más claras con valores mínimos que alcanzan -0.39 de NBR en el 2003-post; consiguiendo el índice NBR una buena discriminación de las áreas quemadas.

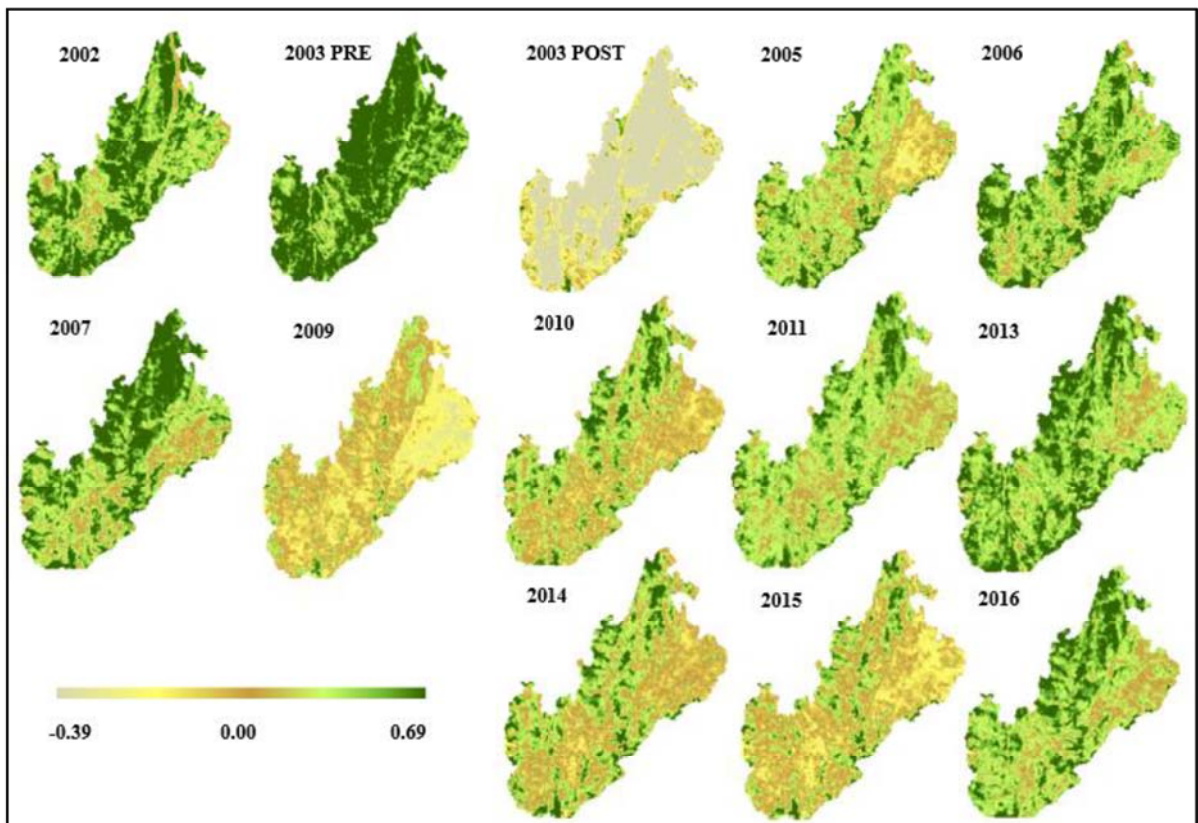


Figura 64. Serie temporal del índice espectral NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

Los valores anuales posteriores al momento del incendio describen el comportamiento de recuperación de la cobertura vegetal afectada por el fuego, donde el valor del NBR parte de valores mínimos de hasta -0.39, llegando años después al valor máximo de 0.69. Todos los valores representados en la Figura 64 se corresponden con fechas de adquisición de las imágenes muy similares, con el fin de evitar al máximo el efecto fenológico y permitir la evaluación de la recuperación de la cobertura. No obstante, existen variaciones en la respuesta espectral que no pueden asociarse al efecto del fuego sobre la cobertura vegetal, sino más bien a la climatología de un año en particular, como por ejemplo 2009, donde se pueden apreciar los efectos meteorológicos de un verano seco mucho más marcado.

La Figura 65 muestra las series temporales del índice NBR para el incendio de Madrid entre el 2002 y el 2016. Los datos representan la caracterización de dos zonas, el valor medio del NBR para el conjunto del área quemada (en rojo) y el valor medio de una zona de control no afectada por el fuego (en verde). El eje horizontal representa los años de análisis, como puede observarse, el incendio es evaluado dos veces en un mismo año (pre y post-incendio), con el fin de evidenciar la magnitud del cambio provocado por el fuego.

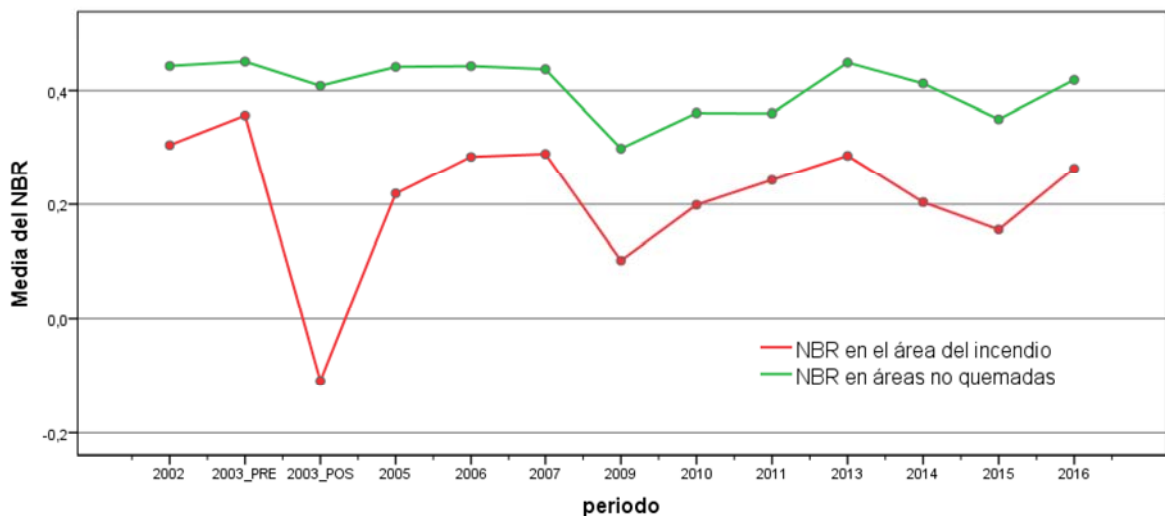


Figura 65. Evolución temporal de los valores medios del NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

Se pueden apreciar claras diferencias en el comportamiento del valor medio del NBR, lo que permite representar la dinámica vegetal en términos de incremento (pendiente positiva) y en términos de descenso del vigor vegetal (pendiente negativa). De este modo, se observó una clara diferencia entre las áreas de vegetación afectada (rojo) y las no afectadas (verde). Causada por el incendio, aparece una drástica caída del NBR de más del 130%, pasando del 0.36 a -0.11, en comparación con las áreas no afectadas, que presentaron los valores de



NBR más altos, siendo los más elevados en 2003-pre con un NBR de 0.43. Por otra parte, los valores de NBR de la zona afectada posteriores al 2003-post mostraron una tendencia temporal positiva para toda la imagen. Sin embargo, el incremento del NBR no fue constante, y en algunos años (2009) se registró un descenso en los valores del NBR con respecto a la tendencia general (Figura 65). Los valores de NBR en las zonas no quemadas no mostraron una tendencia temporal significativa exceptuando aquellas marcadas por periodos más secos. Estos resultados sugieren un incremento en la actividad vegetal durante el periodo de estudio asociado a condiciones de recuperación o de resiliencia.

Aunque la resolución temporal de la serie de datos no es la más idónea, debido principalmente a que solo se han seleccionado imágenes coincidentes a la fecha del incendio, se han aplicado algunas técnicas de análisis de series de tiempo con el fin de describir las tendencias temporales del índice espectral NBR posteriores a la fecha del incendio, es decir entre el 2003-post y el 2016 (Figura 66).

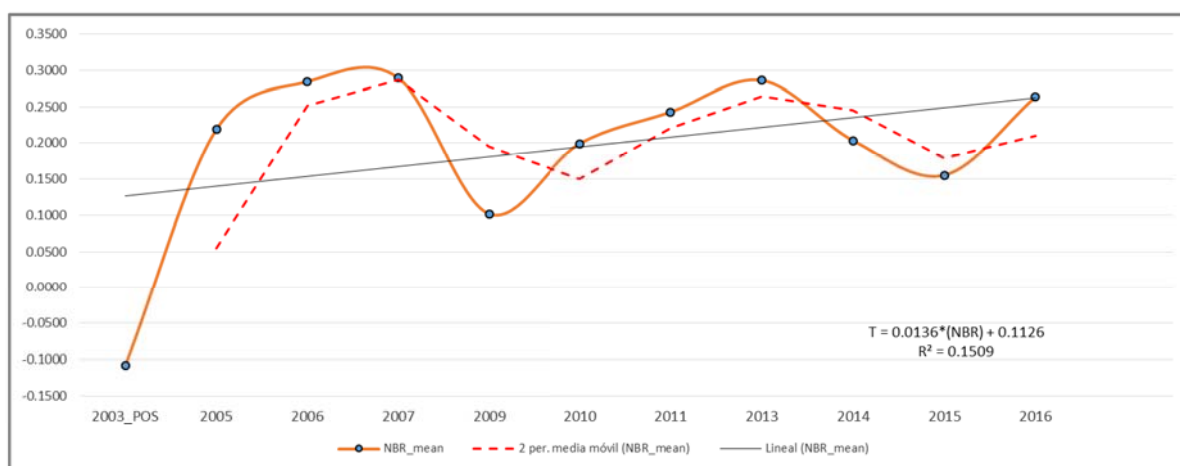


Figura 66. Análisis de la serie temporal del NBR en el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

Esta gráfica muestra el análisis de tendencia aplicado sobre la serie temporal de recuperación post-incendio (2003-post y 2016). Previo a su cálculo, se comprobó que la serie de datos es una serie no estacionaria, ya que las observaciones de la media y la varianza cambian a lo largo del tiempo (Tabla 44).

Tabla 44. Variabilidad del NBR en Madrid

AÑO	2002	2003 Pre	2003 Post	2005	2006	2007	2009	2010	2011	2013	2014	2015	2016
Media NBR	0.305	0.357	-0.108	0.219	0.285	0.290	0.102	0.199	0.243	0.286	0.204	0.156	0.264
Varianza NBR	0.093	0.128	0.012	0.048	0.081	0.084	0.010	0.040	0.059	0.082	0.041	0.024	0.070



El análisis de tendencia, aunque presenta un bajo ajuste lineal ( $R^2= 0.15$ ), permite evidenciar la tendencia de recuperación positiva del valor medio del NBR. Este efecto queda corroborado a través del análisis de la tendencia evolutiva aplicada a la serie, calculado mediante una media móvil de orden 3, tal y como refleja la Figura 66.

Los resultados sobre el incendio de Guadalajara se pueden apreciar en la Figura 67, donde se muestra la evolución del NBR desde 2003 (pre-incendio) hasta 2016. Se aprecia una recuperación parcial de la cubierta vegetal, localizada principalmente en el sector norte, debido probablemente a una mayor disponibilidad hídrica subterránea y superficial de la cuenca del Tajo (IGME, 1985).

Durante el periodo post-incendio se alcanzaron valores mínimos en el NBR de hasta -0.417 en el periodo del incendio 2005-post y máximos de hasta 0.749 en 2013. Por otro lado, la recuperación de las coberturas presentes no es homogénea, ya que existen variaciones en el NBR a lo largo del análisis temporal, lo que indica que el índice espectral NBR es sensible a la respuesta de la vegetación al clima, donde veranos largos y fuertes conducen disminuciones marcadas del NBR, mientras que condiciones climáticas menos rigurosas producirán efecto contrario.

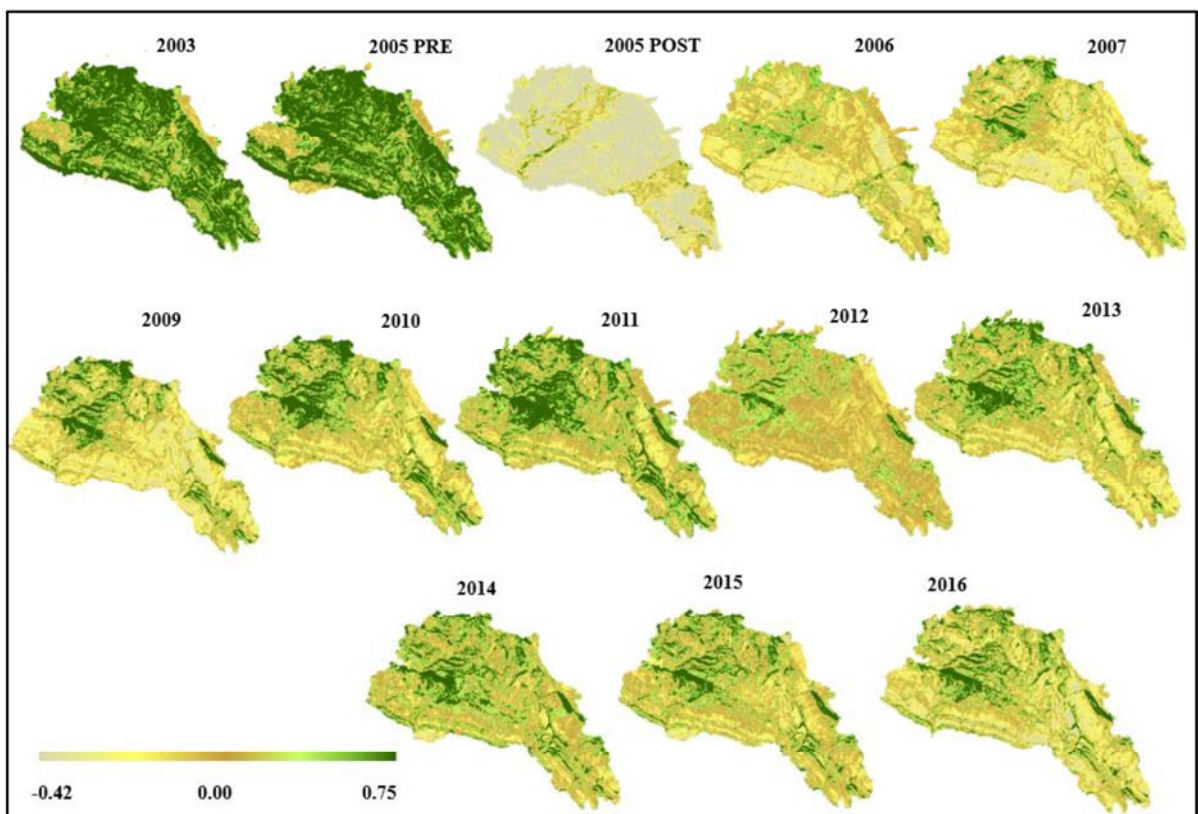


Figura 67. Serie temporal del índice espectral NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

La Figura 68 representa la serie temporal de los valores medios de NBR sobre el incendio de Guadalajara y la zona de control, entre 2003 y 2016. Dicha figura muestra claras diferencias entre el comportamiento de las áreas afectadas (en rojo) y las no afectadas (en verde). Es evidente el efecto de la alta severidad sobre el valor promedio del NBR, el cual desciende 0.42 en el periodo 3 (2005-post) con respecto a píxeles de zonas no afectadas por el fuego. De igual forma, también se pueden apreciar variaciones en el valor del índice NBR promedio que no están asociadas a la afectación del incendio sino a la respuesta al clima, como los asociados a periodos secos o veranos prolongados como el del año 2012.

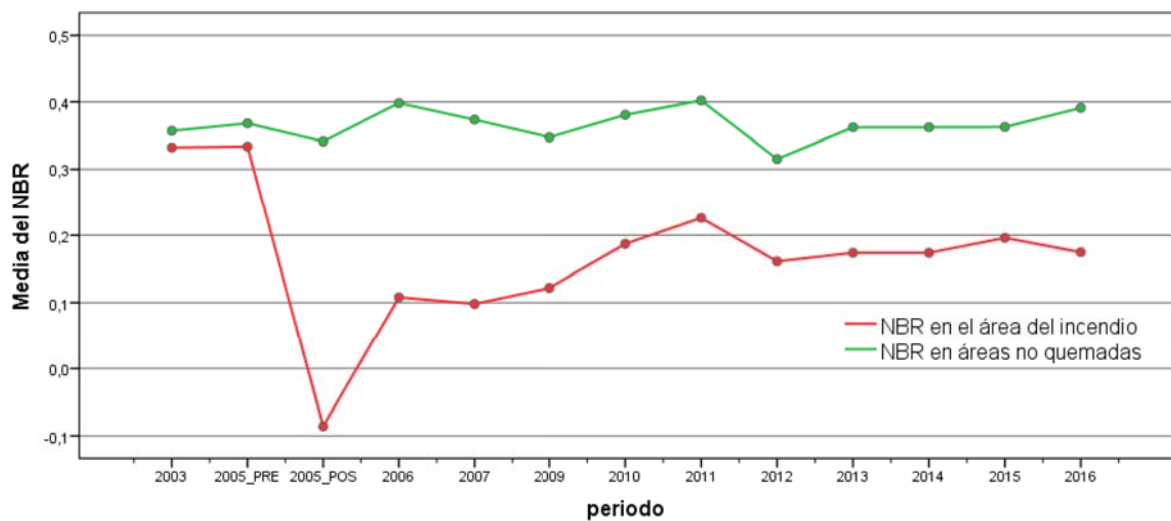


Figura 68. Evolución temporal de los valores medios serie temporal del NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

Se observó que los resultados de la diferencia entre los valores pre y post del NBR para Guadalajara eran similares a los observados sobre Madrid (0.47), a consecuencia de su carácter de media-alta severidad presente en ambas zonas.

Por último, el análisis de series temporales aplicado para los valores post-incendio entre el 2005-post y el 2016 sobre el valor promedio del NBR en Guadalajara (Figura 69) muestra el efecto de recuperación de las coberturas afectadas. En este caso se observa una tendencia positiva del NBR posterior al incendio con un  $R^2$  de 0.49, mucho mayor que en el caso del incendio de Madrid.

Cabe destacar que aunque la tendencia del NBR post-incendio es positiva, su recuperación es mucho más lenta con un valor 0.23 en el 2011 para la media del área del incendio, alcanzando un 70% de recuperación si se compara con un valor de 0.33 para el periodo inmediatamente anterior al incendio. A la vista de estos resultados se puede evidenciar que



existen relaciones marcadas entre los niveles de severidad y los tiempos de recuperación medidos a través del NBR, es decir, niveles de severidad altos conllevan periodos de recuperación más lentos.

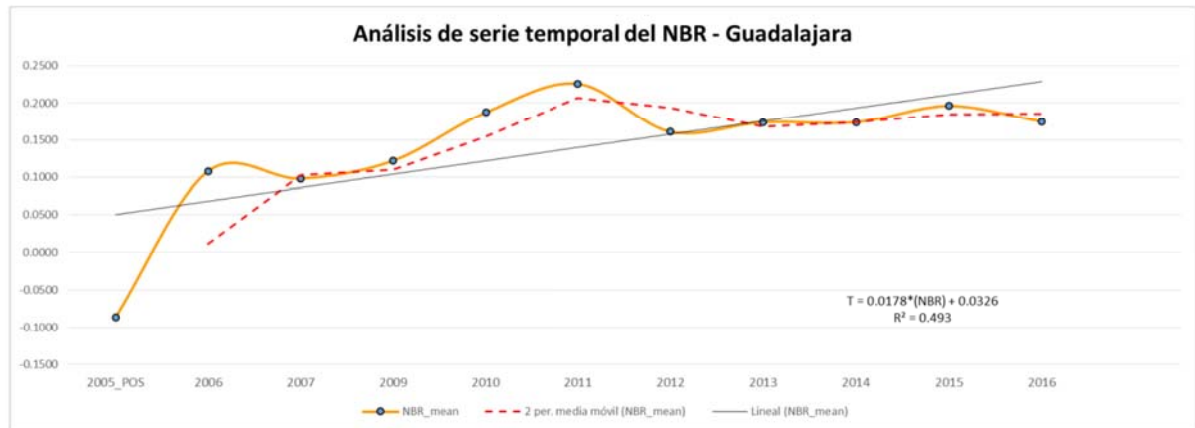


Figura 69. Análisis de la serie temporal del NBR para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

Se observó que los análisis de tendencias post-incendio a medio plazo del NBR para los dos incendios fueron de recuperación positiva, con un mayor valor de la pendiente en la recta, lo que muestra un aumento en la cobertura y vigor vegetal. Sin embargo, esta recuperación fue más evidente en Madrid que en Guadalajara, debido en gran parte al nivel de severidad alcanzado y probablemente a la gran extensión del incendio sobre esta última zona.

#### 5.4.2 Caracterización sobre variables continuas a través de la GLMC

A continuación se presenta la caracterización espacial de la textura medida a través de la matriz de co-ocurrencia (GLCM) aplicada sobre una ventana de 3x3 a las imágenes del índice NBR del incendio del pantano de San Juan (Madrid) entre 2002 y 2016, y del incendio de Riba de Saelices (Guadalajara) entre 2003 y 2016.

La Tabla 45 muestra los valores promedio de los índices de textura de segundo orden que cuantifican la relación espacial específica de un píxel (i) adyacente a otros píxeles (j), cuantificados a través de las distribuciones espaciales de los niveles de gris de cada una de las imágenes analizadas (Haralick *et al.*, 1973).

Los resultados de la matriz de co-ocurrencia GLCM se agrupan en función del valor asignado por cada una de las medidas, de esta manera se obtienen tres grandes grupos, un primer grupo que hace referencia a las estadísticas descriptivas de la imagen como la media, la desviación estándar (DS) y la correlación, donde los resultados de estas medidas tienen que ver con el tipo de cubierta, es decir, con los valores altos o bajos de reflectividad,



representados en este caso por el índice espectral NBR.

Un segundo grupo donde los pesos de la textura están relacionados con la distancia del valor del pixel a la diagonal de la ventana de muestreo, los cuales a su vez pueden caracterizar la heterogeneidad de la imagen, como el contraste o la disimilitud, o representar la uniformidad de la imagen, como la homogeneidad.

Finalmente está el grupo que hace referencia directa a la probabilidad o al orden de los valores dentro de la ventana; en este grupo se encuentra el segundo momento angular (SMA) y la entropía, relacionado con la variabilidad espacial de las coberturas.

Aunque estos tres grupos responden al diseño conceptual de la matriz de co-ocurrencia (GLCM), las métricas de textura pueden ser más fácilmente interpretadas en términos de homogeneidad y heterogeneidad de acuerdo a la siguiente clasificación. De esta manera habría un primer grupo de métricas asociadas a los valores relacionados con la uniformidad u homogeneidad del paisaje causada por el efecto del fuego: SMA, homogeneidad y correlación; y un segundo grupo de métricas relacionadas con la heterogeneidad espacial que pueden ser explicadas a través de los valores de: contraste, disimilitud y entropía.

De la Tabla 45 se pueden extraer los primeros resultados relativos a la estructura espacial, teniendo en consideración los tipos de texturas y las variaciones obtenidas. Estos datos muestran que las variables texturales son muy sensibles al efecto del fuego (2003-post y 2005-post). En ambos incendios las métricas de textura relacionadas con la uniformidad del paisaje adquirieron valores altos tras el incendio. Es decir, tanto la homogeneidad como el segundo momento angular-SMA, aumentaron considerablemente, llegando a tener los valores más altos de la serie. Por otra parte la medida de correlación indica valores bajos, ya que el incendio ocasiona que se presente una textura local muy similar.

Tabla 45. Medidas de textura extraídas de la matriz de co-ocurrencia (GLMC) para Madrid y Guadalajara.

MADRID									
Año	Periodo	Homogeneidad	Contraste	Disimilitud	Media	DS	Entropía	SMA	Correlación
2002	1	0.018	691	13.0	72.2	9.9	0.893	0.056	0.044
2003 Pre	2	0.019	733	13.2	76.1	10.1	0.894	0.056	0.045
2003 Pos	3	0.164	571	6.6	8.5	5.4	0.728	0.104	0.034
2005	4	0.023	691	12.7	45.6	9.7	0.893	0.057	0.044
2006	5	0.016	810	14.3	44.2	10.8	0.896	0.056	0.039
2007	6	0.019	725	13.3	52.9	10.2	0.895	0.056	0.047
2009	7	0.023	590	11.9	47.3	9.0	0.892	0.057	0.042
2010	8	0.016	731	13.4	59.9	10.1	0.896	0.055	0.041
2011	9	0.017	628	12.5	59.5	9.4	0.894	0.056	0.041
2013	10	0.015	746	13.6	62.2	10.3	0.897	0.055	0.045
2014	11	0.016	752	13.6	57.8	10.4	0.896	0.055	0.045
2015	12	0.017	666	12.8	59.4	9.8	0.897	0.055	0.048
2016	13	0.014	835	14.3	58.4	10.8	0.897	0.055	0.044
GUADALAJARA									
Año	Periodo	Homogeneidad	Contraste	Disimilitud	Media	DS	Entropía	SMA	Correlación
2003	1	0.039	397	9.0	87.3	7.2	0.911	0.061	0.058
2005 Pre	2	0.038	399	9.0	88.3	7.1	0.912	0.060	0.057
2005 Pos	3	0.088	650	9.3	18.9	7.3	0.867	0.071	0.042
2006	4	0.039	460	10.0	30.7	7.8	0.908	0.061	0.048
2007	5	0.039	582	11.1	37.2	8.8	0.908	0.061	0.057
2009	6	0.031	638	11.9	50.6	9.4	0.917	0.059	0.059
2010	7	0.029	653	12.1	55.3	9.7	0.918	0.059	0.062
2011	8	0.028	628	11.9	55.1	9.5	0.919	0.059	0.061
2012	9	0.026	520	11.1	54.4	8.7	0.919	0.059	0.057
2013	10	0.026	673	12.3	52.0	9.7	0.922	0.058	0.059
2014	11	0.024	649	12.1	64.1	9.6	0.923	0.058	0.063
2015	12	0.023	672	12.4	63.8	9.9	0.923	0.058	0.062
2016	13	0.024	658	12.3	68.5	9.8	0.922	0.058	0.063

DS: Desviación estándar, SMA: Segundo momento angular.

En términos generales, en el caso de Madrid los periodos pre-incendio donde las coberturas vegetales eran más diversas, la textura presenta valores altos en medidas de heterogeneidad espacial (contraste: 691 y disimilitud: 13), mientras que medidas de homogeneidad presentan valores bajos (SMA: 0.056 y homogeneidad: 0.018). Tras ocurrir el incendio, las medidas de textura de heterogeneidad (contraste: 571 o disimilitud: 6.6), se reducen considerablemente, a la vez que las medidas de homogeneidad aumentan (SMA: 0.104 y homogeneidad: 0.164). A lo largo de los años siguientes se produce una recuperación de los valores previos al incendio. En el caso de Guadalajara se observan resultados muy similares.

La caída en los valores de la media y la desviación estándar, al menos en el caso de Madrid, en el periodo post-incendio sugieren una disminución drástica del nivel de reflectividad asociado directamente con el grado de severidad del incendio, puesto que un nivel de

severidad alto o medio-alto afecta por igual los diferentes tipos de cobertura, disminuyendo la variabilidad espectral de las coberturas vegetales.

En cuanto a la medida de correlación, cabría esperar valores más bajos en el momento del incendio, ya que el fuego provoca que los píxeles de la vegetación tengan la misma respuesta espectral; sin embargo, como este valor de correlación es un valor promedio de la imagen, su disminución sugiere una variabilidad espectral relacionada más con los distintos niveles de severidad que con el tipo de cobertura presente.

Las Figura 70 y Figura 71 muestran ese comportamiento homogeneizador del fuego tras el incendio (2003-Post) sobre las ocho métricas de texturas analizadas, así como la evolución posterior (2005-2016) hacia valores similares a los anteriores al incendio en el pantano de San Juan (Madrid).



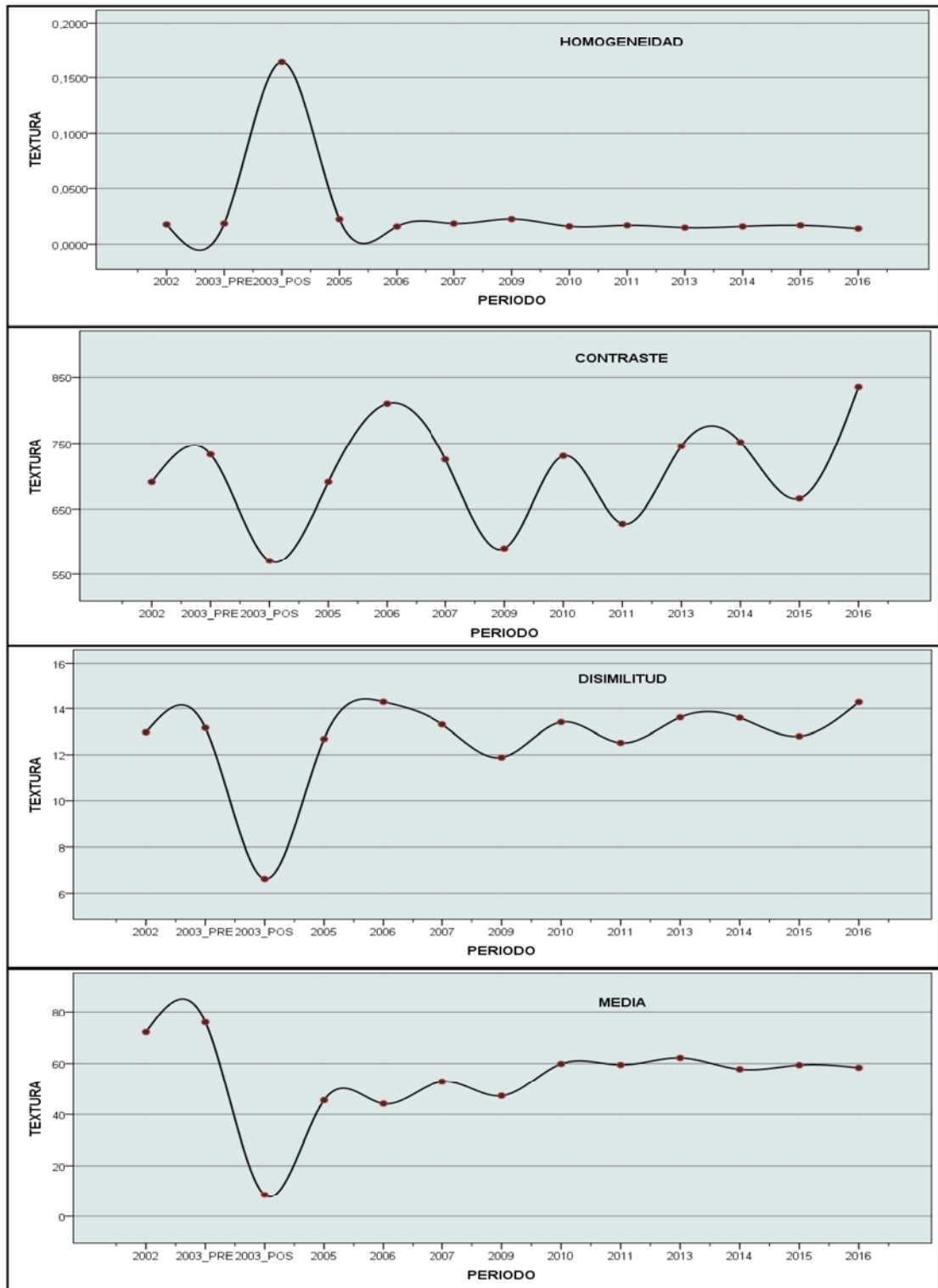


Figura 70. Serie temporal de las métricas de textura de homogeneidad, contraste, disimilitud y media extraídas de la GLCM para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

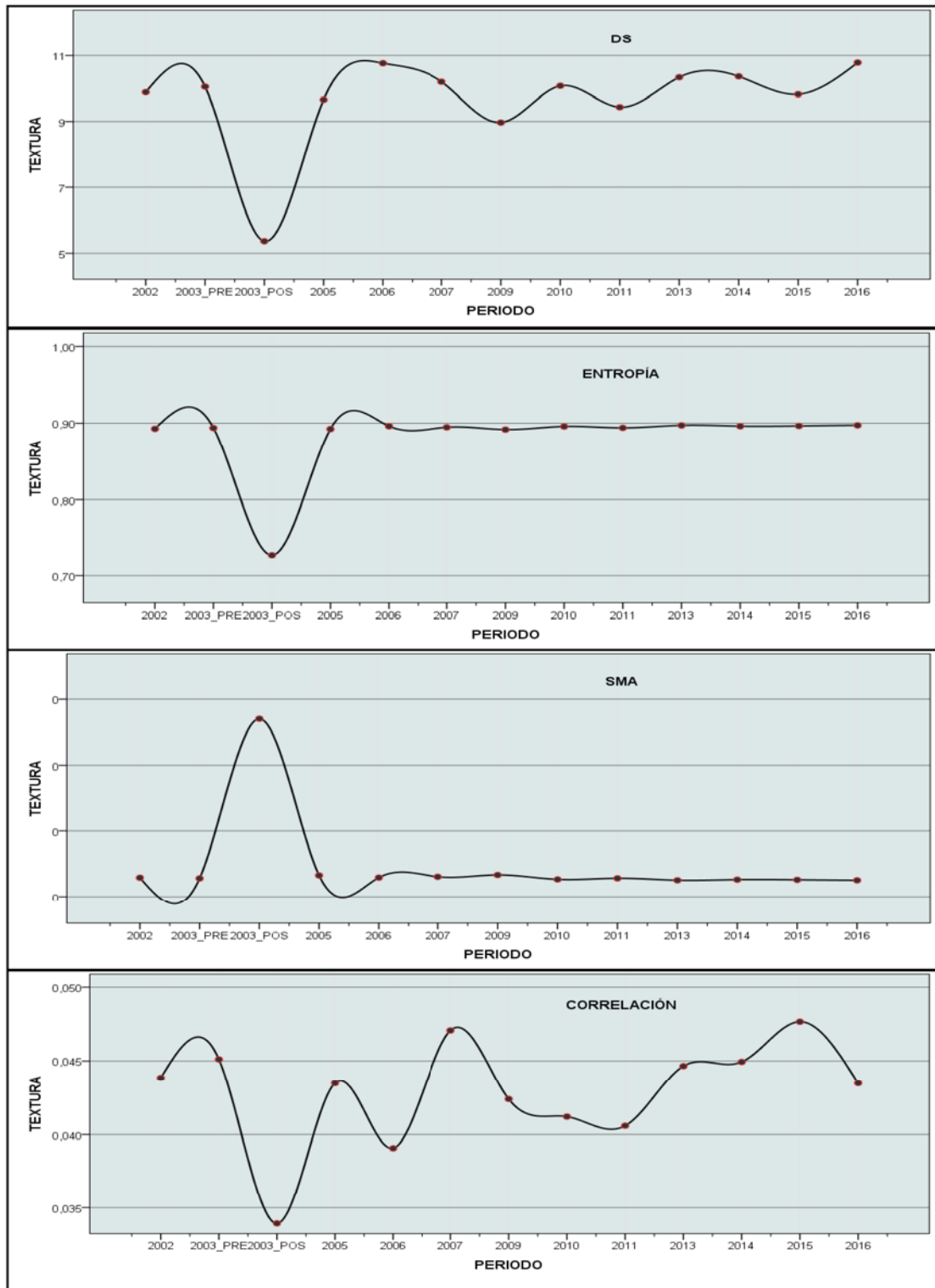


Figura 71. Serie temporal de las métricas de textura de desviación estándar, entropía, segundo momento angular y correlación extraídas de la GLCM para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

Se observa una clara diferencia entre las medidas de textura. La homogeneidad, entropía, y SMA tienden a estabilizarse en la imagen del año posterior al incendio, alcanzando los valores previos al mismo. La disimilitud, la media y la desviación típica muestran una

tendencia similar, pero con mayores oscilaciones interanuales. De estas tres variables, tan solo la media no consigue alcanzar los valores previos al incendio, aunque muestra una evolución ascendente.

Cabe destacar el comportamiento atípico presentado por el contraste y la correlación las cuales disminuyen tras producirse el incendio. Ambas muestran grandes oscilaciones durante los períodos post-incendio; sin embargo, tienden a alcanzar los valores iniciales al final de la serie. Estas variaciones sugieren que estas medidas pueden ser sensibles a la fecha de adquisición de la imagen o a una actividad fenológica presente en las cubiertas.

En general, todas las medidas ponen de manifiesto un notable aumento de la homogeneidad tras producirse el incendio y una recuperación continua de la heterogeneidad espacial en los años siguientes a éste. Tan solo el contraste y la correlación muestran fluctuaciones importantes durante los años posteriores al incendio, que no se corresponden claramente con una evolución progresiva de recuperación. Las Figura 72 y Figura 73 representan los resultados para la zona de Guadalajara. Como en el caso de Madrid, las métricas de homogeneidad, SMA y entropía tienden a estabilizarse en la imagen del año posterior al incendio, alcanzando los valores previos al mismo.

La correlación y la media muestran un descenso notable tras producirse el incendio y una recuperación progresiva tras éste, que tan solo en el caso de la media no alcanza los valores previos al incendio. En el caso de la correlación, como también sucede con el contraste, se superan los valores previos al evento. Las métricas de contraste, disimilitud y desviación típica partían de valores muy bajos antes del incendio, probablemente asociados a una masa forestal compacta de gran homogeneidad. La pérdida de estas masas con el incendio supone una mayor fragmentación del espacio y, por tanto, un incremento de estas variables (asociadas a la heterogeneidad), que aumenta progresivamente durante los años siguientes. Estos datos sugieren que el paisaje generado en zonas homogéneas como la de Guadalajara, asociado a un incendio de alta severidad, puede llegar a ser más diverso que el paisaje inicial previo al fuego.



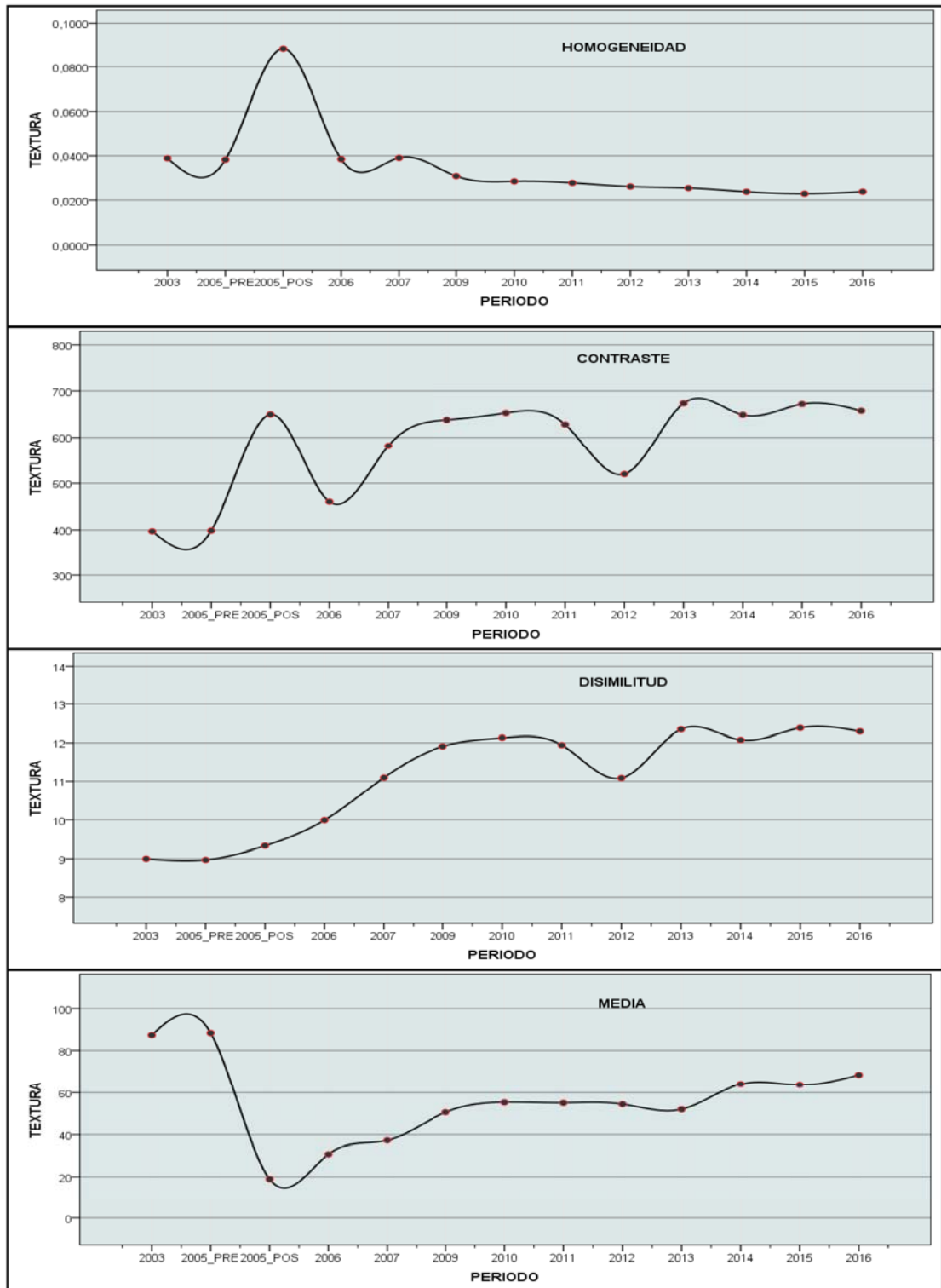


Figura 72. Serie temporal de las métricas de textura de homogeneidad, contraste, disimilitud y media extraídas de la GLCM para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

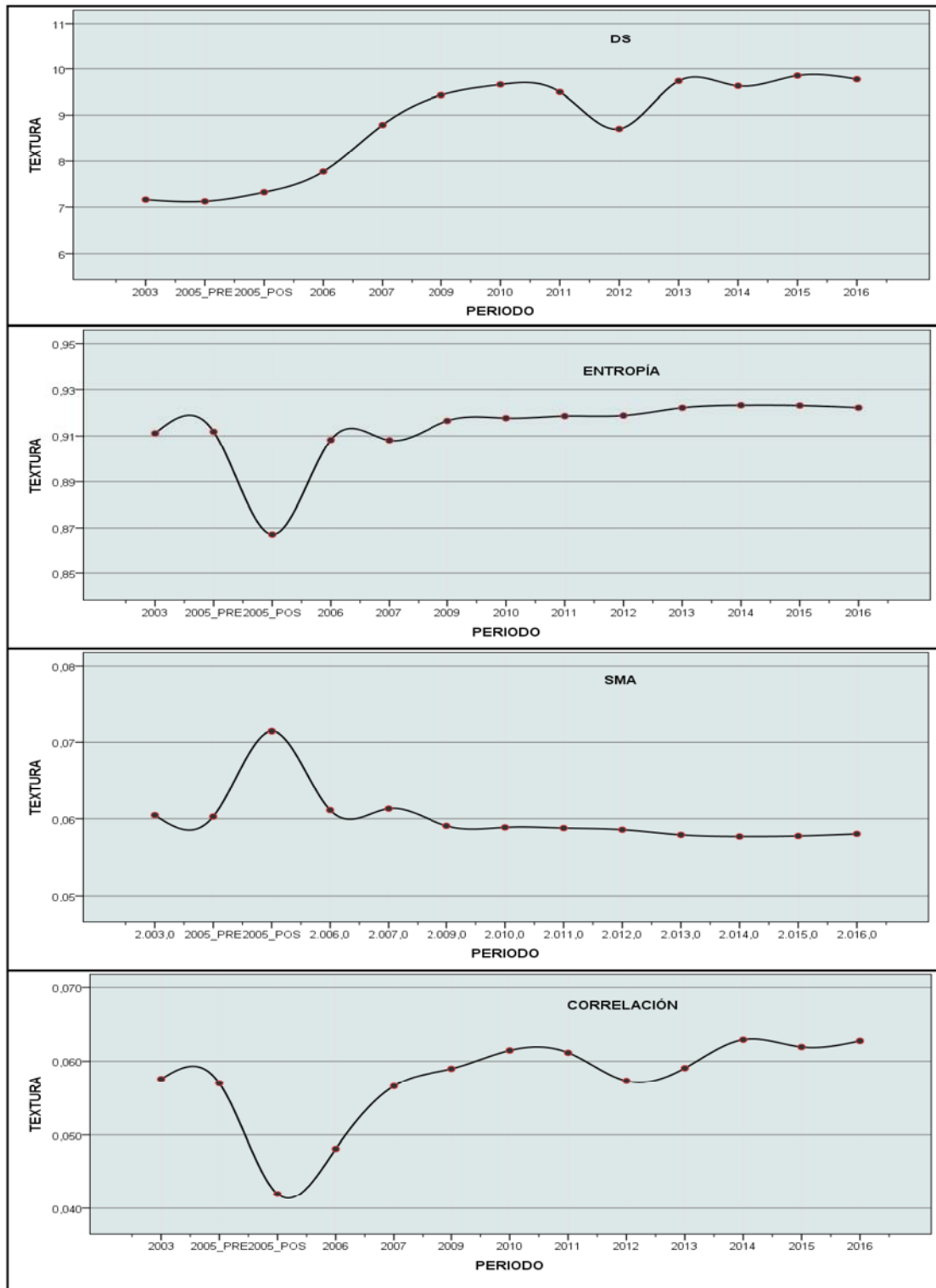


Figura 73. Serie temporal de las métricas de textura de desviación estándar, entropía, segundo momento angular y correlación extraídas de la GLCM para el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara).

La asociación entre métricas se examinó a través de un análisis de correlación por pares realizado entre las medidas de textura extraídas de la GLCM (Tabla 46).

Tabla 46. Matriz de correlación de Pearson entre las métricas de textura de la GLCM.

MADRID								
	Homogeneidad	Contraste	Disimilitud	Media	DS	Entropía	SMA	Correlación
Homogeneidad	1							
Contraste	-0.554*	1						
Disimilitud	-0.954**	0.776**	1					
Media	-0.837**	0.445	0.782**	1				
DS	-0.948**	0.786**	0.999**	0.785**	1			
Entropía	-0.999**	0.542	0.949**	0.828**	0.943**	1		
SMA	0.999**	-0.536	-0.946**	-0.838**	-0.940**	-1.000**	1	
Correlación	-0.740**	0.348	0.672*	0.741**	0.695**	0.746**	-0.748**	1
GUADALAJARA								
	Homogeneidad	Contraste	Disimilitud	Media	DS	Entropía	SMA	Correlación
Homogeneidad	1							
Contraste	-0.102	1						
Disimilitud	-0.656*	0.809**	1					
Media	-0.525	-0.391	-0.059	1				
DS	-0.664*	0.807**	0.999**	-0.021	1			
Entropía	-0.997**	0.087	0.636*	0.574*	0.646*	1		
SMA	0.997**	-0.068	-0.623*	-0.574*	-0.633*	-1.000**	1	
Correlación	-0.885**	0.267	0.684**	0.653*	0.712**	0.899**	-0.892**	1

\*La correlación es significativa en el nivel 0,05 (2 colas).

\*\*La correlación es significativa en el nivel 0,01 (2 colas).

Este análisis permitió determinar las fuerzas de correlación entre grupos de texturas. En el caso de las métricas de uniformidad (homogeneidad y SMA) se alcanzaron valores de 0.999. Algo similar ocurre entre aquellas que evidencian heterogeneidad espacial, como la disimilitud y contraste, cuya alta correlación llega a ser de 0.809 en ambos incendios. Estos valores tan altos de correlación positiva no hacen sino poner de manifiesto que distintas métricas están aportando el mismo tipo de información y que por lo tanto son redundantes.

Dada las altas correlaciones presentes entre las métricas de textura, podría deducirse que un número seleccionando de algunas de ellas resumiría en gran parte la variabilidad que el fuego introduce sobre la estructura del paisaje. En general, los cambios producidos por los incendios pueden ser evaluados a través de estas métricas de textura extraídas de la matriz de co-ocurrencia GLCM, cuantificando el grado de modificación espacial sobre estas áreas.



### 5.4.3 Caracterización sobre variables categóricas

#### *Reclasificación del NBR*

A continuación se presentan las imágenes categóricas que sirvieron para la posterior medición de la estructura del paisaje de acuerdo a la metodología de McGarigal. Estas imágenes categóricas se obtuvieron mediante reclasificación del índice espectral NBR en 10 clases. Los intervalos de las clases, todos de igual magnitud, se determinaron a partir de los valores mínimos y máximos absolutos de la serie temporal entre el 2002 y el 2016.

Realizada la reclasificación, se obtuvieron sendas series de imágenes categorizadas entre 2002 y 2016 para el área de Madrid (Figura 74), y entre 2003 y 2016 para el área de Guadalajara (Figura 75). Estas series se utilizaron posteriormente para determinar la estructura y composición espacial a partir del cálculo de métricas de paisaje con FRAGSTATS (McGarigal y Marks, 1995).

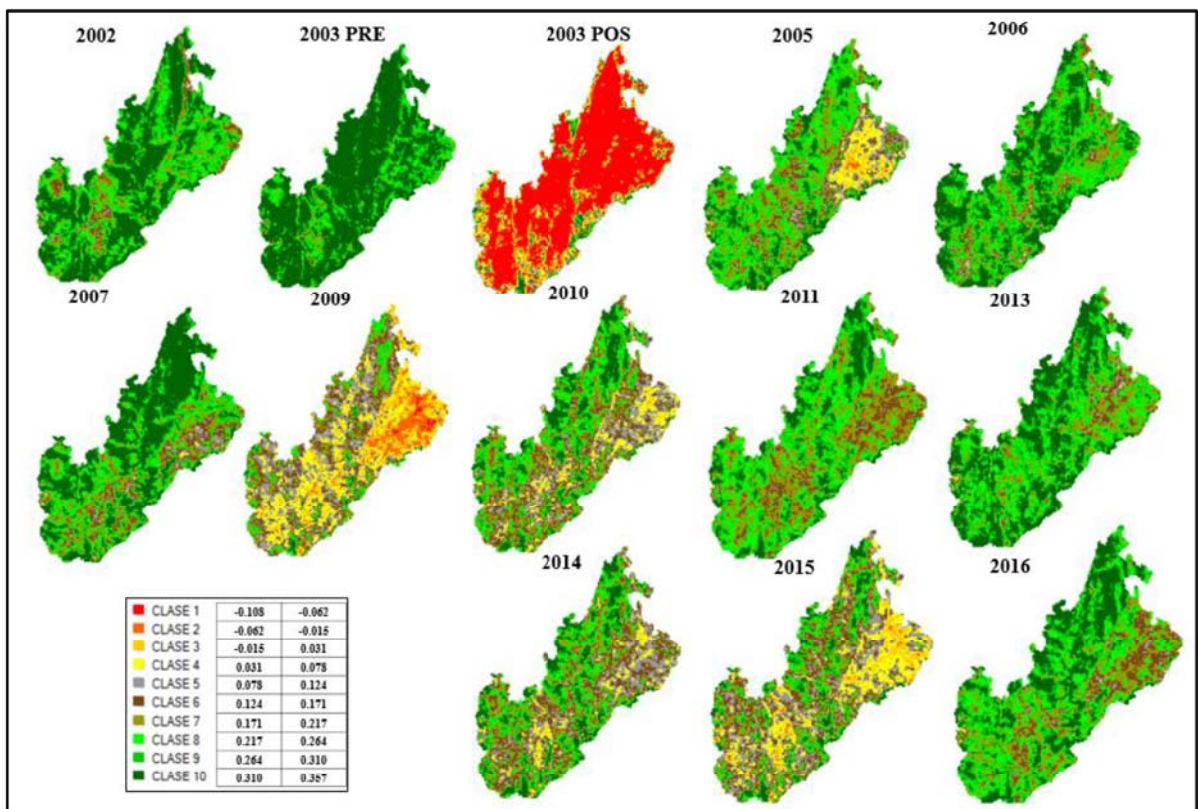


Figura 74. Reclasificación del índice espectral NBR para el incendio del pantano de San Juan (Madrid).

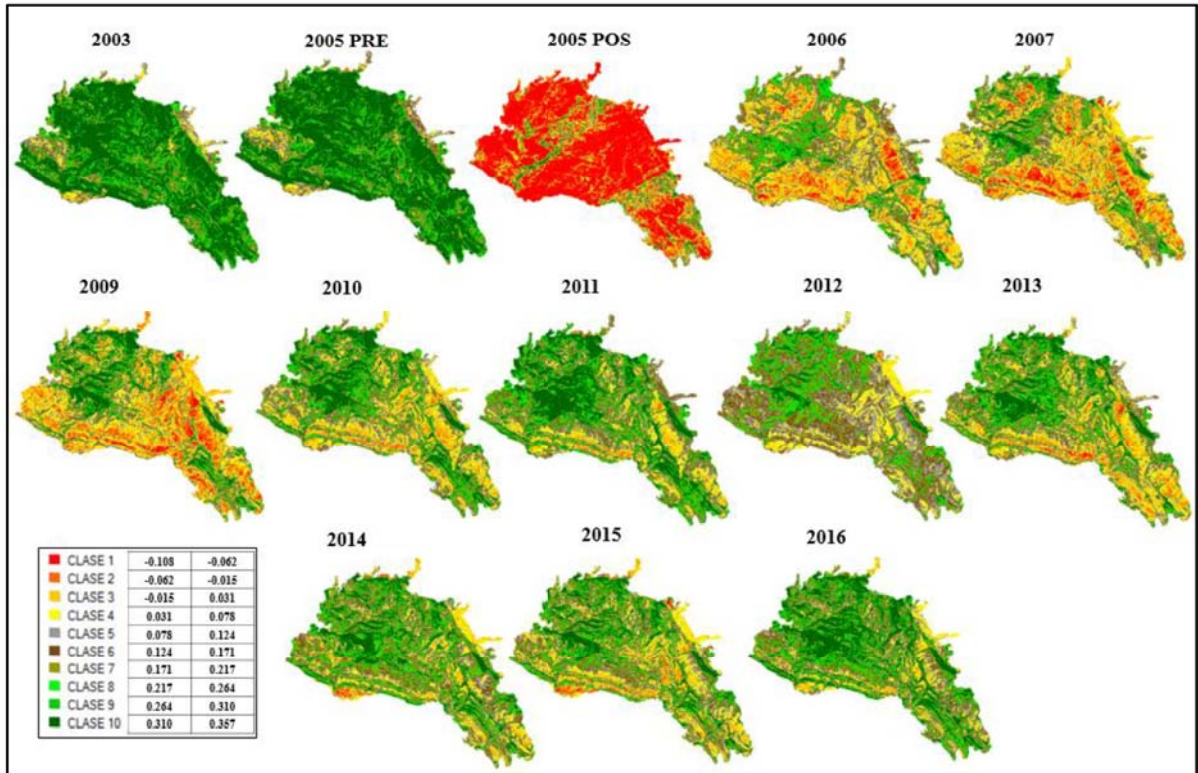


Figura 75. Reclasificación del índice espectral NBR para el incendio de Ribera de Saelices (Guadalajara).

### Métricas de paisaje en Madrid (McGarigal)

A continuación se extrajeron 10 métricas de fragmentación, aislamiento y conectividad asociadas a la configuración del paisaje mediante FRAGSTAST, para los 13 periodos de análisis, obteniendo un total de 130 métricas para cada uno de los dos incendios (Madrid y Guadalajara) La Tabla 47 muestran los valores obtenidos de cada una de estas métricas en los diferentes periodos.

Tabla 47. Métricas de paisaje para Madrid y Guadalajara.

MADRID										
AÑO	AREA_MN	SHAP_E_MN	ED	MESH	ENN_MN	PROX_MN	GYRATE_MN	CONTAG_MN	SHEI	FRAC_MN
2002	0.852	1.327	274.169	60.879	80.881	17.331	31.348	0.167	0.722	1.056
2003pre	1.466	1.254	166.057	432.111	94.729	66.908	29.134	0.150	0.439	1.044
2003post	0.553	1.127	215.333	357.741	91.437	18.666	20.421	0.092	0.582	1.031
2005	0.653	1.331	349.847	5.834	77.611	9.600	31.266	0.177	0.836	1.056
2006	0.695	1.337	331.817	10.205	79.793	12.115	30.992	0.159	0.785	1.054
2007	0.820	1.330	279.508	78.865	80.997	15.468	31.512	0.178	0.751	1.057
2009	0.634	1.314	355.318	11.499	85.109	11.647	29.914	0.164	0.864	1.054
2010	0.548	1.304	371.140	6.020	81.125	7.681	28.982	0.166	0.886	1.053
2011	0.868	1.331	310.953	18.152	84.438	19.466	32.716	0.188	0.822	1.053
2013	0.849	1.347	301.757	20.177	85.103	17.079	32.489	0.173	0.686	1.056
2014	0.510	1.285	373.579	4.887	78.354	6.748	28.427	0.162	0.872	1.052
2015	0.472	1.273	384.950	4.738	81.801	6.327	27.538	0.158	0.873	1.051
2016	1.000	1.343	317.908	19.340	83.559	15.535	32.368	0.180	0.784	1.056



GUADALAJARA										
AÑO	AREA_MN	SHAP_E_MN	ED	MESH	ENN_MN	PROX_MN	GYRATE_MN	CONTAG_MN	SHEI	FRAC_MN
2003	0.828	1.232	229.537	3982.192	86.502	296.036	25.216	0.133	0.621	1.046
2005pre	0.674	1.193	229.781	1700.825	83.989	66.700	23.500	0.122	0.628	1.042
2005post	0.837	1.221	221.348	4299.102	87.860	313.186	24.754	0.132	0.600	1.045
2006	0.639	1.341	375.560	8.887	78.100	11.820	30.675	0.162	0.928	1.056
2007	0.623	1.313	357.755	13.184	79.212	10.340	30.080	0.163	0.942	1.054
2009	0.562	1.276	354.342	39.880	78.714	11.991	28.014	0.149	0.951	1.051
2010	0.572	1.287	348.924	109.994	78.834	17.259	28.478	0.154	0.917	1.053
2011	0.607	1.291	333.941	141.756	78.505	19.664	28.638	0.155	0.875	1.053
2012	1.051	1.368	295.401	60.299	83.745	39.580	35.334	0.186	0.815	1.058
2013	0.518	1.274	368.344	29.564	78.610	8.748	27.803	0.151	0.938	1.051
2014	0.540	1.277	358.073	27.176	78.476	9.113	28.106	0.151	0.902	1.052
2015	0.504	1.268	371.496	19.526	78.270	7.981	27.527	0.146	0.921	1.050
2016	1.000	1.255	343.469	185.777	78.971	23.051	26.813	0.141	0.854	1.049

AREA\_MN: Índice de área, SHAPE\_MN: Forma del parche, ED: Densidad de borde, MESH: Índice de malla, ENN\_MN: Distancia euclidiana al vecino más cercano, PROX\_MN: Índice de proximidad, GYRATE\_MN: Radio de giro, CONTAG: Contagio, SHEI: Índice de uniformidad de Shannon. FRAC\_MN: Dimensión fractal

Extraídas las 10 métricas de paisaje mostradas en la Tabla 47 se procede a realizar un análisis de componentes principales estandarizado (ACP) con el fin de evidenciar cuáles de ellas tienen una relevancia de peso. Para establecer qué componentes tienen mayor peso se realizan los gráficos de sedimentación mostrados en la Figura 76, donde se observa que el descenso se estabiliza después de dos primeros autovalores o varianzas asociadas, resultando que el primer componente de Madrid tiene asociada una variabilidad del 65.05%, seguida por el segundo componente con una variabilidad acumulada del 94.8 %. Para Guadalajara, estos valores son del 68.99% y 92.15%, respectivamente.

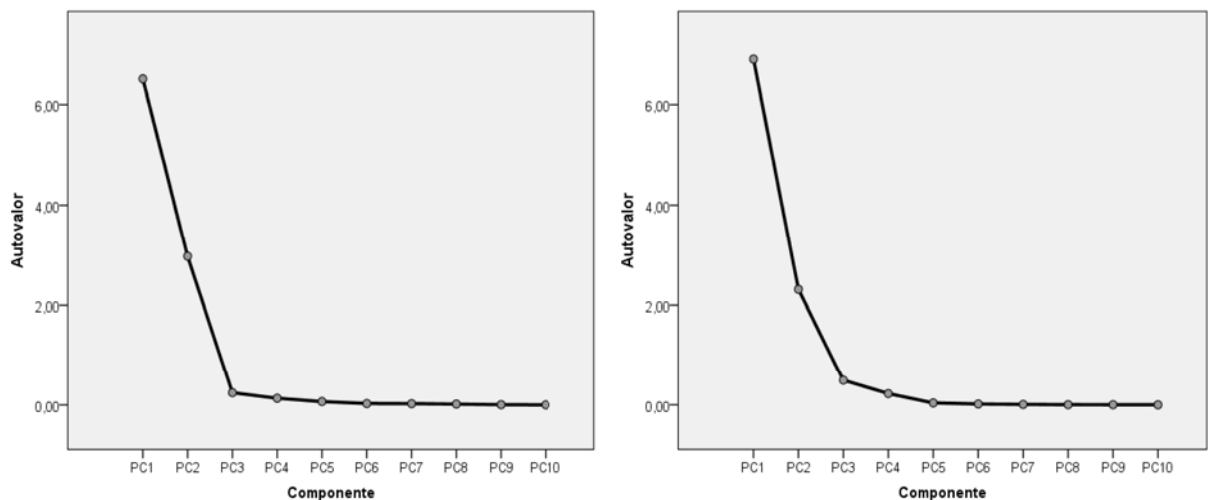


Figura 76. Gráficos de sedimentación de los componentes principales para Madrid (izquierda) y Guadalajara (derecha).

Los resultados obtenidos evidencian que los dos primeros componentes son suficientes para explicar una parte muy significativa de la variabilidad en ambas zonas de estudio. La Tabla 48 representa los autovectores o coeficientes de la ecuación de los dos primeros



componentes principales para cada incendio.

Tabla 48. Valores de los autovectores obtenidos para los dos primeros componentes principales en cada zona de estudio.

MÉTRICA	AUTOVECTORES PARA MADRID		AUTOVECTORES PARA GUADALAJARA	
	PC 1	PC 2	PC 1	PC 2
AREA_MN	0.1734632	<b>-0.51327816</b>	-0.1208602	<b>-0.5056201</b>
CONTAG_MN	-0.3042040	<b>-0.34362425</b>	0.3093872	<b>-0.3692677</b>
ED	-0.3410722	0.22863629	0.3444192	0.2257528
ENN_MN	<b>0.3524807</b>	-0.11564398	-0.3205985	-0.3314280
FRAC_MN	<b>-0.3432202</b>	-0.26171484	<b>0.3413583</b>	-0.2605773
GYRATE_MN	-0.2569795	<b>-0.43300891</b>	0.2977049	<b>-0.4024034</b>
MESH	<b>0.3857057</b>	-0.05865366	<b>-0.3546190</b>	-0.1427454
PROX_MN	0.2887235	<b>-0.36265315</b>	-0.3284570	-0.2144047
SHAPE_MN	-0.3142507	-0.33742533	0.3188989	-0.3420572
SHEI	<b>-0.3493928</b>	0.21912334	<b>0.3574571</b>	0.1843993

Se observa que en el PC1 para Madrid pondera en mayor medida y de manera positiva la variable de fragmentación asociada al Índice de malla (MESH) y la distancia euclidiana al vecino más cercano (ENN\_MN). Por otra parte, tienen un importante peso negativo el Índice de uniformidad de Shannon (SHEI) y la FRAC\_MN. En el caso de Guadalajara, se repiten algunas de la mayores ponderaciones (todas salvo el ENN\_MN), pero con signo contrario a Madrid en todos los casos.

Por otro lado el PC2 para el caso de Madrid se encuentra ponderado de manera negativa en mayor medida por el índice de área (AREA\_MN), el índice de radio de giro (GYRATE\_MN), el índice de proximidad (PROX\_MN) y el índice de contagio (CONTAG\_MN), por ese orden. En el caso de Guadalajara, los resultados son muy similares tanto en magnitud, signo y orden, salvo en por el índice de proximidad (PROX\_MN), que no pondera tanto como en el caso de Madrid.

Para el caso de la variable asociada a la dimensión fractal (FRAC\_MN) se obtuvieron autovectores también correlacionados y significantes para el ACP del primer componente asociados en primera instancia para Madrid a un valor de negativo de 0.34, lo que indica una disminución de la dimensión fractal cuando el índice de malla tiene un valor alto, y por otro lado para Guadalajara de manera positiva con un valor de 0.34, correspondiente a valores altos de dimensión fractal cuando el Índice de uniformidad de Shannon aumenta y

el de MESH disminuye.

De lo anterior se puede deducir que el análisis de ACP no determina que exista dentro de estas métricas un factor o grupo de factores lo suficientemente correlacionados como para explicar por sí solos las características estructurales del paisaje, posiblemente debido a que los procesos ocurridos en el paisaje son multivariantes, por lo que se hace necesario describir los cambios producidos a partir de la interpretación de las métricas en conjunto o de combinaciones de algunas de ellas.

En cuanto al índice de forma (SHAPE\_MN), que mide la geometría de las teselas, se puede decir que para Madrid aumenta en el periodo post-incendio, lo que equivale a establecer que las teselas son más irregulares a medida que pasa el tiempo, presentando un mayor efecto de borde y fragmentación sobre el paisaje.

En resumen, la zona del incendio del pantano de San Juan en Madrid presenta una clara segmentación del paisaje con un incremento en el índice de borde de las teselas (ED\_MN), ya que junto con la multiplicación de las teselas se incrementa el índice de área (AREA\_MN), lo que indica una clara fragmentación al final del periodo 2016.

Respecto a la conectividad en el periodo post-incendio, el índice de distancia euclidiana presenta una disminución del ENN\_MN, que unida a la del índice de radio de giro (GYRATE\_MN) y una disminución del AREA\_MN muestra un una mayor dispersión de las coberturas en el territorio; lo que se traduce en un patrón de segregación del paisaje.

Las clases pre-incendio presentes en Madrid muestran un cambio en la forma/elongación de los fragmentos hacia más compactas y menos alargados, lo que se evidencia a través de una disminución del índice de forma SHAPE\_MN en el momento del incendio. Su reducción sugiere la aparición de fragmentos más compactos, acompañados con un aumento del valor de contagio (CONTAG\_MN) a lo largo de los periodos, lo que indica una agregación máxima causada por el fuego.

Respecto a las métricas de paisaje en el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara), se presenta una mayor fragmentación en el periodo post-incendio (2005-post/2016), dado el incremento en el índice de borde ED, lo que estaría asociado a una mayor dispersión de las coberturas. Las teselas han disminuido su índice de área AREA\_MN a lo largo del periodo



de estudio, lo que indica una clara fragmentación como se evidencia al final del 2012. Lo anterior coincide con un aumento del valor de dimensión fractal (FRAC\_MN), lo que indicaría mayor diversidad de formas en las teselas.

En relación a la conectividad del paisaje, no se aprecia una disminución significativa del ENN\_MN o de la distancia media de un fragmento al más cercano después del incendio. Se evidencia la presencia de manchas más compactas menos alargadas dada su reducción en los valores de GYRATE\_MN, así como en los valores promedio en el índice de forma SHAPE\_MN de 1.62 a 1.61, lo que sumado a una disminución del índice de AREA\_MN mostraría un patrón más desagregado al final del 2016.

#### **5.4.4 Complejidad espacial y dimensión fractal**

En términos de complejidad espacial se aplicó la medición de la dimensión fractal (DF) sobre cada una de las imágenes del índice NBR para cada período de análisis. De esta forma se hace posible detectar cambios morfológicos en las coberturas analizadas, potencialmente introducidos por el efecto del fuego, a partir de la información proporcionada por las imágenes de dimensión fractal.

En las Figura 77 y Figura 79 se presentan las imágenes con los valores obtenidos de dimensión fractal DF derivada del NBR para cada periodo de estudio. Dicha variable expresa la complejidad de las formas variando entre valores de formas simples (2.00) y complejas (3.00).

En el caso de Madrid (Figura 77) se puede ver que se presenta una disminución en los valores de DF en la imagen post-incendio del 2003 que llegan hasta un valor mínimo de 2.014, lo que indica que son áreas donde la cubierta vegetal ha reducido su vigor a causa del fuego, contribuyendo de esta manera con la disminución en la complejidad de las formas y geometrías de las cubiertas quemadas, un comportamiento propio de grandes áreas incendiadas donde la vegetación toma formas muy simples y regulares.

Por otro lado, la DF aumenta a través de los periodos post-incendio (2003-post, 2016) hasta alcanzar zonas con un valor máximo de 2.222 en el año 2014. Estos resultados evidencian una clara relación de la complejidad de las formas con la recuperación de la vegetación analizada a través de las imágenes. Es decir, cuanto más cercana a 3 es la DF, mayor es la heterogeneidad espacial y en consecuencia, mayor su recuperación. Por este motivo, las



zonas con coberturas vegetales no afectadas tienden a presentar un valor de dimensión fractal DF más alto (rojos-naranja), mientras que las áreas más afectadas por el incendio presentan una menor dimensión fractal con valores cercanos a 2.00 (azules). Por consiguiente, las áreas con niveles de severidad más altos presentan un valor mucho más bajo de DF (azul oscuro), como en el caso de la imagen del año 2003 post-incendio en Madrid (Figura 77).

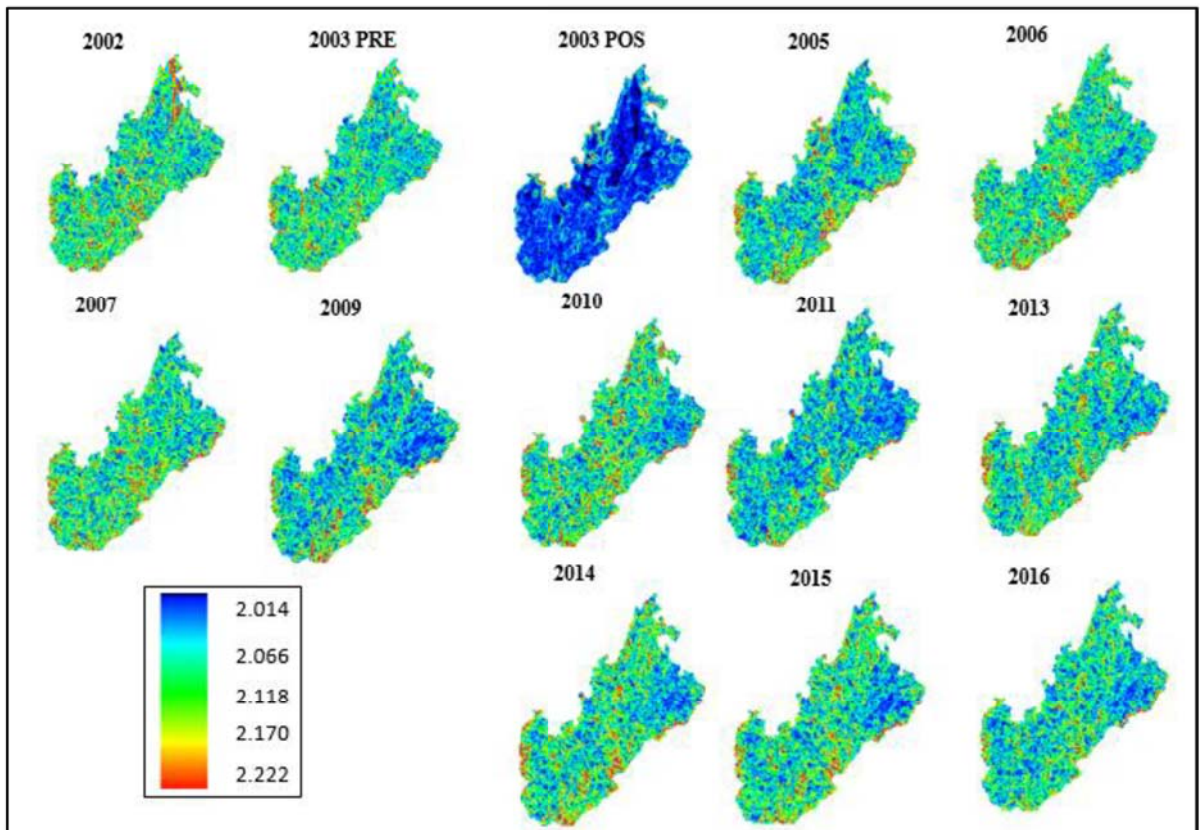


Figura 77. Imágenes en pseudocolor de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR para la zona del incendio del Pantano de San Juan -Madrid

Adicionalmente, se observan para Madrid, dos periodos atípicos correspondientes a los años 2009 y 2011, donde hay una reducción de la DF que no está asociada directamente al efecto del incendio, sino a un cambio en la vegetación provocada por las condiciones climatológicas.

Un comportamiento tendencial y temporal de la DF para Madrid se puede observar en la Figura 78, donde se evidencia la complejidad espacial medida a través de la media aritmética del DF para toda la imagen del índice NBR entre el 2002 y el 2016. En ella se evidencia la pérdida del valor de dimensión fractal en el momento del incendio, medido entre los valores pre y post para el total del área, variando por encima de un 7% a

consecuencia del carácter homogeneizador del fuego sobre el paisaje, relacionado directamente con el nivel de severidad ocurrido. A su vez se observa una variación negativa en los periodos 2009 y 2011 como consecuencia de la temporalidad mencionada anteriormente.

Cabe destacar que a partir del periodo 2006 la DF tiene una recuperación significativa que permanece a lo largo del tiempo con algunos cambios pocos significativos hasta el final del 2016, lo que sugiere una pronta recuperación de la vegetación para el incendio de Madrid.

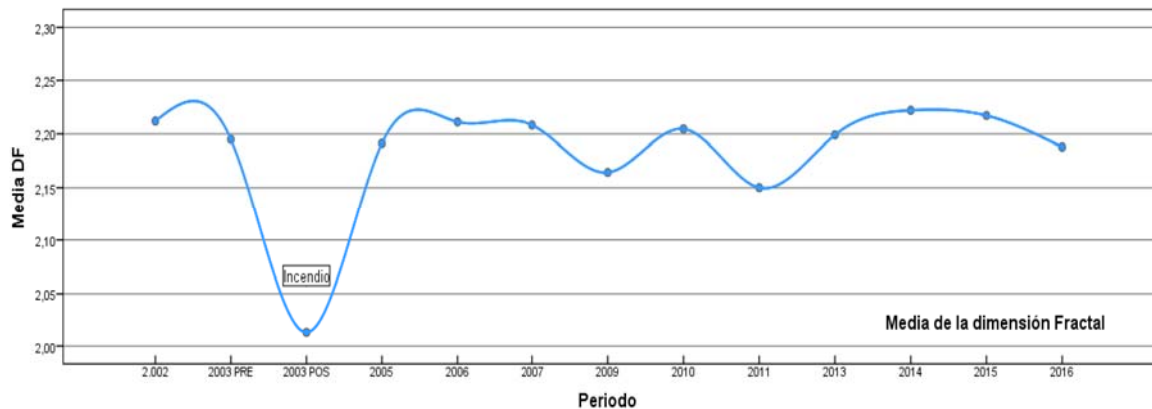


Figura 78. Valor medio de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR entre el 2002 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan (Madrid)

La zona del incendio de Riba de Saelices (Guadalajara) presenta un comportamiento similar a Madrid, con una disminución drástica de la complejidad espacial para el periodo 2005-post, donde el valor de dimensión fractal DF sobre las imágenes del NBR disminuye hasta valores mínimos de 2.01, presentando tonalidades azules más oscuras. Sin embargo, la DF alcanza una recuperación positiva al final del periodo 2016 con valores máximos de hasta 2.26 (rojo-naranja) (Figura 79).

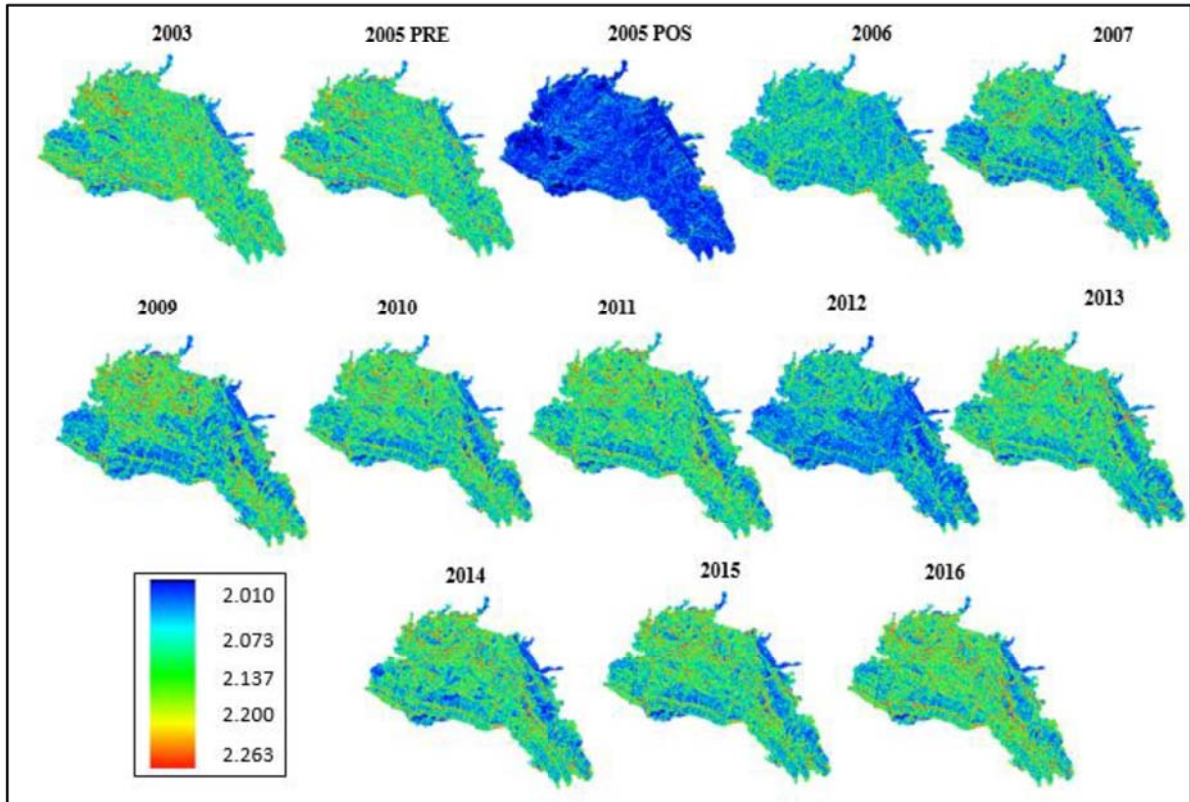


Figura 79. Imágenes en pseudocolor de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR para la zona del incendio de Riba de Saelices -Guadalajara.

En Guadalajara, el año 2012 representa un periodo post-incendio atípico de valores bajos de DF no asociados a las condiciones del incendio, sino a las condiciones climatológicas propias de la zona de estudio para ese año, perdiendo la poca complejidad que se había ganado tras el incendio y alargando de esta manera los valores de recuperación inicial del paisaje.

Por otra parte, la serie temporal de valores medios de DF alcanza un máximo de 2.26 en 2016, mayor incluso que los valores iniciales presentes en las imágenes pre-incendio de 2003 y 2005, lo que permite concluir que existe un incremento en la complejidad paisajística, que podría estar asociado a los efectos del fuego sobre el paisaje (Figura 80). De igual manera se aprecia más concretamente el efecto provocado por el clima severo en el 2012, donde el efecto del verano sobre este año provoca un cambio marcado en el contenido de humedad de la vegetación evidenciado a través del NBR, provocando de esta forma la pérdida de geometrías complejas sobre las coberturas.



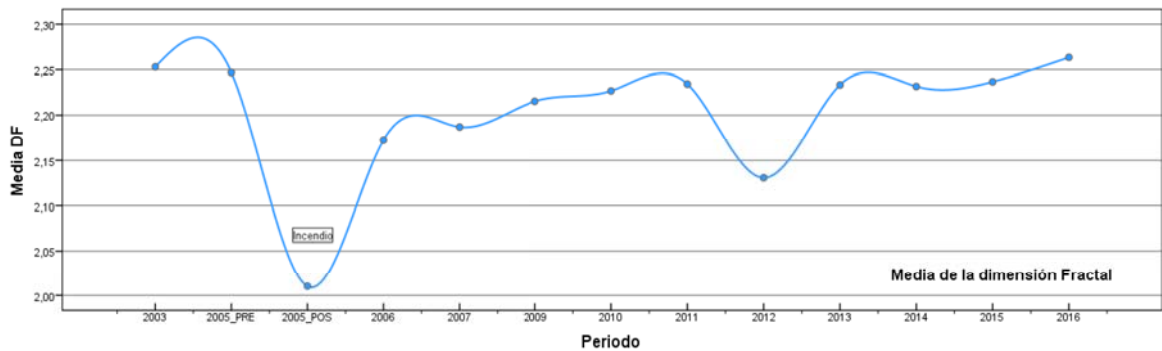


Figura 80. Valor medio de la dimensión fractal obtenida a partir del índice NBR entre el 2002 y el 2016 para la zona del incendio de Riba de Saelices –Guadalajara

En conjunto, los resultados de la medición de la DF muestran las interacciones entre la perturbación provocada por el fuego y la reconfiguración espacial del NBR, permitiendo cuantificar la relación entre el incendio, y el tamaño y la forma de las coberturas presentes en cada momento. De esta manera la DF se muestra como uno de los principales índices en la caracterización ecológica de los incendios forestales en relación al cambio de la estructura del paisaje, pudiendo ser aplicado en sistemas complejos como un método que evidencia las perturbaciones de los cambios únicos que emergen a nivel del paisaje.

#### 5.4.5 Reducción de la dimensión mediante el modelo de O'Neill

Una vez medida la estructura del paisaje a través de las 10 métricas calculadas mediante FRAGSTATS y cuantificada la complejidad espacial de las imágenes del NBR mediante la DF, se procedió a aplicar el análisis de reducción de la dimensión presente en los índices de paisaje, a partir del modelo planteado por O'Neill (1996), con el fin de resumir y recoger toda la variabilidad del paisaje.

Este modelo está desarrollado a partir de tres índices de patrón espacial, dos de ellos basados en las medidas teóricas de la información de Shannon y Weaver (1962),: contagio (C) y dominancia (D), y un tercero que es la dimensión fractal. Contagio y dominancia fueron extraídas de la medición de la estructura del paisaje sobre las variables categóricas, donde el contagio (C) equivale a el índice CONTAG\_MN, y la dominancia (D), se calcula como el resultado derivado de la complementariedad del índice de uniformidad de Shannon (SHEI), es decir:  $D = 1 - SHEI$ . Como aproximación al concepto de dimensión fractal se utiliza el índice FRAC\_MN.

La Tabla 49 recoge los valores medios de las tres métricas empleadas en el modelo de

reducción de la dimensión de O'Neill calculadas a partir de las imágenes del índice NBR.

Tabla 49. Valores de las métricas del modelo de reducción del paisaje de O'Neill

MADRID													
AÑO	2002	2003 Pre	2003 Post	2005	2006	2007	2009	2010	2011	2013	2014	2015	2016
Periodo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Dimensión fractal	1.056	1.044	1.031	1.056	1.054	1.057	1.054	1.053	1.053	1.056	1.052	1.051	1.056
Contagio	37.65	61.30	50.49	29.99	30.21	37.19	27.72	24.48	29.67	40.44	24.46	24.60	32.64
Dominancia	0.182	0.482	0.379	0.071	0.115	0.148	0.061	0.043	0.084	0.155	0.051	0.052	0.096
GUADALAJARA													
AÑO	2003	2005 Pre	2005 Post	2006	2007	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Periodo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Dimensión fractal	1.046	1.045	1.042	1.056	1.054	1.051	1.053	1.053	1.058	1.051	1.052	1.050	1.049
Contagio	49.03	50.60	62.55	23.60	23.55	23.03	25.26	28.55	34.66	22.38	24.56	22.76	28.30
Dominancia	0.299	0.324	0.359	0.034	0.029	0.024	0.032	0.056	0.082	0.024	0.037	0.031	0.066

Los valores recogidos en la Tabla 49 resumen la estructura del paisaje en cada periodo de análisis, pudiendo identificar las variaciones debidas al efecto del incendio, tal y como se puede observar en el periodo 3 (2003-post) en el caso de Madrid (Figura 81). En dicha figura la medida de dominancia se incrementa por efecto del fuego, que crea áreas o teselas más conectadas con la misma respuesta espectral, lo que implica directamente una pérdida de la diversidad paisajística medida a través del índice de dimensión fractal. Esta relación entre métricas se pudo confirmar a través de un análisis de correlación de Pearson, el cual arrojó una correlación significativa y positiva entre las medida de dominancia y contagio de 0.981, mientras que la dimensión fractal posee una relación inversa frente al índice de dominancia de -0.810 y de contagio de -0.761

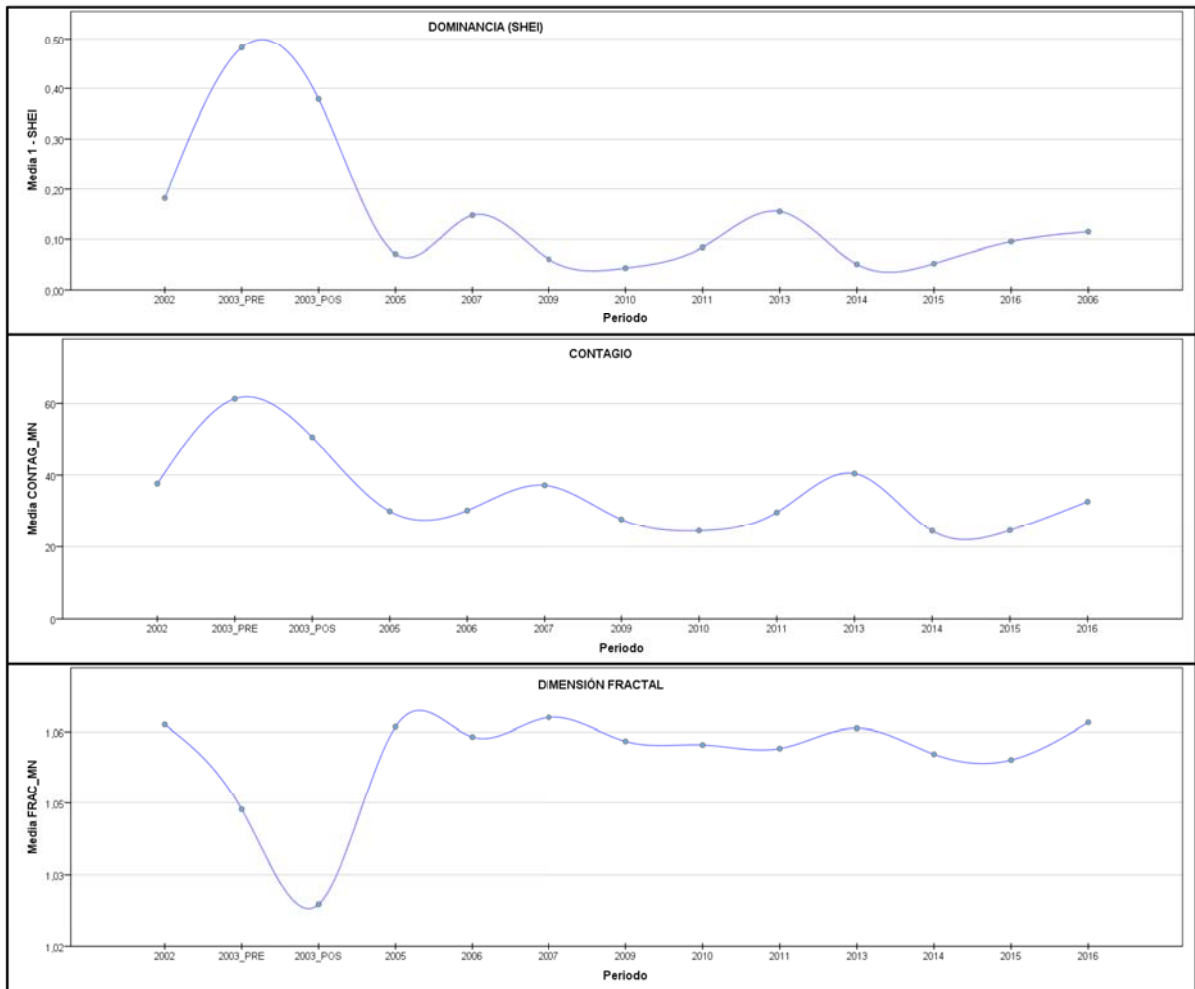


Figura 81. Variación de las métricas del modelo de O'Neill observadas a partir del índice NBR entre el 2003 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan – Madrid.

Resultados similares se observaron en el área del incendio de Riba de Saelices en Guadalajara, donde el modelo de O'Neill reveló el marcado carácter homogeneizador del incendio de 2005, con incrementos en el índice de dominancia del 20.6% y del contagio superiores al 24%, acompañados de una pérdida de complejidad paisajística a través del índice de dimensión fractal cercana al 7%.

Cabe resaltar que en la zona de Guadalajara, aunque las métricas revelan un comportamiento ascendente en los valores de estructura del paisaje post-incendio después del 2008, esta recuperación no llega a alcanzar los valores iniciales al final del periodo de análisis (2016), presentando disminuciones en los valores de la estructura del paisaje cercanos al 44% respecto al valor inicial de 2003. Lo anterior sugiere que la recuperación del paisaje puede estar relacionada en gran medida con el tipo de incendio o nivel de severidad a que da lugar el incendio (Figura 82).



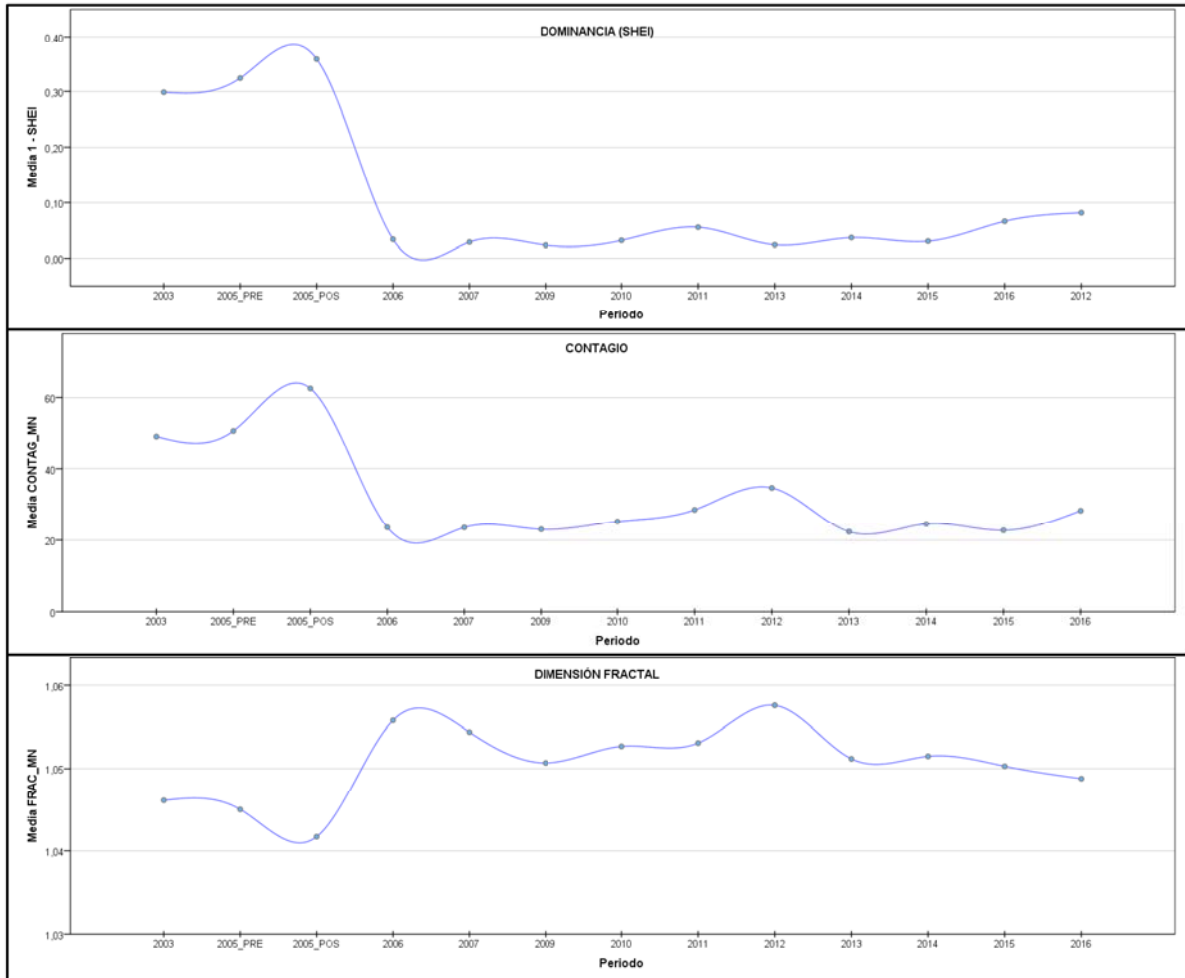


Figura 82. Variación de las métricas del modelo de O'Neill observadas a partir del índice NBR entre el 2003 y el 2016 para la zona del incendio del pantano de San Juan - Madrid.

- **Análisis del modelo de O'Neill sobre variables continuas**

Una vez determinadas las variables que intervienen en el modelo de O'Neill, y que se derivan del análisis de las variables categóricas, se procedió a realizar un análisis de correlación entre las medidas de textura extraídas del índice NBR frente a las métricas derivadas de las imágenes de NBR reclasificadas, con el fin de comprobar si aquellas podrían sustituir a éstas.

La Tabla 50 presenta los resultados de las pruebas de correlación no paramétrica las cuales revelaron el grado de asociación entre las variables empleadas en el modelo de reducción de la dimensión de O'Neill y las medidas de textura extraídas de la GLCM. Cabe resaltar que no se presentan resultados sobre la correlación de FRAC\_MN (derivada de variables categóricas) en relación a las métricas derivada de variables continuas, porque conceptualmente FRAC\_MN está representada a través de la medida de dimensión fractal

DF (derivada de variables continuas).

Tabla 50. Valores de correlación de Spearman entre las medidas de textura y las métricas del modelo de reducción de O'Neill

		MADRID							
		Variables continuas							
		Homogeneidad	Contraste	Disimilitud	Media	SD	Entropía	SMA	Correlación
Variables Catorificas	Contagio	<b>0.231</b>	0.005	-0.022	0.159	-0.033	-0.236	<b>0.176</b>	0.005
	Dominancia	<b>0.247</b>	-0.038	0.016	-0.137	0.022	-0.132	<b>0.225</b>	-0.220
		GUADALAJARA							
		Variables continuas							
Variables Catorificas	Contagio	<b>0.731**</b>	-0.615*	-0.835**	-0.027	-0.813**	-0.631*	<b>0.703**</b>	-0.648*
	Dominancia	<b>0.940**</b>	-0.588*	-0.841**	-0.253	-0.846**	-0.929**	<b>0.923**</b>	-0.841**

\*La correlación es significativa en el nivel 0,05 (2 colas).

\*\*La correlación es significativa en el nivel 0,01 (2 colas).

En la tabla anterior se observa, en relación a los datos del incendio de Madrid, que la mayor correlación positiva es de 0.247, y se da entre las variables de homogeneidad y dominancia. Dicha correlación, si bien es débil, es la más alta presentada para la configuración del paisaje, seguida por la que se presenta entre homogeneidad y contagio, con un valor de 0.231. Por otro lado, el SMA con la dominancia presenta una correlación de 0.225, seguido por un valor de 0.176 para la relación entre el SMA y el contagio.

Para el caso de Guadalajara se obtuvo una muy buena correlación entre la medida de dominancia y homogeneidad con un valor de 0.940, seguida de SMA con 0.923, al igual que la medida de contagio y SMA con un 0.703, reforzando los resultados obtenidos anteriormente.

De lo anterior se deduce que las medidas de textura de homogeneidad y SMA podrían emplearse como variables equiparables a la dominancia y el contagio en el modelo de O'Neill. De este modo, estos pares de variables (dominancia - homogeneidad) y (contagio - SMA) podrían corresponder a las métricas más adecuadas para abordar y modelar cualitativamente la dinámica de la estructura del paisaje.

La Figura 83, que muestra valores medios para el conjunto del área afectada por el incendio,

permite observar la correlación existente entre las variables continuas de textura y las métricas categóricas de paisaje derivadas del modelo de O'Neill sobre el incendio del pantano de San Juan en Madrid entre el 2002 y el 2016. Tal y como se aprecia existe una correlación entre los pares de métricas, los cuales son más evidentes sobre las medidas de dominancia y homogeneidad con una correlación media para el conjunto de los datos significativa de 0.599, seguida por las métricas de contagio y SMA con una correlación doblemente significativa de 0.695.

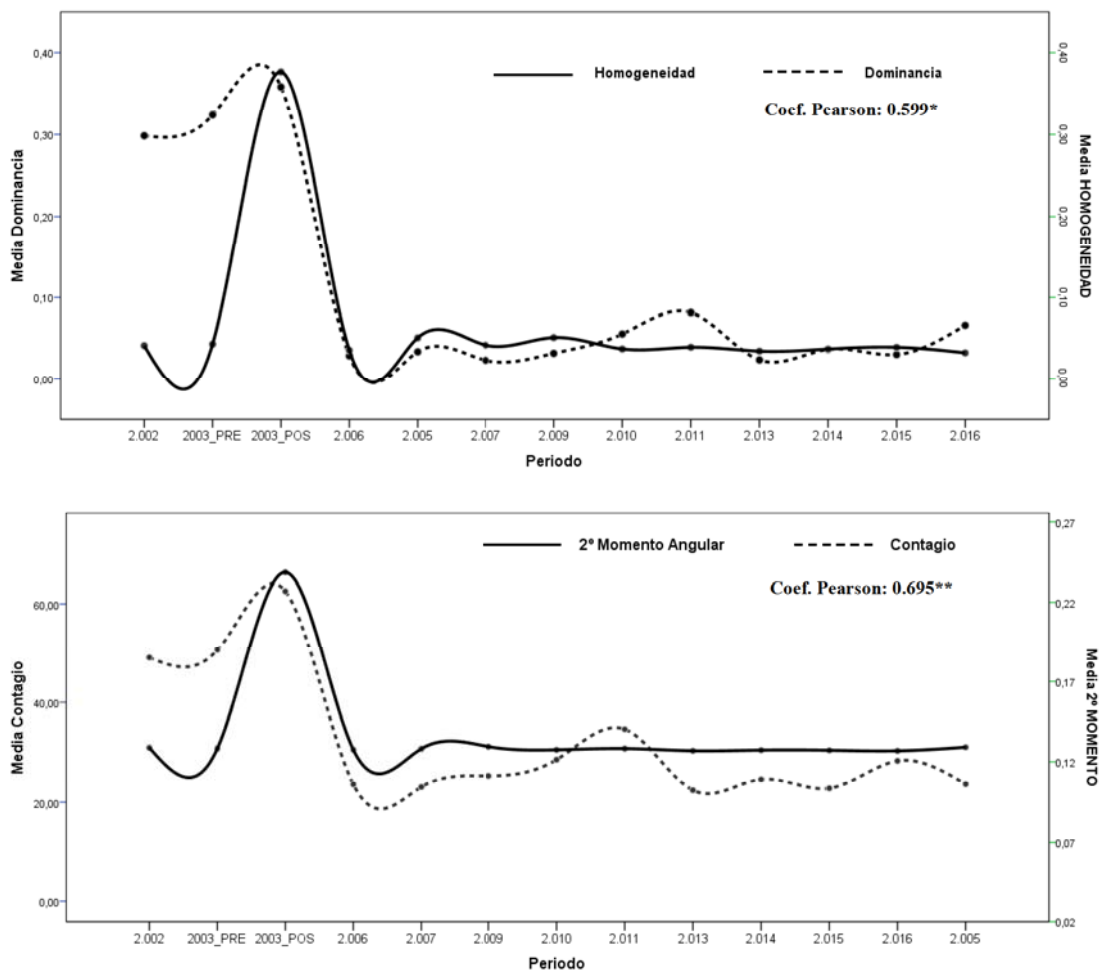


Figura 83. Comparación entre las métricas continuas y categóricas empleadas en el modelo de O'Neill a partir NBR para la zona del incendio del pantano de San Juan – Madrid.

En la Figura 84 se muestra la similitud entre las tres métricas del modelo de O'Neill para el incendio de Guadalajara, aplicado en su versión original a partir de variables categóricas y en su versión adaptada sobre variables continuas o de textura. En este caso se observa que la mejor relación se encuentra entre la medida de contagio y SMA con una correlación del



0.734 doblemente significativo, al igual que la medida dominancia y la homogeneidad con un nivel de correlación de 0.710.

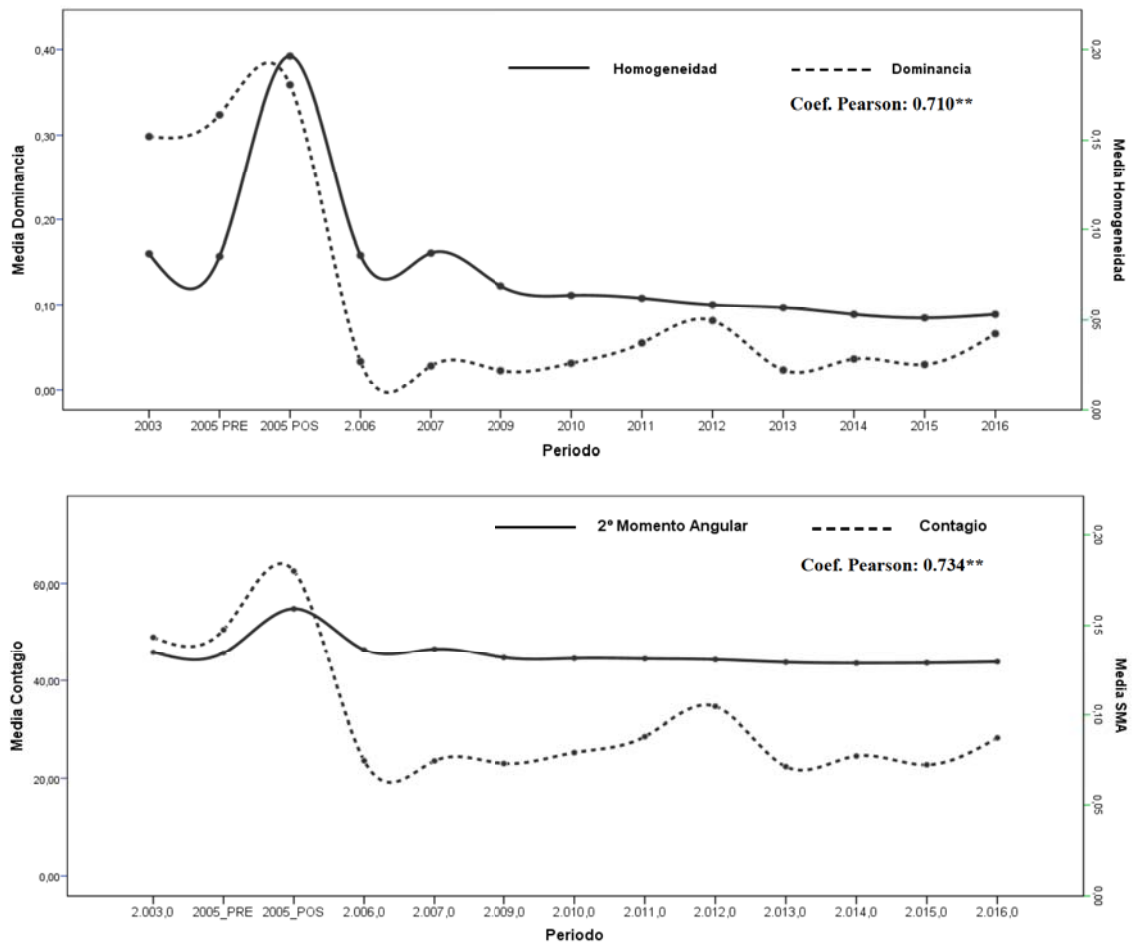


Figura 84. Comparación entre las métricas continuas y categóricas empleadas en el modelo de O'Neill a partir NBR para la zona del incendio de Riba de Saelices – Guadalajara.

Adicionalmente, con el fin de determinar el grado de afectación sobre la medición de la estructura del paisaje que podría presentar las áreas intervenidas, en donde se han llevado a cabo actividades de repoblación o tratamientos de manejo forestal (Figura 18 y Figura 22), se realizó un análisis de correlación bivariada entre las áreas manejadas y no manejadas. Por un lado se aplicó la correlación de Pearson para las variables continuas de textura (homogeneidad, SMA y DF), así como correlaciones de Spearman para las variables categóricas originales del modelo de O'Neill (dominancia, contagio y dimensión fractal) para todos los periodos de análisis (Tabla 51).

Tabla 51. Medidas de correlación del modelo de O'Neill sobre áreas intervenidas y no intervenidas

	CONTINUAS			CATEGÓRICAS		
	Homogeneidad	SMA	DF	Dominancia	Contagio	Dimensión fractal
MADRID	0.998	0.999	0.740	0.72	0.687	0.824
GUADALAJARA	1.00	0.998	1.00	0.56	0.632	0.885

Los resultados encontrados muestran que no existen diferencias significativas entre medir la estructura del paisaje para áreas intervenidas y no intervenidas, ya que se obtuvieron valores de coeficiente de correlación altos para la mayoría de los casos, tanto para las métricas continuas como para las métricas categóricas.

Estos resultados posiblemente indican que los planes de manejo fueron infructuosos para estas zonas, probablemente debido a condiciones climáticas adversas. Por lo tanto, y dado que los planes no tuvieron una influencia marcada sobre la estructura del paisaje, se decide trabajar con la totalidad del área, con el fin de poder considerar la totalidad de los datos, sin discriminar entre áreas intervenidas o no intervenidas en los dos incendios.

## 5.5 Análisis espacio-temporal de la estructura del paisaje en relación a la severidad mediante el modelo MEEP

### 5.5.1 Aplicación del modelo MEEP

Una vez definidas y seleccionadas las métricas de variables continuas empleadas en el nuevo Modelo de Estructura Espacial del Paisaje (MEEP), se procedió a caracterizar espacial y temporalmente la estructura del paisaje sobre los incendios de Madrid y Guadalajara. Esta caracterización se realizó en tres escenarios diferentes, el primero de ellos denominado “escenario pre y post-incendio”, el cual mide el impacto inicial del incendio sobre el paisaje; un segundo escenario corresponde al “escenario de recuperación a corto-plazo”, orientado a cuantificar la recuperación más próxima después del incendio, y un último escenario llamado “escenario de estado a medio plazo o de estado actual”, en el cual se evalúa el estado actual en relación a su estado inicial.

***Incendio de Pantano de San Juan (Madrid)***

La aplicación del modelo MEEP se realizó en función de los tres escenarios de evaluación explicados anteriormente. La Tabla 52 recoge los resultados para los tres escenarios, especificando las fechas para las que se aplican, y mostrando los resultados de los tres indicadores del cambio: la magnitud del cambio (Z), la tendencia y la velocidad del cambio (Ud-Z/año).

En la Figura 85 (izquierda) se muestra de manera visual la evaluación del primer escenario: pre-incendio (punto A) y post-incendio (punto B), mediante la aplicación del modelo MEEP. En esta figura se puede observar la mayor magnitud de cambio (Z) de los tres escenarios analizados, a través del vector  $u$  que presenta un valor de 0.26 con una tendencia a la homogeneidad del paisaje, a una velocidad de cambio de 3.13 unidades de Z por año.

*Tabla 52. Valores de las métricas resultantes de la aplicación del modelo MEEP para cada uno de los escenarios en Madrid*

ESCENARIO PRE Y POS-INCENDIO								
2003 pre			2003 post			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio (Z)	Tendencia	Velocidad Cambio (Ud-Z/año)
0.019	0.056	2.195	0.164	0.104	2.014	0.26	Homogeneidad $\alpha:55 \beta:65 \gamma:135$	3.13
ESCENARIO DE RECUPERACIÓN A CORTO PLAZO								
2003 post			2005			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio	Tendencia	Velocidad cambio
0.164	0.104	2.014	0.023	0.057	2.191	0.23	Heterogeneidad $\alpha:127 \beta:101 \gamma:40$	0.11
ESCENARIO DE ESTADO ACTUAL O MEDIO- PLAZO								
2002			2016			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio	Tendencia	Velocidad cambio
0.018	0.056	2.212	0.014	0.055	2.188	0.17	Homogeneidad $\alpha:171 \beta:90 \gamma:98$	0.011



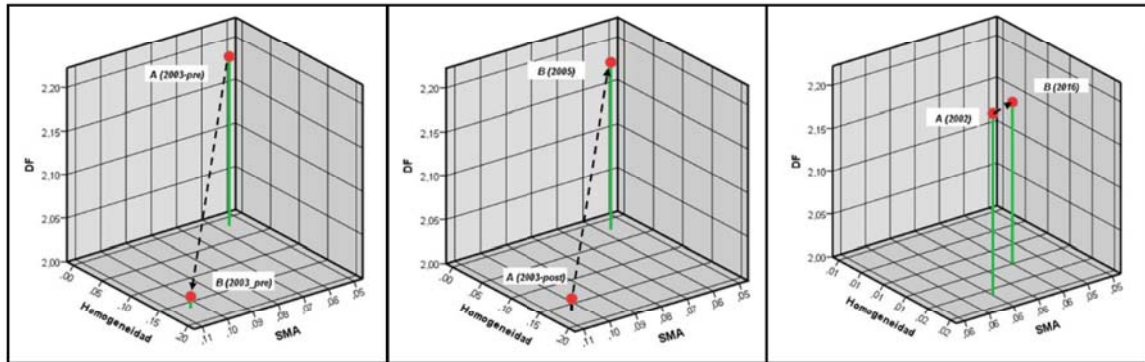


Figura 85. Aplicación del modelo MEEP sobre los tres escenarios de evaluación en la zona de Madrid, de izquierda a derecha (pre y post-incendio, recuperación a corto plazo y estado actual, en donde la flecha punteada indica el valor de magnitud Z).

Para el escenario de recuperación a corto plazo (Figura 85, centro), se evidencia una magnitud de cambio de 0.23 para el periodo 2003 post-incendio y 2005, con una tendencia hacia la heterogeneidad del paisaje, a una velocidad de cambio de 0.11 Ud-Z/año, mucho menor que en el escenario anterior.

Por último, el escenario de evaluación a medio plazo o estado actual (Figura 85, derecha), medido entre los periodos 2002 y 2016, muestra el estado actual del paisaje en relación a las condiciones del periodo inicial, con una magnitud de cambio de 0.17, una tendencia a la homogeneidad, y una velocidad de cambio muy inferior a los otros dos escenarios, de tal solo 0.011 Ud-Z/año, tal y como cabría esperar. Dado el valor reducido de Z en este último escenario se podría concluir que para el año 2016 la región del incendio en Madrid ha recuperado en gran parte la estructura de paisaje que presentada en 2003, seguramente debido a las características del incendio de severidad media-alta según el valor medio de GeoCBI de 2.27 (Figura 49) en un área más pequeña de 910.17 ha, lo que provocó una recuperación más significativa de la cobertura vegetal.

- **Incendio de Riba de Saelices (Guadalajara)**

De manera similar a Madrid, se evaluó la estructura del paisaje del incendio de Guadalajara a través de la aplicación del MEEP en los tres escenarios mencionados (Tabla 53). Para el primero de ellos, se presentó una magnitud de cambio asociada a los periodos 2005 pre y 2005 post-incendio de 0.24, con una velocidad de 2.89 Ud-Z/año. Para el segundo escenario de recuperación a corto plazo se obtuvo un valor de Z de 0.86 correspondiente al periodo 2005post y 2006, siendo el mayor valor de cambio de los tres escenarios, y que tiene asociada una velocidad de 0.71 Ud-Z/año. Finalmente los resultados para el estado actual o

medio plazo arrojan una magnitud de cambio de 0.38 que es superior a la del primer escenario, aunque asociada a una velocidad de 0.029 Ud-Z/año, muy inferior a la que tiene lugar en los otros dos escenarios, aunque superior a la que tiene lugar en el incendio de Madrid.

Tabla 53. Valores de las métricas resultantes de la aplicación del modelo MEEP para cada uno de los escenarios en Guadalajara.

Escenario pre y post-incendio								
2005 pre			2005 post			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio	Tendencia	Velocidad cambio
0.038	0.060	2.247	0.088	0.071	2.01	0.24	Homogeneidad $\alpha:78 \beta:87 \gamma:167$	2.89
Escenario de recuperación a corto plazo								
2005 post			2006			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio	Tendencia	Velocidad cambio
0.088	0.071	2.01	0.039	0.061	2.172	0.86	Heterogeneidad $\alpha:169 \beta:90 \gamma:79$	0.71
Escenario de estado a medio plazo o estado actual								
2003			2016			Indicadores		
H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio	Tendencia	Velocidad cambio
0.039	0.061	2.253	0.024	0.058	2.63	0.38	Homogeneidad $\alpha:169 \beta:90 \gamma:79$	0.029

En la Figura 86 se observa de manera visual la caracterización del paisaje mediante las métricas del modelo MEEP, donde se evidencia para el primer escenario (izquierda) al igual que para el tercer escenario (derecha) una tendencia de homogeneidad. Para el escenario de recuperación a corto plazo (centro) se observa una tendencia de heterogeneidad, siendo la dimensión fractal la que contribuye con valores más altos de cambio.

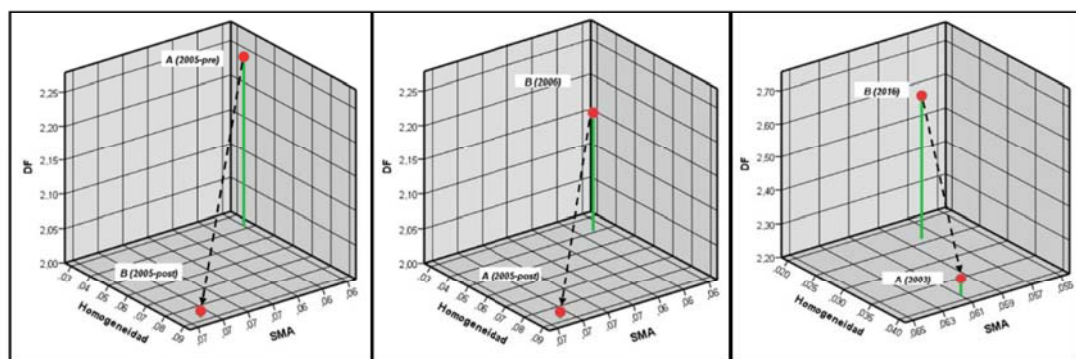


Figura 86. Aplicación del modelo MEEP sobre los tres escenarios de evaluación en la zona de Guadalajara, de izquierda a derecha (pre y post-incendio, recuperación a corto plazo y estado actual, en donde la flecha punteada indica el valor de magnitud Z).

De los resultados obtenidos para la zona de Guadalajara se puede inferir que para el periodo actual, dado que la magnitud de cambio es superior a la del periodo inicial pero inferior al periodo de recuperación a corto plazo, el paisaje no se ha recuperado con respecto a la estructura presentada en el periodo inicial (2003) previo al incendio. Tal circunstancia puede ser debida, muy probablemente, a la alta severidad que caracterizó dicho incendio, el cual dio lugar a cambios muy drásticos en la composición y estructura de las coberturas vegetales, que están llevando a una recuperación más lenta.

### **5.5.2 Análisis en relación a la severidad**

Tras la aplicación del modelo MEEP al conjunto del área incendiada, se procedió a ahondar en el efecto de la severidad sobre el paisaje. El objetivo era analizar las métricas de paisaje que intervienen en el modelo MEEP para tratar de entender la relación entre el grado de severidad y el cambio en la estructura del paisaje. Para ello, se cuantificaron las métricas de homogeneidad, segundo momento angular y dimensión fractal de cada nivel de severidad y fecha de análisis.

#### ***Incendio de pantano de San Juan (Madrid)***

La Tabla 54 muestra los valores de las métricas MEEP a lo largo de periodo de estudio y en función de la severidad (alta, media, baja y no quemado). Se presentan inicialmente los resultados para el nivel de severidad alta, de los que se puede inferir que la métrica de homogeneidad tiene una recuperación considerable, ya que en el año 2016 es de 0.037 cuando al inicio del periodo de estudio era de 0.048. En el caso del SMA se evidencia que a partir del año 2009 empieza a presentar un descenso, estabilizándose posteriormente en un valor de 0.127. Finalmente la DF muestra una recuperación relativamente buena de 2.180 para el periodo actual, especialmente si se comparada con el valor de 2.205 que presentada en el año 2002.

Para el caso de la severidad media se observa que la métrica de SMA corresponde a la de mayor recuperación dado su valor final de 0.127 en el periodo 13 (2016), con respecto a un valor inicial de 0.129 para el periodo 1 (2002), seguida por la métrica de homogeneidad y DF. Para el nivel de severidad bajo se presenta un comportamiento similar al descrito en los niveles anteriores. Finalmente para el nivel de áreas no quemadas no se evidencia cambios entre las métricas de homogeneidad y SAM, sin embargo la DF muestra fluctuaciones que pueden estar asociadas a efectos fenológicos o climatológicos.



Con lo anterior se concluye que los resultados modelados a través del análisis MEEP muestran una clara relación entre el nivel de severidad y el grado de configuración del paisaje, acompañado por tendencias de recuperación significativa de la estructura del paisaje en mayor medida para la métrica SMA para los niveles alto, medio y bajo de severidad.

Tabla 54. Evaluación de las métricas con respecto a los periodos mediante la aplicación del modelo MEEP para Madrid.

AÑO	2002	2003 Pre	2003 Post	2005	2006	2007	2009	2010	2011	2013	2014	2015	2016
Periodo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD ALTA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.048	0.050	0.518	0.063	0.037	0.045	0.057	0.040	0.035	0.035	0.040	0.044	0.037
<b>SMA</b>	0.129	0.129	0.307	0.130	0.128	0.129	0.130	0.128	0.127	0.127	0.127	0.127	0.127
<b>DF</b>	2.205	2.182	2.011	2.161	2.200	2.198	2.140	2.199	2.138	2.185	2.205	2.201	2.180
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD MEDIA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.032	0.039	0.314	0.042	0.038	0.044	0.053	0.037	0.036	0.036	0.034	0.038	0.029
<b>SMA</b>	0.128	0.128	0.179	0.128	0.128	0.128	0.130	0.128	0.127	0.127	0.127	0.127	0.127
<b>DF</b>	2.204	2.196	2.017	2.193	2.205	2.205	2.168	2.191	2.139	2.187	2.210	2.206	2.177
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD BAJA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.036	0.032	0.112	0.028	0.029	0.033	0.037	0.033	0.030	0.030	0.033	0.030	0.023
<b>SMA</b>	0.128	0.128	0.137	0.127	0.127	0.127	0.128	0.127	0.127	0.127	0.127	0.127	0.126
<b>DF</b>	2.231	2.218	2.019	2.245	2.236	2.228	2.211	2.222	2.178	2.233	2.265	2.257	2.205
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS NO QUEMADAS</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.034	0.033	0.021	0.038	0.029	0.034	0.032	0.028	0.027	0.035	0.037	0.031	0.034
<b>SMA</b>	0.128	0.127	0.126	0.128	0.127	0.127	0.127	0.127	0.127	0.127	0.128	0.127	0.127
<b>DF</b>	2.261	2.249	2.392	2.318	2.272	2.267	2.255	2.267	2.230	2.287	2.319	2.311	2.255

SMA= segundo momento angular, DF = dimensión fractal

De manera gráfica (Figura 87) se presenta la asociación de las métricas por niveles de severidad y periodos. En dicha figura se observa que la estructura del paisaje tiene una relación directa con la severidad, ya que niveles de severidad altos corresponden a cambios más pronunciados de homogeneidad y SMA. Para la métrica de dimensión fractal se observa un comportamiento de relación inversa para todos los niveles exceptuando el de no quemado.

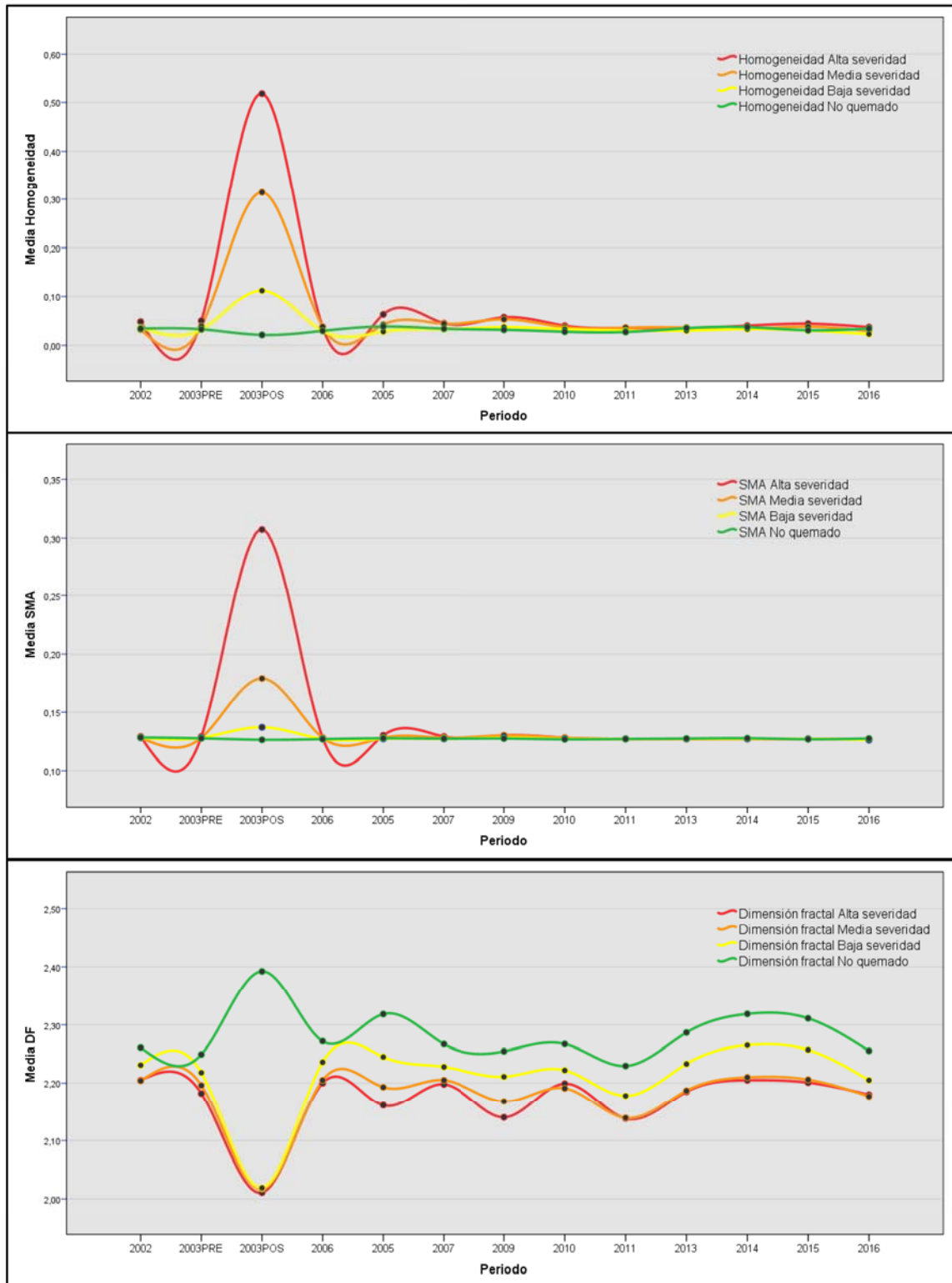


Figura 87. Evaluación del nivel de severidad a través del modelo MEEP para Madrid.

- **Incendio de Riba de Saelices (Guadalajara)**

En el caso de Guadalajara, y teniendo en cuenta que el incendio tuvo un valor de severidad alta, se muestran en la Tabla 55 los valores de las métricas del modelo MEEP para el periodo de estudio y en función de los niveles de severidad. En dicha tabla se observa que en el nivel de severidad alta, la variable de homogeneidad tiene un valor de 0.053 para el periodo actual (2016), frente a 0.087 en el periodo inicial (2003); con respecto al SMA se obtiene un valor de recuperación de 0.129 comparado con un valor de 0.135 para el periodo 1 (2003). Finalmente, para la DF, se obtiene un valor de 2.264, superior al del periodo inicial (2003) de 2.254; tendencias que son asimilables también para el nivel medio de severidad.

Para el nivel bajo de severidad, si bien se observa un comportamiento similar para la homogeneidad y el SMA, la DF marca aún más la tendencia de recuperación de la estructura paisajística, con un valor para el periodo 13 (2016) de 2.264, algo superior al 2.240 del periodo inicial previo al incendio (2003). El nivel de área no quemada, como es natural, tiene valores para el periodo actual muy similares a los del periodo inicial.

Estos resultados permitirían concluir que la evaluación de los niveles de severidad en Guadalajara evidencian una mayor diversidad paisajista al final del 2016, en especial las zonas con un nivel de severidad alta, seguramente relacionadas con una ganancia en la complejidad de las coberturas en la actualidad en comparación a las presentes en el periodo anterior al incendio (2003).



Tabla 55. Evaluación de las métricas con respecto a los periodos mediante la aplicación del modelo MEEP para Guadalajara.

AÑO	2003	2005 Pre	2005 Post	2006	2007	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Periodo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD ALTA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.087	0.053	0.203	0.093	0.090	0.070	0.063	0.061	0.059	0.057	0.053	0.051	0.053
<b>SMA</b>	0.135	0.129	0.154	0.138	0.138	0.132	0.131	0.131	0.131	0.129	0.129	0.129	0.129
<b>DF</b>	2.254	2.246	2.010	2.163	2.184	2.213	2.226	2.233	2.126	2.231	2.231	2.235	2.264
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD MEDIA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.081	0.077	0.056	0.054	0.075	0.065	0.064	0.064	0.056	0.057	0.052	0.051	0.053
<b>SMA</b>	0.135	0.134	0.128	0.130	0.134	0.131	0.132	0.131	0.130	0.129	0.129	0.129	0.130
<b>DF</b>	2.250	2.248	2.011	2.210	2.195	2.218	2.224	2.234	2.148	2.238	2.228	2.239	2.259
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS DE SEVERIDAD BAJA</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.105	0.099	0.050	0.046	0.072	0.066	0.070	0.071	0.062	0.061	0.058	0.062	0.064
<b>SMA</b>	0.140	0.138	0.129	0.129	0.133	0.131	0.133	0.135	0.131	0.131	0.130	0.131	0.133
<b>DF</b>	2.240	2.240	2.011	2.236	2.214	2.234	2.237	2.247	2.159	2.258	2.238	2.248	2.264
<b>MÉTRICAS EN ÁREAS NO QUEMADAS</b>													
<b>Homogeneidad</b>	0.078	0.054	0.039	0.040	0.060	0.051	0.061	0.063	0.056	0.054	0.048	0.051	0.054
<b>SMA</b>	0.134	0.131	0.128	0.128	0.131	0.129	0.130	0.132	0.131	0.129	0.128	0.129	0.131
<b>DF</b>	2.274	2.276	2.314	2.260	2.244	2.269	2.268	2.267	2.195	2.290	2.270	2.288	2.296

Para analizar visualmente lo mostrado anteriormente se incluye la Figura 88 en la que se puede observar la relación de las variables con respecto a los periodos por niveles de severidad. En esta figura se evidencia que los niveles de severidad altos presentan las mayores variaciones en todas las métricas, seguido del nivel bajo de severidad, adicionalmente se puede observar un compartimiento de relación inverso para todos los niveles exceptuando el nivel de no quemado.

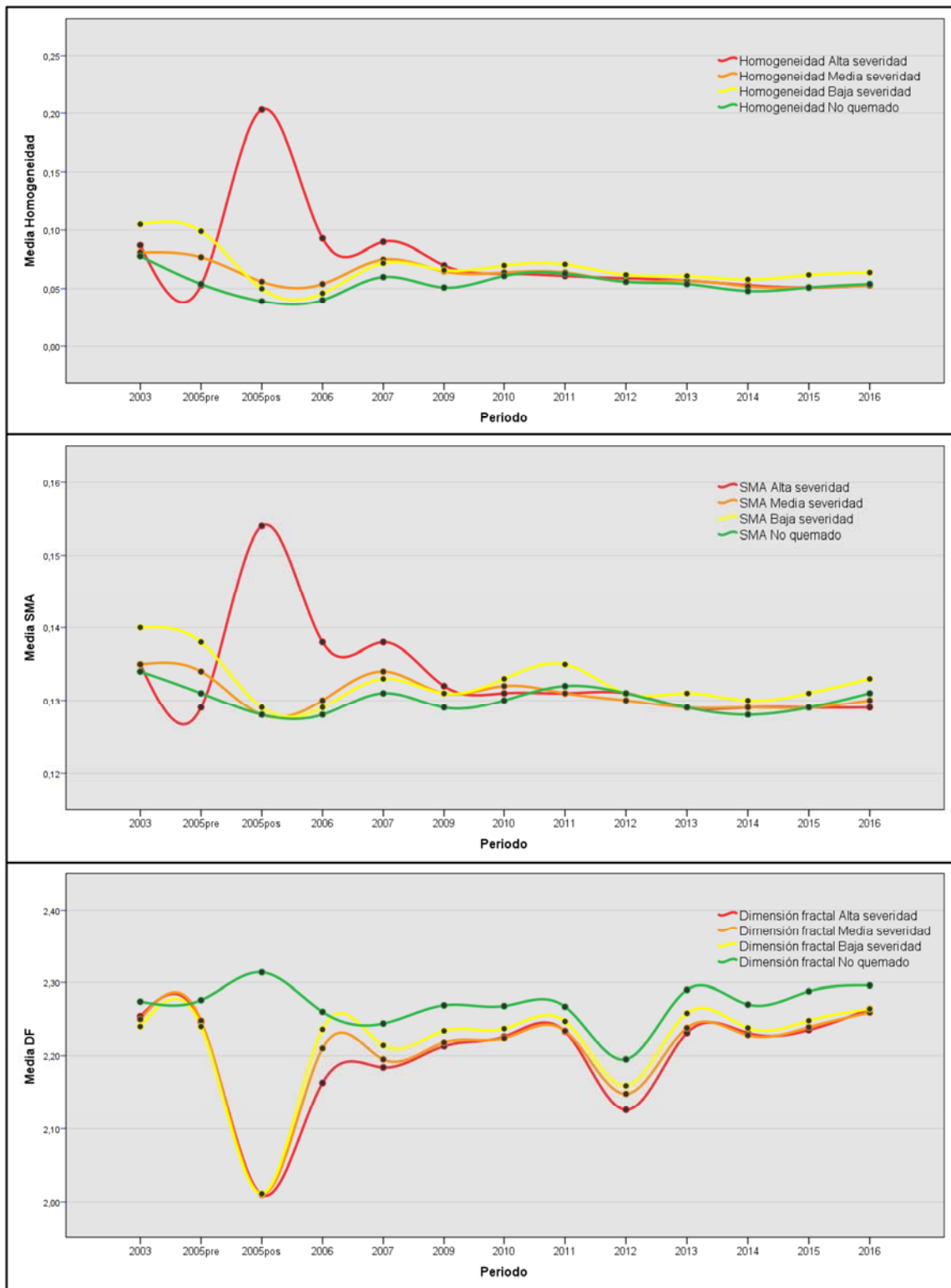


Figura 88. Evaluación del nivel de severidad a través del modelo MEEP para Guadalajara

### 5.5.3 Comparación mediante el modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara

#### *Escenario pre y post-incendio*

Para el primer escenario de comparación (pre- y post-incendio) se observa en la Tabla 56 que en el incendio de Madrid en relación al de Guadalajara, se produjo un cambio en la estructura del paisaje de mayor magnitud (0.26 frente a 0.24) asociado a una mayor velocidad de cambio, 3.13 frente a 2.89 Ud-Z/año. Estos resultados podrían estar indicando que la estructura del paisaje en el caso de Madrid sufrió un cambio de configuración espacial mayor y más rápida que el sufrido por el paisaje en el caso de Guadalajara.

Tabla 56. Comparación de las métricas para ambos incendios para el escenario pre y pos-incendio.

ZONA	PRE-INCENDIO			POST-INCENDIO			INDICADORES		
	H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio (Z)	Tendencia	Velocidad Cambio (Ud. Z/año)
Madrid	0.019	0.056	2.195	0.164	0.104	2.014	0.26	Homogeneidad $\alpha:55 \beta:65 \gamma:135$	3.13
Guadalajara	0.038	0.060	2.247	0.088	0.071	2.010	0.24	Homogeneidad $\alpha:78 \beta:87 \gamma:167$	2.89

La Figura 89 muestra de manera gráfica los cambios ocurridos en los dos incendios para cada una de las tres métricas del modelo. Se puede observar como las métricas guardan grandes semejanzas a diferencia de la homogeneidad, la cual para el área de Guadalajara en el periodo pre-incendio (2005-pre) es más alta que para Madrid (2003-pre), lo que indica que el paisaje de Guadalajara era mucho más homogéneo que Madrid antes del incendio.

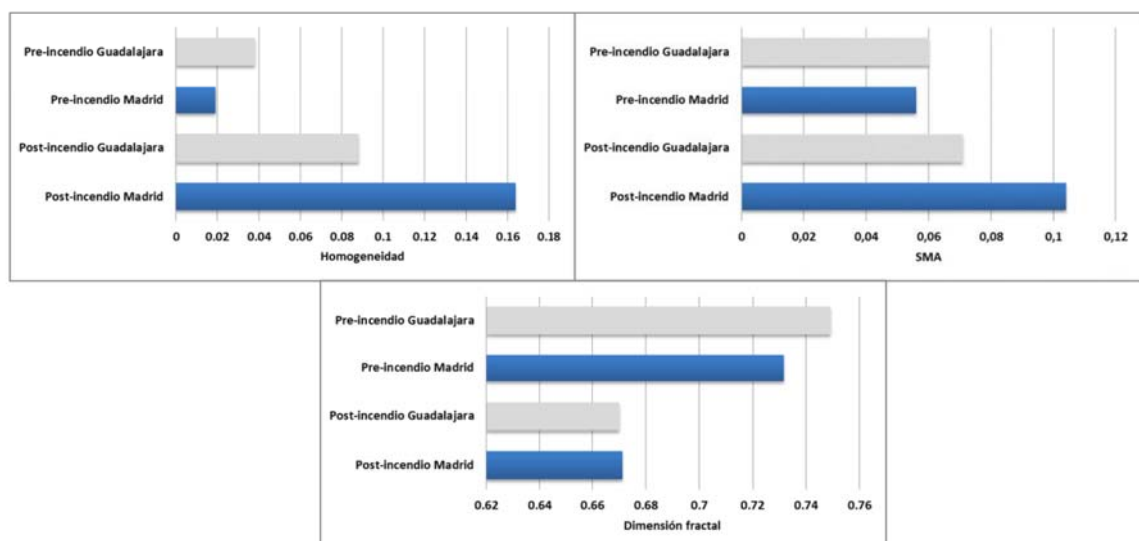


Figura 89. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario pre y post incendio.



Por otro lado, en el periodo pre-incendio, Guadalajara presentaba mayor diversidad paisajística con valores más altos de dimensión fractal, lo que podría indicar la presencia de grandes áreas de vegetación con mayor número de especies.

Respecto al periodo post-incendio Madrid (2003-post) se diferencia de Guadalajara (2005-post) en una mayor homogeneidad y SMA, es decir, la severidad en el incendio de Madrid provocó una mayor uniformidad del paisaje, mientras que Guadalajara al presentar una mayor superficie de afectación este efecto homogenizador no fue tan marcado.

Igualmente se evidencia un notable descenso en los valores de DF, disminuyendo así su grado de complejidad a causa del fuego (Figura 89), aunque estas disminuciones son similares en los valores de DF, son diferentes en sus valores de homogeneidad y SMA, las cuales son mayores para Madrid, donde la severidad tomó valores medio-altos de GeoCBI (2.27). Es decir, el grado de severidad se refleja de mejor manera sobre los cambios inmediatos de homogeneidad y SMA, convirtiéndolas en medidas más sensibles (Figura 90).

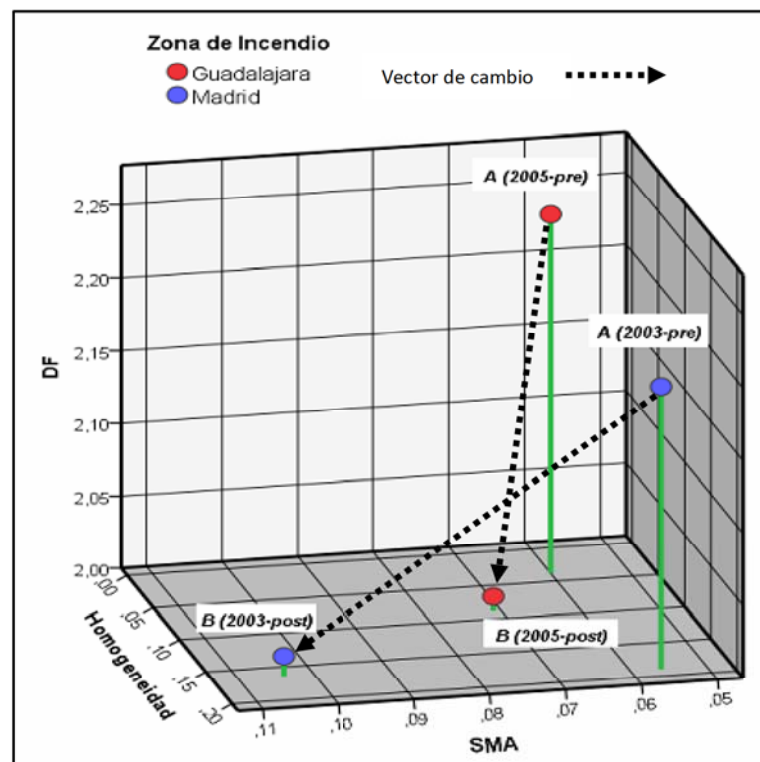


Figura 90. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario pre y post-incendio

La dirección y magnitud del cambio puede estar relacionada con el tipo de cobertura presente en los periodos pre-incendio, un ejemplo de ello es el incendio de Guadalajara, donde la presencia de grandes manchas mono-específicas de pinar antes del incendio, representada a través de valores más altos de homogeneidad y SMA (Figura 90), dio lugar a una alta continuidad en el combustible y posiblemente a un mayor nivel de afectación o severidad. Mientras en Madrid, el área estaba caracterizada por coberturas más discontinuas, caracterizadas por valores iniciales más bajos de homogeneidad y SMA, alcanzándose tras el incendio valores de severidad más bajos que en Guadalajara.

Los resultados anteriores podrían indicar que el empleo del modelo de estructura espacial del paisaje MEEP, permitiría caracterizar la configuración espacial del incendio, pudiendo observar pequeños cambios a través del tiempo producidos a consecuencia de la severidad del incendio, a la vez que podría cuantificar la magnitud de dichos cambios en diferentes regiones.

#### *Escenario de recuperación a corto plazo*

Para el escenario inmediatamente posterior al incendio o de corto plazo, se evidencia la tendencia de recuperación de la heterogeneidad del paisaje mediante la reducción en las medidas de homogeneidad (Tabla 57). A diferencia del primer escenario, en el escenario a corto plazo se observa una magnitud de cambio ( $z$ ) superior para Guadalajara en comparación con Madrid, seguramente debido al nivel de severidad presente, es decir, altos niveles de severidad están asociados a tasa de recuperación de la homogeneidad más rápidas a corto plazo (Guadalajara).

Tabla 57. Comparación de las métricas para ambos incendios en el escenario a corto plazo.

ZONA	POST-INCENDIO			2005/2006			INDICADORES		
	H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio (Z)	Tendencia	Velocidad Cambio (Ud. Z/año)
Madrid	0.164	0.104	2.014	0.023	0.057	2.191	0.23	Homogeneidad $\alpha:127 \beta:101 \gamma:40$	0.11
Guadalajara	0.088	0.071	2.01	0.039	0.061	2.172	0.86	Homogeneidad $\alpha:169 \beta:90 \gamma:69$	0.71

En la Figura 91 se puede observar cómo disminuye la homogeneidad del paisaje en la recuperación a corto plazo. Este cambio es más evidente para el SMA con valores más cercanos a los estados iniciales antes del fuego, sobre todo en la zona del incendio de Madrid, donde la homogeneidad es más reducida para en el año 2005, indicando una mayor

heterogeneidad.

Por otro lado, la dimensión fractal DF evidencia un aumento considerable en ambos incendios, sin llegar a presentar diferencias significativas entre ellos, a pesar de que ambos incendios presentan características diferentes en su nivel de severidad y extensión.

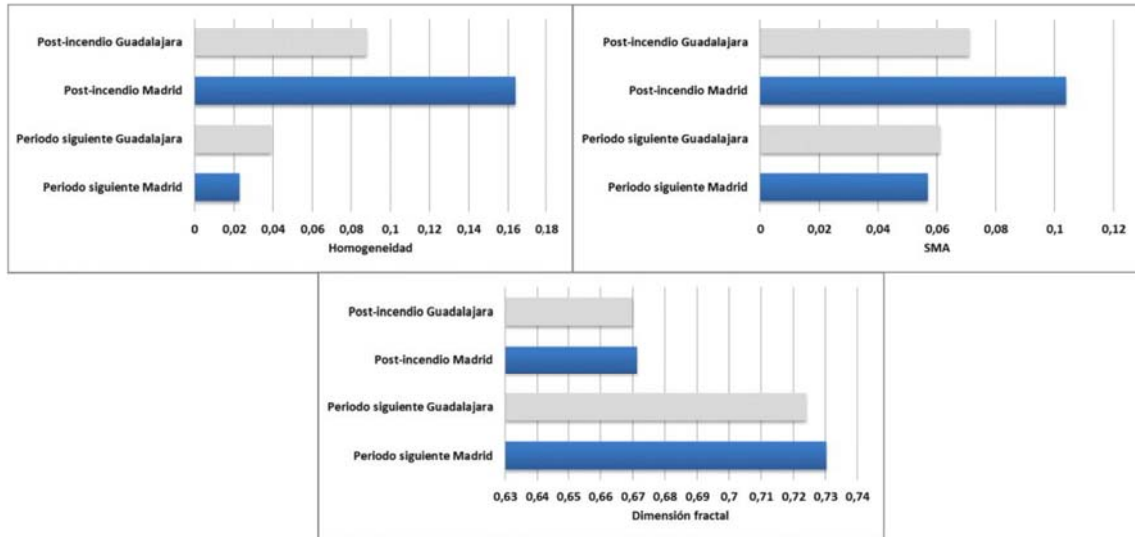


Figura 91. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario de recuperación a corto plazo.

En la Figura 92, se puede apreciar la aplicación del modelo MEEP para el escenario a corto plazo en los incendios de Madrid y Guadalajara, visualmente la magnitud de estas recuperaciones es mayor para Madrid, donde el paisaje gana en heterogeneidad y diversidad paisajística al final del 2005.



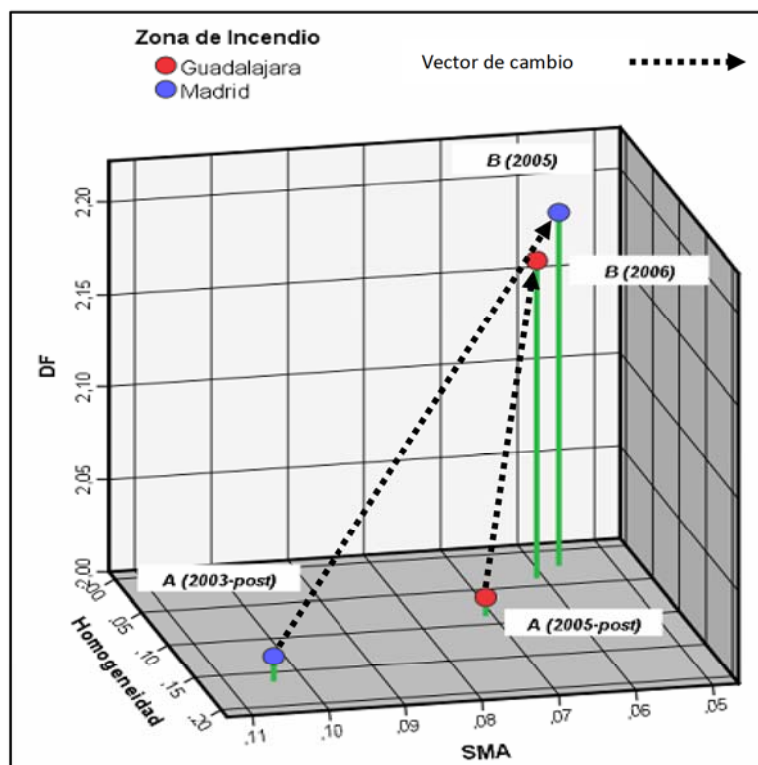


Figura 92. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario de recuperación de corto plazo.

**Escenario a medio plazo o estado actual**

Por último, se presenta el escenario a medio plazo, donde se representan los cambios ocurridos en la estructura del paisaje durante un periodo de 14 años aproximadamente, a partir de la medición del paisaje de la zona de los incendios en un estado inicial, hasta el año final de análisis o estado actual (Tabla 58).

Tabla 58. Comparación de las métricas para ambos incendios en el escenario medio plazo o estado actual.

ZONA	2002/2003			2016			INDICADORES		
	H	SMA	DF	H	SMA	DF	Magnitud de cambio (Z)	Tendencia	Velocidad Cambio (Ud. Z/año)
Madrid	0.018	0.056	2.212	0.014	0.055	2.188	0.17	Homogeneidad $\alpha:171 \beta:90 \gamma:98$	0.011
Guadalajara	0.039	0.061	2.253	0.024	0.058	2.63	0.38	Homogeneidad $\alpha:169 \beta:90 \gamma:79$	0.029

Este escenario es uno de los más importantes, puesto que permite evidenciar el impacto real de la severidad del fuego sobre la estructura del paisaje en cada uno de los incendios. De este modo, una menor diferencia entre las métricas del modelo estaría asociado a un estado de recuperación total, mientras que una mayor diferencia representaría un paisaje totalmente distinto o cambiante, bien sea representado por una pérdida o por una ganancia de la

diversidad paisajística. Es así como en el incendio de Madrid se aprecia, en la Figura 93, un mayor equilibrio entre los valores iniciales y finales de las métricas de homogeneidad, SMA y DF, lo que representa un paisaje en gran parte recuperado, muy cercano a su estado inicial, con una pequeña variación en el SMA.

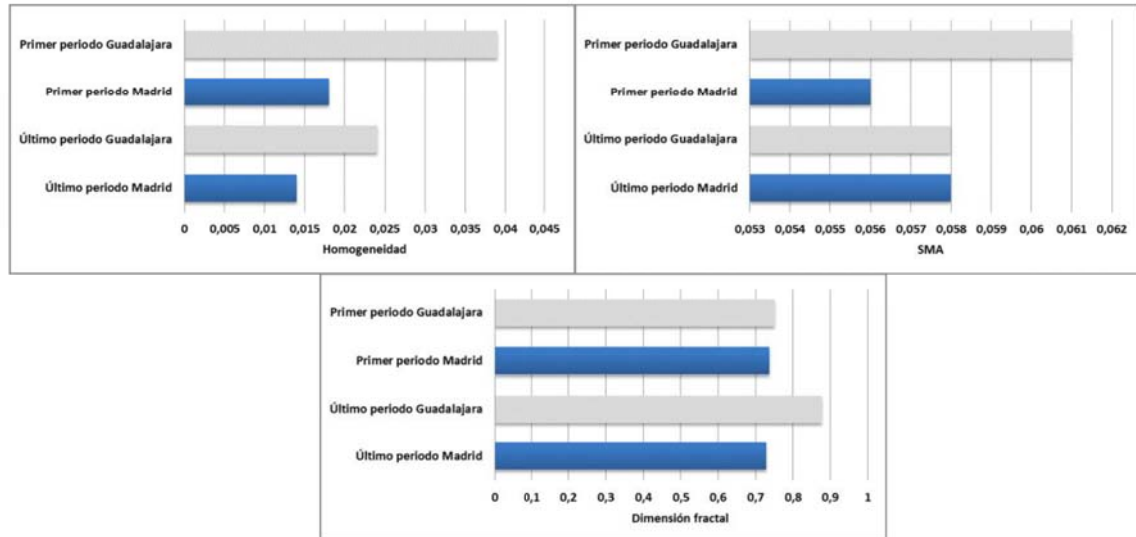


Figura 93. Comparación de métricas entre incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario medio plazo o estado actual.

Lo anterior se puede evidenciar con el valor del vector de cambio, muy pequeño al final del 2016 para Madrid (0.17), lo que indica que el paisaje al final del periodo consigue recuperar su estructura (Figura 94).

Por otra parte, los cambios ocurridos sobre el área del incendio de Guadalajara suponen unos valores finales lejanos a los iniciales; tanto la métrica de homogeneidad como el SMA son menores en el año 2016, esta reducción acarrea una mayor heterogeneidad del paisaje con coberturas más diversas, seguramente en diferentes estados de crecimiento o por la inclusión de nuevas especies. Del mismo modo el valor de la dimensión fractal DF aumenta notablemente, lo que indicaría una mayor complejidad paisajística en las coberturas vegetales al final del 2016.

A la vista de estos resultados, se evidencia que incendios con niveles de severidad altos o muy altos (como Guadalajara) implican grandes modificaciones en la estructura del paisaje como mayores tiempos de recuperación, a diferencia de otros incendios de menor magnitud y extensión (Madrid). Es aquí donde la implementación del modelo de estructura espacial del paisaje (MEEP) brinda un espacio en donde poder representar, cuantificar y analizar los cambios ecológicos provocados por fenómenos como los incendios forestales.

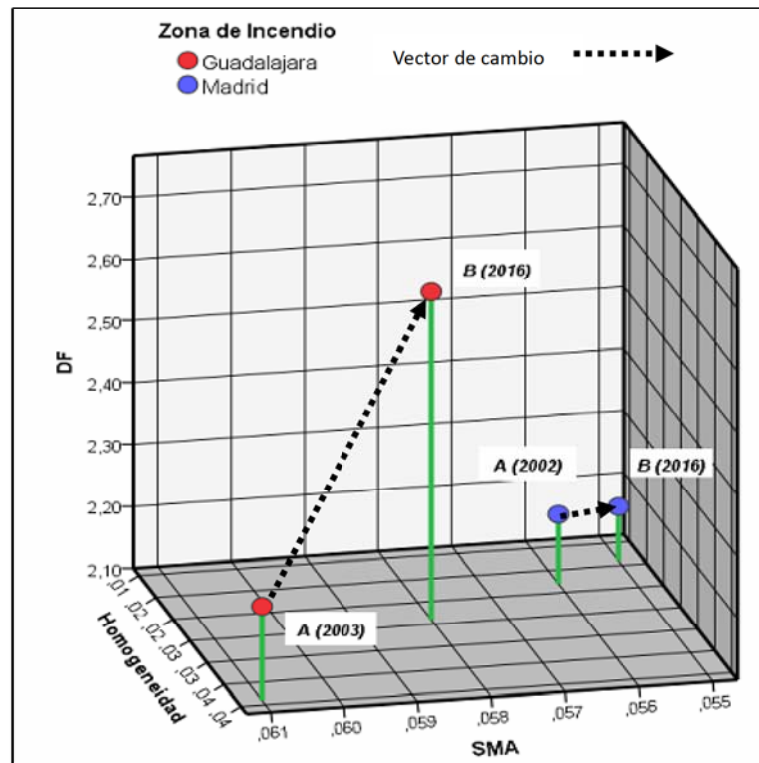


Figura 94. Representación tridimensional del modelo MEEP de los incendios de Madrid y Guadalajara para el escenario medio plazo o estado actual.



**CAPITULO 6**  
**CONCLUSIONES**

---

## CAPITULO 6. CONCLUSIONES

Analizados los índices espectrales derivados de imágenes Landsat, se obtiene que el RBR, seguido por el RdNBR, responden con mayor ajuste y precisión a las mediciones de severidad realizadas en campo (CBI/GeoCBI), presentado además una mayor separabilidad espectral en los 4 niveles de severidad evaluados, en comparación con los índices NBR, dNBR, NDVI y dNDVI. Por otra parte, las diferencias entre áreas de estudio fueron poco importantes, lo que podría indicar que el RBR es una medida de la respuesta espectral válida para ser utilizada en diferentes regiones de incendios con el fin de ajustar los valores de severidad obtenidos en campo.

A la vista de los resultados obtenidos, se puede determinar que los algoritmos de aprendizaje automático “*Machine Learning*” de tipo bayesiano empleados como clasificadores de imágenes Landsat TM, ETM+ y OLI, mejoran la precisión en la estimación de la severidad en incendios forestales, con un buen balance entre los errores de comisión/omisión. De igual forma se puede concluir que la efectividad de este método de clasificación, depende de la información obtenida en campo a través del índice GeoCBI, la cual se utiliza como áreas de entrenamiento. Este método puede brindar una herramienta de modelización más flexible, destacando las posibilidades que ofrece para el análisis de patrones espaciales complejos, ya que permite incorporar en el proceso de modelización información a priori sobre la severidad del incendio, con el objetivo de mejorar el ajuste entre la información establecida en campo y la información obtenida por teledetección.

El análisis de la estructura del paisaje a partir de métricas derivadas de variables continuas resultó un método adecuado para caracterizar la dinámica y los cambios en el paisaje derivados del fuego, permitiendo además la identificación de las métricas más sensibles a dichos cambios. Las métricas de contraste, disimilitud, y entropía evidenciaron la evolución de la heterogeneidad espacial de las áreas de estudio en relación a los incendios sufridos, resultando baja en la primera fecha post-incendio, e incrementándose posteriormente a lo largo del periodo de análisis, hasta llegar incluso a superar los valores iniciales (pre-incendio), como en el caso de Guadalajara. Por otro lado, se pudo demostrar la sensibilidad de las métricas de uniformidad espacial, como la homogeneidad y el SMA, las cuales permitieron una mayor diferenciación espacial en el momento del incendio.

El análisis de la estructura del paisaje a partir de métricas derivadas de variables categóricas, también puso de manifiesto la fuerte relación existente entre la estructura del paisaje y los cambios producidos por incendios forestales. Se evidenció que la severidad del fuego es sensible a la configuración espacial de las cubiertas vegetales, y viceversa, tal y como lo demuestran métricas como la forma, el índice de borde, la distancia euclidiana, el índice de área, el índice de uniformidad de Shannon y el contagio. Por otro lado, la dimensión fractal permitió cuantificar la complejidad espacial de las coberturas generadas por el fuego en los periodos post-incendio, evidenciando el grado de recuperación de la vegetación así como la relación con el nivel de severidad, lo que sugiere que el paisaje generado en zonas de severidad alta, como en Guadalajara, es mucho más diverso que el paisaje inicial previo al fuego. A la vista de estos resultados, se pone de manifiesto que podrían existir relaciones marcadas entre los niveles de severidad y los tiempos de recuperación medidos a través de métricas de paisaje, es decir, niveles de severidad altos conllevan periodos de recuperación más largos.

El modelo de análisis espacial de O'Neill se puede implementar utilizando métricas de paisaje derivadas del análisis de variables continuas, resultando que homogeneidad y SMA fueron las idóneas de entre las calculadas para sustituir a dominancia y contagio. Este hecho permite el uso de variables continuas, como las derivadas de las imágenes de teledetección, lo que podría incrementar notablemente el uso y explotación de este tipo de información.

Por otra parte, resulta patente que el nuevo Modelo de Estructura Espacial del Paisaje (MEEP) propuesto en esta tesis, permite describir y cuantificar la relación presente entre el grado de severidad y los cambios ocurridos en la estructura del paisaje como consecuencia del fuego. Este modelo parece evidenciar que incendios con características similares en cuanto a severidad producen cambios significativos en el paisaje, pero con diferencias marcadas en cuanto a la velocidad de recuperación y tendencias de cambio. Por ejemplo un nivel de severidad alto o medio-alto, como el del pantano de San Juan, produce cambios significativos en el paisaje a mediano plazo, aunque asociados a periodos de recuperación más cortos. Sin embargo, un nivel de severidad alto o muy alto, como el encontrado en el incendio de Riba de Saelices, produce modificaciones del paisaje menos fuertes en términos de estructura, aunque asociado a cambios que se prolongan más en el tiempo.

Las metodologías desarrolladas en este trabajo de investigación deberían integrarse en



futuros programas de manejo de incendios con el fin de ahondar en la relación entre la estructura de las coberturas vegetales y su efecto sobre la severidad, ya que los resultados alcanzados hasta ahora apuntan a un aumento de la heterogeneidad como medida para reducir la severidad.

### ***Recomendaciones futuras***

Aunque los resultados obtenidos permitieron evidenciar los cambios espaciales de la estructura del paisaje a medio plazo, se hace necesario realizar evaluaciones a más largo plazo, con el fin de evidenciar los resultados del impacto de los incendios forestales sobre las sucesiones finales o estados de recuperación de las coberturas.

Aunque la calidad de los datos se ajustó a las hipótesis de los modelos empleados, se hace necesario probar o realizar evaluaciones en otras áreas de estudio, con diferentes características climatológicas, cubiertas vegetales y grados de severidad, con el fin de diferenciar entre los cambios producidos en relación al incendio y aquellos que son consecuencia de la respuesta al clima. Otra tarea interesante sería la de analizar la respuesta de otros sensores a la metodología desarrollada en este trabajo.

## **CAPITULO 7**

## **REFERENCIAS**

---

## CAPITULO 7. REFERENCIAS

- Acácio V, Holmgren M, Moreira F, Mohren GMJ (2010) Oak persistence in Mediterranean landscapes: The combined role of management, topography, and wildfires. *Ecology and Society* **15**,. doi:40.
- Agencia Estatal de Meteorología (2016) AEMET. *Boletines meteorológicos*. <http://www.aemet.es/es/portada>.
- Aguilera Benavente F, Botequilha-Leitão A (2016) Selección de métricas de la ecología del paisaje mediante ACP para la caracterización de los procesos de alteración del paisaje del Algarve ( Portugal ).
- Alonso-Benito A, Hernandez-Leal PA, Gonzalez-Calvo A, Arbelo M, Barreto A (2008) Analysis of Different Methods for Burnt Area Estimation using Remote Sensing and Ground Truth Data. En «IGARSS 2008 - 2008 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.», III-828-III-831. (IEEE) doi:10.1109/IGARSS.2008.4779477.
- Alonso-Canas I, Chuvieco E (2015) Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. *Remote Sensing of Environment* **163**, 140-152. doi:10.1016/j.rse.2015.03.011.
- Altamirano A, Salas C, Yaitul V, Smith-Ramirez C, Ávila A (2013) Influencia de la heterogeneidad del paisaje en la ocurrencia de incendios forestales en Chile Central. *Revista de geografía Norte Grande* **170**, 157-170. <http://biblat.unam.mx/es/revista/revista-de-geografia-norte-grande/articulo/influencia-de-la-heterogeneidad-del-paisaje-en-la-ocurrencia-de-incendios-forestales-en-chile-central>.
- Angeler DG, Allen CR, Uden DR, Johnson RK (2015) Spatial patterns and functional redundancies in a changing boreal lake landscape. *Ecosystems* **18**, 889-902. doi:10.1007/s10021-015-9871-z.
- Aouizerats B, Van Der Werf GR, Balasubramanian R, Betha R (2015) Importance of transboundary transport of biomass burning emissions to regional air quality in Southeast Asia during a high fire event. *Atmospheric Chemistry and Physics* **15**, 363-373. doi:10.5194/acp-15-363-2015.
- Arnett JTTR, Coops NC, Daniels LD, Falls RW (2015) Detecting forest damage after a low-severity fire using remote sensing at multiple scales. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **35**, 239-246. doi:10.1016/j.jag.2014.09.013.
- Arribas ME (1986) Estudio litoestratigráfico de una unidad de edad paleógena. Sector N de la cuenca terciaria del Tajo (provincia de Guadalajara). *Estudios Geológicos* **42**, 103-116. doi:10.3989/egeol.86422-3740.
- Avery TE, Berlin GL, Avery TE (1992) «Fundamentals of remote sensing and airphoto interpretation.» (Macmillan)
- Bachelet D, Neilson RP, James M. Lenihan, Drapek RJ (2001) Projected Effects of Climate Change on Patterns of Vertebrate and Tree Species Richness in the Conterminous United States. *Ecosystems* **4**, 216-225. doi:10.1007/s10021.
- Bajocco S, Ricotta C (2008) Evidence of selective burning in Sardinia (Italy): Which land-cover classes do wildfires prefer? *Landscape Ecology* **23**, 241-248. doi:10.1007/s10980-007-9176-5.
- Baker W (2014) Historical forest structure and fire in Sierran mixed-conifer forests reconstructed from General Land Office survey data. *Ecosphere* **5**, 79. doi:10.1890/ES14-00046.1.
- Banfai DS, Bowman DMJS (2007) Drivers of rain-forest boundary dynamics in Kakadu



- National Park, northern Australia: a field assessment. *Journal of Tropical Ecology* **23**, 73-86. doi:10.1017/S0266467406003701.
- Baraldi A, Girona M, Simonetti D (2010) Operational Two-Stage Stratified Topographic Correction of Spaceborne Multispectral Imagery Employing an Automatic Spectral-Rule-Based Decision-Tree Preliminary Classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **48**, 112-146. doi:10.1109/TGRS.2009.2028017.
- Barrett K, Kasischke ES, McGuire a. D, Turetsky MR, Kane ES (2010a) Modeling fire severity in black spruce stands in the Alaskan boreal forest using spectral and non-spectral geospatial data. *Remote Sensing of Environment* **114**, 1494-1503. doi:10.1016/j.rse.2010.02.001.
- Barrett K, Kasischke ES, McGuire AD, Turetsky MR, Kane ES (2010b) Modeling fire severity in black spruce stands in the Alaskan boreal forest using spectral and non-spectral geospatial data. *Remote Sensing of Environment* **114**, 1494-1503. doi:10.1016/j.rse.2010.02.001.
- Bastarrika A (2009) Cartografía automática de área quemada a nivel local-regional mediante algoritmos de contexto espacial. Universidad de Alcalá de Henares.
- Bastarrika A, Chuvieco E, Martín MP (2011) Remote Sensing of Environment Mapping burned areas from Landsat TM / ETM + data with a two-phase algorithm : Balancing omission and commission errors. *Remote Sensing of Environment* **115**, 1003-1012. doi:10.1016/j.rse.2010.12.005.
- Beatty RM, Taylor AH (2008) Fire history and the structure and dynamics of a mixed conifer forest landscape in the northern Sierra Nevada, Lake Tahoe Basin, California, USA. *Forest Ecology and Management* **255**, 707-719. doi:10.1016/j.foreco.2007.09.044.
- Bellehumeur C, Legendre P (1998) Multiscale sources of variation in ecological variables: Modeling spatial dispersion, elaborating sampling designs. *Landscape Ecology* **13**, 15-25. doi:10.1023/A:1007903325977.
- Benjamin SG (2016) Extraction of Fire Region From Forest Fire Images Using Color Rules and Texture Analysis.
- Benson ML, Briggs I (1978) Mapping the extent and intensity of major forest fires in Australia using digital analysis of Landsat imagery. *Proc international symposium on remote sensing for observation and inventory of earth resources and the endangered environment, Freiburg, July 1978 Vol 3 1965-1980.* <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0018211493&partnerID=40&md5=46b586329e2277c5ba7dd2fafea88856>.
- Bertolette D, Spotskey D (2001) Remotely sensed burn severity mapping. En «Crossing Boundaries Park Manag. Proc. 11th Conf. Res. Resour. Manag. Park. Public Lands», 44-51 <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Remotely+sensed+burn+severity+mapping#4>.
- Bobbe T, Clark J (2006) Using Remote Sensing to Map and Monitor Fire Damage in Forest Ecosystems. «Underst. For. Disturb. Spat. Pattern». pp. 113-131. (CRC Press) doi:10.1201/9781420005189.ch5.
- Bobbe T, Finco M V., Quayle B, Lannom K, Sohlberg R, Parsons A (2003) Field Measurements for the Training and Validation of Burn Severity Maps from Spaceborne , Remotely Sensed Imagery Principal Investigators. *USDI Joint Fire Science Program Final Project Report JFSP REP 2001-2 15*.
- Bond WJ, Keeley JE (2005) Fire as a global «herbivore»: The ecology and evolution of flammable ecosystems. *Trends in Ecology and Evolution* **20**, 387-394. doi:10.1016/j.tree.2005.04.025.

- Bond WJ, Van Wilgen BW (1996) «Fire and plants.»
- Boschetti L, Brivio PA, Eva HD, Gallego J, Baraldi A, Grégoire JM (2006) A sampling method for the retrospective validation of global burned area products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **44**, 1765-1772. doi:10.1109/TGRS.2006.874039.
- Boschetti L, Roy DP (2009) Strategies for the fusion of satellite fire radiative power with burned area data for fire radiative energy derivation. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* **114**,. doi:10.1029/2008JDO11645.
- Botequilha Leitão A, Ahern J (2002) Applying landscape ecological concepts and metrics in sustainable landscape planning. *Landscape and Urban Planning* **59**, 65-93. doi:10.1016/S0169-2046(02)00005-1.
- Botti S, Allen C, Anderson E, Keifer M, O'Brien D, Power R, Wallner D (1992) «Fire Monitoring Handbook: Western Region. Prescribed and Natural Fire Monitoring Task Force. San Francisco: National Park Service.» (National Park Service U.S. Department of the Interior)
- Bourgeau-Chavez LL, Kasischke ES, Brunzell S, Mudd JP, Tukman M (2002) Mapping fire scars in global boreal forests using imaging radar data. *Int. J. Remote Sens.* **23**, 4211-4234. doi:10.1080/01431160110109589.
- Bourgeau-Chavez L, Kasischke E, French NH. (1994) Using ERS-1 SAR Imagery to Monitor Variations in Burn Severity in an Alaskan Fire-disturbed Boreal Forest Ecosystem. *Environmental Research* 243-245. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=399093>.
- Bowman DMJSJKBPAWJBJMCMACCMDRSDJCDSPHFHJJEKMAKC (2009) Fire in the Earth System. *Science* 481-484.
- Bowman DMJS, Balch J, Artaxo P, Bond WJ, Cochrane MA, D'Antonio CM, Defries R, Johnston FH, Keeley JE, Krawchuk MA, Kull CA, Mack M, Moritz MA, Pyne S, Roos CI, Scott AC, Sodhi NS, Swetnam TW (2011) The human dimension of fire regimes on Earth. *Journal of Biogeography* **38**, 2223-2236. doi:10.1111/j.1365-2699.2011.02595.x.
- Brewer CK, Winne JC, Opitz DW, Mangrich M V (2005) Classifying and Mapping Wildfire Severity: a comparison of Methods. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **71**, 1311-1320.
- Brumby SP, Harvey NR, Bloch JJ, Theiler JP, Perkins SJ, Young AC, Szymanski JJ (2001) Evolving forest fire burn severity classification algorithms for multispectral imagery. En Shen SS, Descour MR (eds) «VII. Proc. a Symp. Int. Soc. Opt. Photonics», Orlando, Florida, USA.(Orlando, Florida, USA)
- Burel F, Baudry J (2002) «Ecología del paisaje: Conceptos, métodos y aplicaciones.» (E Mundi-Prensa, Ed.). (Tec & Doc-Lavoisier: Madrid/Barcelona)
- Caetano M (1995) Burned vegetation mapping in mountainous areas with satellite remote sensing. University of California at Santa Barbara.
- Caetano MS, Mertes LAK, Pereira JMC (1994) Using spectral mixture analysis for fire severity mapping. En Oliveira LA, Viegas DX, Varela V, Raimundo AM (eds) «2nd Conf. For. Fire Res.», Coimbra. 667-677. (Coimbra)
- CAM (2005) Repoblación de la superficie afectada por el incendio de 26 de junio de 2003 en los montes del c.u.p. nº 48, nº 50 y nº 54 de la comarca x -San Martín de Valdeiglesias. (Madrid)
- Camarero JJ, Rozas V (2006) Técnicas de análisis espacial de patrones de superficies y detección de fronteras aplicadas en ecología forestal. *Invest Agrar: Sist Recur For* **15**, 66-87.



- Cansler CA, McKenzie D (2012) How robust are burn severity indices when applied in a new region? Evaluation of alternate field-based and remote-sensing methods. *Remote Sensing* **4**, 456-483. doi:10.3390/rs4020456.
- Carmona-Moreno C, Belward A, Malingreau JP, Hartley A, Garcia-Alegre M, Antonovskiy M, Buchshtaber V, Pivovarov V (2005) Characterizing interannual variations in global fire calendar using data from Earth observing satellites. *Global Change Biology* **11**, 1537-1555. doi:10.1111/j.1365-2486.2005.01003.x.
- Castillo MES, Garfias RS, Julio GA, Gonzalez LR (2012) Análisis de grandes incendios forestales en la vegetación nativa de Chile. *Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal* **37**, 796-804.
- Chang C-R (1996) Ecosystem Responses to Fire and Variations in Fire Regimes. *Sierra Nevada Ecosystem Project: Final Report to Congress II*, 1071-1099.
- Chappel CB, Agee AJK (1996) Fire Severity and Tree Seedling Establishment in Abies Magnifica Forests, Southern Cascades. *America* **6**, 628-640.
- Chen K, Jacobson C, Blong R (2001) Using Ndvi Image Texture Analysis for Bushfire-Prone Landscape Assessment. *22nd Asian Conference on Remote Sensing, 5-9 November 2001, Singapore* 5-9.
- Chen X, Vierling L, Deering D, Conley A (2005) Monitoring boreal forest leaf area index across a Siberian burn chronosequence: a MODIS validation study. *International Journal of Remote Sensing* **26**, 5433-5451. doi:10.1080/01431160500285142.
- Cheney NP (1981) «Fire Behaviour.»
- Chu T, Guo X (2014) Remote Sensing Techniques in Monitoring Post-Fire Effects and Patterns of Forest Recovery in Boreal Forest Regions: A Review. *Remote Sensing* **6**, 470-520. doi:10.3390/rs6010470.
- Chuvieco E (1996) Empleo de imágenes de satélite para medir la estructura del paisaje: análisis cuantitativo y representación cartográfica. *Serie Geográfica* **6**, 131-147.
- Chuvieco E (2008) «Earth Observation of Global Change The Role of Satellite Remote Sensing in Monitoring the Global Environment.» doi:10.1007/978-1-4020-6358-9\_9.
- Chuvieco E (2009a) «Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems.» (E Chuvieco, Ed.). (Springer Science+Business Media: deblik, Berlin)
- Chuvieco E (2009b) Detección Y Análisis De Incendios Forestales Desde Satélites De Teledetección. *CiencExactFisNat (Esp)* **103**, 173-181.
- Chuvieco E (2010) «Teledetección ambiental: la observación de la tierra desde el espacio.» (Ariel)  
[https://books.google.es/books/about/Teledetección\\_ambiental.html?id=43dCSwAACA-AJ&hl=es](https://books.google.es/books/about/Teledetección_ambiental.html?id=43dCSwAACA-AJ&hl=es).
- Chuvieco E, Congalton R (1988) Using cluster analysis to improve the selection of training statistics in classifying remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **54**, 1275-1281.
- Chuvieco E, Giglio L, Justice C (2008) Global characterization of fire activity: Toward defining fire regimes from Earth observation data. *Global Change Biology* **14**, 1488-1502. doi:10.1111/j.1365-2486.2008.01585.x.
- Chuvieco E, Justice C (2010) «Advances in earth observation of global change.» doi:10.1007/978-90-481-9085-0.
- Chuvieco E, Kasischke ES (2007) Remote sensing information for fire management and fire effects assessment. **112**, 1-8. doi:10.1029/2006JG000230.
- Chuvieco E, Mart MP, Palacios A (2002) Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *Int J Remote Sensing* **23**, 5103-5110. doi:10.1080/01431160210153129.



- Chuvienco E, De Santis A, Yedra M (2007) Reflexiones sobre el empleo de modelos empíricos y de simulación en la estimación de variables ambientales: aplicaciones en gestión de incendios forestales. *geogra.uah.es* 161-169. <http://www.geogra.uah.es/gita/equipo/marta/publicaciones/ChuviencoAET2007b.pdf>.
- Civco DL (1989) Topographic Normalization of Landsat Thematic Mapper Digital Imagery. *Photogramm Eng Remote S* **55**, 1303-1309.
- Clausi DA (2002) An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization. *Canadian Journal of Remote Sensing* **28**, 45-62. doi:10.5589/m02-004.
- Cocke AE, Fulé PZ, Crouse JE (2005a) Comparison of burn severity assessments using Differenced Normalized Burn Ratio and ground data. *International Journal of Wildland Fire*.
- Cohen WB, Goward SN (2004) Landsat 's Role in Ecological Applications of Remote Sensing. **54**, 535-545.
- Conard SG, Sukhinin AI, Stocks BJ, Cahoon DR, Davidenko EP, Ivanova GA (2002) on Carbon Cycling and Emissions in Siberia. *Climatic Change* **55**, 197-211.
- Congalton RG, Green K (2009) «Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices.» doi:10.1111/j.1477-9730.2010.00574\_2.x.
- Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B, Lambin E (2004) Review Article Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* **25**, 1565-1596. doi:10.1080/0143116031000101675.
- Corona P, Lamonaca A, Chirici G (2008) Remote sensing support for post fire forest management. *IForest* **1**, 6-12. doi:10.3832/ifor0305-0010006.
- Cottrell WH (1989) «The Book of Fire.» (Mountain Press, Ed.). (Missoula MT)
- Csiszar I, Denis L, Giglio L, Justice CO, Hewson J (2005) Global fire activity from two years of MODIS data. *International Journal of Wildland Fire* **14**, 117. doi:10.1071/WF03078.
- Cushman SA, Mcgarigal K (2010) The Gradient Concept of Landscape Structure. *Spatial Complexity, Informatics, and Wildlife Conservation* 1-458. doi:10.1007/978-4-431-87771-4.
- Cushman SA, McGarigal K, Neel MC (2008) Parsimony in landscape metrics: Strength, universality, and consistency. *Ecological Indicators* **8**, 691-703. doi:10.1016/j.ecolind.2007.12.002.
- Dale virginia h., Joyce linda a., McNulty S, P. R, Neilson matthew p., Ayres michael d., Flannigan paul j., Hanson lloyd c., Irland ariel e., Lugo chris j., Peterson, daniel simberloff, frederick j. Swanson brian j. S, Wotton BM (2001) Return to the Magic Well: Echolocation Behavior of Bats and Responses of Insect Prey. *BioScience* **51**, 555-556. doi:10.1641/0006-3568(2001)051.
- Danko J, Rogan J, Kulakowski D, Mcconnell M, Way H (2014) Mapping Burn Severity using the Composite Burn Index in an Oak Savannah in Central Massachusetts. 36-48.
- De Clercq EM, Vandemoortele F, De Wulf RR (2006) A method for the selection of relevant pattern indices for monitoring of spatial forest cover pattern at a regional scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **8**, 113-125. doi:10.1016/j.jag.2005.07.002.
- De Santis A, Asner GP, Vaughan PJ, Knapp DE (2010) Mapping burn severity and burning efficiency in California using simulation models and Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* **114**, 1535-1545. doi:10.1016/j.rse.2010.02.008.
- De Santis A, Chuvienco E (2007) Burn severity estimation from remotely sensed data: Performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment* **108**, 422-435. doi:10.1016/j.rse.2006.11.022.

- De Santis A, Chuvieco E (2008) Análisis comparativo de sensores espaciales para la cartografía de la severidad en el incendio de Riba de Saelices (Guadalajara). *Comparative analysis of different satellite-borne sensors to map burn severity in the Riba de Saelices (Guadalajara) fire* 25-37.
- De Santis A, Chuvieco E (2009) GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* **113**, 554-562. doi:10.1016/j.rse.2008.10.011.
- De Santis A, Chuvieco E, Vaughan PJ (2009) Remote Sensing of Environment Short-term assessment of burn severity using the inversion of PROSPECT and GeoSail models. *Remote Sensing of Environment* **113**, 126-136. doi:10.1016/j.rse.2008.08.008.
- De Santis A, Vaughan P, Chuvieco E (2006) Foliage moisture content estimation from one-dimensional and two-dimensional spectroradiometry for fire danger assessment. **111**, 1-12. doi:10.1029/2005JG000149.
- De Santis A, Yebra A (2007) Reflexiones sobre el empleo de modelos empíricos y de simulación en la estimación de variables ambientales: aplicaciones en gestión de incendios forestales. 978-987.
- Díaz-Delgado R, Lloret F, Pons X (2004) Spatial patterns of fire occurrence in Catalonia, NE, Spain. *Landscape Ecology* **19**, 731-745. doi:10.1007/s10980-005-0183-1.
- Díaz-Delgado R, Lloret F, Pons X, Terradas J (2002) Satellite Evidence of Decreasing Resilience in Mediterranean Plant Communities After Recurrent Wildfires. *Ecology* **83**, 2293-2303. doi:10.1890/0012-9658(2002)083[2293:SEODRI]2.0.CO;2.
- Díaz-Delgado R, Pons FL& X (2003) Influence of fire severity on plant regeneration by means of remote sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing* **24**, 1751-1763. doi:10.1080/01431160210144732.
- Dickinson M, Johnson E (2001) Fire effects on trees. *Forest fires: behavior and ecological effects ...* 2001. doi:10.1016/B978-012386660-8/50016-7.
- Duffy PA, Epting J, Graham JM, Rupp TS, McGuire AD (2007) Analysis of Alaskan burn severity patterns using remotely sensed data. *International Journal of Wildland Fire* **16**, 277. doi:10.1071/WF06034.
- Duguy B, Alloza JA, Röder A, Vallejo R, Pastor F (2007) Modelling the effects of landscape fuel treatments on fire growth and behaviour in a Mediterranean landscape (eastern Spain). *International Journal of Wildland Fire* **16**, 619-632. doi:10.1071/WF06101.
- Dwyer E, Pereira JMC, Grégoire J-M, Dacamara CC (2000) Characterization of the spatio-temporal patterns of global fire activity using satellite imagery for the period. *Journal of Biogeography* **27**, 57-69. doi:10.1046/j.1365-2699.2000.00339.x.
- Eastman J. (1985) Single-Pass Measurement of the Fractional Dimensionality of Digitized Cartographic Lines. *Canadian Cartographic Association*.
- Elvidge CD (1990) Visible and near infrared reflectance characteristics of dry plant materials. *International Journal of Remote Sensing* **11**, 1775-1795. doi:10.1080/01431169008955129.
- EPA (1994) Monitoring and Assessment Research Plan. EPA 620/R-94/009. Environmental Monitoring Systems Laboratory, Las Vegas, NV. (Las Vegas, NV) doi:EPA 620/R-94/009.
- Epting J, Verbyla D (2005) Landscape-level interactions of prefire vegetation, burn severity, and postfire vegetation over a 16-year period in interior Alaska. *Canadian Journal of Forest Research*.
- 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**, 328-339. doi:10.1016/j.rse.2005.03.002.



- Ershov D, Novik V (2001) Mapping burned areas in Russia with SPOT4 VEGETATION (S1 product) imagery. *Final Report for the Joint Research Centre of the*.
- Escuin S, Navarro R, Fernandez P (2002) Using remote sensing and GIS to assess wildfire damage throughout the Mediterranean. *Earth Observation Magazine* **11**, 19-22.
- 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**, 1053-1073. doi:10.1080/01431160701281072.
- Eva H, Lambin EF (1998) Burnt area mapping in Central Africa using ATSR data. *International Journal of Remote Sensing* **19**, 3473-3497. doi:10.1080/014311698213768.
- Falk DA, Miller C, McKenzie D, Black AE (2007) Cross-scale analysis of fire regimes. *Ecosystems* **10**, 809-823. doi:10.1007/s10021-007-9070-7.
- FAO (2001) Global forest fire assessment 1990-2000. *Forest Resources Assessment Programme* 494 pp.
- FAO (2015) «Global Forest Resources Assessment 2015. Desk reference.» doi:10.1002/2014GB005021.
- Fernández N, Piñeiro G (2001) «Ecosistemas: revista científica y técnica de ecología y medio ambiente.» (Grupo Enfoca) <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2746742>.
- Flanders D, Hall-Beyer M, Pereverzoff J (2003) Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing* **29**, 441-452. doi:10.5589/m03-006.
- Flasse SP, Ceccato P (1996) A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *Int. J. Remote Sens.* **17**, 419-424. doi:10.1080/01431169608949018.
- Forman RTT (1995) «Land mosaics: the ecology of the landscapes and regions.» doi:10.2134/jeq1997.00472425002600030047x.
- Forman R, Godron M (1986) «Landscape Ecology.» doi:10.2307/2402669.
- Fortin M-J, Dale MRT (2005) Spatial Analysis: A Guide for Ecologists. 12. doi:10.1017/CBO9780511542039.
- Fox L, Stuart J (1994) Detecting changes in forest condition following wildfire, using image processing and GIS. En «ACSM/ASPRS Annu. Conv. Expo.», Baltimore.(Baltimore)
- Franklin SE (2001) «Remote sensing for sustainable forest management.» doi:10.1201/9781420032857.ch2.
- Fraser RH, Li Z, Cihlar J (2000) Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): A new technique for burned area mapping over boreal forest. *Remote Sensing of Environment* **74**, 362-376. doi:10.1016/S0034-4257(00)00078-X.
- French N, Kasischke E, Hall R, Murphy K, Verbyla D, Hoy E, Allen J (2008) Using Landsat data to assess fire and burn severity in the North American boreal forest region: an overview and summary of results. *International Journal of Wildland Fire* **17**, 443-462. doi:10.1071/WF08007.
- Frohn RC (1998) «Remote sensing for landscape ecology.» (L Publishers, Ed.). (Boca Raton, FL)
- Frohn RC, Hao Y (2006) Landscape metric performance in analyzing two decades of deforestation in the Amazon Basin of Rondonia, Brazil. *Remote Sensing of Environment* **100**, 237-251. doi:10.1016/j.rse.2005.10.026.
- García MJL, Caselles V (1991) Mapping burns and natural reforestation using thematic Mapper data. *Geocarto International* **6**, 31-37. doi:10.1080/10106049109354290.
- García M, Chuvieco E (2004) Assessment of the potential of SAC-C/MMRS imagery for



- mapping burned areas in Spain. *Remote Sensing of Environment* **92**, 414-423. doi:10.1016/j.rse.2004.04.011.
- Garrigues S (2004) Spatial heterogeneity from remote sensing observations of land surface: Characterization and effects on biophysical variable estimates. Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes, France.
- Garrigues S, Allard D, Baret F (2007) Using first- And second-order variograms for characterizing landscape spatial structures from remote sensing imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **45**, 1828-1834. doi:10.1109/TGRS.2007.894572.
- Garrigues S, Allard D, Baret F, Weiss M (2006) Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models. *Remote Sensing of Environment* **103**, 81-96. doi:10.1016/j.rse.2006.03.013.
- Gatrell AC, Bailey TC, Diggle PJ, Rowlingson BS (1996) Point Spatial application pattern analysis geographical epidemiology. *Transactions of the Institute of British Geographers* **21**, 256-274.
- Gergel SE, Turner MG (2002) «Learning landscape ecology: a practical guide to concepts and techniques.» (Springer-Verlag, Ed.).
- Giglio L, Descloitres J, Justice CO, Kaufman YJ (2003) An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment* **87**, 273-282. doi:10.1016/S0034-4257(03)00184-6.
- Giglio L, Loboda T, Roy DP, Quayle B, Justice CO (2009) An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment* **113**, 408-420. doi:10.1016/j.rse.2008.10.006.
- Giglio L, Randerson JT, Van Der Werf GR (2013) Analysis of daily, monthly, and annual burned area using the fourth-generation global fire emissions database (GFED4). *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* **118**, 317-328. doi:10.1002/jgrg.20042.
- Giglio L, Schroeder W, Justice CO (2016) The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment* **178**, 31-41. doi:10.1016/j.rse.2016.02.054.
- Gitas A IZ, San-Miguel-Ayán J, Emilio C, Camia A (2014) Advances in remote sensing and GIS applications in support of forest fire management. *International Journal of Wildland Fire* **23**, 606-619. doi:10.1071/WF12052.
- Goetz SJ, Mack MC, Gurney KR, Randerson JT, Houghton RA (2007) Ecosystem responses to recent climate change and fire disturbance at northern high latitudes: observations and model results contrasting northern Eurasia and North America. *Environmental Research Letters* **2**, 045031. doi:10.1088/1748-9326/2/4/045031.
- Gómez NI, Martín IM (2008) Estudio comparativo de índices espectrales para la cartografía de áreas quemadas con imágenes MODIS. *Revista de Teledetección* **29**, 15-24. <http://www.aet.org.es/revistas/revista29/Revista-AET-29-2.pdf>.
- González-Alonso F, Huesca M, Cuevas-Gozaño J., Martínez S, Gómez JA, De Miguel E (2009) Seguimiento de la regeneración del incendio del rodenal de Guadalajara utilizando imágenes hiperespectrales AHS-INTA. En Leon J de C y (ed) «5º Congr. For. Español», 1-14. (Sociedad Española de Ciencias Forestales)
- González-Alonso F, Merino-de-Miguel S, Roldán-Zamarrón A, García-Gigorro S, Cuevas J. (2005) Algoritmos de estimación de superficies quemadas a partir de. En Teledetección XCN de (ed) Tenerife. 21-23. (Tenerife) <http://www.aet.org.es/congresos/xi/ten8.pdf>.
- González-Tagle MA, Jiménez-Pérez J, Aguirre-Calderón OA, Treviño-Garza E, Vargas-Larreta B, Alanís Rodríguez E (2013) Effect of the Severity of Fire in the Structure

- Characteristics of Conifer Forest Stands. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* **XX**, 33-45. doi:10.5154/r.rchscfa.2013.01.005.
- Gregoire JM, Tansey K, Silva JMN (2003) The GBA2000 initiative: developing a global burnt area database from SPOT-VEGETATION imagery. *International Journal of Remote Sensing* **24**, 1369-1376. doi:10.1080/0143116021000044850.
- Griffith JA, Martinko EA, Price KP (2000) Landscape structure analysis of Kansas at three scales. *Landscape and Urban Planning* **52**, 45-61. doi:10.1016/S0169-2046(00)00112-2.
- Grigulis K, Lavorel S, Davies ID, Dossantos A, Lloret F, Vilà M (2005) Landscape-scale positive feedbacks between fire and expansion of the large tussock grass, *Ampelodesmos mauritanien* in Catalan shrublands. *Global Change Biology* **11**, 1042-1053. doi:10.1111/j.1365-2486.2005.00980.x.
- Groom G, Múcher CA, Ihse M, Wrška T (2006) Remote sensing in landscape ecology: Experiences and perspectives in a European context. En «Landsc. Ecol.», 391-408. (Kluwer Academic Publishers) doi:10.1007/s10980-004-4212-1.
- De Groot WJ, Wein RW (2004) Effects of fire severity and season of burn on *Betula glandulosa* growth dynamics. *International Journal of Wildland Fire* **13**, 287-295. doi:10.1071/WF03048.
- Gustafson E (1998) Quantifying Landscape Spatial Pattern: What Is the State of the Art? *Ecosystems* **1**, 143-156. doi:10.1007/s100219900011.
- Gutierrez-Lopez A, Ramirez AI, Lebel T, Santillan O, Fuentes C (2011) Variogram and correlogram, two proposed estimators of the hydrological variability measurement. *Revista Facultad De Ingenieria-Universidad De Antioquia* 193-202.
- Hall RJ, Freeburn JT, de Groot WJ, Pritchard JM, Lynham TJ, Landry R (2008) Remote sensing of burn severity: experience from western Canada boreal fires. *International Journal of Wildland Fire* **17**, 476. doi:10.1071/WF08013.
- Hall DK, Ormsby JP, Johnson L, Brown J (1980) Landsat digital analysis of the initial recovery of burned tundra at Kokolik River, Alaska. *Remote Sensing of Environment* **10**, 263-272. doi:10.1016/0034-4257(80)90086-3.
- Hantson S, Pueyo S, Chuvieco E (2015) Global fire size distribution is driven by human impact and climate. *Global Ecology and Biogeography* **24**, 77-86. doi:10.1111/geb.12246.
- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I (1973) Textural Features for Image Classification.
- Hargis CD, Bissonette JA, David JL (1998) The behavior of landscape metrics commonly used in the study of habitat fragmentation. *Landscape Ecology* **13**, 167-186. doi:10.1023/A:1007965018633.
- Harris S, Veraverbeke S, Hook S (2011) Evaluating spectral indices for assessing fire severity in chaparral ecosystems (Southern California) using modis/aster (MASTER) airborne simulator data. *Remote Sensing* **3**, 2403-2419. doi:10.3390/rs3112403.
- Hassini A, Benabdelouahed F, Benabadji N, Belbachir AH, Ustomb P, El M (2009) Active Fire Monitoring with Level 1 . 5 MSG Satellite Images Laboratory of Application and Analysis of Radiations LAAR , University of Jean Monet , Saint Etienne UMR 5600 , France. **6**, 157-166.
- Herzog F, Lausch A (2001) Supplementing land-use statistics with landscape metrics: some methodological considerations. *Environmental monitoring and assessment* **72**, 37-50. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11693553>.
- Heward H, Smith AMS, Roy DP, Tinkham WT, Hoffman CM, Morgan P, Lannom KO (2013) Is burn severity related to fire intensity? Observations from landscape scale remote sensing. *International Journal of Wildland Fire* **22**, 910-918.



- doi:10.1071/WF12087.
- Hill J, Stellmes M, Udelhoven T, Röder A, Sommer S (2008) Mediterranean desertification and land degradation. Mapping related land use change syndromes based on satellite observations. *Global and Planetary Change* **64**, 146-157. doi:10.1016/j.gloplacha.2008.10.005.
- Hilty JA, Lidicker Jr. W, Merenlender AM (2006) «Corridor Ecology: The Science and Practice of Linking Landscapes for Biodiversity Conservation.» doi:10.1111/j.1442-9993.2007.01747.x.
- Hitchcock H, Hoffer R (1974) Mapping a recent forest fire with ERTS-1 MSS data. West Lafayette, Indiana, The Laboratory for Applications of Remote Sensing information.
- Hoechstetter (2008) Effects of topography and surface roughness in analyses of landscape structure – A proposal to modify the existing set of landscape metrics. *Landscape Online*. doi:10.3097/LO.200803.
- Holden ZA, Jolly WM (2011) Modeling topographic influences on fuel moisture and fire danger in complex terrain to improve wildland fire management decision support. *Forest Ecology and Management* **262**, 2133-2141. doi:10.1016/j.foreco.2011.08.002.
- Hoscilo A, Tansey KJ, Page SE (2013) Post-fire vegetation response as a proxy to quantify the magnitude of burn severity in tropical peatland. *International Journal of Remote Sensing* **34**, 412-433. doi:10.1080/01431161.2012.709328.
- Houghton JTY, Ding Y, Griggs DJ, Noguer M, van der Linden PJ, Dai X, Maskell K, Johnson CA (2001) «Climate Change 2001: The Scientific Basis.» [http://www.grida.no/climate/ipcc\\_tar/wg1/index.htm](http://www.grida.no/climate/ipcc_tar/wg1/index.htm).
- Hoy EE, French NHF, Turetsky MR, Trigg SN, Kasischke ES (2008) Evaluating the potential of Landsat TM/ETM+ imagery for assessing fire severity in Alaskan black spruce forests. *International Journal of Wildland Fire* **17**, 500-514. doi:10.1071/WF08107.
- Hudak AT, Robichaud PR, Evans J., Clark J, Lannom K, Morgan P, Stone C (2004) Field validation of burned area reflectance classification (BARC) products for post fire assessment. *Tenth Forest Service Remote Sensing Applications Conference* 12.
- Huesca M, Cuevas JM (2009) Comparación de dos algoritmos para la estimación de áreas quemadas a partir de imágenes MODIS . Aplicación a los incendios de Canarias de Julio 2007 Comparison of two burned area algorithms using MODIS data . Application to Canary is- lands forest fire . 24-36.
- Huesca M, González-Alonso F, Cuevas JM, Merino de Miguel S (2008) Estimación de la superficie quemada en los incendios forestales de Canarias en 2007 utilizando sinérgicamente imágenes MODIS y anomalías térmicas. *Investigación agraria: Sistemas y Recursos Forestales* **17**, 308-316.
- Hutto RL (2008) The Ecological Importance of Severe Wildfires : Some like It Hot Author ( s ): Richard L . Hutto Published by : Wiley on behalf of the Ecological Society of America Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/27645904> The Ecological Importance of Severe Wild. *Ecological Applications* **18**, 1827-1834.
- ICONA (2013) Los incendios forestales en España . .
- IGME (1981) Mapa Geológico de España 1:50.000. (MADR) <http://info.igme.es/cartografia/datos/magna50/memorias/MMagna0488.pdf>.
- IGME (1990) Mapa Geomorfológico de España 1:50.000. (Madrid) <http://info.igme.es/cartografia/datos/magna50/memorias/MMagna0557.pdf>.
- IPCC (2013) Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Summary for Policymakers. *IPCC* 1-29. doi:10.1017/CBO9781107415324.
- Jain T, Pilliod DS, Graham R, Lentile LB, Sandquist J (2012) Index for characterizing post -



- fire soil environments in temperate coniferous forest. *Forests* **2**, 445-466.
- Jakubauskas ME, Lulla KP, Mausel PW (1990) Assessment of vegetation change in a fire-altered forest landscape. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **56**, 371-377.
- Janzen DT, Fredeen AL, Wheate R. (2006) Radiometric correction techniques and accuracy assessment for Landsat TM data in remote forested regions. *Canadian Journal of Remote Sensing* **5**, 330-340.
- Jensen JR (1996) «Introductory digital image processing.» (Upper Saddle River, NJ.)
- Jensen JR (2000) «Remote Sensing of Environment: an earth resource perspective.» (Prentice Hall, Ed.). (Upper Saddle River NJ)
- Jia GJ, Burke IC, Goetz AFH, Kaufmann MR, Kindel BC (2006) Assessing spatial patterns of forest fuel using AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment* **102**, 318-327. doi:10.1016/j.rse.2006.02.025.
- Jin Y, Randerson JT, Goetz SJ, Beck PSA, Loranty MM, Goulden ML (2012a) The influence of burn severity on postfire vegetation recovery and albedo change during early succession in North American boreal forests. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* **117**,. doi:10.1029/2011JG001886.
- Josep Vila S, Linde, Diego V, Pascual AL, Palom AR (2006) Conceptos y métodos fundamentales en ecología del paisaje (landscape ecology). Una interpretación desde la geografía. *Documents d'Anàlisi Geogràfica* **48**, 151-166.
- Kajii Y, Kato S, Streets DG, Tsai NY, Shvidenko A, Nilsson S, McCallum I, Minko NP, Abushenko N, Altyntsev D, Khodzer T V. (2002) Boreal forest fires in Siberia in 1998: Estimation of area burned and emissions of pollutants by advanced very high resolution radiometer satellite data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **107**,. doi:10.1029/2001JD001078.
- Kane VR, Lutz J a., Roberts SL, Smith DF, McGaughey RJ, Povak N a., Brooks ML (2013) Landscape-scale effects of fire severity on mixed-conifer and red fir forest structure in Yosemite National Park. *Forest Ecology and Management* **287**, 17-31. doi:10.1016/j.foreco.2012.08.044.
- Kane VR, North MP, Lutz JA, Churchill DJ, Roberts SL, Smith DF, McGaughey RJ, Kane JT, Brooks ML (2014) Assessing fire effects on forest spatial structure using a fusion of landsat and airborne LiDAR data in Yosemite national park. *Remote Sensing of Environment* **151**, 89-101. doi:10.1016/j.rse.2013.07.041.
- Kasischke, B MRT, D RDO, E NHFF, A EEH, B ESK (2008) Evaluation of the composite burn index for assessing fire severity in Alaskan black spruce forests. 515-526.
- Kasischke ES, French NHF (1995) Locating and estimating the areal extent of wildfires in alaskan boreal forests using multiple-season AVHRR NDVI composite data. *Remote Sensing of Environment* **51**, 263-275. doi:10.1016/0034-4257(93)00074-J.
- Katagis T, Gitas IZ, Mitri GH (2014) An object-based approach for fire history reconstruction by using three generations of landsat sensors. *Remote Sensing* **6**, 5480-5496. doi:10.3390/rs6065480.
- Kaufman YT, Tam D, Remer LA (2001) Absorption of sunlight by dust as inferred from satellite and ground-based remote sensing. *Geophysical Research Letters* **28**, 1479-1482.
- Kayitakire F, Hamel C, Defourny P (2006) Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery. *Remote Sensing of Environment* **102**, 390-401. doi:10.1016/j.rse.2006.02.022.
- Keane R (2015) «Wildland Fuels Fundamentals and Applications.» doi:10.1007/978-3-319-09015-3.

- Keane RE, Dillon G, Jain T, Hudak A, Morgan P, Karau E (2012) «The problems with fire severity and its application in fire management.»
- Keeley JE (2009) Fire intensity, fire severity and burn severity: A brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire* **18**, 116-126. doi:10.1071/WF07049.
- Keeley JE, Franklin J, Antonio CD (2011) «The Landscape Ecology of Fire.» doi:10.1007/978-94-007-0301-8.
- Keeley JE, Pausas JG, Rundel PW, Bond WJ, Bradstock RA (2011) Fire as an evolutionary pressure shaping plant traits. *Trends in Plant Science* **16**, 406-411. doi:10.1016/j.tplants.2011.04.002.
- Kelhä V, Rauste Y, Häme T, Sephton T, Buongiorno A, Frauenberger O, Soini K, Venäläinen A, Miguel-Ayanz JS, Vainio T (2003) Combining AVHRR and ATSR satellite sensor data for operational boreal forest fire detection. *Int. J. Remote Sens.* **24**, 1691-1708. doi:10.1080/01431160210144705.
- Kelsey KC, Neff JC (2014) Estimates of aboveground biomass from texture analysis of landsat imagery. *Remote Sensing* **6**, 6407-6422. doi:10.3390/rs6076407.
- Key CH (2006) Ecological and Sampling Constraints on Defining Landscape Fire Severity. *Fire Ecology* **2**, 34-59. doi:10.4996/fireecology.0202034.
- Key C, Benson B (2002a) Key, C. H, and Benson. 2002a. Remote Sensing Measure of Severity, The Normalized Burn Ratio. In: Fire effects monitoring and inventory protocol, Landscape Assessment. Retrieved March 30, 2003 from Systems for Environmental Management and USDA Fire Science. <http://www.fire.org/firemon/lc.htm>.
- Key CH, Benson NC (2002b) Fire effects monitoring and inventory protocol - landscape assessment.
- Key CH, Benson NC (2004) Landscape Assessment (LA) Sampling and Analysis Methods Remote Sensing Measure of Severity: The Normalized Burn Ratio If Unfamiliar With The Science Of Remote Sensing. *FIREMON Landscape Assessment V4* 1-16.
- Key CH, Benson NC (2006b) Landscape assessment (LA): Sampling and analysis methods. *USDA Forest Service General Technical Report RMS-GTR-164-CD* 1-55.
- Keyser TL, Smith FW, Shepperd WD (2009) Short-term impact of post-fire salvage logging on regeneration, hazardous fuel accumulation, and understorey development in ponderosa pine forests of the Black Hills, SD, USA. *International Journal of Wildland Fire* **18**, 451. doi:10.1071/WF08004.
- Kokaly RF, Rockwell BW, Haire SL, King TVV (2007) Characterization of post-fire surface cover, soils, and burn severity at the Cerro Grande Fire, New Mexico, using hyperspectral and multispectral remote sensing. *Remote Sensing of Environment* **106**, 305-325. doi:10.1016/j.rse.2006.08.006.
- Kontoes CC, Poilvé H, Florsch G, Keramitsoglou I, Paralikidis S (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**, 299-316. doi:10.1016/j.jag.2009.04.001.
- Korontzi S, McCarty J, Loboda T, Kumar S, Justice C (2006) Global distribution of agricultural fires in croplands from 3 years of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data. *Global Biogeochemical Cycles* **20**, 1-15. doi:10.1029/2005GB002529.
- Koutsias N, Karteris M, Fernández-Palacios A, Navarro C, Jurado J, Navarro R, Lobo A (1999) Burnt land mapping at local scale. «Remote Sens. Large Wildfires». pp. 157-187. (Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg) doi:10.1007/978-3-642-60164-



4\_9.

- Koutsias N, Martínez-Fernández J, Allgöwer B (2010) Do Factors Causing Wildfires Vary in Space? Evidence from Geographically Weighted Regression. *GIScience & Remote Sensing* **47**, 221-240. doi:10.2747/1548-1603.47.2.221.
- Krebs P, Pezzatti GB, Mazzoleni S, Talbot LM, Conedera M (2010) Fire regime: History and definition of a key concept in disturbance ecology. *Theory in Biosciences* **129**, 53-69. doi:10.1007/s12064-010-0082-z.
- Kuhn M, Johnson K (2013) «Applied Predictive Modeling.» doi:10.1007/978-1-4614-6849-3.
- Kumar SS, Roy DP, Boschetti L, Kremens R (2011) Exploiting the power law distribution properties of satellite fire radiative power retrievals: A method to estimate fire radiative energy and biomass burned from sparse satellite observations. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* **116**, 1-18. doi:10.1029/2011JD015676.
- Kurum M (2015) C-band SAR backscatter evaluation of 2008 gallipoli forest fire. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **12**, 1091-1095. doi:10.1109/LGRS.2014.2382716.
- Larson AJ, Churchill D (2012) Tree spatial patterns in fire-frequent forests of western North America, including mechanisms of pattern formation and implications for designing fuel reduction and restoration treatments. *Forest Ecology and Management* **267**, 74-92. doi:10.1016/j.foreco.2011.11.038.
- Lasaponara R, Cuomo V, Macchiato MF, Simoniello T (2003) A self-adaptive algorithm based on AVHRR multitemporal data analysis for small active fire detection. *International Journal of Remote Sensing* **24**, 1723-1749. doi:10.1080/01431160210144723.
- Lavers CP, Haynes-Young R (1993) Equilibrium landscapes and their aftermath: spatial heterogeneity and the role of new technology. *Landscape ecology and GIS* 57-74.
- Le Maire G, François C, Soudani K, Berveiller D, Pontaville J-Y, Bréda N, Genet H, Davi H, Dufrêne E (2008) Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. *Remote Sensing of Environment* **112**, 3846-3864. doi:10.1016/j.rse.2008.06.005.
- Lecomte N, Simard M, Fenton N, Bergeron Y (2006) Fire severity and long-term ecosystem biomass dynamics in coniferous boreal forests of eastern Canada. *Ecosystems* **9**, 1215-1230. doi:10.1007/s10021-004-0168-x.
- Lee SW, Lee MB, Lee YG, Won MS, Kim JJ, Hong S kwon (2009) Relationship between landscape structure and burn severity at the landscape and class levels in Samchuck, South Korea. *Forest Ecology and Management* **258**, 1594-1604. doi:10.1016/j.foreco.2009.07.017.
- Lentile L, Holden Z, Smith A, Falkowski M, Hudak A, Morgan P, Lewis SA, Gessler PE, Benson NC (2006) Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland Fire* **15**, 319-345. doi:10.1071/WF05097.
- Li H, Reynolds JF. (2016) A Simulation Experiment to Quantify Spatial Heterogeneity in Categorical Maps. **75**, 2446-2455.
- Loboda T V., French NHF, Hight-Harf C, Jenkins L, Miller ME (2013) Mapping fire extent and burn severity in Alaskan tussock tundra: An analysis of the spectral response of tundra vegetation to wildland fire. *Remote Sensing of Environment* **134**, 194-209. doi:10.1016/j.rse.2013.03.003.
- Lovejoy TE, Hannah L (2005) «Climate change and biodiversity.»



- <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=efP4ZWQXgdMC&oi=fnd&pg=PR14&dq=Climate+change+and+biodiversity&ots=LcAbWwUiSc&sig=XPU4t2mRa0kGncX0KBVPssZEJo0>.
- Lutes DC, Keane RE, Caratti JF, Key CH, Benson NC, Sutherland S, Gangi LJ (2006) FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Gen. Tech. Rep. USDA Forest Service RMRS-GTR-164-CD.
- Maehr DS, Cox JA (1995) Landscape Features and Panthers in Florida. *Conservation Biology* **9**, 1008-1019. doi:10.1111/j.1523-1739.2005.00286.x-i1.
- Maestre F., Escudero A, Bonet A, Ambientales C (2008) «Introducción al Análisis Espacial de Datos en Ecología y Ciencias Ambientales: Métodos y Aplicaciones.» [https://books.google.es/books?id=dgDdBAAAQBAJ&pg=PA51&lpg=PA51&dq=pero+sustituyendo+el+tiempo+por+el+espacio+evaluado+de+forma+unidimensional,+para+representar+los+agregados+espaciales+de+una+variable+\(Rose+y+Legget,+1990&source=bl&ots=7k6F2VzZvK&sig=w7Cy](https://books.google.es/books?id=dgDdBAAAQBAJ&pg=PA51&lpg=PA51&dq=pero+sustituyendo+el+tiempo+por+el+espacio+evaluado+de+forma+unidimensional,+para+representar+los+agregados+espaciales+de+una+variable+(Rose+y+Legget,+1990&source=bl&ots=7k6F2VzZvK&sig=w7Cy).
- Mallinis G, Koutsias N, Tsakiri-Strati M, Karteris M (2008) Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **63**, 237-250. doi:10.1016/j.isprsjprs.2007.08.007.
- Malone SL, Kobziar LN, Staudhammer CL, Abd-Elrahman A (2011) Modeling relationships among 217 fires using remote sensing of burn severity in southern pine forests. *Remote Sensing* **3**, 2005-2028. doi:10.3390/rs3092005.
- Manrique GP, Jovita G, Moncalvillo M de B (2013) 9º Revisión del proyecto de ordenación del monte m.u.p. n° 232 «Dehesa de Solanillos».
- Martín-Martín C, Bunce RGH, Saura S, Elena-Rosselló R (2013) Changes and interactions between forest landscape connectivity and burnt area in Spain. *Ecological Indicators* **33**, 129-138. doi:10.1016/j.ecolind.2013.01.018.
- Martín MP, Gómez I, Chuvieco E (2006) Burnt Area Index (BAIM) for burned area discrimination at regional scale using MODIS data. *Forest Ecology and Management* **234**, S221. doi:10.1016/j.foreco.2006.08.248.
- Martínez MJF (2015) Los incendios forestales y la configuración del paisaje de la montaña mediterránea . Un caso de estudio. *Análisis espacial y representación geográfica* 1083-1091.
- Martínez-Fernández J, Chuvieco E, Koutsias N (2013) Modelling long-term fire occurrence factors in Spain by accounting for local variations with geographically weighted regression. *Natural Hazards and Earth System Science* **13**, 311-327. doi:10.5194/nhess-13-311-2013.
- Matteucci SD (2015) Ecología De Paisajes : Filosofía , Conceptos Y Métodos.
- Matteucci S, Silva M (2005) Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado. *Geofocus* **5**, 180-202. doi:10.1017/CBO9781107415324.004.
- Mcgarigal K (2015) Fragstats.Help.4.2. 1-182. doi:10.1016/S0022-3913(12)00047-9.
- McGarigal K, Marks BJ (1995) FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscapesStructure. *General Technical Report PNW-GTR-351 US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station Portland, OR 97331*, 134. doi:10.1061/(ASCE)0733-9437(2005)131:1(94) CE.
- Mcgarigal K, Tagil S, Cushman SA (2009) Surface metrics: an alternative to patch metrics for the quantification of landscape structure.
- McGrew JC, Lembo AJ, Monroe CB (2014) «An introduction to statistical problem solving in geography.»

- McInerney D, San-Miguel-Ayanz J, Corti P, Whitmore C, Giovando C, Camia A (2013) Design and Function of the European Forest Fire Information System. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **79**, 965-973. doi:10.14358/PERS.79.10.965.
- McKenzie D (2014) La historia del fuego y su relación con el clima. *AtmosferaUnamMx*.
- McKenzie D, Gedalof ZEE V, Peterson DL, Mote P (2004) Climatic Change, Wildfire, and Conservation. **18**, 890-902. doi:10.1111/j.1523-1739.2004.00492.x.
- McKenzie D, Miller C, Falk D a (2011) Submitted to Springer for publication in book: 1. Toward a Theory of Landscape Fire.
- McKenzie D, Peterson DL, Alvarado E (1996) Extrapolation problems in modeling fire effects at large spatial scales: A review. *International Journal of Wildland Fire* **6**, 165-176. doi:10.1071/WF9960165.
- Mearns LO, Katz RW, Schneider SH (1984) Extreme High-Temperature Events: Changes in their probabilities with Changes in Mean Temperature. *J. Clim. Appl. Meteorol.* **23**, 1601-1613. doi:10.1175/1520-0450(1984)023<1601:EHTECI>2.0.CO;2.
- Menges ES, Hawkes C V (2017) Interactive Effects of Fire and Microhabitat on Plants of Florida Scrub Author (s): Eric S. Menges and Christine V. Hawkes Published by: Wiley on behalf of the Ecological Society of America Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/2640953> JSTOR is a . **8**, 935-946.
- Merino-de-Miguel S, Alonso FG (2005) Is it possible to timely and accurately estimate wildfire burnt areas using remote sensing techniques? *New Strategies for European Remote Sensing*.
- Mermoz M, Kitzberger T, Veblen TT (2005) Landscape influences on occurrence and spread of wildfires in patagonian forests and shrublands. *Ecology* **86**, 2705-2715. doi:10.1890/04-1850.
- Metzger JP (2001) O Que É Ecologia De Paisagens? *Biota Neotropica* **1**, 1-9. doi:10.1093/hmg/ddn246.
- Mhangara P, Odindi J (2013) Potential of texture-based classification in urban landscapes using multispectral aerial photos. *Texture-based classification using multispectral aerial photos* **109**, 1-9. doi:10.1590/sajs.2013/1273.
- Michalek JL, French NHF, Kasischke ES, Johnson RD, Colwell JE (2000) Using Landsat TM data to estimate carbon release from burned biomass in an Alaskan spruce forest complex. *International Journal of Remote Sensing* **21**, 323-338. doi:10.1080/014311600210858.
- Miettinen J, Liew SC (2005) Connection between fire and land cover change in Southeast Asia: a remote sensing case study in Riau, Sumatra. *International Journal of Remote Sensing* **26**, 1109-1126. doi:10.1080/01431160512331326756.
- Miller C (2007) Simulation of the consequences of different fire regimes to support wildland fire use decisions. *Fire Ecology Special Issue* **3**, 83-102.
- Miller JD, Thode AE (2007) Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment* **109**, 66-80. doi:10.1016/j.rse.2006.12.006.
- Miller JD, Yool SR (2002) Mapping forest post-fire canopy consumption in several overstory types using multi-temporal Landsat TM and ETM data. *Remote Sensing of Environment* **82**, 481-496. doi:10.1016/S0034-4257(02)00071-8.
- Mitchell TM (1997) «Machine Learning.» doi:10.1145/242224.242229.
- Mitri GH, Gitas IZ (2006) Mapping the severity of fire using object-based classification of IKONOS imagery. *International Journal of Wildland Fire* **17**, 431-442. doi:10.1071/WF07103.



- Miyaniishi K, Johnson E a (2002) Process and patterns of duff consumption in the mixedwood boreal forest. *Canadian Journal of Forest Research* **32**, 1285-1295. doi:10.1139/x02-051.
- Møller-Jensen L, Kofie RY, Yankson PWK (2005) Large-area urban growth observations—a hierarchical kernel approach based on image texture. *Geografisk Tidsskrift-Danish Journal of Geography* **105**, 39-47. doi:10.1080/00167223.2005.10649538.
- Montorio R, Perez-Cabello F, Vlassova L, De la Riva Fernandez J (2014) «La severidad del fuego: Revisión de Conceptos , Métodos y Efectos Ambientales.» <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4854191>.
- Moreira F, Viedma O, Arianoutsou M, Curt T, Koutsias N, Rigolot E, Bilgili E (2011) Landscape - wildfire interactions in southern Europe: implications for landscape management. *Journal of environmental management* **92**, 2389-2402.
- Moreno JM, Oechel WC (1989) A simple method for estimating fire intensity after a burn in California chaparral. *Acta Oecologica* **10**, 57-68.
- Moreno Ruiz JA, Riaño D, Arbelo M, French NHF, Ustin SL, Whiting ML (2012) Burned area mapping time series in Canada (1984-1999) from NOAA-AVHRR LTDR: A comparison with other remote sensing products and fire perimeters. *Remote Sensing of Environment* **117**, 407-414. doi:10.1016/j.rse.2011.10.017.
- Morgan P, Hardy CC, Swetnam TW, Rollins MG, Long DG (2001) Mapping fire regimes across time and space: Understanding coarse and fine-scale fire patterns. *International Journal of Wildland Fire* **10**, 329-342. doi:doi:10.1071/WF01032.
- Moritz M (1999) Controls on disturbance regime dynamics: Fire in Los Padres National Forest. University of California, Santa Barbara. <http://www.biogeog.ucsb.edu/publications/controls-disturbance-regime-dynamics-fire-los-padres-national-forest>.
- Mouillot F, Schultz MG, Yue C, Cadule P, Tansey K, Ciais P, Chuvieco E (2014) Ten years of Global Burned Area Products from Spaceborne Remote Sensing - A Review: Analysis of User Needs and Recommendations for Future Developments. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **26**, 64-79. doi:10.1016/j.jag.2013.05.014.
- Murphy KA, Fish US, Service W, Reynolds JH, Koltun J (2004) How well does the National Burn Severity Mapping methodology work on National Wildlife Refuge Lands in Alaska ? **2003**, 1-4.
- Napper C (2006) Burned area emergency response treatments catalog. *National Technology & Development Program - Watershed, Soil, Air, Management 0625 1801-SDTDC* 266 pp.
- Nearby DG., Ryan KC., DeBano LF (2005) Wildland Fire in Ecosystems. *Rocky Mountain Research Station General Technical Report* **4**, 250. doi:http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-7717.2009.01106.x.
- Neel MC, McGarigal K, Cushman S a. (2004) Behavior of class-level landscape metrics across gradients of class aggregation and area. *Landscape Ecology* **19**, 435-455. doi:10.1023/B:LAND.0000030521.19856.cb.
- Neilson RP (1995) A Model for Predicting Continental-Scale Vegetation Distribution and Water Balance Author ( s ): Ronald P . Neilson Published by : Wiley on behalf of the Ecological Society of America Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/1942028> JSTOR is a not-for-pro. *Ecological Applications* **5**, 362-385.
- Neilson ET, MacLean DA, Meng FR, Arp PA (2007) Spatial distribution of carbon in natural and managed stands in an industrial forest in New Brunswick, Canada. *Forest Ecology and Management* **253**, 148-160. doi:10.1016/j.foreco.2007.07.017.
- Nellis MD, Briggs JM (1989) The effect of spatial scale on Konza landscape classification



- using textural analysis. *Landscape Ecology* **2**, 93-100. doi:10.1007/BF00137153.
- Newton a. C, Hill R a., Echeverria C, Golicher D, Rey Benayas JM, Cayuela L, Hinsley S a. (2009) Remote sensing and the future of landscape ecology. *Progress in Physical Geography* **33**, 528-546. doi:10.1177/0309133309346882.
- Nunes MCS, Vasconcelos MJ, Pereira JMC, Dasgupta N, Alldredge RJ, Rego FC (2005) Land Cover Type and Fire in Portugal: Do Fires Burn Land Cover Selectively? *Landsc. Ecol.* **20**, 661-673. doi:10.1007/s10980-005-0070-8.
- O'Neill R V., Krummel JR, Gardner RH, Sugihara G, Jackson B, DeAngelis DL, Milne BT, Turner MG, Zygmunt B, Christensen SW, Dale VH, Graham RL (1988) Indices of landscape pattern. *Landscape Ecology* **1**, 153-162. doi:10.1007/BF00162741.
- O'Neill R V., Hunsaker CT, Timmins SP, Jackson BL, Jones KB, Riitters KH, Wickham JD (1996) Scale problems in reporting landscape pattern at the regional scale. *Landscape Ecology* **11**, 169-180. doi:10.1007/BF02447515.
- Okamoto TM, Zepka LQ, Vieira JG, Queiroz MI, Jacob-Lopes E (2014) A tecnologia de remoção de fósforo: Gerenciamento do elemento em resíduos industriais. *Revista Ambiente e Agua* **9**, 445-458. doi:10.4136/1980-993X.
- Overpeck JT, Rind D, Goldberg R (1990) Climate induced changes in forest disturbance and vegetation. *Nature* **343**, 53.
- Parker BM, Lewis T, Srivastava SK (2015) Estimation and evaluation of multi-decadal fire severity patterns using Landsat sensors. *Remote Sensing of Environment* **170**, 340-349. doi:10.1016/j.rse.2015.09.014.
- Parks SA, Dillon GK, Miller C (2014a) A new metric for quantifying burn severity: The relativized burn ratio. *Remote Sensing* **6**, 1827-1844. doi:10.3390/rs6031827.
- Parks SA, Miller C, Nelson CR, Holden ZA (2014) Previous Fires Moderate Burn Severity of Subsequent Wildland Fires in Two Large Western US Wilderness Areas. *Ecosystems* **17**, 29-42. doi:10.1007/s10021-013-9704-x.
- Parra A, Chuvieco E (2005) Assessing burn severity using Hyperion data. En Riva J, Pérez-Caballo F, Chuvieco E (eds) «5th Int. Work. Remote Sens. GIS Appl. to For. Fire Manag. Fire Eff. Assess.», Paris. 239-244. (Universidad de Zaragoza, GOF-C-GOLD, EARSeL: Paris)
- Parrott L (2010) Measuring ecological complexity. *Ecological Indicators* **10**, 1069-1076. doi:10.1016/j.ecolind.2010.03.014.
- Parrott L, Proulx R, Thibert-Plante X (2008) Three-dimensional metrics for the analysis of spatiotemporal data in ecology. *Ecological Informatics* **3**, 343-353. doi:10.1016/j.ecoinf.2008.07.001.
- Paruelo JM (2008) La caracterización funcional de ecosistemas mediante sensores remotos. *Ecosistemas* **17**, 4-22.
- Patterson MW, Yool SR (1998) Mapping fire-induced vegetation mortality using landsat thematic mapper data: A comparison of linear transformation techniques. *Remote Sensing of Environment* **65**, 132-142. doi:10.1016/S0034-4257(98)00018-2.
- Pausas JG, Ouadah N, Ferran a, Gimeno T, Vallejo R (2003) Fire severity and seedling establishment in. 205-213.
- Pereira JMC (1999) A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **37**, 217-226. doi:10.1109/36.739156.
- Pereira JMC, Chuvieco E, Beaudoin A, Desbois and N (1997) «Remote sensing of burned areas: A review.» (EC Salinero, Ed.). (Remote Sensing of Wildland Fires)
- Pérez-Caballero F, Ibarra P, De la Riva J, Echeverría M, Montorio R, García - Martín A (2007) Impacto de los incendios forestales en comunidades vegetales sub-

- mediterráneas: evaluación multitemporal de la diversidad de paisaje utilizando imágenes Landsat TM. *Cuadernos de Investigación Geográfica* **33**, 101-114.
- Pérez-Planells L, Delegido J, Rivera-Caicedo JP, Verrelst J (2015) Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista de Teledetección* **2015**, 55-65. doi:10.4995/raet.2015.4153.
- Pérez B; Moreno M (1998) Methods for quantifying re severity in shrubland- res. *Time* 91-101.
- Peter A. Rogerson (2010) «Statistical Methods for Geography: A Student's Guide - Peter A Rogerson - Google Books.» [https://books.google.com/books/about/Statistical\\_Methods\\_for\\_Geography.html?id=Zz69Ab8i0QsC](https://books.google.com/books/about/Statistical_Methods_for_Geography.html?id=Zz69Ab8i0QsC).
- Peterson GD (2002) Contagious disturbance, ecological memory, and the emergence of landscape pattern. *Ecosystems* **5**, 329-338. doi:10.1007/s10021-001-0077-1.
- Petropoulos GP, Kontoes CC, Keramitsoglou I (2012) Land cover mapping with emphasis to burnt area delineation using co-orbital ALI and Landsat TM imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **18**, 344-355. doi:10.1016/j.jag.2012.02.004.
- Pezzatti GB, Zumbrunnen T, Bürgi M, Ambrosetti P, Conedera M (2013) Fire regime shifts as a consequence of fire policy and socio-economic development: An analysis based on the change point approach. *Forest Policy and Economics* **29**, 7-18. doi:10.1016/j.forpol.2011.07.002.
- Phulpin T, Lavenu F, Bellan MF, Mougnot B, Blasco F (2002) Using SPOT-4 HRVIR and VEGETATION sensors to assess impact of tropical forest fires in Roraima, Brazil. *International Journal of Remote Sensing* **23**, 1943-1966. doi:10.1080/01431160110076135.
- Piccolini I, Arino O (2000) «Towards a global burned surface world atlas.» <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-0034114394&origin=inward&txGid=81E5D4D7F547F351306A6E92774DF84E.wsnAw8kcdt7IPYILO0V48gA%3A13>.
- Pleniou M, Koutsias N (2013) Sensitivity of vegetation indices to different burn and vegetation ratios using LANDSAT-5 satellite data. En Hadjimitsis DG, Themistocleous K, Michaelides S, Papadavid G (eds) 87950W. (International Society for Optics and Photonics) doi:10.1117/12.2028353.
- Polychronaki A, Gitas IZ (2012) Burned area mapping in greece using SPOT-4 HRVIR images and object-based image analysis. *Remote Sensing* **4**, 424-438. doi:doi:10.3390/rs4020424.
- Pontius RG, Gilmore Pontius, Robert J (2000) Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **66**, 1011-1016. doi:Cited By (since 1996) 180 Export Date 10 May 2012.
- Porrás, Martín Jorge Ruiz Celaá, Carlos Fernández Sánchez, José Antonio Gómez de las HJ, Fabregat, Ventura Vicente; López, Vílchez Luis; Almoguera Lucena, Francisco Javier; Olivares Taléns, Juan; Solesio Lillo, Julián; Esquinas García Antonio; Fernández Areces, Jesús; Villanueva Martínez, Eugenio; Fernández Campos, Guillermo; Urquiza Espinosa M (1985) «SÍNTESIS HIDROGEOLÓGICA DE CASTILLA LA MANCHA.» (IIG y M de España, Ed.). [http://www.igme.es/igme/publica/libros1\\_HR/sin\\_hidro\\_Castilla/lib56.htm](http://www.igme.es/igme/publica/libros1_HR/sin_hidro_Castilla/lib56.htm).
- Poso S, Häme T, Paananen R (1984) A method for estimating the stand characteristics of a forest compartment using satellite imagery. *Silva Fennica* **18**, 261-292. <http://hdl.handle.net/10138/15398>.



- Potapov P, Hansen MC, Stehman S V., Loveland TR, Pittman K (2008) Combining MODIS and Landsat imagery to estimate and map boreal forest cover loss. *Remote Sensing of Environment* **112**, 3708-3719. doi:10.1016/j.rse.2008.05.006.
- Quintano P., Fernández MA, Delgado De La Mata JA, Shimabuko Y. (2002) Determination of spectral mixture analysis validity for estimating burned area using AVHRR data and multi-temporal analysis. *Forest Fire Research & Wildland Fire Safety*.
- Richter R (2013) Atmospheric / Topographic Correction for Airborne Imagery. *ATCOR-4 User Guide Version 1-157*. [http://www.atcor.info/pdf/atcor4\\_manual.pdf](http://www.atcor.info/pdf/atcor4_manual.pdf).
- Riitters KH, O'Neill R V., Hunsaker CT, Wickham JD, Yankee DH, Timmins SP, Jones KB, Jackson BL (1995) A factor analysis of landscape pattern and structure metrics. *Landscape Ecology* **10**, 23-39. doi:10.1007/BF00158551.
- Ripoll M de L (2013) 1ª REVISIÓN DEL PROYECTO DE ORDENACIÓN DEL M.U.P. 298 «Ceño Negrillo y La Virgen», del Ayuntamiento de Ablanque (Guadalajara) y sito en su término municipal.
- Ripple WJ, Bradshaw GA (1991) Measuring Forest Landscape Patterns in the Cascade Range of Oregon, USA. **57**,.
- Rivas-Martínez S (1987) Mapa de las Series de Vegetación de España 1 : 400.000. (Madrid)
- Rodríguez F, Navarro RM, Navarro C, Gonzales MP (1997) Evaluation of forest fire damage with landsat-tm images and ancillary information. «A Rev. Remote Sens. methods study large Wildl. fires». (Ed C Emilio) pp. 185-190. (Alcalá de Henares (Spain))
- Rogan J, Franklin J, Roberts DA (2002) A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using thematic mapper imagery. *Remote Sensing of Environment* **80**, 143-156. doi:10.1016/S0034-4257(01)00296-6.
- Rogan J, Yool S (2001) Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico. *International Journal of Remote Sensing* **22**, 3101-3121. doi:10.1080/01431160152558279.
- Rouse JW. J, Haas RH, Schell JA, Deering DW (1974) Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ert. *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium-Volume I: Technical Presentations NASA SP-351, compiled and edited by Stanley C Freden, Enrico P Mercanti, and Margaret A Becker, 1994 pages, published by NASA, Washington, DC, 1974, p309 351, 309.* <http://adsabs.harvard.edu/abs/1974NASSP.351..309R>.
- Roy DP, Boschetti L, Justice CO, 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**, 3690-3707. doi:10.1016/j.rse.2008.05.013.
- Roy DP, Boschetti L, Maier SW, Smith AMS (2010) Field estimation of ash and char colour-lightness using a standard grey scale. *International Journal of Wildland Fire* **19**, 698-704. doi:10.1071/WF09133.
- Roy DP, Boschetti L, Trigg SN (2006) Remote sensing of fire severity: Assessing the performance of the normalized burn ratio. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **3**, 112-116. doi:10.1109/LGRS.2005.858485.
- Roy PS, Dun D (2003) Forest fire and degradation assessment using satellite remote sensing and geographic information system. 361-400.
- Roy DP, Jin Y, Lewis PE, Justice CO (2005) Prototyping a global algorithm for systematic fire-affected area mapping using MODIS time series data. *Remote Sensing of Environment* **97**, 137-162. doi:10.1016/j.rse.2005.04.007.
- Roy DP, Landmann T (2005) Characterizing the surface heterogeneity of fire effects using multi-temporal reflective wavelength data. *International Journal of Remote Sensing* **26**,



- 4197-4218. doi:10.1080/01431160500112783.
- Ryan K (2002) Dynamic interactions between forest structure and fire behavior in boreal ecosystems Dynamic Interactions between Forest Structure and Fire Behavior in Boreal Ecosystems. *Silva Fennica* **36**, 13-39. doi:10.14214/sf.548.
- Ryan K, Noste N (1985) Evaluating prescribed fires. *Symposium and Workshop on Wilderness Fire* 230-238. <http://digitalcommons.usu.edu/barkbeetles/170/>.
- Ryu S-R, Chen J, Zheng D, Lacroix JJ (2007) Relating surface fire spread to landscape structure: An application of FARSITE in a managed forest landscape. *Landscape and Urban Planning* **83**, 275-283. doi:10.1016/j.landurbplan.2007.05.002.
- Salas J, Cocero D (2004) El concepto de peligro de incendio. Sistemas actuales de estimación del peligro. «Nuevas Tecnol. para la estimación del riesgo Incend. For.» (Ed Colección de Estudios Ambientales y Socioeconómicos CSIC.) pp. 23-32. (MADRID) <https://editorial.csic.es/publicaciones/libros/11033/978-84-00-08275-8/nuevas-tecnologias-para-la-estimacion-del-riesgo-d.html>.
- Salvador R, Valeriano J, Pons X, Diaz-Delgado R (2000) A semi-automatic methodology to detect fire scars in shrubs and evergreen forests with Landsat MSS time series. *International Journal of Remote Sensing* **21**, 655-671. doi:10.1080/014311600210498.
- San-Miguel-Ayanz J, Carlson J, Alexander M, Tolhurst K, Morgan G, Sneeuwjagt R (2003) Current methods to assess fire danger potential. Wildland Fire Danger Estimation and Mapping. «Role Remote Sens. Data». (Eds World, S Publishing) pp. 21-61. (Singapore)
- San-Miguel-Ayanz J, Ravail N, Kelha V, Ollero A (2005) Active fire detection for fire emergency management: Potential and limitations for the operational use of remote sensing. *Natural Hazards* **35**, 361-376. doi:10.1007/s11069-004-1797-2.
- Sardinero SR (2004) Flora y vegetación del macizo occidental de la sierra de Gredos. Universidad del País Vasco. <http://www.ehu.es/ojs/index.php/Guineana/article/view/5662/5376>.
- Sarragiotto MC, Benedito E (2013) Scientometric diagnosis of the use of remote sensing images in Landscape Ecology studies. *Acta Scientiarum Biological Sciences* **35**, 41-46. doi:10.4025/actascibiolsci.v35i1.8444.
- Saura S, Mart J (2000) Landscape patterns simulation with a modified rand. 661-678.
- Schepers L, Haest B, Veraverbeke S, Spanhove T, Borre J Vanden, Goossens R (2014) Burned area detection and burn severity assessment of a heathland fire in Belgium using airborne imaging spectroscopy (APEX). *Remote Sensing* **6**, 1803-1826. doi:10.3390/rs6031803.
- Schimmel J, Granström A (1996) Fire severity and vegetation response in the boreal Swedish forest. *Ecology* **77**, 1436-1450. doi:10.2307/2265541.
- Scholl AE, Taylor AH (2010) Fire regimes, forest change, and self-organization in an old-growth mixed-conifer forest, Yosemite National Park, USA. *Ecological Applications* **20**, 362-380. doi:10.1890/08-2324.1.
- Schwilk DW (2015) Dimensions of plant flammability. *New Phytologist* **206**, 486-488. doi:10.1111/nph.13372.
- Shannon CE, Weaver W (1962) The Mathematical Theory of Communication. *The mathematical theory of communication* **27**, 117. doi:10.2307/3611062.
- Siljeström RP, Moreno LA (1995) Monitoring burnt areas by principal components analysis of multi-temporal TM data. *International Journal of Remote Sensing* **16**, 1577-1587. doi:10.1080/01431169508954497.
- Silva J, Pereira J, Cabral A, Sá A (2003) An estimate of the area burned in southern Africa during the 2000 dry season using SPOT-VEGETATION satellite data. *Journal of*

- <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2002JD002320/full>.
- Simon M, Plummer S, Fierens F, Hoelzemann JJ, Arino O (2004) Burnt area detection at global scale using ATSR-2: The GLOBSCAR products and their qualification. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* **109**,. doi:10.1029/2003JD003622.
- Smith a MS, Drake N a, Wooster MJ, Hudak a T, Holden Z a, Gibbons CJ (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**, 2753-2775. doi:10.1080/01431160600954704.
- Smith AMS, Eitel JUH, Hudak AT (2010) Spectral analysis of charcoal on soils: implications for wildland fire severity mapping methods. *International Journal of Wildland Fire* **19**, 976. doi:10.1071/WF09057.
- Smith AMS, Wooster MJ, Drake NA, Dipotso FM, Falkowski MJ, Hudak AT (2005) Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannahs. *Remote Sensing of Environment* **97**, 92-115. doi:10.1016/j.rse.2005.04.014.
- Smith AMS, Wooster MJ, Powell AK (2002) Texture based feature extraction : application to burn scar detection in. **23**, 1733-1739.
- Soenen SA, Peddle DR, Coburn CA (2005) A modified sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **9**, 2148-2159. doi:10.1109/TGRS.2005.852480.
- Soja AJ, Tchebakova NM, French NHF, Flannigan MD, Shugart HH, Stocks BJ, Sukhinin AI, Parfenova EI, Chapin FS, Stackhouse PW (2007) Climate-induced boreal forest change: Predictions versus current observations. *Global and Planetary Change* **56**, 274-296. doi:10.1016/j.gloplacha.2006.07.028.
- Solomon AM, Leemans R (1997) Boreal forest carbon stocks and wood supply: Past, present and future responses to changing climate, agriculture and species availability. *Agricultural and Forest Meteorology* **84**, 137-151. doi:10.1016/S0168-1923(96)02382-9.
- Sorbel B, Allen JL (2005) Space-based burn severity mapping in Alaska's National Parks. *Alaska Park Science* **4**, 4-11.
- Soverel NO, Perrakis DDB, Coops NC (2010) Estimating burn severity from Landsat dNBR and RdNBR indices across western Canada. *Remote Sensing of Environment* **114**, 1896-1909. doi:10.1016/j.rse.2010.03.013.
- St-Louis V, Pidgeon AM, Radeloff VC, Hawbaker TJ, Clayton MK (2006) High-resolution image texture as a predictor of bird species richness. *Remote Sensing of Environment* **105**, 299-312. doi:10.1016/j.rse.2006.07.003.
- Stambaugh M, Hammer L, Godfrey R (2015) Performance of Burn-Severity Metrics and Classification in Oak Woodlands and Grasslands. *Remote Sensing* **7**, 10501-10522. doi:10.3390/rs70810501.
- Stephen P (2005) the Globcarbon Initiative : Multi-Sensor Estimation of Global Biophysical Products for Global Terrestrial Carbon Studies. **2004**,.
- Sukhinin AI, French NHF, Kasischke ES, Hewson JH, Soja AJ, Csiszar IA, Hyer EJ, Loboda T, Conrad SG, Romasko VI, Pavlichenko EA, Miskiv SI, Slinkina OA (2004) AVHRR-based mapping of fires in Russia: New products for fire management and carbon cycle studies. *Remote Sensing of Environment* **93**, 546-564. doi:10.1016/j.rse.2004.08.011.
- Tanase MA, Santoro M, De La Riva J, Pérez-Cabello F, Le Toan T (2010) Sensitivity of X-, C-, and L-band SAR backscatter to burn severity in Mediterranean pine forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **48**, 3663-3675.



- doi:10.1109/TGRS.2010.2049653.
- Tansey K, Bradley A, Smets B, Best C Van, Lacaze R (2012) The Geoland2 BioPar burned area product. **14**, 4727.
- Tansey K, Grégoire JM, Stroppiana D, Sousa A, Silva J, Pereira JMC, Boschetti L, Maggi M, Brivio PA, Fraser R, Flasse S, Ershov D, Binaghi E, Graetz D, Peduzzi P (2004) Vegetation burning in the year 2000: Global burned area estimates from SPOT VEGETATION data. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* **109**, 1-22. doi:10.1029/2003JD003598.
- Teillet PM, Guindon B, Goodenough D. (1982) On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. *Canadian Journal of Remote Sensing* **2**, 84-106.
- Terasmae J, Weeks N (1979) Natural fires as an index of paleoclimate. Canadian Field-Naturalist. *Canadian Field-Naturalist* **2**, 116-125.
- Thode AE, Van Wagendonk JW, Miller JD, Quinn JF (2011) Quantifying the fire regime distributions for severity in Yosemite National Park, California, USA. *International Journal of Wildland Fire* **20**, 223-239. doi:10.1071/WF09060.
- Thompson SL, Govindasamy B, Mirin A, Caldeira K, Delire C, Milovich J, Wickett M, Erickson D (2004) Quantifying the effect of CO<sub>2</sub>-fertilized vegetation on future global climate and carbon dynamics. *Geophysical Research Letters* **31**, 1-4. doi:10.1029/2004GL021239.
- Thonicke K, Venevsky S, Sitch S, Cramer W (2001) The role of fire disturbance for global vegetation dynamics: coupling fire into a Dynamic Global Vegetation Model. *Global Ecology and Biogeography* **10**, 661-677. doi:10.1046/j.1466-822X.2001.00175.x.
- Trigg S, Flasse S (2000) Characterizing the spectral-temporal response of burned savannah using in situ spectroradiometry and infrared thermometry. *International Journal of Remote Sensing* **21**, 3161-3168. doi:10.1080/01431160050145045.
- Turner MG (1990) Spatial and temporal analysis of landscape patterns. *Landscape Ecology* **4**, 21-30. doi:10.1007/BF02573948.
- Turner MG (2005) What Is the State of the Science? *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* **36**, 319-344. doi:10.1146/annurev.ecolsys.36.102003.152614.
- Turner MG, Gardner RH (1991) «Quantitative Methods in Landscape Ecology: The Analysis and Interpretation of Landscape Heterogeneity.»
- Turner MG, Gardner RH, O'Neill R V. (2001) «Landscape Ecology in Theory and Practice.» doi:10.1007/b97434.
- Turner MG, Hargrove WW, Gardner RH, Romme WH (1994) Effects of fire on landscape heterogeneity in Yellowstone National Park, Wyoming. *J of Vegetation Science* **5**, 731-742.
- USGS (2001) Landscape Assessment ( LA ) Sampling and Analysis Methods.
- USGS (2008) Imagery for Everyone. Technical Announcement. Reston, VA.
- Uuemaa E, Antrop M, Roosaare J, Marja R (2009) Landscape Metrics and Indices: An Overview of Their Use in Landscape Research Living Reviews in Landscape Research. *Living Reviews in Landscape Research* **3**, 1-28. doi:10.12942/lrlr-2009-1.
- Van der Meer F (2012) IntRemote-sensing image analysis and geostatistics. *International Journal of Remote Sensing* **33**, 5644-5676. doi:10.1080/01431161.2012.666363.
- Van der Werf GR, Randerson JT, Giglio L, Collatz GJ, Mu M, Kasibhatla PS, Morton DC, Defries RS, Jin Y, Van Leeuwen TT (2010) Global fire emissions and the contribution of deforestation, savanna, forest, agricultural, and peat fires (1997-2009). *Atmospheric Chemistry and Physics* **10**, 11707-11735. doi:10.5194/acp-10-11707-2010.
- Vancutsem C, Pekel J -F., Bogaert P, Defourny P (2007) Mean Compositing, an alternative strategy for producing temporal syntheses. Concepts and performance assessment for



- SPOT VEGETATION time series. *International Journal of Remote Sensing* **28**, 5123-5141. doi:10.1080/01431160701253212.
- Vázquez A, Moreno JM (2001) Spatial distribution of forest fires in Sierra de Gredos (Central Spain). *Forest Ecology and Management* **147**, 55-65. doi:10.1016/S0378-1127(00)00436-9.
- Vega-García C, Chuvieco E (2006) Applying local measures of spatial heterogeneity to Landsat-TM images for predicting wildfire occurrence in Mediterranean landscapes. *Landscape Ecology* **21**, 595-605. doi:10.1007/s10980-005-4119-5.
- 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**, 2702-2709. doi:10.1016/j.rse.2011.06.010.
- Veraverbeke S, Lhermitte S, Verstraeten WW, Goossens R (2010) The temporal dimension of differenced Normalized Burn Ratio (dNBR) fire/burn severity studies: The case of the large 2007 Peloponnese wildfires in Greece. *Remote Sensing of Environment* **114**, 2548-2563. doi:10.1016/j.rse.2010.05.029.
- Veraverbeke S, Lhermitte S, Verstraeten WW, Goossens R (2011) Evaluation of pre/post-fire differenced spectral indices for assessing burn severity in a Mediterranean environment with Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing* **32**, 3521-3537. doi:10.1080/01431161003752430.
- Verbyla D, Lord R (2008) Estimating post-fire organic soil depth in the Alaskan boreal forest using the Normalized Burn Ratio. *International Journal of Remote Sensing* **29**, 3845-3853. doi:10.1080/01431160701802497.
- Verdú F, Salas J, Vega-García C (2012) A multivariate analysis of biophysical factors and forest fires in Spain, 1991-2005. *International Journal of Wildland Fire* **21**, 498-509. doi:10.1071/WF11100.
- Viedma O (2008) The influence of topography and fire in controlling landscape composition and structure in Sierra de Gredos (Central Spain). *Landscape Ecology* **23**, 657-672.
- Viedma O, Angeler DG, Moreno JM (2009) Landscape structural features control fire size in a Mediterranean forested area of central Spain. *International Journal of Wildland Fire* **18**, 575-583. doi:10.1071/WF08030.
- Viedma O, Chuvieco E (1994) Cartografía y evaluación de daños causados por incendios forestales mediante técnicas de teledetección. *Revista de la Asociación de Investigación Técnica de la Madera y el Corcho* 61-66.
- Viedma O, Moreno JM, Rieiro I (2006) Interactions between land use/land cover change, forest fires and landscape structure in Sierra de Gredos (Central Spain). *Environmental Conservation* **33**, 212-222. doi:10.1017/s0376892906003122.
- Viedma O, Quesada J, Torres I, De Santis A, Moreno JM (2015) Fire Severity in a Large Fire in a Pinus pinaster Forest is Highly Predictable from Burning Conditions, Stand Structure, and Topography. *Ecosystems* **18**, 237-250. doi:10.1007/s10021-014-9824-y.
- Viegas DX, Piñol J, Viegas MT, Ogaya R (2001) Estimating live fine fuels moisture content using meteorologically-based indices. *International Journal of Wildland Fire* **10**, 223-240. doi:10.1071/WF01022.
- Vilá M, Lloret F, Ogheri E, Terradas J (2001) Positive fire-grass feedback in Mediterranean Basin woodlands Montserrat. *Forest Ecology and Management* **147**, 3-14.
- Van Wagtenonk JW, Root RR, Key CH (2004) Comparison of AVIRIS and Landsat ETM+ detection capabilities for burn severity. *Remote Sensing of Environment* **92**, 397-408. doi:10.1016/j.rse.2003.12.015.
- Van Wagtenonk JW, van Wagtenonk K a., Thode AE (2012) Factors Associated with the Severity of Intersecting Fires in Yosemite National Park, California, USA. *Fire*

- Ecology* **7**, 11-31. doi:10.4996/fireecology.0801011.
- Wagner CE Van (1973) Height of Crown Scorch in Forest Fires. *Canadian Journal of Forest Research* **3**, 373-378. doi:10.1139/x73-055.
- Walz Y, Maier SW, Dech SW, Conrad C, Colditz RR (2007) Classification of burn severity using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): A case study in the jarrah - marri forest of southwest Western Australia. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* **112**,.
- Wang GG (2003) Early regeneration and growth dynamics of *Populus tremuloides* suckers in relation to fire severity. *Canadian Journal of Forest Research* **33**, 1998-2006. doi:10.1139/x03-123.
- Watmough GR, Atkinson PM, Hutton, C.W. 2011 (2011) A combined spectral and object-based approach to transparent cloud removal in an operational setting for Landsat ETM+. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **13**, 220-227.
- Westerling AL, Bryant BP (2008) Climate change and wildfire in California. *Climatic Change* **87**, 231-249.
- White J, Ryan K, Key C, Running S (1996) Remote Sensing of Forest Fire Severity and Vegetation Recovery. *International Journal of Wildland Fire* **6**, 125. doi:10.1071/WF9960125.
- Wicks CW, Dzurisin D, Ingebritsen S, Thatcher W, Lu Z, Iverson J (2002) Magmatic activity beneath the quiescent Three Sisters volcanic center, central Oregon Cascade Range, USA. *Geophysical Research Letters* **29**, 1122. doi:10.1029/2001GL014205.
- Wiens JA (1992) What is landscape ecology, really? *Landscape Ecology* **7**, 149-150. doi:10.1007/BF00133306.
- Williams RJ, Gill AM, Moore PHR (1998) Seasonal changes in fire behaviour in a tropical savanna in northern Australia. *International Journal of Wildland Fire* **8**, 227-239. doi:doi:10.1071/WF9980227.
- Wittenberg L, Malkinson D, Beeri O, Halutzky A, Tesler N (2007) Spatial and temporal patterns of vegetation recovery following sequences of forest fires in a Mediterranean landscape, Mt. Carmel Israel. *Catena* **71**, 76-83. doi:10.1016/j.catena.2006.10.007.
- Wood EM, Pidgeon AM, Radeloff VC, Keuler NS (2012) Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment* **121**, 516-526. doi:10.1016/j.rse.2012.01.003.
- Wu Z, He HS, Liang Y, Cai L, Lewis BJ (2013) Determining relative contributions of vegetation and topography to burn severity from LANDSAT imagery. *Environmental Management* **52**, 821-836. doi:10.1007/s00267-013-0128-3.
- Wu J, Jenerette GD, Buyantuyev A, Redman CL (2011) Quantifying spatiotemporal patterns of urbanization: The case of the two fastest growing metropolitan regions in the United States. *Ecological Complexity* **8**, 1-8. doi:10.1016/j.ecocom.2010.03.002.
- Wulder M (1998) Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography* **22**, 449-476. doi:10.1177/030913339802200402.
- Wyser N (2003) A Qualitative and Quantitative Structural Landscape Analysis.
- Yocom-Kent LL, Fulé PZ, Bunn WA, Gdula EG (2015) Historical high-severity fire patches in mixed-conifer forests. *Canadian Journal of Forestry Research* **45**, 1587-1596. doi:10.1139/cjfr-2015-0128.
- Zhu Z (2006) Evaluate Sensitivities of Burn-Severity Mapping Algorithms for Different Ecosystems and Fire Histories in the United States.





## ANEXOS

## LISTA DE ACRÓNIMOS

<b>ACP</b>	Principal Component Analysis
<b>ANN</b>	Redes Neuronales Artificiales
<b>ARVI</b>	Atmospherically Resistant Vegetation Index
<b>ATSR</b>	Along Track Scanning Radiometer
<b>AVHRR</b>	Advanced Very High Resolution Radiometer
<b>AVIRIS</b>	Airbone Visible/Infrared Imaging Spectrometer
<b>AWIFS</b>	Advanced Wide Field Sensor
<b>BAER</b>	Burned Area Emergency Response
<b>BAI</b>	Burn Area Index
<b>BAIN</b>	Burnt Area Index for MODIS
<b>BI</b>	Burn Index
<b>BRDF</b>	Distribución de Reflectancia Bidireccional
<b>BSI</b>	Burn Severity Index
<b>CBI</b>	Composite Burn Index
<b>CDED</b>	Canada Digital Elevation Data
<b>CLC</b>	CORINE Land Cover
<b>DF</b>	Dimensión Fractal
<b>dNBR</b>	differenced Normalized Burn Ratio
<b>dNDVI</b>	Dekadal Normalized Difference Vegetation Index
<b>DTED</b>	Digital Terrain Elevation Data
<b>EFFIS</b>	European Forest Fire Information System
<b>EO-1</b>	Earth Observing-1
<b>EPA</b>	Environmental Protection Agency
<b>ERS</b>	European Remote-Sensing Satellite
<b>ESA</b>	European Space Agency
<b>ESDI</b>	Earth Science Data Interface
<b>ETM+</b>	Enhanced Thematic Mapper Plus
<b>FAO</b>	Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura
<b>FCOV</b>	fracción de cubierta vegetal
<b>FIREMON</b>	Fire effects Monitoring y Inventory Protocol
<b>FIRMS</b>	Fire Information for Resource Management System
<b>FMC</b>	Fuel Moisture Content
<b>GCP</b>	Ground Control Point
<b>GEMI</b>	Global Environmental Monitoring Index
<b>GeoCBI</b>	Geometrically structured Composite Burn Index
<b>GeoTIFF</b>	Geographical Tagged Image File Format
<b>GLCM</b>	Grey Level Co-occurrence Matrix
<b>GOES</b>	Global Online Enrollment System
<b>GPS</b>	Global Positioning System
<b>GTOPO 30</b>	Global 30-Arc-Second Elevation Dataset
<b>HRG</b>	High Resolution Geometric instrument
<b>HRV</b>	High Resolution Visible
<b>IAF</b>	Índice de Área Foliar
<b>ICONA</b>	Instituto para la Conservación de la Naturaleza
<b>IRS</b>	Indian Remote Sensing
<b>ISI</b>	Institute of Science Information

<b>KCC</b>	Kendall's Coefficient of Concordance
<b>L1R</b>	Standard radiometrically corrected data
<b>L1T</b>	Standard Terrain Correction
<b>LAI</b>	Leaf area index
<b>LULC</b>	Land Use/Land Cove
<b>MDE</b>	Modelo Digital de Elevaciones
<b>MEEP</b>	Modelo De Estructura Espacial Del Paisaje
<b>MERIS</b>	Medium Resolution Imaging Spectrometer
<b>MIR</b>	Mid-Infrared
<b>MODIS</b>	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
<b>MSG</b>	Meteosat Second Generation
<b>MSS</b>	Multispectral Scanner System
<b>MTMF</b>	Mixture Tuned Matched Filtering
<b>MUP</b>	Montes de Utilidad Pública
<b>NASA</b>	National Aeronautics and Space Administration
<b>NBR</b>	Normalized Burn Ratio
<b>NDVI</b>	Normalized Difference Vegetation Index
<b>NED</b>	National Elevation Dataset
<b>NIR</b>	Near-Infrared
<b>NOAA</b>	National Oceanic and Atmospheric Administration
<b>OLI</b>	Operational Land Imager
<b>PFE</b>	Post-Fire Effects
<b>PFI</b>	Post-Fire Index
<b>RdNBR</b>	Relative differenced Normalized Burn Rati
<b>RMSE</b>	Root-Mean-Square Error
<b>ROI</b>	Region of Interest
<b>RTM</b>	Radiative Transfer Models
<b>RVI</b>	Ratio Vegetation Index
<b>SAR</b>	Synthetic Aperture Radar
<b>SAVI</b>	Soil Adjusted Vegetation Index
<b>SAVI</b>	Soil Adjusted Vegetation Index
<b>SHEI</b>	Shannon's Evenness Index
<b>SIG</b>	Sistemas De Información Geográfica
<b>SMA</b>	Spectral Mixture Analysis
<b>SPOT</b>	Satellite Pour l'Observation de la Terre
<b>SR</b>	Simple Ratio
<b>SRTM</b>	Shuttle Radar Topography Mission
<b>STC</b>	Spatiotemporal Complexity
<b>SWIR</b>	Short-Wave Infrared
<b>TE</b>	Total Edge
<b>TM</b>	Thematic Mapper
<b>TOA</b>	Top-Of-Atmosphere
<b>USDA</b>	United States Department of Agriculture
<b>USGS</b>	United States Geological Survey
<b>VIIRS</b>	Visible Infrared Imaging Radiometer Suite
<b>WCBI</b>	Weighted Composite Burn Index
<b>WIFS</b>	Wide Field Sensor
<b>WoS</b>	Web of Science