

DEPARTAMENTO DE GEOGRAFÍA – UNIVERSIDAD DE ALCALÁ



**MÉTODOS PARA LA CARTOGRAFÍA DE ÁREA
QUEMADA CON IMÁGENES DEL SENSOR
ENVISAT-MERIS EN LA CUENCA
MEDITERRÁNEA**

Tesis doctoral presentada por

Patricia Oliva Pavón

Bajo la dirección del

Dr. Emilio Chuvieco Salinero

Catedrático de Análisis Geográfico Regional

Programa de Doctorado en Cartografía, S.I.G. y Teledetección del Departamento de Geografía
Alcalá de Henares, Diciembre de 2009

A mi familia y amigos

*"No digas: es imposible.
Di: no lo he hecho todavía."
(Proverbio japonés)*

CONTENIDOS

Agradecimientos.....	V
Resumen.....	1
Abstract.....	1b
Estructura de la tesis.....	3
1. Cartografía de áreas quemadas.....	9
1.1. Los incendios en la cuenca Mediterránea.....	9
1.2. Importancia de la cartografía de áreas quemadas.....	12
1.3. Técnicas utilizadas para la cartografía de áreas quemadas.....	15
1.3.1. Estimaciones a partir de focos activos.....	17
1.3.2. Metodologías híbridas.....	18
1.3.3. Metodologías que sólo utilizan bandas e índices espectrales.....	20
1.3.3.1. NOAA-AVHRR.....	21
1.3.3.2. ERS 1-2 / ATSR 1-2 y AATSR.....	25
1.3.3.3. SPOT-Vegetation.....	26
1.3.3.4. Terra-Aqua MODIS.....	29
1.3.3.5. Sensores de la serie Landsat.....	32
1.4. Productos globales de área quemada.....	39
1.4.1. GLOBSCAR.....	39
1.4.2. GBA2000.....	40
1.4.3. GLOBCARBON.....	42
1.4.4. L3JRC.....	44
1.4.5. Producto MODIS de área quemada (MCD45).....	46
1.5. Productos regionales de área quemada.....	48
1.5.1. European Forest Fire Information System (EFFIS).....	48
1.5.2. Red Latinoamericana de teledetección e incendios forestales (RedLaTIF).....	50
1.5.3. Servicio de alerta de incendios del Departamento Nacional de Bosques de EEUU.....	51
1.6. Metodologías de validación.....	52
1.6.1. El análisis de calidad de los mapas generados a partir de imágenes de satélite.....	52
1.6.2. Tipos de análisis de calidad temática.....	55
2. Objetivos.....	63

3. Caracterización del área de estudio	69
3.1. Características generales de los ecosistemas mediterráneos	69
3.1.1. El clima mediterráneo	70
3.1.2. Vegetación de la ecozona mediterránea	70
3.1.3. Ocurrencia de incendios en los países mediterráneos de Europa en el periodo 2005-2007	72
3.2. Áreas de estudio.....	75
3.2.1. Portugal.....	76
3.2.1.1. Relieve	76
3.2.1.2. Clima.....	77
3.2.1.3. Vegetación	78
3.2.1.4. Temporada de incendios de 2005 en Portugal	78
3.2.2. España.....	80
3.2.2.1. Relieve	80
3.2.2.2. Clima.....	81
3.2.2.3. Vegetación	82
3.2.2.4. Temporada de incendios de 2006 en el noroeste de la Península Ibérica ..	83
3.2.3. Grecia	84
3.2.3.1. Relieve	84
3.2.3.2. Clima.....	85
3.2.3.3. Vegetación	85
3.2.3.4. Temporada de incendios de 2007 en Grecia	86
4. Datos de Entrada.....	91
4.1. Imágenes MERIS	91
4.2. Datos de referencia	96
4.3. Datos auxiliares.....	99
5. Metodología.....	105
5.1. Descripción general.....	105
5.2. Corrección atmosférica.....	108
5.3. Análisis de sensibilidad del sensor MERIS para la detección de áreas quemadas ...	111
5.3.1. Selección de la muestra de puntos	112
5.3.2. Estadísticos de la capacidad de discriminación.....	115

5.3.3. Bandas MERIS	119
5.3.4. Índices espectrales	123
5.3.5. Técnicas hiperespectrales	128
5.3.5.1. Índice de ángulo espectral entre bandas.....	129
5.3.5.2. Índices en la región del <i>red edge</i>	131
5.3.5.3. Spectral Angle Mapper (SAM).....	132
5.3.5.4. Eliminación del continuo (“ <i>Continuum removal</i> ”).....	137
5.4. Detección de píxeles semilla	140
5.4.1. Árboles de clasificación	142
5.4.2. Construcción de los árboles de clasificación	144
5.4.3. Aplicación y evaluación de los árboles de clasificación	147
5.5. Algoritmo de crecimiento de regiones	147
5.5.1. Selección de variables para el cálculo de la probabilidad de quemado	149
5.5.2. Vector de cambios.....	151
5.5.3. Probabilidad de quemado.....	151
5.5.4. Algoritmo de crecimiento de regiones	153
5.6. Validación de los resultados.....	156
5.6.1. Regresión lineal.....	159
5.6.2. Matriz de confusión	161
5.6.3. Índice Kappa.....	163
5.6.4. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio	169
6. Resultados	175
6.1. Análisis de sensibilidad de las bandas MERIS para detectar áreas quemadas	175
6.2. Análisis de sensibilidad de índices espectrales para detectar área quemada.....	191
6.2.1. Índices de vegetación.....	191
6.2.2. Índices de área quemada	198
6.2.3. Índices hiper-espectrales	207
6.2.4. Índices de ángulos espectrales	212
6.2.4.1. Índices de ángulos entre bandas	212
6.2.4.2. Ángulos entre espectros.....	214
6.3. Detección de píxeles semilla: Árboles de clasificación	218
6.4. Algoritmo de crecimiento de regiones	235

6.4.1. Selección de variables	236
6.4.2. Probabilidad de quemado.....	239
6.4.3. Aplicación del algoritmo de crecimiento	243
6.5. Validación	256
6.5.1. Validación dependiente: Primera fase	257
6.5.2. Validación dependiente: Segunda fase.....	269
6.5.3. Validación independiente	287
7. Discusión	297
7.1. Uni-temporal vs. Multi-temporal	297
7.2. Árboles de clasificación	299
7.3. Algoritmo de crecimiento de regiones	301
7.4. Validación y causas de error.....	302
8. Conclusiones	311
9. Referencias.....	317

Agradecimientos

La finalización de esta tesis ha sido el momento más liberador de toda mi vida, porque después de todas las horas de trabajo, los sacrificios y las duras luchas contra los inconvenientes que se iban sucediendo, la consecución de este trabajo fue posible. Debido también a esos duros momentos, estas líneas han sido las más gratificantes que he escrito en todo este trabajo, no sólo porque significaban que el trabajo estaba hecho, sino porque me brindaban la oportunidad de dar las gracias a todas las personas que han estado a mi lado, me han apoyado, me han animado y me han ayudado en todo lo que han podido, y que sin ellas esta tesis no hubiera sido posible.

En primer lugar me gustaría destacar la gran calidad humana del departamento de Geografía de la Universidad de Alcalá. Echando la vista atrás, recuerdo el momento en que decidí hacer el doctorado y lo primero que me viene a la mente son esas maravillosas personas que me acogieron y me hicieron sentir como en casa desde el primer día. Después de pasar un tiempo con ellos pensé: “Qué buen sitio para aprender”, y así ha sido. He aprendido muchísimo científica y profesionalmente pero, sobre todo, he crecido como persona estando a su lado. De corazón, muchas gracias a todos por vuestra compañía.

En especial quiero agradecer a mi director de tesis, Emilio Chuvieco, por animarme a realizar esta tesis y permitirme formar parte de esta pequeña y agradable familia que constituye el departamento de Geografía. La confianza que ha depositado en mí y el apoyo que me ha brindado en todo momento, me han dado la fuerza necesaria para seguir trabajando en esta tesis.

Un agradecimiento especial va dirigido a los profesores, Javier Salas, Inmaculada Aguado y Pilar Martín, por escucharme, apoyarme y tranquilizarme en los últimos y estresantes meses antes de la finalización de esta tesis.

No puedo tampoco dejar de mencionar a todos y cada uno de mis compañeros que han aportado algo a este trabajo. Desde que empecé a trabajar en esta tesis los compañeros han ido cambiando, conocerlos a todos ha sido una experiencia muy enriquecedora y que repetiría sin dudar. Empezando por mi mamá italiana, Angela, a la que guardo en un lugar muy especial. Su fuerza y sus ganas siempre han sido un gran ejemplo a seguir. Mis compañeros del “torreón”, Marta, como tú no hay ninguna dando clases de aerobico, y

Héctor, siempre disponible para resolver cualquier duda, han sido un tremendo apoyo. También todos los compañeros del “sótano”, y todos los que alguna vez se han unido al “comando tuper”, gracias por hacer mis días más alegres. En especial, gracias a Mariano por todo su apoyo, por estar disponible para ayudar en todo momento, por animarme y por esas discusiones en el tren sobre temas metodológicos que siempre han sido productivas. Estos años de tesis no hubieran sido iguales sin Sara, gracias por hacerme ver siempre el lado positivo de la vida. También quiero agradecer a Lucrecia y a Vanesa por su ayuda en la revisión del manuscrito y en la elaboración de figuras. Fuera del departamento, pero siempre presentes en el grupo de investigación, no quiero olvidarme de agradecer a Aitor por su inestimable ayuda en la elaboración de esta tesis, y a Lara por sus continuos ánimos. A todos ellos les agradezco de corazón todo el cariño que me han dado.

Muchas gracias a todas las personas de otras universidades y grupos de investigación que han compartido sus datos y sus conocimientos conmigo. En especial a Jose Antonio Dominguez por mostrarme una nueva forma de realizar la corrección atmosférica de las imágenes MERIS, y a Luis Guanter, el autor del algoritmo de corrección atmosférica SCAPE-M, por compartir conmigo su algoritmo y mostrarse siempre dispuesto a ayudar en el pre-tratamiento de las imágenes.

También quiero agradecer a los grupos de investigación en los que he realizado mis estancias. En concreto, gracias a Jose Miguel Cardoso Pereira por acogerme en su grupo y permitirme aprender de su experiencia. En especial, quiero agradecer a Ana Sá, Joao Carreiras y Joao Silva, por compartir sus conocimientos conmigo, y ayudarme siempre que lo he necesitado. Muito obrigada a todos.

Por supuesto, agradezco profundamente la oportunidad que me concedió Chris Justice al permitirme visitar la Universidad de Maryland. En especial agradecer a Luigi Boschetti, su interés por mi trabajo y por cuidar de mí durante mi estancia allí. Gracias a todos y cada uno de los amigos que hice, vuestra motivación me devolvió la mía.

Este trabajo y las estancias en el extranjero han sido financiados por una beca FPU del Ministerio de Educación.

Por último, pero para nada menos importante quiero agradecer a mi familia y amigos. En primer lugar a mis padres por estar siempre a mi lado incondicionalmente y preocuparse lo que necesitaba en cada momento. Sus ganas de vivir y su gran espíritu de

trabajo y esfuerzo han sido un gran ejemplo y siempre estarán presentes en mí. Sin su ayuda, su apoyo y su cariño sin límite, esta tesis no habría sido posible.

También agradecer a todos mis amigos, quienes han estado aguantando mis nervios y mi estrés, especialmente durante el último año de tesis. Muchas gracias a todos los que me habéis sacado a rastras de casa en algún momento para que me diera el aire. En especial gracias a Antonio, quien ha aguantado más que nadie mi estrés y mi ansiedad, y siempre me ha calmado con un simple abrazo. Gracias por animarme siempre a perseguir mi sueño y devolverme la confianza en mi trabajo, sin tu continuo apoyo y comprensión esta tesis no hubiera sido la misma.

Resumen

Los incendios forestales son un factor clave en el modelado del paisaje, en especial en los ecosistemas Mediterráneos. Los efectos de los incendios forestales sobre los ecosistemas, las características del suelo, las emisiones de gases a la atmósfera, y la salud humana, entre otros, han sido objeto de estudio y su importancia está ampliamente reconocida. Para gestionar la recuperación de las zonas afectadas por los incendios forestales y conocer las regiones donde se han producido mayores pérdidas, es necesaria la existencia de una cartografía precisa de área quemada. Los gestores demandan una cartografía que pueda estar disponible en el menor tiempo posible y en la que queden reflejados todos los incendios acontecidos en el país o en una región determinada, o incluso, a escala global. Estas dos características sólo pueden ser cubiertas utilizando imágenes de satélite, las cuales ofrecen una cobertura global del planeta y nos permiten detectar las áreas quemadas en un periodo de tiempo relativamente corto con un coste reducido.

El trabajo realizado en esta tesis se engloba dentro de esta necesidad, estableciendo como objetivo principal la definición de una metodología que permita la generación de una cartografía de áreas quemadas precisa a partir de imágenes del sensor MERIS (Medium Resolution Imaging Spectrometer) a bordo del satélite ENVISAT. Al tratarse de un sensor cuyo uso estaba muy limitado en el campo de la detección de las áreas quemadas, fue necesario un estudio detallado de las propiedades de las bandas del sensor para la detección de las áreas quemadas.

Existen una gran variedad de técnicas y metodologías que han sido aplicadas en la detección de áreas quemadas sobre imágenes procedentes de diferentes sensores. En esta tesis se ha planteado una metodología bi-fase para la generación de la cartografía final. En la primera fase se emplearon árboles de clasificación, para detectar aquellos píxeles más severamente afectados por el fuego. Estos píxeles, denominado píxeles semilla, fueron introducidos como input en la segunda fase. Así, la siguiente fase utilizaba un algoritmo de crecimiento de regiones, en cual comenzaba los cálculos a partir de los píxeles clasificados como quemado por el árbol de clasificación. En este algoritmo utilizó un criterio fijo sobre

una variable explicativa para incluir nuevos píxeles dentro de la categoría de quemado. Este proceso finalizaba cuando no existían píxeles que cumplieran con el criterio establecido.

Finalmente, se realizó la validación de la cartografía generada aplicando diferentes técnicas, con el fin de verificar la exactitud de los resultados. Para ello, se llevaron a cabo sendas validaciones: dependiente e independiente. Estos análisis nos permitieron establecer el grado de generalización y el comportamiento esperado de la metodología al ser aplicada a diferentes zonas de estudio.

Los resultados obtenidos mostraron elevados valores de detección (superior al 80%), aunque se observó una clara tendencia a la infra-estimación en la cartografía final (error de omisión del 40%). Estos datos indicaban que la segunda fase estaba siendo poco eficiente en la delimitación de las áreas quemadas, por lo que las futuras mejoras de la metodología deberán ir orientadas a la modificación del algoritmo de crecimiento.

Abstract

Forest fires are a key factor in the landscape modeling, specially in the Mediterranean ecosystem. The effects of forest fires on the ecosystems, soil properties, gaseous emissions to the atmosphere, and human health, are an international concern. Accurate burned area mapping is needed to assess the restoration of fire affected areas, and to quantify the economical and natural losses. Forest managers demand a near real time mapping that contains the burn scars occurred in a country or a specific region. This can only be achieved using satellite images, which offer a global cover of the Earth and allow to detect burn areas in a short time span and at a low cost.

The main objective of this thesis is the definition of a methodology that allows to obtain an accurate burned area mapping using using MERIS sensor, on board ENVISAT. As this sensor hasn't been used before to map burn scars, it was necessary to study the properties of the MERIS bands to detect burned areas.

A great variety of techniques and methodologies have been applied in burned area detection using different sensors. In this thesis, the discrimination capability of burned areas of different techniques was tested. Common techniques, such as spectral indexes, were compared with novel techniques, such as spectral angle images. On the other hand, a two-phase methodology was designed to map burned areas. The first phase aimed to detect the most severely affected pixels. The result of this phase is called "seed pixels" and was carried out using classification trees. The second phased aimed to map as accurate as possible the burn scars. A seed region growing algorithm was designed to achieve this objective. The algorithm inputs were the seed pixels and the burned probability computed from the variable with the least variability in the values of the burned pixels. The algorithm used a fix threshold and a connectivity of 8 pixels around the seed pixels.

Finally, the validation of the generated burned area maps allowed to establish the accuracy of the cartography. Two types of validations were performed in order to provide complete information about the product accuracy: i) a dependent validation carried out with the same study areas used in the calibration of the methodology, and ii) an independent validation, where the images were not used in the designing process. These

analyses made possible to establish the generalization power and the expected errors of the methodology developed when it was applied in different study areas.

The burned area maps showed high rates of burn scars detected (over 80%), although the extension of the area burned in many cases was under-estimated (omission errors around 40%). These results indicated that the second phase of the methodology was not efficiently mapping the burned areas. Then, in order to improve the map accuracy the region growing algorithm should be modified.

Estructura de la tesis

Los contenidos de esta tesis se organizan según la estructura definida a continuación:

En el capítulo 1, en primer lugar, se realiza una caracterización de la problemática de los incendios forestales en las regiones mediterráneas, resaltando el tradicional uso del fuego como herramienta modeladora del paisaje y los efectos de los incendios forestales sobre los recursos naturales y antrópicos. Seguidamente se introduce la importancia y los usos de la cartografía de las áreas quemadas. Dicha cartografía no sólo es clave para gestionar zonas de actuación prioritaria después de la catástrofe, sino también para establecer los daños producidos y realizar estimaciones de biomasa quemada y emisiones de gases a la atmósfera. A continuación, se presenta una revisión de las diferentes técnicas utilizadas para la producción de mapas de área quemada a partir de imágenes de satélite, haciendo especial hincapié en los métodos que no utilizan las detecciones de incendios activos en su metodología y en las técnicas bi-fase similares a la establecida en esta tesis. El siguiente apartado expone los diferentes productos de área quemada a escala global, generados a partir de imágenes de satélite que se han realizado o que están actualmente operativos. También se hace mención a los productos regionales de área quemada que se han considerado más representativos por su utilidad y su enfoque público. Por último, se revisan los métodos de validación más utilizados para cuantificar la exactitud de los mapas de área quemada, analizando las ventajas y desventajas de cada uno de ellos.

En el capítulo 2 se establecen los objetivos generales y específicos de esta tesis centrando al lector sobre el contenido específico de este trabajo.

En el capítulo 3 se describen las características de las áreas de estudio consideradas en esta tesis: Portugal, Galicia y Grecia. Cada una de ellas representa diferentes temporadas de incendios ocurridas en la región mediterránea en años consecutivos, desde 2005 a 2007. Se explican los criterios considerados para la selección de dichas áreas de estudio y se realiza una descripción del medio natural, de la temporada de incendio acontecida, y de la evolución temporal de los incendios en cada una de las áreas de estudio.

El capítulo 4 incluye la descripción de los datos utilizados en este trabajo. Las características de las imágenes MERIS y una introducción a los trabajos realizados con

estas imágenes se desarrollan en el primer apartado. Por otro lado, se describen los datos utilizados como referencia para realizar la validación de la cartografía final y los datos auxiliares utilizados en la generación de la muestra de puntos y el análisis de los resultados.

El capítulo 5 engloba el contenido metodológico de este trabajo. Comienza realizando una detallada descripción de las características de las imágenes MERIS y sus usos en diferentes estudios, los datos auxiliares utilizados y los datos de referencia necesarios para realizar los análisis de validación. Sigue con la explicación del pretratamiento realizado sobre las imágenes MERIS.

El siguiente apartado incluye la exploración preliminar de la información contenida en las imágenes MERIS. Para ellos se realiza un análisis de la respuesta espectral de las bandas MERIS a los cambios en la cobertura forestal producidos por los incendios. Además se calcula una medida estadística para determinar la capacidad de discriminación de las áreas quemadas de las diferentes técnicas e índices calculados. A continuación se describen las técnicas que han sido calculadas y cuya capacidad para detectar áreas quemadas se analiza en este trabajo.

Se describe seguidamente el diseño general de la metodología, estableciendo dos fases bien diferenciadas: fase de obtención de píxeles semilla, en la que se detectan los píxeles más severamente afectados por el fuego, y fase de crecimiento de regiones, en la que se refina la delimitación de los perímetros de incendio previamente identificados.

La técnica seleccionada para identificar los píxeles semilla son los árboles de clasificación, los cuales permiten obtener una serie de reglas que dividen la muestra hasta formar grupos puros de las categorías establecidas. El algoritmo de crecimiento de regiones utiliza como variable explicativa la probabilidad de quemado calculada a partir de las variables que tenían menor variabilidad en la categoría de quemado.

El último apartado expone la estrategia de validación acometida en esta tesis, describiendo las medidas estadísticas calculadas para establecer la precisión y la exactitud de los mapas de área quemada generados. Se utilizan una gran variedad de técnicas de validación: regresión lineal, análisis de los errores a partir de la matriz de confusión, cálculo del índice kappa y normalización de la matriz de confusión.

En el capítulo 6 se presentan los resultados de los análisis de sensibilidad de las bandas e índices calculados, los árboles de clasificación generados a partir de las variables con mayor sensibilidad espectral para la detección de áreas quemadas y la cartografía final

de área quemada generada tras aplicar el algoritmo automático de crecimiento de regiones. La última sección de este capítulo recoge los resultados de las diferentes técnicas de validación aplicadas, separando entre validación dependiente, realizada sobre los mismos datos que se utilizaron en la calibración de la metodología, e independiente, la cual se calcula sobre una zona de estudio que no se incluyó en el diseño de la metodología.

Finalmente, los capítulos 7 y 8 desarrollan la discusión y las conclusiones de los resultados descritos en el capítulo anterior. Se relacionan con los resultados obtenidos en otros estudios, y se discuten las limitaciones de la metodología empleada justificando los errores que surgieron en la cartografía final. Por último se consideran futuras líneas de investigación en este campo.

CAPÍTULO 1:

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Ningún árbol es fuerte sin continuos vientos;
pues con ellos se fortifican sus raíces
(Séneca)

1. Cartografía de áreas quemadas

1.1. Los incendios en la cuenca Mediterránea

Los incendios se producen en casi todos los climas, y se distribuyen por todas las latitudes del planeta, lo cual hace a los incendios un fenómeno realmente global (Chuvieco *et al.*, 2008c). Es bien conocido que el fuego ha sido y es un factor clave en el modelado del paisaje. Por ello, es común la existencia de ecosistemas donde el fuego, entendido como perturbación natural, juega un papel decisivo en la preservación de la biodiversidad y en el mantenimiento del ciclo de sucesión de las especies vegetales (Pyne, 2009). De hecho, hay especies vegetales, denominadas pirófitas, que están adaptadas a ser afectadas por el fuego, y desarrollan tanto mecanismos para incrementar su capacidad de germinación, como para defenderse de los efectos del fuego. Son las perturbaciones en el régimen natural de incendios lo que origina la alteración de las comunidades animales y vegetales autóctonas, la degradación de la tierra, y finalmente, el empobrecimiento de los ecosistemas (Chuvieco, 2008b; Goetz *et al.*, 2006; van der Werf *et al.*, 2006a).

Concretamente, los ecosistemas Mediterráneos presentan una historia de perturbaciones naturales y antrópicas producidas por el fuego que se remontan miles de años atrás, convirtiéndose en un factor esencial para la comprensión de la estructura del paisaje (Naveh, 1995). Sin embargo, en las últimas décadas el número de incendios y de la superficie forestal afectada ha aumentado de forma significativa. Si bien es cierto que la región mediterránea es una zona propensa a los incendios debido a las características especiales de su clima en la época estival, el clima no es el único factor que afecta a la ocurrencia de incendios en esta región, ya que la interacción del ser humano con el medio natural es el principal desencadenante de los incendios forestales. Aún así, las altas temperaturas y las bajas precipitaciones, unidas comúnmente a episodios de sequía prolongada (en los que las precipitaciones se sitúan por debajo de la media desde principios de la primavera), son factores cruciales, entre otros, que determinan la disminución del contenido de humedad de la vegetación. Bajo estas condiciones aumenta el riesgo de incendio y también la probabilidad de que el fuego afecte a grandes superficies, ya que el bajo contenido de humedad de la vegetación facilita la propagación del fuego.

La causa principal del aumento de la ocurrencia de incendios en la cuenca Mediterránea ha sido la actividad humana en el medio natural. Por un lado el uso tradicional del medio natural en las zonas rurales se ha ido perdiendo, siendo casi inexistente en muchas regiones, debido al éxodo de la población rural a las ciudades. Los usos que mantenían controlado el contenido de combustible en los bosques mediterráneos eran, entre otros, los fuegos en zonas de matorral para producción de pastos, el pastoreo, o la extracción de leña y madera. La desaparición de estos usos ha originado la acumulación de combustible en las zonas forestales, lo cual favorece la propagación del fuego. Por otro lado, el uso controlado del fuego se transforma en un uso negligente y/o malintencionado, originando auténticas catástrofes naturales y provocando grandes pérdidas económicas. De hecho, más del 90% de los incendios forestales en la cuenca Mediterránea son de causa antrópica, bien por negligencia, bien por ser intencionados (Camia *et al.*, 2008). Uno de los factores que pueden explicar este hecho es el aumento de la superficie de la interfaz urbano-forestal, que origina una mayor presión antrópica en las zonas forestales. Otro factor asociado al anterior es la utilización de las zonas forestales para actividades recreativas, lo cual aumenta la posibilidad de que se produzcan incendios por causa humana (Vélez, 2000b).

Los grandes incendios producidos a mediados de los años 70 cambiaron la percepción de los incendios, de fenómeno natural a catástrofe natural de gran importancia, debido a las pérdidas económicas que originaron (Vélez, 2000a). En la actualidad, cada vez se destinan más fondos a la lucha contra los incendios forestales, los cuales se invierten principalmente para hacer campañas de sensibilización y concienciación, y para aumentar y mejorar los medios de extinción.

Pero las pérdidas económicas no son el único efecto negativo provocado por los incendios forestales. El efecto más inmediato es la afección al medio natural debida a la pérdida de cobertura vegetal y la alteración del ecosistema. Si bien incendios de baja intensidad y con un ciclo de recurrencia largo favorecen la biodiversidad del ecosistema mediterráneo, ya que es un ecosistema adaptado a ser afectado por el fuego eventualmente, el aumento de la intensidad, y de la ocurrencia y superficie afectada producen el efecto contrario a medio y largo plazo. Los estudios que han analizado los cambios del uso del suelo en relación con las zonas afectadas por incendios, han comprobado que, aunque inmediatamente después del incendio se produce un aumento de la diversidad debido a la

colonización de la zona por especies de ciclo corto, poco después se convierte en una formación de matorral más uniforme con dominio de aulaga, jara, y romero (Trabaud y Galtié, 1996; Viedma *et al.*, 2006). La evolución hacia matorral que sufren las zonas forestales conlleva una pérdida de la diversidad, entendida como variedad de usos del suelo, y la desaparición del mosaico de pequeñas parcelas a favor de parcelas de mayor tamaño y más uniformes. Estos resultados hacen plantearse a los autores si la homogeneización del paisaje en los últimos años ha afectado a la ocurrencia de los incendios (Trabaud y Galtié, 1996; Viedma *et al.*, 2006).

Los efectos que los incendios provocan sobre la vegetación y en la dinámica de los ecosistemas son patentes. Pero además de estos efectos que son visualmente más claros, los suelos, ya de por sí pobres en algunas regiones, también han sufrido las consecuencias de los incendios, dando lugar a graves problemas de erosión, pérdida de nutrientes y reducción de la fertilidad. Esto se debe no sólo a la pérdida de cobertura vegetal, sino también a la modificación de las propiedades físicas y químicas del suelo, que eliminan su estructura y aumentan su erosionabilidad. Por otro lado, aunque las cenizas puedan suponer un aporte de nutrientes al suelo, estos son fácilmente arrastrados por la lluvia o el viento (Moreira *et al.*, 1991). La pérdida de cobertura vegetal, así como los residuos generados en los incendios, también afectan a la calidad de las aguas de la zona, ya que las cenizas son llevadas por escorrentía hacia los caudales de los ríos acidificando las aguas.

Por último, hay que hacer mención especial a los efectos asociados a las emisiones producidas en la combustión de la biomasa vegetal. Existen varios estudios sobre estimación de emisiones y sobre como afectan dichas emisiones a la química atmosférica y al cambio climático, pero también es importante considerar los relacionados con la salud humana (Reisen y Brown, 2006). Un caso claro de intoxicación por el humo de los incendios se vivió en muchas poblaciones de Galicia en el verano de 2006 cuando se produjeron cientos de incendios en pocos días.

Los países europeos de la cuenca Mediterránea más afectados por los incendios son España, Italia, Grecia, Portugal y el sur de Francia. Según las estadísticas ofrecidas por el servicio EFFIS (European Forest Fires Information System) desarrollado por el Joint Research Centre (JRC), desde el año 1980 hasta el 2007 se ha producido un incremento en el total de incendios producidos en los cinco países considerados, mientras que el área quemada total disminuye aunque, varía mucho anualmente (Camia *et al.*, 2008).

Tabla 1.1. Número de incendios y superficie de área quemada en los países europeos de la cuenca mediterránea. Fuente: Report nº8 del JRC sobre incendios forestales del año 2007.

Number of fires	PORTUGAL	SPAIN	FRANCE	ITALY	GREECE ^(*)	TOTAL
2007	18722	10915	3364	10639	1983	45623
% of total in 2007	41%	24%	7%	23%	4%	100%
Average 1980-1989	7381	9515	4910	11575	1264	34645
Average 1990-1999	22250	18152	5538	11164	1748	58851
Average 2000-2007	26193	19546	4560	7585	1800	59683
Average 1980-2007	18066	15466	5034	10288	1590	50444
TOTAL (1980-2007)	505854	433035	140950	288069	44514	1412422

Burnt areas (ha)	PORTUGAL	SPAIN	FRANCE	ITALY	GREECE ^(*)	TOTAL
2007	31450	82048	8570	227729	225734	575531
% of total in 2007	5%	14%	1%	40%	39%	100%
Average 1980-1989	73484	244788	39157	147150	52417	556995
Average 1990-1999	102203	161319	22735	118573	44108	448938
Average 2000-2007	174544	136411	25052	87387	53485	476879
Average 1980-2007	112615	184013	29262	119869	49755	495513
TOTAL (1980-2007)	3153226	5152353	819331	3356321	1393130	13874361

^(*) Provisional data for 2007.

Estos países, impulsados también desde la Comisión Europea, han elaborado leyes para proteger los bosques y desarrollado planes de incendio para actuar con efectividad en las tareas de extinción y mitigar los daños a consecuencia del fuego. Concretamente, en 2006 el Consejo Europeo elaboró un Plan de Acción Forestal de 5 años (2007-2011), como parte de la Estrategia de Gestión de zonas forestales de la Unión Europea. Este Plan de Acción tiene por objetivo mejorar la calidad de vida, proteger el medio natural, y promover la coordinación y la comunicación entre los estados miembros (Morgera y Cirelli, 2009). Dentro de este Plan los incendios tienen un papel importante, estableciéndose unas pautas a seguir por los estados miembros con el fin de prevenir los incendios forestales.

1.2. Importancia de la cartografía de áreas quemadas

Los estudios realizados durante las últimas décadas han demostrado el importante papel que la quema de biomasa juega en el ciclo del carbono y en el cambio global (Chuvienco, 2008b; van der Werf *et al.*, 2006b). Por ello, actualmente los modelos del ciclo del carbono incluyen información sobre los incendios, a fin de cuantificar la contribución de estas emisiones al ciclo de carbono. El papel de los incendios dentro del cambio global está relacionado con varios procesos. Por un lado, los incendios suponen una rápida transferencia del carbono almacenado en la biomasa a la atmósfera, así como de otros gases traza y aerosoles (Lobert *et al.*, 1990). Otro de los efectos asociados a los incendios es la

eliminación de la cubierta de vegetación, y la consecuente deposición de carbón y cenizas. Este proceso supone una alteración del albedo de la Tierra y afecta a la temperatura del suelo, lo cual modifica la tasa de respiración de los microorganismos y la evapotranspiración.

Por otro lado, son cada vez más frecuentes los estudios destinados a investigar la influencia del cambio climático en la alteración del régimen de incendios, poniendo de manifiesto el efecto de retro-alimentación existente entre los incendios y el cambio climático (Chuvieco, 2008a). Para ello son necesarias series temporales de datos suficientemente largas que permitan analizar la evolución temporal de los patrones de ocurrencia de incendio, y la única forma de asegurar la consistencia y fiabilidad de los datos es utilizando una serie temporal continua de imágenes de satélite (Chuvieco *et al.*, 2008a).

Hace unos años surgió la necesidad de obtener estimaciones espacialmente y temporalmente precisas sobre la biomasa consumida en la combustión producida por los incendios forestales (Scholes *et al.*, 1996). Las aproximaciones llevadas a cabo se basan en la siguiente ecuación (Hao *et al.*, 1996; Pereira *et al.*, 1999; Seiler y Crutzen, 1980)

$$M = ADe \quad (1.1)$$

Donde M es la masa de vegetación consumida en la combustión en un determinado intervalo de tiempo, A es el área quemada durante ese mismo intervalo, D es la densidad de biomasa, y e es la efectividad de la combustión. Los tres parámetros necesarios en esta ecuación son difíciles de estimar con precisión de forma global utilizando únicamente imágenes de satélite. Entre ellos, la estimación del área quemada ha sido ampliamente estudiada, aunque su estimación a escala global y regional entraña dificultades debido a la variabilidad espacial y temporal dentro de las diferentes biomásas del planeta. Por lo tanto, es importante disponer de cartografía del área quemada espacialmente precisa para poder obtener estimaciones apropiadas de la biomasa consumida en los incendios.

Con el fin de estimar el área quemada, los primeros estudios utilizaron datos recogidos a partir de estadísticas nacionales, pero sus deficiencias eran claras. Las imágenes de satélite son la única fuente disponible espacialmente distribuida por la superficie de la Tierra que permiten observaciones a escala global. Por ello, cuando a principios de los 90 se dispuso de datos sobre la detección de incendios activos obtenidos con imágenes de satélite, muchos estudios empezaron a utilizar estos datos con la idea de mejorar las

estimaciones sobre emisiones (Levine, 1991). Los productos de incendios activos recogen información sobre la localización y el día en que se produce un incendio teniendo en cuenta la hora de pasada del satélite sobre una determinada zona. Con estos datos es posible estimar el área quemada, pero dicha información no permite realizar una cartografía precisa de las zonas quemadas (Eva y Lambin, 1998a; Giglio *et al.*, 2006a; Kasischke *et al.*, 2003; Scholes y Vandermerwe, 1996).

Últimamente, se está prestando cada vez más atención a la estimación de la superficie quemada en vez de a la detección de incendios activos para poder estimar la biomasa quemada. Los estudios de estimación de área quemada a gran escala han comprobado que la detección y delimitación de las áreas quemadas es difícil debido a la elevada variabilidad espectral que presentan como consecuencia de las diferentes condiciones en las que se generan. El tipo de vegetación, las condiciones ambientales, la intensidad y severidad del incendio y el intervalo de tiempo entre la extinción del incendio y la adquisición de la imagen, son algunos de los factores que influyen sobre la respuesta espectral de las áreas quemadas. En los últimos años, varias colecciones de imágenes de satélite han sido utilizadas para generar mapas de área quemada, como es el caso de los datos ofrecidos por los sensores: SPOT-VGT, MODIS y ERS-ATSR. A fecha de hoy, existen una serie de productos globales de área quemada que proporcionan la superficie afectada por los incendios a nivel global y el tipo de cubierta afectada. Estos productos son los derivados de los proyectos GLOBSCAR (Simon *et al.*, 2004), GBA2000 (Tansey *et al.*, 2004b) y el producto de área quemada de MODIS (Roy *et al.*, 2006; Roy *et al.*, 2002).

Al comparar la cartografía de área quemada generada utilizando diferentes metodologías, se puede observar como existen diferencias muy grandes entre ellos (Boschetti *et al.*, 2004b). Esto refleja no sólo la incertidumbre presente en la estimación de área quemada sino también en el resto de términos de la ecuación (1.1). La distribución espacial de biomasa es todavía un tema que se está investigando, así como la determinación de la eficiencia de la combustión (Ito y Penner, 2005; Kasischke y Penner, 2004).

Dado que las emisiones atmosféricas son una función lineal de la biomasa quemada, la cual es a su vez una función lineal del área quemada, cuando la superficie de área quemada se infra-estima la estimación del volumen total de emisiones será también infra-estimada. Por lo tanto, la reducción de la incertidumbre en las estimaciones de la extensión del área quemada debe ser un objetivo prioritario. Se ha comprobado que entre las

estimaciones de área quemada y las detecciones de incendios activos existe en general un buen acuerdo en cuanto a la distribución de las áreas quemadas, pero aparecen grandes diferencias en cuanto a la superficie total estimada (Boschetti *et al.*, 2004b; Giglio *et al.*, 2006a). Esto es especialmente evidente cuando se consideran datos del mismo año pero de diferentes sensores (Boschetti *et al.*, 2004b).

Aunque la estimación de emisiones y de biomasa quemada son los usos en auge en estos momentos debido a su implicación en el cambio global, no son los únicos usos que tienen los mapas de área quemada. Como se ha comentado anteriormente, los incendios ocasionan pérdida de cobertura vegetal, modifican negativamente las características del suelo, y destruyen infraestructuras. En consecuencia, conocer con exactitud la localización y la superficie de las áreas afectadas por el fuego es crucial para poder estimar las pérdidas económicas, así como para cuantificar la superficie de los distintos usos del suelo afectados. La combinación de los mapas de área quemada con otros tipos de información como, mapas de usos del suelo, de pendientes, de zonas protegidas, de especies protegidas o en peligro de extinción, o de tipos de suelos; ayudan a establecer cuales son las zonas donde la intervención debe ser prioritaria y los potenciales riesgos asociados a la pérdida de vegetación y a la alteración del suelo como, aumento de la erosión y posibles procesos de desertificación, riesgo de contaminación del curso fluvial, o riesgo de deslizamiento de laderas. De esta forma la cuantificación de daños no sólo será económica sino también ecológica, la cual también es muy importante y necesaria en la gestión forestal, ya que la planificación de medidas para paliar estos riesgos deberá ser prioritaria en las zonas donde el riesgo sea mayor.

Por último, para realizar el análisis de la severidad de los incendios forestales también son necesarios los mapas de áreas quemadas, ya que es un paso previo antes de aplicar los modelos de estimación de la severidad.

1.3. Técnicas utilizadas para la cartografía de áreas quemadas

Durante los últimos años varios estudios se han esforzado por encontrar la mejor metodología para producir mapas de área quemada y realizar estimaciones de la cantidad de biomasa consumida en la combustión (Giglio *et al.*, 2009; Giglio *et al.*, 2006a; Roy *et al.*, 2005b; Silva *et al.*, 2004; Tansey *et al.*, 2008; Tansey *et al.*, 2004b). Una gran variedad de

sensores han sido utilizados para realizar dichas estimaciones a escala regional y global, entre ellos los más utilizados han sido ERS-ATSR, NOAA-AVHRR, SPOT-VGT y Terra y Aqua MODIS. Estos sensores presentan alta resolución temporal debido a su gran ancho de barrido (512-3000 km), en cambio su resolución espacial varía entre 250 metros y 1 km, y la resolución espectral también es bastante dispar, presentando de 2 a 7 bandas cubriendo diferentes longitudes de onda.

Tabla 1.2. Características de los sensores más utilizados para la cartografía de área quemada.

Fuente: Información obtenida de las páginas Web oficiales. Elaboración propia.

	Landsat- TM/ETM	Terra/Aqua MODIS	SPOT- VGT	NOAA- AVHRR	ENVISAT- ATSR2/AATSR
Resolución espacial	30	250/500	1000	1100	1000
Resolución espectral (nm)					
Banda 1	450-515	620-670	500-590	580-680	545-565
Banda 2	525-605	841-876	610-680	720-1000	660-680
Banda 3	630-690	459-479	780-890	1580-	860-880
Banda 4	750-900	545-565	1580-1750	3550-3930	1450-1750
Banda 5	1550-175	1230-1250		10300-	3550-3850
Banda 6	10400-	1628-1652		11500-	10300-11300
Banda 7	2090-2350	2105-2155			11500-12500

* Disponible en el sensor AVHRR3 a partir del NOAA-16.

Dada la gran cantidad y variedad de metodologías que han sido desarrolladas para cartografiar áreas quemadas, pueden seguirse diferentes criterios para clasificarlas. A continuación se presentan algunos de los criterios posibles:

- Si utilizan una sola imagen post-incendio para realizar la clasificación o si realizan un análisis multi-temporal
- Si se aplican técnicas de clasificación, supervisada o no supervisada, o si aplican umbrales, fijos o variables.
- Si utilizan como variable de entrada las detecciones de focos activos o no.
- Si consideran o no variables de textura.
- Si utilizan una sola fase o varias fases para generar la cartografía final;

- Si utilizan un índice o combinan varios índices
- La escala de trabajo considerada: global, regional, o local (aunque, a veces, está condicionada al sensor utilizado).

En este trabajo se sigue la clasificación propuesta por Giglio *et al.* (2009) que divide las metodologías utilizadas en tres grandes grupos: aquellas que realizan las estimaciones basándose únicamente en las detecciones de incendios activos, los métodos denominados “híbridos” que utilizan reflectividades y focos activos, y las metodologías que se basan en el análisis de la reflectividad de la imagen y los índices de vegetación.

1.3.1. Estimaciones a partir de focos activos

Las estimaciones de área quemada realizadas a partir de las detecciones de focos activos fueron las primeras estimaciones a escala global, y se realizaron como respuesta a la carencia de datos sobre área quemada a dicha escala en ese momento. Aunque han sido frecuentemente utilizados para realizar estimaciones de área quemada (Giglio *et al.*, 2006a; van der Werf *et al.*, 2003; van der Werf *et al.*, 2004), sus limitaciones han sido reconocidas por los propios autores. La principal limitación fue la relación entre el número de incendios detectados y la superficie afectada por los mismos, ya que son muchos los factores que influyen en la evolución de un incendio.

La aproximación más utilizada asumía que el área quemada es proporcional al número de incendios (Eva y Lambin, 1998a; Giglio *et al.*, 2006a).

$$A(i,t) = \alpha N_t(i,t) \tag{1.2}$$

Donde A es el área quemada de una determinada región en un periodo de tiempo t , N_t es el número de píxeles en los que se ha detectado un incendio en la misma región y mismo periodo, y α es un factor que representa la proporción de área quemada por píxel de incendio. Las precisiones alcanzadas con este método varían mucho de un estudio a otro, por ello los estudios se orientaron a realizar estimaciones más precisas estableciendo un criterio de dependencia espacial sobre el factor α para tener en consideración las condiciones de propagación del fuego. Varios estudios utilizaron el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) y la fracción de cobertura arbolada para estimar el área efectiva quemada por píxel (Scholes y Vandermerwe, 1996; van der Werf *et al.*, 2003). Más tarde, Giglio *et al.* (2006b) basándose en el modelo establecido por van der Werf *et al.* (2003) consideraron no sólo la relación de α con la fracción de cobertura de arbolado sino

también con el tamaño de las agrupaciones de incendios activos detectados en una determinada región. La unión de estos dos factores para la estimación del área quemada efectiva por píxel la realizaron construyendo un árbol de clasificación para cada una de las regiones continentales establecidas por los autores.

1.3.2. Metodologías híbridas

Aunque la mayoría de los métodos desarrollados para cartografiar áreas quemadas no han utilizado la información contenida en los productos de incendios activos, existen varios estudios que han desarrollado métodos, denominados “híbridos”, en los cuales los incendios activos son incluidos como una capa más de información. Principalmente, las detecciones de incendios activos son utilizadas, (i) como medio para seleccionar píxeles quemados, o bien (ii) para identificar como incendios aquellos polígonos clasificados según la técnica utilizada.

Dentro del primer grupo encontramos los estudios realizados por Roy *et al.* (1999), Loboda *et al.* (2006) y Giglio *et al.* (2009). Los primeros estudios utilizaron imágenes NOAA-AVHRR, ya que permitían la sincronía entre la detección de focos activos y la imagen. Roy *et al.* (1999) que utilizaron los focos activos para seleccionar píxeles quemados y calcular a partir de ellos las estadísticas (media y desviación típica) a partir de las cuales se realizaba la clasificación de los píxeles en quemado y no quemado.

Loboda *et al.* (2006) establecieron una metodología para cartografiar áreas quemadas utilizando el compuesto de reflectividad MODIS de 8 días y el producto de incendios activos de MODIS (MOD09A1 y MOD14A1, respectivamente). En este estudio se siguió el planteamiento realizado por Roy *et al.* (1999), en el que los umbrales utilizados eran derivados de las estadísticas de los píxeles donde habían sido detectados los incendios activos.

Por último Giglio *et al.* (2009) desarrollaron un algoritmo híbrido en el que utilizan imágenes diarias MODIS de los sensores Terra y Aqua y el producto de incendios activos. En una primera fase se identificaron los píxeles semilla tanto de área quemada como no quemada, utilizando un índice normalizado calculado a partir de las bandas 5 (1240 nm) y 7 (2125 nm), y los incendios activos. Los umbrales de decisión son establecidos sobre los índices de separabilidad y textura temporal calculados a partir del índice de vegetación. La

cartografía final de las áreas quemadas se obtiene aplicando teoremas de probabilidad, los cuales permiten obtener una delimitación más precisa de los bordes de las áreas quemadas.

En el segundo grupo aparecen Fraser *et al.* (2000), Pu *et al.* (2007) y George *et al.* (2006). Fraser *et al.* (2000) desarrollaron el algoritmo HANDS (Hotspot and NDVI Differencing Synergy), diseñado para cartografiar áreas quemadas en bosque boreal con datos AVHRR combinando datos de focos activos con la diferencia del NDVI pre y post-incendio. Los incendios activos se utilizaron para establecer como polígonos quemados aquellos polígonos inicialmente clasificados a partir del descenso del NDVI. Unos años más tarde un método muy parecido fue desarrollado por Pu *et al.* (2007) para delimitar las áreas afectadas por incendios en California también con datos AVHRR. Este método fue aplicado sobre una serie de datos de 12 años comprendidos entre 1989 y 2000, con el fin de estudiar los regímenes y la ocurrencia de incendios en Norte América (Pu *et al.*, 2007). La diferencia entre el método utilizado por Pu *et al.* (2007) y el algoritmo HANDS (Fraser *et al.*, 2000) original es la generación de la variable de incendios activos, ya que utilizaron el algoritmo desarrollado por Li *et al.*(2003). Shukinin *et al.* (2004) también desarrollaron un método híbrido basado en el algoritmo HANDS (Fraser *et al.*, 2000). Para crear una base de datos de incendios activos y áreas quemadas en Rusia. El algoritmo de detección de incendios activos es diseñado específicamente para Rusia. Para delimitar las áreas quemadas agrupan los incendios activos próximos entre sí y detectados en días consecutivos. Posteriormente, calcula el centroide del polígono formado por la agrupación de incendios activos y lo utilizan como dato de entrada en un modelo de crecimiento de regiones basado en la distancia Euclidiana. El crecimiento de regiones se aplica sobre el compuesto formado por las bandas MODIS de reflectividad 1 y 2 y la banda 5 del térmico de la imagen post-incendio. Obtienen buenas correlaciones con los datos de referencia, aunque hay que tener en cuenta que sólo relacionan la superficie detectada en cada incendio concreto.

El algoritmo HANDS (Fraser *et al.*, 2000) comentado anteriormente, también fue utilizado para interpretar imágenes SPOT-VGT (Fraser y Li, 2002) durante 1998 y 1999 en Canadá. En este caso introducen como variable el NDWI calculado a partir de las bandas IRC y SWIR, manteniendo la detección de focos activos realizada con imágenes AVHRR. En este estudio se puso de manifiesto la limitación de este algoritmo, al depender de la correcta detección de los puntos de calor para poder clasificar las áreas quemadas.

Poco después algunos estudios empezaron a explotar el potencial de las imágenes MODIS utilizando tanto los productos de reflectividad como los de incendios activos (George *et al.*, 2006). George *et al.* (2006) utilizaron imágenes MODIS del producto de 16 días de reflectividad corregida del efecto bidireccional (MCD43B4) de 2002 y 2003 para generar un mapa de alteraciones en la cobertura forestal de Siberia entre los años 1992 y 2003. Su trabajo se apoyó en los resultados obtenidos por Gerard *et al.* (2003), quienes establecieron que el índice normalizado calculado con las bandas 2 y 6 de MODIS (denominado NDSWIR) permitía detectar antiguas áreas quemadas de hasta 10 años de antigüedad. Después del cálculo del NDSWIR aplicaron un algoritmo de contexto sobre las zonas identificadas como forestales en 1992, para segmentar la imagen. Estos segmentos eran clasificados como áreas quemadas si la media de NDSWIR superaba un umbral establecido de forma visual utilizando imágenes de incendios activos para localizar las regiones donde se habían producido incendios dentro del periodo de tiempo considerado. Por otro lado, utilizaron la diferencia del NDVI para identificar las áreas quemadas en las imágenes MODIS de 2003 aplicando un umbral.

1.3.3. Metodologías que sólo utilizan bandas e índices espectrales

La mayor limitación de los métodos anteriores es que dependían de la detección de los focos activos de incendio para poder cartografiar las áreas quemadas. Por lo tanto, hay que tener en cuenta las fuentes de error que presentan estas detecciones. Los principales factores que afectan a la detección del incendio activo son la cubierta de nubes y el momento de la adquisición de la imagen, ya que en muchas ocasiones cuando el satélite toma la imagen el incendio ya está extinguido. Además, estos productos no están exentos de falsas alarmas, producidas principalmente en verano en zonas donde la temperatura se eleva por encima de los umbrales establecidos en el algoritmo. Por ello, cada vez más estudios abogan por la utilización de la reflectividad de la imagen, y los canales de temperatura, si están disponibles, para llevar a cabo la cartografía de áreas quemadas.

Dentro de este grupo se ha optado por realizar una división en función del sensor utilizado: AVHRR-NOAA, ERS-ATSR, SPOT-VGT, MODIS y Landsat TM/ETM (Tabla 1.2). Las técnicas empleadas sobre cada uno de ellos son muy variadas, desde la utilización de umbrales fijos hasta complejos algoritmos predictivos. Para una revisión más detallada de los estudios y técnicas empleadas para la cartografía de áreas quemadas se puede

consultar Pereira *et al.* (1997), Koutsias *et al.* (1999), Ahern *et al.* (2001) o Lentile *et al.* (2006), aunque sería conveniente actualizar dichos trabajos con los estudios realizados en los últimos años.

1.3.3.1. NOAA-AVHRR

Los estudios desarrollados por Kasischke *et al.* (1993), Kasischke y French (1995) y Razafimpanilo *et al.* (1995) fueron de los primeros en utilizar imágenes AVHRR para cartografiar áreas quemadas. Kasischke *et al.* (1993) y Kasischke y French (1995) crearon compuestos de NDVI de 15 días para detectar áreas quemadas en el bosque boreal de Alaska durante 1990 y 1991. Unos años más tarde Fernández *et al.* (1997) realizaron la cartografía de grandes incendios en España durante los años 1993 y 1994. En este estudio utilizaron compuestos AVHRR de 10 días creados bajo el criterio del máximo NDVI. Su objetivo era desarrollar una técnica automática para realizar la cartografía de áreas quemadas. Para ello aplicaron un umbral a la diferencia de NDVI basado en la media y la desviación típica de una ventana de 100 x 100 píxeles, y técnicas de regresión lineal entre los valores de NDVI antes y después del incendio.

Con el paso del tiempo se siguió avanzando en la generación de compuestos de imágenes, Chuvieco *et al.* (2005) y Souza *et al.* (2005) investigaron cuales eran los criterios que más favorecían la posterior detección de áreas quemadas, ya que los anteriores criterios tendían a enmascarar la respuesta espectral de las zonas quemadas al priorizar la respuesta espectral de la vegetación. Existen bastantes diferencias entre estos dos últimos estudios, siendo, sin embargo, la máxima temperatura de brillo uno de los criterios que mejor resultados ofreció para la cartografía de áreas quemadas (Chuvieco *et al.*, 2005).

Por otro lado, se encuentran los estudios que han utilizado transformaciones de bandas en imágenes AVHRR diarias para generar mapas de área quemada. En este sentido la técnica más utilizada ha sido la generación de índices a partir de la combinación aritmética de bandas espectrales. Hasta la fecha se han utilizado una gran variedad de índices espectrales. Los primeros índices utilizados, que se siguen utilizando en la actualidad, eran índices diseñados para detectar vegetación. Sin embargo, varios estudios detectaron problemas de confusión con otras coberturas que presentaban un comportamiento espectral similar a las áreas quemadas, como las sombras de nubes, suelo desnudo y las láminas de agua. Por ello, algunos autores decidieron adaptar los índices de

vegetación para mejorar la discriminación de las áreas quemadas (Pereira, 1999), o formular nuevos índices especialmente diseñados para la detección de píxeles quemados (Martín y Chuvieco, 1998). Con el fin de comprobar la capacidad de discriminación de estos nuevos índices, las mismas técnicas de clasificación, por lo general establecimiento de umbrales, fueron aplicadas sobre los índices de vegetación más comunes (Barbosa *et al.*, 1999; Chuvieco *et al.*, 2002; Pereira, 1999). A través del estudio realizado por Pereira *et al.* (1999) se confirmó la importante capacidad de discriminación de áreas quemadas del infrarrojo medio de onda corta, y como su utilización en los índices espectrales mejora la detección y delimitación de las áreas quemadas. En este estudio se plantearon nuevos índices para la discriminación de áreas quemadas sustituyendo la banda 1 (rojo) por la banda 3 (SWIR) en las ecuaciones del NDVI y GEMI, creando los índices VI3 (previamente definido por Kaufman y Remer (1994)) y GEMI3 (Pereira, 1999) respectivamente. Además establecieron una metodología en dos fases, en la primera aplicaban umbrales sobre los índices espectrales y en la segunda aplica la técnica spectral mixture analysis para refinar la delimitación de la primera fase. En la misma línea Barbosa *et al.* (1999) también evaluaron el comportamiento de índices espectrales, NDVI, GEMI y GEMI3, e incorporaron un nuevo índice que utiliza la temperatura de brillo del canal 3 en lugar de la reflectividad en el índice VI3, creando así el índice VI3T. Para clasificar las imágenes plantearon el uso combinado de varios tipos de umbrales, por un lado estableciendo umbrales fijos en la banda 2 (Infrarrojo Cercano) y el índice GEMI, por otro aplicando umbrales temporales en el canal 3 y el GEMI y, por último introdujeron un umbral automático basado en la media y la desviación típica del índice VI3T. Chuvieco *et al.* (2002) compararon la capacidad de discriminación del índice de área quemada o burned area index (IAQ ó BAI), desarrollado por Martín (1998), con los índices de vegetación más utilizados (NDVI, SAVI y GEMI) obteniendo resultados muy favorables que demostraron la mayor capacidad de discriminación del índice BAI.

Una gran variedad de técnicas han sido aplicadas a datos NOAA-AVHRR debido a su resolución temporal diaria, y a su fácil adquisición. Entre ellas se encuentran los árboles de clasificación y regresión (CART, Classification and Regression Trees) aplicados por Pereira *et al.* (2000) en la Península Ibérica y regiones de África. Para la construcción del árbol utilizaron como variables el albedo, índices de vegetación y la temperatura de brillo. Por otro lado, la técnica de análisis de mezclas espectrales o Spectral Mixture Analysis

(SMA) fue aplicada también a datos AVHRR por Shimabukuro *et al.* (1994) y Quintano *et al.* (2006; 2002). Esta técnica calcula el porcentaje de la firma espectral de los píxeles puros contenido en cada píxel. Mientras que Quintano *et al.* (2002) utilizaron un análisis multi-temporal al considerar la variación entre dos imágenes AVHRR pre y post-incendio, Quintano *et al.* (2006) plantearon un enfoque uni-temporal. En los tres casos se consideró la extracción de tres espectros de referencia o “endmembers” a partir de la imagen: vegetación, suelo y sombra. Una vez obtenidas las imágenes correspondientes a cada espectro de referencia se aplicaron una serie de umbrales para clasificar las áreas quemadas. Obtuvieron buenos resultados pero hay que tener en cuenta la escala local del estudio.

Con un criterio similar al SMA, existen otras técnicas cuyo objetivo es calcular el porcentaje de área quemada presente en cada píxel. En este caso se puede establecer el estudio de Razafimpalino *et al.* (1995) como el precursor de esta rama. Estos autores evaluaron dos métodos para la estimación del área sub-píxel. Por un lado, calcularon la relación lineal entre las variaciones en la banda 2 del sensor AVHRR con el porcentaje de área quemada. Y por otro lado, establecieron una relación no lineal con el NDVI. En este caso la relación no lineal del NDVI ofreció mejores resultados, aún así se puso de manifiesto que los resultados estaban relacionados con el contraste que existía entre las áreas quemadas y no quemadas. El estudio más reciente que ha utilizado esta misma técnica para la cartografía de áreas afectada por el fuego es el realizado por Vafeidis y Drake (2005). En este estudio los autores plantearon una metodología en dos fases combinando la umbralización de los índices desarrollados por Pereira *et al.* (1999) y Barbosa *et al.* (1999), y las técnicas de detección de área sub-píxel. En la primera fase el objetivo fue reducir la omisión, de manera que todos los píxeles afectados por el incendio fueran detectados. Para ello, se aplicaron umbrales basados en la media y la desviación típica sobre índices espectrales, que en este caso fueron el NDVI, VI3 y VI3T. Este criterio originó un gran error de comisión en la cartografía. Sin embargo, dicho error de comisión se minimizó en la segunda fase, en la que utilizaban la técnica desarrollada por Razafimpanilo *et al.* (1995) y otra técnica de detección sub-píxel que establecía una relación lineal entre la respuesta del canal 3 y el porcentaje de área quemada. La combinación entre el índice NDVI y la técnica de detección sub-píxel de los autores fue la que ofreció mejores resultados en grandes incendios, pero subestimaba en los pequeños. En cambio, la combinación entre el índice

VI3 y la detección sub-píxel estimada a partir del canal 3 clasificaba mejor los pequeños incendios, subestimando el área en los grandes incendios.

Otra de las características más representativas del sensor AVHRR es su continuidad temporal, de hecho este sensor dispone de la serie temporal más larga de imágenes de satélite (Sukhinin *et al.*, 2004). Esta cualidad lo convierte en el sensor más adecuado para estudiar patrones de ocurrencia de incendio y realizar análisis temporales de cambios en los usos del suelo. Entre los estudios que han aprovechado dicha serie temporal se encuentran Sukhinin *et al.* (2004), Riaño *et al.* (2007) y Chuvieco *et al.* (2008a). El trabajo realizado por Sukhinin *et al.* (2004) ha sido descrito anteriormente dentro de los estudios híbridos. En cuanto a los otros dos estudios, Riaño *et al.* (2007) desarrollaron un método predictivo de área quemada a partir de una serie de 18 años (1981-2000) de imágenes AVHRR PAL 8 km localizadas en África tropical. Para ello, utilizaron un modelo estadístico denominado, Seasonal AutoRegressive Integrated Moving-Average (SARIMA, (Box *et al.*, 1994)). En el que introdujeron como variables los mapas mensuales de área quemada y el Índice de Oscilación Sur (SOI), para considerar las variaciones en la ocurrencia debidas a las condiciones climáticas extraordinarias como El Niño. Para el cálculo del área quemada mensual se utilizó en el método propuesto por Barbosa *et al.* (1999). De manera que se aplicaron una serie de umbrales fijos (sobre bandas 2, 3, VI3T y GEMI), un umbral temporal y un umbral automático establecido en función de la media y la desviación típica. Las predicciones realizadas para el periodo 1981-1997 mostraron concordancia con el patrón de los datos reales. Dicha predicción de las áreas quemadas en una región puede ser introducida en los modelos de riesgo de incendio o utilizada para predecir emisiones futuras.

El enfoque y objetivo del estudio realizado por Chuvieco *et al.* (2008a) se centra en la generación de una serie temporal de mapas de área quemada en el bosque boreal de Canadá utilizando imágenes AVHRR a 1 km de resolución espacial. Su objetivo era generar una serie de datos de área quemada que permitan establecer y analizar los regímenes de incendios de la zona para el periodo comprendido entre 1984 y 2006. La clasificación del área quemada se realizó en compuestos de 10 días siguiendo una metodología en dos fases, en la que en la primera fase se localizaron los píxeles más severamente quemados y en la segunda se utilizó un algoritmo de contexto que analizaba los píxeles vecinos a los detectados en la primera fase los cuales eran incorporados a las áreas quemadas si cumplían

el criterio establecido. En este estudio se aplicaron umbrales temporales sobre el índice GEMI y BAI en la primera fase. Mientras que en la segunda fase los píxeles se seleccionaron en función de la variación temporal del índice GEMI considerando umbrales menos estrictos. Las estimaciones de área quemada ofrecieron un porcentaje de detección elevado de incendios superiores a 200 ha (85%), errores de comisión menores del 10% y errores de omisión que oscilaban entre el 51% y el 60%.

1.3.3.2. ERS 1-2 / ATSR 1-2 y AATSR

Los precursores en el uso de las imágenes del sensor ATSR-1 para la cartografía de áreas quemada fueron Eva y Lambin (1998a). Estos autores realizaron un análisis de la respuesta espectral del área quemada en la sabana africana, poniendo especial atención en la evolución de la reflectividad tras el incendio. El algoritmo de detección que plantearon se basa en la disminución de reflectividad que sufre la banda del SWIR y el aumento en la temperatura de superficie tras el incendio. En el caso de las sabanas los incendios se producen en la estación seca, momento en el que la vegetación se encuentra en estado de senescencia. Por ello, los valores de reflectividad en el SWIR son elevados y tras el paso del fuego estos valores experimentan un brusco descenso. En este estudio un píxel era detectado como quemado si cumplía 3 condiciones establecidas de forma empírica en la banda del SWIR, en la temperatura de superficie y en la temperatura de brillo. Este método ofreció buenos resultados, y aunque no existía coincidencia en las fechas de adquisición de las imágenes Landsat y ATSR-1 se obtuvieron correlaciones con un coeficiente de determinación de 0.8.

Los siguientes estudios se enmarcan dentro del proyecto Globscar, los cuales utilizan imágenes ATSR-2. Este sensor ofrece características mejoradas respecto al ATSR-1, la más importante es la incorporación de 3 bandas espectrales más, dos en el visible y una en el infrarrojo cercano. Estas nuevas bandas hicieron posible el cálculo de índices espectrales que ayudaban a la clasificación de las áreas quemadas. Los algoritmos empleados en el proyecto Globscar se denominaron K1 y E1 (Simon *et al.*, 2004). El algoritmo E1 era una adaptación del trabajo realizado por Eva y Lambin (1998a), en el cual se establecían una serie de umbrales fijos. Al utilizar imágenes ATSR-2 estos umbrales se extendieron también a las bandas del rojo e infrarrojo cercano y a los valores del NDVI.

El algoritmo K1 fue diseñado por Piccolini y Arino (2000), y establecía una relación entre el comportamiento de la banda del IRC y la temperatura de brillo. El algoritmo fue aplicado sobre ventanas de 50 x 30 km, y sólo se calculó para aquellos píxeles potencialmente quemados de acuerdo con los valores que mostraron en el IRC e IRT. El valor del parámetro K1 era calculado como la distancia al punto formado por la media en el infrarrojo cercano y del infrarrojo térmico (Simon *et al.*, 2004). Por último se aplicó un umbral fijo sobre la variable K1 para seleccionar las áreas quemadas. Los dos algoritmos por separado presentaban importantes errores de comisión, de manera que la combinación de ambos algoritmos complementó y corrigió en parte sus carencias.

1.3.3.3. SPOT-Vegetation

El caso del sensor SPOT-Vegetation es similar al del ATSR, ya que gran parte de los estudios realizados con sus imágenes se encuadran dentro del ámbito del proyecto de escala global, denominado GBA-2000. En este proyecto diseñaron nueve algoritmos adaptados a diferentes regiones del planeta, utilizando metodologías muy variadas (Tansey *et al.*, 2004a). Entre ellos se destaca el trabajo realizado por Ershov y Novik (2001), ya que este mismo algoritmo fue posteriormente utilizado en dos proyectos de escala global: GlobCarbon (Plummer *et al.*, 2006) y L3JRC (Tansey *et al.*, 2007). Estos autores propusieron un índice nuevo para detectar cambios en la reflectividad del infrarrojo cercano, en el que se comparaba la reflectividad diaria con la reflectividad media en el IRC de los diez días anteriores. A continuación aplicaban un umbral para clasificar el área quemada. Este índice fue especialmente diseñado para Rusia, pero los buenos resultados ofrecidos en otras regiones del planeta lo catalogaron como un índice de aplicación global.

Otras metodologías aplicadas a las imágenes SPOT fueron los árboles de regresión (CART), los cuales se utilizaron para detectar áreas quemadas en Australia (Stroppiana *et al.*, 2003a; Stroppiana *et al.*, 2002). Tras un detallado análisis del comportamiento espectral de las áreas quemadas dependiendo del tipo de vegetación afectada (Stroppiana *et al.*, 2002), se seleccionaron las variables más adecuadas para su utilización en el árbol de clasificación: IRC, SWIR, albedo, NDVI, NDWI, y sus diferencias con el compuesto anterior. Se utilizaron compuestos de 10 días generados con el criterio de selección del mínimo valor en el IRC. Se introdujeron 3 compuestos en el modelo, con el fin de que el tercer compuesto confirmara la presencia del área quemada. Se generaron varios modelos, y establecieron que

un píxel sería considerado como quemado cuando fuera seleccionado por todos los conjuntos de reglas establecidos.

También se ha utilizado la técnica de la regresión logística para la cartografía de áreas quemadas con imágenes SPOT-VGT en Canadá (Fraser *et al.*, 2002). Para generar la función introdujeron como variables en el modelo las bandas SPOT, el NDVI y el NDWI. Además de los compuestos de 10 días utilizaron también un compuesto acumulado de 30 días. Una vez realizada la regresión, a la probabilidad de quemado que se obtuvo como resultado le aplicaron un umbral igual a 0.5 para delimitar las áreas quemadas. La regresión logística también fue utilizada por otro estudio fuera del proyecto GBA-2000, en varias regiones: África, sureste de Liberia y noreste de China y la Península Ibérica. Donde se obtuvo un 95% de confianza en el modelo, pero no llegó aplicarse a imágenes.

Para cartografiar áreas quemadas en la región europea, Silva *et al.* (2002) establecieron una metodología basada en el uso del análisis lineal discriminante. Esta técnica utilizada ampliamente en análisis estadístico, genera una serie de nuevas variables que maximizan la separación entre grupos. Las variables de entrada utilizadas fueron las mismas que en Stroppiana *et al.* (2003b): IRC, SWIR, albedo, NDVI y NDWI, utilizando compuestos mensuales y las diferencias entre los compuestos. En cambio para clasificar las áreas quemadas de África, Silva *et al.* (2003) aplicaron un árbol de clasificación. Además, en este caso sólo consideraron como variables de entrada el IRC post incendio y la diferencia del IRC. Se estudió la inclusión en el modelo de la banda del SWIR, pero se observó que introducía errores en algunas regiones. Esto se debía al comportamiento variable de esta banda en función del tipo de vegetación. La validación de los resultados se realizó calculando la correlación lineal con datos de referencia procedentes de imágenes Landsat en celdas de 15 x 15 km. A partir de los datos obtenidos en la validación se observó que el modelo funcionaba bien en algunas regiones pero en otras producía grandes infra-estimaciones.

El último algoritmo desarrollado en el marco del proyecto GBA-2000, fue el utilizado para cartografiar área quemada en Centroamérica (Boschetti, 2003). Este método era muy parecido al posterior método desarrollado por Roy *et al.* (2005b) para imágenes MODIS. En él se invierte la ecuación que define el componente bi-direccional de la reflectividad para predecir la reflectividad de un día en función de la información conocida a priori de la evolución de la reflectividad. De manera que es una metodología que trabaja

con imágenes diarias. Para detectar los cambios en la reflectividad originados por los incendios utilizó la reflectividad esperada y la reflectividad real de las bandas de infrarrojo cercano y térmico. Así, un píxel sería clasificado como quemado cuando cumpliera una serie de criterios relacionados con el cambio en la reflectividad y con la persistencia de la señal al día siguiente.

Maggi y Stroppiana (2002) realizaron un estudio para comparar las clasificaciones de área quemada realizados con imágenes AVHRR y VGT. Aunque estos resultados no son estrictamente comparables, ya que diferían completamente en la metodología de tratamiento de las imágenes. Comenzando por el criterio que fue utilizado para generar los compuestos, en AVHRR se aplicó el criterio combinado de mínima reflectividad en el IRC y máxima temperatura de brillo, mientras que para VGT se consideró sólo el mínimo IRC debido a la carencia de banda en la región del térmico. En cuanto a la técnica aplicada, los compuestos VGT se clasificaron utilizando un árbol de regresión en el que se introdujeron como variables las bandas originales, el NDVI y el NDWI. En cambio, para clasificar las imágenes AVHRR se empleó un método híbrido en dos fases. En la primera fase los focos activos eran utilizados para obtener los píxeles semilla, que seguidamente eran utilizados en la segunda fase como punto de partida de un algoritmo de crecimiento de regiones. En el análisis de errores realizado se obtuvieron mayores errores de comisión y menos de omisión en los datos AVHRR. Por último, resaltaron la limitación del sensor Vegetation al no presentar canales en el infrarrojo térmico, aunque su ventaja frente a los datos AVHRR fue la mejor calidad geométrica y radiométrica de sus datos.

Por último, en el caso de la cartografía de área quemada en Rusia encontramos otro estudio que utilizó imágenes VGT. Zhang *et al.* (2003) utilizaron compuestos mensuales generados con el criterio de mínimo valor en el IRC para establecer píxeles potencialmente quemados. Dichos píxeles eran seleccionados si se había producido en ellos un descenso en el valor de reflectividad en el infrarrojo cercano de un mes a otro. A continuación esos píxeles eran sometidos a una serie de umbrales que eran adaptados a las condiciones de cada mes, ya que se basaban en la media y la desviación típica de una muestra de puntos quemados en cada compuesto mensual. Los umbrales se establecieron sobre las diferencias de las bandas originales, los índices NDVI y NDWI, y las bandas del compuesto pre-incendio. En general estos umbrales se definieron como la media más dos veces la desviación típica. Sin embargo, la aplicación de los umbrales fue compleja, ya que

establecieron diferentes combinaciones de umbrales para cada mes en función de las condiciones ambientales y de fenología de la vegetación. Los resultados de la validación ofrecieron valores de R^2 superiores a 0.97, y pendientes de 0.86 que nos marcan una ligera tendencia a la infra-estimación. Los resultados fueron muy buenos pero hay que mencionar que la validación sólo se realizó sobre algunos incendios, y no sobre el conjunto de la imagen.

1.3.3.4. Terra-Aqua MODIS

La disponibilidad de imágenes del sensor MODIS supuso importantes mejoras frente a los sensores tratados anteriormente. Tanto la resolución espacial de las imágenes, como la resolución espectral y radiométrica de las imágenes mejoraron considerablemente, lo cual unido a su fácil de adquisición favoreció la difusión de sus imágenes y productos derivados.

El primer estudio que analizó la respuesta espectral de MODIS en zonas quemadas, lo hizo simulando las bandas MODIS a partir de datos de radiometría de campo tomados en la sabana africana (Trigg y Flasse, 2000). En este estudio se comprobó la sensibilidad de las bandas del IRC y SWIR a la señal espectral del carbón, y analizaron la persistencia de la señal estudiando como variaban las reflectividades de la zona quemada con el paso del tiempo. Finalmente, establecieron que las bandas más sensibles seran el IRC y el SWIR2 y SWIR3 (bandas 2, 6, y 7, respectivamente), y que en estas bandas se podía detectar un incendio hasta 13 días después de haberse producido. En la misma línea, Trigg y Flasse (2001) siguieron analizando la sensibilidad de las bandas MODIS, calculando la capacidad de discriminación entre las zonas quemadas y otras cubiertas de vegetación a través de la distancia de Jeffries-Matusitas. En dicho cálculo consideraron la combinación de dos bandas, con el fin identificar el espacio bi-espectral que mejor discriminara las áreas quemadas. Las regiones espectrales que ofrecieron mayores valores de separabilidad fueron las bandas 6 (Short-wavelength Mid-Infrared, SMIR, centrada a 1640 nm) y 7 (Long-wavelength Mid-Infrared, LMIR, centrada a 2120 nm). A partir de estos resultados formulan el índice Mid-Infrared Burned Index (MIRBI) como una relación lineal de las bandas 6 y 7.

$$MIRBI = 10LMIR - 9.8SMIR + 2 \quad (1.3)$$

Las principales limitaciones de este índice son que está diseñado específicamente para sabanas, cuyo comportamiento espectral tras un incendio no se puede extender a otros ecosistemas; y que no es fácilmente aplicable en otros sensores, ya que no es común que los sensores presenten canales con esas longitudes de onda.

Otro estudio analizó la sensibilidad de las bandas MODIS, y las comparó con las bandas AVHRR (Martín *et al.*, 2002), esta vez con datos de imágenes de satélite. Calcularon la distancia normalizada y la divergencia transformada para analizar la separabilidad de las bandas en diferentes cubiertas, y también consideraron la discriminación en un ámbito bi-espectral. Los resultados demostraron la superioridad de MODIS frente al AVHRR, y destacaron el comportamiento de la banda 7 de MODIS para detectar áreas quemadas.

Sin duda, una de las grandes aportaciones realizadas en la utilización de las imágenes MODIS para cartografiar áreas quemadas fue el desarrollo de un algoritmo automático de aplicación global realizado por Roy *et al.* (2005b; 2002). Este algoritmo se basaba en la inversión del modelo utilizado para la determinación de la función del efecto bi-direccional de la reflectividad (BRDF), para predecir la reflectividad de un píxel en un determinado día en función de la reflectividad de un conjunto de días precedentes. Para detectar los píxeles quemados establecieron una serie de criterios de cambio respecto a la reflectividad esperada, por los cuales el píxel es clasificado como potencialmente quemado. A continuación se calculaba una medida estadística que medía la probabilidad de que un nuevo píxel formara parte del conjunto utilizado por la inversión. Cuando un píxel era clasificado como potencialmente quemado, el estadístico no sólo se calculaba teniendo en cuenta los valores precedentes sino también los valores de reflectividad posteriores con el fin de medir la persistencia de la señal y confirmar que se trataba de un píxel quemado. Tras la aplicación de una serie de umbrales sobre las variables calculadas en el modelo, se obtenía el mapa de áreas quemadas, en el que cada píxel tenía asignado el día aproximado en el que fue afectado por el fuego. Este trabajo conforma la base metodológica del producto MODIS de área quemada, el cual será descrito más en detalle en el siguiente apartado.

Sin embargo, existen otros estudios que aplicaron métodos más sencillos para cartografiar áreas quemadas como los presentados por Li *et al.* (2004) o Miettinen *et al.* (2007). El primero establecía una relación empírica calculada a partir de la relación entre la banda 2 y 7 de MODIS, la cual separaba los píxeles quemados de los no quemados en el

espacio espectral formado por ambas bandas. Aplicaron un umbral superior e inferior al resultado para obtener los mapas de área quemada. Esta ecuación la aplicaron sobre imágenes localizadas en la región oeste de EEUU, sureste de Australia y sureste de Canadá. El segundo estudio se centró en la detección de los cambios en la reflectividad producidos por los incendios en el sureste asiático. Para ello compararon una serie de imágenes diarias adquiridas en la temporada de incendios con un compuesto de 32 días que representaba la situación pre-incendio. A continuación, aplicaban una serie de umbrales o reglas de clasificación sobre las bandas MODIS, y los índices NDVI y NBR (Normalized Burnt Ratio). Un píxel era clasificado como quemado si cumplía todos los criterios. Por último, para realizar la validación de los resultados aplicaron un algoritmo de clasificación no supervisada sobre imágenes Landsat. Compararon ambas cartografías considerando únicamente el área total quemada en cada tipo de cobertura del suelo, y observaron claras confusiones principalmente con zonas de matorral y humedales.

Una de las últimas aportaciones ha desarrollado un algoritmo automático para delimitar áreas quemadas en Sudáfrica (Dempewolf *et al.*, 2007). Este estudio generaba en primer lugar compuestos de 10 días (criterio minIRC), para después calcular una serie de índices espectrales. Estos índices eran introducidos como variables en un árbol de clasificación que seleccionó el índice BAI como primera variable para dividir la muestra en dos grandes grupos, y después el GEMI para refinar la selección de píxeles quemados. La umbralización de dichos índices se automatizó a través de la formulación de ecuaciones que sirven para obtener el valor del umbral adaptado a cada imagen. Estas ecuaciones se obtuvieron relacionando el umbral del BAI con la diferencia del canal IRC y el umbral para el GEMI con el ratio entre el rojo y el IRC. El algoritmo se entrenó con los datos del 2003, para luego ser aplicado a toda la serie de datos 2000-2005. Del análisis de validación realizado con imágenes ASTER se obtuvieron muy buenos resultados, con errores de comisión despreciables y errores de omisión que oscilaban entre 18% y 25%.

Otro trabajo reciente presenta la cartografía de áreas quemadas en Sudamérica para el año 2004 (Chuvieco *et al.*, 2008d). Este estudio utilizó una metodología en dos fases, destinando la primera fase a la detección de los píxeles más severamente quemados, y la segunda fase a refinar la cartografía de las áreas afectadas por los incendios. En la primera fase emplearon unos umbrales multi-temporales sobre los índices NBR y BAI, seleccionados a partir de una muestra de píxeles localizados en áreas quemadas de

Argentina, Colombia y Brasil. Como el objetivo de esta fase era minimizar el error de comisión, el umbral establecido era bastante restrictivo con el fin de asegurar que los píxeles seleccionados pertenecieran a zonas quemadas. En la segunda fase los autores aplicaron un algoritmo contextual en el que se establecieron criterios espaciales y espectrales. Estos criterios se basaban en la comparación del valor de BAI en un píxel con sus vecinos en ventanas de 21 x 21 píxeles. La validación de los resultados realizada en este estudio fue muy completa, comparando los resultados primero con el producto de incendios activos MODIS, realizando luego la comparación del porcentaje de área quemada entre los datos de referencia y los resultados del algoritmo en celdas de 5 x 5 km; y por último calculando la matriz de confusión. La cartografía de referencia se obtiene a partir de la interpretación visual de imágenes Landsat y CBERS (China-Brasil Earth Resources Satellite, 20 m). Las correlaciones de los mapas de área quemada con los incendios activos y el porcentaje de área quemada ofrecieron buenos resultados lo que demostró que los patrones de ocurrencia estaban bien representados. Aunque, los errores de omisión y comisión calculados fueron bastante elevados (63% y 47%, respectivamente). Por lo que se planteó la posibilidad de adaptar el algoritmo a las condiciones especiales de cada región, ya que modificaciones realizadas en el algoritmo en Argentina mejoraron los resultados. Además, se comprobó que la precisión de los resultados variaba significativamente en función de la cobertura afectada.

1.3.3.5. Sensores de la serie Landsat.

Desde su puesta en órbita los sensores de la serie Landsat, Multispectral Scanner (MSS), Thematic Mapper (TM) y Enhance Thematic Mapper (ETM+); han sido extensamente utilizados en muchas disciplinas, entre las que se encuentra la cartografía de recursos naturales y de área quemada. Estos sensores ofrecen información detallada de la superficie terrestre debido a su resolución espacial (30 metros en TM y ETM), y mejorada resolución espectral, ya que TM y ETM fueron los primeros sensores en ofrecer información en dos bandas situadas en el infrarrojo medio de onda corta a esa resolución espacial.

Muchas técnicas y algoritmos han sido aplicados a imágenes Landsat para cartografiar áreas quemadas, desde sencillos umbrales aplicados sobre índices de vegetación a complejos algoritmos de detección de cambios. A continuación se presenta una muestra

de los estudios más representativos y de las últimas aportaciones que se han realizado. Esta revisión no pretende ser exhaustiva pero si representativa de las técnicas que han sido utilizadas en sensores de alta resolución espacial.

Los primeros estudios realizados con Landsat se centraron en comprender la respuesta espectral del área quemada, estudiar los cambios producidos en el espectro de la vegetación después de un incendio, y analizar cuales eran las mejores bandas para discriminar las áreas quemadas (Chuvieco y Congalton, 1998). Posteriormente, se fueron aplicando técnicas de transformación muy utilizadas en el análisis estadístico que generaban nuevas variables a partir de las bandas espectrales del sensor, como el análisis de componentes principales (García-Haro *et al.*, 2001; Hudak y Brockectt, 2004; Richards, 1984), la transformación de Kauth-Tomas (Patterson y Yool, 1998), el análisis discriminante (Lobo, 1997) o la transformación IHS (Intensity, Hue, Saturation) (Koutsias y Karteris, 2000).

El primer estudio que utilizó el cálculo de componentes principales para la detección de áreas quemadas fue Richards (1984). En dicho estudio aplicó el análisis de componentes principales de forma multi-temporal en imágenes Landsat-MSS para realizar el seguimiento de las áreas quemadas en Australia. Los componentes principales (CP) que obtuvo contenían la variabilidad de las zonas no quemadas en los primeros CP. Mientras que las zonas quemadas quedaban reflejadas en los CP tercero y cuarto. Un apunte importante realizado por este autor fue que para asegurar que las áreas quemadas fueran detectadas con este método, estas debían ocupar gran parte de la imagen. De lo contrario, la variabilidad contenida en las zonas no quemadas enmascararía la de las áreas quemadas.

Otro estudio que aplicó el cálculo multi-temporal de componentes principales fue el de García-Haro *et al.* (2001), el cual comparó este método con la clasificación multitemporal a partir del NDVI y el análisis del vector de cambio. Para el cálculo de los CP utiliza las bandas 3, 4 y 5 de Landsat-TM pre y post-incendio. En este caso, fue el tercer componente principal el que utilizaron para discriminar las áreas quemadas. Para seleccionar un píxel como quemado utilizaron un algoritmo de contexto en el que comparaban el valor de un píxel con la media calculada en una ventana de 9x9 píxeles. Para la clasificación multitemporal del NDVI utilizaron la diferencia de tres imágenes de años consecutivos (1993-1992 y 1994-1993). En primer lugar segmentaron la imagen en grupos de píxeles con una respuesta espectral similar. Posteriormente, para seleccionar un

segmento como quemado desarrollaron un algoritmo automático basado en la relación entre la primera y la segunda diferencia de NDVI. Las variables que consideraron para el vector de cambios fueron las imágenes de proporción de endmembers (miembros puros o de referencia) resultado del análisis de mezclas espectrales (ALME) realizado sobre la imagen pre- y post-incendio de forma independiente. Las clases que utilizaron para el cálculo del ALME fueron suelo, vegetación primaria y vegetación secundaria. Los seis componentes obtenidos a partir del ALME se unieron para formar el vector de cambio. A continuación definieron un vector que representaba la situación de no cambio, para calcular la distancia de cada píxel a ese vector. Los píxeles con mayor valor de distancia representaban a los píxeles donde se había producido un cambio brusco, asociado en este caso a un incendio. Los píxeles quemados se seleccionaron a través de la aplicación de la misma técnica contextual aplicada en los componentes principales. El método de los componentes principales resultó ser el más sencillo de implementar pero era muy dependiente de la escena. Por otro lado, el análisis del vector de cambios presentó errores de comisión más elevados debidos probablemente a la detección de cambios que no fueron ocasionados por la ocurrencia de incendios. Por lo tanto, el método que mejores resultados ofreció fue la clasificación multi-temporal del NDVI, que fue capaz de identificar correctamente las áreas quemadas.

Por otro lado, Paterson y Yool (1998) realizaron una comparación entre dos técnicas de transformación diferentes: componentes principales y transformación de Kauth-Thomas o tasselled cap. Para ello, calcularon los respectivos componentes de cada una de las técnicas y los introdujeron en un clasificador supervisado de mínima distancia considerando diferentes niveles de severidad de quemado. Utilizando la clasificación supervisada los píxeles más severamente quemados eran identificados de forma más precisa, mientras que el error se concentraba en las clases de menor severidad. Comparando ambas técnicas de transformación, la técnica de Kauth-Thomas ofreció menores errores de omisión y comisión, siendo en este caso la técnica más precisa.

La transformación IHS (Intensity, Hue, Saturation) también ha sido aplicada con éxito a imágenes Landsat para la cartografía de áreas quemadas (Koutsias y Karteris, 2000). Esta técnica transformaba en tres nuevas variables la información contenida en 3 bandas espectrales. La variabilidad espacial quedaba contenida en el componente de intensidad, mientras que la información espectral se reflejaba en los componentes de tono y saturación.

Esta técnica no precisaba realizar correcciones radiométricas ni atmosféricas, ni establecer áreas de entrenamiento, y ofrecía una buena discriminación de las áreas quemadas. La mejor combinación de bandas para calcular los componentes IHS resultó ser la 7-4-1 o 4-7-1 (Koutsias y Karteris, 2000). Sin embargo, los autores detectaron confusiones entre las zonas quemadas y las sombras de nubes, las zonas urbanizadas y las láminas de agua y humedales.

Hudak y Brockett (2004) utilizaron todas las imágenes Landsat disponibles para construir un inventario de áreas quemadas en Sudáfrica. Al tener que trabajar con imágenes procedentes de diferentes sensores (MSS, TM y ETM), establecieron la necesidad de desarrollar una técnica que fuera flexible y válida en cualquiera de las imágenes. Para ello, calcularon componentes principales (CP) no estandarizados a partir de las bandas Landsat. Esta técnica fue comparada con la técnica de transformación de Kauth-Thomas, obteniendo mejores resultados con los CP, a diferencia de Patterson y Yool (1998). Los componentes principales se introdujeron después en un clasificador no paramétrico, para generar los mapas de área quemada. Los mapas fueron validados con datos de campo en los años que estaban disponibles, ofreciendo bajos errores de omisión (10%) y comisión prácticamente nula debido al diseño conservador del algoritmo de clasificación.

Por otro lado, también se han realizado análisis de regresión logística para realizar la cartografía de áreas quemadas, tanto con un enfoque uni-temporal como multi-temporal (Koutsias y Karteris, 1998; Koutsias *et al.*, 2000). La regresión logística es una técnica útil cuando se quiere estimar la probabilidad de un evento y especialmente, cuando no se asume la normalidad multi-variante. La regresión logística puede utilizarse para cartografiar áreas quemadas porque requiere que la variable dependiente se pueda expresar de forma dicotómica. En este caso, el resultado que se obtiene sería la probabilidad de que un píxel este quemado. Esta técnica necesita la selección de una muestra de píxeles quemados y no quemados, por ello su selección es el paso más crítico para asegurar el éxito de la clasificación posterior. Koutsias y Karteris (1998) recomendaron que la muestra seleccionada recogiera toda la variabilidad contenida tanto en los píxeles quemados como en los no quemados. En los dos tipos de análisis, uni y multi-temporal, establecieron que la banda del infrarrojo cercano era la de mayor poder de discriminación, seguida de la banda del infrarrojo medio de onda corta. La mejor discriminación se conseguía al combinar las bandas anteriores con alguna banda del visible.

Otro estudio que ha utilizado la regresión logística para cartografiar áreas quemadas es el realizado por Bastarrika *et al.* (2006). Aunque, en este caso la regresión logística fue un paso dentro de una metodología más compleja, ya que utilizaron también árboles de decisión y algoritmos de crecimiento para construir un algoritmo automático para la cartografía de áreas quemadas. La metodología desarrollada estuvo compuesta de dos fases. El objetivo de la primera fase era seleccionar los píxeles más severamente quemados, para lo cual generaron un árbol de decisión que utilizaba como variables los índices NBR y BAI. En la segunda fase el objetivo era realizar la cartografía de todos los píxeles afectados por el fuego, para ello aplicaron un algoritmo de crecimiento de regiones. La variable sobre la que se realizó el crecimiento de regiones fue la probabilidad de quemado resultado de la regresión logística. Esta técnica permitió una separación precisa entre quemado y no quemado ya que ambos se situaban en cada uno de los extremos de la función de probabilidad.

En la misma línea de diseño metodológico en dos fases, aparece otro estudio que utilizó el sensor Multispectral Medium Resolution Scanner (MMRS) del satélite argentino para aplicaciones científicas (SAC-C), con una resolución espacial de 175 metros (García y Chuvieco, 2004). Este estudio calculó el índice BAI y aplicó un umbral restrictivo sobre él para obtener los píxeles semilla, y posteriormente utilizó el mismo índice en un algoritmo de crecimiento de regiones. Se obtuvieron buenos resultados, aunque se detectaron confusiones con láminas de agua y sombras de nubes.

Otro tipo de técnica que ha sido muy utilizada es el análisis de mezclas espectrales (SMA) (Caetano *et al.*, 1994; Cochrane y Souza, 1998). Esta técnica asume que la mayor parte de la variabilidad espectral contenida en los píxeles de una imagen se debe a la mezcla o combinación de unos pocos espectros. De manera que, es posible seleccionar un conjunto de espectros “puros” que al combinarse simulen los valores de reflectividad reales. Estos espectros puros pueden extraerse de la imagen o de radiometría de laboratorio, y se denominan endmembers. Si se extraen de la imagen hay que asegurarse que estos píxeles contengan solo una cubierta en su interior, por ejemplo, vegetación o suelo desnudo. Un endmember importante en este tipo de modelos es la sombra, ya que permite detectar aquellos píxeles cuya reflectividad se ve afectada por la topografía de la superficie. Este método ofrece como resultados una imagen de fracción de cobertura por cada endmember introducido en el modelo. Además, estima el error del modelo,

comparando el espectro estimado con el real dando una medida de la proporción del espectro que no es capaz de modelar. Por lo tanto, el paso más crítico de esta técnica es la selección de la muestra de píxeles que va a representar cada endmember. Caetano *et al.* (1994) establecieron un diseño iterativo en el que los píxeles iban variando hasta encontrar la solución con menor error. Utilizaron la asunción de mezcla lineal, de manera que la suma de la proporción de todos los endmember es igual a 1. Caetano *et al.* (1994) consideraron como endmembers: vegetación, suelo, carbón y sombra. A partir de estas categorías fueron capaces de discriminar entre zonas quemadas y parcialmente quemadas, sin confundirlas con zonas de vegetación dispersa.

Esta misma técnica fue utilizada por Cochrane y Souza (1998), aunque ellos utilizaron la transformación de componentes principales para seleccionar los píxeles puros. La forma de aplicación del modelo de mezclas espectrales también difiere de la utilizada por el estudio anterior, ya que aplicaron dos modelos de forma consecutiva. En el primer modelo consideraron como categorías vegetación, suelo y sombra, y a partir del mapa generado se seleccionaron las zonas de vegetación. A continuación, sobre las zonas clasificadas como vegetación, aplicaron otro modelo de análisis lineal de mezclas espectrales en el que consideraron espectros de vegetación fotosintética, vegetación no fotosintética y sombra. La imagen de fracción no fotosintética les permitió clasificar las zonas quemadas, aunque encontraron confusiones con incendios antiguos.

Por otro lado, hay estudios cuyo objetivo era diseñar nuevos índices espectrales que discriminen de forma más precisa las áreas quemadas. Es el caso de Martínez *et al.* (2002), los cuales utilizaron el índice GESAVI (Soil Adapted Vegetation Index). Este índice estaba compuesto de una serie de coeficientes que eran específicos de cada ecosistema, ya que hacían referencia a la respuesta espectral del suelo. Su desventaja era que no se podía aplicar a regiones muy grandes, y que no era común disponer de información sobre el tipo de suelo de la región. En cambio, Holden *et al.* (2005) analizaron la utilización de las bandas localizadas en el infrarrojo medio y térmico para discriminar áreas quemadas. Así, compararon la separabilidad de los índices NBR (relación entre la banda 4 y 7 de Landsat, tabla 1.2), VI6T (relación entre la banda 4 y 6 de Landsat) basado en el VI3T de Barbosa *et al.* (1999), y tres índices que combinan las bandas 4, 6 y 7 (IRC, temperatura de brillo e infrarrojo medio). Entre dichos índices el que ofreció mayor capacidad de discriminación fue el denominado NBRT1 (Holden *et al.*, 2005).

$$NBRT_1 = \frac{\rho_4 - (\rho_7 SB_6)}{\rho_4 + (\rho_7 SB_6)} \quad (1.4)$$

Donde ρ_4 y ρ_7 son las reflectividades de los canales 4 y 7 de Landsat y SB_6 la temperatura de brillo de la banda 6. Este índice fue utilizado para clasificar las áreas quemadas, obteniendo buenos resultados, aunque plantearon la necesidad de realizar un análisis multitemporal para evitar confusiones con cubiertas permanentes.

Entre las últimas aportaciones se puede destacar a Kontoes *et al.* (2009). En este trabajo compararon la actuación de dos algoritmos, uno basado en umbrales y el otro en árboles de clasificación, para la cartografía de áreas quemadas en Grecia. Ambos algoritmos fueron aplicados uni y multi-temporalmente. El primer método se apoyó en el método desarrollado por Kontoes (2008). En él se destacaba que, la fragmentación y la mezcla de clases presentes en el ecosistema mediterráneo hacían difícil la discriminación de áreas quemadas utilizando sólo un índice de vegetación. Para solventar esta dificultad calcularon los índices NBR, NDVI y albedo de las bandas del rojo y del infrarrojo cercano, y obtuvieron el vector de cambio, formado por la diferencia entre la situación pre-incendio y post-incendio de dichos índices. Cuanto mayor fuese el módulo mayor sería el cambio producido. Para verificar que se había producido un cambio calcularon también vectores de cambio entre el píxel de la imagen pre-incendio y los 9 píxeles contenidos en una ventana móvil de 3 x 3 píxeles de la imagen post-incendio. Así, tras aplicar un umbral sobre los 9 módulos se decidía si se había producido cambio o no. A partir de ese momento sería decisión del experto decidir cuantas detecciones de cambio serían necesarias para clasificar un píxel como potencialmente quemado. Sobre estos píxeles aplicaron una serie de umbrales para identificarlos finalmente como quemados. El segundo método desarrollado por los autores presentaba dos fases, en la primera fase se identificaban los píxeles con una señal de quemado más clara a partir de un árbol de clasificación. Estos píxeles fueron utilizados como píxeles “semilla” e introducidos en un algoritmo de crecimiento de regiones que utilizó como variable de decisión los porcentajes de cobertura de vegetación, suelo y agua, obtenidos a través de un análisis de mezclas espectrales. Ambos métodos ofrecieron resultados muy similares, aunque se observó cierta omisión por parte del segundo método en incendios localizados en zonas altas de escasa vegetación, que sí eran detectados con el primer método.

1.4. Productos globales de área quemada

1.4.1. GLOBSCAR

El proyecto Globscar nació como respuesta a la necesidad de mejores estimaciones de área quemada a escala global (Ahern *et al.*, 2001). Varios algoritmos fueron presentados y analizados por miembros de la Agencia Espacial Europea (ESA), de ellos sólo dos algoritmos fueron elegidos por ser considerados viables para aplicación a escala global (Simon *et al.*, 2004). Formaban parte de este proyecto el Departamento de Ingeniería Forestal del Instituto Superior de Agronomía (DEF/ISA, Universidad de Lisboa), la Global Vegetation Monitoring Unit del Institute for Environment and Sustainability (GVM/IES), y la ESA.

Una vez elegidos los algoritmos, el proyecto Globscar comenzó bajo el Data User Programme (DUP) de la ESA, y fue aplicado desde Noviembre-2000 hasta Diciembre-2001. El objetivo del proyecto era demostrar la viabilidad de producir y distribuir un producto de área quemada basado en imágenes del sensor ATSR-2 (Along Track Scanning Radiometer), utilizando algoritmos definidos previamente (Simon *et al.*, 2004).

En síntesis, la cartografía de áreas quemadas se realizó a través de la combinación de dos algoritmos. El primero de ellos, denominado algoritmo K1 (Piccolini y Arino, 2000), utiliza las bandas del infrarrojo cercano y del térmico con el fin de aprovechar las características de las áreas quemadas en dichas bandas. En la región espectral del infrarrojo cercano las áreas quemadas experimentaban una disminución de la reflectividad respecto a las zonas no quemadas. Y en la región del térmico se producía un incremento de la temperatura sobre la superficie quemada durante el día debido tanto al aumento de radiación solar absorbida como a la ausencia de evapotranspiración. La definición del parámetro K1 se realizó representando en un diagrama de dispersión las bandas IRC y TIR. Debido a su comportamiento diferencial en estas bandas, las áreas quemadas se alejan del resto de píxeles de la imagen. Este índice se aplicó en celdas de 50 x 30 km, de manera que el índice K1 se adaptaba a las características de cada celda, ya que fue calculado como la distancia entre el valor de un píxel y el valor medio de las bandas IRC y TIR de esa celda (Simon *et al.*, 2004).

A causa de su planteamiento adaptativo, los mapas producidos por el algoritmo K1 presentaron errores de comisión sistemáticos en algunos ecosistemas. Por ello, este

algoritmo tuvo que ser complementado por un segundo grupo de reglas basadas en umbrales fijos definidas en el algoritmo E1 (Eva y Lambin, 1998a). Este segundo algoritmo estaba formado por 5 umbrales fijos que se aplicaban a las bandas 2, 3, 4, 6 del sensor ATSR-2, y al NDVI (Simon *et al.*, 2004). Un píxel era clasificado como quemado sólo si era considerado como tal en ambos algoritmos. Los mapas de área quemada de Globscar se realizaron mensualmente para el año 2000 a un kilómetro de resolución espacial. Estos mapas no son acumulativos, es decir, se asumía que un píxel sólo podía quemarse una vez durante una temporada de incendios, y en el caso de varias detecciones solo se tenía en cuenta la primera detección (<http://www.geosuccess.net/>).

Al finalizar el proyecto se realizó un análisis de los resultados generados en el que se puso de manifiesto que se había cumplido el objetivo de minimizar los errores de comisión. Sin embargo, se produjeron elevados errores de omisión, situándose principalmente en Estados Unidos, Zimbabwe o Brasil (Simon, 2002).

1.4.2. GBA2000

El proyecto GBA2000 comenzó en 1999 como una iniciativa del Global Vegetation Monitoring Unit del Space Applications Institute (actual Institute for Environment and Sustainability) del Joint Research Centre. Los objetivos principales eran producir un mapa a escala global de áreas quemadas en el año 2000 utilizando imágenes de baja resolución espacial proporcionadas por el sensor SPOT-VGT, y calcular a través de este mapa las estadísticas del área quemada por país, por mes y por tipo de vegetación (Grégoire *et al.*, 2003; Tansey *et al.*, 2004a).

El proyecto GBA2000 utilizó un conjunto de imágenes diarias adquiridas durante 14 meses correspondientes al sensor SPOT-VGT. La adquisición de las imágenes comenzó el 20 de octubre de 1999 y finalizó el 31 de diciembre de 2000. En lugar de desarrollar un único algoritmo para procesar todas las imágenes, la estrategia de GBA2000 consistió en generar algoritmos específicos para cada ecosistema, con el fin de evitar problemas derivados de la diferente fenología y condiciones climáticas de cada ecosistema. Por ello se creó una red de trabajo formada por varias instituciones científicas de seis países y dos instituciones internacionales, así cada institución fue responsable de desarrollar y validar un algoritmo para su región y temporada de incendios específica (Tansey *et al.*, 2004a).

- International Forest Institute (IFI) de Moscú, desarrolló el algoritmo IFI en dos zonas de Rusia (Ershov y Novik, 2001).
- La Universidad técnica de Lisboa (UTL) en colaboración con el Instituto de Investigación Tropical (TRI) de Lisboa desarrolló el algoritmo UTL en África, Europa y Asia (Silva *et al.*, 2003; Silva *et al.*, 2002).
- El Canadian Centre for Remote Sensing (CCRS), desarrolló su algoritmo en Canadá (Fraser *et al.*, 2003; Fraser *et al.*, 2004).
- La Universidad de Évora en Portugal en colaboración con el UTL y el TRI diseñó un algoritmo para Brasil (Silva *et al.*, 2002).
- El Joint Research Centre (JRC), desarrolló un algoritmo para Australia (Stroppiana *et al.*, 2002; Stroppiana *et al.*, 2003b).
- El Instituto de Recursos Naturales de la Universidad de Greenwich en Reino Unido (NRI) se encargó de establecer un algoritmo para el sureste de África (Boschetti *et al.*, 2002).
- El Institute for Electromagnetic Sensing of the Environment (IREA) de Milan desarrolló su algoritmo en otra región de África (Brivio *et al.*, 2002).
- Y por último otro algoritmo fue desarrollado por el JRC para América Central (Tansey, 2002).

Estos algoritmos regionales se distribuyeron por los cinco continentes con el fin de diseñar algoritmos adaptados a las siguientes condiciones climáticas y tipos de vegetación: bosque boreal, zonas arboladas tropicales húmedas y secas, bosque tropical húmedo, región mediterránea, y regiones templadas.

Los resultados de los dos proyectos descritos – GLOBSCAR y GBA-2000 – han sido comparados por Simon *et al.* (2004), Tansey *et al.* (2004b) y Boschetti *et al.* (2004b). Estos estudios establecieron que ambos productos de área quemada ofrecían el mismo patrón de distribución espacial de los incendios a lo largo del año. La principal diferencia entre los algoritmos utilizados en ambos proyectos radica en la carencia de la fase de crecimiento de regiones en el algoritmo de GLOBSCAR. Como consecuencia, el producto GBA-2000 ofrece polígonos con mayor superficie en la mayoría de las regiones (Simon, 2002; Simon *et al.*, 2004), mientras que el producto GLOBSCAR presenta polígonos más pequeños y dispersos. En general, el producto GLOBSCAR mostró problemas de infra-

estimación del área quemada en varias regiones, como Sudáfrica, y sobre-estimación en otras, como Norte América. Simon *et al.*(2004) concluyó que los diferentes resultados obtenidos con ambos productos revelaron lo complejo que era generar un producto global de confianza utilizando sólo un sensor y una metodología.

Boschetti *et al.* (2004a) compararon los resultados de ambos proyectos con la base de datos de incendios activos del World FIRE atlas (WFA), generado con detecciones nocturnas del sensor ATSR. Los autores aconsejaron utilizar con precaución los productos de área quemada, debido a los errores que fueron detectados. Utilizaron como medida de referencia espacial hexágonos de 60 km de lado calculados a partir del método propuesto por (Olsen *et al.*, 1998). A partir del estudio de la correlación de la superficie quemada contenida en cada hexágono en cada producto, se obtuvieron correlaciones muy variadas entre GLOBSCAR y GBA-2000. Desde correlaciones muy bajas encontradas en Europa ($R^2 = 0.345$), a otras más elevadas calculadas en África ($R^2 = 0.794$).

Más tarde, Boschetti *et al.* (2006) presentaron la validación del producto GBA-2000 con datos de archivo, en este caso imágenes Landsat-TM. Para el diseño de la estrategia de muestreo se establecieron diferentes estratos en función de si la concentración de áreas quemadas coincidía o no entre los productos GBA-2000 y GLOBSCAR, con el fin seleccionar más zonas en las regiones más conflictivas. Para la clasificación de las áreas quemadas utilizaron una técnica de clasificación no supervisada y posteriormente se asignaron los cluster a la categoría quemado. La validación se realizó a partir de una regresión lineal ponderada en función del estrato al que pertenecía la imagen Landsat considerando rejillas de 0.25°, 0.5° y 1°. La mayor limitación de este estudio radicaba en la discrepancia temporal que en algunos casos existía entre los datos de referencia y los clasificados, lo que originaba un sesgo en la validación. Los resultados, que se calcularon sólo para el continente africano, presentaron correlaciones que no superaban un R^2 igual a 0.65. Aún así, este artículo introdujo la problemática del establecimiento de la estrategia de muestreo, cómo distribuir las y cuántas imágenes eran necesarias para validar un producto de cobertura global, preguntas que deberían ser consideradas por la comunidad científica.

1.4.3. GLOBCARBON

El proyecto Globcarbon comenzó bajo el Data User Programme 2 de la ESA. Este proyecto tenía una duración de dos años y fue realizado por un consorcio de empresas

compuesto por VITO, TRASYSpace, DATAMAT, LAMMA y GEEL. Uno de sus objetivos era el desarrollo de un producto de área quemada a escala global basado en la experiencia adquirida de los proyectos GLOBSCAR y GBA-2000.

El objetivo más general del proyecto Globcarbon era generar información de la evolución temporal de la vegetación que sirviera como fuente de datos al Dynamic Global Vegetation Models (DGVM) y al Atmospheric Transfer Models (ATM). Aunque lo más significativo del objetivo de Globcarbon era que planteaba la generación de la información de forma que fuera lo más independiente posible del sensor utilizado, a fin de que el servicio tuviera continuidad temporal y los productos pudieran seguir generándose utilizando otras fuentes (Plummer *et al.*, 2005). A parte de la cartografía de áreas quemadas este proyecto también realizó la estimación de la fracción de radiación foto-sintéticamente activa (fAPAR), el índice de área foliar (LAI) y del ciclo del crecimiento de la vegetación (VGC). Estos productos están disponibles en la web de la ESA (www.globcarbon.info) para los últimos diez años (1998 - 2007) a 1 km, a 10 km, 0.25° y 0.5° de resolución espacial (Plummer *et al.*, 2006).

Para el producto de área quemada (BAE) se emplearon los sensores ATSR-2 (del ERS-2) desde 1998 hasta 2002, AATSR (Envisat) desde 2003 a 2007 y SPOT-Vegetation. Debido a que este producto fue planteado como la combinación de los algoritmos diseñados en el marco de los proyectos GLOBSCAR y GBA-2000. La metodología seguida comenzaba por el pre-procesado de las imágenes para descartar los píxeles no válidos afectados por nubes, sombras de nubes y nieve; y una posterior corrección atmosférica previa a la aplicación de los algoritmos (Plummer *et al.*, 2006). Los algoritmos seleccionados fueron: i) Los algoritmos K1 y PBA (Potential Burned Area) del proyecto GLOBSCAR y ii) los algoritmos UTL, propuesto por el Technical University of Lisbon (Silva *et al.*, 2002) e IFI, diseñado por el Russian International Forest Institute (Ershov y Novik, 2001), desarrollados en el marco del proyecto GBA-2000.

El algoritmo K1 era el mismo establecido en GLOBSCAR, pero el algoritmo PBA se trataba de una modificación del E1, y se basó en umbrales fijos aplicados sobre las bandas del rojo, infrarrojo cercano (IRC) e infrarrojo térmico (IRT). Las modificaciones incluidas en el algoritmo PBA tenían como objetivo corregir la tendencia a la omisión que presentaba el producto GLOBSCAR.

El algoritmo UTL utilizaba los valores mínimos de IRC de cada mes para aplicar, según la región, una clasificación en árbol o un análisis discriminante (Silva *et al.*, 2003). El algoritmo IFI comparaba los valores de la banda del infrarrojo cercano (IRC) con el compuesto de 10 días de la misma banda, para detectar los cambios bruscos en las coberturas producidos a causa del fuego. Estos tres algoritmos de área quemada fueron calculados de forma independiente y, finalmente, fueron combinados para formar el producto mensual de área quemada final. Cada píxel contenía información sobre el primer día del año en el que fue detectado como quemado, y el algoritmo lo detectó, los píxeles no detectados como quemados presentaban valor cero (Plummer *et al.*, 2006).

1.4.4. L3JRC

En la misma línea que el proyecto Globcarbon, pero utilizando sólo imágenes SPOT-VGT fue lanzado el proyecto L3JRC en el que trabajaron un consorcio de instituciones académicas: La Universidad de Leicester, la Universidad católica de Louvain-la-Neuve (Bélgica), el Instituto de Investigación Tropical de Lisboa y el Joint Research Centre de la Comisión Europea (EU).

Este producto ofrece una cartografía del área quemada a escala global con 1 km de resolución espacial, utilizando imágenes SPOT-VGT y está disponible desde el año 2000 hasta el año 2007 ¹. El algoritmo diseñado se basó en el desarrollado por Ershov y Novik (2001) para clasificar área quemada en Rusia en el contexto del proyecto GBA-2000. Este algoritmo fue seleccionado porque ofrecía resultados aceptables en diferentes ecosistemas y se observó su potencial aplicación a escala global tras realizar unas ligeras modificaciones en su formulación. Dicho algoritmo definió un índice temporal que utilizaba la reflectividad en el infrarrojo cercano (Tansey *et al.*, 2008).

$$I = \frac{SI_{NIR} - IC_{NIR}}{SI_{NIR} + IC_{NIR}} \quad (1.5)$$

Donde SI_{NIR} indica la reflectividad del infrarrojo cercano en una determinada imagen, y IC_{NIR} es un compuesto intermedio calculado como la reflectividad media en el infrarrojo cercano para la serie temporal considerada.

¹ http://bioval.jrc.ec.europa.eu/products/burnt_areas_L3JRC/GlobalBurntAreas2000-2007.php
(Fecha de acceso: 15-11-2009)

La media y la desviación estándar del índice eran calculadas en una ventana móvil de 200 por 200 píxeles, ignorando todos los píxeles incluidos en las máscaras. El píxel era asignado a quemado si el índice I tenía un valor menor a la media menos dos veces la desviación típica de la ventana regional (Tansey *et al.*, 2008). La clasificación resultante fue procesada para excluir algunas sobreestimaciones. En el post-proceso se eliminaban las láminas de agua y las zonas no combustibles a partir de la cobertura del suelo del producto Global Land Cover (GLC 2000,²). Para el cálculo de este producto se asumió que la temporada de incendios empezaba el 1 de Abril y que en un mismo año no se podía quemar el mismo píxel más de una vez. Para cada año de incendios (p.ej. 2000-01: desde el 1 de Abril del 2000 al 31 de Marzo del 2001) fue generado un mapa donde cada píxel era etiquetado con el día del año en que se había clasificado como quemado por primera vez (Tansey *et al.*, 2008).

Los resultados de la validación realizada fueron discutidos por Tansey *et al.* (2008). Para la validación se utilizó una parcelación hexagonal similar a la establecida por Boschetti *et al.* (2004a) para el producto GBA-2000. Los hexágonos de 60 km de lado son construidos a partir de la técnica propuesta por Olsen *et al.* (1998), los cuales proporcionan una división de la tierra en parcelas de igual tamaño. Los datos de referencia fueron generados a partir de 72 imágenes y quicklooks Landsat repartidas por todo el globo. Se utilizaron imágenes pre y post-incendio para generar los datos de referencia. Como medida de precisión se calculó una regresión lineal relacionando el porcentaje de área quemada de los mapas de referencia y los clasificados dentro de cada hexágono. Los resultados de la validación revelaron una tendencia general a la infra-estimación de las áreas quemadas en las zonas cubiertas por formaciones herbáceas o de pastizal. Debido a la composición vegetal de las sabanas, este efecto fue especialmente significativo en África y Australia. También se comprobó que la infra-estimación estaba relacionada con el tipo de vegetación, siendo mayor en formaciones arbustivas que en formaciones arboladas. En la validación a escala continental se mantuvieron las fuertes infra-estimaciones, aunque se obtuvo un valor de correlación elevado en la región formada por Europa y el Norte de Asia.

² www-tem.jrc.it/glc2000/ (Fecha de acceso: 15-11-2009)

1.4.5. Producto MODIS de área quemada (MCD45).

El Producto MODIS de área quemada fue desarrollado por Roy *et al.* (2005b), y está operativo desde el verano de 2006. Actualmente este producto se encuentra en fase de validación en distintas partes del planeta, siendo África la única zona con resultados definitivos (Roy y Boschetti, 2009).

Este producto está incluido dentro de los productos que facilita la NASA bajo el nombre de MCD45³. Está clasificado como un producto de nivel 3, el cual se obtiene a través de un proceso que combina los datos procedentes de los sensores Terra y Aqua. Este producto se genera a una resolución espacial de 500 metros, lo cual supuso una importante mejora con respecto a los productos globales anteriormente citados.

La propuesta metodológica desarrollada en este producto utilizó las bandas 2 y 5 (Tabla 1.2) identificadas como las que mejor discriminaban las áreas quemadas en diferentes ecosistemas (Roy *et al.*, 2002). Sobre estas bandas se aplicó el algoritmo de detección de cambios basado en la predicción de la reflectividad bi-direccional. Este método fue aplicado sobre cada píxel en una ventana temporal establecida en 16 días, de los cuales 7 debían ser observaciones libre de nubes para poder invertir el modelo de BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function). En vez de minimizar los efectos direccionales este método utilizaba esa información para modelar la dependencia direccional de la reflectividad y poder predecir la reflectividad a partir de valores previos. Una vez realizada la inversión se calculaban una serie de medidas estadísticas con el fin de cuantificar si el cambio entre observado y predicho era o no significativo. Se utilizó un estadístico de probabilidad (Z) como medida normalizada para establecer si una nueva medida de reflectividad pertenecía o no al grupo de valores de la ventana temporal utilizados para calcular la inversión.

Para descartar cambios temporales producidos por sombras, pequeños cirros, etc., se utilizó una medida de persistencia temporal, de manera que los valores bajos de reflectividad debían permanecer así durante cierto tiempo. Se puede considerar que este algoritmo se ejecuta en dos fases, ya que primero detectaba candidatos de píxeles quemados y posteriormente refinaba la clasificación utilizando una serie de umbrales sobre las variables utilizadas en el modelo. Una descripción más detallada del algoritmo está

³ <http://modis-fire.umd.edu/MCD45A1.asp#1> (Fecha de acceso: 11-11-2009)

contenida en Roy *et al.* (2005b). La limitación encontrada en este producto se relacionaba con la necesidad de una serie temporal larga libre de nubes para poder aplicar el algoritmo (Roy *et al.*, 2008).

El producto contiene la siguiente información en cada píxel de la imagen (Roy *et al.*, 2006): el día del año aproximado en el que se quemó, la información sobre la confianza de la estimación de quemado, el número de observaciones disponibles para la inversión, el número de observaciones utilizadas, la dirección en la que se realizó la inversión, el tipo de cubierta afectada y el número de días consecutivos que no han podido ser utilizados en el proceso. Además se incluyen los metadatos donde se resumen los valores de los píxeles y se describen los atributos geográficos y temporales de la imagen.

La Colección 5 de MODIS se encuentra en un estado provisional establecido por el equipo científico del sensor, lo cual significa que la calidad del producto es aceptable para estar a disposición de la comunidad científica, pero el algoritmo necesita refinarse para mejorar su comportamiento en ciertas regiones (Justice *et al.*, 2002).

Roy *et al.* (2008) han llevado a cabo una evaluación de la Colección 5 del producto MODIS de área quemada comparándolo con el producto de incendios activos también generado a partir de MODIS, el producto de LAI de MODIS y el producto MODIS de cobertura arbolada. El principal resultado de este estudio fue que el producto MODIS de área quemada detectaba como quemado más superficie que el producto de incendios activos de forma global, estando este efecto más marcado en las coberturas no forestales. En cambio, al realizar la comparación a escala continental, aparecieron grandes diferencias, siendo en muchos casos el producto de incendios activos el que más área clasificaba como quemado, concretamente en Suramérica y durante algunos meses en Norte América. Los autores plantearon la necesidad de realizar una validación con datos de referencia independientes para establecer el nivel de precisión y realizar mejoras en el producto. Para la validación de este producto se cuenta con la colaboración de varios equipos de científicos a través del Programa GOFD/GOLD y el CEOS Land Product Validation Working group.

En esta línea, el trabajo realizado por Roy y Boschetti (2009) presentó los primeros resultados de la validación del producto MODIS con datos Landsat siguiendo el protocolo de validación establecido en Boschetti *et al.* (2009). Este estudio no sólo validó resultados del producto MODIS sino también del producto Globcarbon y el L3JRC. Fueron

analizadas 11 escenas Landsat para obtener los datos de referencia. Para estimar la exactitud de los datos a escala local se calcularon matrices de confusión. Por otro lado, se calculó la exactitud a escala regional a través de la regresión lineal entre el porcentaje de área quemada contenida en celdas de 5 x 5 km de los datos de referencia y de los mapas generados. Los tres productos ofrecieron elevados errores de omisión mientras que los errores de comisión fueron bajos. Sin embargo, el producto L3JRC ofreció errores más importantes presentando un error de omisión superior al 50% en todas las escenas Landsat analizadas. Esta tendencia pudo estar relacionada con los requisitos establecidos por los usuarios, los cuales priorizaron la minimización de los errores de comisión, ya que no querían gastar recursos desplazándose a un área que no ha sufrido un incendio. Aunque también pudo deberse a que los errores de comisión son más fáciles de controlar desde el punto de vista del diseño del algoritmo (Roy y Boschetti, 2009). El análisis regional reflejó la misma tendencia obtenida en el primer análisis, siendo el producto MODIS el que mejor detecta las áreas quemadas, seguido del producto Globcarbon.

1.5. Productos regionales de área quemada

1.5.1. European Forest Fire Information System (EFFIS).

El EFFIS comenzó en 1998 como un grupo de investigación dentro del JRC especializado en metodologías para la evaluación del peligro de incendio y cartografía del área quemada. Finalmente, en el año 2000 comenzó a funcionar el European Forest Fire Information System. Uno de los principales objetivos de EFFIS era armonizar las estadísticas de incendios disponibles en los países miembros. Aunque gracias a un acuerdo en 2004 con FAO Silva-Mediterranea se consiguió ampliar la lista de países incluyendo los países mediterráneos que no son miembros de la Comunidad Europea.

Actualmente, el European Forest Fire Information System (EFFIS) proporciona información sobre las condiciones pre y post-incendio en los diferentes estados miembros de la Unión Europea. Además, recoge todos los datos recogidos a nivel nacional por los países miembros y no miembros, y los pone a disposición de la población a través de informes mensuales y anuales disponibles en la página web de EFFIS ⁴.

⁴ <http://effis.jrc.it/Home> (Fecha de acceso: 11-11-2009)

EFFIS está compuesto de varios módulos que analizan distintos aspectos relacionados con los incendios forestales. En el caso del área afectada por los incendios, disponen de dos módulos: Rapad Damage Assessment (RDA) y Fire Damage Assessment (FDA).

El módulo FDA realiza desde el año 2000 la cartografía de áreas quemadas a través de interpretación visual de imágenes de satélite, ofreciendo el producto al final de la temporada de incendios. Comenzaron utilizando imágenes de media resolución WiFS (180 metros), y a partir de 2005 empezaron a utilizar imágenes AWiFS mejorando la resolución espacial a 60 metros. Actualmente también utilizan imágenes DMC (Disaster Monitoring Constellation) que presentan una resolución espacial de 32 metros. La utilización de sensores de alta resolución espacial permite cartografiar áreas mayores a 5 ha.

El módulo RDA comenzó a funcionar a raíz de la grave temporada de incendios que se produjo en 2003. En este momento surgió la necesidad de ofrecer a los estados miembros datos sobre la situación de las áreas afectadas por los incendios, así como la estimación de los daños causados. Para cubrir dicha necesidad se utilizaron imágenes MODIS Terra y Aqua diarias a 250 metros de resolución espacial, las cuales se interpretaban visualmente para obtener las áreas quemadas. Se consideró que el área mínima de 50 ha proporcionaba una cartografía suficientemente representativa para calcular las estadísticas de incendios, ya que se estimó que como término medio los incendios superiores a 50 ha componían el 75% del área quemada total. Con este nuevo sistema, la evaluación de daños se realizaba de forma semanal, ofreciendo datos más precisos y de mayor utilidad para los países miembros. Además de la cartografía de áreas quemadas, este módulo comenzó a analizar los efectos causados por los incendios en 2004. Actualmente la metodología establecida para cartografiar las áreas quemadas se ayuda de la aplicación de técnicas de clasificación, aunque sigue necesitando la interpretación visual de la imagen para refinar los perímetros. Hace unos años se anunció que estaban desarrollando un método automático basado en la detección del cambio abrupto en la banda del infrarrojo cercano producido por la pérdida de vegetación a partir de imágenes diarias MODIS (Barbosa *et al.*, 2006), pero no se tiene constancia de que haya sido implementado aún.

Otros módulos se centraban en el seguimiento del riesgo de incendio, la regeneración de la vegetación después del incendio, la estimación de emisiones derivadas de

los incendios, y la identificación de áreas que después de haber sido afectadas por un incendio pueden sufrir riesgo de erosión o deslizamientos.

El producto generado por EFFIS a partir de imágenes MODIS y el producto MODIS de área quemada fueron comparados por Boschetti *et al.* (2008) después de los grandes incendios producidos en Grecia en la temporada de incendios de 2007. La correlación de las áreas quemadas detectadas por ambos productos presentó valores bastante elevados, mostrando una alta coincidencia entre los productos (82.7% para MCD45 y 88.7% para EFFIS), aunque también aparecieron ligeras diferencias.

1.5.2. Red Latinoamericana de teledetección e incendios forestales (RedLaTIF).

Dentro del Programa Global Observation of Forest and Land Cover Dynamics (GOFC/GOLD), el Fire Implementation Team (FIT) promovió la creación de redes regionales que proporcionen el marco necesario para que varios países pudieran compartir sus conocimientos y sus recursos.

Bajo esta iniciativa se formó en 2002 una red regional en Latinoamérica denominada Red Latinoamericana de Teledetección de Incendios Forestales (RedLaTIF). De esta forma, RedLaTIF se definió como una red regional compuesta por expertos de todos los países latinoamericanos, formada con el fin de unir esfuerzos en el campo de la observación y gestión de incendios forestales en Latinoamérica. Su objetivo principal era mejorar la coordinación entre todos los proyectos de utilización de imágenes de satélite para la gestión de incendios forestales existentes entre la comunidad latinoamericana. La importancia de Latinoamérica en la ocurrencia del fuego y la deforestación es evidente (FAO, 2006). Además, las emisiones producidas por la biomasa quemada en Latinoamérica suponen un porcentaje aproximado del 16%, de acuerdo con estudios recientes (van der Werf *et al.*, 2006b).

El proyecto AQL2004 se desarrolló para cumplir unos de los objetivos de RedLaTIF, concretamente el de mejorar las estimaciones de área quemada en la región Latinoamericana durante el año 2004. Esta cartografía de área quemada sirvió para mejorar la interpretación de las relaciones entre la ocurrencia de incendio y la biodiversidad, cuantificando los impactos ocasionados por los incendios. Actualmente RedLaTIF ha finalizado la cartografía de áreas quemadas del año 2004 (Proyecto AQL2004) incluyendo desde Mexico hasta la Patagonia (Chuvienco *et al.*, 2008d). Los datos de entrada del proyecto

AQL 2004 fueron compuestos MODIS de 32 días con 500 metros de resolución generados por la Universidad de Maryland. Se estableció una metodología en dos fases para la cartografía de áreas quemadas, una primera fase en la que se detectaban los píxeles más severamente afectados por el incendio y una segunda en la que se delimitaba toda la extensión del área quemada. Por último, la fase de validación se realizó en base a los perímetros obtenidos a través de análisis visual de imágenes Landsat y CBERS, considerando el tamaño mínimo de polígono detectable en 250 ha. El total de superficie quemada durante todo el año se estimó en 153.215 kilómetros cuadrados.

1.5.3. Servicio de alerta de incendios del Departamento Nacional de Bosques de EEUU.

En Estados Unidos se creó un servicio coordinado por el US Forest Service y la US Fire Administration que recopila todos los datos de incendios ocurridos en todo su territorio nacional y parte de Canadá. Estos datos son públicamente accesibles a partir de la página web ⁵. Aunque este servicio no utiliza imágenes de satélite para realizar la cartografía de las áreas afectadas por los incendios, es digno de mención como sistema regional capaz de integrar la información procedente de diferentes organismos estatales y regionales de un país.

En la página web podemos obtener información de todos los incendios activos en el momento, incluyendo su tamaño (actualizado diariamente mientras en incendio este activo), su localización (a través de Google Maps), la fecha en la que se originó, condiciones bajo las que se produjo, cuantos medios se utilizaron en las labores de extinción, su causa, y las condiciones meteorológicas. Una vez el incendio está extinguido aparece disponible el perímetro del incendio bien en formato “shp” o bien en formato “xml” para ser visualizado en Google Earth.

El método de adquisición de los perímetros de incendio varía en función del organismo encargado. En general, se trata de delimitaciones a través de GPS en campo o con helicóptero.

⁵ www.inciweb.org (Fecha de acceso: 15-11-2009).

1.6. Metodologías de validación

1.6.1. El análisis de calidad de los mapas generados a partir de imágenes de satélite.

El conocimiento del estado de los recursos naturales y antrópicos es crucial para establecer planes de actuación ante emergencias. La localización, distribución, evolución temporal, las interacciones entre recursos, etc., componen la información necesaria para la toma de decisiones. Desde hace cientos de años, los mapas han proporcionado información relativa a la distribución de los recursos en el planeta. Si se quiere conseguir buenos resultados de las decisiones tomadas en base a los mapas, estos deberían informar sobre su precisión y exactitud (Congalton y Green, 2009).

El análisis de la calidad de los mapas se hace necesario por varias razones (Congalton, 2001). La primera de ellas es la identificación de las fuentes de error, con el fin de mejorar la calidad del mapa. Otro caso bastante común aparece cuando se necesita comparar los resultados obtenidos a través de varias técnicas o algoritmos, para decidir cual es el mejor. En este caso las medidas de precisión y exactitud ayudarán al investigador a seleccionar la mejor metodología (Morissette *et al.*, 2006). Por otro lado, como se ha comentado anteriormente, cuando los mapas forman parte de un sistema de decisión, la calidad de los mapas empleados debe ser conocida. Por último, pueden aparecer casos en los que la calidad mínima de los mapas esté incluida en los requisitos de los proyectos.

El primer paso necesario para realizar un correcto análisis de la calidad de un mapa es la definición de precisión y exactitud, dos términos que se confunden frecuentemente pero que representan conceptos diferentes e independientes. La precisión se define como la variabilidad o dispersión del conjunto de valores estimados u obtenidos a partir de mediciones repetidas de un mismo valor. La precisión será mayor cuanto menor sea la dispersión de los valores. En cambio, la exactitud mide la diferencia entre el valor estimado y el valor real.

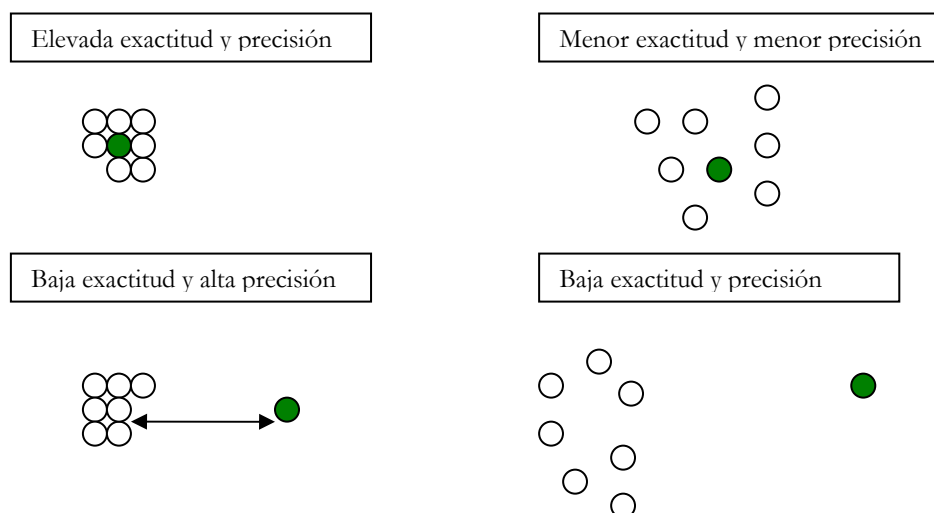


Figura 1.1. Ejemplo gráfico de la relación entre exactitud y precisión. Donde los círculos blancos representan los valores estimados y el círculo verde el valor real. Fuente: Congalton y Green (2009). Elaboración propia.

Una vez conocida la terminología se puede empezar a planificar la validación o análisis de calidad de los mapas. El siguiente paso es la definición de los datos de referencia. En el caso específico de los productos de área quemada derivados de imágenes de satélite, estos datos de referencia pueden proceder de dos fuentes. Por un lado, se dispone de las medidas de los perímetros de incendio tomadas con GPS en el terreno o en helicóptero. Por otro lado, es más común utilizar los perímetros de incendio procedentes de imágenes de satélite de mejor resolución espacial. Las imágenes del satélite Landsat son las más aceptadas para la generación de los perímetros de referencia, debido a su resolución espacial (30 metros) y a presentar bandas sensibles a la presencia de incendios como la banda 7 en la región del SWIR (centrada en 2215 nm). Se ha demostrado que la composición 7/4/1 ofrece una discriminación clara de los incendios (Koutsias *et al.*, 2000). Por ello, la delimitación de los incendios a partir de interpretación visual de las imágenes Landsat está ampliamente aceptado por la comunidad científica como medio para obtener los perímetros de referencia (Roy *et al.*, 2005a). Aunque también se aplican técnicas de clasificación supervisada o no supervisada para la generación de esta cartografía de referencia, así como otras imágenes como las procedentes del sensor CBERS (China-Brazil Earth Resources Satellite) o ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer).

Hay que tener en cuenta que, aunque se consideren correctos, estos mapas de referencia no están libres de presentar errores o inexactitudes. En cuanto a la primera fuente, uno de los errores sería el desplazamiento posicional de la medida, derivado del error intrínseco de las mediciones de las coordenadas por GPS. De manera que sería aconsejable que los perímetros de incendio vayan acompañados de alguna medida de exactitud espacial. Además, estos perímetros muchas veces no consideran las zonas interiores del incendio (islas internas) que no han sido afectadas como parte del incendio, bien por la dificultad que ello conlleva, bien por la falta de medios disponibles. En cuanto a la segunda fuente, los errores varían en función del método utilizado para la delimitación de los perímetros. Si se han obtenido a partir de técnicas de clasificación, es obvio que existe un error inherente a la formulación de la técnica. A no ser que el análisis sea en una zona de pequeña extensión, es probable que se produzcan confusiones con otras coberturas. Mientras que, en el caso de la interpretación visual el error se deriva de la subjetividad del proceso de clasificación, ya que se confía plenamente en el juicio del experto que la realiza. Obviamente, este proceso es realizado por profesionales con experiencia en la interpretación de imágenes de satélite, pero es inevitable que se produzcan fallos. En estos casos, lo más correcto es que la cartografía generada visualmente sea revisada por un segundo experto (Congalton, 2001).

Otra cuestión asociada a los datos de referencia, es el diseño del proceso de muestreo cuando se trabaja a escalas regionales y globales (Boschetti *et al.*, 2006). Hay estudios que plantearon la distribución geográfica de las imágenes de referencia de manera que estuvieran recogidas la mayor variedad de ecosistemas y de ocurrencia de área quemada (Eva y Lambin, 1998a; Roy y Boschetti, 2009). En cambio otros plantearon un diseño de muestreo estratificado, con el que las muestras se encontraban repartidas de forma proporcional dando más peso a las zonas más conflictivas o donde se producían más incendios (Boschetti *et al.*, 2006). A pesar de los estudios realizados, aún quedan algunas preguntas que necesitan ser resueltas para ser capaces de plantear una metodología de validación robusta que ofrezca resultados representativos de calidad de un producto global, como: ¿cuántas muestras son necesarias?, ¿cómo distribuirlas para que sean representativas? Las cuestiones relativas a cuándo deben adquirirse los datos de referencia y cómo deben clasificarse parecen haber encontrado respuesta en el protocolo de validación planteado para el producto MODIS de área quemada (Roy y Boschetti, 2009). En este protocolo

estableció que siempre que fuera posible se deberían seleccionar dos imágenes de alta resolución espacial, poniendo como ejemplo Landsat. Así, se clasificarían por interpretación visual los perímetros de los incendios que se hubieran producido entre las dos fechas seleccionadas, considerando como zonas no quemadas los incendios previos. También establecieron la delimitación de las nubes y sombras de nubes en ambas imágenes Landsat, etiquetándolas como zonas no clasificables. La posible limitación de este método es que, si el producto de área quemada a validar no establece la fecha aproximada en la que se produjo el incendio, se necesitaría que el intervalo recogido por las imágenes Landsat coincidiera con el contemplado en el mapa de área quemada. Si no es posible, lo cual suele ser la situación más común, se podrían producir errores debidos a la diferencia temporal entre imágenes (Chuvieco *et al.*, 2008a). Otra opción sería datar los perímetros de incendio, para lo cual sería necesario disponer de información complementaria, como por ejemplo algún producto de incendios activos. La desventaja de esta opción estaría relacionada con la dificultad que estos productos presentan para detectar incendios menores a 100 ha (Oliva *et al.*, 2008).

1.6.2. Tipos de análisis de calidad temática

En un mapa se pueden realizar dos tipos de análisis de calidad (del inglés *accuracy assessment*): espacial y temática. La calidad espacial se refiere a la exactitud de la localización de un elemento en el mapa. Mientras que la calidad temática indica si las categorías del mapa están correctamente clasificadas. En esta tesis el análisis de calidad realizado ha sido temático, ya que se requería conocer si la metodología empleada había asignado las categorías correctamente.

Los estudios realizados hasta la fecha han acometido el análisis de la calidad de los mapas de área quemada de varias maneras, las cuales se pueden dividir en dos grandes grupos: análisis no localizados espacialmente y análisis localizados espacialmente.

Los análisis no localizados espacialmente consisten en la comparación entre el área total de una categoría en el mapa clasificado y en el mapa de referencia. En los últimos años se ha venido utilizando una técnica derivada de este concepto que compara la proporción de área quemada entre el mapa de referencia y el clasificado dentro de celdas que dividen la imagen de forma uniforme. Estas celdas pueden ser de diverso tamaño oscilando desde 5 x 5 km hasta 15 x 15 km, dependiendo de los objetivos del estudio (Roy *et al.*, 2005a; Silva *et*

al., 2004; Zhang *et al.*, 2003). Los datos de exactitud y precisión se calculan a través de la línea de regresión que relaciona los valores, y el coeficiente de correlación asociado. Se puede decir que esta técnica presenta un grado moderado de localización espacial, ya que compara los valores de área quemada por celda, pero no brinda información sobre la coincidencia en el espacio de ambas cartografías. En consecuencia, puede darse el caso en que se seleccione la metodología que aun presentando mayor correlación de los datos ofrezca menor coincidencia espacial (Congalton, 2001). Aún así, este método ha sido ampliamente utilizado para realizar el análisis de calidad de productos de área quemada de baja y media resolución. Esta práctica es común cuando se utilizan imágenes de alta resolución espacial para validar productos obtenidos a partir de imágenes de baja resolución espacial, porque compensa los posibles errores de geolocalización entre las dos imágenes consideradas (Boschetti *et al.*, 2004c). Además es más fácil de calcular que los métodos espacialmente localizados y su utilidad está ampliamente reconocida por la comunidad científica.

En el caso específico de la cartografía de áreas quemadas, otro método que ha sido utilizado por algunos estudios, consideró las detecciones de incendios activos como datos de referencia y los comparó con el área quemada en celdas de 25 x 25 km (Chuvieco *et al.*, 2008d). Aunque esta técnica no puede considerarse como un método de validación en sí mismo por los errores asociados al producto de incendios activos, la correlación entre ambos productos ofreció información sobre la correcta representación del patrón de ocurrencia de incendios. Por lo tanto, este análisis sirvió a los autores como una primera medida orientativa de la exactitud de la cartografía.

Los análisis localizados espacialmente también se denominan análisis cuantitativos de calidad, ya que permiten cuantificar de forma detallada la exactitud del producto. Este análisis se centra en el cálculo de la matriz de confusión, a partir de la cual se calculan los errores de omisión y comisión, y el nivel de acierto global. La matriz de confusión es una tabla en la que en las columnas se representan los datos de referencia y en las filas la clasificación realizada (Congalton, 2001). La matriz de confusión se compone de los siguientes datos:

- Píxeles o área correctamente clasificados de cada categoría, es decir, en los que se encuentra coincidencia con el mapa de referencia (A_{11} y A_{22}),

- Píxeles o área incorrectamente clasificados, entre los cuales se diferencian los píxeles incluidos en una categoría C_1 a la que en realidad no pertenecen (A_{21}), y los píxeles que deberían haber sido incluidos en la categoría C_1 pero han sido asignados a otra categoría (A_{12}). En el caso específico de la cartografía de áreas quemadas, el error de omisión estará formado por aquellos píxeles no clasificados como área quemada, y el error de comisión lo formarán los píxeles no quemados clasificados como área quemada.

En la tabla 1.3 se expone la formulación de los errores de omisión y comisión para las dos clases consideradas y el índice de exactitud global (EG) de la clasificación. En el caso de la cartografía de áreas quemadas, sólo existen dos categorías en la matriz: quemado y no quemado. Además, por lo general, el número de píxeles de no quemado es mucho mayor al de quemado. En consecuencia, el cálculo de la precisión global está muy influenciado por el gran número de píxeles clasificados correctamente en la categoría de no quemado. De ahí, que este valor sea por lo general superior a 85%. Por ello, para áreas quemadas no es una medida estadística significativa del nivel de exactitud de la clasificación. Sin embargo los errores de omisión y comisión correspondientes a la categoría de quemado si informan sobre el grado de ajuste de la clasificación.

Tabla 1.3 Matriz de confusión y formulación de los errores y la exactitud global. Fuente: Chuvieco (2002). Elaboraión propia.

		Datos de referencia			Error de comisión
		C ₁	C ₂	Total	
Mapa Resultado	C ₁	A_{11}	A_{21}	$A_{1+} + C_m$	$Ec_1 = \frac{A_{21}}{A_{11} + A_{21}}$
	C ₂	A_{12}	A_{22}	$Om + A_2$	$Ec_2 = \frac{A_{12}}{A_{12} + A_{22}}$
	Total	$A_{1+} = A_{11} + A_{12}$	$A_{2+} = A_{21} + A_{22}$	$A_{1+} + A_{2+}$	
Error de omisión		$EO_1 = \frac{A_{12}}{A_{11} + A_{12}}$	$EO_2 = \frac{A_{21}}{A_{21} + A_{22}}$		$EG = \frac{A_{11} + A_{22}}{A_{1+} + A_{2+}}$

Otra medida estadística que nos informa sobre la exactitud de la clasificación, es el denominado coeficiente Kappa (Cohen, 1960). Los resultados del valor de Kappa vienen acompañados de un test de significatividad, es decir, se establece si la clasificación obtenida es significativamente mejor que la que se obtendría de forma aleatoria. (Landis y Koch, 1977) reparten los rangos del valor kappa en las siguientes clases: más del 80% representa gran acuerdo, entre 40 y 80% expresa un acuerdo moderado, y menor de 40% indica un acuerdo pobre.

La posible limitación asociada a los errores de omisión y comisión como medidas de exactitud, sería la necesidad de una medida complementaria que facilite la comparación entre varias técnicas o algoritmos. El coeficiente kappa es una medida de exactitud general que normalmente acompaña al análisis de los errores. Otra forma de comparación de los resultados fue planteada por Boschetti *et al.* (2004c). Estos autores emplearon la teoría de la función óptima de Pareto, desarrollada en el ámbito económico, para establecer la situación óptima entre los errores de omisión y comisión. Esta relación óptima se definió como el límite en el cual no se puede minimizar un error sin ocasionar un perjuicio en el otro error. Así, esta función óptima estableció un límite inferior a los errores, que variaba en función de la resolución espacial de la imagen clasificada y del tamaño y heterogeneidad de los polígonos de incendio obtenidos a mayor resolución espacial. De manera que en cada situación había una función óptima caracterizada por la relación de estas dos variables, constituyendo unos valores de error que no pueden ser mejorados. Representando en un gráfico X-Y (figura 1.2), siendo el eje X el error de omisión y el eje Y el de comisión, la función óptima de Pareto y los valores de omisión y comisión calculados a través de la aplicación de diferentes técnicas o algoritmos, se puede observar cual es el resultado más próximo a la función óptima (Oliva *et al.*, 2009).

En el gráfico representado en la figura 1.2, es fácil decidir que técnica es mejor que otra si se sitúan dentro de las regiones de dominación, pero ¿qué ocurre al comparar dos técnicas que se sitúan en sus respectivas regiones de indiferencia? Para decidir si el punto A es mejor que el B o viceversa, se puede recurrir a los objetivos del proyecto o del usuario final, los cuales, en la mayoría de las ocasiones, tratan de minimizar el error de comisión. Así, la metodología elegida sería la B, aún con el consecuente aumento en el error de omisión, lo cual es una constante en los proyectos de escala global (Boschetti *et al.*, 2004c; Tansey *et al.*, 2004a). Otra opción sería calcular la distancia euclidiana entre el punto y la

función (Oliva *et al.*, 2009), de manera que aquella técnica que presentara una distancia más cercana a la función óptima sería la más adecuada. Pero este valor deberá ir acompañado de una medida de la relación entre los errores, ya que no es aconsejable que uno de ellos sea muy bajo mientras que el otro presenta un valor muy elevado. Para evitarlo se propuso calcular el ratio entre error de omisión y error de omisión. Los valores cercanos a 1 determinarán que la relación de errores es equilibrada, mientras que los valores por encima de 1 indicarán un predominio de los errores de comisión sobre los de omisión, mientras que los valores por debajo de 1 reflejarán la situación contraria.

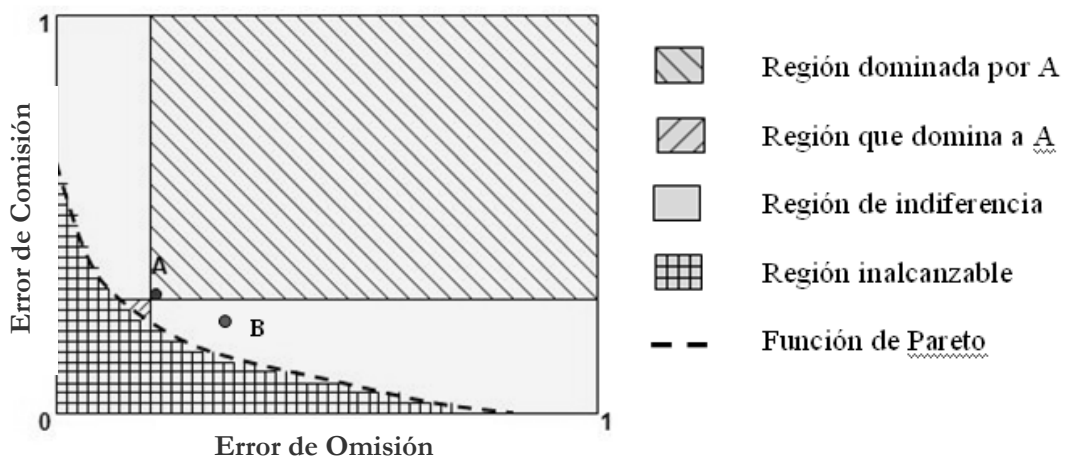


Figura 1.2. Representación del espacio Eo/Ec. La función de Pareto divide este espacio en dos regiones: alcanzable y no alcanzable. Dado un punto, A, que representa la precisión de un producto de baja resolución espacial definido por los errores EoA y EcA, se presentan las siguientes situaciones: una región sobre la que el punto A es dominante, otra que domina al punto A (ya que los valores de Eo y Ec son menores) y una región en la que o bien el Eo o bien Ec son menores que los del punto A (Boschetti *et al.*, 2004c). Fuente: Boschetti *et al.* (2004c). Elaboración propia

Otra aportación del trabajo realizado por Oliva *et al.* (2009) fue la separación entre los errores debidos a la incorrecta detección de áreas quemadas y los ocasionados por imprecisiones en la delimitación de los polígonos, los cuales eran ocasionados mayoritariamente por la diferencia entre las resoluciones espaciales de mapa clasificado y el de referencia. Desde su punto de vista los errores más importantes eran los de detección, ya que reflejaban las verdaderas falsas alarmas (error de comisión), y los incendios no detectados.

CAPÍTULO 2:

OBJETIVOS

El ignorante afirma,
el sabio duda y reflexiona.
(Aristóteles)

2. Objetivos

En las últimas décadas se han desarrollado muchos proyectos cuyo objetivo final era la generación de una cartografía de áreas quemadas tanto a escala local, como regional y global. Mientras que hace unos años las líneas de investigación en este sentido se centraban en (Martín *et al.*, 2002): i) la aplicación de nuevos sensores, ii) el desarrollo o la adaptación de técnicas para la detección de áreas quemadas, y iii) la definición de nuevos índices adaptados a las características espectrales del área quemada. En la actualidad, hay que considerar una nueva línea de investigación en este campo formada por los estudios orientados al diseño de una metodología automática o semi-automática que permita obtener los perímetros de incendio en el menor tiempo posible después de su extinción, minimizando el gasto económico, y ofreciendo además datos sobre la precisión y la exactitud de la cartografía generada (Giglio *et al.*, 2009; Roy *et al.*, 2005). Por lo tanto, el objetivo general de esta tesis será la generación de un algoritmo semi-automático para la clasificación de áreas quemadas en la cuenca mediterránea. Este desafío será el hilo conductor del contenido de una tesis, en la que también aparecen representadas las otras tres líneas de investigación.

El segundo objetivo planteado fue la utilización de imágenes MERIS Full Resolution (300 metros de resolución espacial) como dato de entrada en el proceso de cartografía de áreas quemadas. Este sensor embarcado en el satélite ENVISAT de la agencia Espacial Europea, fue especialmente diseñado para aplicaciones oceánicas y atmosféricas, aunque se está utilizando cada vez más frecuentemente en estudios terrestres debido a sus características espectrales y espaciales (Gobron *et al.*, 1999). Dado que este sensor no ha sido utilizado anteriormente para realizar cartografía de áreas quemadas se decidió explorar su potencial en este sentido.

Consecuentemente, estos dos objetivos principales se unieron para formular el objetivo general de este trabajo: Diseño de un algoritmo semi-automático para la cartografía de áreas quemadas en la cuenca Mediterránea utilizando imágenes MERIS FR Nivel 1b. Con el fin de lograr este objetivo se establecieron una serie de objetivos más específicos:

- Determinar la capacidad de discriminación de áreas quemadas de las bandas MERIS. Considerando tanto la respuesta espectral de las cubiertas en la imagen post-incendio, como la diferencia temporal entre las imágenes pre y post-incendio.
- Determinar la capacidad de discriminación de diversos índices espectrales calculados a partir de imágenes MERIS y seleccionar los índices más adecuados para realizar la clasificación de áreas quemadas. Este sensor ofrece información en 15 bandas espectrales distribuidas entre la región del visible y la del infrarrojo cercano. La distribución de estas bandas en el espectro ofrece la posibilidad de nuevas combinaciones de bandas para el cálculo de índices de vegetación.
- Determinación de la capacidad para detectar áreas quemadas de ciertas técnicas utilizadas en el análisis de imágenes hiperespectrales. Las 15 bandas del sensor MERIS presentan un ancho de banda medio de 10 nm. Estas características del sensor favorecieron la utilización de técnicas hiperespectrales sobre los datos MERIS, ya que se sitúa en una posición “intermedia” entre lo que comúnmente se conoce como multi-espectral e hiperespectral.
- Diseño de una metodología en dos fases que permitiera la generación de una correcta cartografía de áreas quemadas. En la primera fase el objetivo fue minimizar el error de comisión, de manera que sólo los píxeles con una señal más clara de quemado son seleccionados (píxeles semilla). Para abordar esta primera fase se optó por utilizar árboles de clasificación, y la segunda fase se realizó a través de algoritmos de crecimiento. Así, los objetivos en establecidos en estas dos fases fueron:
 - En la primera fase: seleccionar del árbol de clasificación que generara el resultado de forma más eficiente.
 - En la segunda fase las variables de entrada utilizadas fueron el resultado de la primera fase y la probabilidad de quemado. El objetivo en este caso se centró en la selección de la variable con menor variabilidad en la categoría de quemado que permitiera una selección uniforme del área quemada.

El último objetivo que se planteó en esta tesis fue la definición de una metodología de validación útil para el análisis de la precisión y exactitud de la cartografía generada. La información ofrecida debe ayudar a los científicos y gestores a considerar los posibles errores en las estimaciones de área quemada. Para ello, se realizaron dos tipos técnicas de validación, una a escala regional que permitió cuantificar la tendencia a la sobre o infra-estimación de la cartografía generada; y otra a escala local, en la que se cuantificaba la exactitud de la cartografía de forma espacial. Para que las medidas de exactitud de la cartografía final fueran representativas del error esperado al aplicar la metodología a diferentes áreas de estudio, se establecieron dos tipos de validación: dependiente e independiente.

CAPÍTULO 3:

AREAS DE ESTUDIO

Quando hayais cortado el último árbol,
contaminado el último río y pescado el último pez, os
daréis cuenta de que el dinero no se puede comer
(Proverbio Indio)

3. Caracterización del área de estudio

3.1. Características generales de los ecosistemas mediterráneos

La ecorregión mediterránea comprende todas las regiones donde prevalece el clima mediterráneo. En Europa la región biogeográfica mediterránea se extiende por aquellos países bañados por las aguas del mar Mediterráneo: Grecia, Portugal, sur de Francia y la mayor parte de Italia y España (Figura 3.1). Aunque no aparezca reflejado en la figura es indudable la influencia del clima mediterráneo en la zona costera de Croacia, Bosnia-Herzegovina, Montenegro, Albania, Turquía y los países de África del Norte.

Por otro lado, además de los países situados en torno al Mar Mediterráneo, también se encuentran zonas bioclimáticas comparables en California, Chile central, el sudoeste y parte del sur de Australia, y la región del Cabo en Sudáfrica (Naveh y Lieberman, 1984).

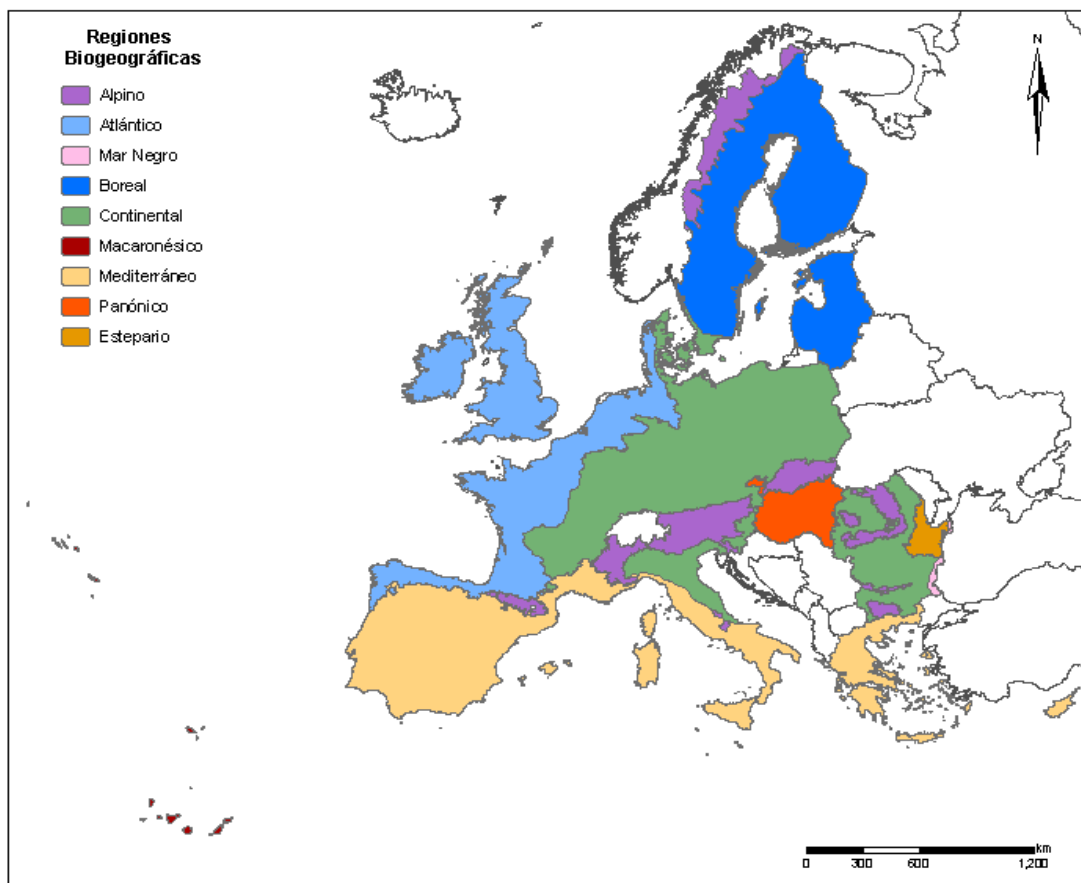


Figura 3.1. Regiones Biogeográficas de Europa. Fuente: Agencia Europea de Medio Ambiente (EEA). Elaboración propia.

3.1.1. El clima mediterráneo

El clima mediterráneo presenta unas características generales como:

- Pluviosidad acumulada anual escasa alrededor de los 500 mm, concentrada principalmente en las estaciones de primavera y otoño.
- Temperaturas muy elevadas en verano, e inviernos relativamente suaves en las zonas próximas a la costa dónde la influencia del aire marino mantiene una amplitud térmica poco acusada.
- Las altas temperaturas y las prácticamente nulas precipitaciones en verano hacen que sean frecuentes los episodios de sequía en las regiones mediterráneas.

Sin embargo, según la altitud, la orientación de las montañas y la orografía, el clima mediterráneo tiene muchas variaciones. El clima de las mesetas es diferente al clima mediterráneo de montaña, que se caracteriza por veranos secos con noches frías y días cálidos, donde la mayor parte de las precipitaciones se producen en forma de nieve. Por otro lado, la parte oriental de la Península Ibérica, las costas septentrionales de África (Argelia, Egipto, Libia, Marruecos y Túnez) y las islas de Creta, Chipre y las Baleares son la parte árida de la región mediterránea. En estas áreas, las precipitaciones anuales están por debajo de los 400 mm.

3.1.2. Vegetación de la ecozona mediterránea

Aproximadamente el 1 % de la vegetación terrestre mundial se encuentra dentro de la ecozona mediterránea y en torno a la mitad de aquélla está en torno al Mar Mediterráneo. En la estructura natural primitiva del ecosistema mediterráneo la especie dominante es la encina (*Quercus ilex*), que ocupa las llanuras y el piso basal de las montañas. El sotobosque característico es de tipo leñoso, espinoso y aromático, formado por especies como el lentisco (*Pistacia lentiscus*), el aladierno (*Rhamnus alaternus*), la sabina albar (*Juniperus sabina*), el madroño (*Arbutus unedo*), el romero (*Rosmarinus officinalis*), el tomillo (*Thymus vulgaris*), las jaras (*Cistus sp.*), etc. En las zonas más húmedas y frías, y en el piso montano, el roble (*Quercus robur*) sustituye a la encina como especie dominante. En cambio en zonas húmedas y cálidas es el alcornoque (*Quercus suber*) el árbol que sustituye a la encina. Mientras que en las zonas de transición con otras biocenosis pueden aparecer especies caducifolias en el piso arbustivo, dando paso a un bosque mixto.

En cuanto a los bosques de conífera de la Región Mediterránea, el pino de Creta (*Pinus brutia*) y el pino alepo (*Pinus halepensis*) son las principales especies y se encuentran desde el nivel del mar hasta los 1000 - 1200 metros de elevación. Algunas de las otras especies arbóreas y elementos de monte bajo que se encuentran de forma natural en los bosques de la Región Mediterránea son las siguientes: abetos (*Abies cilicica*), álamos (*Populus nigra*, *P. tremula*), algarrobo (*Ceratonia siliqua*), almez (*Celtis australis*), arces (*Acer hyrcanum*, *A. monspessullanum*), brezo (*Erica arborea*), carpe oriental (*Carpinus orientalis*), castaño (*Castanea sativa*), cedros (*Cedrus atlantica*, *C. brevifolia*, *C. libani*), cipreses (*Cupressus sempervirens*), fresnos (*Fraxinus angustifolia*, *Fraxinus ornus*), haya (*Fagus orientalis*), leguminosas (*Cercis siliquastrum*), madroños (*Arbutus unedo*, *A. andrachne*), olmo (*Ulmus glabra*), pinos (*Pinus brutia*, *P. halepensis*, *P. nigra*, *P. pinea*, *Pistacia lentiscus*, *P. terebinthus*), quercínias (*Quercus aegilops*, *Q. calliprinos*, *Q. cerris*, *Q. coccifera*, *Q. infectoria*, *Q. libani*, *Q. petraea* subsp. *pinnatifolia*, *Q. suber*, *Q. trojana*, *Q. vulcanica*), retamas (*Spartium junceum*), sabinas y enebros (*Juniperus drupacea*, *J. excelsa*, *J. foetidissima*, *J. oxycedrus*), y sorbos (*Sorbus torminalis*, *S. umbellata*).

En sitios de deforestación y reforestación, el pino alepo (*Pinus halepensis*), el pino de Creta (*P. brutia*), el pino piñonero (*P. pinea*), el pino laricio (*P. nigra*), el ciprés (*Cupressus sempervirens*), los eucaliptos (*Eucalyptus sp.*), y las acacias (*Acacia cyanophylla*) son las especies más ampliamente plantadas.

Como se ha comentado en apartados anteriores, el ecosistema mediterráneo europeo ha sido modificado intensamente por la población. Se llama maquis o garriga a las formaciones de matorral resultado de la degradación del bosque mediterráneo. Las especies características de estas formaciones en los ecosistemas mediterráneos europeos son la encina (*Quercus ilex*), las esparragueras (*Asparagus acutifolius*), el madroño (*Arbutus unedo*), el aladierno (*Ramnus alaternus*), el labiérnago (*Phillyrea latifolia*), el rusco (*Ruscus aculeatus*), la madre selva (*Lonicera implexa*), el laurentino (*Viburnum tinus*) y la zarzaparrilla (*Smilax aspera*). En las zonas de condiciones climáticas más secas aparecen especies como los mirtos (*Myrtus communis*), el olivo silvestre (*Olea oleaster*), el romero (*Rosmarinus officinalis*), el lentisco (*Pistacia lentiscus*) y la sabina negra (*Juniperus phoenicia*).

3.1.3. Ocurrencia de incendios en los países mediterráneos de Europa en el periodo 2005-2007

Las figuras 1, 2 y 3 representan a grandes rasgos la evolución de la ocurrencia de incendios en los países de la cuenca Mediterránea europea. Se observa cómo cada país presenta tendencias muy diferentes en la ocurrencia de incendios y cómo la cantidad de incendios y de superficie afectada varía en cada temporada de incendios. La mayor variación en el número de incendios se observa en Portugal y España, que por lo general presentan un comportamiento similar en cuanto al número de incendios en los intervalos temporales representados. En las últimas décadas, estos dos países han sufrido un aumento en el número de incendios (figura 1). Aunque, hay que tener en cuenta que en el último periodo considerado, de 2000 a 2004, los incendios acontecidos en el año 2003 son los que elevan la media de estos cuatro años. Sin embargo, el número de incendios en ese periodo es superado por los incendios producidos en 2005, cuya temporada de incendios tuvo consecuencias devastadoras, sobre todo en Portugal donde el área quemada total en este año casi dobla el área quemada contabilizada en España.

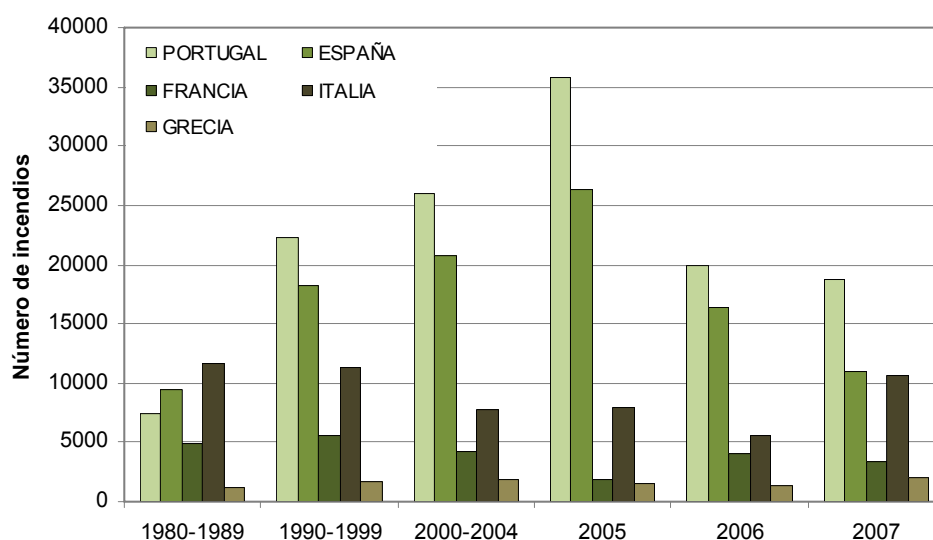


Figura 3.2. Número de incendios ocurridos en los países de la cuenca Mediterránea de Europa. Se representan los incendios de las temporadas de incendios de los últimos años y el número de incendios medios de las últimas décadas. Fuente: Report nº8 del JRC sobre incendios forestales del año 2007. Elaboración propia.

En el resto de países, tanto la temporada de 2005 como la de 2006 no fueron especialmente agresivas, ofreciendo valores muy bajos tanto en el número de incendios

como en el área afectada. Sin embargo, Italia y Grecia fueron los países más afectados en 2007, presentando valores prácticamente idénticos en el total de área quemada.

Si observamos la evolución de las estadísticas de incendios por países, vemos como Portugal presenta una tendencia ascendente con un pico en 2005 a partir del cual disminuyen el número de incendios, y especialmente, el área quemada. La disminución en el área afectada por los incendios es tan drástica que la superficie en 2005 es cuatro veces y media superior a la de 2006 y diez veces superior al área quemada de 2007. Considerando el tamaño promedio del área quemada, no se observan grandes variaciones, aunque sí aparece una clara disminución del tamaño promedio en los últimos años.

En el caso de España aparece la misma tendencia que en Portugal considerando el número de incendios. Sin embargo, el área quemada presenta una tendencia descendente en las últimas décadas, aumentando ligeramente en 2005 para volver a disminuir en los años consecutivos. Llama la atención el elevado tamaño promedio de las áreas afectadas en la década 1980-1989, lo cual sugiere que se produjo un número importante de grandes incendios en esa década. El gran descenso del área promedio en la siguiente década está relacionado con la gran mejora en los medios de extinción, así como con un aumento de las medidas de prevención de incendios que se produjo durante esos años. Es también significativa la situación acontecida en 2006, ya que ni el número de incendios ni el área quemada son especialmente elevados. Sin embargo, el país más afectado en esta temporada fue España, presentando el doble de hectáreas quemadas que el segundo país más afectado.

En el sur de Francia el número de incendios es muy constante, y las hectáreas de área quemada experimentan una clara tendencia decreciente, así como el tamaño promedio del área afectada.

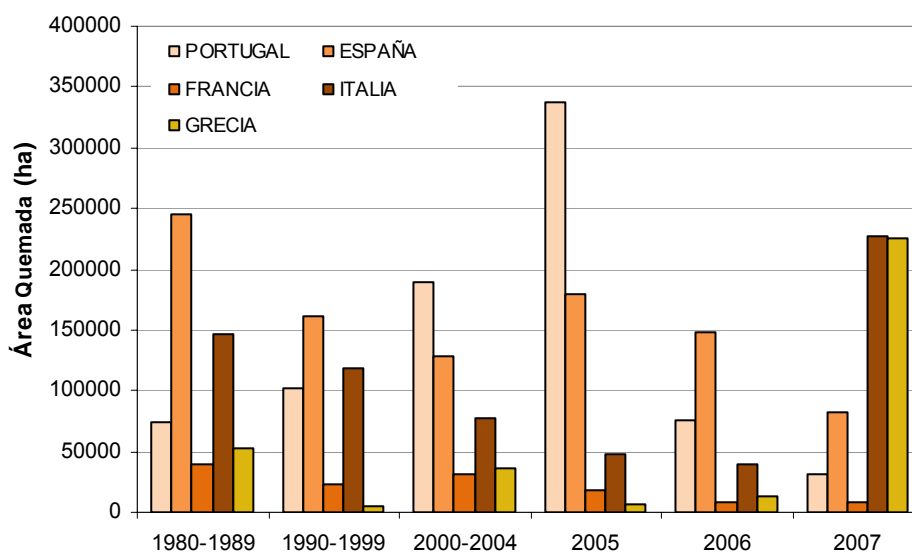


Figura 3.3. Área quemada en los países de la cuenca Mediterránea de Europa. En este gráfico se representan las áreas de las temporadas de incendios de los últimos años y los valores medios de las últimas décadas. Fuente: Report nº8 del JRC sobre incendios forestales del año 2007. Elaboración propia.

En Italia el número de incendios es menos variable que en el caso de Portugal y España, presentando un mínimo parcial en el año 2006. Al observar las hectáreas de área quemada afectadas en cada periodo aparece una clara tendencia decreciente desde el periodo 1980-1989 hasta el año 2006. En cambio, en el año 2007 el sur de Italia sufrió una serie de incendios que arrasaron 227.729 hectáreas. Las consecuencias de esta temporada de incendios también se ven reflejados en un aumento del tamaño promedio de las áreas afectadas por los incendio.

Por último, en Grecia encontramos la situación más sorprendente. Mientras que el número de incendios es prácticamente constante y bastante bajo en comparación con los otros países, las hectáreas afectadas por los incendios ofrecen una gran variabilidad. Por lo general, las hectáreas no superan las 50 000 hectáreas, pero en 2007 se vivió una situación sin precedentes en la historia de Grecia, en la que 7 incendios afectaron a casi 200 000 hectáreas. Esta situación se ve reflejada claramente en el importante aumento del tamaño promedio de los incendios en la temporada de 2007, en la que se superaron las 110 ha de tamaño promedio, mientras que en 2005 y 2006 no se superaron las 10 ha.

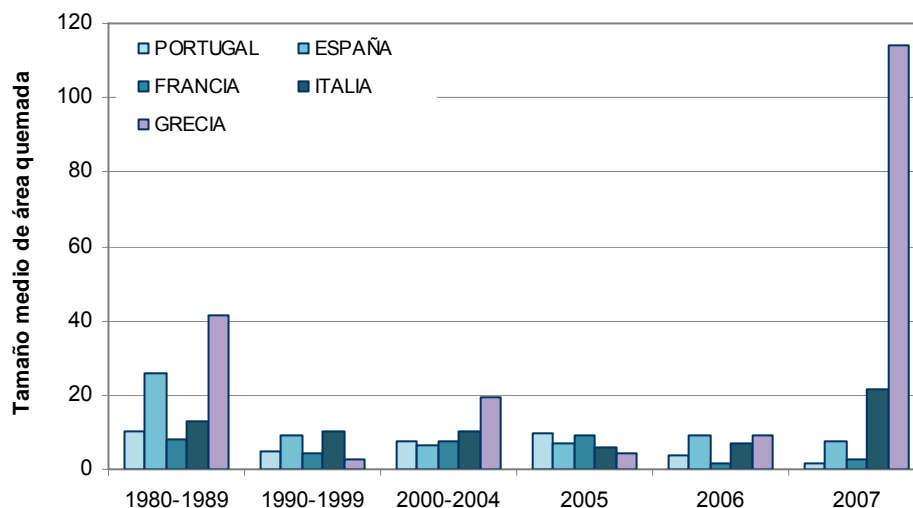


Figura 3.4. Tamaño promedio del área quemada en los países de la cuenca Mediterránea de Europa. Se representan el tamaño promedio de las temporadas de incendios de los últimos años y el tamaño medio de las últimas décadas. Fuente: Report nº8 del JRC sobre incendios forestales del año 2007. Elaboración propia.

3.2. Áreas de estudio

Con el fin de seleccionar de forma representativa las áreas de estudio, en las cuales desarrollar y aplicar la metodología para la cartografía de áreas quemadas en la cuenca mediterránea, se establecieron varios criterios:

- Las áreas de estudio debían situarse dentro de los países que forman la denominada cuenca del mar Mediterráneo, ya que esta es la zona objetivo de esta tesis. Lo cual no impide que posteriormente el algoritmo, descrito en los capítulos sucesivos de esta tesis sea aplicado a otras regiones de condiciones climáticas y vegetación diferentes.
- Los países que históricamente han presentado mayor ocurrencia de incendios debían estar representados. Con el fin de asegurar el buen funcionamiento del algoritmo desarrollado en los principales países y regiones donde se concentran la mayor parte de los incendios dentro de la región Mediterránea. Según los datos recogidos en la base de datos europea sobre incendios forestales, gestionada y actualizada por el servicio europeo de incendios forestales, EFFIS (European Forest Fires Information System), los países de mayor ocurrencia de

incendios en el sur de Europa son: España, Grecia, Italia, Portugal y el sur de Francia. De manera que, las áreas de estudio escogidas debían situarse en dichos países.

- Por último, se estimó que la ocurrencia de incendios del año escogido en cada región debía ser elevada, a ser posible superior a la ocurrencia media de los últimos 10 años, con lo cual se asegura la presencia de una muestra representativa de áreas quemadas con las que poder entrenar el algoritmo de detección correctamente.

Siguiendo estos tres criterios las áreas de estudio y temporadas de incendios escogidas fueron: la temporada de incendios de 2005 en Portugal, la temporada de incendios de 2006 en el noroeste de la Península Ibérica y la temporada de 2007 en Grecia. Las temporadas de Portugal-2005 y Grecia-2007 fueron elegidas para realizar el diseño y la calibración de la metodología para la cartografía de áreas quemadas, mientras que la temporada Galicia-2006 se utilizó para validar la metodología diseñada. De esta forma, diversos tipos de coberturas de vegetación y condiciones ambientales eran consideradas en el proceso de generación del algoritmo. Por otro lado, la utilización de la temporada de Galicia-2006 permite validar la metodología en la ecozona mediterránea y en la ecozona atlántica de la Península Ibérica (Figura 1).

A continuación se realiza una breve descripción de las características físicas, climáticas y ambientales de las áreas de estudio, así como de las condiciones que se produjeron en las diferentes temporadas de incendios.

3.2.1. Portugal

3.2.1.1. Relieve

El relieve portugués se asienta sobre el borde occidental del macizo ibérico y puede definirse, como una sucesión de altiplanos fragmentados, dispuestos en una gradación altitudinal que los eleva hacia el interior occidental (especialmente en la región norte). La altitud media del país oscila sobre los 240 m y no presenta unos grandes contrastes hipsométricos. Sin embargo, existe una notable diferencia entre la región situada al norte del Tajo, y la región que se extiende al sur del río. En la región norte se eleva el conjunto de sierras de mayor altitud del país agrupadas en los siguientes sistemas montañosos: sistema

Galaico-Duriense, Cordillera Central Ibérica, y el macizo Estremenho. Entre estas formaciones montañosas destaca la sierra de Estrela, situada en la prolongación del Sistema Central español, donde se encuentra el pico de mayor altitud del Portugal continental (1 991 m). Por otro lado, en la región sur se desarrolla una extensa planicie, con una altitud media de 200 m sobre el nivel del mar, salpicada por pequeñas elevaciones entre las que destaca la sierra de San Mamed (1 025 m).

Fuera del ámbito continental se encuentran los archipiélagos de Madeira y las Azores. Dichos archipiélagos son de origen volcánico y se sitúan en la dorsal mesoatlántica. En las Azores es donde se encuentra el punto más alto de Portugal, el Ponta do Pico, un volcán con 2 351 m de altura.

3.2.1.2. Clima

El clima de Portugal se encuentra influenciado por las corrientes del océano Atlántico, por la proximidad del mar Mediterráneo y por el relieve de la Península Ibérica. El clima predominante en el país es el clima mediterráneo con pequeñas variaciones entre las zonas costeras y de interior. La región sur y el litoral central presentan características climáticas típicas del clima mediterráneo, con veranos largos y secos, y precipitaciones sobre los 600 mm anuales. Los inviernos son suaves y, en general, las temperaturas son moderadas oscilando entre 16°C y 17°C de media anual.

En cambio, en la zona noroeste del país, entre los ríos Miño y Duero, los veranos son un poco más frescos, la media anual de precipitaciones alcanza los 1 500 mm anuales, y con una amplitud térmica que no supera los 10°C. En esta zona nos encontramos un clima atlántico con influencias mediterráneas, donde el periodo de escasez pluvial aparece en los meses de verano. Sin embargo, en la zona norte interior, donde la influencia atlántica es escasa y el clima mediterráneo adquiere matices del clima continental, con veranos cálidos e inviernos fríos. En esta región la amplitud térmica puede llegar hasta los 20°C, y las precipitaciones no suelen superar los 500 mm anuales.

En el archipiélago de Madeira, situado frente a las costas africanas de Marruecos, disfrutan de un clima tropical suavizado, mientras que en las islas Azores la precipitación es más abundante, típicas de un clima de tipo atlántico.

Esta diversidad climática, junto al factor altitudinal y la composición de los suelos, propician la presencia de una rica composición vegetal en el país.

3.2.1.3. Vegetación

En Portugal las características del bosque mediterráneo se encuentran modificadas, debido a varios factores, entre ellos las características climáticas, la topografía y los tipos de suelo. A diferencia de la mayor parte de la Península Ibérica, el sustrato portugués es mayoritariamente silíceo (granitos, gneis, pizarras, etc.) lo que origina que el suelo tienda a ser ligeramente ácido. De manera que, la vegetación portuguesa varía entre un bosque mixto de xerófilas y planifolias en el noroeste y un bosque mediterráneo típico en el centro y sur.

En la mitad norte, especialmente en el noroeste y en las sierras más altas y lluviosas, predominan las especies de hoja caduca del género *Quercus*. Las especies arbóreas más significativas son el roble carballo (*Quercus robur*) y el roble albar (*Quercus petraea*), pero también existen otras especies más propias de la región atlántica como el avellano (*Corylus avellana*) y el abedul (*Betula pubescens*). En las regiones de mayor altitud más próximas al litoral aparece como especie dominante el pino marítimo (*Pinus pinaster*). Por otro lado, en el sotobosque aparecen principalmente helechos (*Pteridium aquilinum*), retama (*Cytisus scoparius*) y brezo (*Erica sp.*). Este sotobosque típico mediterráneo se extiende hacia el sur hasta el Algarve.

En el centro del país se encuentran bosques formados por especies xerófilas propias del ecosistema mediterráneo, las cuales son capaces de soportar la aridez estival. La especie dominante es la encina (*Quercus ilex*), pero existen importantes bosques de roble (*Quercus robur*) y, sobre todo, alcornoque (*Quercus sober*), que alimenta una importante industria del corcho. El sotobosque es leñoso, espinoso y aromático formado por especies como el lentisco (*Pistacia lentiscus*) y el aladierno (*Rhamnus alaternus*).

3.2.1.4. Temporada de incendios de 2005 en Portugal

Una vez estudiadas las estadísticas de incendios en los países mediterráneos de Europa, se seleccionó como área de estudio la temporada de incendios de 2005 en Portugal. Este país no solo contiene la mayor ocurrencia de incendios de la temporada 2005 sino que ofrece una gran variedad de coberturas del suelo y tipos de vegetación que enriquecen la representatividad de los análisis realizados.

El área contenida en la imagen MERIS además de Portugal, incluye gran parte de la región oeste de España (figura 7). La metodología desarrollada se realizó sobre la imagen

MERIS completa, aunque los análisis de validación se aplicaron sólo sobre los datos de Portugal, debido a la disponibilidad de perímetros de validación en esta región.

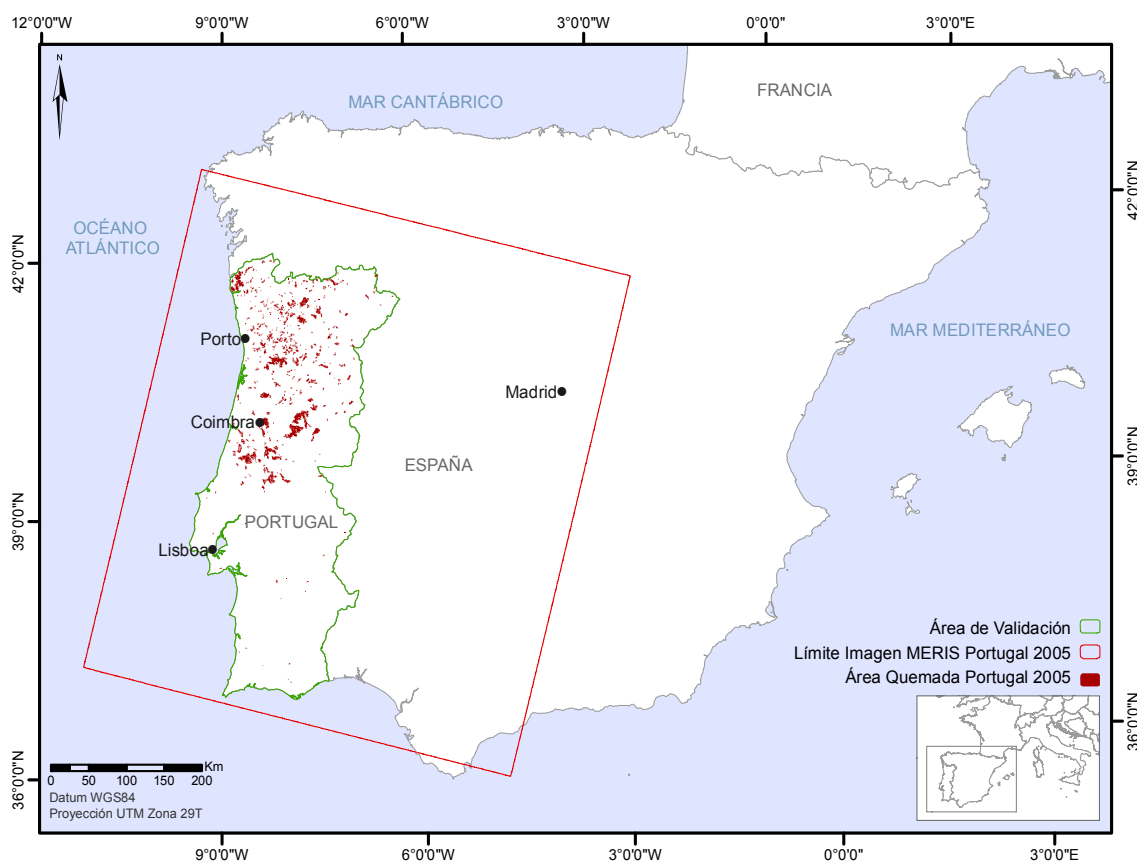


Figura 3.5. Zona de estudio de la temporada de incendios de Portugal en el año 2005. Se incluye el área de influencia de la imagen MERIS y la zona de validación considerada. Elaboración propia.

Como ya se ha comentado anteriormente, las condiciones climáticas tienen una gran importancia en la ocurrencia de incendios de la región Mediterránea. Tanto es así que en la temporada de incendios de 2005 en Portugal el factor clave que favoreció la rápida propagación del fuego fue el episodio de extrema sequía que sufría el país desde principios de año. En los primeros meses del año ya se registraron valores de precipitación por debajo de la media anual. Esta situación se fue agravando según avanzaba el año, hasta que durante la primera semana de agosto se produjo el momento de mayor riesgo de incendio. En este mes el 71% de la superficie del país estaba clasificada dentro de la categoría de sequía extrema. Estas condiciones contribuyeron a que se produjera el número más elevado de incendios desde 1980 (35 698) que afectaron a una superficie de 338 262 ha forestales, de las cuales un tercio era superficie arbolada.

Las regiones más afectadas por los incendios se localizaron en el centro del país, afectando principalmente a zonas de pino marítimo y plantaciones de eucalipto. El distrito más afectado fue Coimbra, en el cual se concentró el 14% del área quemada en 2005 (48 224 ha). Los distritos de Viseu y Vila Real también fueron muy afectados por los incendios.

3.2.2. España

3.2.2.1. Relieve

El medio físico de España presenta una multitud de unidades de relieve que abarcan toda la variedad de características geomorfológicas. La Meseta constituye el núcleo fundamental del conjunto, la cual, situada en el centro de la Península Ibérica, está formada por un bloque macizo de tierras que se extiende a unos 600 m de altitud y ocupa el 45 % del territorio nacional. Limita al norte con la Cordillera Cantábrica, al noroeste con los Montes de León, al este con la cordillera Ibérica, que la separa de la depresión del Ebro, al sur con Sierra Morena y al oeste con las llanuras portuguesas. Esta zona constituye una penillanura, en la cual la desigual intensidad de la erosión a lo largo del tiempo ha dado lugar a dos regiones claramente diferenciadas separadas por el Sistema Central: la Meseta norte y la Meseta sur.

Por otro lado, España se caracteriza por la extensa longitud de sus costas (4 600 km aproximadamente), y la abundancia de sistemas montañosos, lo que lo sitúa entre los países más accidentados de Europa. Las cordilleras más elevadas son las Cordilleras Béticas, los Pirineos, la Cordillera Cantábrica y el Sistema Central. Aunque el pico más elevado de España se encuentra en las islas Canarias (3.718 m).

En el Sur de Galicia empieza el sector septentrional del litoral atlántico español, caracterizado por la sucesión de acantilados y rías de gran extensión. Concretamente, la región donde se localiza la zona de estudio incluye el macizo Galaico-Leonés, parte del sistema montañoso de Picos de Europa, la región noroeste de la Meseta norte y la región más septentrional de Portugal. En general se compone de unos sistemas montañosos donde la acción erosiva de los ríos ocasiona la fragmentación de los bosques.

3.2.2.2. Clima

La variada orografía de España, su situación geográfica en latitudes medias de la zona templada del hemisferio Norte, y las diferentes influencias oceánicas, hacen que el país tenga una notable diversidad climática. Tradicionalmente, se han clasificado cuatro grandes tipos de climas en España: oceánico, mediterráneo (con algunas variaciones), subtropical y de montaña.

El clima oceánico, también llamado atlántico, se extiende por todo el norte y noroeste de la Península, desde Galicia hasta los Pirineos. Se caracteriza por la abundancia de lluvias, que suelen superar los 1000 mm, repartidas de manera regular a lo largo del año. Las temperaturas suelen ser suaves y la amplitud térmica pequeña debido a la cercanía del mar. Estas regiones se encuentran influenciadas por el clima mediterráneo, ya que los meses estivales presentan una disminución de las precipitaciones.

El clima mediterráneo es el que ocupa la mayor parte España, ya que extiende a lo largo de todo el litoral mediterráneo, el interior de la Península y el archipiélago balear. El clima mediterráneo típico abarca gran parte de la costa mediterránea, algunas zonas del interior, Ceuta, Melilla y Baleares. Se caracteriza por precipitaciones irregulares, entre los 400 mm y los 700 mm anuales, concentradas especialmente en otoño y primavera. En general, los inviernos son cortos y suaves mientras que los veranos son largos y calurosos, con una temperatura media anual entre los 15°C y los 18°C. Estas características se ven modificadas en la Meseta, la depresión del Ebro y parte del Guadalquivir, donde se observan influencias del clima continental. Así, los inviernos son largos y muy fríos, y los veranos muy calurosos, por lo que la amplitud térmica es muy elevada. Las precipitaciones en estas zonas son escasas, en torno a los 400 mm, y aparecen en forma de tormenta convectiva en los meses de julio y agosto. La región sureste de la Península, influenciada por las masas de aire caliente y seco procedente de África, presenta un clima denominado mediterráneo seco. En esta región las lluvias son extremadamente escasas, menos de 300 mm al año lo que convierte estas zonas en áreas muy áridas, y con frecuentes períodos largos de sequía.

El clima subtropical solo aparece en el archipiélago canario debido a su cercanía con el trópico de Cáncer y la costa árida de África. Las temperaturas son elevadas durante todo el año, entre los 18°C y los 21°C de media, mientras que las precipitaciones son muy escasas, menos de 250 mm, y se concentran en invierno.

Por último, el clima de alta montaña aparece en los grandes sistemas montañosos como los Pirineos, el Sistema Central, el Sistema Ibérico, la cordillera Penibética y la cordillera Cantábrica. Se caracteriza por inviernos muy fríos y veranos frescos. Las precipitaciones suelen ser abundantes, tanto más a medida que aumenta la altitud y, en general, en forma de nieve.

3.2.2.3. Vegetación

La diversidad del relieve y el clima en España ha permitido el desarrollo de un variado y rico espectro de especies vegetales, con un número importante de especies endémicas.

Siguiendo el recorrido del relieve y el clima, la flora en la Península se diferencia, de un modo general, entre la ecozona atlántica, y la ecozona mediterránea. En medio de ambas se extiende una franja central donde se produce la transición de una composición florística a otra.

Toda la región norte del territorio español se caracteriza por presentar vegetación arbórea de tipo centroeuropeo. Desde las costas occidentales gallegas en dirección a la frontera con Francia, las principales especies arbóreas que se pueden encontrar son el roble negral (*Quercus pyrenaica*), el roble carballo (*Quercus robur*), castaños (*Castanea sativa*), olmos (*Ulmus glabra*), arces (*Acer sp.*), fresnos (*Fraxinus angustifolia*) y abedules (*Betula pubescens*). A medida que la altitud del relieve aumenta, estas especies pasan a ser sustituidas por las hayas (*Fagus sylvatica*). En el sotobosque abundan también los helechos (*Pteridium aquilinum*), los brezos (*Erica sp.*) y los tojos (*Ulex europaeus*). Sin embargo, especies de crecimiento rápido fueron introducidas a través de reforestación, por lo que actualmente se encuentran en la mayor parte de esta región. Estas especies son *Pinus pinaster* y *Eucalyptus globulus*, las cuales favorecen la rápida propagación de los incendios forestales.

Se denomina franja central del territorio español a la región que comprende las dos mesetas y la depresión del Ebro. En ella predominan los bosques mixtos formados por una gran variedad de especies, entre las que sobresalen los chopos (*Populus nigra*, *P. tremula*), los robles y los fresnos; también destacan allí los matorrales de espliego, romero, tomillo y esparto (*Cytisus scoparius*). Los encinares son típicos en el ecosistema mediterráneo, ya que están adaptados a la larga sequía estival. Sin embargo, en las regiones más secas se

desarrolla el carrascal (*Quercus ilex subesp. rotundifolia*), una subespecie de encina más pequeña que la común. Existen diferentes formaciones de carrascal, en las que se puede encontrar a esta especie mezclada con boj (*Buxus sempervirens*), coscoja (*Quercus coccifera*), pino carrasco (*Pinus halepensis*), etc.

Sobre las costas mediterráneas la vegetación está constituida por especies xéricas y con resistencia a concentraciones de salinidad elevadas.

3.2.2.4. Temporada de incendios de 2006 en el noroeste de la Península Ibérica.

En la temporada de incendios de 2006 se seleccionó el noroeste de España como zona de estudio, ya que es en esta región donde se produjo la mayor concentración de incendios y de superficie quemada (el 90% del área quemada en España).

Las imágenes MERIS utilizadas incluyen parte del norte de Portugal, donde también se produjeron grandes incendios en esta temporada. Sin embargo, el análisis de validación se realizó con datos pertenecientes a la región noroeste de la Península Ibérica (figura 5), donde se concentraron la mayor parte de los incendios de esta temporada.

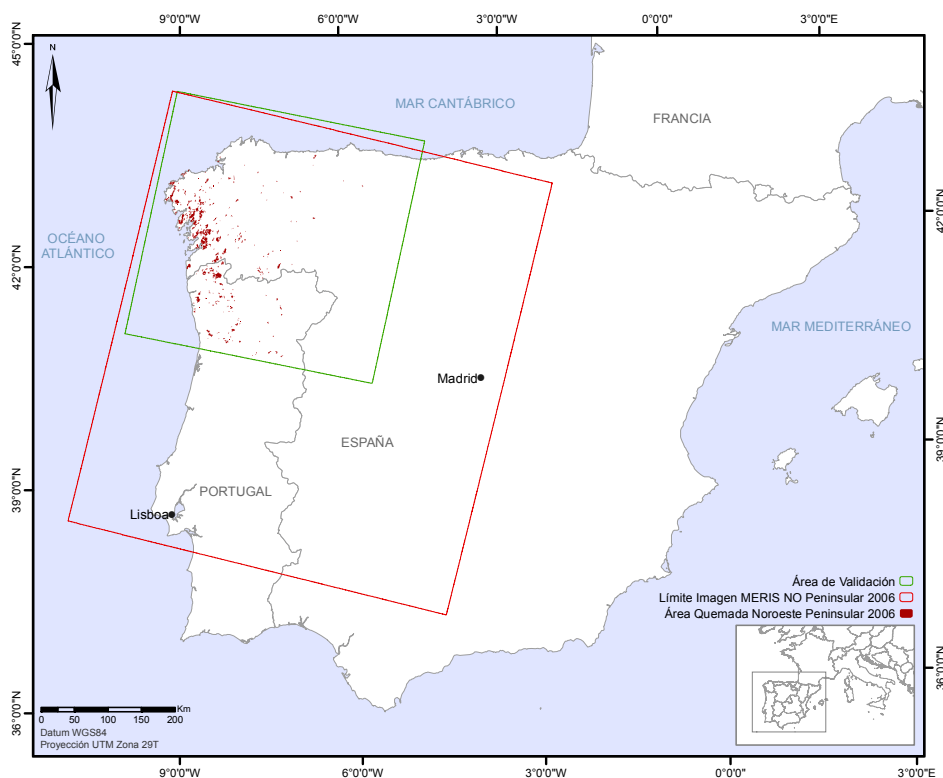


Figura 3.6. Zona de estudio de la temporada de incendios del noroeste de la Península Ibérica en el año 2006. Se incluye el área de influencia de la imagen MERIS y la zona de validación considerada. Elaboración propia.

Aunque en la temporada de incendios de 2006 el número de incendios se situó muy por debajo de la media durante la primera mitad del año, a finales de julio las condiciones ambientales empeoraron favoreciendo la ignición y propagación de los incendios. Durante la primera quincena de agosto a las condiciones ambientales adversas se unieron cientos de incendios intencionados, lo que dificultó muchísimo las tareas de extinción. El área afectada hasta el 15 de agosto supuso cerca del 75% (106 000 ha) del área total quemada en España, y el 65% (33 600 ha) del área total quemada en Portugal (contabilizando solo el área del noroeste Peninsular). Las zonas más afectadas fueron las provincias de A Coruña, Pontevedra, Viana do Castelo, Braga y Porto. Las cubiertas forestales afectadas por el fuego estaban compuestas mayoritariamente por pinos (*Pinus pinaster*), eucaliptos (*Eucalyptus sp.*) y tejo (*Taxus baccata*).

3.2.3. Grecia

3.2.3.1. Relieve

Grecia es un país con un relieve formado por numerosos macizos y sistemas montañosos que ocupan el 80 % de su superficie y encierran pequeñas cuencas interiores o abiertas al mar. Casi la mitad del territorio griego se encuentra por encima de los 500 m de altitud, aunque las montañas más elevadas no llegan a alcanzar los 3000 m, siendo la máxima altitud del país el monte Olimpo con 2918 metros. La costa, muy recortada y con numerosos golfos y Penínsulas, se prolonga a lo largo de una serie de islas.

Estructuralmente, el relieve se organiza a partir de la cadena del Pindo, la cual constituye una continuación de las montañas balcánicas, y ocupa el extremo noreste del territorio. Dicha cadena montañosa recorre el país de noroeste a sureste, dividiéndolo en dos áreas climáticas diferenciadas. De este sistema montañoso parten algunas estribaciones, como el macizo del monte Aeta, que se alarga también en dirección sureste. También parten del Pindo hacia el este dos macizos montañosos que encierran entre sí la cuenca de Tesalia. En la estribación más septentrional de esta cadena montañosa se halla el famoso monte Olimpo.

3.2.3.2. Clima

El clima mediterráneo típico domina en todo el país, aunque Macedonia y las llanuras de Tesalia tienen claros matices continentales. No obstante, debido al sistema montañoso que atraviesa el país hay una clara disimetría climática ocasionada por los vientos dominantes en las vertientes de barlovento (oeste) y las de sotavento (este). Además, la constante presencia del mar suaviza las temperaturas extremas estacionales.

En general, el país presenta unos veranos largos y cálidos sensiblemente secos y unos inviernos cortos y no excesivamente fríos. Las estaciones de primavera y otoño, son lluviosas y cálidas, aunque sus características son muy irregulares, siendo frecuentes los episodios de lluvias convectivas.

Las temperaturas medias son relativamente elevadas en verano situándose entre los 25°C y los 28°C, y suaves durante la estación invernal oscilando entre 4°C y 10°C. Las temperaturas medias disminuyen a medida que subimos en altura en los sistemas montañosos, sin embargo las heladas son escasas. En las islas estos valores se moderan, con ejemplos como los de Creta, con 10 °C en enero y 25 °C en julio.

Las precipitaciones son escasas, a pesar de la presencia marina. En Atenas apenas se llegan a los 330 mm anuales, aumentando ligeramente en Creta con 560 mm. En las zonas montañosas las precipitaciones son más abundantes, destacando la fachada oriental donde se superan los 1 000 mm anuales.

3.2.3.3. Vegetación

Las variedades climáticas regionales y la diversidad del relieve producen dos grandes dominios de vegetación. La influencia continental al N y en las regiones montañosas da lugar a la aparición de plantas de tipo centroeuropeo, con bosques mixtos de árboles de hoja caduca y perenne, entre los que destacan robles (*Quercus robur*, *Quercus pyrenaica*), castaños (*Castanea sativa*) y pinos negros (*Pinus nigra*) en las zonas de mayor altitud, sobre todo en el monte Olimpo. Las regiones central y meridional, por otro lado, presentan una vegetación típicamente mediterránea.

En cuanto a las llanuras costeras, la vegetación típica es el olivo (*Olea europaea*), el matorral y, sobre todo, el pino carrasco, del que se extrae la resina (*Pinus halepensis*). Sin embargo, ya en la antigüedad se inició una progresiva deforestación de los bosques griegos que ha continuado hasta la actualidad debido a diversos factores, lo cual ha provocado que

Grecia haya perdido casi la totalidad de sus antiguos bosques, quedando bosques únicamente en un 20 % del territorio del país. Las formaciones de matorral mediterráneo se han abierto paso en este proceso, ocupando una gran extensión del territorio, estando especialmente desarrolladas en la Península del Peloponeso. En estas zonas de matorral abundan las especies espinosas y aromáticas típicas del sotobosque mediterráneo, como la coscoja (*Quercus coccifera*), los tomillos (*Thymus* sp.), espliego (*Lavandula spica*) y romero (*Rosmarinus officinalis*). En las tierras bajas abundan los árboles de hoja perenne y diversos grupos de plantas herbáceas.

3.2.3.4. Temporada de incendios de 2007 en Grecia

La temporada de incendios de 2007 estuvo marcada por una serie de incendios forestales masivos que afectaron varias regiones de Grecia, aunque concentrándose especialmente en la región del Peloponeso. Dado la situación extraordinaria que se produjo en Grecia en la temporada de incendios de 2007, este país fue seleccionado como la tercera zona de estudio.

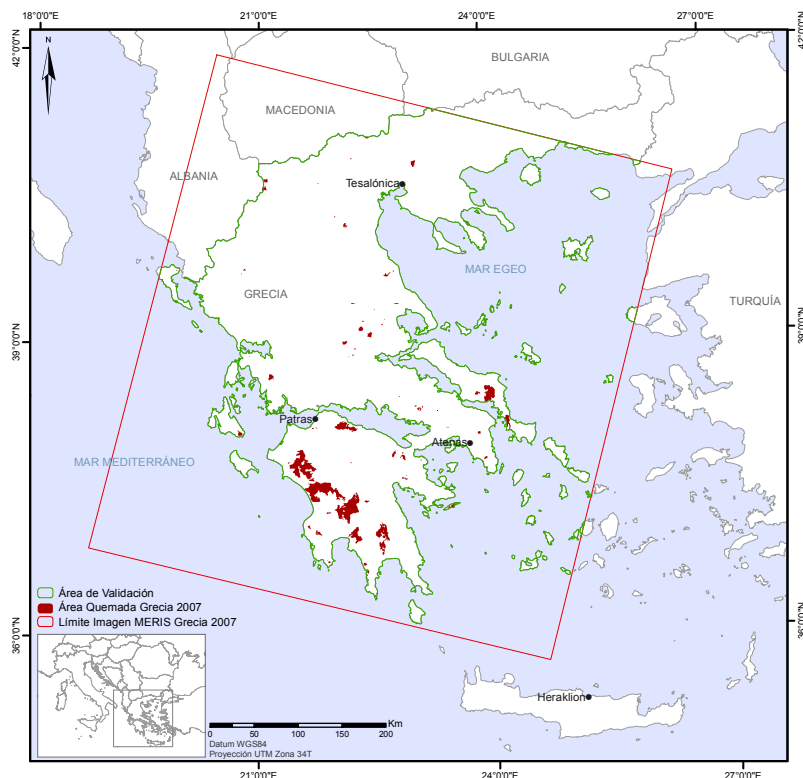


Figura 3.7. Zona de estudio de la temporada de incendios de Grecia en el año 2007. Se incluye el área de influencia de la imagen MERIS y la zona de validación considerada. Elaboración propia.

Desde finales de junio hasta las primeras semanas de septiembre, cientos de incendios fueron detectados en todo el país. Algunos de estos incendios fueron iniciados de forma intencionada, mientras que otros se debieron a mera negligencia. Las condiciones meteorológicas agravaron las consecuencias de estos incendios. En primer lugar se produjeron 3 olas de calor consecutivas, lo cual unido a la situación de sequía en la que se encontraba Grecia desde el mes de junio, generó unos niveles de riesgo de incendio muy elevados. Además, cuando los principales incendios empezaron soplaban fuertes vientos secos que favorecieron la rápida propagación de los mismos.

Los incendios más importantes producidos en la región del Peloponeso comenzaron a finales de agosto, después de las olas de calor, convirtiéndose en incendios prácticamente incontrolables debido a las condiciones meteorológicas. Al final de agosto 5 incendios de la región del Peloponeso habían afectado a un área total de 170 000 ha, y otros dos grandes incendios producidos en las mismas fechas en Evia afectaron a 25 000 ha. De manera que, el 70% del total de área quemada en esta temporada de incendios en Grecia fue el resultado de 7 grandes incendios.

El incendio más importante ocurrido en esta temporada se produjo en la cima del monte Parnitha, al norte de Atenas. El fuego destruyó el 80% del bosque endémico formado por abeto Griego (*Abies cephalonica*) y Pino carrasco (*Pinus halepensis*), afectando también a muchas especies animales, algunas de ellas categorizadas como vulnerables.

En este año se vivió la peor temporada de incendios de los pasados 50 años en Grecia. Alrededor del 60% de las zonas forestales localizadas al sur de Grecia fueron destruidas por el fuego. En esta temporada de incendios murieron 84 personas, incluyendo bomberos que trabajaban en las labores de extinción. Los usos del suelo que se vieron afectados por el fuego fueron los bosques, olivares y tierras de cultivo.

CAPÍTULO 4:

DATOS DE ENTRADA

Las ciencias tienen las raíces amargas,
pero muy dulces los frutos.

(Aristóteles)

4. Datos de Entrada

4.1. Imágenes MERIS

La misión ENVIronmental SATellite (ENVISAT) fue lanzada en Marzo de 2002 por la Agencia Espacial Europea (ESA), convirtiéndose en la principal misión de la ESA para la observación de la Tierra. Es un satélite de órbita polar heliosíncrona situado a una altitud de 800 km, y cuyo ciclo de repetición de la órbita de referencia es de 35 días. Los 10 instrumentos a bordo de ENVISAT son Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR), MEdium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS), Advanced Along Track Scanning Radiometer (AATSR), Radar Altimeter 2 (RA-2), Microwave Radiometer (MWR), Michelson Interferometer for Passive Atmospheric Sounding (MIPAS), Doppler Orbitography and Radio-positioning Integrated by Satellite (DORIS), Global Ozone Monitoring by Occultation of Stars (GOMOS), SCanning Imaging Absorption SpectroMeter for Atmospheric CHartographY (SCIAMACHY), Laser Retro-Reflector (LRR). Estos sensores cubren un amplio rango de aplicaciones para el estudio de la atmósfera, la tierra, el océano y el hielo. Para obtener más información sobre cada uno de estos sensores pueden visitar la página web oficial de la misión (<http://envisat.esa.int/>).

MERIS es un espectrómetro programable que opera dentro del rango espectral visible-IRC, y que fue especialmente diseñado para ofrecer una elevada precisión radiométrica y espectral. Este sensor presenta un campo de visión (field of view, FOV) de 68.5° en el nadir que cubre una superficie de exploración de 1150 km a una altitud nominal de 800 km. Permitiendo disponer de una cobertura global de la Tierra cada 3 días. El sensor MERIS adquiere información en 15 bandas espectrales (Tabla 4.1).

Los productos MERIS se encuentran disponibles en dos resoluciones espaciales: Full Resolution (FR) y Reduced Resolution (RR), las características de estos productos son las siguientes:

- Full Resolution: presenta una resolución espacial de 260 m a lo ancho del barrido y 290 m a lo largo del barrido (300 m aprox.). Una escena completa FR cubre una superficie de 582 km de ancho por 650 km de largo. Aunque este producto también se distribuye en cuartos de escena, proporcionando entonces una superficie de 300 km de ancho por 334 km de largo.

- **Reduced Resolution:** la resolución espacial de este producto es de 1040 metros a lo ancho del barrido y 1160 metros a lo largo del barrido (1.2 km aprox.). Este producto de resolución espacial reducida se obtiene a bordo promediando 16 píxeles (4x4) de resolución completa. Estas imágenes cubren una superficie de 1165 km de ancho por 1300 km de largo.

Tabla 4.1. Bandas espectrales del sensor MERIS. Fuente: User Guide for MERIS data (ESA).

Bandas	Longitud de onda (nm)	Ancho de banda	Centro de banda	Región del espectro	Aplicación
B1	407.5-417.5	10	412.5	Azul	Substancia amarilla y pigmentos detríticos
B2	437-447	10	442.5	Azul	Máximo de absorción de clorofila
B3	485-495	10	490	Azul	Clorofila y otros pigmentos
B4	505-515	10	510	Verde	Sedimentos en suspensión
B5	555-565	10	560	Verde	Mínimo de absorción de clorofila
B6	615-625	10	620	Rojo	Sedimentos en suspensión
B7	660-670	10	665	Rojo	Absorción de clorofila y fluorescencia
B8	677.5-685	7.5	681.25	Rojo	Pico de fluorescencia de clorofila
B9	703.75-713.75	10	708.75	<i>Red edge</i>	Fluorescencia de referencia y correcciones atmosféricas
B10	750-757.5	7.5	753.75	<i>Red edge</i>	Vegetación, nubes, Banda de referencia de absorción del O ₂
B11	758.75-762.5	3.75	760.625	<i>Red edge</i>	Banda de absorción del O ₂
B12	771.25-786.25	15	778.75	<i>Red edge</i>	Correcciones atmosféricas
B13	855-875	20	865	IRC	Correcciones atmosféricas
B14	880-890	10	885	IRC	Vegetación, absorción de referencia del vapor de agua
B15	895-905	10	900	IRC	Absorción de vapor de agua

En este estudio se ha trabajado siempre con imágenes MERIS FR, ya que la resolución ofrecida por las imágenes RR es poco conveniente para nuestra aplicación, al

reducir considerablemente la detectabilidad de las áreas quemadas a aquellas con una gran superficie afectada (Razafimpanilo *et al.*, 1995). Además en el caso de las imágenes MERIS FR se obtiene un balance muy bueno entre resolución espacial y superficie abarcada por la imagen.

Por otro lado, las imágenes MERIS pueden ser obtenidas en diferentes niveles de tratamiento: Nivel 0, Nivel 1b y Nivel 2 (Sotis y Balducci, 2007). El producto Nivel 0 consiste en los datos brutos almacenados por el sensor, los cuales no suelen estar a disposición de los usuarios. El producto Nivel 1b (N1b) ofrece las radiancias en el techo de la atmósfera calibradas y geo-localizadas de las 15 bandas espectrales de MERIS. Y el producto Nivel 2 (N2), también denominado producto geofísico, incluye la reflectividad por encima de los aerosoles en 13 bandas MERIS (las bandas 11 y 15 son excluidas debido al fuerte efecto de absorción que presentan al estar situadas en las bandas de absorción del oxígeno-A y del vapor de agua, respectivamente) y una serie de parámetros atmosféricos y biofísicos derivados de las bandas MERIS. Los parámetros que podemos encontrar en el producto N2 son: el contenido de vapor de agua, la presión por encima de las nubes, presión de superficie, el albedo de las nubes, el tipo de aerosoles, el tipo de nubes, el espesor óptico, contenido de sustancia amarilla y materia suspendida, el índice de contenido de algas I y II y los índices de vegetación TOAVI (Top of Atmosphere Vegetation Index) y BOAVI (Bottom of Atmosphere Vegetation Index).

Los valores de reflectividad contenidos en las imágenes N2 presentan corrección atmosférica de los efectos de absorción gaseosa y dispersión de Rayleigh, pero no contemplan la corrección del efecto causado por el contenido de aerosoles en la atmósfera. Esto no quiere decir que el efecto de los aerosoles no se haya tenido en cuenta por parte del MERIS Ground Segment, encargado de proporcionar a los usuarios parámetros como el contenido de aerosoles en la atmósfera (Aerosol Optical Thickness, AOT) y el de vapor de agua (Columnar Water Vapour, CWV) sino que a la hora de implementar el proceso para la generación de imágenes de reflectividad corregidas, se decidió no incluir ninguno de los dos productos en la corrección atmosférica. Aunque el producto de contenido de vapor de agua ha demostrado ofrecer resultados consistentes (Li *et al.*, 2003), cierta controversia ha estado asociada al producto de aerosoles de MERIS y a los consecuentes productos de reflectividad (Guanter *et al.*, 2008). El problema encontrado en la corrección por aerosoles es que debido a la utilización del concepto DDV (Dark Dense Vegetation) para la

estimación de los aerosoles, el algoritmo sólo funcionaba sobre aquellos píxeles con elevada cobertura vegetal, lo que provocaba que extensas regiones queden sin ser procesadas. Por ello, el CWV fue incluido como un parámetro más dentro del producto N2, y para el cálculo de la corrección por aerosoles de las imágenes N2 se implementó el módulo BAER (Bremen AErosol Retrieval) (von Hoyningen-Huene *et al.*, 2003; von Hoyningen-Huene *et al.*, 2006) en el programa BEAM de la ESA diseñado para el tratamiento de imágenes ATSR y MERIS.

En el estudio realizado por Oliva *et al.* (2009), presentado en el Anexo 1, se utilizaron imágenes MERIS FR N2. Se eligió el producto N2 porque ofrecía la conversión a reflectividad y la corrección atmosférica de las bandas. En esta tesis, debido a los problemas detectados en la corrección atmosférica de las imágenes MERIS N2 (Guanter *et al.*, 2008) y el significativo efecto que los aerosoles ejercen sobre las bandas del visible, se decidió utilizar el producto MERIS N1b. Existen varios estudios que han planteado la corrección atmosférica de las imágenes MERIS, de ellos el más completo y el que presenta una versión operacional del algoritmo es el desarrollado por Guanter *et al.* (2008), ya que considera los efectos producidos por los aerosoles, por el vapor de agua, por la elevación y la topografía, y tiene en cuenta el efecto de adyacencia. SCAPE-M (Self-Contained Atmospheric Parameters Estimation from MERIS data) es el nombre del algoritmo desarrollado por estos autores. Este algoritmo utiliza como datos de entrada imágenes MERIS FR o RR y se basa en el cálculo de AOT y CWV a partir de la información contenida en la propia imagen N1b, para después utilizarlos en la corrección atmosférica de las imágenes. Las principales ventajas de la utilización de SCAPE-M son por un lado, que la imagen de salida incluye las 15 bandas MERIS, por lo que no se pierde información espectral tras la corrección atmosférica, y por otro, que la imagen de salida está también corregida topográficamente ya que el algoritmo utiliza el modelo digital del terreno disponible en la herramienta BEAM.

Aunque MERIS fue diseñado para realizar observaciones oceánicas (Rast *et al.*, 1999), la configuración espectral del sensor ha permitido la utilización de sus imágenes en otros ámbitos de aplicación como estudios sobre la composición de la atmósfera o sobre la caracterización de la superficie terrestre. De hecho, el sensor MERIS ha sido utilizado satisfactoriamente para caracterizar las propiedades de las nubes (Kokhanovsky *et al.*, 2007), estimar la absorción producida por el vapor de agua (Bennartz y Fischer, 2001), calcular el

contenido de clorofila A en zonas costeras (Gower y Borstad, 2004), estimar el contenido de clorofila de la vegetación (Bacour *et al.*, 2006; Dash y Curran, 2004), y realizar clasificaciones de usos del suelo ((Addink *et al.*, 2006), entre otros).

No es frecuente la utilización de imágenes MERIS para analizar los efectos ocasionados por los incendios forestales, sin embargo, existen varios estudios que han utilizado imágenes MERIS para la detección de áreas quemadas. Uno de ellos es el estudio desarrollado por Huang y Siegert (2004) en el que las imágenes MERIS RR N1b fueron utilizadas para identificar plumas de humo producidas por incendios, mientras que la cartografía del área afectada se realizó con el uso combinado de los sensores AATSR, para detectar los focos activos, y ASAR (Advanced Along Track Scanning Radiometer) para identificar el área quemada. Otro estudio utilizó imágenes MERIS FR N2 y el producto de reflectividad diario de MODIS (MOD09GHK) para estimar la severidad del incendio (Roldán-Zamarrón *et al.*, 2006). Sin embargo, la cartografía del área quemada se realizó aplicando el método de “matched filtering” (Boardman *et al.*, 1995) en imágenes Landsat-TM. Posteriormente se estimaron de niveles de severidad sobre las imágenes MERIS y MODIS utilizando diversas técnicas. Los autores concluyeron que la estimación de severidad de incendio realizada con imágenes MERIS ofrecía en general mayor exactitud que la realizada con imágenes MODIS. En esta misma línea, Gonzalez-Alonso *et al.* (2007) utilizaron imágenes MERIS FR N1b para estimar la severidad de incendio a escala local utilizando también el método de “matched filtering”. La cartografía de severidad obtenida con las imágenes MERIS fue comparada con la obtenida a partir de imágenes SPOT-5 mostrando una buena correlación en los resultados. En el caso de la estimación de la severidad de quemado, De Santis y Chuvieco (2008) realizaron una comparación de los resultados obtenidos al clasificar niveles de severidad de quemado sobre diferentes sensores. En este estudio los sensores utilizados fueron SPOT-5, Landsat-TM, MERIS y MODIS. El sensor que ofreció resultados más cercanos a la realidad fue el sensor Landsat-TM, aunque en los resultados obtenidos con MERIS se comprobó que su resolución espacial permitía mantener el patrón espacial de la distribución de los niveles de severidad.

Estos estudios utilizan las imágenes MERIS para analizar ciertos aspectos relacionados con las áreas afectadas por los incendios, pero ninguno de ellos utiliza las propias imágenes MERIS como medio para realizar la clasificación del área quemada.

Tabla 4.2. Listado de las imágenes MERIS utilizadas en este estudio.

Zona de estudio	Temporada de incendio	Fecha de adquisición (MM/DD/AAAA)	Producto	Proyección
Portugal	2005	07/08/2005	Nivel 1b	UTM 29 T WGS 84
Portugal	2005	09/19/2005	Nivel 1b	UTM 29 T WGS 84
Noroeste Península Ibérica	2006	06/04/2006	Nivel 1b	UTM 29 T WGS 84
Noroeste Península Ibérica	2006	08/22/2006	Nivel 1b	UTM 29 T WGS 84
Grecia	2007	07/07/2007	Nivel 1b	UTM 34 T WGS 84
Grecia	2007	09/18/2007	Nivel 1b	UTM 34 T WGS 84

Las imágenes MERIS utilizadas en esta tesis se incluyen en la tabla 4.2. Como puede verse se ha trabajado con dos imágenes para cada zona de estudio, una de ellas previa al comienzo de la temporada de incendios y otra posterior a la ocurrencia de los mismos. Las imágenes de las áreas de estudio de Portugal y Grecia presentan el mismo intervalo temporal, de julio a septiembre, mientras que las imágenes del área de estudio situada al noroeste de la Península Ibérica establecen su intervalo temporal entre junio y agosto. Se espera que la metodología desarrollada en esta tesis sea lo suficientemente consistente para que los resultados no se vean afectados por esta diferencia en el intervalo temporal de las imágenes.

4.2. Datos de referencia

Los datos de referencia utilizados para realizar la validación de los productos de área quemada generados en esta tesis se han obtenido de diferentes fuentes, debido a la carencia de imágenes Landsat de libre acceso en unos casos y a la ausencia de imágenes Landsat sin cobertura de nubes en otros.

La estrategia de validación aplicada se basa en el trabajo realizado por Boschetti *et al.* (2009), en el que describieron el protocolo de validación para el producto MODIS de área quemada. Dicho protocolo estableció la utilización de imágenes de alta resolución espacial y aconsejaba que siempre que fuera posible se utilizaran dos imágenes con el fin de establecer un período temporal sobre el que validar el producto. La fecha de dichas imágenes debería coincidir en lo posible con la fecha de adquisición de las imágenes de resolución media, con el fin de evitar que se produjeran incendios entre ambas fechas de

adquisición. En nuestro caso sólo se dispuso de los perímetros de incendio de toda la temporada de incendios para cada zona de estudio. Para establecer la fecha aproximada en la que se produjeron y poder seleccionar aquellos incendios producidos en el período de tiempo comprendido entre las dos imágenes MERIS, se utilizaron quicklooks de imágenes Landsat-TM y el producto MODIS de incendios activos. En primer lugar se seleccionaron aquellos perímetros de incendio que coincidían con una detección de foco activo. Y posteriormente, se realizó una selección visual con los quicklooks de los incendios que no habían sido detectados por el producto de incendios activos, por lo general de pequeño tamaño. A partir de la selección de perímetros de área quemada se mantuvieron las directrices del protocolo, y la utilización del producto de focos activos permitió cubrir el desfase temporal entre las imágenes MERIS y los quicklooks de Landsat-TM.

La validación del mapa de área quemada obtenido para la temporada de incendios de 2005 en Portugal se ha llevado a cabo con los polígonos facilitados por el departamento de Ingeniería Forestal del Instituto Superior de Agronomía de Lisboa. Los perímetros de incendio se obtuvieron a través de árboles de clasificación y regresión (CART), que incluyeron como variables varios índices espectrales calculados a partir de imágenes Landsat adquiridas al inicio y al final de la temporada de incendios. Las áreas quemadas obtenidas en este proceso fueron posteriormente revisadas de forma visual, y comparadas con las estadísticas ofrecidas por el Servicio Forestal Nacional de Portugal. La ventaja que supuso utilizar estos perímetros se debe a la disposición de las áreas quemadas acontecidas en todo el territorio de Portugal para toda la temporada de incendios de 2005. En cambio, si hubiera sido posible obtener imágenes Landsat cercanas a las fechas de las imágenes MERIS, no se habría considerado todo el territorio peninsular de Portugal, sino sólo una zona representativa. De manera que trabajando con una región más amplia se han tenido en consideración diferentes condiciones ambientales que enriquecen el análisis de validación de la cartografía generada.

Para validar los resultados de la temporada de incendios de 2006 en el noroeste de la Península Ibérica se utilizó una imagen post-incendio del sensor AWiFS (Advanced Wide Field Sensor) a bordo del satélite Resourcesat-1 de la Agencia Espacial India (IRS). La imagen seleccionada fue adquirida el 21 de agosto, ya que fue la imagen más próxima a la fecha de adquisición de la imagen MERIS post-incendio (22 de agosto). La imagen AWiFS fue convertida a reflectividad y corregida geoméricamente, con el fin de garantizar la

correspondencia espacial con la imagen MERIS. Para realizar la georreferenciación se seleccionó una serie de puntos de control tomando como imagen de referencia un mosaico de imágenes Landsat-ETM+ del año 2000. El RMSE se mantuvo por debajo de 0.5, lo cual aseguró la correcta correspondencia entre las imágenes MERIS y AWiFS. Los perímetros de incendio fueron obtenidos a través de la interpretación visual de una composición de color 4-3-2 (SWIR-IRC-Rojo).

Por último, las áreas quemadas de referencia para la temporada de incendios de 2007 en Grecia fueron proporcionadas por el *European Forest Fire Information System* (EFFIS). EFFIS es un grupo de investigación formado por el *Joint Research Centre* (JRC) y el *Directorate General for Environment* (DG ENV) de la Comisión Europea, para estudiar todos los temas relacionados con los incendios en los países europeos. Los perímetros de incendios facilitados forman parte del servicio *Rapid Damage Assessment* (RDA) que realiza este grupo y que se compone de perímetros de área quemada digitalizados visualmente a partir de imágenes MODIS de 250 metros de resolución. Este producto no considera las áreas quemadas producidas íntegramente en zonas agrícolas, por lo que podría producirse cierto error de comisión al comparar estos perímetros con la cartografía generada. Sin embargo, en el proceso de selección de las áreas quemadas ocurridas dentro del periodo cubierto por las imágenes MERIS no se ha observado ningún incendio que no estuviera incluido en la cartografía facilitada por EFFIS.

En la tabla 3 se presentan las características generales de los sensores utilizados para la validación de los resultados. Se observa que sólo los sensores AWiFS y TM incluyen bandas en el infrarrojo de onda corta (SWIR), lo cual facilita la identificación de las áreas quemadas de forma visual. Aunque el sensor MODIS incluye bandas en la región del SWIR, estas bandas tienen una resolución espacial mayor por lo que no han sido utilizadas por el EFFIS para la generación de la cartografía de áreas quemadas. La utilización de imágenes AWiFS y Landsat-TM para validar la cartografía generada a partir de imágenes MERIS resulta muy conveniente ya que la resolución de las imágenes es proporcional. Es decir, un píxel MERIS está formado por 25 píxeles AWiFS y 100 píxeles TM, lo cual facilita las operaciones de escalado espacial. En el caso de la utilización de mapas procedentes de imágenes MODIS también resulta adecuada porque la resolución espacial, aun no siendo proporcional, se aproxima a la resolución de las imágenes MERIS.

Tabla 4.3. Características de los satélites utilizados para la obtención de los datos de referencia.

Fuentes: Páginas web oficiales de cada uno de los sensores. Elaboración propia.

	AWiFS	Landsat-TM	MODIS
Resolución espacial (m)	60	30	250
Resolución temporal (días)	3	16	2
Resolución espectral (nm)			
B1	520-590	450-520	620-670
B2	620-680	520-600	841-876
B3	770-860	630-690	
B4	1550-1700	760-900	
B5		1550-1750	
B6		10400-12500	
B7		2080-2350	

4.3. Datos auxiliares

El mapa de usos del suelo CORINE Land Cover 2000 (CLC-2000) fue utilizado para identificar y seleccionar la muestra de puntos aleatorios distribuida en distintas coberturas del suelo. El mapa CORINE-Land Cover es una iniciativa de la Comisión Europea para que los Estados Miembros dispusieran de un mapa en el que están clasificados las coberturas del suelo de los países miembros y que es acceso público ⁶ (Buttner *et al.*, 2004). Equipos establecidos en cada país fueron responsables de la clasificación de su territorio a través de interpretación visual de imágenes en falso color (principalmente Landsat-TM y, en el Caso de Francia SPOT-4), digitalización de usos del suelo e integración de los resultados en la base de datos de CORINE Land Cover.

El área de la unidad mínima cartografiable fue establecida en 25 hectáreas (500 x 500 metros). La nomenclatura fue definida en tres niveles, el primer nivel se compuso de 5 categorías principales, el segundo nivel fue formado por 15 categorías y en el tercer nivel se

⁶ <http://terrestrial.eionet.europa.eu/CLC2000> (Fecha de acceso: 12-11-2009)

incluyeron 44 clases. En la tabla 4 se presenta la leyenda de los mapas de uso del suelo CLC-2000.

En el caso de Portugal se ha trabajado con el mapa CORINE Land Cover 2006, el cual fue publicado en el verano de 2009 (Caetano *et al.*, 2009). Se estimó conveniente utilizar dicho mapa ya que suponía una mejora respecto al CLC-2000 debido a la actualización de la extensión de las coberturas del suelo que se distribuyen en el país.

En este trabajo se reclasificó los mapas CLC-2000 y CLC-2006 para simplificar la información contenida en las 44 categorías que forman en nivel 3 de esta cartografía de usos del suelo. De las 13 categorías dispuestas en la tabla 4 se seleccionaron 7: bosque, matorral, olivar, pasto, cultivo de secano, cultivos de regadío, y zonas no combustibles. Después de explorar las imágenes y de calcular la superficie ocupada por las zonas de extracción mineral, se decidió unir dicha categoría a la categoría de zonas no combustibles. De forma que en los análisis realizados en esta tesis las categorías consideradas son 7 más las zonas quemadas, donde en la categoría de “no combustible” se incluyeron las zonas de extracción minera, zonas de vegetación dispersa, playas, dunas, y suelo descubierto.

Tabla 4.4. Categorización de los usos del suelo establecidos en el mapa CORINE Land Cover 2000. .

Fuente: Agencia Europea de Medio Ambiente (EEA). Elaboración propia.

Código CLC	Descripción	Clase	Nombre
111	Tejido urbano continuo	1	Urbano
112	Tejido urbano discontinuo	1	
121	Industria, comercio y equipamientos generales	1	
112	Redes viarias y ferroviarias, y espacios asociados	1	
123	áreas portuarias	1	
124	Aeropuertos y aeródromos	1	
131	Áreas de extracción de inertes	2	Mineral
132	Áreas de deposición de residuos	1	Urbano
133	Áreas en construcción	1	
141	Espacios verdes urbanos	1	
142	Equipamientos deportivos, culturales y zonas históricas	1	
211	Cultivos permanentes de secano	3	Secano
212	Cultivos permanentes de regadío	4	Regadío
213	Arrozales	5	Otros cultivos
221	Viñas	5	
222	Frutales	5	
241	Cultivos temporales asociados a cultivos permanentes	5	
242	Sistemas de agricultura complejos	5	
243	Terreno principalmente dedicado a la agricultura con significativas áreas de vegetación natural	5	
244	Zonas agro-forestales	5	
223	Olivares	6	Olivares
311	Bosque caduco	7	Bosque
312	Bosque de coníferas	7	
313	Bosque mixto	7	
322	Matorral	8	Matorral
323	Vegetación esclerófila	8	
324	Formaciones abiertas, cortas y nuevas plantaciones	8	
231	Pasturas permanentes	9	Pasto
321	Vegetación herbácea natural	9	
331	Playas, dunas y arenales	10	No combustible
332	Roca desnuda	10	
333	Vegetación dispersa	10	
335	Glaciares y nieve perpetua	10	
334	Zonas quemadas	11	Quemado
441	Pantanos	12	Humedales
412	Turberas	12	
421	Marismas	12	
422	Salinas	12	
423	Zona entre mares	12	
511	Cursos de agua	13	Láminas de agua
512	Láminas de agua	13	
521	Lagunas costeras	13	
522	Estuarios	13	
523	Océano	13	

CAPÍTULO 5:

METODOLOGÍA

La sabiduría consiste en saber cuál es el siguiente paso; la virtud, en llevarlo a cabo.

(David Starr Jordan)

5. Metodología

5.1. Descripción general

Una vez corregidas atmosférica y topográficamente, las imágenes MERIS siguen el procedimiento descrito en el diagrama de flujo de la figura 5.1. El primer paso es evaluar la capacidad discriminadora de la señal de quemado en cada banda disponible en el producto MERIS FR N1b. Este análisis permitirá analizar las relaciones entre las diferentes bandas y seleccionar aquellas que presenten un mayor poder de discriminación de las zonas quemadas. Las bandas seleccionadas serán utilizadas para la formulación de índices espectrales normalizados, con el fin de identificar relaciones bi-espectrales que ofrezcan una discriminación mejorada de las áreas quemadas. Además de estos índices también serán calculados otros índices que han sido empleados en previos estudios para la identificación de áreas quemadas, utilizando diferentes combinaciones de bandas de la región del rojo e infrarrojo cercano, a fin de aprovechar la superior resolución espectral que ofrece el sensor MERIS.

Por otro lado, se procedió a la aplicación de técnicas hiper-espectrales como el cálculo de ángulos entre espectros, el ángulo en el rojo, o la eliminación del continuo y cálculo de derivadas. Estas técnicas nos permitirán sacar provecho de las características espectrales del sensor MERIS, bien utilizando bandas que sólo se encuentran en este sensor, o bien haciendo uso de la información contenida en todas las bandas disponibles.

Los resultados obtenidos a partir de dichas técnicas fueron introducidos en el algoritmo de cartografía de área quemada. Este algoritmo se ha dividido en dos fases, lo cual es una práctica ampliamente utilizada en este campo, como se ha expuesto en anteriores apartados. La primera fase está destinada a seleccionar aquellos píxeles que presenten una señal de quemado más clara, es decir, aquellos que fueron más severamente afectados por el fuego. El propósito de esta primera fase fue minimizar en lo posible las falsas detecciones que pueden estar causadas por confusiones con cubiertas que presentan una respuesta espectral similar a la de las áreas quemadas. Esta fase ha sido denominada por otros autores fase de detección de píxeles semilla (Chuvienco *et al.*, 2008b; Garcia y Chuvienco, 2004; Opazo y Chuvienco, 2007), ya que los píxeles identificados como quemado se utilizan como punto de inicio en el siguiente algoritmo empleado. La segunda fase

estuvo destinada a identificar todos los píxeles que hubieran sido afectados por el fuego y, así delimitar el área quemada de la forma más precisa posible. El objetivo de esta fase fue la reducción del error de omisión derivado de no haber clasificado píxeles afectados por el incendio. Esta segunda fase estuvo constituida por la aplicación de algoritmos de crecimiento de regiones o algoritmos contextuales, o simplemente por la aplicación de umbrales menos restrictivos (Bastarrika y Chuvieco, 2006; Chuvieco *et al.*, 2008a; Garcia y Chuvieco, 2004; Opazo y Chuvieco, 2007).

En esta tesis, la primera fase ha sido implementada a través de árboles de clasificación. Esta técnica permitió la combinación de diferentes variables para la obtención de reglas de clasificación restrictivas que seleccionaron los píxeles semilla. Se utilizaron diferentes árboles de clasificación, incluyendo diferentes variables dentro del modelo, con el fin de identificar la combinación de variables que detectara mayor número de incendios. La segunda fase fue realizada a través de la aplicación de un algoritmo de crecimiento de regiones, en el cual se introdujeron como variables de entrada los píxeles semilla y la probabilidad de quemado. El cálculo de dicha probabilidad se basó en la utilización de algunas variables temporales y de un índice de detección de cambios. Este índice de detección de cambios se obtuvo calculando el módulo del vector de cambio en el cual se incluyeron una selección de variables. Cuanto mayor fuera el módulo del vector mayor sería el cambio producido entre las dos fechas. Como hay cambios en la imagen que no estaban relacionados con la afección del fuego, los píxeles semilla ayudaron a identificar aquellos cambios producidos por incendios forestales. El resultado de la ejecución de la segunda fase fueron los mapas de área quemada de cada una de las zonas de estudio.

El último paso de la metodología consistió en realizar la validación de los mapas generados. Para ello, se aplicaron diferentes técnicas de validación, tanto análisis de regresión, como cálculo de la matriz de confusión y posterior análisis a través de la función óptima de Pareto.

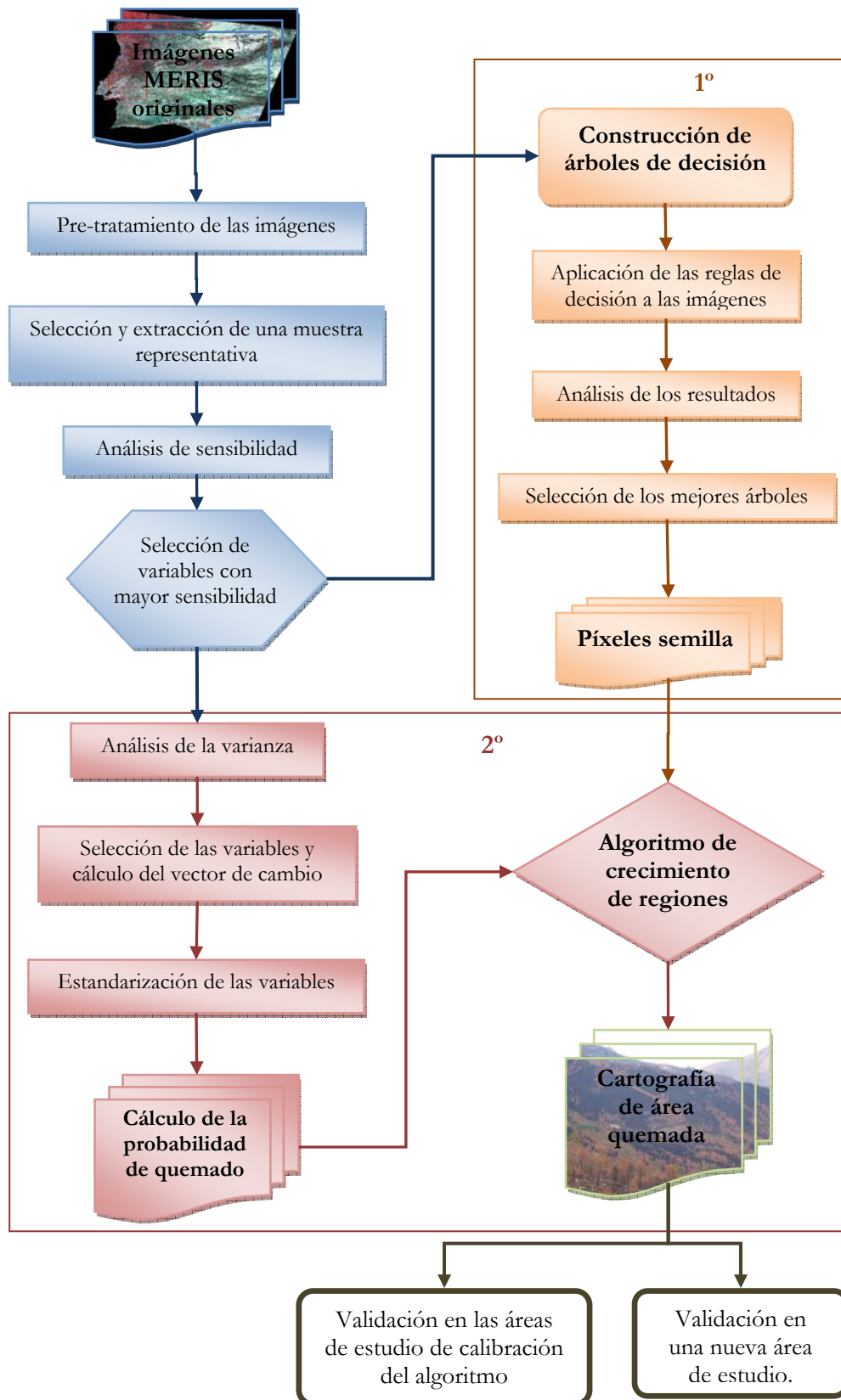


Figura 5.1. Diagrama general del desarrollo de la metodología y aplicación de las fases del algoritmo de cartografía de área quemada.

5.2. Corrección atmosférica

La mayoría de los algoritmos que utilizan los datos procedentes de sensores ópticos requieren valores de reflectividad como punto de partida. La conversión de radiancias medidas por encima de la atmósfera (Top-Of-Atmosphere, TOA) a reflectividad a nivel del suelo se conoce como corrección atmosférica. Su objetivo es aliviar la distorsión producida por la interacción entre la radiación solar y los componentes de la atmósfera. Las nubes, el ozono, el contenido de aerosoles y el vapor de agua son los componentes atmosféricos más activos en el rango del visible-infrarrojo cercano cubierto por el sensor MERIS.

En la corrección atmosférica realizada por SCAPE-M (Guanter *et al.*, 2008) los autores estudiaron la influencia de los efectos atmosféricos producidos por todos estos componentes atmosféricos en la reflectividad de las imágenes MERIS. La influencia del ozono fue corregida por los autores aplicando valores climatológicos estándar, debido a su baja variabilidad espacial y temporal. En cambio, el algoritmo desarrollado para la estimación del contenido de aerosoles y de vapor de agua fue más complejo, ya que su variabilidad espacial y temporal es elevada. El objetivo de los autores era realizar la corrección atmosférica utilizando únicamente los datos contenidos en la propia imagen MERIS. Utilizando los datos de la propia imagen se aseguraron de la coincidencia entre la información atmosférica y la imagen.

Las características del algoritmo SCAPE-M son las siguientes:

- **Máscara de nubes:** Las nubes son enmascaradas y eliminadas de la imagen por medio de la aplicación de umbrales fijos sobre las reflectividades TOA de las bandas 1 (420.5 nm), 8 (681.75 nm) y 9 (709.75 nm).
- **Láminas de agua.** Las láminas de agua menores de 400 km² y los píxeles de costa separados hasta 10 km de la línea de costa son procesados por el algoritmo, ya que los parámetros atmosféricos derivados de los píxeles terrestres pueden ser extendidos a estas áreas. En cambio, las masas de agua superiores a 400 km² son eliminadas.
- **Corrección topográfica.** La dependencia del flujo global en la superficie con diferentes pendientes del terreno y orientaciones está relacionado también con el estado de la atmósfera y la relación entre la radiación directa y difusa ponderado por la transmitancia de la atmósfera. Este hecho sugiere que la

corrección topográfica debería realizarse al mismo tiempo que la atmosférica. El algoritmo SCAPE-M realizó la corrección atmosférica introduciendo el modelo digital de elevaciones proporcionado con la herramienta BEAM, para el tratamiento de las imágenes MERIS denominado GETASSE30 (Global Earth Topography And Sea Surface Elevation con una resolución de 30 arcosegundos).

- Contenido de aerosoles en la atmósfera. Para la estimación del espesor óptico de aerosoles a 550 nm los autores asumieron que el estado de la atmósfera no cambiaba dentro de celdas de 30x30 km², en las cuales fue dividida la imagen. El espesor óptico de aerosoles se obtiene a partir de la estimación previa de la visibilidad. Descrito a grandes rasgos, los autores calculan la visibilidad en cada una de las celdas a partir de una inversión multi-parámetro de las radiancias TOA de 5 píxeles con gran contraste espectral estimados a partir de la combinación de dos espectros puros: vegetación y suelo desnudo (Guanter *et al.*, 2008). El contraste espectral, considerando constantes las condiciones atmosféricas, fue utilizado en la estimación de la contribución de la transferencia radiativa de la superficie y de la atmósfera en la señal TOA. El mosaico obtenido como resultado fue suavizado para conseguir variaciones graduales propias de la distribución atmosférica utilizando el método de convolución cúbica, con lo cual se obtuvieron las estimaciones a nivel de píxel. El último paso fue convertir los valores de visibilidad a valores de contenido de aerosoles (AOT) en la atmósfera a 550 nm. Dicha conversión se realizó utilizando una interpolación bilineal en la que el AOT se representó como una función entre la visibilidad y la elevación de superficie.
- Contenido del vapor de agua. Guanter *et al.* (2008) desarrollaron un método sencillo para la estimación del contenido de vapor de agua a partir de las bandas del infrarrojo cercano de MERIS. El método está basado en los métodos diferenciales presentados por otros autores (Bennartz y Fischer, 2001; Chylek *et al.*, 2003; Kaufman y Gao, 1992) los cuales evalúan las radiancias dentro y fuera de la banda de absorción del vapor de agua. En este caso, la banda 14 (centrada en 890 nm) está libre de absorción por vapor de agua, mientras que la banda 15 (centrada en 900 nm) está afectada por una de las colas de la banda de

absorción del vapor de agua centrada en 940 nm. El método utilizado en SCAPE-M para la estimación del contenido de vapor de agua o de vapor precipitable en la atmósfera, se basa en la inversión del ratio entre las radiancias de las bandas 15 y 14 de MERIS, siendo el CWV el parámetro libre. Una vez determinada la configuración angular, el contenido de aerosoles y la elevación de la superficie para cada píxel, el vapor de agua se estima a través de un proceso iterativo a partir del cual se selecciona el ratio simulado que mejor se aproxime al ratio medido por MERIS.

- Cálculo de la reflectividad de superficie. Una vez el estado de la atmósfera ha sido correctamente caracterizado, se utiliza la inversión analítica de la ecuación que define la conversión a reflectividad a partir de las radiancias TOA proporcionadas en la imagen. Los parámetros atmosféricos son calculados a nivel de píxel de manera que se tienen en cuenta de forma adecuada las variaciones píxel a píxel que se producen en los diversos parámetros: AOT, CWV, elevación de superficie y topografía. Este método fue utilizado para corregir de los efectos atmosféricos 12 de las 15 bandas MERIS. Las bandas no consideradas en el procedimiento anterior son las bandas 2, 11 y 15. Esto se debe a que, por un lado, en la banda 2 (centrada en 442.5 nm), debido a un problema de calibración del sensor, presenta un pico en la reflectividad que normalmente aparece después de la corrección atmosférica. Ya que no hay ninguna banda de absorción localizada alrededor de 442.5 nm, los autores concluyeron que el problema debía estar causado por problemas en el coeficiente de ganancia. Por otro lado, las bandas 11 y 15 están situadas en las bandas de absorción de oxígeno y del vapor de agua, respectivamente. En consecuencia, si la reflectividad se calculara de la misma forma que en las demás bandas, se producirían errores. Por lo tanto, la reflectividad en las bandas 2 y 11 se calculó por interpolación de las bandas contiguas, mientras que la correspondiente a la banda 15 se obtuvo por extrapolación de las bandas 13 y 14.
- Validación de la corrección atmosférica realizada por SCAPE-M. Guanter *et al.* (2008) realizaron la validación de sus estimaciones a partir de la comparación de imágenes MERIS con datos procedentes de campañas realizadas con CHRIS-

PROBA y AERONET. Específicamente, la validación de las estimaciones de reflectividad la realizaron con datos CHRIS-PROBA. A pesar de la gran diferencia entre las resoluciones espaciales de dichos sensores encontraron una buena coincidencia entre los espectros de diferentes cubiertas. También realizaron la comparación del producto de reflectividad de SCAPE-M con el producto de reflectividad corregida atmosféricamente obtenido al aplicar el algoritmo BAER (Bremen Aerosol Retrieval) (von Hoyningen-Huene *et al.*, 2003), presente en la herramienta BEAM (Basic ERS & Envisat (A)ATSR and MERIS) (Fomferra y Brockmann, 2005) proporcionada por la ESA. En esta comparación observaron que la proporción de píxeles en los cuales la corrección atmosférica no puede calcularse es mucho mayor en el caso del algoritmo BAER (85-90% para SCAPE-M frente a 45-55% para BAER sobre la Península Ibérica). Esto se debe a que BAER sólo calcula la reflectividad de superficie en aquellos píxeles en los que ha sido posible la estimación del contenido de aerosoles. Como la estimación de AOT en BAER sólo se realiza sobre aquellos píxeles en los que la cobertura de vegetación supera cierta proporción, las regiones que presentan grandes áreas con suelos desnudos y vegetación senescente no son procesadas.

5.3. Análisis de sensibilidad del sensor MERIS para la detección de áreas quemadas

El estudio de la sensibilidad del sensor MERIS para la detección de áreas quemadas es necesario para establecer qué bandas e índices espectrales presentan mayor capacidad de discriminación. Siguiendo el diagrama de la figura 5.2, la primera fase de este análisis es la selección de una muestra de puntos representativa de las condiciones ambientales presentes en las zonas de estudio. Esta fase es crucial para el correcto funcionamiento del algoritmo, ya que los resultados obtenidos a partir de dicha muestra son la base de las decisiones tomadas para diseñar el algoritmo final.

Después se llevar a cabo la exploración estadística para comprobar la normalidad de los datos y calcular los parámetros estadísticos básicos de cada una de las variables, tanto de

las extracciones de las imágenes pre y post-incendio como de la diferencia de las mismas, se calculó la separabilidad de las bandas MERIS post-incendio y de la diferencia temporal.

A continuación se realizó el cálculo de diferentes índices espectrales, índices angulares e índices aplicados comúnmente a imágenes hiperespectrales.

- Índices espectrales de diferencia normalizada (NDSI),
- Índices de vegetación y área quemada. GEMI (Global Environmental Monitoring Index), η (índice intermedio del GEMI) e IAQ (Índice de Área Quemada).
- Ángulos espectrales, los cuales miden el ángulo entre el espectro de los píxeles de la imagen y un espectro de referencia de área quemada.
- Ángulos entre bandas, calculados en base al teorema del coseno el cual nos permite conocer el ángulo formado por tres bandas espectrales.
- Índices tradicionalmente aplicados a imágenes hiperespectrales, como ratios utilizando las bandas localizadas en el *red edge*, el cálculo de la pendiente de cambio en el *red edge*, o el cálculo de la profundidad de la banda de absorción en el rojo tras la eliminación del continuo.

Una vez obtenidos, se calcularon una serie de medidas que fueron utilizadas para estudiar la capacidad de discriminación de áreas quemadas de todos estos índices. El análisis de los resultados obtenidos nos permitió seleccionar aquellos índices con mayor capacidad de discriminación.

5.3.1. Selección de la muestra de puntos

Se seleccionó una muestra de puntos representativa de la variabilidad espectral de los diferentes usos del suelo presentes en la imagen de cara a calcular la capacidad de discriminación de áreas quemadas, así como para llevar a cabo el entrenamiento de los árboles de clasificación. El muestreo se realizó en las áreas de estudio de Portugal y Grecia, ya que la tercera zona de estudio se consideró como aquella en la que se comprobaría la utilidad del algoritmo desarrollado.

Para seleccionar las muestras de no quemado se utilizó como cartografía de base el mapa de usos del suelo CORINE Land Cover, reclasificado en 13 categorías como se ha descrito anteriormente. Se realizó un muestreo aleatorio de 200 puntos dentro de 7 categorías: bosque, matorral, olivar, pastizal, cultivo de regadío, cultivo de secano, zonas no

combustibles. En la selección de los puntos se forzó una distancia mínima entre ellos de 600 metros a fin de garantizar la menor correlación espacial posible, y se consideró un buffer interior de 100 metros para evitar las confusiones entre cubiertas. Las láminas de agua no fueron incluidas en este análisis debido a que son eliminadas al aplicar el algoritmo de corrección atmosférica SCAPE-M. Finalmente se obtuvo una muestra de 1400 puntos para cada una de las zonas de estudio.

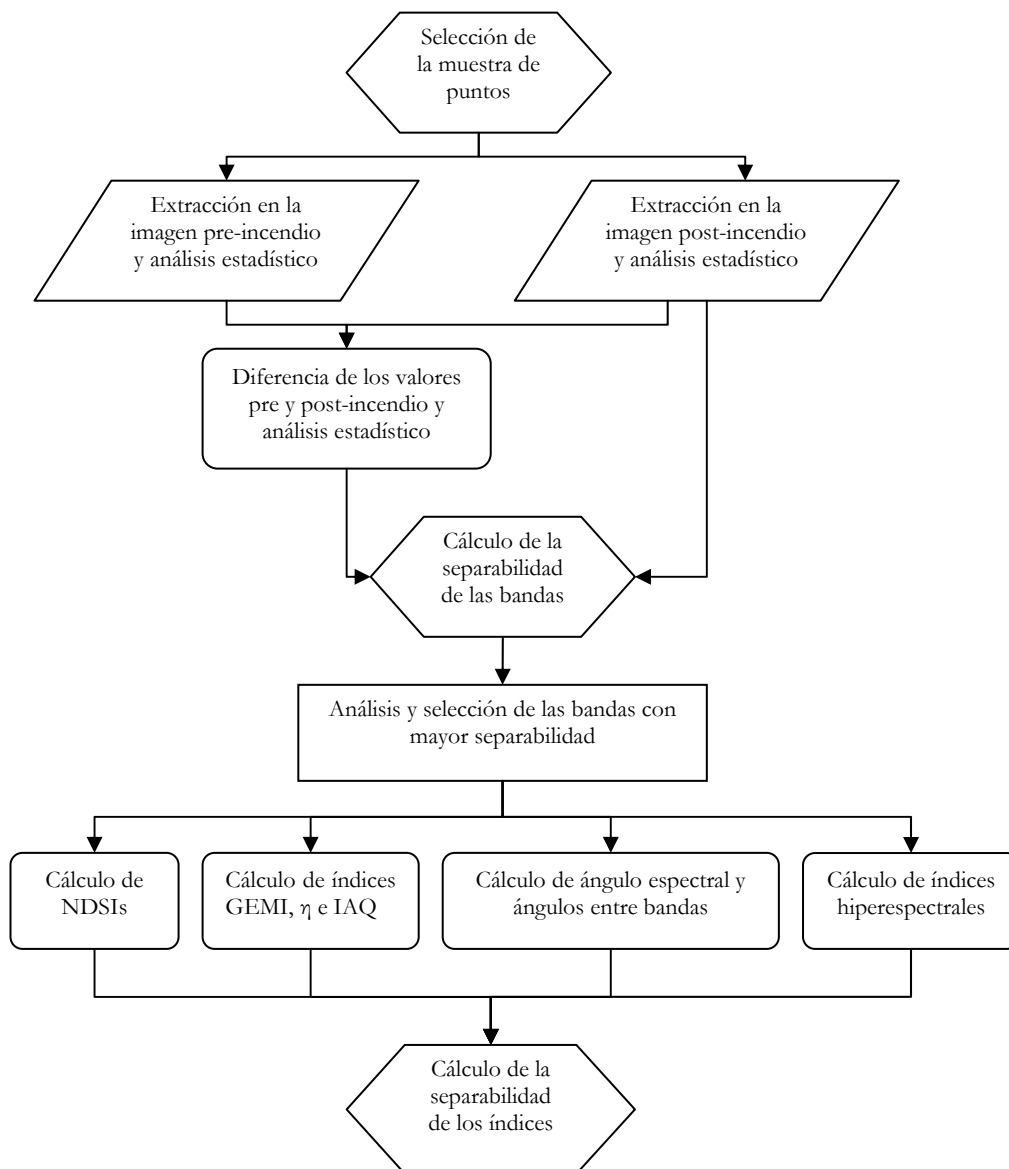


Figura 5.2. Diagrama de flujo para la estimación de la sensibilidad del sensor MERIS para detectar área quemada.

En cuanto a las muestras de puntos de las áreas quemadas se obtuvieron de dos formas distintas en función del uso al que estuvieran destinadas. Una de ellas se utilizó en el cálculo de la capacidad de discriminación, tanto de las bandas MERIS como de los índices derivados de ellas. La muestra se obtuvo a partir de un muestreo aleatorio de 200 puntos en cada una de las zonas de estudio, utilizando los perímetros de referencia. Al tratarse de un análisis de separabilidad fue necesario recoger toda la variabilidad de una determinada cubierta contenida en las imágenes utilizadas. Sin embargo, se realizó un segundo muestreo de puntos de quemado para calibrar los árboles de clasificación. El objetivo de los árboles de clasificación fue seleccionar reglas de decisión restrictivas para minimizar el error de comisión. En consecuencia, se requerían píxeles con una señal de quemado lo más pura posible. Si se incluyeran los píxeles menos severamente afectados las reglas de clasificación seleccionarían umbrales poco restrictivos, con lo cual se introduciría bastante error en el modelo. Esta segunda muestra se utilizó como punto de partida para seleccionar una muestra de menor tamaño que representará los píxeles más puros de quemado, con el fin de utilizarlos como espectro de referencia en la generación de los ángulos espectrales (Sección 3.4-Cap. 5).

Para realizar este segundo muestreo se utilizó la técnica denominada “Pixel Purity Index” (Boardman *et al.*, 1995), ampliamente utilizada en el tratamiento de imágenes hiperespectrales. Esta técnica se utilizó para seleccionar píxeles puros dentro de las áreas quemadas. El algoritmo representa los píxeles en un espacio multi-dimensional, de tantas dimensiones como bandas se consideren en el análisis. Su funcionamiento se basa en la definición de un número de separadores (*skewers*) a partir de los cuales se establecen los vectores extremos que definen la pureza de los píxeles (Keshava, 2004). A continuación el algoritmo compara los píxeles con estos vectores y son seleccionados como “puros” aquellos situados más próximos a los extremos marcados por los vectores. El resultado de esta técnica es una imagen en la que cada píxel contiene el número de veces que dicho píxel ha sido seleccionado como puro. Al aplicar esta técnica sólo en el interior de los perímetros de referencia se obtuvieron dos extremos claramente diferenciados, por un lado los píxeles más severamente quemados y por otro lado los píxeles menos severamente quemados cuya firma espectral se acerca a la de vegetación. Por ello, los píxeles seleccionados como puros debían cumplir dos criterios: i) tenían que haber sido elegidos un cierto número de veces como puros por el algoritmo, y ii) debían presentar un valor del índice IAQ10 superior a

400. El PPI fue aplicado sobre los incendios de las imágenes post-incendio de Portugal-2005 y Grecia-2007 utilizando 5000 iteraciones y un factor umbral de 3. Como ya se ha comentado se generó una muestra para calibrar los árboles de clasificación, en la que se consideró que los píxeles debían haber sido elegidos al menos 1000 veces. Así, se seleccionaron 78 píxeles en la zona de estudio de Portugal y 64 en Grecia, haciendo un total de 142 puntos. Dentro de esta muestra se seleccionaron aquellos identificados como extremos más de 3000 veces, resultando 18 píxeles.

5.3.2. Estadísticos de la capacidad de discriminación

Para el cálculo de la capacidad de discriminación o separabilidad entre distintas coberturas del suelo y las áreas quemadas se seleccionaron tres métodos. Por un lado, la distancia normalizada, M , introducida por Swain y Davis (1978), ampliamente utilizada en los estudios de área quemada (García y Chuvieco, 2004; Kaufman y Remer, 1994; Pereira, 1999; Smith *et al.*, 2007).

$$M = \frac{|\mu_{Uij} - \mu_{Bj}|}{\sigma_{Uij} + \sigma_{Bj}} \quad (5.1)$$

Dónde μ_{Uij} y σ_{Uij} son la media y la desviación típica de la muestra de píxeles de la cubierta no quemada i en la banda j , y μ_{Bj} y σ_{Bj} son la media y la desviación típica de la muestra de píxeles quemados en la banda j . Cuanto más elevado sea el valor de M mejor será la separabilidad entre las cubiertas en una determinada banda espectral. Por lo general se establece que los valores de M inferiores a uno indican una pobre capacidad de discriminación, lo cual se asocia con posibles confusiones entre cubiertas al realizar la clasificación. Mientras que los valores por encima de 1 reflejan una buena capacidad de discriminación.

Por otro lado, se ha realizado el cálculo de la distancia de Jeffries-Matusitas la cual mide la distancia media entre las funciones de probabilidad de dos clases. Esta distancia está definida en la siguiente ecuación:

$$JM_{ij} = \int_x \left\{ \sqrt{p(x/\omega_i)} - \sqrt{p(x/\omega_j)} \right\}^2 dx \quad (5.2)$$

Donde \mathbf{x} es el vector de dimensión k , siendo k el número de bandas, y $p(\mathbf{x}/\omega_i)$ y $p(\mathbf{x}/\omega_j)$ son las funciones de probabilidad de \mathbf{x} en las clases i y j . Esta formulación de la distancia entre funciones de probabilidad permite introducir en el análisis distribuciones no normales. Cuando las variables utilizadas presentan una distribución Gaussiana o normal, la ecuación anterior se convierte en,

$$JM_{ij} = 2(1 - e^{-\alpha}) \quad (5.3)$$

Donde α es la distancia de Battacharrya entre las clases ω_i y ω_j definida por la siguiente ecuación:

$$\alpha_{ij} = \frac{1}{8}(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j)^T \left(\frac{\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j}{2} \right)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{(\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j)/2}{|\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2} |\boldsymbol{\Sigma}_j|^{1/2}} \right\} \quad (5.4)$$

Donde $\boldsymbol{\mu}_i$ y $\boldsymbol{\mu}_j$ son los vectores de medias de las clases, y $\boldsymbol{\Sigma}_i$ y $\boldsymbol{\Sigma}_j$ son las respectivas matrices de covarianza. Esta formulación paramétrica de la distancia de Jeffries-Matusitas es más utilizada que la formulación general debido a la rapidez y facilidad de cálculo que proporciona (Ifarraguerri y Prairie, 2004).

Esta medida de distancia o separabilidad espectral se considera mucho más correcta que la distancia normalizada, ya que tiene en cuenta tanto la distancia entre medias como la distancia entre varianzas. La distancia de Jeffries-Matusitas paramétrica oscila entre 0 y 2, con forma asintótica al alcanzar el valor máximo, de manera que los valores próximos a dos indican buena separabilidad entre clases. Este comportamiento de saturación en el máximo es una de las grandes ventajas que presenta esta medida sobre otras medidas como la distancia normalizada o la divergencia transformada, ya que facilita la comparación entre clases al presentar un rango bien definido (Richards y Jia, 2006). Otra gran ventaja es la descubierta por Ifarraguerri y Prairie (2004), que realizaron el cálculo de la distancia de JM utilizando la formulación general y la paramétrica sobre datos no normalizados. Estos autores encontraron que trabajando con dos o tres bandas los resultados de ambos métodos estaban altamente correlacionados. Por lo que se concluye que la formulación paramétrica de la distancia de Jeffries-Matusitas permite cierto grado de no normalidad en las variables. Es decir, se puede utilizar la formulación paramétrica para calcular la distancia de JM en variables que no se ajustan a una distribución normal cuando se utilicen como máximo tres bandas.

La desventaja de esta medida de separabilidad espectral es la formulación matricial de la misma, la cual no permite el cálculo de la distancia de Jeffries-Matusitas entre clases considerando sólo una banda espectral. De manera que se necesitan dos bandas o variables para realizar el cálculo, lo cual limita su utilización en algunos casos.

El cálculo de estas distancias fue realizado sobre las variables en función de las características de la distribución de la variable analizada. Siempre que la variable presentó una distribución normalizada en cada una de las cubiertas consideradas en el análisis, el índice de la distancia normalizada pudo ser calculado. Cuando aparecían ligeros desplazamientos de la distribución de la variable en alguna de las coberturas con altos valores de coeficiente de curtosis o de coeficiente de asimetría, fue calculada la distancia de Jeffries-Matusitas.

La presencia de variables con distribuciones muy alejadas de la normal, precisó el cálculo de un estadístico no paramétrico. El test no paramétrico seleccionado fue el test de las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic). Este test permite determinar la precisión de una clasificación en la que la variable se divide en dos categorías, ya que mide el solapamiento entre las distribuciones de probabilidad de las dos categorías consideradas. De forma que se obtiene una medida de la sensibilidad de discriminación entre áreas quemadas y áreas no quemadas. Este estadístico nos proporcionó la información necesaria para comparar la actuación de todas las variables y seleccionar aquellas que mayor capacidad de discriminación presentaron. Las curvas ROC expresan la exactitud de la clasificación en función de la probabilidad de identificar correctamente la categoría de interés (sensibilidad, eje Y) frente a la probabilidad de no identificar correctamente la segunda categoría, también denominada fracción de falsos positivos (1-especificidad, eje X).

Tabla 5.1. Tabla de referencia utilizada en la generación de las curvas ROC. Elaboración propia.

		Referencia	
		Quemado	No Quemado
Clasificación	Quemado	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	No quemado	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (VN)
Total		VP+FN	FP+VN

- Sensibilidad = $VP/(VP+FN) = FVP$ (Fracción de verdaderos positivos).
- Especificidad = $VN/(FP+VN) = FNP$ (Fracción de verdaderos negativos).
- 1-Especificidad = FFP (Fracción de falsos positivos).

Las curvas ROC son generadas estableciendo puntos de corte consecutivos en la variable considerada y calculando en cada una de ellos el valor de FVP y FFP. El área debajo de la curva formada por los valores de FVP y FFP es el estadístico que mide la capacidad de discriminación entre dos categorías. La aleatoriedad está representada gráficamente por la diagonal entre las coordenadas (0,0) y (1,1). La representación gráfica de este test es una de sus ventajas, ya que pueden observarse las diferentes distribuciones de FVP y FFP en curvas con áreas iguales o muy similares. Cuanto más asintótica en los ejes sea la representación mejor será la discriminación de esa cubierta. La separación entre categorías es perfecta cuando la curva pasa por la coordenada (0,1).

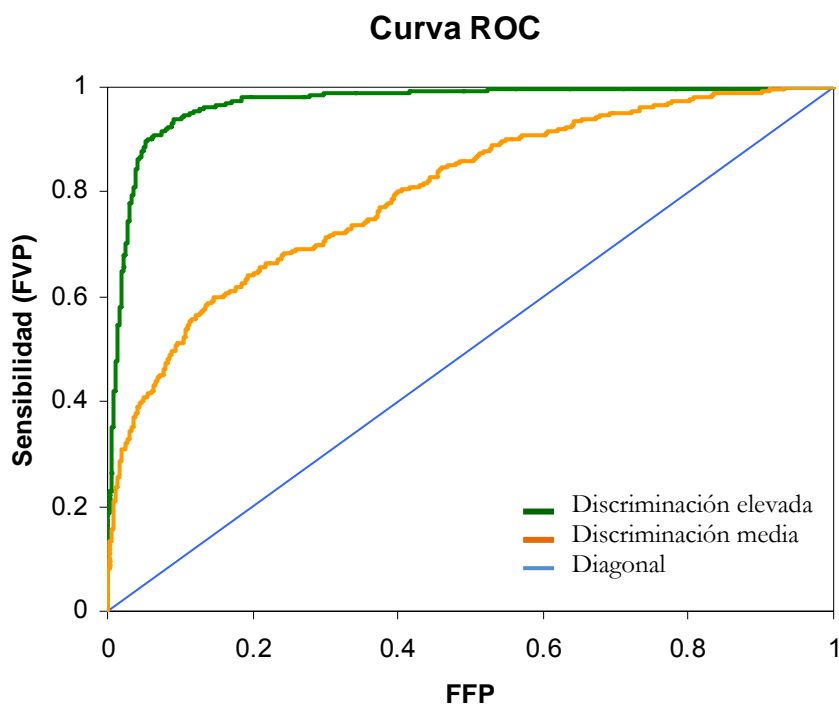


Figura 5.3. Ejemplo de curvas ROC. La curva verde presenta un comportamiento asintótico en los ejes izquierdo y superior lo cual es característico de variables con gran capacidad de discriminación entre clases. En cambio la curva naranja presenta una menor capacidad, lo cual se relaciona con distribuciones de probabilidad solapadas y consecuentes errores en la clasificación. Elaboración propia.

Pero aún más interesante fue el análisis de los puntos de corte y los valores de FVP y FFP en cada una de ellas. En este trabajo se prestó especial atención a 3 puntos de corte

con el fin de caracterizar y diferenciar la capacidad de discriminación de las áreas quemadas representada en las curvas ROC. En este caso los casos positivos siempre fueron las áreas quemadas y los negativos las no quemadas. Teniendo esto en cuenta los tres puntos de corte estudiados fueron,

- En primer lugar se observó la fracción de falsos positivos que cometía cada variable considerando un valor fijo de FVP de 0.5. Este punto de corte ofreció información sobre el porcentaje de muestra de no quemado clasificada erróneamente como quemado cuando el 50% de la muestra de quemado era correctamente identificada.
- En segundo lugar se observó la fracción de acierto de quemado asociada a un valor fijo de error o FFP. En este caso el valor de FFP se fijó en 0.05, un valor bajo, con el fin de establecer la capacidad de discriminación de quemado de una variable a valores bajos de error.
- El tercer punto de corte fue necesario para poder diferenciar la capacidad de detección de áreas quemadas en aquellas variables con valores de área bajo la curva muy elevados. Dichos valores de área se asociaron a su vez con resultados muy semejantes en los anteriores puntos de corte. Por lo tanto fue conveniente un tercer criterio para identificar la variable con mayor FVP y menor FFP. En este criterio se fijó el valor de FFP en 0.002 y se observó el valor de FVP asociado. Dado el valor de error mínimo establecido en este caso, el valor de la fracción correctamente clasificada fue un potente indicador de la sensibilidad de dicha variable a las áreas quemadas.

Esta medida de sensibilidad fue calculada en todas las variables calculadas en este trabajo (exceptuando las bandas espectrales), proporcionando una medida comparativa del comportamiento de cada una de las variables en la detección de áreas quemadas.

5.3.3. Bandas MERIS

Como se ha descrito en el capítulo 3, el sensor MERIS ofrece información en 15 bandas espectrales distribuidas por la región del visible y del infrarrojo cercano del espectro electromagnético (figura 5.4). Esto conlleva que aparezcan varias bandas en una misma región del espectro. De manera que las bandas localizadas en una misma región espectral

presentarán un valor de correlación elevado. Para cuantificar este nivel de correlación se ha calculado el índice de correlación de Pearson entre las bandas sobre la muestra de puntos extraídos de la imagen post-incendio de Portugal. Esto nos permitirá identificar las relaciones entre bandas, así como las bandas menos relacionadas entre sí.

En la figura 5.4 se ha representado las respuestas espectrales de vegetación sana, carbón claro o ceniza y carbón oscuro. En ella se puede observar las grandes diferencias entre el espectro de carbón y el de vegetación sana. La mayor diferencia se encuentra en las bandas del *Red Edge* y del infrarrojo cercano, convirtiéndolas en las bandas potencialmente más sensibles a la discriminación de áreas quemadas.

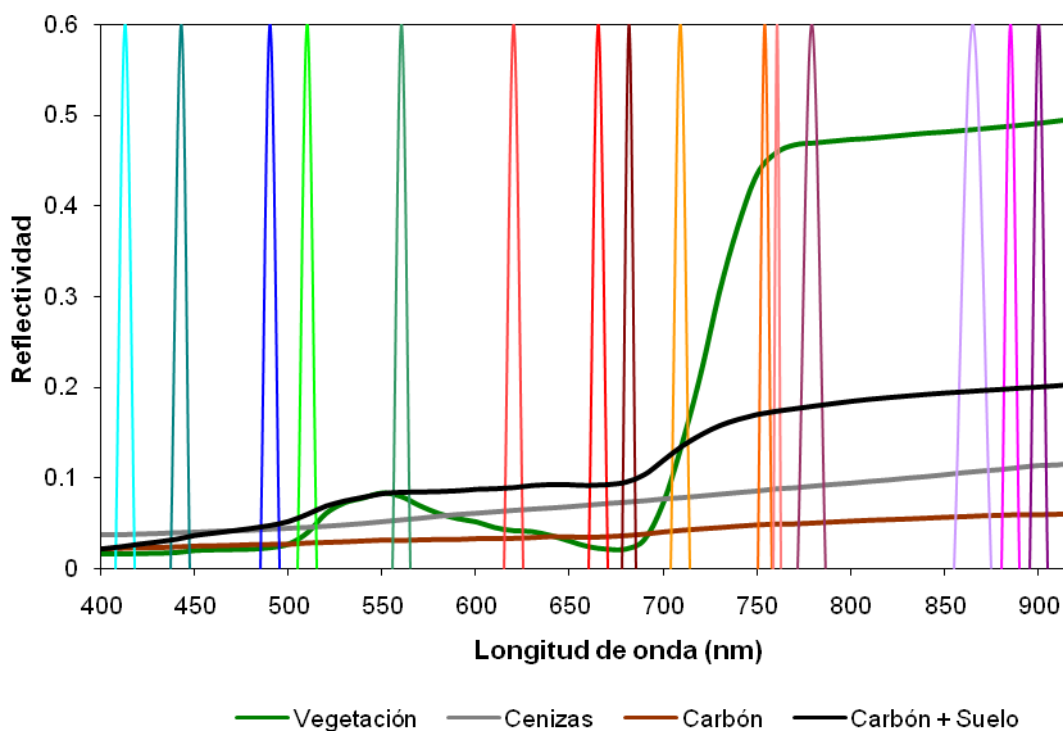


Figura 5.4. Representación de la firma espectral de la vegetación y las diferentes respuestas del área quemada. Se representan superpuestas las longitudes de onda donde se localizan las bandas del sensor MERIS. Elaboración propia.

Si bien los espectros utilizados en la figura 3 han sido medidos con un espectroradiómetro (GER-2600), y no representan el comportamiento de los píxeles de las imágenes MERIS, nos servirá para introducir el comportamiento espectral característico de las cubiertas de vegetación y de las áreas quemadas. Los cambios inducidos en la respuesta espectral de la vegetación tras ser afectada por el fuego son evidentes en la región del rojo

y, sobre todo, en el infrarrojo cercano. Estos cambios son consecuencia de dos causas diferentes, la primera sería la alteración de la vegetación y su estructura, y la segunda se asocia con la formación de los productos propios de la combustión de la vegetación: carbón y cenizas. En la figura 4 están representadas las firmas espectrales de carbón y ceniza, se observa como ambas presentan la misma tendencia, aunque con una pequeña diferencia en cuanto al albedo debido al color más claro de la ceniza. En general, la respuesta espectral derivada de las cenizas no se mantiene por mucho tiempo en las áreas quemadas ya que son fácilmente arrastradas por el viento y la lluvia. En consecuencia, esta no puede ser la base para las técnicas de detección de área quemada. Sin embargo, la respuesta espectral del carbón es un poco más duradera, y se asocia con la combustión incompleta de la biomasa vegetal, lo cual suele ocupar una proporción mayor en el área quemada que las cenizas. La respuesta espectral más persistente es la representada por el espectro formado por carbón y suelo. Este espectro es el resultado de la eliminación de los residuos de carbón más finos, dejando al descubierto parte del substrato sobre el que se asentaba la vegetación. La influencia del suelo en la reflectividad de las zonas quemadas produce un aumento general de la reflectividad, lo cual tiene diferentes efectos dependiendo de la longitud de onda como se describe a continuación.

Al analizar las diferencias entre la respuesta espectral de la vegetación y de las zonas quemadas por regiones espectrales podemos obtener información interesante sobre las bandas que presentan mayor poder de discriminación entre ambas cubiertas. En la región del azul es donde menos diferencias se observan, ya que la vegetación presenta una gran absorción debida a los pigmentos fotosintéticos, mientras los espectros de quemado ofrecen también una reflectividad baja, en este caso debido al color oscuro de los residuos. Aunque la reflectividad va aumentando con la longitud de onda en esta región, la diferencia de reflectividades no llega a ser significativa. Esta situación puede dar lugar a confusiones no sólo con la vegetación sino también con láminas de agua y sombras de nubes (Pereira *et al.*, 1999). Esta es una de las razones por la cual la región del azul no ha sido muy utilizada en la discriminación de las áreas quemadas, aunque la razón más importante es la gran influencia que los efectos atmosféricos tienen sobre esta región del espectro. El sensor MERIS dispone de 3 bandas en esta región espectral, las cuales son utilizadas para la caracterización espectral de las aguas oceánicas, aunque para la discriminación de las áreas quemadas no parecen de mucha utilidad.

En la región del verde se produce un pico relativo de la reflectividad en la respuesta espectral de la vegetación, debido a la menor absorción de los pigmentos fotosintéticos en estas longitudes de onda. En cambio, las áreas quemadas presentan una disminución de la reflectividad poco después de producirse el incendio, lo cual podría utilizarse para detectar las zonas quemadas. Sin embargo, al cabo de un tiempo la distintiva respuesta espectral del carbón se pierde dando paso a una combinación entre la señal del carbón y la del suelo desnudo. Por lo tanto, se produce un aumento en la reflectividad de las áreas quemadas, igualando la reflectividad de la vegetación. Se dispone de 2 bandas MERIS distribuidas en esta región del espectro.

En la región del rojo la vegetación sana presenta una gran absorción debida a los pigmentos fotosintéticos, mientras que después de quemarse se produce un aumento de la reflectividad, como resultado de la pérdida de dichos pigmentos y la influencia del suelo descubierto. Si bien, en las horas posteriores al incendio la respuesta espectral del carbón puede ser bastante significativa, generando valores de reflectividad similares a los de la vegetación en la región del rojo. El sensor MERIS ofrece información en 3 bandas distribuidas entre los 600 y los 700 nm, situando dos de ellas en la zona de mayor absorción de la clorofila, por lo que estas bandas serán muy sensibles al estado de la vegetación.

El infrarrojo cercano es la región espectral en la que la vegetación presenta los valores más elevados de reflectividad, debido a la dispersión de la radiación en las capas internas de la hoja. Por lo tanto, la destrucción de la estructura de la hoja y del dosel vegetal produce una abrupta disminución de la reflectividad en estas longitudes de onda. Esta característica hace que la región del infrarrojo cercano sea la que presente mayor potencial de discriminación de las áreas quemadas respecto a la vegetación. Dentro de esta región espectral se localiza el denominado “*Red Edge*” o “Eje Rojo”, que hace referencia a las longitudes de onda donde se produce la pendiente de cambio entre la región del rojo y la del infrarrojo cercano en la respuesta espectral de la vegetación. Ningún sensor multi-espectral, salvo MERIS, presenta bandas espectrales en esta región del espectro, lo cual hace muy especial a este sensor, ya que es capaz de representar con mayor precisión cómo cambia la pendiente en el *red edge* en función del estado de la vegetación. De las 4 bandas distribuidas entre los 700 y los 800 nanómetros, la banda 11 se localiza en la región de absorción del oxígeno (O₂), por lo tanto esta banda se utiliza en la corrección atmosférica. Mientras que las bandas 9 y 10 son las que van a representar el estado de la pendiente del

red edge. Las bandas 13, 14 y 15 se localizan en la región espectral comúnmente cubierta por los sensores multi-espectrales en el infrarrojo cercano, ya que en ella se producen los valores más altos de reflectividad. Aún así, es de destacar el estrecho ancho de banda que presentan estas bandas, lo que les hace estar menos influenciadas por la banda de absorción del vapor de agua centrada en los 940 nm.

5.3.4. Índices espectrales

La creación y utilización de índices espectrales es la técnica más empleada para la caracterización del comportamiento espectral de distintas cubiertas. Estos índices permiten la combinación de varias bandas espectrales con el fin de mejorar la discriminación entre coberturas del suelo u obtener estimaciones más precisas de diversos parámetros biofísicos. Además, permiten minimizar los efectos atmosféricos, en el caso de no haber efectuado una corrección atmosférica completa.

Los índices de vegetación se diseñan en base al contraste espectral entre dos bandas con el fin de resaltar la señal de la vegetación al mismo tiempo que se minimiza los efectos producidos por la atmósfera, la irradiancia solar y la reflectividad del suelo. Estos índices de vegetación comenzaron explotando la relación existente entre la región del rojo y del infrarrojo cercano, ya que constituye una variable sensible a la presencia de vegetación y a su estado de vigor (Chuvieco, 2002). Sin embargo, con la inclusión de bandas en la región del infrarrojo medio de onda corta (SWIR) en sensores como Landsat-TM y ETM+, o MODIS, se comenzó a desarrollar índices que utilizaban la relación entre el IRC y el SWIR. Estos índices se mostraron más sensibles a los cambios producidos en el contenido de agua de la vegetación y fueron también utilizados para la detección de área quemada.

Como se ha comentado anteriormente, cuando la vegetación se quema se produce una disminución de la reflectividad en el IRC y un aumento en el rojo (Arino *et al.*, 2001; Eva y Lambin, 1998a; Lentile *et al.*, 2006). Por lo tanto, las áreas quemadas presentarán una disminución drástica en el valor de los índices de vegetación respecto a la vegetación sana. Este contraste espectral entre las zonas quemadas y la vegetación se desvanece con la recuperación de la vegetación después del incendio. Por ello, la detección de las áreas quemadas debe realizarse con una imagen lo más cercana posible a la fecha de extinción del incendio.

El primer índice de vegetación, y el más ampliamente utilizado hasta la fecha para la clasificación de áreas quemadas, fue el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse *et al.*, 1974), definido como un índice normalizado que relacionaba una banda del IRC con otra en la región del rojo. Aunque han sido demostradas en varios artículos las deficiencias de este índice para la detección de áreas quemadas (Martín *et al.*, 2002; Pereira, 1999), el NDVI sigue siendo utilizado para esta finalidad, sobre todo en las regiones de bosque boreal (Fraser *et al.*, 2000; Sukhinin *et al.*, 2004). Con el fin de corregir las deficiencias del NDVI, varios autores desarrollaron nuevos índices de vegetación que afirmaban corregir el efecto de la influencia del suelo (Huete, 1988; Martínez *et al.*, 2002), o los efectos atmosféricos (Pinty y Verstraete, 1992). El índice SAVI al incluir el factor de corrección para la influencia del suelo, era más sensible a la cantidad de vegetación en zonas de vegetación dispersa (Huete y Tucker, 1991). El índice Global Environmental Monitoring Index (GEMI) ha sido otro índice de vegetación muy utilizado en la detección de áreas quemadas (Chuvieco, 2002; Chuvieco *et al.*, 2008a; Kucera y Yoshifumi, 2001; Pereira, 1999). Aunque el índice GEMI fue diseñado específicamente para el sensor AVHRR, algunos estudios han demostrado que también ofrece buenos resultados en otros sensores, como SPOT-Vegetation (Maggi y Stroppiana, 2002; Stroppiana *et al.*, 2002). Recientemente, (Oliva *et al.*, 2009) demostraron la buena capacidad de discriminación de áreas quemadas del índice intermedio η (Tabla 5.2).

Los índices descritos en la tabla 5.2, son sólo una muestra de los índices de vegetación existentes, ya que el objetivo de esta tabla no es resumir todos y cada uno de los índices de vegetación, sino destacar los índices más utilizados en el campo de la cartografía de áreas quemadas. De hecho, existe una gran familia de índices de vegetación derivados del índice SAVI, con la intención de suplir las carencias encontradas en este índice, o bien estimar el parámetro L, que define la afección de la reflectividad del suelo, de forma más ajustada al medio (Bayet y Guyot, 1991; Gilabert *et al.*, 2002; Qi *et al.*, 1994).

Por otro lado, se empezaron a investigar las relaciones entre el infrarrojo cercano y otras regiones del espectro como, el infrarrojo medio de onda corta (SWIR), el infrarrojo medio de onda larga (LMIR), o el infrarrojo térmico (IRT) (Barbosa *et al.*, 1999; Martín *et al.*, 2005; Patterson y Yool, 1998; Pereira, 1999). Como el sensor MERIS carece de bandas en las regiones espectrales situadas por encima de los 900 nm, el estudio de los trabajos llevados a cabo con dichas bandas no será tratado en profundidad. Aún así, es digno de mención el hecho de que esos índices ofrecieron muy buenos resultados y demostraron su

superioridad frente a los índices que hacen uso de la banda del rojo. Esto es debido, por un lado a que las bandas del SWIR e IRT están menos afectadas por los efectos atmosféricos, y por otro lado, a la sensibilidad de dichos índices a los diferentes niveles de severidad de quemado (Key y Benson, 2005).

Tabla 5.2. Índices de vegetación más utilizados para la clasificación de área quemada. Elaboración propia.

Índice	Formulación	Referencia
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + \rho_R}$	(Rouse <i>et al.</i> , 1974)
	Donde ρ_{IRC} y ρ_R = reflectividades en la banda del infrarrojo cercano (IRC) y del rojo (R) respectivamente.	
Ratio Vegetation Index	$RVI = \frac{\rho_{IRC}}{\rho_R}$	(Pearson y Miller, 1972)
Soil Adjusted Vegetation Index	$SAVI = \frac{(\rho_{IRC} - \rho_R)}{(\rho_{IRC} + \rho_R + L)} \times (1 + L)$	(Huete, 1988)
	Donde L= parámetro que considera la diferencia en transmisividad de la copa para el R y el IRC. L = 0.5 se considera un valor óptimo general para bosques. (1+L) = es un factor multiplicativo para mantener el mismo rango de valores que el NDVI.	
Global Environmental Monitoring Index	$GEMI = \eta(1 - 0.25\eta) - [(\rho_R - 0.125)/(1 - \rho_R)]$	(Pinty y Verstraete, 1992)
	Donde: $\eta = \frac{2(\rho_{IRC}^2 - \rho_R^2) + 1.5\rho_{IRC} + 0.5\rho_R}{\rho_{IRC} + \rho_R + 0.5}$	
Enhanced Vegetation Index	$EVI = 2.5 \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + 6\rho_R - 7.5\rho_A + 1}$	(Liu y Huete, 1995)
	Donde ρ_A es la reflectividad en la banda en la región del azul	
Two-band Enhanced Vegetation Index	$EVI2 = 2.5 \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + 2.4\rho_R + 1}$	(Jiang <i>et al.</i> , 2008)

Otros autores se centraron en diseñar índices específicos para la detección de las áreas quemadas (Martín, 1998; Trigg y Flasse, 2001). Martín (1998) formuló el índice IAQ (Índice de Área Quemada) o BAI (Burned Area Index) definido como la inversa de la distancia euclídea de los valores de reflectividad en el IRC y rojo a unos puntos de

convergencia establecidos de forma empírica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. Este índice fue posteriormente adaptado para imágenes MODIS, utilizando la banda del SWIR en lugar de la banda del rojo (tabla 5.3) (Martín *et al.*, 2005). Trigg y Flasse (2001) establecieron un índice para la detección de área quemada en sabanas constituido por la relación lineal entre la banda del infrarrojo medio de onda corta y de onda larga (bandas 5.2 y 5.3 del sensor MODIS).

Tabla 5.3. Índices espectrales diseñados para la clasificación de área quemada. Elaboración propia.

Índice	Formulación	Referencia
Normalized Burnt Ratio	$NBR = \frac{\rho_{IRC} - \rho_{SWIR}}{\rho_{IRC} + \rho_{SWIR}}$	(Key y Benson, 2005; López García y Caselles, 1991)
	Donde $\rho_{i,SWIR}$ = reflectividad del píxel i en la banda del infrarrojo medio de onda corta (SWIR, entre 1,2 y 2.5 μm).	
Vegetation index Band 3	$IV3 = \frac{\rho_{IRC} - \rho_{b3}}{\rho_{IRC} + \rho_{b3}}$	(Kaufman y Remer, 1994)
	Donde ρ_{b3} = reflectividad en la banda 3 de AVHRR (3.55-3.93 μm)	
AVHRR SWIR Index	$SWIRratio = \frac{\rho_{TM7}}{\rho_{TM4}}$	(Pereira, 1999; Roy <i>et al.</i> , 1999)
	Donde ρ_{TM7} y ρ_{TM4} = reflectividades para las bandas 7 (SWIR) y 4 (IRC) de Landsat TM.	
Índice de área quemada (IAQ) o Burned Area Index (BAI)	$IAQ_i = \frac{1}{(\rho_{cR} - \rho_R)^2 + (\rho_{cIRC} - \rho_{IRC})^2}$	(Martín, 1998)
	Donde ρ_{cR} y ρ_{cIRC} = reflectividades del centro de convergencia para áreas quemadas en el R y en el IRC, con valores de 0.1 y 0.06, respectivamente en la propuesta de Martín, 1998.	
Burned Area Index MODIS	$BAIM = \frac{1}{(\rho_{cIRC} - \rho_{IRC})^2 + (\rho_{cSWIR} - \rho_{SWIR})^2}$	(Martín <i>et al.</i> , 2005)
	Donde $\rho_{cIRC} = 0.08$ y $\rho_{cSWIR} = 0.2$ (Martín <i>et al.</i> , 1995).	
Improved Burned Area Index MODIS	$IBAIM = (\rho_{SWIR} / \rho_{IRC}) \cdot \sqrt{(\rho_{IRC} / \rho_R)} \cdot BAIM$	Gómez y Martín (2007)
Medium Infrared burned Index	$MIRBI = 10LMIR - 9.8SMIR + 2$	(Trigg y Flasse, 2001)
	Donde LMIR = banda 7 de MODIS y SMIR = banda 6 MODIS	

A pesar de que la mayoría de los índices diseñados para detectar área quemada no pueden ser calculados a partir de imágenes MERIS, debido a la ausencia de bandas en la región del SWIR, las características espectrales del sensor MERIS hacen posible la utilización de diferentes bandas en la región del rojo y del infrarrojo cercano para realizar el cálculo de los índices presentados en las tablas 5.2 y 5.3. En consecuencia, se ha estudiado el comportamiento de los índices más utilizados en el ámbito de la detección de áreas quemadas, utilizando diferentes combinaciones de bandas.

El primer análisis se realizó calculando índices normalizados considerando todas las combinaciones de bandas posibles, incluyendo las bandas en la región del azul y del verde. Los índices se calcularon siguiendo la siguiente formulación,

$$NDSI_{ij} = \frac{\rho_i - \rho_j}{\rho_i + \rho_j} \quad (5.5)$$

Donde i y j representan las bandas MERIS utilizadas en el cálculo del índice espectral normalizado (NDSI, Normalized Difference Spectral Index). Los índices normalizados se utilizaron para establecer el espacio bi-espectral más adecuado para el cálculo de los índices espectrales y de área quemada. Para ello, se calcularon índices normalizados entre todas las combinaciones de bandas comenzando con las bandas del infrarrojo cercano y terminando con las bandas del azul. Es decir se calculó el NDSI como, $(B15-B10)/(B15+B10)$, y no se consideró la situación contraria, donde en el numerador aparecería como $(B10-B15)$, ya que el valor de la distancia normalizada sería el mismo para las dos situaciones. La región bi-espectral que presentó valores de separabilidad elevados en todas las coberturas analizadas fue seleccionada para realizar el cálculo de los demás índices. La capacidad de discriminación de dichos índices fue evaluada a través de los índices de separabilidad definidos en la sección 3.2.

Además de los NDSI se evaluó la separabilidad de los índices GEMI, η e IAQ. Para el cálculo de estos índices pueden ser utilizadas diferentes bandas del rojo y del infrarrojo cercano. La banda del rojo se fijó en la banda 8 debido a los resultados del análisis de separabilidad efectuado y a su posición en el espectro electromagnético, mientras que fueron consideradas varias bandas para representar a la región del infrarrojo cercano, concretamente dos bandas en el *red edge* y otras dos en el IRC.

En el caso del índice IAQ, debido a las grandes diferencias presentes entre las bandas del sensor MERIS y las bandas del sensor AVHRR, utilizado para la calibración de los puntos de convergencia originales, se planteó la necesidad de investigar la aptitud de los puntos de convergencia originales. La banda localizada en el infrarrojo cercano en el sensor AVHRR tiene un ancho de banda tal que dentro de él se incluyen desde la banda 10 hasta la banda 15 del sensor MERIS. El aumento de la resolución espectral proporcionado por el sensor MERIS presume la necesidad de volver a calcular los puntos de convergencia de la formulación original. Se calcularon 3 tipos de IAQ, en función de los criterios para establecer los puntos de convergencia. El primero de ellos es la formulación original, que estableció los valores de referencia para estimar la mejora en la discriminación de los nuevos índices. El segundo de ellos, sigue el criterio original de selección de los puntos de convergencia. En el cual, el punto de convergencia en la banda del infrarrojo cercano era el valor del percentil 5 de la muestra de puntos, y el de la banda del rojo el percentil 95. Este criterio fue establecido de acuerdo con la dirección de cambio de la respuesta espectral de los píxeles de vegetación al verse afectados por el fuego (Martín, P. y Gómez, I., *comunicación personal*). El tercer IAQ, siguió un nuevo criterio de selección de los puntos de convergencia, en el que el punto elegido es aquel que minimizaba el sumatorio de las distancias entre los demás puntos. El cual se situó aproximadamente en el centro de la nube de puntos de quemado. El estudio de los nuevos puntos de convergencia se realizó a partir de la muestra de puntos de las cubiertas no quemadas y los puntos de quemado obtenidos en la segunda muestra de puntos de quemado con el fin de considerar los píxeles más severamente afectados por el incendio.

La capacidad de detección de área quemada se determinó a partir de los índices de separabilidad. Los índices con valores de separabilidad más elevados de cada uno de los índices fueron seleccionados para un análisis posterior de selección de variables.

5.3.5. Técnicas hiperespectrales

Las imágenes multi-espectrales se definen por contener información recogida en varias bandas espectrales distribuidas en las diferentes regiones del espectro electromagnético. Por otro lado, las imágenes hiperespectrales se definen como aquellas que presentan un gran número de bandas espectrales con un ancho de banda bastante inferior al de las imágenes multi-espectrales. Esto permite representar mejor la respuesta

espectral de diferentes cubiertas cubriendo un espectro continuo. Mientras que las imágenes multi-espectrales representan el comportamiento espectral de las cubiertas en determinadas longitudes de onda. Aun conociendo las diferencias entre ambos tipos de imágenes, no existe una definición aceptada de las características que debe presentar una imagen para ser considerada multi-espectral o hiperespectral. El elevado número de bandas que el sensor MERIS presenta en la región del visible y del infrarrojo cercano hasta los 900 nanómetros, junto con el estrecho ancho de banda característico de imágenes hiperespectrales, sitúan a este sensor en una posición intermedia entre los dos tipos de imágenes. Bajo estas condiciones se planteó la posibilidad de emplear técnicas ampliamente utilizadas y desarrolladas para el análisis de imágenes hiperespectrales con el fin de aprovechar las características espectrales de este sensor. Entre las técnicas hiperespectrales seleccionadas se encuentran la técnica denominada “Spectral Angle Mapper” (Kruse *et al.*, 1993), la cual permite utilizar todas las bandas del espectro, y la eliminación del continuo, a partir de la cual analizaremos las bandas de absorción.

Las imágenes hiper-espectrales han permitido el estudio del espectro continuo de las cubiertas, ofreciendo información sobre la localización de bandas de absorción y poniendo de manifiesto la estrecha relación entre longitudes de onda contiguas. Hasta la fecha el sensor MERIS es el único sensor multi-espectral de resolución media que presenta bandas estrechas y suficientemente contiguas como para detectar bandas de absorción y poder estimar su profundidad. Además este sensor se diseñó especialmente para detectar concentración de clorofila por lo que presenta bandas localizadas en la región de máxima absorción de este pigmento. Esto permite calcular una serie de índices originalmente desarrollados para detectar la cantidad de clorofila, lo que puede ser de utilidad para la discriminación de áreas quemadas.

5.3.5.1. Índice de ángulo espectral entre bandas

Considerando la importancia de la relación entre bandas y no sólo el valor de reflectividad en cada una de ellas, Palacios-Orueta *et al.* (2006) introdujeron la definición de dos nuevos índices espectrales basados en el teorema del coseno. Este teorema estableció como calcular el ángulo centrado en uno de los vértices de un triángulo a través de la longitud sus lados. Para su aplicación sobre firmas espectrales, se necesitan al menos tres bandas consecutivas, de forma que el ángulo calculado será aquel cuyo vértice corresponda

con la banda central (Figura 5.5). En esta tesis se han considerado dos ángulos característicos del rango espectral del sensor MERIS, uno centrado en las bandas de la región del rojo (α_{ROJO}) y otro en las bandas del *red edge* (α_{RE}). Se ha trabajado con análisis multi-temporal de la variación de los ángulos, comparando la situación pre-incendio con la post-incendio. De manera que un aumento del ángulo espectral nos indicará la posible ocurrencia de un incendio.

La ecuación utilizada para el cálculo del ángulo espectral es la siguiente,

$$\alpha_{IRC}(radians) = \arccos \frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ab} \quad (5.6)$$

Donde a, b y c son las distancias euclidianas entre los vértices, calculadas a partir de la siguiente fórmula,

$$a_{ij} = \sqrt{(\rho_j - \rho_i)^2 + (\lambda_j - \lambda_i)^2} \quad (5.7)$$

Donde i y j representan los vértices del triángulo considerados o bandas, ρ_i y ρ_j son las reflectividades en dichas bandas en tantos por uno, y λ_i y λ_j las longitudes de onda centrales de cada banda en micras. El ángulo α oscila entre 0 y 2π radianes, sin embargo, con el fin de trabajar con un rango de valores más asequible se realizó la transformación de radianes a grados.

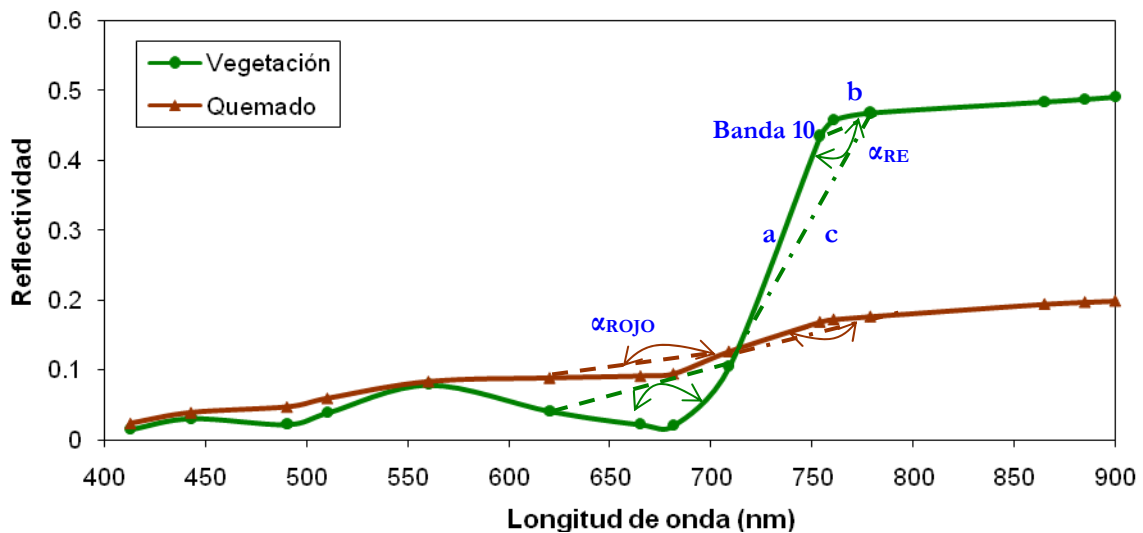


Figura 5.5. Representación gráfica de los ángulos espectrales en el rojo y en el infrarrojo cercano en el espectro típico de vegetación sana y en el espectro de área quemada. Fuente: Khanna *et al.* (2007)Elaboración propia.

Aunque este índice se empleó en imágenes MODIS para la estimación del contenido de humedad en suelos, Khanna *et al.* (2007) establecieron su potencial en la discriminación de vegetación seca. Su utilidad en la clasificación de áreas quemadas será probada en esta tesis. De nuevo, la concentración de bandas en el infrarrojo cercano juega un papel clave en la aplicación de este índice, proporcionando varias combinaciones de bandas sobre las cuales realizar el cálculo del ángulo espectral.

5.3.5.2. Índices en la región del *red edge*

El *red edge* es una región espectral donde se localiza el aumento brusco de reflectividad entre la región del rojo y la del infrarrojo cercano propio de la vegetación sana. Por ello, esta región ha sido utilizada para estudios sobre el contenido de clorofila y diferentes estados de senescencia de las plantas, cuantificando la pendiente y la posición del punto de inflexión de la pendiente de cambio de la reflectividad. Este punto de inflexión es el *red edge* propiamente dicho. El cambio del *red edge* a longitudes de onda más cortas se relaciona con reducción del contenido de clorofila-b. Se han realizado estudios en una gran variedad de especies probando la elevada correlación entre el contenido de clorofila y la posición del *red edge* (Matson *et al.*, 1994; Zarco-Tejada y Miller, 1999).

Los estudios que utilizan esta región espectral han sido realizados con imágenes hiper-espectrales, ya que ningún sensor multi-espectral ofrecía información en esta parte del espectro. El lanzamiento del sensor MERIS a bordo del satélite ENVISAT proporciona la posibilidad de aplicar estas técnicas sobre imágenes con mayor cobertura espacial.

Uno de los índices considerados es el definido por Zarco-Tejada *et al.* (2004) en el cual establece que a partir de la relación entre las bandas centradas en 750 nm y 710 nm, se puede estimar el contenido de clorofila de las plantas. De manera que un descenso brusco en este índice se relacionará con un posible suceso de incendio. Ya que este efecto puede estar causado también por otros factores que afectan a los pigmentos fotosintéticos de las plantas. Por ello, en este caso también se trabaja de forma multi-temporal, para poder establecer el cambio producido en el índice de contenido de clorofila (ICC). Este índice se define como,

$$Ratio_{10/9} = \frac{\rho_{750}}{\rho_{710}} * 100 = \frac{b_{10}}{b_9} * 100 \quad (5.8)$$

Por otro lado, van Wagtenonk *et al.* (2004) a través del estudio de la respuesta espectral de datos AVIRIS a la ocurrencia de incendio en función de distintos niveles de severidad, establecieron que las bandas en las se observa el mayor decremento son las bandas situadas a 788 nm y 913 nm. Salvando una pequeña diferencia en las longitudes de onda, estas bandas se pueden comparar con la banda 12 centrada en 778 nm y la banda 15 centrada en 900 nm. Por otro lado, aparece una reducida región espectral en la que los valores de reflectividad de la imagen pre y post-incendio son muy próximos, esta región se sitúa entre 710 y 720 nm, así la banda MERIS más cercana a este rango espectral es la banda 9 (centrada en 708.75 nm). Esta banda es tan importante como aquellas que indican la afección del fuego, ya que es necesaria una banda en la que las variaciones sean mínimas para poder obtener una medida de los distintos niveles de severidad de quemado Bajo estas premisas, se plantea el cálculo del ratio entre la banda 12 ó 15 con la banda 9. Denominaremos a estos índices Ratio 12/9 y Ratio 15/9, debido al origen de esta división entre bandas. Así, la fórmula de este índice será:

(5.9)

$$Ratio_{15/9} = \frac{\rho_{900} * 100}{\rho_{710}} = \frac{b_{15} * 100}{b_9} \quad (5.10)$$

5.3.5.3. Spectral Angle Mapper (SAM)

La cartografía a partir del ángulo espectral o SAM es una técnica que se ha utilizado ampliamente en varios campos como la clasificación de coberturas vegetales (Narumalani *et al.*, 2006) o cartografía de minerales (Debba *et al.*, 2005). Esta técnica considera a las firmas espectrales como vectores N dimensionales, donde N se refiere al número de bandas que forman dicho espectro, y realiza la comparación de la respuesta espectral de los píxeles de la imagen con un espectro(s) de referencia, para establecer la similaridad entre ambos. Dicha similaridad se mide a través del ángulo (en radianes) creado entre los vectores que representan a los espectros, el cual se denomina “ángulo espectral” (Bakker y Schmidt, 2002; Debba *et al.*, 2005; Kruse *et al.*, 1993). Valores cercanos a cero informan de una gran semejanza entre los espectros, lo que nos indica que dicho espectro pertenece a la categoría representada por ese espectro de referencia. Ángulos más amplios indican una gran

diferencia entre espectros por lo cual esos píxeles no son incluidos en la categoría de referencia.

Hay que tener en cuenta que la geometría de los espacios vectoriales cambia continuamente en función del número de dimensiones introducidas, adquiriendo unas propiedades muy diferentes a los espacios tri-dimensionales. La posibilidad referente a la utilización de todas las bandas del espectro que introdujo esta técnica, es una de sus ventajas y la cualidad por la cual es una técnica tan importante en el campo de las imágenes hiperespectrales. Además no se ve influenciada por los factores de iluminación y albedo, ya que considera el ángulo formado entre vectores y no su módulo que en este caso sería una estimación del albedo (Bakker y Schmidt, 2002; Debba *et al.*, 2005).

La técnica SAM es un algoritmo de clasificación supervisada, sin embargo, esta tesis no lo utilizó como medio para clasificar la imagen asignando cada píxel a una determinada categoría definida por su respectivo espectro de referencia. En cambio, en este estudio se aplicó el SAM con el fin de obtener las imágenes de ángulos espectrales (spectral angle images, SAI) que genera el algoritmo. Estas imágenes establecieron una medida de la distancia espectral a la que se encontraban los píxeles respecto al espectro de referencia. De manera que se introdujeron en el algoritmo desarrollado en esta tesis, considerándolas como un índice espectral que permite discriminar entre las zonas quemadas y no quemadas.

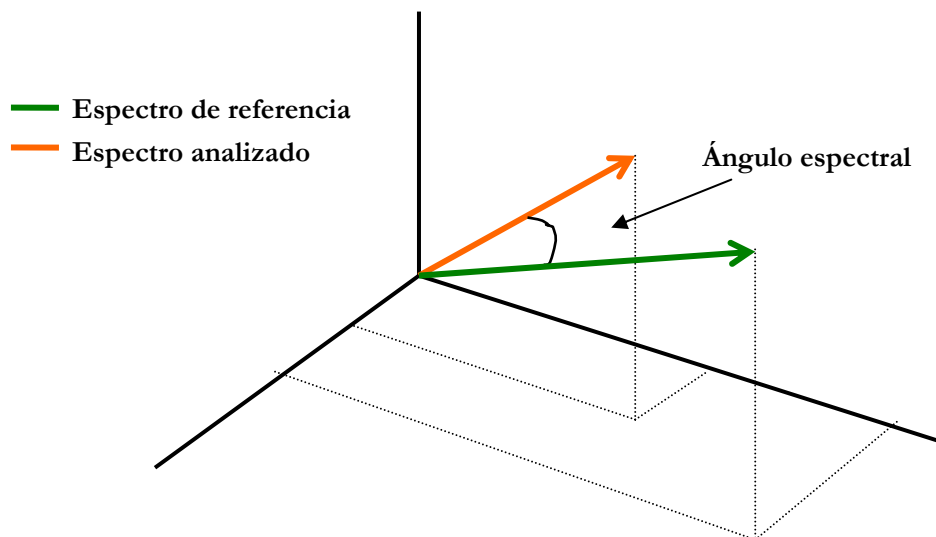


Figura 5.6. Representación del ángulo espectral entre el espectro de un píxel y el espectro de referencia en un espacio vectorial tri-dimensional. Elaboración propia.

El ángulo espectral formado entre dos espectros N-dimensionales se define a partir de la siguiente ecuación:

$$\beta(\vec{v}, \vec{w}) = \arccos \left(\frac{\vec{v} \cdot \vec{w}}{\|\vec{v}\| \|\vec{w}\|} \right) \quad (5.11)$$

Donde \vec{v} y \vec{w} son los vectores que representan a cada uno de los espectros. De su formulación matemática se extraen una serie de propiedades que hacen beneficiosa la utilización de las imágenes de ángulos espectrales. La primera de ellas es la invariabilidad del ángulo a la multiplicación de los vectores por factores de escalado. Esto se debe a que la multiplicación de un vector por un escalar sólo aumenta la extensión del vector, pero no altera el ángulo establecido entre los vectores (Keshava, 2004). Esta es la propiedad relacionada con la insensibilidad de este método a los cambios en el albedo de una cubierta, siempre que el vector siga teniendo la misma dirección. Lo cual es una gran ventaja en la clasificación de firmas espectrales.

La siguiente propiedad se refiere a que la medida de la distancia espectral dada por el ángulo no es aditiva. Es decir, que considerando dos vectores $x = [x_a, x_b]$ e $y = [y_a, y_b]$. Esta distancia espectral no es aditiva porque $d(x, y) = d(x_a, y_a) + d(x_b, y_b)$. Como consecuencia $\cos\beta$ puede expresarse como una función del $\cos\beta_a$ y un factor multiplicativo a su vez función de (x_a, x_b) y (y_a, y_b) , pero el ángulo β no será igual a la suma de los ángulos formados en x y en y (Keshava, 2004).

La tercera propiedad se refiere a la no monotonicidad de la medida de distancia. Una medida será monótonica cuando su valor aumenta cuando se produce el aumento de las dimensiones de los vectores. De manera que la adición de más bandas a la firma espectral no siempre producirá un incremento de la medida de distancia. Lo cual nos conduce a pensar sobre la conveniencia de la utilización de ciertas bandas que no aportan información nueva y por lo tanto no contribuyen a la mejor separación de la muestra de puntos de quemado. Esta propiedad señala la importancia de escoger las variables a introducir en el algoritmo de forma que el ángulo entre espectros se maximice.

El espectro de referencia puede ser obtenido por varias vías. En el análisis de imágenes hiperespectrales es muy común el uso de librerías espectrales construidas a partir de espectralradiometría de campo y/o laboratorio. También pueden escogerse los espectros de referencia a partir de píxeles puros de la imagen (endmembers). En este caso, los píxeles

de referencia suelen ser seleccionados tras aplicar alguna técnica que permita establecer cuales son los píxeles más puros. Por último, los espectros de referencia pueden proceder de modelos de simulación de espectros, principalmente utilizados para estudiar la respuesta espectral de la vegetación frente a cambios en diferentes factores (De Santis *et al.*, 2009).

Dado que el interés de esta tesis es la detección y clasificación de áreas quemadas, el espectro de referencia considerado se centró en el espectro característico de las áreas afectadas por los incendios forestales. Para obtener dicho espectro de referencia se han seguido los tres caminos posibles anteriormente planteados.

En primer lugar se seleccionó el espectro de referencia a partir de píxeles puros en la imagen. Para determinar los píxeles con una firma de quemado representativa de las zonas más severamente afectadas por el fuego, se aplicó el método de *Píxel Purity Index* (Boardman *et al.*, 1995), tal y como se ha explicado en la sección 3.1 de este capítulo. El mayor inconveniente de este método de selección del espectro de referencia fue la necesidad de conocer la localización y superficie de las áreas quemadas, ya que el PPI se calculó dentro de los perímetros de incendio. Por otro lado, se esperaba que este método ofreciera mejores resultados al generarse un mayor acuerdo entre el espectro de referencia y los píxeles de la imagen. Además este espectro no necesita ningún tratamiento posterior a su selección, como necesitan los siguientes espectros de referencia.

La segunda fuente utilizada para obtener el espectro de referencia de superficies quemadas fueron las medidas espectralradiométricas tomadas en campo sobre un gran incendio ocurrido en la región central de España en el verano de 2005, el cual arrasó casi 13000 ha. Las mediciones fueron realizadas dos meses después de la fecha de extinción del incendio sobre superficies completamente cubiertas por carbón (De Santis, A.; *comunicación personal*). Por lo tanto, la firma espectral utilizada se aproximó al espectro de carbón descrito anteriormente en la sección 3.3 de este capítulo, representando a los píxeles más intensamente quemados. El instrumento utilizado para medir la respuesta espectral fue el espectralradiómetro GER-2600 (GER Corp., Millbrook, New York), cuyo rango espectral cubre desde los 350 nm hasta los 2500 nm en 640 canales. Las medidas se tomaron entre las una y las cuatro de la tarde., situando el aparato a un metro por encima de la zona objetivo consiguiendo un FOV estándar de 3° que cubre una superficie con un radio de 6 cm. El espectro de quemado final fue obtenido como la media de 6 medidas diferentes con el fin de considerar la variabilidad espacial y espectral de la superficie quemada. Por último, para

obtener el espectro de referencia se aplicó un filtro de respuestas espectrales propio de las bandas MERIS. Este método no requirió el conocimiento previo de los perímetros de incendio, por lo que fue más automático y rápido que el método establecido para obtener el espectro de referencia a través de los píxeles de la imagen. Por otro lado, una de sus desventajas fue la necesidad de medidas de campo o laboratorio representativas de la respuesta espectral de las zonas quemadas, lo que no siempre está al alcance de todos. Además, había que considerar que las diferencias entre la respuesta espectral de quemado que recibe el sensor y la respuesta espectral del carbón podían ocasionar cierta inexactitud en los resultados, aunque al utilizar el SAM las discrepancias relacionadas con los diferentes niveles de albedo están superadas.

El tercer y último método a partir del cual se obtuvo el espectro de referencia de quemado fue la simulación de espectros representativos de condiciones de elevada severidad de quemado (Chuvieco *et al.*, 2006). Estas simulaciones se calibraron con datos de CBI (Composite Burn Index), un índice semi-cuantitativo calculado a partir de datos de campo que tiene en cuenta los diferentes estratos que componen la formación vegetal y su grado de afección por el fuego. El modelo de transferencia radiativa seleccionado para realizar las simulaciones fue el modelo desarrollado por Kuusk (Kuusk, 2001), el cual permitió considerar 3 estratos: substrato, matorral y arbóreo. De manera que permitió modelar diferentes situaciones, desde las zonas forestales con matorrales debajo presentando varios niveles de daño cada una de ellas, hasta la mezcla entre las respuestas espectrales del suelo y el carbón resultado de niveles de severidad elevados. Se realizaron dos simulaciones variando la proporción de carbón y ceniza en el substrato, en la primera de ellas se consideró una proporción del 50% para los dos componentes, y en la segunda se consideró un porcentaje de carbón superior al 90%. De todos los espectros obtenidos en la simulación se seleccionó una muestra de 10 espectros con nivel de CBI más elevado para representar al espectro las zonas quemadas.

Considerando la propiedad de no monotonidad que caracteriza a este método se desarrollaron diferentes pruebas estableciendo diferentes combinaciones de bandas para la definición de los espectros. Considerando que la utilización de todas las bandas del espectro no se relaciona de forma directa con la mejora de la capacidad de discriminación, la selección de las bandas incluidas en el espectro de referencia se realizó teniendo en cuenta los resultados de separabilidad obtenidos. Por otro lado, debido a que las imágenes

MERIS sólo ofrecen información en las regiones del visible y del infrarrojo cercano, se decidió introducir como bandas dentro de la firma espectral dos de los índices con mayores valores de separabilidad. La capacidad de discriminación de cada una de estas imágenes de ángulos espectrales se midió en función de su separabilidad espectral.

Tabla 5.4. Espectros de referencia considerados en el cálculo de las imágenes de ángulos espectrales y las tres combinaciones de bandas e índices consideradas en el cálculo de las imágenes de ángulos espectrales. Se calcularon tres SAI por cada espectro de referencia, haciendo un total de 12 SAI. Elaboración propia.

Espectros de referencia	Bandas incluidas en el espectro
Espectro PPI (SAI-PPI)	Bandas MERIS (selección)
Espectro de campo (SAI_GER)	Bandas MERIS + IAQ10
Simulación 1 (SAI_Sim1)	Bandas MERIS + η 10 +IAQ10
Simulación 2 (SAI_Sim2)	

5.3.5.4. Eliminación del continuo (“*Continuum removal*”)

El concepto de la eliminación del continuo fue introducido por Clark y Roush (Clark y Roush, 1984), quienes definieron que las absorciones que se producen en los espectros tienen dos componentes: el denominado espectro continuo y las bandas de absorción. El espectro continuo puede ser considerado como la absorción de fondo o general sobre la cual se superponen absorciones específicas. La pendiente del espectro continuo provoca un desplazamiento de la reflectividad mínima, por lo que se puede malinterpretar la posición real de la máxima profundidad de la banda de absorción. Por lo tanto, la eliminación del continuo es importante para determinar con exactitud las características de una cubierta en una banda de absorción (van der Meer, 2000).

El espectro continuo se define como un “casco” convexo ajustado sobre el espectro original, formado por líneas que unen los puntos de máxima reflectividad. En este caso, el espectro continuo fue eliminado dividiendo el espectro original por el espectro continuo. De manera que el espectro resultante fue un espectro normalizado en el que quedaron resaltadas las bandas de absorción.

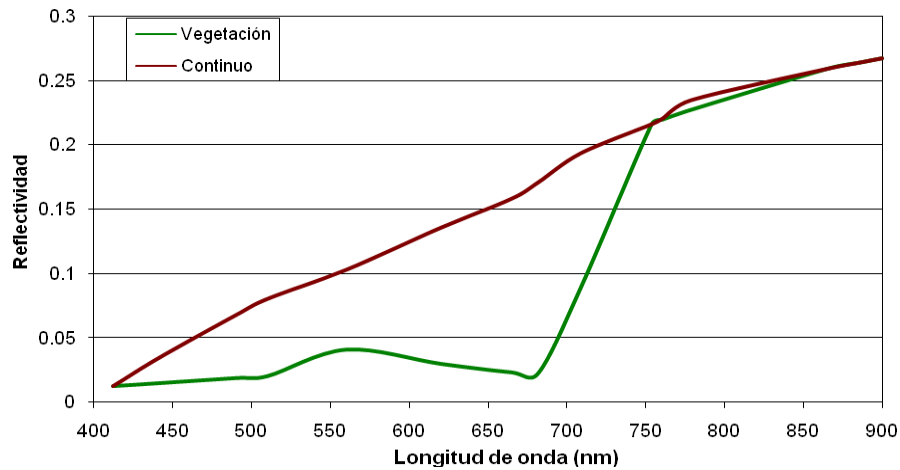


Figura 5.7. Ejemplo de espectro continuo de una firma espectral de vegetación. Elaboración propia.

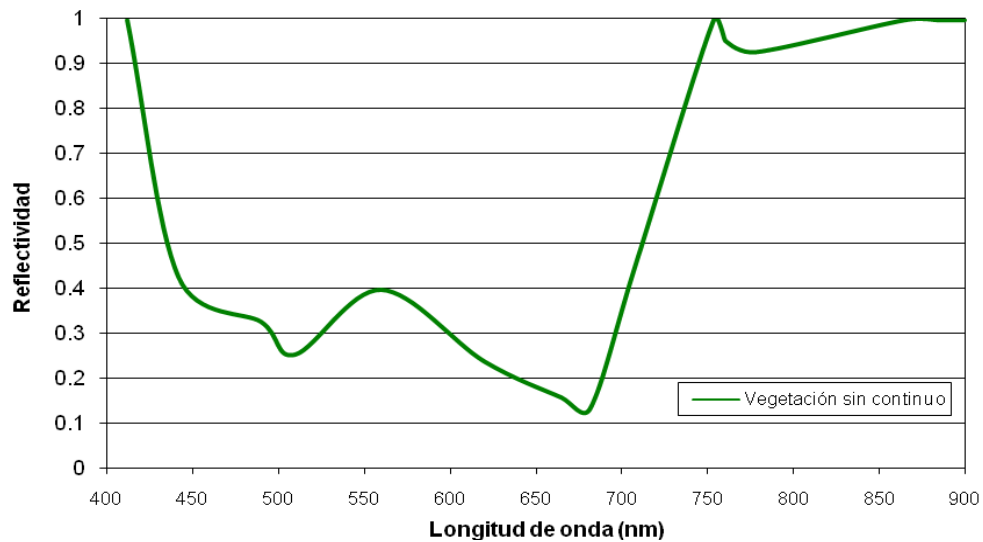


Figura 5.8. Ejemplo del espectro de vegetación de la figura 6 sin continuo. La eliminación del continuo se realiza dividiendo el espectro original entre el espectro continuo. Elaboración propia.

Esta técnica ha sido ampliamente utilizada para la cartografía de minerales, de vegetación, y recientemente en la estimación de concentración de componentes químicos en las hojas (Curran *et al.*, 2001; Huang *et al.*, 2004; Mutanga *et al.*, 2004; van der Meer, 2000).

Algunos autores han puesto de manifiesto la necesidad de seleccionar el rango espectral específico donde se produce la banda de absorción de interés, para que no se vea afectada por bandas de absorción contiguas (Mutanga *et al.*, 2004; van der Meer, 2000). Considerando lo anterior, en esta tesis se decidió centrar el estudio en la banda de absorción localizada en la región del rojo, ya que es donde se produce el máximo de

absorción de la clorofila. De manera que no se tuvo en cuenta la absorción de la región del azul. Por ello, se seleccionaron las bandas desde la 4 (510 nm) hasta la 10 (753.75 nm), las cuales se sitúan al comienzo de la banda de absorción y en el denominado “hombro” del *red edge*, respectivamente. La primera y la última banda se consideran dentro del espectro continuo, por lo tanto tienen valor 1 en el espectro con el continuo eliminado (figura 5.10) (Mutanga *et al.*, 2004).

Para el análisis de las imágenes sin continuo se estudió el cambio producido en la profundidad de la banda de absorción antes y después de los incendios. Tal y como se ilustra en la figura 5.9 dichos cambios no son perceptibles utilizando los espectros originales, sin embargo salen a la luz utilizando los espectros sin continuo. Este cambio fue contabilizado utilizando como medida la profundidad de la banda de absorción en la banda 8, en la cual se centra la banda de absorción. La profundidad de la banda se calculó restándole a 1 la reflectividad sin continuo en la banda seleccionada. También se calculó la pendiente o primera derivada entre la banda 10 y la banda 8, con el fin de verificar las ventajas de utilizar espectros sin continuo frente a la pendiente calculada anteriormente. Para diferenciar mejor entre una y otra pendiente, se mantuvo la denominación pendiente para la calculada sobre el espectro original y se denominó derivada a la calculada sobre el espectro sin continuo.

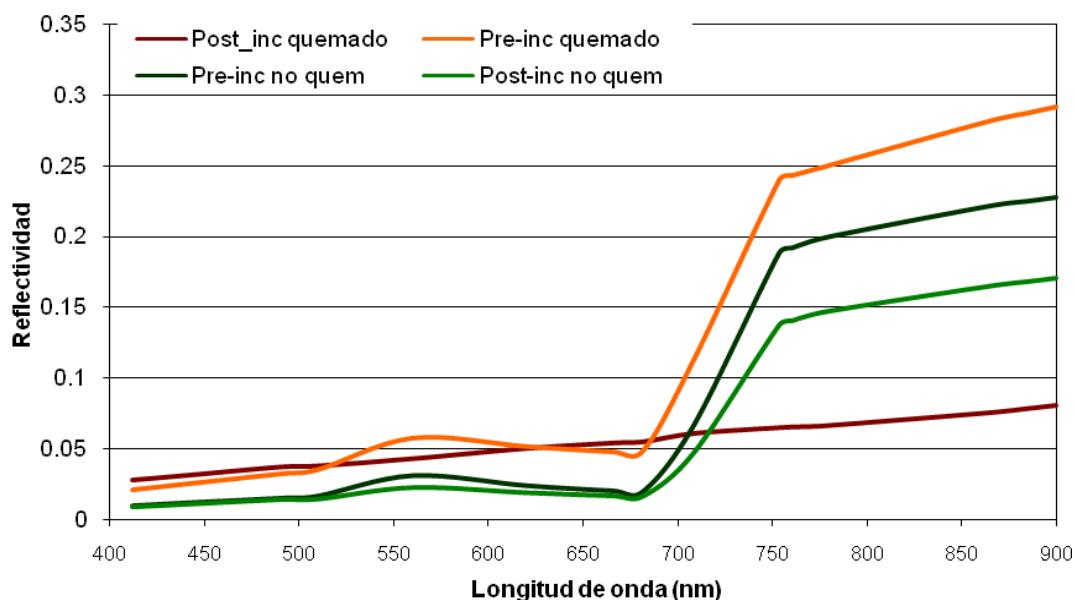


Figura 5.9. Ejemplo de evolución temporal de la firma espectral de un píxel de vegetación quemado y otro no quemado. Elaboración propia.

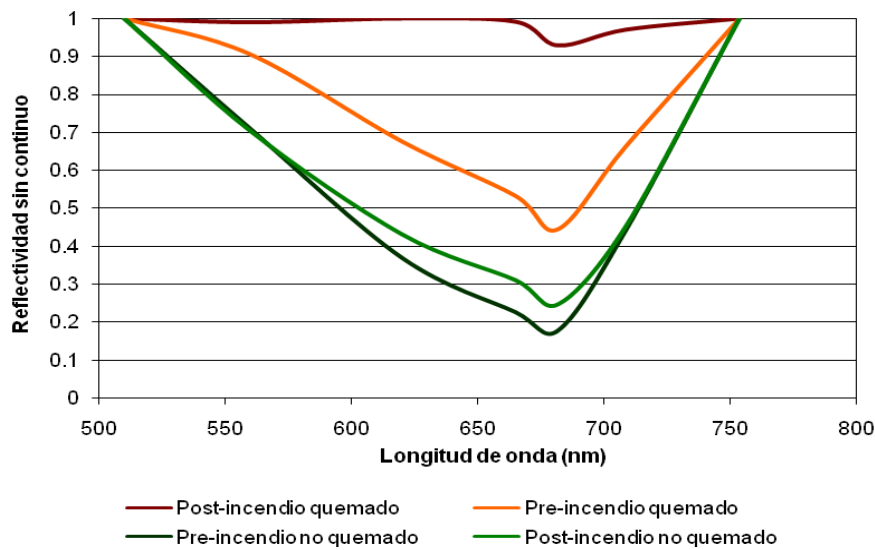


Figura 5.10. Ejemplo de evolución temporal de la firma espectral sin continuo de un píxel quemado y otro no quemado. Elaboración propia.

5.4. Detección de píxeles semilla

Como se ha introducido al inicio de este capítulo, el algoritmo desarrollado en esta tesis para la detección y delimitación de áreas quemadas se compuso de dos fases. La primera fase del algoritmo tuvo como objetivo seleccionar aquellos píxeles que fueron más severamente afectados por el fuego, y que, por lo tanto, mostraron una señal de quemado más intensa. Esta fase se orientó a minimizar las falsas detecciones debidas a confusiones con cubiertas que presentaron una respuesta espectral muy semejante a la de las áreas quemadas. La segunda fase estuvo destinada a identificar todos los píxeles que hubieran sido afectados por el fuego, delimitando el área quemada de la forma más precisa posible. Por lo tanto, se enfocó a minimizar la omisión que presentaban una señal de quemado más débil. Estas dos fases fueron realizadas de forma consecutiva, de manera que los resultados de la primera fase formaron parte de las variables de entrada de la segunda. En este apartado se explica la primera fase del algoritmo de detección de área quemada, siguiendo el esquema de la figura 5.11.

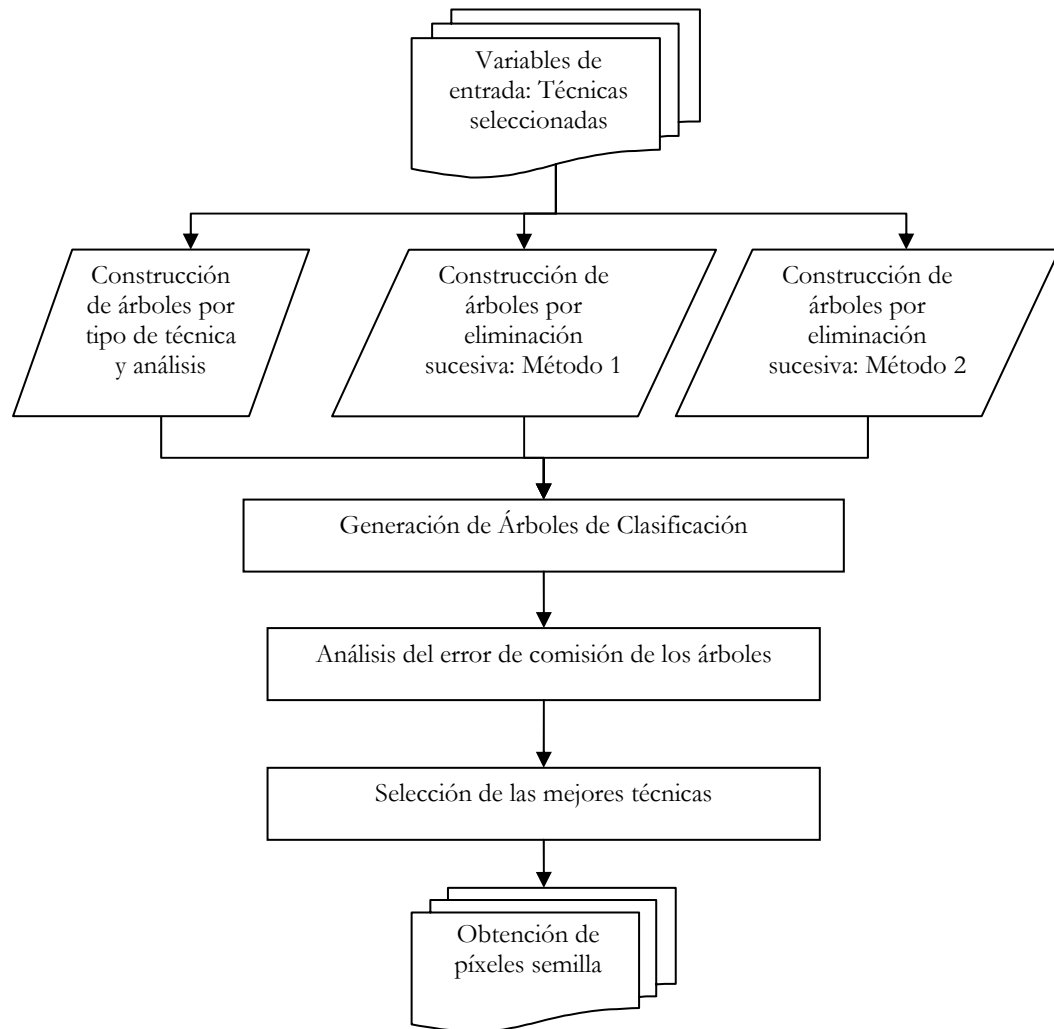


Figura 5.11. Esquema de proceso de la generación de píxeles semilla.

Como aparece representado en la figura 5.11, la primera fase ha sido implementada a través de árboles de clasificación. Esta técnica permite la combinación de diferentes variables para la obtención de reglas de clasificación restrictivas que seleccionen los píxeles semilla.

A partir de los resultados obtenidos en el análisis de sensibilidad de las técnicas anteriormente presentadas, se realizó la selección de aquellas variables con mayor capacidad de discriminación. Dichas variables fueron introducidas como variables de entrada en el algoritmo de construcción de árboles de clasificación siguiendo varias estrategias, con el fin de identificar la combinación de variables que detectara mayor número de incendios produciendo en menor error de comisión posible.

5.4.1. Árboles de clasificación

Los árboles de clasificación son una técnica profusamente utilizada en disciplinas muy diversas como, por ejemplo, la clasificación de señales radar, diagnóstico médica, reconocimiento de caracteres y, por supuesto, la teledetección. Dentro del estudio de las imágenes de satélite los árboles de clasificación han sido empleados con éxito en diferentes campos entre los que destacan la generación de cartografía de usos del suelo y la cartografía de áreas quemadas (Friedl y Brodley, 1997; Hansen *et al.*, 2000; Pereira *et al.*, 2000; Stroppiana *et al.*, 2003b).

Los árboles de clasificación son un método de clasificación jerárquico con un nodo principal o raíz compuesto por todos los datos, el cual se divide en varios nodos (nodos intermedios) que a su vez pueden estar divididos de nuevo. Aquellos nodos que no vuelven a dividirse se denominan nodos terminales. Esta metodología define un conjunto de decisiones simples cuya unión permite resolver una decisión compleja. Además de generar una estructura de clasificación simple, explícita e intuitiva, los árboles de clasificación no asumen distribuciones específicas de los datos de entrada, lo que permite introducir variables no normalizadas. Por otro lado, los árboles de clasificación no son sensibles al ruido de las variables de entrada y son capaces de representar relaciones no lineales (Friedl y Brodley, 1997). Los objetivos principales de los árboles de clasificación se pueden resumir en:

- Clasificar correctamente el mayor porcentaje posible de la muestra de entrenamiento, es decir, establecer nodos finales lo más puros posible.
- Generar reglas de decisión generalizables que puedan ser utilizadas para clasificar otros conjuntos de datos obteniendo una alta precisión.
- Presentar una estructura lo más simple posible.

Para conseguir estos objetivos existen varias técnicas orientadas a diseñar de forma óptima los árboles de decisión. Dentro del diseño de los árboles de clasificación los puntos más importantes son la estructura del árbol y las reglas de decisión utilizadas para dividir la muestra y establecer los nodos terminales. Aunque Breiman *et al.* (1984) conjeturó que el criterio para detener el crecimiento del árbol, conocido comúnmente como estrategia de poda, era mucho más crucial que el criterio de división de los nodos.

En esta tesis se han aplicado árboles de clasificación binarios, caracterizados por establecer umbrales de la forma,

$$\mathbf{X} \leq \mathbf{k} \quad (5.12)$$

Siendo \mathbf{X} una variable continua, y \mathbf{k} el umbral aplicado a dicha variable el cual generará un nodo a la izquierda, en el que la condición se cumple, y otro a la derecha en el que se agrupan las muestras que no cumplen la condición. Esta estrategia de clasificación es muy adecuada para la detección de áreas quemadas, ya que el objetivo es discriminar entre dos categorías: quemado y no quemado.

Uno de los algoritmos más utilizados es el CART^(TM) (Classification and Regression Trees) (Breiman *et al.*, 1984), el cual se caracteriza por realizar particiones binarias siguiendo el criterio definido por el índice de Gini, el cual estima la función de impureza correspondiente a cada umbral, y selecciona el umbral de división que minimiza la función de impureza. La función de impureza está definida por la probabilidad de que una muestra aleatoria sea asignada incorrectamente a una clase. La estrategia de poda que utiliza este algoritmo está basada en el criterio de coste-complejidad. Este criterio de coste-complejidad tiene en cuenta el porcentaje de puntos que no son clasificados correctamente y la complejidad del árbol se mide por el número de nodos terminales, designando un coste por cada nodo.

Sin embargo, el algoritmo CART muestra dos inconvenientes que han sido destacados por varios autores (Loh y Shih, 1997), la complejidad computacional y el sesgo producido en la selección de la variable. La complejidad computacional es inherente al diseño de este algoritmo, ya que para seleccionar el mejor umbral debe calcular la función de impureza para cada una de las opciones, lo cual requiere un elevado volumen de cálculo. El sesgo en la selección de la variable se debe a la tendencia que presenta este método por seleccionar las variables con más puntos de corte.

El algoritmo QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Trees) (Loh y Shih, 1997) fue diseñado con el propósito de solventar los problemas encontrados en el anterior algoritmo. De forma que el algoritmo QUEST se define por ofrecer particiones binarias, no presentar ningún sesgo en la selección de variables, ser computacionalmente más simple, y permitir establecer un umbral de poda. Para seleccionar el umbral, este algoritmo divide la muestra en dos submuestras a través del cálculo de las dos medias más alejadas, las cuales utiliza como medias iniciales. Después aplica un análisis discriminante cuadrático a partir del cual se establece el umbral que mejor separa las dos clases. La selección de la variable utilizada para dividir la muestra se realiza en base a los resultados de test

estadísticos, el test de χ^2 o el test de Levene, que informan sobre la separación entre clases. El p-valor de dichos estadísticos se calcula siguiendo el método de Bonferroni, lo cual hace que el sesgo producido en la selección de la variable sea despreciable.

Aunque Loh y Shih (1997) no encontraron una superioridad completa del algoritmo QUEST sobre el CART, si destacaron el hecho de que el algoritmo QUEST era más eficiente y generaba árboles de clasificación más pequeños con el mismo nivel de precisión.

5.4.2. Construcción de los árboles de clasificación

En esta tesis se decidió utilizar el algoritmo QUEST para construir los árboles de clasificación dados los mejores resultados ofrecidos con este método por otros autores (Bastarrika, 2009b; Lim *et al.*, 2000). Las variables de entrada utilizadas en los árboles se dividieron en función de la variable dicotómica quemado-no quemado. La rama del árbol seleccionada para la obtención de los píxeles semilla fue aquella que ofreció la discriminación de la clase referente a las áreas quemadas.

El algoritmo QUEST utilizado fue el incluido en el paquete estadístico SPSS 15.0 para Windows. Las opciones seleccionadas fueron las siguientes: 3 niveles de árbol como máximo, nivel de significancia para la división de nodos de 0.05, la opción de poda desactivada y los valores de probabilidad iniciales extraídos de los propios datos de la muestra. Además, el número de casos mínimo para considerar un nodo como parental que se ha establecido en 20 y el número mínimo de casos para crear nodos hijos se ha establecido en 5. Se definió una configuración sin podas, con el fin de observar todas las divisiones generadas por el algoritmo y realizar la poda manual de aquellas divisiones que no ofrecen una mejora significativa de la clasificación. El pequeño valor del mínimo número de casos para crear nodos hijos permite obtener árboles con nodos terminales más puros y con menor error de comisión. Así, las reglas establecidas son más robustas y pueden emplearse a priori en cualquier tipo de imagen ofreciendo un nivel de confusión bajo.

Como el objetivo de esta fase es la detección de los píxeles más severamente afectados por el fuego y no la delimitación de los perímetros de área quemada, la muestra de quemado utilizada fue la segunda muestra extraída utilizando los resultados del análisis PPI (sección 3.1 de este capítulo). Esta técnica permitió seleccionar aquellos píxeles con una señal de quemado más intensa.

Debido al elevado número de variables consideradas para la construcción de los árboles de clasificación, existían un gran número de combinaciones de variables posibles. Algunos autores pusieron de manifiesto la elevada probabilidad de que los árboles de decisión no seleccionaran en el primer árbol la solución más eficiente, siendo dicha probabilidad tanto más elevada cuanto mayor fuera el número de variables introducidas en el algoritmo (Friedl *et al.*, 1999). Para obtener aquellas combinaciones de variables que generasen los árboles de clasificación más eficientes para la detección de píxeles semilla se plantearon 3 estrategias diferentes.

En primer lugar, y como punto de partida, se construyeron sendos árboles de decisión agrupando las variables en función del tipo de técnica y del tipo de análisis (uni o multi-temporal). En cuanto al tipo de técnica, se consideraron los siguientes grupos: bandas espectrales, índices espectrales de vegetación, índices espectrales de área quemada, técnicas hiper-espectrales, ángulos entre bandas y ángulos espectrales (Tabla 5.5).

Tabla 5.5. Tabla resumen de las combinaciones de variables utilizadas en los diferentes árboles de clasificación construidos.

Árbol de clasificación	Combinaciones de variables utilizadas
AC 1	Todas las variables post-incendio
AC 2	Todas las variables de diferencia temporal
AC 3	Todas las bandas
AC 3.1	Bandas post-incendio
AC 3.2	Bandas diferencia
AC 4	Todos los índices espectrales
AC 4.1	Índices espectrales post-incendio
AC 4.2	Índices espectrales diferencia
AC 5	Todos los índices BAI
AC 5.1	Índices BAI post-incendio
AC 5.2	Índices BAI diferencia
AC 6	Todos los índices hiperespectrales
AC 6.1	Índices hiper-espectrales post-incendio
AC 6.2	Índices hiper-espectrales diferencia
AC 7	Todos los índices de ángulos de banda
AC 7.1	Índices de ángulos de banda post-incendio
AC 7.2	Índices de ángulos de banda diferencia
AC 8	Todos los ángulos espectrales
AC 8.1	Ángulos espectrales post-incendio
AC 8.2	Ángulos espectrales diferencia

En segundo lugar se estableció una estrategia de construcción sucesiva de árboles de clasificación siguiendo el método de exclusión sucesiva. De manera que, el proceso comenzaba con la utilización de todas las variables como *inputs* en el algoritmo de construcción de árboles de clasificación. El árbol de decisión obtenido como resultado fue el punto de partida de esta estrategia. A partir de aquí fueron los criterios de eliminación establecidos los que marcaron la evolución de las diferentes combinaciones de variables en cada árbol generado. Cada uno de los árboles construidos se denominaron “Nivel” y se numeraron sucesivamente, siendo el Nivel 1 el árbol de decisión obtenido al utilizar todas las variables como *inputs*. Este método hizo posible la aparición de variables con una alta capacidad de discriminación que quedaban enmascaradas en los primeros niveles por otras variables que, aunque ofrecían una elevada discriminación de las áreas quemadas, podían no ser la opción más eficiente para la detección de píxeles semilla.

En este trabajo se siguieron dos criterios de eliminación. El primero de ellos eliminaba aquellas variables predictivas que se situaban en el nodo parental y en el primer nodo de la rama que identificaba a los píxeles quemados. Por lo tanto, en el siguiente nivel (nivel 2) las variables de entrada en el modelo no incluían las variables anteriormente seleccionadas. Utilizando este criterio se construyeron niveles de forma consecutiva hasta que el error de comisión fue superior al 5%, así se generaron 15 árboles de clasificación. En la consecución de este método se observó el predominio de los índices de área quemada como técnica seleccionada para realizar la primera división de los datos en el nodo parental. Por ello, se planteó un segundo criterio de eliminación con el fin de observar el comportamiento del resto de variables en la generación de nuevos árboles de clasificación. El segundo criterio eliminaba todas las variables del mismo tipo que la variable seleccionada en el nodo parental. Así, cuando la variable predictiva que conformaba la regla de decisión del nodo parental era un índice de área quemada post-incendio, quedaban excluidos de las variables de entrada todos los índices de área quemada post-incendio. En el caso de que la variable seleccionada en el primer nodo hijo se repitiera en más de dos árboles consecutivos, se procedía a la exclusión de dicha variable en los siguientes niveles. Las variables uni-temporales y multi-temporales se consideraron grupos separados aunque fueran las mismas técnicas. Este segundo criterio dio lugar a la creación de 9 nuevos árboles de clasificación. En este caso se paró la generación de árboles cuando el porcentaje de área quemada detectada fue inferior al 70%.

5.4.3. Aplicación y evaluación de los árboles de clasificación

Entre todos los árboles de clasificación se eligieron para ser aplicados sobre las imágenes de Portugal-2005 y Grecia-2007, aquellos árboles con un error de comisión inferior al 4%. Una vez aplicados a las imágenes se obtuvieron los píxeles semilla correspondientes a cada una de las áreas de estudio. Para evaluar la eficacia de dichos píxeles semilla se calculó el porcentaje de incendios detectados en total y por tamaños, el porcentaje de área quemada total detectada y el error de comisión.

El porcentaje de incendios detectados se calcula dividiendo el número de incendios que detectan los píxeles semilla entre el total de incendios. La división por tamaños realizada es la siguiente (recordemos que se trabaja con incendios superiores a 50 ha): 50-100 ha, 100-250 ha, 250-500 ha, 500-1000 ha, 1000-5000 ha y superiores a 5000 ha.

El error de omisión se calcula estableciendo la relación entre el área de los perímetros de referencia no clasificada como área quemada por los píxeles semilla, y el área quemada total de dichos perímetros. Por otro lado, el error de comisión se obtiene al dividir el área de las zonas detectadas como área quemada pero que se sitúan fuera de los perímetros de referencia entre el área total de los píxeles semilla.

Después del cálculo de estos parámetros, los píxeles semilla con mayor porcentaje de detección y un error de comisión bajo serán seleccionados para su utilización en la siguiente fase del algoritmo de cartografía de áreas quemadas. Para evaluar la eficacia de los píxeles semilla se puso especial atención a la capacidad de detección de los incendios por debajo de 100 ha.

5.5. Algoritmo de crecimiento de regiones

La aplicación del algoritmo de crecimiento de regiones conforma la segunda fase del algoritmo de cartografía de área quemada. Previo a la aplicación del crecimiento de regiones propiamente dicho fue necesario realizar una serie de pasos previos como se indica en el diagrama de proceso de la figura 5.11. Las variables de entrada del algoritmo de crecimiento fueron los píxeles semilla generados en la primera fase y otra capa que estima y que se calculó a partir de las variables con mayor capacidad de discriminación y menor variabilidad interna de la señal quemada. Una vez seleccionadas, se comprobó que la

muestra de quemado se ajustaba a una distribución normal gaussiana, para posteriormente realizar el cálculo de la probabilidad de quemado.

Este apartado trata en primer lugar el proceso de selección de variables para esta segunda fase. En la siguiente sub-sección se describe el cálculo de la probabilidad de quemado, y finalmente se describe el algoritmo de crecimiento de regiones.

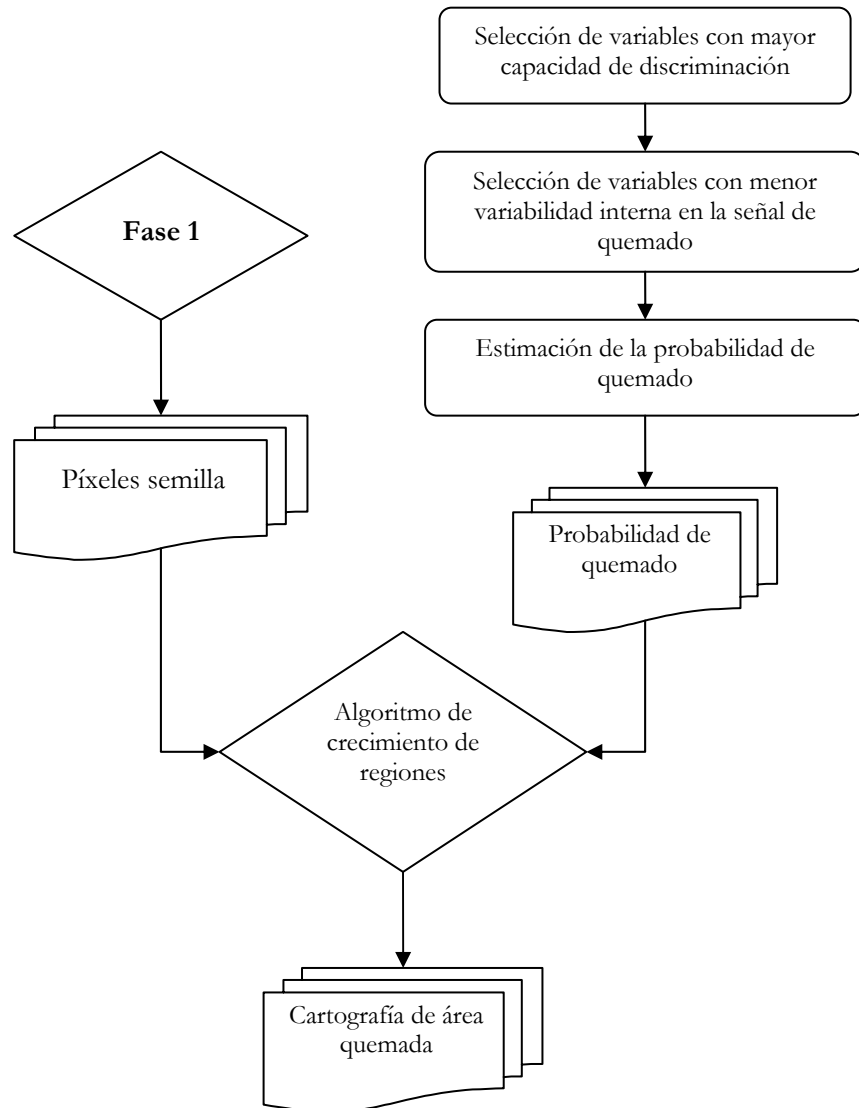


Figura 5.12. Diagrama de proceso de la segunda fase del algoritmo de cartografía de áreas quemadas.

5.5.1. Selección de variables para el cálculo de la probabilidad de quemado

Para realizar la selección de las variables con menor variabilidad interna en la categoría de quemado se partió del listado de variables con mayor capacidad de discriminación que dedujimos de la primera fase del algoritmo. La variabilidad o varianza interna de la categoría de quemado se estimó por medio de varios estadísticos, los cuales ofrecieron información complementaria sobre la que se apoyó la decisión final.

Los estadísticos utilizados fueron el coeficiente de variación de Pearson de la categoría de quemado (Ec. 5.12), y el estadístico F propio del test de análisis de la varianza (Ec. 5.13). El coeficiente de variación de Pearson se define como el cociente entre la desviación típica y la media aritmética de un conjunto de datos. El coeficiente de variación es una medida de dispersión relativa normalizada y adimensional. Al estar normalizado el coeficiente de variación no se ve afectado por la magnitud de las variables, y al carecer de unidades permite comparar la dispersión de las distribuciones de variables con diferente unidad. Por ello, esta medida fue más útil que la desviación típica cuando se requirió realizar comparaciones de la varianza entre distintas variables. Este estadístico ha sido utilizado principalmente en variables positivas, ya que en distribuciones negativas su significado como estimador de la forma de una distribución es cuestionable. Las variables utilizadas son todas positivas en el análisis uni-temporal. Aunque en el análisis multi-temporal aparece el caso de variables negativas, se estimó que al ser variables creadas por diferencia entre dos fechas, se podía obtener la misma variable con distribución positiva cambiando el orden de los componentes de la resta. Por ello, se introdujo en la fórmula el uso del valor absoluto de la media, para evitar los valores negativos del coeficiente de variación.

$$CV_q = \sigma_q / |\mu_q| \quad (5.13)$$

Los valores por encima de 1 indican una variabilidad elevada, ya que la desviación típica es mayor que la media. También pueden indicar la presencia de valores anómalos que podrían provocar errores en cálculos posteriores. Cuanto más cercano a cero sea el valor del coeficiente de variación, menor será la variabilidad de la categoría.

El segundo estadístico calculado fue el denominado estadístico F de Fisher, definido en la ecuación 5.13. Este índice establece la relación entre la varianza entre las categorías y la varianza interna de esas categorías. Aunque el análisis de varianza precisa que

los datos estén distribuidos de forma normalizada y que la varianza de los grupos sean iguales, el estadístico F tiene significado por sí mismo y su aplicación no necesita el cumplimiento de las anteriores asunciones. Es decir, no se ha tenido en cuenta la significatividad del test estadístico que establece si hay o no relación entre las categorías, sino que se utilizó el valor del coeficiente F para conocer la relación entre los componentes de la varianza.

$$F = \frac{\sum_i n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2 / k - 1}{\sum_{i=1} \sum_{j=1} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 / N - k} \quad (5.14)$$

En este caso una variable será tanto más apta para la segunda fase del algoritmo de cartografía de áreas quemadas cuanto mayor sea la separabilidad y menor la varianza interna de las categorías. Por lo tanto, a mayores valores de F mayor será la aptitud de las variables. Este estadístico también es adimensional, pero sí se ve afectado por la magnitud de la variable ya que la relación se establece entre suma de cuadrados. Por lo tanto, se fue especialmente cautelosos en la interpretación de estos resultados, porque sólo serían comparables los valores de F entre variables de similar magnitud. Aquellas de magnitud superior, concretamente los índices de área quemada fueron comparables entre sí pero no fueron directamente comparables con las demás variables. Además, este estadístico, a diferencia del anterior, tenía en cuenta en su cálculo la varianza de los dos grupos, quemado y no quemado. De manera que, el valor de F también estuvo influenciado por la varianza de la categoría de no quemado.

Utilizando los resultados de estos dos índices estadísticos se escogieron las variables con menor varianza dentro de la categoría de quemado y mayor separabilidad. Se estimó necesario el cálculo de ambos coeficientes ya que la información que ofrecen es complementaria. Mientras uno expresaba como era la dispersión de los datos en la categoría de quemado, el otro coeficiente relacionaba dicha distribución de los datos con la distribución de la categoría de no quemado. Las variables de análisis temporal seleccionadas se utilizaron para crear los denominados vectores de cambios, como se explica a continuación.

5.5.2. Vector de cambios

Varios estudios han utilizado vectores de cambio para determinar alteraciones entre imágenes de satélite (Kontoes 2008). En dichos estudios utilizaron tanto la magnitud del vector de cambio como el ángulo del vector que marca la dirección en la que se produce el cambio. Esta técnica, que se denomina análisis del vector de cambios, representaba las bandas de información contenidas en una imagen como un vector N-dimensional. Este análisis consideraba al menos dos fechas en las que se habían adquirido respectivas imágenes y calculaba la diferencia entre la fecha 1 y la fecha 2. Siendo el vector correspondiente a la fecha 1, $\vec{G}_1 = q_{11} + q_{12} + \dots + q_{1n}$ y el vector de la fecha dos, $\vec{G}_2 = q_{21} + q_{22} + \dots + q_{2n}$, el vector de cambio se define como,

$$\vec{AG} = \begin{pmatrix} q_{11} - q_{21} \\ q_{12} - q_{22} \\ q_{13} - q_{23} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Dq_1 \\ Dq_2 \\ Dq_3 \end{pmatrix} \quad (5.15)$$

La magnitud del vector de cambio se calculó utilizando la ecuación del módulo de un vector, ofreciendo información sobre la brusquedad o la fuerza del cambio. Se define como,

$$|\vec{AG}| = \sqrt{Dq_1^2 + Dq_2^2 + \dots + Dq_n^2} \quad (5.16)$$

En esta tesis sólo se prestó atención al módulo del vector y no a la dirección, ya que la dirección del cambio ya se ha tenido en cuenta en la obtención de los píxeles semilla. Por otro lado, la utilización del módulo del vector de cambio atiende al propósito de unir la capacidad de discriminación de las variables seleccionadas y así obtener un índice de cambio que permita realizar una cartografía más precisa.

Los módulos de los vectores de cambios generados se incluyeron en el cálculo de la probabilidad de quemado, para obtener las variables explicativas de probabilidad que se introducen en el algoritmo de crecimiento de regiones.

5.5.3. Probabilidad de quemado

En la fase de crecimiento de regiones es necesario definir un umbral a partir del cual se establece si un píxel pertenece a la categoría de quemado o a la de no quemado. Utilizando las variables originales, es decir, sin realizar ninguna operación de transformación, es preciso establecer una serie de criterios para encontrar el umbral más

adecuado en cada caso. La creación de dichos umbrales es un proceso sujeto a la subjetividad del investigador, aunque algunos estudios han intentado minimizar este efecto creando sistemas de decisión basados en la actuación final del algoritmo. Sin embargo, para que dichos sistemas fueran operativos sería necesario el establecimiento de objetivos precisos que deba cumplir la cartografía final.

Para resolver este problema en este trabajo se optó por realizar el cálculo de la probabilidad de quemado, donde se establece la proximidad de los valores de una variable a la categoría “quemado”. Se ha utilizado la distribución Gausiana para modelar la probabilidad de quemado de las diferentes variables. Para ello, era necesario que la muestra de la categoría quemado se ajustara a una distribución normal. Si bien la dependencia de la normalidad de las variables en la categoría de quemado fue una desventaja de este método, hay que tener en cuenta que se puede seleccionar cualquier otra distribución de probabilidad para modelar los datos de quemado. En esta tesis los datos de quemado se ajustaban en su mayoría a una distribución de probabilidades Gausiana, por ello se decidió utilizar dicha función de distribución.

Con el fin de unificar el rango de variabilidad de las variables se realizó la estandarización de la distribución de las variables igualando la media a cero y la desviación típica a uno, utilizando la ecuación 5.17.

$$N(0,1) = \frac{x_{ij} - \mu_{qj}}{\sigma_{qj}} \quad (5.17)$$

Siendo x_{ij} un píxel i de la imagen de la variable j , μ_{qj} la media de la categoría de quemado de la variable j , y σ_{qj} la desviación típica de la categoría de quemado de la variable j . Todos los píxeles de la imagen fueron ajustados a dicha función de distribución de probabilidad, así los píxeles quemados se localizaron en los valores intermedios de la función de probabilidad, mientras que los no quemados se situaron en los extremos de la distribución de probabilidad. Es decir, cuando en una variable los valores más bajos representaban las zonas quemadas y los más elevados las zonas no quemadas, al realizar la normalización de los datos, los valores de las regiones no quemadas quedaban concentrados en la cola derecha de la función de distribución, mientras que los valores de las regiones quemadas se situaban en la cola izquierda de la distribución si se presentaba la situación contraria. Por ello, al realizar el cálculo de la probabilidad de quemado,

dependiendo de en que extremo de la distribución se sitúe la categoría de no quemado, esta ofrecía bien los valores de probabilidad más bajos o bien los más elevados. En cualquier caso la separación entre los dos grupos de datos fue nítida, proporcionando niveles de confusión mínimos. En la figura 12 vemos representada la distribución de frecuencias acumuladas de píxeles quemados y no quemados tras la normalización de una de las variables.

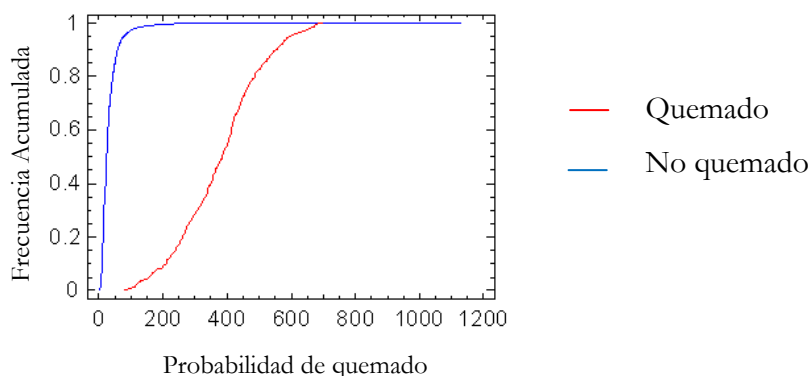


Figura 5.13. Ejemplo de distribución de los valores de probabilidad de quemado. Elaboración propia.

5.5.4. Algoritmo de crecimiento de regiones

En la primera fase se realizó la clasificación o segmentación de la imagen en zonas quemadas y no quemadas tomando como referencia la información espectral contenida en la imagen. La segunda fase en cambio permite introducir criterios espaciales o de relación espacial entre los píxeles vecinos.

Existen varias técnicas que consideran conjuntamente la información espectral y espacial para realizar la segmentación de la imagen, entre ellas se encuentran las técnicas basadas en la similitud entre regiones vecinas, las técnicas basadas en la detección de bordes entre dos regiones y las técnicas híbridas que mezclan las dos técnicas anteriores con el objetivo de solventar las desventajas que presentan individualmente (Bastarrika 2009; Fan *et al.* 2001; Zhang *et al.* 2005). Dentro de las técnicas de regiones una de las más utilizadas es la segmentación por crecimiento de regiones. Esta técnica inicia sus cálculos a partir de regiones o segmentos, denominados semillas, que identifican desde una a todas las clases en las que se quiere segmentar la imagen. Estas semillas crecen añadiendo a la región que forman las regiones adyacentes que cumplen un criterio de homogeneidad, creando así

regiones homogéneas hasta segmentar la totalidad de la imagen o hasta que el criterio anterior deja de cumplirse. Las desventajas de esta técnica son, por un lado, su alta dependencia de la localización inicial de las semillas, y por otro, la dependencia del criterio de homogeneidad. El establecimiento del criterio de homogeneidad se ha planteado a veces como una desventaja, sin embargo existen varios estudios cuyo objetivo es disminuir esta dependencia utilizando umbrales o criterios adaptativos a las condiciones de la imagen (Bastarrika y Chuvieco, 2006).

Dentro de esta técnica se pueden establecer varios tipos de algoritmos de crecimiento de regiones (Baraldi y Parmiggiani, 1996; Haralick y Shapiro, 1985), entre los que destacan los algoritmos de crecimiento de enlace simple, y los algoritmos de crecimiento de enlace al centroide. El primer grupo es el más sencillo, ya que se basa en comparar la similitud de los píxeles semilla con sus vecinos, estableciendo si pertenecen o no a una categoría según un umbral. Sus ventajas principales son su simplicidad conceptual y eficacia computacional. Aunque las desventajas son numerosas, comenzando por las dificultades en su implementación al ser un algoritmo de naturaleza secuencial. Además el criterio de similitud es difícil de establecer, y como consecuencia son muy frecuentes los problemas de sobre-agrupamiento, debido a la débil relación existente entre un único píxel y su vecindad. Esta serie de desventajas sugieren que esta técnica no ofrecería buenos resultados en la cartografía de áreas quemadas.

Los algoritmos de crecimiento de regiones de enlace al centroide comparan el valor de cada uno de los píxeles candidatos con alguna estadística significativa de la región semilla, por ejemplo, la media. Si el píxel supera el umbral de similitud establecido, se une a la región. Una vez se han unido los píxeles vecinos, la medida estadística de cada región vuelve a ser calculada. Este proceso se repite en cada iteración hasta que toda la imagen queda segmentada, es decir, todos los píxeles son asignados a una categoría. Por tanto, el crecimiento de las regiones depende del orden de evaluación e incorporación de los píxeles candidatos.

Por su parte las técnicas que utilizan la detección de bordes, también denominadas algoritmos de crecimiento de enlace híbrido, han mostrado ser computacionalmente muy costosas debido a la formación de regiones no cerradas que requieren procedimientos posteriores complejos (Palmer *et al.* 1996). El algoritmo comienza aplicando un operador de bordes, clasificando la imagen con las etiquetas “borde” y “no borde”. Las regiones se

forman agrupando aquellos píxeles etiquetados como “no borde”. De manera que, las regiones crecen sin ningún criterio espectral hasta encontrarse con algún píxel etiquetado como “borde”. Aunque son algoritmos de eficiencia computacional muy elevada, la dificultad de establecer contornos cerrados a partir de los operadores de borde hace que esta técnica presente una complejidad también elevada. Por otro lado, la mayoría de los detectores de bordes no admiten datos multi-espectrales, por lo que la técnica se limita a una única banda, lo cual puede limitar en ciertos casos su campo de aplicación.

Estas razones propiciaron la creación de métodos híbridos que integraban las dos técnicas, de regiones y de bordes, para paliar las desventajas que presentaban cada una de ellas (Fan *et al.* 2001). En esta línea, Bastarrika (2009) evaluó la capacidad de varios algoritmos de crecimiento de regiones en el campo de la cartografía de áreas quemadas. Estos algoritmos de crecimiento se diferenciaban en el establecimiento del criterio de similitud (umbral o distancia de Mahalanobis), la procedencia de los umbrales (fijos o teóricos, o adaptativos), metodología de aplicación del crecimiento de regiones (crecimiento enfocado a una categoría o generalizado en todas) y aplicación conjunta o no de un operador de bordes para marcar el final del crecimiento. Los resultados ofrecidos por Bastarrika (2009) demostraron que no existen diferencias significativas entre los algoritmos de umbrales fijos o adaptativos. Sin embargo, los algoritmos en los que se utilizó el operador de bordes ofrecieron mejores resultados, sobre todo los errores de comisión. Atendiendo a las diferencias entre el algoritmo de crecimiento de umbral fijo con y sin operador de bordes, se observa cómo aunque los errores de comisión son menores al considerar los bordes, los de omisión son en muchos casos superiores a los ofrecidos por el algoritmo sin bordes. Dado que las diferencias en los resultados no son muy grandes y apostando por la simplicidad y sencillez computacional, en esta tesis se ha elegido utilizar el algoritmo de crecimiento de regiones de umbral fijo sin operador de bordes.

El algoritmo de crecimiento de regiones en esta tesis opera estableciendo una conectividad igual a 8, es decir, se consideró una ventana de 3x3 píxeles centrada en un píxel semilla y los 8 píxeles candidatos fueron comparados con el umbral fijo. Así, las áreas quemadas crecieron hasta que los píxeles vecinos no cumplían con el criterio establecido.

La variable sobre la que se realizó el crecimiento fue la probabilidad de quemado normalizada de cada variable seleccionada en la segunda fase del algoritmo. La utilización de la probabilidad normalizada permitió el establecimiento de un umbral fijo para todas las

variables independientemente de su rango de variación. Este umbral se fijó en 0.975 o 0.025, dependiendo de la localización de los valores de la categoría no quemado respecto a la distribución de probabilidad de la categoría de quemado. De manera que, se establecieron dos posibilidades:

- Si los valores de no quemado se situaban en la cola derecha de la distribución de probabilidad el criterio a cumplir para ser clasificado como quemado era $p(x_i) < 0.975$.
- Si los valores de no quemado se localizaban en la cola izquierda de la distribución de probabilidad el criterio a cumplir para ser incluido en la categoría quemado era $p(x_i) > 0.025$.

5.6. Validación de los resultados

Los productos cartográficos se definen como una generalización de la realidad. En consecuencia, cualquier producto cartográfico tiene asociado un error intrínseco al proceso cartográfico. Por ello, la precisión de los productos cartográficos es una información esencial que establece el uso potencial de dicho producto y las consideraciones que deben ser tenidas en cuenta cuando sea utilizado en los procesos de toma de decisiones. El error que presentan los productos cartográficos generados a partir de imágenes de satélite se evalúa comparando la cartografía resultante con datos de referencia. Estos datos de referencia, los cuales se asume que son representativos de la realidad, pueden ser tomados en campo, o ser obtenidos a partir de imágenes de mayor resolución espacial. Este proceso se denomina validación de los resultados o análisis de la calidad de la cartografía.

Conscientes de la importancia de la validación de los resultados, en esta tesis se ha establecido un planteamiento riguroso del proceso de validación, aplicando diferentes métodos para ofrecer un análisis completo de la calidad de la cartografía. Como se introdujo en el capítulo 1, existen varias técnicas de validación que han sido empleadas para la evaluación de la calidad de la cartografía de áreas quemadas. En esta tesis, en lugar de seleccionar una de esas técnicas como representativa de la calidad de producto, se consideró que eran técnicas complementarias.

Se han llevado a cabo dos tipos de validación, una que se denominó dependiente porque se realizó en las áreas de estudio utilizadas para calibrar la metodología. Y otra independiente en la que se aplicó la metodología que mejor resultados ha ofrecido en la validación dependiente a un área de estudio diferente. La validación independiente proporcionó información sobre los resultados esperados al aplicar la metodología establecida a distintas regiones.

Siguiendo el esquema de proceso de validación expuesto en la figura 5.12, la validación dependiente se compuso de dos fases. Debido al elevado número de mapas de área quemada generados al final de la segunda fase del algoritmo, se hizo necesaria una pre-selección de los mejores resultados antes de realizar el análisis de los errores por tamaño de área quemada. En la primera fase se aplicaron las técnicas de validación más generales, cuyos resultados se utilizaron para seleccionar aquellas variables explicativas que ofrecieron mejores resultados en la fase de crecimiento de regiones. Las técnicas de validación elegidas para la ejecución de la primera fase fueron, la regresión lineal, los errores de omisión y comisión globales y el índice kappa. Estas técnicas consideran el conjunto de incendios forestales sin realizar separación por tamaños. En la segunda fase, se realizó el análisis de los errores de omisión y comisión por tamaño de incendio sólo de aquellas técnicas seleccionadas en la primera fase de la validación. Además se aplicó una técnica denominada análisis del óptimo de Pareto (Boschetti et al, 2004).

Por último, en la validación independiente se aplica el algoritmo de áreas quemadas resultante sobre los incendios ocurridos en la temporada de incendios de 2006 en el noroeste de la Península Ibérica. Esta validación fue ejecutada en imágenes que no participaron en el proceso de diseño del algoritmo, lo cual permitió evaluar el comportamiento de la metodología en otras regiones y temporadas de incendios. Para la validación de esta cartografía de áreas quemadas se calcularon todos los índices y técnicas aplicadas en la validación dependiente.

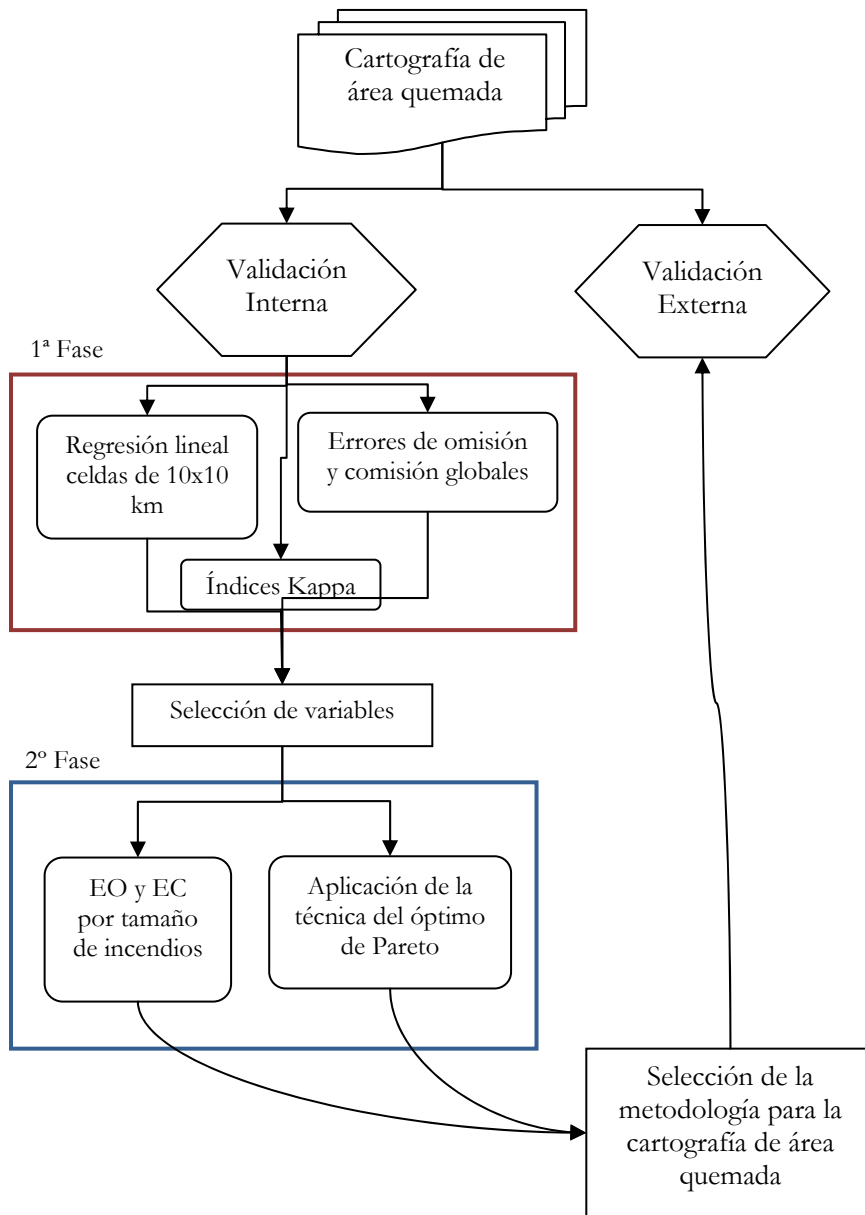


Figura 5.14. Diagrama del proceso de validación.

5.6.1. Regresión lineal

Cada vez es más común encontrar estudios en los que se aplica una regresión lineal entre el área quemada de la cartografía de referencia y el área quemada estimada. El empleo de esta técnica se apoya en la disminución del efecto del error asociado a la comparación de cartografías procedentes de imágenes de diferente resolución espacial, en las medidas que definen la calidad del producto. Es decir, cuando se valida un producto cartográfico de baja resolución espacial utilizando un producto de mayor resolución espacial se produce un error relacionado con la superficie detectada como área quemada en cada caso. Esta propiedad, característica de esta técnica de validación, es su mayor ventaja y es la razón principal por la que presenta un reconocimiento generalizado. Esta técnica es especialmente apropiada si el objetivo del estudio es la estimación cuantitativa del área quemada a gran escala (regional, y global) (Boschetti *et al.*, 2004).

Otra ventaja que ofrece la regresión lineal es la información sobre la infra o sobreestimación sistemática que se puede producir en los resultados. Tanto los parámetros de la recta de regresión como la posición de la recta respecto a la diagonal indican el comportamiento de la cartografía de área quemada generada y su ajuste con la realidad.

Sin embargo, esta técnica de validación realiza una evaluación de los resultados que se puede definir como moderadamente localizada (Maggi y Stroppiana, 2002). Por lo tanto, si bien es cierto que restringe el cálculo de la proporción de área quemada en una superficie definida, no permite establecer si las áreas quemadas se encuentran correctamente localizadas dentro de la superficie considerada. Por lo tanto, puede darse el caso de que la proporción de área quemada correspondiente a la cartografía generada coincida perfectamente con la de la cartografía de referencia, aunque las áreas quemadas estén erróneamente localizadas.

Otra desventaja está asociada con el efecto de compensación entre los errores de omisión y comisión que se produce inevitablemente, ya que la comparación se realiza entre la proporción de área quemada dentro de las celdas sin considerar su localización. Esta desventaja aparece cuando el efecto de reducción del error entre resoluciones espaciales enmascara errores reales de localización de las áreas quemadas. Este efecto puede no ser importante cuando se evalúan extensas áreas compuestas por un ecosistema homogéneo como puede ser el bosque boreal. Sin embargo, al evaluar ecosistemas como el mediterráneo, en las cuales el paisaje está formado por una alternancia continua entre

formaciones forestales y agrícolas, la evaluación localizada en el espacio adquiere mayor relevancia.

Para realizar la regresión se computan las proporciones de área quemada, tanto de la cartografía de referencia como la estimada, dentro de celdas de menor resolución espacial que varían de tamaño dependiendo del estudio (figura 5.15). El tamaño de dichas celdas suele oscilar entre 5x5km y 15x15 km (Roy *et al.*, 2002; Silva *et al.*, 2004). En este trabajo se ha optado por utilizar un tamaño intermedio de 10x10 km. Además se ha seguido el método introducido por Piñeiro *et al.* (2008), quienes justifican matemáticamente la posición de la variable de referencia y estimada para realizar la regresión lineal. Estos autores establecen que los datos de referencia deben situarse en el eje Y y los datos estimados en el eje X para obtener resultados significativos del ajuste de los resultados.

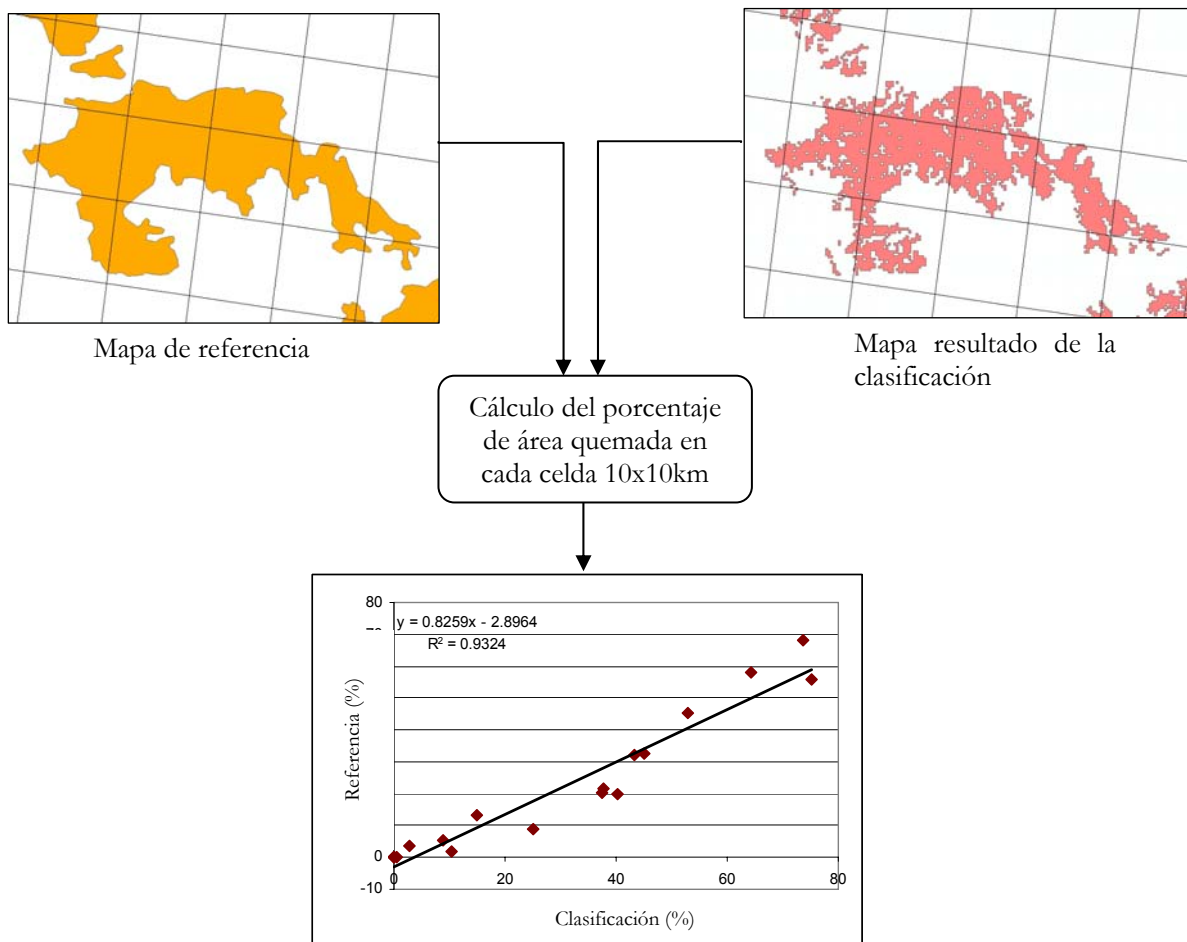


Figura 5.15. Diagrama del proceso de cálculo de la validación por regresión lineal. Se calcula el porcentaje de área quemada en cada imagen y se comparan en un gráfico de dispersión. El grado de ajuste de la clasificación a la realidad se obtiene a través del R^2 , la posición de la pendiente respecto a la diagonal y el análisis de los residuales. Elaboración propia.

5.6.2. Matriz de confusión

La matriz de confusión, como se introdujo en el Capítulo 1, permite una evaluación localizada espacialmente de los resultados cartográficos. Las medidas más utilizadas para expresar la exactitud y analizar los errores se derivan de la matriz de confusión. Entre los más difundidos se pueden citar, la exactitud global del mapa, los errores de omisión (precisión del productor) y errores de comisión (precisión del usuario), y el índice kappa.

La gran ventaja de esta técnica es que permite una evaluación del error de forma localizada. Por lo tanto, toda la información derivada de la matriz de confusión proporcionará la información necesaria para entender las fuentes de error y conocer si el algoritmo diseñado es óptimo. Sin embargo, el error debido a la diferencia de resoluciones cuando se realiza la validación con datos procedentes de imágenes de mayor resolución espacial, es especialmente acusado en los estudios de área quemada realizados con imágenes de satélite, y en algunos casos puede dar lugar a altos niveles de error de omisión y comisión (Maggi *et al.*, 2002; Boschetti *et al.*, 2004).

Aún así, la matriz de confusión ayuda a descubrir las posibles confusiones entre clases, que pueden ser resueltas con el uso de información adicional. Además, el conocimiento del patrón de las confusiones puesto de manifiesto en la matriz ofrece información clave para la posterior utilización de dicho producto.

Recordemos que la matriz de confusión está formada por los datos sobre el área referencia de zonas quemadas situados en las columnas y los datos relevantes a la cartografía realizada localizados en las filas.

Tabla 5.6. Ejemplo de matriz de confusión. Los datos correspondientes al mapa de referencia se sitúan en las columnas y los referentes al mapa obtenido como resultado del proceso de clasificación se representan en las filas. Fuente: Chuvieco (2002). Elaboración propia.

		Datos de referencia		
		Categorías	Quemado	No quemado
Mapa Resultado	Quemado	A_{11}	A_{21}	$A_{11} + A_{21} = A_{+1}$
	No quemado	A_{12}	A_{22}	$A_{12} + A_{22} = A_{+2}$
	Total	$A_{11} + A_{12} = A_{1+}$	$A_{21} + A_{22} = A_{2+}$	$A_{1+} + A_{2+} = A_{+1} + A_{+2}$

Una de las medidas de precisión más popular es la exactitud global (EG) o porcentaje de casos correctamente clasificados. Esta medida se calcula como el sumatorio de la diagonal de la matriz, la cual representa los casos correctamente clasificados, entre el total de casos,

$$EG = \frac{A_{11} + A_{22}}{A_{1+} + A_{2+}} \quad (5.18)$$

En el campo particular del análisis de la exactitud de la cartografía de área quemada, esta medida no ofrece la misma significación que en otros campos. Esto es debido a que cuando se realizan estudios regionales o globales gran parte de la superficie de la imagen se corresponde con la categoría de no quemado. La superficie correctamente clasificada de la categoría no quemado suele ser muy superior a la correspondiente a la categoría de quemado. Por lo tanto, las variaciones en la superficie correctamente clasificada como quemado quedan eclipsadas por la extensa superficie de la categoría de no quemado. Por otro lado, Pontius (2000) pone de manifiesto que esta medida de exactitud puede ser engañosa porque hay una gran proporción del acuerdo entre mapas que se debe al azar, lo cual no se tiene en cuenta utilizando la exactitud global como medida para definir el grado de acuerdo con la realidad.

Una solución propuesta para estos casos es la normalización o estandarización de la matriz de confusión. La normalización consiste en un proceso iterativo de compensación en el que se van a justando los valores de cada celda hasta conseguir que los marginales de las filas y columnas sumen la unidad. A través de la normalización de la matriz se eliminan las diferencias entre el tamaño de los casos de las diferentes categorías. De manera que es posible la comparación directa celda a celda de los resultados obtenidos con diferentes métodos y con diferente número de casos. En cambio, para poder comparar los resultados ofrecidos por la matriz de confusión original es necesario el cálculo de índices como la precisión global o los errores de omisión y comisión. En el caso de la matriz normalizada el valor de área quemada correctamente detectada incluye información sobre los errores de omisión y comisión cometidos. Por ello, hay casos en los que en la matriz original el porcentaje de área detectada es mayor que el obtenido después de realizar la normalización, lo cual es debido a la influencia de los errores. Cuanto mayor sea el error, menor será el

área quemada detectada al realizar la normalización. Así, la exactitud global será más significativa de la situación real de la clasificación y permite observar la participación de las categorías de menor superficie en la precisión global del producto cartográfico.

Pese a sus ventajas, Congalton y Green (2008) abogan por la utilización de varias medidas de precisión de forma complementaria, ya que cada una aporta una información diferente sobre el análisis de los errores en la matriz de confusión.

Si bien la exactitud global puede ser, en algunos casos, suficiente para definir la precisión de una clasificación o un producto cartográfico, no ofrece información sobre la distribución de la confusión de casos entre las diferentes categorías. Para ello, es necesario calcular los errores de omisión y comisión, o sus complementarios denominados exactitud del productor y del usuario, respectivamente (Ec. 5.19 y 5.20). En este caso, la categoría de interés es el área quemada, de manera que el análisis de errores se centra particularmente en dicha categoría.

$$Ec_1 = \frac{A_{21}}{A_{11} + A_{21}} \quad (5.19)$$

$$Eo_1 = \frac{A_{12}}{A_{11} + A_{12}} \quad (5.20)$$

Teniendo en cuenta que en la validación de la cartografía de área quemada se trabaja con las superficies clasificadas en cada una de las categorías, el error de omisión se define como el porcentaje de área quemada en la cartografía de referencia que no ha sido clasificado como tal en la cartografía generada. Mientras que el error de comisión se define como el porcentaje de superficie que es clasificada como área quemada pero no aparece como tal en la cartografía de referencia.

Para realizar el análisis de los incendios por tamaños se ha seguido la clasificación por tamaños utilizada en la validación de la primera fase del algoritmo de cartografía de área quemada (sección 4.3 – Cap. 5).

5.6.3. Índice Kappa

Otra técnica ampliamente utilizada para representar la exactitud de una clasificación, que se deriva de los valores de la matriz de confusión, es el análisis Kappa (Cohen, 1960). Esta técnica calcula el estadístico K el cual compara el grado de acuerdo

ofrecido por la clasificación con respecto al acuerdo que se puede generar debido al azar. Este estadístico se calculó para cada matriz de confusión ofreciendo una medida del grado de ajuste con la realidad en la que se elimina el efecto de los fenómenos aleatorios.

El estadístico K se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$\hat{K} = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} \quad (5.21)$$

Donde, p_o representa el acuerdo observado y p_c se refiere al acuerdo esperado en cada categoría debido al azar.

$$p_o = \sum_{i=1}^k p_{ii} \quad (5.21)$$

$$p_c = \sum_{i=1}^k p_{i+} p_{+i} \quad (5.22)$$

O también definido como,

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^k A_{ii} - \sum_{i=1}^k A_{i+} A_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k A_{i+} A_{+i}} \quad (5.23)$$

Siendo n el número total de casos o el número total de hectáreas, A_{ii} se refiere al acuerdo observado y A_{i+} y A_{+i} son los marginales de cada categoría. El índice K presenta las siguientes propiedades:

- si una clasificación es perfecta el valor de K es igual a la unidad,
- si el acuerdo observado es mayor que el acuerdo debido al azar el valor de K es mayor que cero,
- si la proporción correctamente clasificada es igual a la esperada debida al azar, entonces el valor de K es igual a cero, y
- si el acuerdo observado es inferior al acuerdo debido al azar el valor de K es inferior a cero.

Landis y Koch (1977) reparten los rangos del valor K en las siguientes clases: más del 80% representa gran acuerdo, entre 40 y 80% expresa un acuerdo moderado, y menor de 40% indica un acuerdo pobre.

Por otro lado, al presentar una distribución de probabilidad conocida, se puede calcular si el estadístico K de una determinada clasificación es estadísticamente significativo. De la misma manera, es posible comparar dos clasificaciones realizadas a partir de métodos diferentes, y conocer si una de ellas es significativamente mejor que la otra.

$$Z = \frac{\hat{K}}{\sqrt{\hat{\text{var}}(\hat{K})}} \quad (5.24)$$

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\text{var}}(\hat{K}_1) + \hat{\text{var}}(\hat{K}_2)}} \quad (5.25)$$

Siendo $\text{var}(K)$ la varianza del estadístico K .

El uso de esta técnica para evaluar la exactitud de una clasificación está ampliamente extendido y aceptado por la comunidad científica. Sin embargo, Pontius (2000) puso de manifiesto las limitaciones de dicho estadístico cuando se precisa obtener una medida de la exactitud tanto en la superficie de la cubierta correctamente clasificada como de la correcta localización de dicha superficie. Para solucionar este problema, el autor desarrolló un método para estimar K estableciendo diferentes medidas para conocer el porcentaje de acuerdo debido al azar, el porcentaje de acuerdo debido a la cantidad de superficie estimada, el porcentaje de acuerdo debido a la correcta localización de las categorías, y los respectivos errores debidos a la cuantificación y a la localización incorrecta de dichas categorías.

Las ecuaciones desarrolladas para calcular dichos índices se encuentran resumidas en la tabla 5.7. La información sobre el acuerdo debido a la cuantificación de la superficie fue dividida en tres niveles de información: **n** significa que no existe acuerdo debido a la cuantificación de las categorías, **m** significa que el acuerdo es medio y **p** indica que el acuerdo es perfecto en función de la cuantificación. Para expresar el acuerdo debido a la correcta localización de las categorías se realiza también una división en tres niveles: **N(x)** significa que la clasificación no presenta información sobre la localización de las categorías, **M(x)** significa que el acuerdo por localización es medio y **P(x)** significa que el acuerdo por localización es perfecto o no puede ser mejorado.

Tabla 5.7. Ecuaciones de los índices que describen las proporciones de acuerdo debidas a diferentes niveles de información sobre localización y cuantificación de las categorías que forman un mapa de clasificación. La expresión situada en el punto medio de las columnas y las filas representa el acuerdo general entre mapas. Las otras ocho expresiones son situaciones simuladas del acuerdo entre los mapas de referencia y clasificación, basadas en la combinación de la información disponible acerca de la cantidad y localización de las categorías analizadas. Fuente: Pontius (2002)

Localización	$P(x)$	$\sum_{j=1}^J MIN(R_{.j}, 1/J)$	$\sum_{j=1}^J MIN(R_{.j}, S_{.j})$	1
	$M(x)$	$N(n) + Kloc[P(n) - N(n)]$	$\frac{\sum_{n=1}^{Ng} \left[Wn \sum_{j=1}^J MIN(R_{n,j}, S_{n,j}) \right]}{\sum_{n=1}^{Ng} Wn}$	$N(p) + Kloc[P(p) - N(p)]$
	$N(x)$	$\frac{\sum_{n=1}^{Ng} \left[Wn \sum_{j=1}^J MIN(R_{n,j}, 1/J) \right]}{\sum_{n=1}^{Ng} Wn}$	$\frac{\sum_{n=1}^{Ng} \left[Wn \sum_{j=1}^J MIN(R_{n,j}, S_{n,j}) \right]}{\sum_{n=1}^{Ng} Wn}$	$\frac{\sum_{n=1}^{Ng} \left[Wn \sum_{j=1}^J MIN(R_{n,j}, R_{n,j}) \right]}{\sum_{n=1}^{Ng} Wn}$
		n	m	p
		Cuantificación		

A continuación se describen cada una de las variables y parámetros utilizados en las ecuaciones de la tabla 5.7, así como el significado de cada uno de los índices.

- Cada una de las expresiones dispuestas en la tabla relacionan la distribución de las categorías en dos imágenes. R se utiliza para designar los valores asociados a la cartografía de referencia que representa la realidad y S se refiere a los valores del mapa obtenido como resultado. J es el número de categorías y Ng el número de píxeles en el mapa a la resolución g . La resolución g se establece como múltiplo de la longitud de un píxel de la imagen de mayor resolución. En cuanto a los subíndices utilizados, n se refiere al número de píxeles y j a las categorías. Por último Wn es el peso o proporción de una categoría en el mapa de referencia. Así, R_{nj} será la proporción de la categoría j en el píxel n a la resolución g del mapa de referencia y, S_{nj} es la proporción de la categoría j en el píxel n a la resolución g en el mapa clasificado.

- $R_{.j}$ se refiere a la proporción de la categoría j en el mapa de referencia y $S_{.j}$ indica la proporción de la categoría j en el mapa clasificado. La proporción de cada categoría j en un mapa hipotéticamente simulado o clasificado se define como $1/J$ (Foody, 1992).
- Centrándonos en las ecuaciones dispuestas en la tabla, $N(n)$ es el índice de acuerdo debido al azar, es decir, el acuerdo que ocurre entre el mapa de referencia y el clasificado cuando cada celda presenta una proporción de cada categoría igual a $1/J$.
- $N(m)$ indica el acuerdo entre el mapa de referencia y un mapa simulado en el que las categorías se distribuyen de forma aleatoria. Existe una modificación de esta medida para calcular el acuerdo de forma estratificada, en la que la aleatoriedad se limita al interior de un determinado estrato
- $N(p)$ indica el porcentaje de acuerdo que se produciría cuando la estimación de la superficie ocupada por una categoría es perfecta pero no existe acuerdo en la localización. La única fuente de error en este caso es debida a la diferente localización de las categorías.
- $M(n)$ es el porcentaje de acuerdo entre mapas que ocurre cuando hay un acuerdo medio de localización pero la cantidad o superficie de las categorías no se ajusta a la realidad.
- $M(m)$ es el porcentaje de acuerdo que se obtiene al comparar directamente los dos mapas. Es decir, es la exactitud global de la clasificación.
- $M(p)$ es el acuerdo que se obtendría en una situación ideal donde la cuantificación de las categorías es perfecta pero la localización es intermedia, es decir, existe todavía una proporción de mejora de la clasificación.
- $P(n)$ es la situación en la que la localización es perfecta pero la cuantificación de las categorías se debe únicamente al azar.
- $P(m)$ es el acuerdo entre el mapa de referencia y un mapa simulado modificado donde la localización de las categorías coinciden perfectamente con su localización en el mapa de referencia. Cuando $P(m)$ sea igual a uno nos indicará que la proporción de las categorías en el mapa simulado es igual a la distribución de las categorías en la realidad.

- Por último, $P(p)$ indica el acuerdo perfecto entre el mapa clasificado y la realidad, cuyo valor es 1.

A partir de estos índices se pueden calcular índices Kappa indicadores del éxito logrado por la clasificación en cuanto a la localización de las categorías (K_{loc}), el éxito debido a la cuantificación de la superficie (K_{qn}), y el éxito global (K_{no}) (Pontius, 2000). K_{no} fue definido como la proporción de acuerdo respecto al acuerdo esperado por una clasificación aleatoria. K_{no} fue un índice que mejoró la estimación realizada por el índice Kappa estándar, ya que resuelve algunas de las limitaciones de dicho índice. En primer lugar, K_{no} permitía valores negativos cuando la proporción de celdas clasificadas correctamente es inferior a $1/J$. Y en segundo lugar, K_{no} es capaz de separar entre el acuerdo debido a localización y el debido a la cuantificación (Pontius, 2000). En la tabla 5.8 se representan las fórmulas de cada uno de estos índices en las cuales se puede observar las diferencias en su formulación. Así, K_{loc} se define como la relación entre el éxito de la clasificación debido a la correcta localización de las categorías y el acuerdo máximo establecido por una localización perfecta. Mientras que K_{qn} se define como el éxito de la clasificación debido a la correcta cuantificación de la superficie de las categorías dividido por el máximo acuerdo posible debido a la cuantificación perfecta.

Tabla 5.8. Ecuaciones de los diferentes índices Kappa que pueden calcularse a partir del análisis de los errores desarrollado por Pontius (2002).

Definición de los índices Kappa	
Variaciones	Fórmula
Kappa estándar (K_{st})	$K_{st} = \frac{M(m) - N(m)}{P(p) - N(m)}$
K_{no}	$K_{no} = \frac{M(m) - N(n)}{P(p) - N(n)}$
K_{loc}	$K_{loc} = \frac{M(m) - N(m)}{P(m) - N(m)}$
K_{qn}	$K_{qn} = \frac{M(m) - M(n)}{M(p) - M(n)}$

Los índices de la tabla 5.7 también ofrecen información sobre la calidad de la clasificación sin necesidad de aplicar la formulación del índice Kappa. Conociendo que el

índice $N(n)$ es el acuerdo debido al azar, $N(m)-N(n)$ se definió como el acuerdo debido a la correcta cuantificación de las categorías realizada por el algoritmo utilizado. Siguiendo el mismo planteamiento, $M(m)-N(m)$ indicaba el acuerdo debido a la correcta localización de las categorías. Uniendo los dos conceptos tenemos que $M(m)-N(n)$ se correspondía con el éxito atribuible a la clasificación eliminando el efecto del azar. Por otro lado, se podía conocer el grado de mejora posible dentro de la clasificación, y si esa mejora se refería a la cuantificación o a la localización de las categorías. $P(m)-M(m)$ indica el error o mejora posible debida a la localización, mientras que $P(p)-P(m)$ indica el error producido por la incorrecta cuantificación.

La ventaja que ofreció esta técnica, a parte de la distinción entre localización y cuantificación de las categorías, fue su posible aplicación tanto a clasificaciones definidas como a clasificaciones borrosas. En el caso de su aplicación a la estimación del error de la cartografía de áreas quemadas, al tratarse de una clasificación definida y presentar únicamente dos categorías de interés, las ecuaciones dispuestas anteriormente se simplifican en gran medida. Su inconveniente fue que no indicaba el sentido del error entre categorías, es decir, no ofrecía información sobre la omisión y comisión que se producía en una determinada categoría.

Otra de las ventajas de esta técnica era la posibilidad de emplear varias escalas al realizar la comparación entre mapas. Es decir, facilita la comparación entre un mapa de referencia de alta resolución espacial y un mapa resultado de la clasificación de menor resolución espacial. La aplicación de esta técnica exige que el tamaño de celda sea el mismo en ambos mapas, pero ello no significa que precise que ambos mapas presenten la misma resolución espacial. De hecho, las ecuaciones expuestas en la tabla 5.7 se expresan en función del número de píxeles que ocupan una celda. De manera que manteniendo la imagen de mayor resolución se puede adaptar a la de menor resolución agrupando un número determinado de píxeles.

5.6.4. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio

Se estimó conveniente realizar el cálculo de los errores de omisión y comisión por tamaño de incendio. Para ello, se consideraron los siguientes rangos de tamaño de incendio: 50-100 ha, 100-250 ha, 250-500 ha, 500-1000 ha, 1000-5000 ha, y mayor a 5000

ha. Sin embargo, la asignación de los errores de omisión y comisión a cada uno de los incendios puso de manifiesto que los errores de comisión que no estaban relacionados con ningún perímetro de referencia, no podía ser asignado a un tamaño de incendio concreto. Este problema no ocurría en el caso de los perímetros de referencia que no eran detectados en la cartografía final, ya que podían ser asignados como error de omisión a una categoría de tamaño. Sin embargo, la información asociada al error de omisión de un incendio que ha sido cartografiado por el algoritmo y al error de omisión de un incendio no detectado es muy diferente, ya que la primera indica la capacidad del algoritmo para definir el área afectada, mientras que el segundo informa sobre la capacidad del algoritmo para detectar áreas quemadas (Oliva *et al.*, 2009). En consecuencia, se realizó el cálculo de cuatro tipos de errores (figura 5.15).

- Errores de omisión no asociado, es la relación entre el área formada por los incendios de la cartografía de referencia que no han sido detectados en la cartografía final, y el área total de los perímetros de referencia.
- Error de comisión no asociados, se calcula dividiendo el área cartografiada como área quemada que no está asociada a ningún perímetro de referencia entre el área total clasificada como quemada por el algoritmo.
- Errores de omisión asociado, es la fracción de área quemada de un determinado perímetro de referencia que no ha sido detectada en la cartografía generada. Este error se puede calcular por tamaño de incendio, relacionando el área no detectada y el área total de los perímetros de referencia de un determinado rango de tamaño.
- Errores de comisión no asociado, se calcula como la relación entre el área que ha sido clasificada como quemada pero que se sitúa fuera de los perímetros de referencia, y el total del área quemada clasificada. Este error también puede ser considerado por tamaño de incendios.

Por lo tanto, se calcularon los errores de omisión y comisión asociados por tamaños de incendios, los errores de omisión y comisión no asociados y los errores totales.

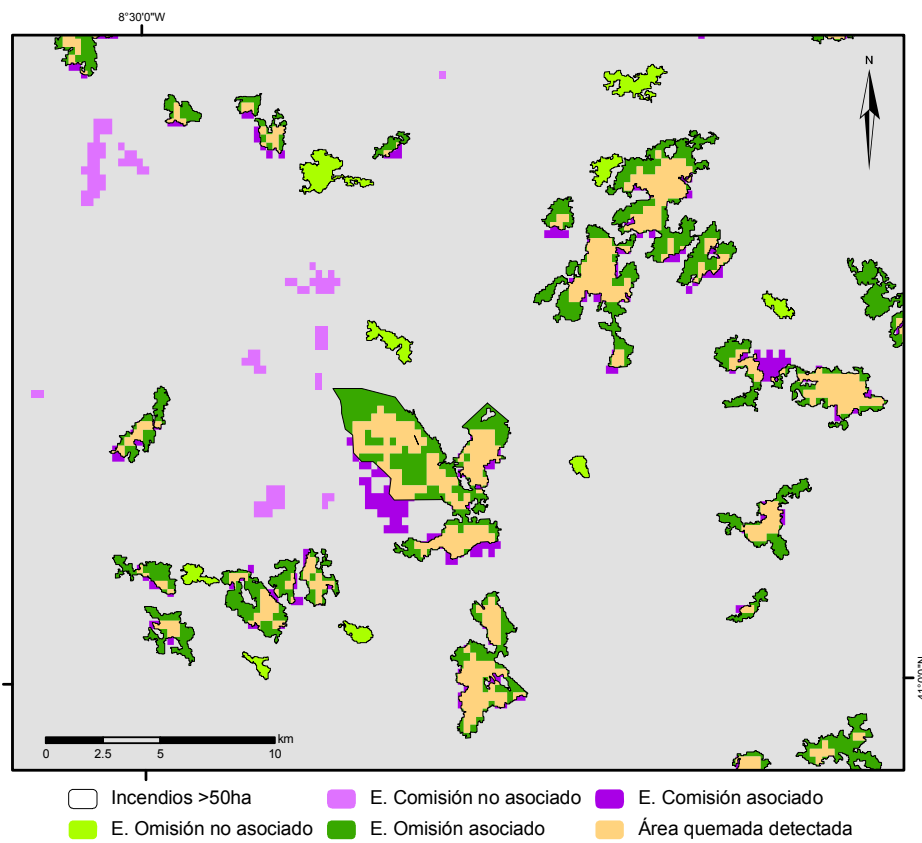


Figura 5.12. Ejemplo de la clasificación de los errores de omisión y comisión. Tomado de los resultados obtenidos en Portugal-2005. Elaboración propia.

CAPÍTULO 6:

RESULTADOS

Nunca vayas por el camino trazado, porque
conduce hacia donde otros han ido ya.

(Alexandre Graham Bell)

6. Resultados

6.1. Análisis de sensibilidad de las bandas MERIS para detectar áreas quemadas

El análisis de la capacidad de discriminación de áreas quemadas de las bandas MERIS fue realizado sobre una muestra de 1600 puntos en cada una de las áreas de estudio consideradas en este análisis: Portugal-2005 y Grecia-2007.

En primer lugar se comprobó la normalidad de los datos, ya que esta característica determina los tipos de análisis y cálculos estadísticos que pueden realizarse. La relación entre los coeficientes de curtosis y asimetría y su respectivo error estándar se utilizó como primera medida de normalidad. Así, los resultados se encontraron dentro de los límites establecidos para considerar a una variable normal, presentando valores que oscilaban entre -2 y 2. Además, se verificaron estos resultados con el cálculo de los test de Kolmogorov-Smirnov y Anderson-Darling, los cuales fueron siempre significativos con un 95% de confianza.

Una vez asegurada la normalidad se realizó el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson entre las bandas MERIS. Se calculó la correlación para el conjunto de la muestra de puntos, para el conjunto de datos de área quemada, y para los datos de área quemada de ambas regiones por separado. Las bandas con valores de correlación más elevados, indican que existe información redundante que conviene filtrar para posteriores análisis. El análisis de correlación con los datos de área quemada se llevó a cabo para establecer las posibles diferencias con los valores de correlación calculados considerando el conjunto de datos (figuras 6.1-6.4).

En estos gráficos se ha resaltado el valor de las correlaciones igual a 1, con el fin de identificar las bandas que se podían considerar equivalentes en relación a la información que ofrecen. En este caso fueron las bandas 7 y 8, 10 y 11, 11 y 12, y 14 y 15. En los gráficos donde no aparecen con coeficiente igual a uno su valor siempre es mayor de 0.994. Como vemos las bandas espectralmente más cercanas entre sí fueron las que presentaron una mayor correlación, sugiriendo la posibilidad de seleccionar una de ellas como representante del comportamiento espectral de las áreas quemadas en dicha región espectral.

Las correlaciones más bajas se encontraron entre las bandas del visible y las del infrarrojo cercano (a partir de la banda 10), especialmente bajas entre las bandas de la región del azul y las del IRC, lo cual nos indica lo distinta que es la información contenida en ellas.

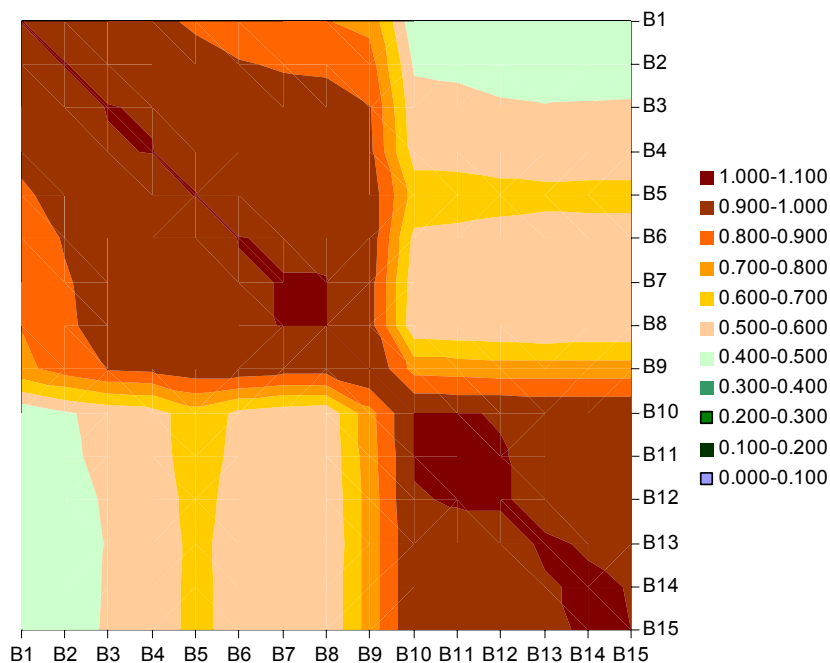


Figura 6.1. Coeficiente de correlación de Pearson de toda la muestra de puntos.

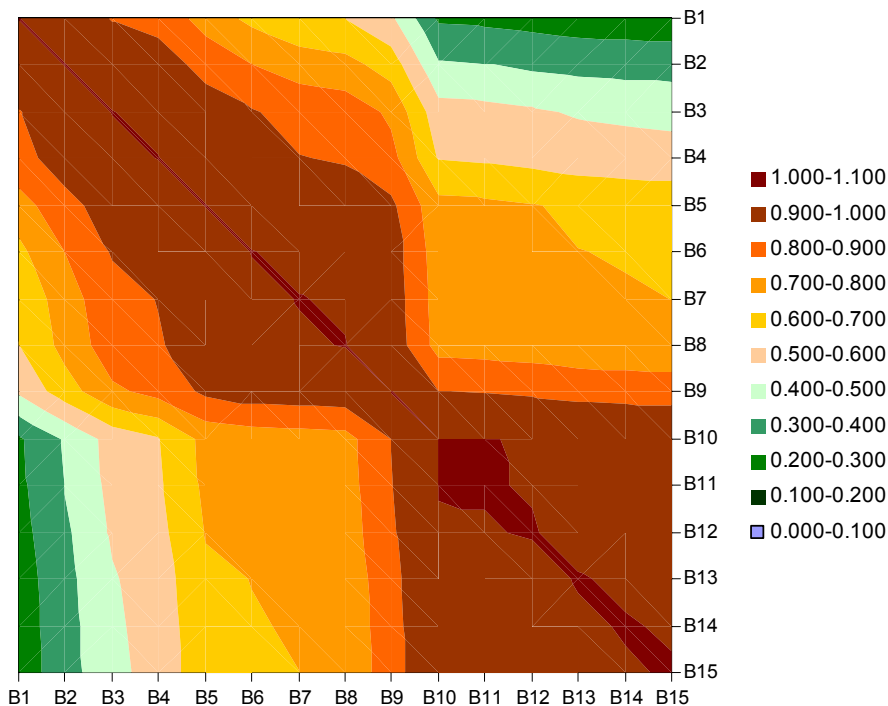


Figura 6.2. Coeficiente de correlación de Pearson en la muestra de puntos de área quemada.

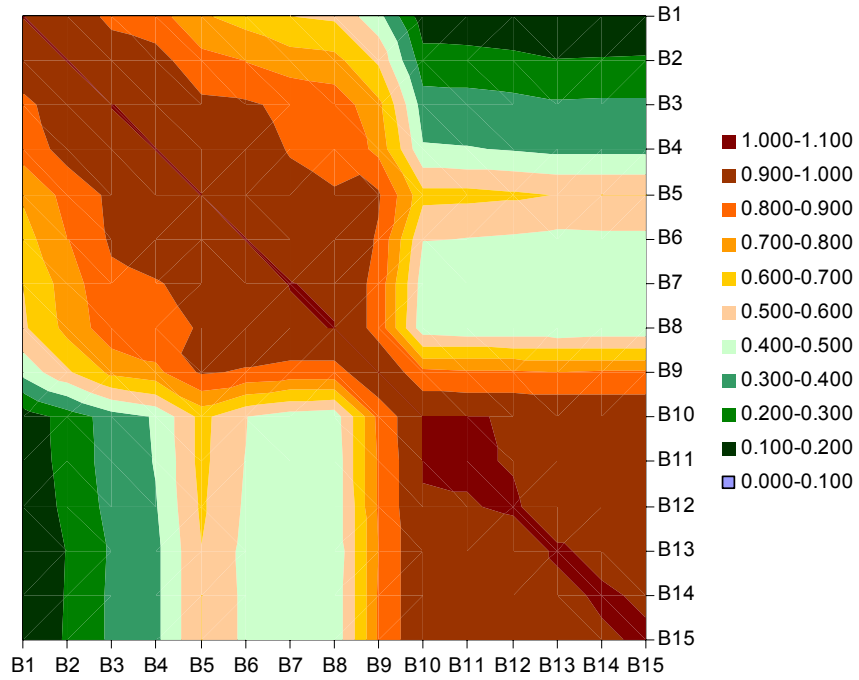


Figura 6.3. Coeficiente de correlación de Pearson en la muestra de puntos de área quemada de la zona de Portugal-2005.

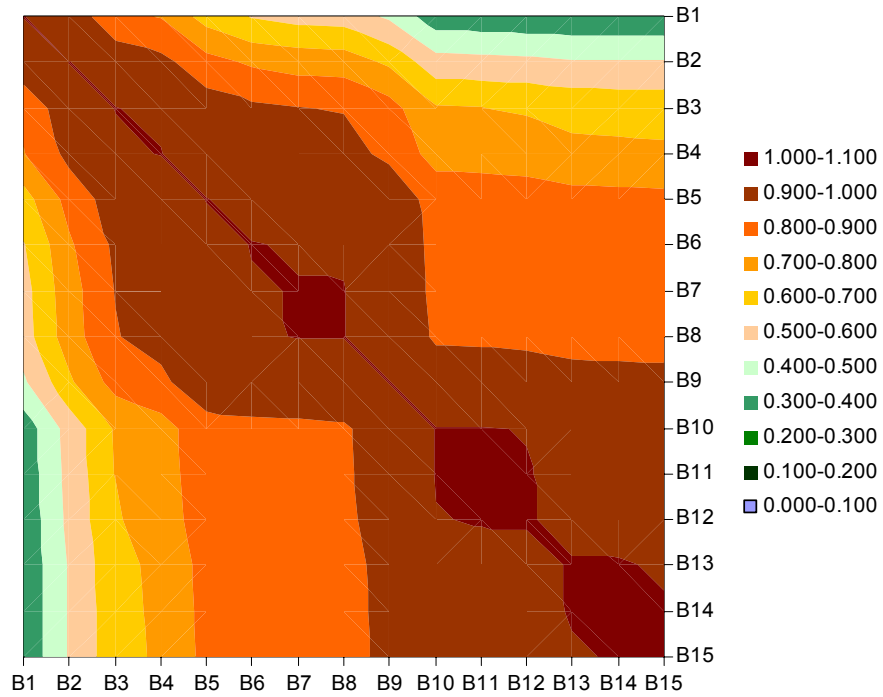


Figura 6.4. Coeficiente de correlación de Pearson de la muestra de puntos de área quemada de Grecia-2007.

Una vez conocido el comportamiento de las bandas entre si, el siguiente paso fue conocer la relación entre la respuesta espectral de las diferentes cubiertas y las zonas

quemadas. Para ello, se realizó el cálculo de dos índices de separabilidad, el índice M o distancia normalizada y el índice de Jeffries-Matusita (JM).

El índice de JM se calculó agrupando las bandas MERIS por regiones espectrales, ya que debido a la formulación del índice este requiere como mínimo una matriz de 2×2 . Además, como las bandas de la misma región espectral están altamente correlacionadas, se estimó oportuno realizar este análisis por regiones espectrales. Los resultados están dispuestos por áreas de estudio en las tablas 6.1 y 6.2. Se observa como, aunque los valores son diferentes entre las zonas de estudio, se conservaron las tendencias. Así, las cubiertas que se pueden discriminar con mayor facilidad, considerando un análisis post-incendio, son las zonas de secano, regadío, olivar y bosque, mientras que las zonas de matorral, pasto y no combustible aparecen como las cubiertas en las que potencialmente se pueden producir confusiones con las áreas quemadas. Por otro lado, es interesante destacar la mejor capacidad de discriminación de las bandas situadas en el *red edge*, sobre las bandas del IRC que se encuentran localizadas en la región espectral que ha sido utilizada tradicionalmente por los sensores destinados a la observación de la Tierra. Estos resultados sugirieron la importancia de la región del *red edge* para la detección de áreas quemadas y orientaron esta tesis al estudio en profundidad de dichas bandas.

Tabla 6.1. Índice de separabilidad de Jeffries-Matusita entre quemado y el resto de coberturas calculado a partir de la imagen post-incendio de estudio de Portugal-2005 por regiones espectrales y para el conjunto de todas las bandas.

	Azul (B1-B3)	Verde (B4-B5)	Rojo (B6-B8)	Red Edge (B9-B12)	IRC (B13-B14)	Todas
Secano	1.7360	1.8211	1.7855	1.9300	1.9071	1.9779
Regadío	1.3844	1.7883	1.7043	1.9205	1.8209	1.9824
Olivar	1.5839	1.8568	1.7516	1.9267	1.8748	1.9856
Bosque	0.8426	1.6247	1.1569	1.8251	1.6671	1.9679
Matorral	0.7690	1.4473	1.3078	1.5766	1.2967	1.8855
Pasto	0.8897	1.4525	1.4326	1.6455	1.4314	1.9106
No Combustible	0.7935	1.2017	1.3036	1.4374	1.1123	1.8264

Tabla 6.2. Índice de separabilidad de Jeffries-Matusita entre quemado y el resto de coberturas calculado a partir de la imagen post-incendio de estudio de Grecia-2007 por regiones espectrales y para el conjunto de todas las bandas.

	Azul (B1-B3)	Verde (B4-B5)	Rojo (B6-B8)	Red Edge (B9-B12)	IRC (B13-B14)	Todas
Secano	1.2869	1.8062	1.6875	1.9511	1.8945	1.9926
Regadío	0.9299	1.6813	1.7770	1.9591	1.9211	1.9955
Olivar	0.6698	1.5030	1.2361	1.9177	1.7412	1.9863
Bosque	0.4353	1.3494	1.6182	1.7771	1.3503	1.9804
Matorral	0.4694	1.3605	1.4722	1.7970	1.4435	1.9615
Pasto	1.1152	1.4225	1.3767	1.6708	1.4409	1.9630
No Combustible	1.1030	1.4597	1.5998	1.7274	1.4483	1.9623

Dado que la metodología desarrollada en este trabajo se centra en el análisis multi-temporal, es importante conocer cómo varía la capacidad de discriminación entre el análisis de las imágenes post-incendio y el análisis multi-temporal, para poder valorar las ventajas y desventajas de cada análisis. Como puede observarse al comparar las tablas anteriores con las tablas 6.3 y 6.4, se produce una disminución generalizada de la separabilidad JM entre las cubiertas y las zonas quemadas al realizar la diferencia temporal. Atendiendo a los valores obtenidos en cada una de las regiones espectrales se observa como son en su mayoría menores a 1, lo que indica una capacidad de discriminación muy baja. A pesar de que la discriminación mejora al considerar todas las bandas no llega a ser tan elevada como en el caso del análisis post-incendio. Estos resultados nos indican que en la aplicación de técnicas multi-temporales utilizando imágenes al comienzo y al final de la temporada de incendios, va a ser necesaria la combinación de varias bandas espectrales para poder caracterizar apropiadamente la respuesta espectral de las áreas quemadas. En cambio, al analizar la respuesta de las áreas quemadas en las imágenes post-incendio sería posible discriminarlas del resto de cubiertas utilizando las bandas localizadas en el *red edge*, ya que presentan valores próximos a 2 en la mayoría de las cubiertas.

Tabla 6.3. Índice de separabilidad de Jeffries-Matusita entre quemado y el resto de coberturas calculado a partir de la diferencia temporal en el área de estudio de Portugal-2005 por regiones espectrales y para el conjunto de todas las bandas.

	Azul (B1-B3)	Verde (B4-B5)	Rojo (B6-B8)	Red Edge (B9-B12)	IRC (B13-B14)	Todas
Secano	0.2128	0.7698	0.8048	0.9595	0.8147	1.7730
Regadío	0.4212	0.4590	0.6034	0.7550	0.6286	1.7272
Olivar	0.2467	0.6563	0.9224	1.1589	0.9685	1.7358
Bosque	0.1265	0.6176	0.6414	0.6974	0.6596	1.6827
Matorral	0.1013	0.5400	0.5465	0.7909	0.7607	1.6049
Pasto	0.1066	0.5032	0.5400	0.6387	0.5025	1.5230
No Combustible	0.4285	0.6314	0.5938	0.7045	0.6728	1.5819

Tabla 6.4. Índice de separabilidad de Jeffries-Matusita entre quemado y el resto de coberturas calculado a partir de la diferencia temporal en el área de estudio de Grecia-2007 por regiones espectrales y para el conjunto de todas las bandas.

	Azul (B1-B3)	Verde (B4-B5)	Rojo (B6-B8)	Red Edge (B9-B12)	IRC (B13-B14)	Todas
Secano	0.1698	1.0055	0.9635	1.1536	1.0924	1.8888
Regadío	0.3764	0.6400	0.7463	1.1591	0.9905	1.9547
Olivar	0.3263	1.3204	1.0096	1.2647	1.3409	1.9468
Bosque	0.1116	0.4137	0.6599	0.4665	0.4532	1.7490
Matorral	0.1852	0.7612	0.7421	0.7894	0.8994	1.7687
Pasto	0.3332	0.6985	0.5562	0.7362	0.7907	1.6862
No Combustible	0.2961	0.8444	0.5443	0.8741	0.8378	1.6858

A pesar de que los valores de separabilidad JM en el análisis temporal sean mucho menores que los del análisis post-incendio, se sigue observando la mayor capacidad de discriminación de las bandas del *red edge*, y se destaca lo baja que es la separabilidad en la región del azul.

El índice de distancia normalizada, M , puede ser calculado banda a banda entre coberturas, lo cual nos ofreció información sobre la capacidad de discriminación de las áreas quemadas en cada una de las bandas MERIS. Este índice se define como una medida de la separabilidad entre las medias de distintas coberturas. La combinación de los resultados obtenidos con el cálculo de los índices de separabilidad permitió seleccionar las bandas más adecuadas para el cálculo de los índices espectrales utilizados para detectar áreas quemadas en esta tesis.

A continuación se presentan los resultados del índice de separabilidad M . Este índice ha sido calculado en las imágenes post-incendio de cada zona de estudio (Tabla 6.5 y 6.6), así como considerando el conjunto de los puntos muestreados (Tabla 6.7). Como se

puede observar existen pequeñas diferencias entre las zonas de estudio y la separabilidad global de toda la muestra de puntos. Sin embargo, se pueden observar las mismas tendencias en cada una de las tablas anteriores. Por ejemplo, es importante destacar que la banda 10 (753.75 nm) ofreció los valores de separabilidad más elevados en casi todas las cubiertas, manteniendo siempre valores muy por encima de 1.

Las mayores diferencias encontradas entre las zonas de estudio fueron los valores de separabilidad obtenidos en las bandas del visible en las cubiertas de regadío y olivar. Mientras la separabilidad es superior a 1 en la mayoría de las bandas en la zona de estudio de Portugal-2005, en Grecia-2007 encontramos valores inferiores a 1. La situación contraria se observó en los valores de las zonas no combustibles, los cuales fueron superiores en Grecia, presentando una mayor capacidad de discriminación en las bandas del visible. Estos resultados nos sugirieron la importancia de calibrar y validar la metodología en áreas de estudio con diferentes condiciones ambientales, ya que dichas diferencias dan lugar a diferentes tipos de confusiones entre cubiertas al realizar la clasificación de las áreas quemadas.

Es significativo el caso de las cubiertas bosque y matorral en las que los valores de separabilidad son muy bajos en las regiones del visible. Este hecho indica que la variación de los valores de reflectividad de las áreas quemadas en esta región espectral se solapa con la de las cubiertas, poniendo de manifiesto el similar comportamiento espectral de las áreas quemadas y dichas cubiertas, como se discutió en la sección 3.3 del capítulo 5.

En general, los valores de separabilidad más altos se concentraron en las regiones del *red edge* y del infrarrojo cercano, señalando la región espectral dentro de las bandas MERIS con mayor capacidad de discriminación de las áreas quemadas. Entre ellas, la banda que ha sobresalido ligeramente por encima de las demás ha sido la banda 10, centrada en 753.75 nm y un ancho de banda de 7.5 nm. Debido a su posición en el espectro esta banda ha mostrado ser la más sensible para la detección de áreas quemadas utilizando un análisis de imágenes post-incendio.

Tabla 6.5. Índice de separabilidad M de las bandas de la imagen post-incendio de la zona de estudio Portugal-2005.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pastos	No combustible
B 1	1.374	0.879	1.099	0.223	0.296	0.553	0.693
B 2	1.696	1.096	1.409	0.344	0.410	0.685	0.768
B 3	1.956	1.277	1.673	0.463	0.522	0.800	0.832
B 4	2.034	1.387	1.774	0.533	0.588	0.852	0.882
B 5	2.271	1.769	2.141	0.829	0.880	1.111	1.076
B 6	2.240	1.510	2.072	0.622	0.713	0.903	0.844
B 7	2.194	1.370	1.981	0.515	0.607	0.793	0.727
B 8	2.184	1.340	1.954	0.491	0.583	0.766	0.699
B 9	2.505	2.036	2.364	1.096	1.157	1.319	1.238
B 10	2.680	3.025	2.727	2.161	1.794	1.865	1.764
B 11	2.682	3.015	2.725	2.157	1.786	1.858	1.759
B 12	2.682	2.985	2.717	2.144	1.766	1.841	1.745
B 13	2.692	2.954	2.640	2.104	1.714	1.842	1.748
B 14	2.703	2.948	2.620	2.102	1.715	1.855	1.762
B 15	2.697	2.933	2.594	2.092	1.708	1.857	1.765

Tabla 6.6. Índice de separabilidad M de las bandas de la imagen post-incendio de la zona de estudio Grecia-2007.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
B 1	0.565	0.309	0.119	0.431	0.021	0.589	0.933
B 2	0.829	0.514	0.287	0.446	0.100	0.726	1.006
B 3	1.065	0.698	0.452	0.443	0.186	0.860	1.063
B 4	1.159	0.780	0.539	0.357	0.256	0.921	1.111
B 5	1.469	1.096	0.803	0.066	0.541	1.123	1.254
B 6	1.298	0.798	0.664	0.326	0.308	0.997	1.099
B 7	1.195	0.650	0.583	0.513	0.180	0.916	0.999
B 8	1.179	0.630	0.570	0.542	0.156	0.899	0.976
B 9	1.863	1.603	1.107	0.446	0.857	1.369	1.326
B 10	2.581	2.828	2.085	1.485	1.821	1.807	1.710
B 11	2.576	2.826	2.089	1.485	1.820	1.806	1.706
B 12	2.562	2.821	2.096	1.484	1.815	1.802	1.697
B 13	2.509	2.811	2.068	1.442	1.767	1.779	1.621
B 14	2.496	2.802	2.060	1.431	1.752	1.779	1.603
B 15	2.485	2.794	2.054	1.422	1.740	1.778	1.589

Tabla 6.7. Índice de separabilidad M de las bandas de la imágenes post-incendio de las zonas de estudio Portugal-2005 y Grecia-2007.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
B 1	0.887	0.581	0.541	0.095	0.140	0.503	0.712
B 2	1.146	0.762	0.737	0.034	0.231	0.623	0.772
B 3	1.370	0.919	0.906	0.033	0.325	0.739	0.822
B 4	1.457	1.003	0.985	0.104	0.393	0.801	0.873
B 5	1.717	1.301	1.228	0.421	0.669	1.017	1.033
B 6	1.592	1.054	1.113	0.162	0.484	0.878	0.881
B 7	1.516	0.930	1.041	0.042	0.374	0.801	0.796
B 8	1.503	0.910	1.027	0.023	0.352	0.784	0.778
B 9	2.050	1.686	1.456	0.725	0.973	1.253	1.161
B 10	2.603	2.913	2.338	1.648	1.736	1.748	1.629
B 11	2.602	2.908	2.343	1.646	1.733	1.746	1.627
B 12	2.596	2.894	2.350	1.638	1.724	1.741	1.621
B 13	2.573	2.875	2.309	1.609	1.671	1.724	1.574
B 14	2.577	2.868	2.295	1.607	1.668	1.730	1.570
B 15	2.573	2.856	2.279	1.603	1.662	1.731	1.565

Ya se ha comentado que en la banda 10 del *red edge* (700-780 nm) es la banda con los valores más elevados, pero las bandas 11 y 12 presentan valores muy cercanos a ella, al igual que las bandas localizadas en la región del infrarrojo cercano (780-900 nm). Los valores de separabilidad dentro de la región del IRC son tan próximos que no se puede establecer la superioridad de una banda sobre las demás. Aunque es importante que siempre haya bandas con valores superiores a uno en cada una de las cubiertas consideradas, lo cual nos indica la posibilidad de discriminar entre las cubiertas y las áreas quemadas sin demasiadas confusiones.

A continuación, en las tablas 6.8 a 6.10 se presentan los resultados del cálculo de separabilidad en la diferencia de las imágenes pre y post-incendio.

Tabla 6.8. Índice de separabilidad M de las bandas de la diferencia entre las imágenes pre y post-incendio de la zona de estudio Portugal-2005.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pastos	No combustible
B 1	0.433	0.311	0.593	0.593	0.518	0.405	0.395
B 2	0.494	0.291	0.636	0.630	0.553	0.417	0.405
B 3	0.524	0.250	0.631	0.645	0.555	0.404	0.396
B 4	0.477	0.202	0.562	0.577	0.498	0.357	0.344
B 5	0.047	0.034	0.094	0.150	0.079	0.026	0.004
B 6	0.464	0.106	0.550	0.579	0.487	0.337	0.269
B 7	0.648	0.184	0.749	0.777	0.667	0.504	0.404
B 8	0.684	0.197	0.793	0.822	0.695	0.545	0.425
B 9	0.307	0.373	0.268	0.241	0.305	0.348	0.341
B 10	1.621	0.735	1.506	1.435	1.401	1.190	1.065
B 11	1.632	0.725	1.512	1.439	1.409	1.196	1.076
B 12	1.651	0.704	1.520	1.443	1.422	1.207	1.096
B 13	1.735	0.821	1.562	1.487	1.469	1.261	1.153
B 14	1.827	0.908	1.638	1.580	1.554	1.345	1.236
B 15	1.703	0.841	1.510	1.453	1.439	1.243	1.140

Tabla 6.9. Índice de separabilidad M de las bandas de la diferencia entre las imágenes pre y post-incendio de la zona de estudio Grecia-2007.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
B 1	0.187	0.443	0.664	0.193	0.287	0.231	0.285
B 2	0.151	0.352	0.612	0.148	0.240	0.186	0.246
B 3	0.097	0.223	0.508	0.080	0.160	0.116	0.189
B 4	0.027	0.154	0.359	0.003	0.063	0.051	0.135
B 5	0.330	0.119	0.164	0.261	0.329	0.233	0.110
B 6	0.045	0.014	0.220	0.112	0.048	0.065	0.030
B 7	0.116	0.099	0.402	0.042	0.112	0.021	0.103
B 8	0.143	0.115	0.424	0.071	0.136	0.030	0.111
B 9	0.765	0.849	0.732	0.658	0.776	0.651	0.479
B 10	1.224	0.939	1.460	0.643	1.095	1.075	1.033
B 11	1.213	0.927	1.464	0.642	1.096	1.077	1.036
B 12	1.191	0.902	1.470	0.638	1.098	1.082	1.043
B 13	1.284	1.076	1.540	0.751	1.179	1.164	1.108
B 14	1.285	1.096	1.546	0.749	1.175	1.160	1.103
B 15	1.284	1.110	1.549	0.746	1.171	1.156	1.098

Tabla 6.10. Índice de separabilidad M de la diferencia entre las imágenes pre y post-incendio de las zonas de estudio Portugal-2005 y Grecia-2007.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
B 1	0.292	0.363	0.626	0.371	0.385	0.298	0.327
B 2	0.295	0.310	0.609	0.358	0.369	0.277	0.305
B 3	0.278	0.232	0.541	0.326	0.326	0.237	0.265
B 4	0.227	0.178	0.441	0.264	0.258	0.184	0.214
B 5	0.130	0.070	0.018	0.044	0.104	0.123	0.061
B 6	0.196	0.056	0.375	0.218	0.212	0.130	0.131
B 7	0.356	0.147	0.551	0.375	0.365	0.251	0.230
B 8	0.384	0.161	0.581	0.407	0.389	0.274	0.244
B 9	0.476	0.536	0.421	0.393	0.471	0.451	0.397
B 10	1.288	0.759	1.319	0.930	1.142	1.036	0.964
B 11	1.286	0.750	1.321	0.929	1.145	1.039	0.971
B 12	1.281	0.731	1.325	0.928	1.151	1.046	0.983
B 13	1.351	0.844	1.360	1.006	1.200	1.095	1.029
B 14	1.369	0.885	1.372	1.026	1.217	1.117	1.054
B 15	1.347	0.876	1.344	0.992	1.191	1.093	1.032

Como puede observarse, en general se produce un acusado descenso de los valores de separabilidad respecto a los valores obtenidos en el análisis post-incendio, como previamente había pronosticado el índice de separabilidad de Jeffries-Matusita. Sin embargo, los valores más elevados siguen concentrándose en las bandas del *red edge* y del IRC, manteniéndose como las bandas con mayor capacidad de discriminación.

Comparando los valores de las bandas dentro de cada región espectral, se observa como las bandas con mayores valores de separabilidad dentro de cada región espectral han cambiado. En la región del azul (400-500 nm) la banda con valores más elevados en el análisis post-incendio fue la banda 3 (490 nm), mientras que en la diferencia temporal es la banda 1 (412.5 nm), aunque la separabilidad es igual de baja para cada una de las tres bandas.

En la región del verde (500-600 nm) aparecieron situaciones muy diferentes entre las dos zonas de estudio consideradas. En Portugal-2005 la banda 4 (510 nm) presentó mejores resultados, mientras que en Grecia-2007 fue la banda 5 (560 nm). Sin embargo, en el análisis post-incendio la banda 5 fue la que mostró buenos resultados en ambas zonas. En consecuencia, la selección de una de estas bandas para la detección de áreas quemadas en un análisis multi-temporal provocaría resultados muy dispares en función de las condiciones ambientales de la zona de estudio.

En la región del rojo (600-700 nm) la banda 8 fue la que presentó mejores resultados, aunque en ningún caso fueron superiores a uno, mientras que en el análisis post-incendio fue la banda 6 (620 nm) la que ofreció separabilidades más altas. En este caso, el comportamiento espectral de la banda 6 en las imágenes post-incendio de las áreas quemadas se aleja en mayor medida del resto de coberturas que el ofrecido por las bandas 7 y 8. Sin embargo, en el análisis multi-temporal queda destacado el aumento de reflectividad que se produce en la banda de absorción del rojo después de producirse un incendio (sección 3.3 – Cap. 5), el cual se encontró especialmente marcado en la banda 8.

En cuanto a la región del *red edge*, los valores de separabilidad más elevados se encontraron tanto en la banda 10 como en la banda 12 (778.75 nm), aunque fue esta última la que ofreció valores de separabilidad altos en la mayoría de las cubiertas. En esta región espectral destacó el comportamiento de la banda 9 (708.75 nm), la cual sufrió una importante disminución de los valores de separabilidad respecto a la imagen post-incendio. Lo cual nos indica que al realizar la diferencia temporal el comportamiento espectral de las cubiertas es muy semejante al de las áreas quemadas en dicha longitud de onda.

A diferencia del análisis post-incendio, en el análisis multi-temporal fue la banda 14 (885 nm) la que presentó los valores máximos de separabilidad en la mayoría de las cubiertas, principalmente en la zona de Portugal-2005 y en la separabilidad global. De manera que en el análisis multi-temporal las bandas del IRC fueron las que proporcionaron mayor capacidad de discriminación de las áreas quemadas respecto al resto de cubiertas.

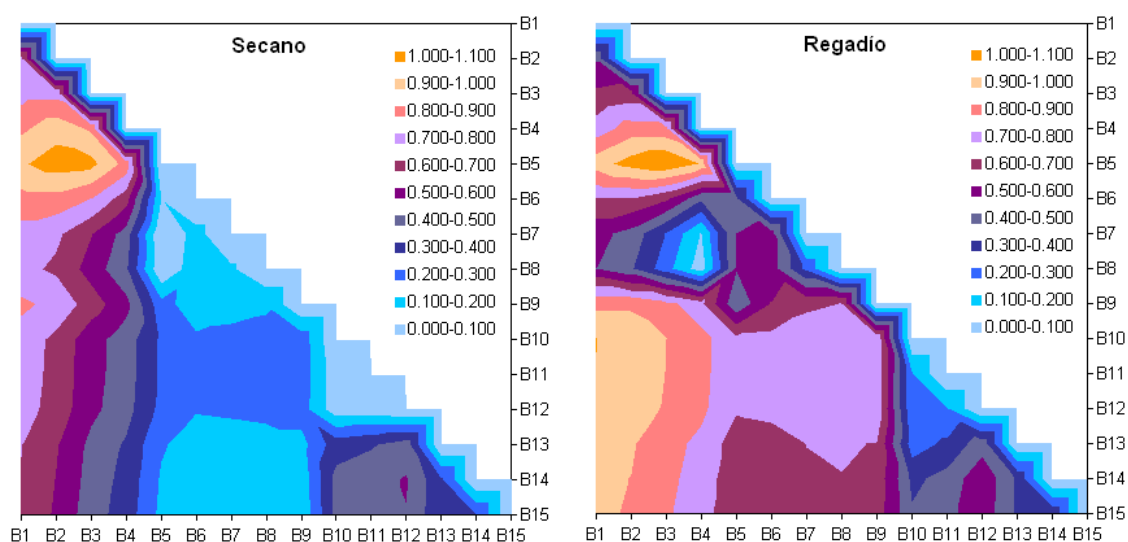
La evaluación de la capacidad de discriminación de las bandas MERIS confirmó la dificultad de realizar la detección y cartografía de áreas quemadas utilizando únicamente la información contenida en una banda espectral. Con el fin de analizar las relaciones entre las 15 bandas del sensor MERIS se calcularon índices espectrales normalizados (NDSI) tal y como se definió en la sección 3.4 del capítulo 5. A continuación se calculó el índice de separabilidad M para cada uno de los índices. Estos valores de separabilidad indican la capacidad de discriminación de áreas quemadas al utilizar la información contenida en dos bandas. Estos índices se calcularon para toda la muestra de puntos en las imágenes post-incendio y en la diferencia temporal.

Los resultados de dicho análisis se presentan en las figuras 6.5 y 6.6, en las cuales se pueden observar los valores de separabilidad de los índices NDSI en cada una de las cubiertas. Un hecho importante fue que en el caso de los índices espectrales se produjo el

efecto contrario al de las bandas, es decir, la separabilidad aumentó en los datos al realizar la diferencia temporal entre los índices.

Observando los gráficos de separabilidad de las diferentes cubiertas presentados en la figura 6.5, se pudieron apreciar varias zonas en las que la separabilidad fue superior a 1, y que varían en función de la cubierta considerada. En primer lugar, destacaron los elevados valores encontrados en el $NDSI_{3,5}$ en la mayoría de las cubiertas, el cual informaba sobre la relación entre la región del azul y la del verde. Separabilidades superiores a 1 aparecieron también en las cubiertas de bosque y matorral en los NDSI que relacionaban las regiones del rojo y del infrarrojo cercano. Aunque en las coberturas de matorral, regadío y olivar los valores más elevados se han obtenido en los NDSI entre las bandas del azul y las bandas 10 y 11.

Por otro lado, es especialmente significativo que los valores más bajos de separabilidad en las coberturas de secano, regadío y olivar se encuentren en los NDSI entre el rojo y el IRC, ya que dicha combinación de bandas ha sido tradicionalmente utilizada para la clasificación de tipos de vegetación y clasificación de área quemada. En cambio, estos resultados indicaron que dicha combinación espectral utilizada en un ámbito unitemporal originaría confusiones del área quemada con la mayoría de las cubiertas. Los bajos valores de separabilidad obtenidos en las cubiertas de pasto y no combustible (siempre inferiores a 1) nos indicaron la elevada probabilidad de que aparecieran confusiones entre dichas cubiertas y las áreas quemadas.



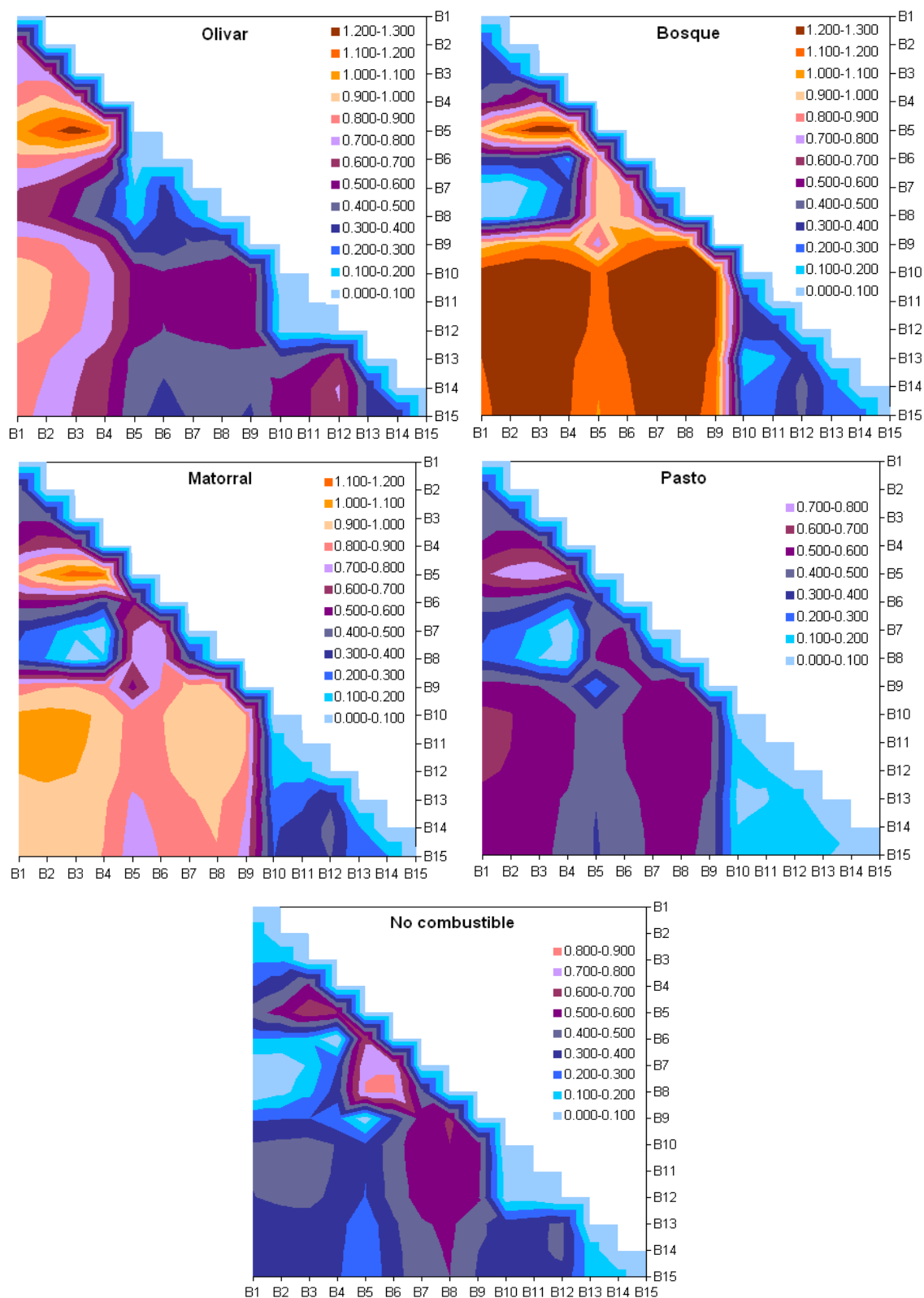


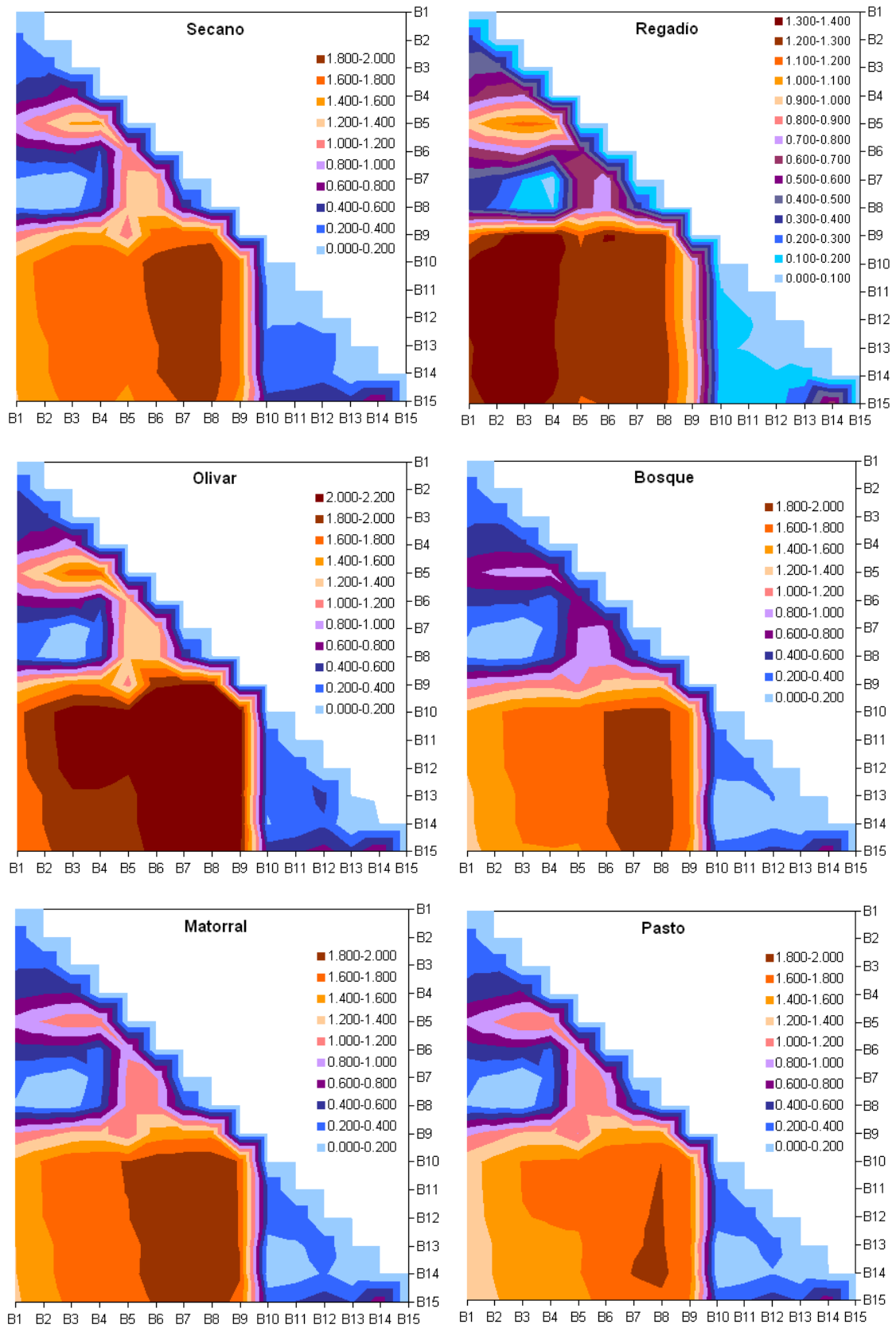
Figura 6.5. Índice M de separabilidad de los índices espectrales normalizados (NDSI) calculados a partir de la combinación de las bandas MERIS dos a dos de las imágenes post-incendio.

En la figura 6.16 se presentan los resultados de la separabilidad de la diferencia temporal de los NDSIs. El principal hecho a destacar es el aumento generalizado de los valores de separabilidad, lo cual nos sugiere que estos índices tienen una mayor sensibilidad al cambio producido después de un incendio en comparación con las bandas espectrales, y que la utilización de dichos índices será más eficiente si se realiza un análisis multi-temporal de las imágenes.

Los valores de separabilidad máximos se situaron en los NDSI que relacionaban las bandas del rojo con las del *red edge* e IRC, en todas las coberturas consideradas. Es especialmente significativo que se obtuvieran valores elevados en todas las coberturas, ya que nos permitió centrar el cálculo de índices espectrales en la región bi-espectral formada por las bandas del rojo (bandas 7 y 8) y las del *red edge* (bandas 9-12) e IRC (bandas 13-15).

La relación entre las bandas del verde y el azul sigue apareciendo con valores de separabilidad medios, aunque con menor intensidad que en las imágenes post-incendio. Nótese que en la cubierta de regadío se ha utilizado una escala de valores diferente al resto, con el fin de resaltar los valores máximos situados en la zona de relación de las bandas del azul y del *red edge* e IRC.

Por último, se han observado dos zonas presentes en todas las coberturas, en las que se obtuvieron bajos valores de separabilidad. En concreto fueron los NDSIs calculados entre las bandas del rojo y las bandas del azul, y los NDSI que relacionan las bandas del *red edge* e IRC entre sí. Esto fue debido a que dichas regiones espectrales ofrecían la misma información espectral sobre las cubiertas por lo que no eran capaces de detectar los cambios espectrales entre las áreas quemadas y el resto de cubiertas.



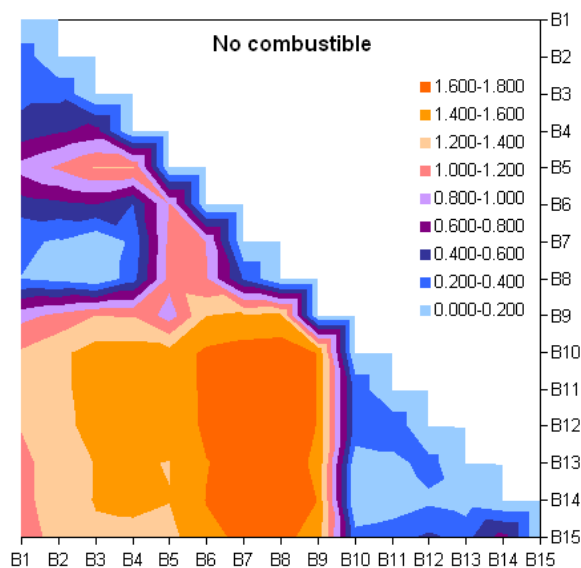


Figura 6.6. Índice M de separabilidad de la diferencia temporal de los índices espectrales normalizados (NDSI) calculados a partir de la combinación de las bandas MERIS dos a dos.

6.2. Análisis de sensibilidad de índices espectrales para detectar área quemada.

6.2.1. Índices de vegetación

Los índices seleccionados fueron el índice GEMI y su índice intermedio (η), y el índice de área quemada (IAQ). Como se describió en el capítulo anterior (sección 3.4), estos índices se calcularon a partir de las bandas del rojo y del infrarrojo cercano.

Al disponer de varias bandas en cada una de las regiones espectrales, se decidió utilizar la información obtenida en el análisis de sensibilidad de las bandas para seleccionar aquellas más representativas. En cuanto a la región de rojo, la selección de una de las bandas disponibles se hizo evidente, debido en primer lugar a la correlación positiva perfecta obtenida a través del coeficiente de Pearson. Finalmente se seleccionó la banda 8 (681.25 nm) por varias razones:

- Es la que mayores valores de separabilidad presenta en el análisis de sensibilidad realizado en las imágenes de diferencia temporal.
- Se sitúa en la base de la pendiente de cambio de la vegetación entre la región del rojo e IRC, y establece el punto de máxima absorción de la clorofila.

En el caso de las bandas en el infrarrojo cercano, se distinguen dos grupos de bandas: las que caracterizan la región del *red edge* (bandas 9-12) y las que caracterizan la región del infrarrojo cercano (bandas 13-15). Dentro de estos grupos de bandas se decidió

descartar las bandas 9, 11 y 15. La banda 11 (760.625 nm) estaba altamente correlacionada con la banda 10, debido no sólo a su proximidad espectral sino a que los valores de la banda 11 estaban calculados por interpolación de las bandas 10 y 12 (Sección 2 – Cap. 5). Por ello, no se consideró la banda 11 en el cálculo de los índices espectrales. La banda 9 (708.75 nm) también está muy correlacionada con la banda 10, aunque el motivo de descartarla tiene que ver con su localización en el espectro, ya que al situarse cerca de la banda 8 existía una alta correlación entre las bandas, lo cual disminuía la eficacia de los índices espectrales. En consecuencia, las bandas seleccionadas en la región del *red edge* fueron las bandas 10 y 12 (753.75 y 778.75 nm, respectivamente). La banda 15 (900 nm) se descartó porque presentaba una correlación perfecta con la banda 14 (885 nm), debido a que fue calculada por extrapolación, de manera que ambas bandas iban a ofrecer los mismos resultados. Así, las bandas 13 y 14 fueron las representantes de la región del infrarrojo cercano.

Dado que los índices mostraron distribuciones normales en la mayoría de las coberturas, se realizó el cálculo de la distancia normalizada. Las cubiertas de pasto y matorral no pasaron los tests de normalidad, pero la relación de los coeficientes de curtosis y asimetría con sus respectivos errores estándar se mantuvo dentro de los límites de normalidad (± 2). Por lo que se decidió calcular la distancia normalizada en todas las cubiertas. En la tabla 6.11 podemos observar los resultados de dicho índice. En esta tabla es claro el predominio del índice η sobre el GEMI, en cuanto a la discriminación post-incendio de las áreas quemadas. El índice η ofrece mejores resultados en todas las coberturas excepto en la de bosque, lo cual se relaciona con el diseño del índice GEMI, ya que el objetivo de este índice era potenciar la señal de la vegetación sana sobre las demás cubiertas (Pinty y Verstraete, 1992). Sin embargo, los valores fueron superiores a uno en todas las coberturas para todos los índices GEMI calculados, de manera que se siguió considerando como un buen índice para detectar área quemada.

En estos resultados también se puso de manifiesto la gran semejanza entre los valores de separabilidad de los índices calculados a partir de las bandas del *red edge* o del infrarrojo cercano. Sin embargo, se observó que los resultados eran ligeramente mejores en los índices calculados con la banda 10 localizada en el *red edge*.

Tabla 6.11. Distancias normalizadas de los distintos índices de vegetación calculados a partir de las imágenes post-incendio.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
η 8-10	2.427	2.648	2.426	1.658	1.779	1.759	1.728
η 8-12	2.396	2.611	2.402	1.645	1.758	1.741	1.703
η 8-13	2.359	2.605	2.323	1.623	1.701	1.719	1.634
η 8-14	2.366	2.612	2.307	1.623	1.698	1.726	1.628
GEMI 8-10	1.167	1.588	1.643	1.704	1.647	1.370	1.412
GEMI 8-12	1.174	1.596	1.616	1.690	1.623	1.359	1.379
GEMI 8-13	1.234	1.658	1.587	1.691	1.594	1.395	1.355
GEMI 8-14	1.246	1.672	1.581	1.697	1.594	1.408	1.355

Por otro lado, también se realizó el cálculo de las curvas ROC, con el fin de tener una medida homogénea de separabilidad en todos los índices y técnicas empleadas. El estadístico que nos informaba sobre la mayor o menor capacidad de discriminación entre variables era el área bajo la curva ROC. El valor del área oscilaba entre 0 y 1. Cuando el área se situaba entre cero y 0.5, es decir, por debajo de la diagonal, indicaba que la relación con la variable predictiva era inversamente proporcional. El valor 0.5 equivalía al área situada por debajo de la diagonal y era indicativo de la aleatoriedad de la clasificación. De forma que, si la curva ROC de una variable presentaba valores de área cercanos a 0.5, esto indicaba que esa variable discriminaba igual que lo haría una selección aleatoria de los datos. Es decir, la variable no ofrecía una discriminación significativa de las dos categorías estudiadas. De manera que se podría establecer que los valores por encima de 0.7 indican que la variable es útil para la discriminación entre clases. Son los valores más próximos a 1 los que nos indican una elevada capacidad de discriminación entre clases.

Tabla 6.12. Resultados del estadístico (área bajo la curva) de las curvas ROC de los índices post-incendio, el cual representa el área bajo la curva. Los índices son nombrados en función de la banda utilizada.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
η 8-10	1	1	0.996	0.992	0.995	0.99	0.986
η 8-12	1	1	0.996	0.992	0.995	0.99	0.985
η 8-13	1	1	0.996	0.99	0.994	0.989	0.983
η 8-14	1	1	0.996	0.99	0.994	0.989	0.983
GEMI 8-10	0.976	0.989	0.992	0.996	0.994	0.983	0.976
GEMI 8-12	0.976	0.989	0.992	0.996	0.994	0.983	0.974
GEMI 8-13	0.976	0.991	0.99	0.994	0.992	0.982	0.969
GEMI 8-14	0.976	0.991	0.99	0.994	0.992	0.983	0.967

En la tabla 6.12 se presentan los resultados del área bajo la curva de las diferentes curvas ROC calculadas para cada índice y cada cobertura. Así, se puede observar qué coberturas se discriminan mejor o peor de las áreas quemadas en cada uno de los índices calculados. Se observa también una mejor discriminación del índice η frente al GEMI en todas las coberturas excepto en la cobertura de bosque, al igual que muestran los valores de distancia normalizada. Sin embargo, no aparecen diferencias tan marcadas en los valores obtenidos en las coberturas de matorral y pasto, como aparecían en la distancia normalizada. Este efecto se atribuye a la ligera falta de normalidad de los datos de dichas cubiertas, lo cual influye en los resultados ofrecidos por el índice de separabilidad M . Las mayores diferencias entre índices se encuentran en la cobertura de no combustible, poniendo de relieve la mayor confusión entre dicha cobertura y las áreas quemadas al utilizar el GEMI.

En la tabla 6.13 se muestran los resultados de los tres puntos de corte establecidos en la curva ROC, los cuales nos ofrecieron información más detallada del comportamiento de la curva y de la capacidad de discriminación de los índices. Los puntos de corte se establecen sobre la curva ROC que compara todas las coberturas de no quemado con la de quemado. El primer punto de corte informa sobre el error que se comete estableciendo una fracción de puntos correctamente clasificados como quemados de 0.5. En este caso, todos los índices presentan errores muy pequeños. Esta característica fue considerada como un indicador de la aptitud de dicha variable para la detección de píxeles semilla, ya que se asumió que los valores de área quemada contenidos en el 50 % de la muestra eran los

píxeles más severamente afectados por el fuego. En consecuencia, aquellas variables que ofrecieron valores de error por debajo de 0.05 fueron utilizadas posteriormente en la primera fase del algoritmo de cartografía de área quemada.

Tabla 6.13. Puntos de corte en las curvas ROC de las imágenes post-incendio y sus respectivos valores de fracción de verdaderos positivos (FVP) y fracción de falsos positivos (FFP). El área bajo la curva en la tabla es la obtenida considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
η 8-10	0.997	0.5	0.003	0.992	0.05	0.283	0.002
η 8-12	0.997	0.5	0.003	0.992	0.05	0.298	0.002
η 8-13	0.997	0.5	0.003	0.987	0.05	0.234	0.002
η 8-14	0.997	0.5	0.004	0.990	0.05	0.206	0.002
GEMI 8-10	0.996	0.5	0.004	0.933	0.05	0.293	0.002
GEMI 8-12	0.996	0.5	0.004	0.933	0.05	0.254	0.002
GEMI 8-13	0.996	0.5	0.004	0.931	0.05	0.254	0.002
GEMI 8-14	0.995	0.5	0.004	0.928	0.05	0.208	0.002

El segundo y tercer puntos de corte informaron sobre la fracción de muestra de quemado correctamente clasificada estableciendo unos niveles de error fijos, que en este caso fueron 0.05 y 0.002. Los resultados del segundo punto de corte indicaban la misma tendencia que ya se había comentado, donde los índices η detectaban una mayor fracción de muestra que el GEMI. Sin embargo, en el tercer punto de corte aparecieron ciertas diferencias, y los índices GEMI 8-10 y 8-13 ofrecieron una fracción correctamente clasificada mayor. Por lo que a ese nivel de error, los índices GEMI 8-10 y 8-13 discriminó un mayor porcentaje de área quemada.

A continuación se realizó el análisis de la sensibilidad al área quemada de la diferencia temporal de las imágenes pre y post-incendio de cada uno de los índices anteriores. En los valores de separabilidad del análisis temporal se produjo un fenómeno interesante y es el cambio en el índice espectral con valores más elevados. En este caso es el GEMI el índice que ofrece la mayor capacidad de discriminación en todas las coberturas, siendo la mejor combinación la formada por las bandas 8 y 14.

Tabla 6.14. Distancias normalizadas de los distintos índices de vegetación calculados a partir de las imágenes de diferencia temporal. La letra D indica la diferencia entre imágenes pre y post-incendio.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No Combustible
<i>Dη</i> 8-10	1.508	0.831	1.588	1.005	1.242	1.153	1.089
<i>Dη</i> 8-12	1.486	0.800	1.589	1.004	1.250	1.162	1.105
<i>Dη</i> 8-13	1.562	0.912	1.624	1.093	1.304	1.217	1.152
<i>Dη</i> 8-14	1.580	0.952	1.636	1.114	1.322	1.240	1.178
DGEMI 8-10	1.746	0.974	2.037	1.318	1.529	1.434	1.340
DGEMI 8-12	1.741	0.971	2.055	1.341	1.550	1.457	1.366
DGEMI 8-13	1.861	1.116	2.143	1.476	1.641	1.567	1.449
DGEMI 8-14	1.889	1.158	2.173	1.508	1.669	1.600	1.485

Tabla 6.15. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices multi-temporales, el cual representa el área bajo la curva. Los índices son nombrados en función de las bandas utilizadas. La letra D indica la diferencia entre imágenes pre y post-incendio.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
<i>Dη</i> 8-10	0.984	0.889	0.991	0.931	0.964	0.949	0.944
<i>Dη</i> 8-12	0.982	0.879	0.991	0.93	0.965	0.951	0.946
<i>Dη</i> 8-13	0.986	0.905	0.992	0.948	0.969	0.957	0.954
<i>Dη</i> 8-14	0.987	0.914	0.992	0.951	0.97	0.96	0.957
DGEMI 8-10	0.987	0.911	0.996	0.971	0.979	0.974	0.973
DGEMI 8-12	0.986	0.909	0.996	0.972	0.98	0.975	0.975
DGEMI 8-13	0.991	0.934	0.997	0.982	0.984	0.982	0.98
DGEMI 8-14	0.991	0.94	0.997	0.983	0.985	0.984	0.982

Los resultados obtenidos a partir de las curvas ROC (tabla 6.15) ofrecen la misma tendencia observada en las distancias normalizadas. La cubierta que mejor se discrimina con estos índices es el olivar seguida de los cultivos de secano y el matorral. Sin embargo, es interesante ver como las diferencias entre los valores de área bajo la curva ROC en los índices *D η* y DGEMI en el olivar fueron menos sustanciales que en los resultados de separabilidad M, lo que puso de manifiesto la ausencia de un límite superior en el caso de la distancia normalizada. Esta propiedad del índice M hace que sea difícil la comparación de la separabilidad entre métodos.

Por otro lado, se observó una importante disminución de la capacidad de discriminación en la cubierta de cultivo de regadío, llegando a valores por debajo de 1 en la distancia normalizada. Esto puede deberse a que en el intervalo temporal seleccionado los cultivos de regadío sufrieron la misma evolución que las áreas quemadas, presentando la

firma espectral típica de la vegetación sana en la imagen pre-incendio y una curva espectral más plana, con valores bajos de reflectividad en el infrarrojo cercano en la imagen post-incendio. En consecuencia, en el caso de los índices de vegetación, tanto las zonas de regadío como las zonas quemadas presentaron valores elevados en la situación pre-incendio y valores bajos en la imagen post-incendio, lo que origina un significativo problema de confusión.

Tabla 6.16. Puntos de corte en las curvas ROC de las imágenes post-incendio y sus respectivos valores de fracción de verdaderos positivos (FVP) y fracción de falsos positivos (FFP). El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
<i>D</i>η 8-10	0.92	0.5	0.031	0.674	0.05	0.049	0.002
<i>D</i>η 8-12	0.949	0.5	0.033	0.668	0.05	0.031	0.002
<i>D</i>η 8-13	0.959	0.5	0.026	0.728	0.05	0.044	0.002
<i>D</i>η 8-14	0.962	0.5	0.022	0.751	0.05	0.057	0.002
DGEMI 8-10	0.97	0.5	0.019	0.815	0.05	0.051	0.002
DGEMI 8-12	0.97	0.5	0.019	0.833	0.05	0.041	0.002
DGEMI 8-13	0.978	0.5	0.015	0.897	0.05	0.093	0.002
DGEMI 8-14	0.98	0.5	0.014	0.907	0.05	0.116	0.002

En la tabla 6.16 aparecen los resultados de los puntos de corte en las curvas ROC. En el primer punto de corte se observó como, al mismo nivel de fracción correctamente detectada como quemado, los índices DGEMI ofrecieron un error mucho menor que los índices η , entre los cuales el menor error fue proporcionado por el índice DGEMI 8-14. En el siguiente punto de corte se observa de nuevo la superioridad de los índices DGEMI con una fracción mucho mayor de muestra correctamente detectada. Por último, se observó la misma tendencia en el tercer punto de corte, aunque las diferencias entre algunos índices no son tan marcadas. Sin embargo, los índices DGEMI 8-13 y DGEMI 8-14 muestran una capacidad de discriminación muy superior al resto de índices temporales η y GEMI.

Cabe destacar que realizando la comparación entre la capacidad de discriminación obtenida a partir de las curvas ROC en el análisis post-incendio y en el temporal, los resultados obtenidos a partir de las imágenes post-incendio fue muy superior al análisis

temporal. Dicha superioridad fue significativa no sólo atendiendo al error producido en el primer punto de corte, sino también en la fracción correctamente clasificada de los siguientes puntos de corte. La diferencia entre la capacidad de discriminación de la situación post-incendio y el análisis temporal es mucho más importante en el índice η . Este efecto sugiere una drástica disminución de la eficiencia de este índice cuando se utiliza la diferencia temporal, debido principalmente a la reducción del rango de valores de dichos índices y al aumento de la desviación típica en cada una de las coberturas (Ec. 5.1), haciendo que en algunos casos la desviación típica tenga un valor superior a la media.

6.2.2. Índices de área quemada

Dado que el sensor MERIS no ofrece información en la región del SWIR, los índices de área quemada quedaron reducidos al cálculo del IAQ. Como se expuso en la sección 3.4 del capítulo 5, la particular distribución de las bandas MERIS en la región del infrarrojo cercano apuntaba la necesidad de adaptar los puntos de convergencia del IAQ para aprovechar todo su potencial. La banda seleccionada para representar la región del rojo fue la banda 8 y las bandas de la región del infrarrojo cercano consideradas fueron, al igual que en los índices espectrales anteriores, las bandas 10, 12, 13 y 14.

En la tabla 6.17 se presentan los puntos de convergencia calculados siguiendo los dos criterios establecidos para su cálculo (sección 3.4 – Cap. 5). Comparando los puntos de convergencia adaptados con el punto de convergencia original se observa como el punto de convergencia original se acerca más a los valores obtenidos para las bandas localizadas en el *RE* (banda 10 y 12) que a los valores de las bandas del IRC (banda 13 y 14). Por lo tanto, aunque el punto de convergencia en el rojo sea un poco más elevado, se espera un mejor comportamiento del índice IAQ utilizando las bandas del *RE*.

Tabla 6.17. Puntos de convergencia adaptados a las bandas MERIS.

	Puntos de convergencia					Criterio de selección de puntos de convergencia
	B 8	B 10	B 12	B 13	B 14	
IAQ	0.1	0.06	0.06	0.06	0.06	Puntos originales
IAQ Adaptado	0.0875	0.063	0.065	0.078	0.081	Percen. 5 NIR y Percen. 95 B8
IAQ MinDis	0.07	0.064	0.067	0.094	0.1	Punto de mínima distancia

Con el fin de evaluar el efecto de cada uno de los puntos de convergencia en la distribución de valores de los índices, se han representado las isolíneas de cada uno de los índices de área quemada en un gráfico de dispersión en el que se representan también los puntos correspondientes a las diferentes coberturas que conforman la muestra de datos utilizada en esta tesis. La representación de las isolíneas puso de manifiesto la naturaleza esférica de la formulación del índice de área quemada, y la distribución de la nube de puntos respecto a las isolíneas ofrece una representación visual de las potenciales confusiones entre las áreas quemadas y las diferentes cubiertas consideradas.

En primer lugar, la figura 6.7 reúne los gráficos correspondientes a la utilización del punto de convergencia original en las diferentes combinaciones de bandas consideradas. Se puede ver como se produce un desplazamiento del punto de convergencia en las bandas del IRC. En consecuencia, para detectar la misma cantidad de puntos de área quemada los índices que utilizan las bandas del IRC ofrecerán un mayor nivel de confusión con otras cubiertas, como puede observarse en la distribución de las isolíneas respecto a la nube de puntos. Por otro lado, se observa una mayor dispersión de los puntos de área quemada en los gráficos de dispersión de las bandas 13 y 14, respecto a las bandas 10 y 12, lo que puede originar también mayor confusión en la discriminación de las áreas quemadas.

En la figura 6.8 se representan las isolíneas de los índices de área quemada en los que los puntos de convergencia fueron adaptados en función de los valores correspondientes al percentil 5 de la banda del IRC y al percentil 95 en la banda del rojo. Este método es semejante al utilizado para calcular los puntos de convergencia originales, por ello la distribución de las isolíneas y la localización del punto de convergencia con respecto a la nube de puntos es similar a las representaciones de la figura 6.7. Al adaptar los puntos de convergencia vemos como la distribución de las isolíneas es uniforme para todas las bandas del RE e IRC. Por lo tanto, la discriminación de las áreas quemadas será muy similar entre estos cuatro índices. Al comparar entre estos gráficos y los correspondientes a

la formulación original, se observa como la confusión entre cubiertas aumenta ligeramente en los IAQ calculados con las bandas del *red edge*, mientras que se reduce en las bandas del IRC al mejorar la localización del punto de convergencia.

La figura 6.9 ofrece los gráficos de dispersión e isolíneas de los índices de área quemada cuyos puntos de convergencia fueron calculados buscando el punto de mínima distancia a todos los puntos de la muestra. Señalar que los puntos de convergencia se calcularon con la muestra de puntos más severamente afectados por el fuego y no con todos los puntos representados en los gráficos. Por ello, los puntos de convergencia se sitúan en el extremo inferior de la nube de puntos de quemado. La localización de los puntos de convergencia hace que los puntos con mayor severidad de quemado se sitúen dentro de la primera isolínea representada. Sin embargo, al intentar clasificar toda la nube de puntos de quemado se introduce un error de confusión con otras coberturas elevado. Por ello, se estima que estos índices serán capaces de discriminar bien puntos de área quemada severamente afectados por el fuego pero no serán adecuados para generar la cartografía de las áreas quemadas. No obstante, la distribución de la nube de puntos de área quemada nos indujo a pensar en la conveniencia de modificar la formulación circular del IAQ a una formulación elíptica que se adaptara mejor a la distribución de los valores de área quemada

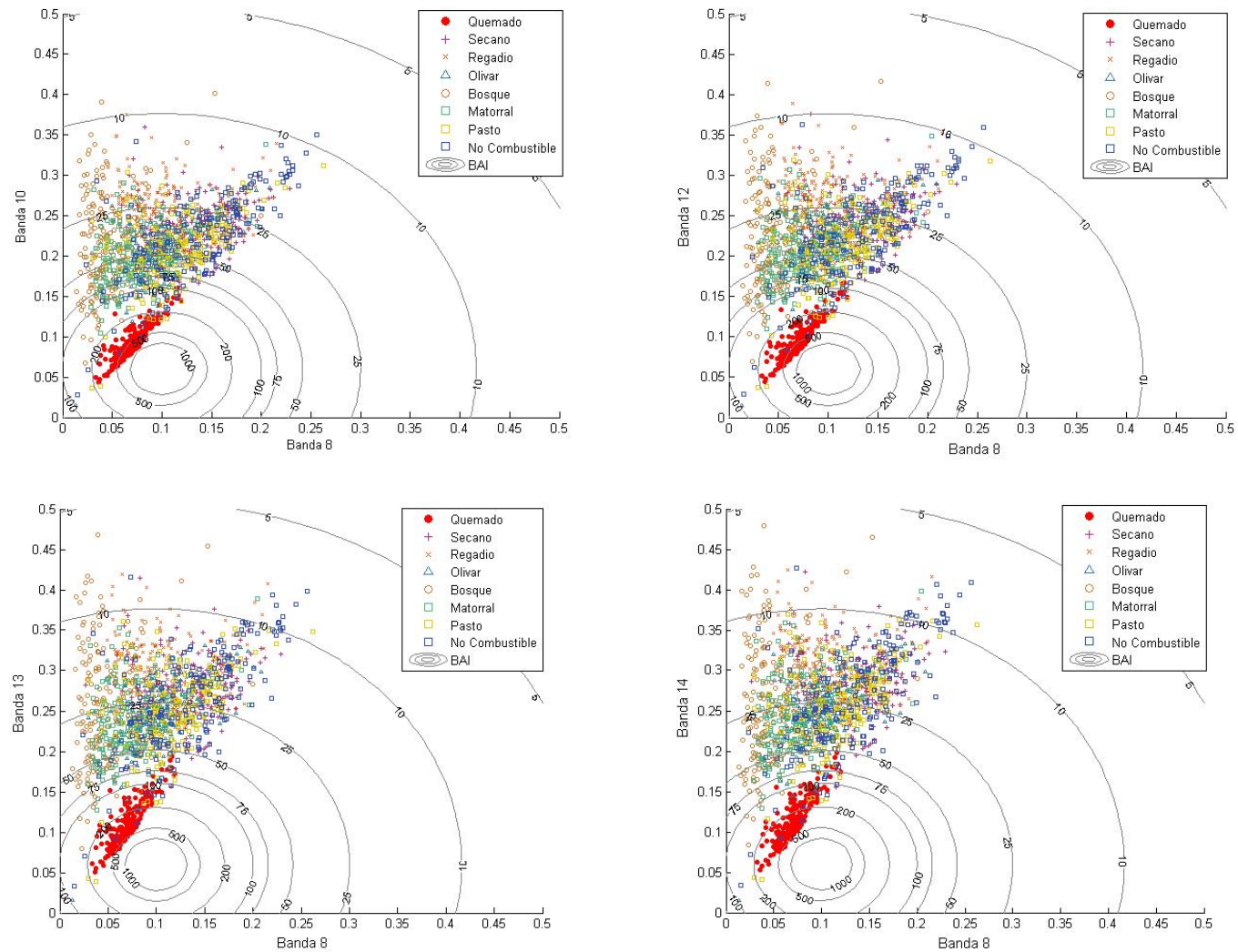


Figura 6.7. Isolíneas del índice de área quemada original y la distribución de los puntos de quemado y no quemado respecto a las bandas consideradas.

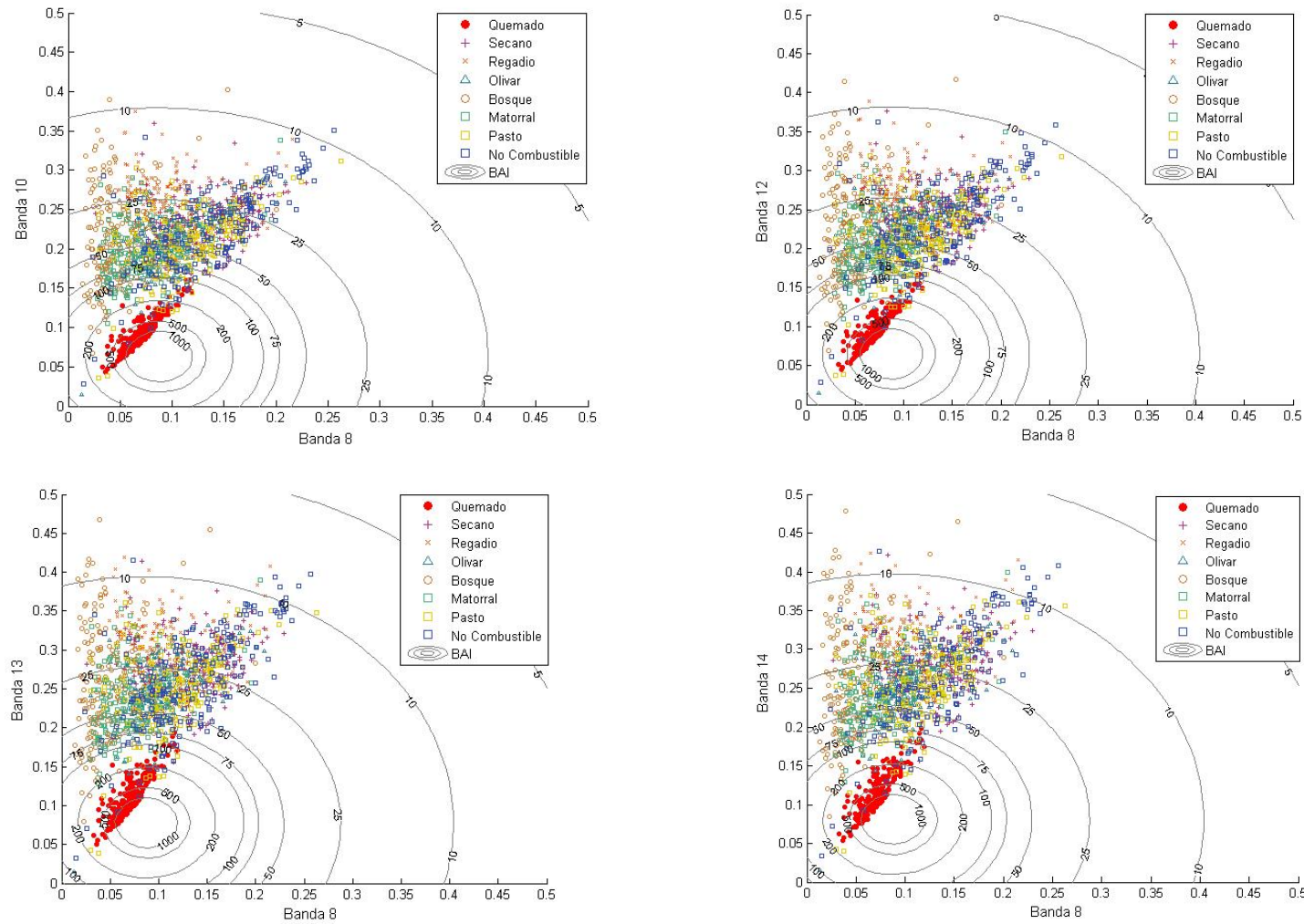


Figura 6.8. Isolíneas del índice de área quemada adaptado y la distribución de los puntos de quemado y no quemado respecto a las bandas consideradas.

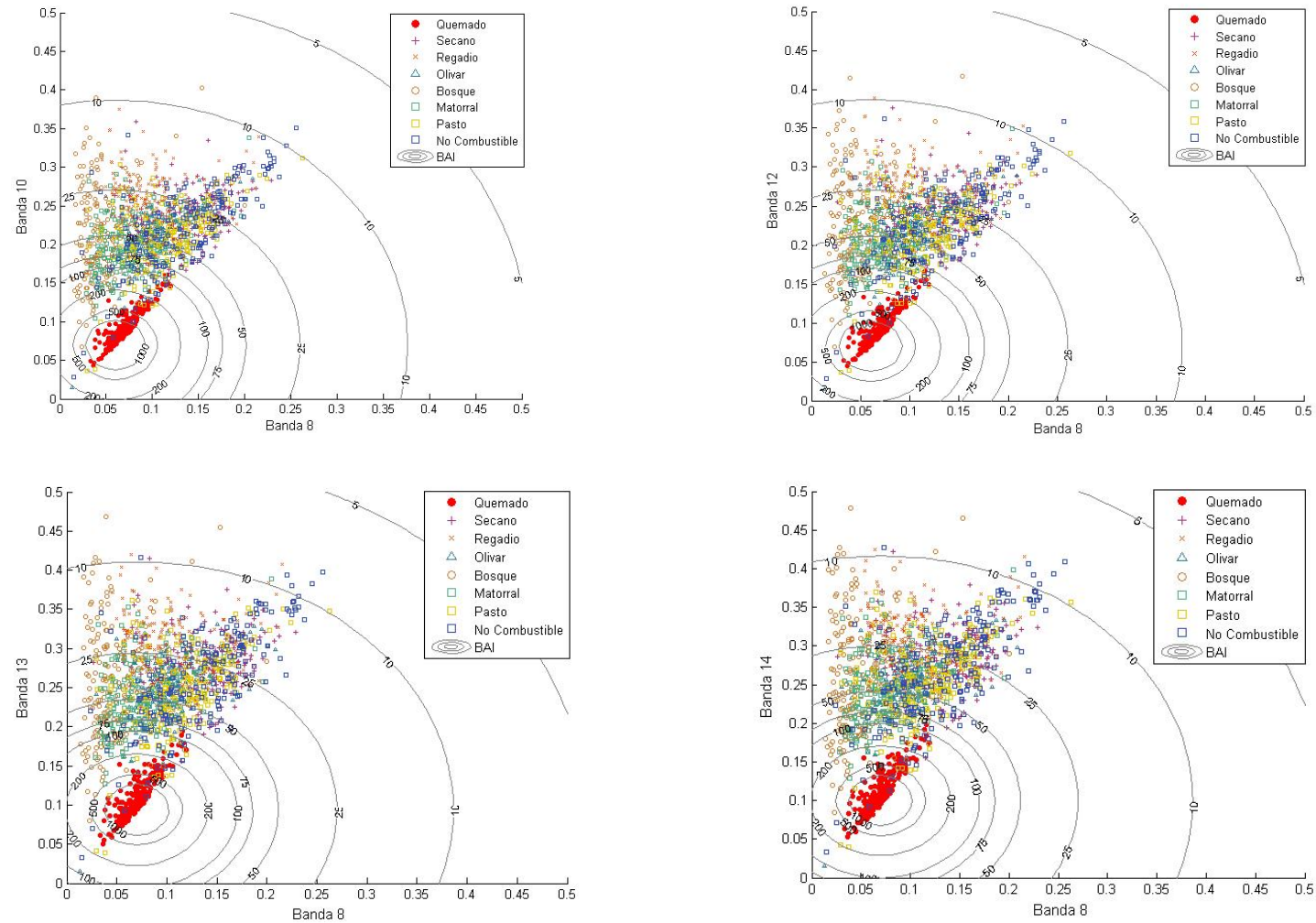


Figura 6.9. Isólinas del índice de área quemada de mínima distancia y la distribución de los puntos de quemado y no quemado respecto a las bandas consideradas.

Para analizar la capacidad de discriminación de estos índices se ha realizado el cálculo de las respectivas curvas ROC (Tablas 6.18 y 6.19), ya que los valores presentaron una distribución fuertemente alejada de la normalidad. Esto fue debido a la propia formulación del índice IAQ, la cual origina valores muy elevados en las zonas quemadas con una gran desviación típica, y valores bajos en las zonas no quemadas con una desviación típica mucho menor, donde los valores se concentran en un pequeño rango.

Tabla 6.18. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices post-incendio, el cual representa el área bajo la curva. Los índices son nombrados en función de la banda utilizada.

IAQ=índice original, IAQ-Adap= índice con los puntos de convergencia adaptados y IAQ-MD= punto de convergencia de mínima distancia. Todos los resultados son significativos siendo $p=0.001$.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
IAQ 10	1	1	0.999	0.998	0.996	0.995	0.987
IAQ 12	1	1	0.999	0.998	0.996	0.995	0.986
IAQ 13	1	1	0.999	0.998	0.995	0.994	0.986
IAQ 14	1	1	0.998	0.996	0.994	0.993	0.986
IAQ-Adap 10	1	1	0.998	0.993	0.992	0.991	0.988
IAQ-Adap 12	1	1	0.998	0.993	0.992	0.991	0.987
IAQ-Adap 13	1	1	0.998	0.993	0.992	0.991	0.987
IAQ-Adap 14	1	1	0.997	0.991	0.992	0.989	0.985
IAQ-MD 10	0.999	1	0.995	0.898	0.978	0.985	0.977
IAQ-MD 12	1	1	0.996	0.992	0.983	0.988	0.98
IAQ-MD 13	1	1	0.998	0.993	0.99	0.993	0.985
IAQ-MD 14	1	1	0.998	0.993	0.991	0.994	0.985

En la tabla 6.18 se observan los valores elevados de discriminación que ofrecen estos índices calculados sobre las imágenes post-incendio. Es particularmente interesante la discriminación perfecta que se establece entre las categorías de cultivos de secano y regadío y las áreas quemadas. En base a estos primeros resultados como los valores más altos se localizan en el IAQ 10, aunque los demás índices IAQ calculados también presentaron valores muy elevados. Los valores más bajos se encontraron en el IAQ-MD 10, en el cual la disminución del área bajo la curva respecto a los demás índices es clara. Aunque, hay que reconocer que los valores de discriminación fueron también muy elevados.

Al presentar valores de discriminación por cubiertas tan semejantes, es muy difícil seleccionar o descartar uno de estos índices. La tabla 6.19 ofrece la información necesaria

para caracterizar la actuación de cada uno de estos índices cuando se trata de discriminar entre quemado y no quemado en las imágenes post-incendio. En esta tabla se pueden observar las ligeras diferencias que aparecieron entre los índices. Mientras que, atendiendo a los resultados de los dos primeros puntos de corte el índice IAQ es claramente superior al resto, los resultados del tercer punto de corte nos ofrece una mayor variedad de comportamientos. Así, se observa como el IAQ 14 es superado por varios índices como, IAQ-Adap 10, IAQ-Adap 12 y IAQ-MD 14. A partir de estos resultados se subraya el efecto de la localización de los puntos de convergencia. Mientras que en el índice IAQ fueron las bandas del *red edge* las que mostraron mejores resultados, en los índices IAQ-Adap fueron las bandas del NIR las que adquirieron mayor importancia.

Una vez conocida la capacidad de discriminación de los índices de área quemada en las imágenes post-incendio se procedió a realizar los mismos cálculos en las imágenes de análisis temporal.

Tabla 6.19. Puntos de corte en la curva ROC en las imágenes post-incendio y sus respectivos valores de fracción de verdaderos positivos (FVP) y fracción de falsos positivos (FFP). El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
IAQ 10	0.996	0.5	0.001	0.99	0.05	0.817	0.002
IAQ 12	0.996	0.5	0.001	0.99	0.05	0.799	0.002
IAQ 13	0.996	0.5	0.002	0.99	0.05	0.771	0.002
IAQ 14	0.995	0.5	0.001	0.985	0.05	0.622	0.002
IAQ-Adap 10	0.995	0.5	0.001	0.972	0.05	0.666	0.002
IAQ-Adap 12	0.995	0.5	0.001	0.972	0.05	0.645	0.002
IAQ-Adap 13	0.994	0.5	0.001	0.974	0.05	0.604	0.002
IAQ-Adap 14	0.993	0.5	0.003	0.974	0.05	0.458	0.002
IAQ-MD 10	0.989	0.5	0.005	0.956	0.05	0.301	0.002
IAQ-MD 12	0.991	0.5	0.003	0.964	0.05	0.344	0.002
IAQ-MD 13	0.994	0.5	0.001	0.974	0.05	0.612	0.002
IAQ-MD 14	0.994	0.5	0.002	0.974	0.05	0.638	0.002

Las tablas 6.20 y 6.21 resumen los resultados obtenidos en el análisis de las curvas ROC para la comparación temporal de las imágenes. Los nombres de los índices están precedidos por la letra “D” lo cual hace referencia a la “diferencia” entre fechas. Como

puede observarse los resultados de separabilidad entre clases (quemado y no quemado) lejos de empeorar aumentaron en la mayoría de los casos. Observando la capacidad de discriminación que muestran los índices DIAQ e DIAQ-Adap es prácticamente imposible determinar qué banda ofrece mejores resultados, ya que todas las bandas ofrecieron niveles idénticos de separabilidad.

Tabla 6.20. Resultados del estadístico de las curvas ROC de las imágenes multi-temporales, el cual representa el área bajo la curva. Los índices son nombrados en función de la banda utilizada.

IAQ=índice original, IAQ-Adap= índice con los puntos de convergencia adaptados y IAQ-MD= punto de convergencia de mínima distancia. Todos los resultados son significativos siendo $p=0.001$

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
DIAQ 10	1	1	0.999	0.999	0.997	0.997	0.99
DIAQ 12	1	1	0.999	0.999	0.997	0.997	0.99
DIAQ 13	1	1	0.999	0.999	0.997	0.997	0.99
DIAQ 14	1	1	0.999	0.997	0.997	0.995	0.99
DIAQ-Adap 10	1	1	0.999	0.995	0.995	0.993	0.991
DIAQ-Adap 12	1	1	0.999	0.995	0.995	0.992	0.991
DIAQ-Adap 13	1	1	0.999	0.995	0.995	0.992	0.99
DIAQ-Adap 14	1	1	0.999	0.994	0.995	0.991	0.989
DIAQ-MD 10	0.999	0.995	0.995	0.99	0.979	0.985	0.978
DIAQ-MD 12	1	0.997	0.997	0.993	0.985	0.989	0.98
DIAQ-MD 13	1	1	0.998	0.994	0.992	0.994	0.986
DIAQ-MD 14	1	1	0.999	0.995	0.993	0.995	0.987

Para conocer si existían diferencias en la capacidad de detección de los índices de área quemada en función de la banda espectral utilizada en su cálculo, se presentan en la tabla 6.21 los resultados del análisis de los puntos de corte. En este caso, vemos también como existe una homogeneidad en los valores de los índices IAQ e IAQ-Adap al utilizar diferentes bandas en su cálculo. Sólo estudiando los resultados del tercer punto de corte se puede establecer la bonanza de la discriminación de cada índice. La superioridad del índice DIAQ frente a los otros dos índices de área quemada es muy clara, presentando valores de discriminación superiores a 0.8 con una fracción de falsos positivos de 0.002.

Estos resultados indicaron que cualquiera de los índices de área quemada considerados, tanto post-incendio como multi-temporal, serían buenos detectores de píxeles semilla en la siguiente fase del algoritmo. Estos índices son especialmente sensibles a la detección de píxeles semilla porque son capaces de detectar un gran número de píxeles

de la categoría de quemado produciendo un error de clasificación prácticamente despreciable.

Tabla 6.21. Puntos de corte en la curva ROC en las imágenes de análisis multi-temporal y sus respectivos valores de fracción de verdaderos positivos (FVP) y fracción de falsos positivos (FFP). El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
DIAQ 10	0.997	0.5	0.001	0.997	0.05	0.825	0.002
DIAQ 12	0.997	0.5	0.001	0.997	0.05	0.83	0.002
DIAQ 13	0.997	0.5	0.001	0.997	0.05	0.825	0.002
DIAQ 14	0.997	0.5	0.001	0.997	0.05	0.704	0.002
DIAQ-Adap 10	0.996	0.5	0.001	0.987	0.05	0.668	0.002
DIAQ-Adap 12	0.996	0.5	0.001	0.987	0.05	0.658	0.002
DIAQ-Adap 13	0.996	0.5	0.001	0.990	0.05	0.604	0.002
DIAQ-Adap 14	0.995	0.5	0.002	0.990	0.05	0.537	0.002
DIAQ-MD 10	0.989	0.5	0.005	0.959	0.05	0.301	0.002
DIAQ-MD 12	0.992	0.5	0.003	0.961	0.05	0.342	0.002
DIAQ-MD 13	0.995	0.5	0.001	0.979	0.05	0.614	0.002
DIAQ-MD 14	0.995	0.5	0.002	0.985	0.05	0.648	0.002

6.2.3. Índices hiper-espectrales

Las siguientes tablas ofrecen los resultados del análisis de sensibilidad de referente a los índices comúnmente utilizados en el ámbito de las imágenes hiper-espectrales, que han sido aplicados en esta tesis sobre imágenes del sensor MERIS (sección 3.5 – Cap. 5). Las variables consideradas dentro de este apartado fueron: los ratios entre bandas, la pendiente del *red edge*, las bandas 7, 8 y 9 sin continuo, y la primera derivada entre las bandas 8 y 10 de la banda de absorción. La profundidad de la banda de absorción se obtendría restándole a la unidad el valor de la banda 8 sin continuo, como la información recogida por ambas variables es la misma, se decidió utilizar los datos de la banda 8 sin continuo con el fin de simplificar los cálculos.

En la tabla 6.22 se presentan los resultados del área bajo la curva obtenida a partir de las curvas ROC. En el caso de los ratios apareció una tendencia general, en la cual las cubiertas que menor área bajo la curva, y por lo tanto menor discriminación, presentaron fueron el pasto, las zonas no combustibles y el cultivo de secano. El caso del cultivo de

secano fue el más importante ya que los bajos valores indicaban que se trataba de una cubierta que estos índices no eran capaces de diferenciar de las zonas quemadas. También fue significativo el hecho de que según aumentaba la longitud de onda de la banda utilizada como numerador, la discriminación disminuía en todas las cubiertas. La pendiente del *red edge* (Pend. RE), sin embargo, ofreció valores de discriminación elevados situándose al mismo nivel que los índices espectrales anteriormente comentados.

Las bandas sin continuo situadas en la banda de absorción del rojo, denominadas CR 7, 8 y 9, ofrecen resultados con una tendencia similar a los ratios ya que presentaron valores más bajos de área en la cubierta de secano. Aunque los valores de área son bastante bajos en las bandas CR 8 y 9, en la banda CR 7 fueron más altos situándose en un nivel de discriminación aceptable. En el caso de la primera derivada también se encuentran valores bajos en la cubierta de secano. La confusión que se crea en estos índices y bandas entre el cultivo de secano y las zonas quemadas se debe a que la época del año en la que se realiza el estudio (verano) coincide con la época en la que el cultivo de secano está senescente o cosechado. De manera que estos cultivos habían perdido ya su capacidad fotosintética y presentaban firmas espectrales en las que la banda de absorción del rojo no aparecía. Por ello, al estudiar la banda de absorción de la región del rojo no se podía diferenciar bien entre secano y quemado.

Por otro lado, en el caso de los ratios ocurre algo semejante, ya que al no producirse absorción en el rojo, la banda 9 (709.75 nm) en el cultivo de secano aumentaba su reflectividad igualándose a los niveles de reflectividad de las bandas de mayor longitud de onda en el infrarrojo cercano. Por lo tanto, la relación entre dichas bandas ofrecía valores bajos, tal y como sucede en las zonas quemadas. Aunque en el caso de las áreas quemadas los valores bajos se debían al efecto contrario, es decir, se produce la disminución de la reflectividad en la región del infrarrojo la cual sitúa los valores de reflectividad de ambas bandas en niveles semejantes. La pendiente del *red edge* no se vió afectada porque mide la diferencia de reflectividad en un rango de longitudes de onda, concretamente la diferencia de reflectividad entre la banda 10 y la banda 8. De manera que, aunque la pendiente de la cubierta de cultivos de secano sea también baja con respecto a la de la vegetación sana, presenta valores lo suficientemente superiores como para poder diferenciar entre las áreas quemadas y las zonas de secano.

Tabla 6.22. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices hiper-espectrales calculados a partir de las imágenes post-incendio.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
Ratio 10/9	0.612	0.838	0.810	0.958	0.892	0.782	0.782
Ratio 12/9	0.608	0.837	0.795	0.955	0.886	0.776	0.764
Ratio 15/9	0.540	0.798	0.695	0.94	0.848	0.742	0.705
Pendiente Red edge	0.948	0.986	0.982	0.995	0.985	0.964	0.963
CR 7	0.83	0.925	0.824	0.969	0.953	0.917	0.922
CR 8	0.668	0.830	0.820	0.917	0.888	0.846	0.861
CR 9	0.643	0.800	0.788	0.886	0.846	0.798	0.816
Primera derivada	0.672	0.832	0.822	0.918	0.890	0.845	0.862

Al estudiar los puntos de corte de estas variables se observa, en primer lugar, como varía el nivel de error asociado a una detección correcta del área quemada del 50%. Por lo general, las variables con los valores más bajos de área bajo la curva presentaron mayor nivel de error. Gracias al análisis de la capacidad de discriminación por coberturas, se pudo conjeturar la causa de dicho error. En este caso, se comprobó la relación directa que ejercen los valores obtenidos en la cobertura de secano sobre el área bajo la curva total. Este efecto subraya la importancia del cálculo de las curvas ROC en cada cubierta, ya que así fue posible conocer que cubierta en concreto era la que estaba produciendo el aumento de la confusión y por lo tanto de los errores en la clasificación.

Por ello, al analizar los resultados de los tres puntos de corte, sólo dos variables ofrecieron resultados apropiados para ser consideradas en la fase de detección de píxeles semilla. En cuanto al primer punto de corte, la mayoría de las variables presentaron errores por encima de 0.1. La pendiente del *red edge* y la banda CR 7 son las únicas que mostraron errores inferiores a 0.05. El segundo y tercer puntos de corte reflejaron lo mismo, aunque cabe destacar que mientras las variables de la banda de absorción del rojo presentaron valores de FVP muy bajos, los ratios 10/9 y 12/9 mostraron valores medios. Teniendo estos datos en consideración, se puede establecer que, aunque la discriminación general (área bajo la curva) sea mayor en las variables de la banda de absorción, los ratios 10/9 y 12/9 ofrecían una mayor discriminación de área quemada a valores de error bajos.

Tabla 6.23. Puntos de corte en la curva ROC y sus respectivos valores de FVP y FFP en las imágenes post-incendio de los índices hiper-espectrales. El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
Ratio 10/9	0.810	0.5	0.151	0.216	0.05	0.018	0.002
Ratio 12/9	0.803	0.5	0.155	0.247	0.05	0.021	0.002
Ratio 15/9	0.752	0.5	0.209	0.000	0.05	0	0.002
Pendiente Red edge	0.975	0.5	0.005	0.877	0.05	0.247	0.002
CR 7	0.919	0.5	0.027	0.602	0.05	0.244	0.002
CR 8	0.851	0.5	0.105	0.050	0.05	0	0.002
CR 9	0.832	0.5	0.128	0.045	0.05	0	0.002
Primera derivada	0.852	0.5	0.105	0.075	0.05	0	0.002

Los resultados de las curvas ROC calculados a partir de la diferencia temporal ofrecieron valores mucho más elevados de discriminación. En este caso el problema de la discriminación de las zonas de cultivo de secano desapareció. Sin embargo, se observaron valores más bajos en la cubierta de cultivos de regadío, manifestando el efecto comentado anteriormente. Destacó la importante mejora que experimentaron los valores de discriminación en los ratios, siendo el DRatio 15/9 el que mostró mejores resultados. La diferencia de la pendiente del *red edge* ofreció buenos resultados aunque con un importante descenso en las cubiertas de regadío y bosque. Las dificultades encontradas en la discriminación de diferentes coberturas al realizar el análisis post-incendio y el multi-temporal, sugieren que la combinación de ambas permitirá conseguir una detección adecuada de las áreas quemadas.

En cuanto al análisis temporal de la banda de absorción se observa una disminución generalizada de la capacidad de discriminación. En ninguna cubierta se supera el valor de 0.85 de área bajo la curva, lo que indica que el error en este caso queda repartido de forma uniforme entre todas las cubiertas. Los mejores resultados se encontraron en las diferencias de la banda 8 y la primera derivada.

Tabla 6.24. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices hiper-espectrales calculados a partir de las imágenes de diferencia temporal.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
DRatio 10/9	0.969	0.823	0.996	0.897	0.97	0.971	0.971
DRatio 12/9	0.967	0.817	0.996	0.897	0.97	0.971	0.972
DRatio 15/9	0.967	0.841	0.996	0.908	0.971	0.972	0.974
DPendiente Red edge	0.972	0.84	0.993	0.927	0.964	0.946	0.944
DCR 7	0.822	0.789	0.825	0.824	0.824	0.819	0.819
DCR 8	0.83	0.801	0.83	0.83	0.831	0.826	0.826
DCR 9	0.815	0.759	0.822	0.819	0.821	0.816	0.816
DPrimera derivada	0.831	0.802	0.831	0.831	0.831	0.825	0.827

El cálculo del área bajo la curva total, considerando todas las cubiertas de no quemado, ofreció datos muy interesantes. En este caso, todas las variables presentaron una capacidad de discriminación semejante, con valores de error y detección (1° y 2° puntos de corte) muy similares. Errores por debajo de 0.05 en el primer punto de corte se observaron en el DRatio 15/9, la DPendiente del *red edge*, las bandas DCR 7 y 8, y la DPrimera derivada. Resultó significativo observar la disminución brusca que se producía entre el segundo y tercer puntos de corte en los valores de FVP. De forma que en el tercer punto de corte la fracción de área quemada detectada es mínima o incluso nula.

Tabla 6.25. Puntos de corte en la curva ROC y sus respectivos valores de FVP y FFP en las imágenes de diferencia temporal de los índices hiper-espectrales. El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
DRatio 10/9	0.942	0.5	0.051	0.494	0.05	0	0.002
DRatio 12/9	0.941	0.5	0.052	0.486	0.05	0	0.002
DRatio 15/9	0.947	0.5	0.045	0.584	0.05	0	0.002
DPendiente Rededge	0.94	0.5	0.047	0.532	0.05	0.008	0.002
DCR 7	0.951	0.5	0.046	0.512	0.05	0.07	0.002
DCR 8	0.955	0.5	0.043	0.597	0.05	0.075	0.002
DCR 9	0.943	0.5	0.056	0.453	0.05	0.01	0.002
DPrimera derivada	0.955	0.5	0.043	0.577	0.05	0.07	0.002

6.2.4. Índices de ángulos espectrales

El tratamiento de los resultados obtenidos al calcular los índices de naturaleza angular se ha realizado clasificando los índices como aquellos que miden el ángulo entre las bandas y aquellos que miden el ángulo entre espectros. De forma que, aunque ambos métodos generen imágenes de ángulos espectrales, la información recogida en cada uno de ellos es muy diferente (Sección 3.5 – Cap. 5). Para diferenciarlos, los ángulos entre bandas se han denominado “ α ”, y los ángulos entre espectros serán “ β ”.

6.2.4.1. Índices de ángulos entre bandas

En este caso se consideraron dos combinaciones de bandas, nombradas bajo el número de la banda que forma el vértice del ángulo calculado. Así, se ha realizado el cálculo de:

a) el ángulo entre las bandas 6, 8 y 9 (α 8), el cual se sitúa en la banda de absorción del rojo.

b) el ángulo formado entre las bandas 9, 10 y 12 (α 10) situado en el “hombro” de la firma espectral de la vegetación sana, en el que queda reflejado el cambio que se produce en la reflectividad al comienzo y al final del *red edge*.

En la tabla 6.26 aparecen los resultados del área bajo la curva de las respectivas curvas ROC calculadas para cada una de las cubiertas. En esta tabla se presentan unidos los resultados del análisis post-incendio y del análisis temporal. Los resultados ofrecidos por

los dos ángulos son bastante buenos. En el cálculo sobre las imágenes post-incendio, aparecieron valores medios en la categoría de cultivo de secano, tal y como ocurría en los índices hiper-espectrales. En cambio, en el análisis temporal la capacidad de discriminación de ambos índices fue muy elevada, lo cual destacó el gran potencial de esta medida en el ámbito de la cartografía de áreas quemadas.

Tabla 6.26. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices de ángulos entre bandas calculados a partir de las imágenes post-incendio y la diferencia temporal.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
α 8	0.773	0.921	0.927	0.99	0.976	0.945	0.971
α 10	0.850	0.944	0.957	0.989	0.968	0.928	0.957
$D\alpha$ 8	0.997	0.975	0.997	0.998	0.997	0.997	0.996
$D\alpha$ 10	0.994	0.992	0.995	0.997	0.994	0.988	0.982

Los resultados en los tres puntos de corte (tabla 6.27) pusieron de manifiesto la gran capacidad de discriminación de los índices $D\alpha$ 8 y $D\alpha$ 10, los cuales presentan valores de error muy bajo en el primer punto de corte y valores de FVP muy elevados en el segundo. Especialmente interesante es el caso del índice $D\alpha$ 10 que ofrece un valor de error de cero en el primer punto de corte, lo cual sitúa a este índice como el mejor discriminador de píxeles semilla dentro de los índices calculados en esta tesis. Sin embargo, estos resultados no aseguran que el error sea cero en la detección de los píxeles semilla, pero si se puede afirmar que el error que se pueda producir al utilizar esta variable será casi despreciable. Las variables que cumplen el criterio para ser seleccionadas para el cálculo de los píxeles semilla fueron los índices α 10, $D\alpha$ 8, y $D\alpha$ 10.

Tabla 6.27. Puntos de corte en la curva ROC y sus respectivos valores de FVP y FFP de los índices de ángulos entre bandas. El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
α 8	0.928	0.5	0.052	0.499	0.05	0.028	0.002
α 10	0.942	0.5	0.027	0.661	0.05	0.028	0.002
$D\alpha$ 8	0.994	0.5	0.004	0.995	0.05	0.221	0.002
$D\alpha$ 10	0.992	0.5	0.000	0.969	0.05	0.720	0.002

6.2.4.2. Ángulos entre espectros

Los ángulos entre espectros se han denominado como “ β ” seguido del método utilizado para obtener el espectro de quemado de referencia. Existen 3 posibilidades:

- Espectro de referencia obtenido a partir de los píxeles de quemado más puros de la imagen post-incendio, β -PPI.
- Espectro de referencia obtenido a partir de espectro-radiometría de campo sobre una zona completamente quemada, β -GER.
- Espectro de referencia obtenido a partir de simulaciones del espectro de zonas de severidad de quemado máxima. En este caso se contemplan dos posibilidades de espectros simulados (β -Sim1 y β -Sim2).

Por otro lado, los resultados se dividieron entre el cálculo de los ángulos espectrales utilizando únicamente las bandas espectrales e incluyendo como bandas algunos índices espectrales. Dichos índices espectrales fueron seleccionados una vez realizado el análisis de la capacidad de detección de área quemada. Dentro de los índices de vegetación se seleccionaron los índices η 8-10 y GEMI 8-10, y entre los índices de área quemada se escogió el IAQ 10. Estos índices fueron los que mayor capacidad de discriminación mostraron en la imagen post-incendio, no sólo atendiendo a los resultados de las curvas ROC sino también a los valores de distancia normalizada, en el caso de los índices espectrales. Concretamente, se seleccionó el índice IAQ 10 y no se consideró ningún otro índice de área quemada, ya que se consideró que no se producirían diferencias significativas entre uno u otro índice. Esto estuvo justificado por el idéntico comportamiento de estos índices, es decir, los valores eran elevados en las áreas quemadas y bajos en las zonas no quemadas, en consecuencia, no se esperaban cambios significativos en el ángulo del vector.

Además con el fin de estimar la contribución de los índices η 8-10 y GEMI 8-10 al ángulo espectral se calcularon también los ángulos espectrales considerando las bandas del sensor MERIS y el índice de área quemada IAQ 10.

La capacidad de discriminación de los ángulos espectrales calculados utilizando sólo las bandas MERIS en el espectro de referencia presentó una tendencia similar a la de los índices anteriormente comentados, con valores más altos en las cubiertas de bosque y matorral y más bajos en secano y no combustible. Una vez más la cubierta de secano es la que presenta un valor de área bajo la curva más bajo en la imagen post-incendio. La capacidad de discriminación es media en las cubiertas de pasto y olivar. Son especialmente bajos los resultados ofrecidos por los espectros simulados en la imagen post-incendio, lo que sugiere que dichos espectros no se adaptaban correctamente a la respuesta espectral de las áreas quemadas de la imagen.

Tabla 6.28. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices de ángulos entre espectros calculados a partir de imágenes post-incendio y la diferencia temporal utilizando un espectro de referencia formado por las bandas del sensor MERIS.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible
β -PPI	0.691	0.825	0.795	0.918	0.859	0.745	0.704
β -GER	0.702	0.831	0.801	0.929	0.863	0.756	0.71
β -Sim1	0.518	0.736	0.675	0.888	0.788	0.634	0.676
β -Sim2	0.669	0.818	0.779	0.923	0.855	0.739	0.682
D β -PPI	0.977	0.923	0.99	0.973	0.978	0.967	0.966
D β -GER	0.977	0.927	0.989	0.985	0.978	0.968	0.967
D β -Sim1	0.97	0.894	0.988	0.97	0.972	0.957	0.957
D β -Sim2	0.976	0.931	0.988	0.981	0.977	0.965	0.968

Sin embargo, los bajos valores de discriminación quedaron resueltos al efectuar la diferencia temporal. Así, todas las cubiertas presentaron valores de discriminación elevados, poniendo de manifiesto el potencial de esta técnica para la detección de áreas quemadas. El análisis de los puntos de corte ofreció la información necesaria para establecer qué método era el mejor considerando la diferencia temporal. En el primer punto de corte fue el ángulo D β -Sim2 el que presentó el menor error al 0.5 de FVP, y en los siguientes puntos de corte esta variable presentó los mayores valores de FVP. A pesar de ser el mejor índice el resto de índices angulares diferenciales también cumplieron la condición impuesta para ser

utilizados en la primera fase del algoritmo de cartografía de áreas quemadas ($FFP < 0.05$ en el 1º punto de corte).

En el caso de las imágenes post-incendio, se produjo una diferenciación clara entre los ángulos que utilizan la imagen o el espectro de campo para conseguir el espectro de referencia y los que utilizan las simulaciones. Las simulaciones mostraron errores elevados en el primer punto de corte y FVP bajos en los siguientes puntos de corte. En cualquier caso, el área bajo la curva global de las variables post-incendio es menor de 0.8 lo que indica confusiones con otras cubiertas, y por lo tanto, una menor capacidad de discriminación.

Tabla 6.29. Puntos de corte en la curva ROC y sus respectivos valores de FVP y FFP de los índices de ángulos entre espectros, utilizando un espectro de referencia formado por las bandas del sensor MERIS. El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
β -PPI	0.791	0.5	0.098	0.352	0.05	0.106	0.002
β -GER	0.799	0.5	0.094	0.407	0.05	0.088	0.002
β -Sim1	0.702	0.5	0.274	0.124	0.05	0.003	0.002
β -Sim2	0.781	0.5	0.126	0.334	0.05	0	0.002
D β -PPI	0.968	0.5	0.013	0.886	0.05	0.205	0.002
D β -GER	0.97	0.5	0.011	0.899	0.05	0.236	0.002
D β -Sim1	0.958	0.5	0.019	0.813	0.05	0.088	0.002
D β -Sim2	0.97	0.5	0.009	0.896	0.05	0.262	0.002

Los ángulos espectrales en los que se incluyeron índices espectrales y de área quemada en el espectro de referencia mostraron resultados completamente opuestos a los anteriormente presentados por los ángulos espectrales calculados a partir de las bandas. En este caso fueron los ángulos en el análisis post-incendio los que ofrecieron una mayor capacidad de discriminación, mientras que al realizar la diferencia temporal la discriminación de las áreas quemadas fue nula. Este efecto fue originado por el pequeño valor del ángulo que presentaban las áreas quemadas, debido a su proximidad con el ángulo de referencia (del orden de 0.001). Por otro lado, la presencia del índice IAQ en el espectro hizo que el valor del ángulo en las zonas no quemadas variara significativamente entre la situación pre y post-incendio. En consecuencia, cuando se realizó la diferencia entre los

ángulos pre y post-incendio las áreas quemadas quedaron difuminadas entre el efecto de la diferencia en las zonas no quemadas. Es decir, el efecto de la variabilidad en los ángulos debido al IAQ generaba valores intermedio-altos en el resto de cubiertas, por lo que las áreas quemadas no eran las únicas zonas donde el valor de la diferencia entre ángulos era elevada como se esperaba. Por ello, las imágenes de diferencia temporal mostraron valores intermedios en todas las cubiertas, en los que las áreas quemadas no se podían separar del resto de cubiertas.

Tabla 6.30. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices de ángulos entre espectros calculados a partir de las imágenes post-incendio y la diferencia temporal, utilizando un espectro de referencia formado por las bandas del sensor MERIS y el índice de área quemada IAQ 10.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible	Todos
β -PPI IAQ	0.993	0.992	0.983	0.976	0.973	0.969	0.966	0.979
β -GER IAQ	0.993	0.992	0.983	0.976	0.972	0.968	0.965	0.978
β -Sim1 IAQ	0.993	0.992	0.984	0.976	0.973	0.969	0.966	0.979
β -Sim2 IAQ	0.989	0.99	0.973	0.956	0.959	0.95	0.94	0.965
D β -PPI IAQ	0.537	0.667	0.585	0.456	0.69	0.619	0.568	0.541
D β -GER IAQ	0.537	0.667	0.585	0.456	0.691	0.62	0.569	0.541
D β -Sim1 IAQ	0.537	0.667	0.584	0.455	0.69	0.619	0.568	0.54
D β -Sim2 IAQ	0.51	0.681	0.555	0.428	0.657	0.589	0.541	0.514

Tabla 6.31. Resultados del estadístico de las curvas ROC de los índices de ángulos espectrales calculados a partir de las imágenes post-incendio y la diferencia temporal, utilizando un espectro de referencia formado por las bandas del sensor MERIS y los índices η 8-10, GEMI 8-10 e IAQ 10.

	Secano	Regadío	Olivar	Bosque	Matorral	Pasto	No combustible	Todos
β -PPI Ind	0.992	0.992	0.983	0.978	0.973	0.969	0.967	0.979
β -GER Ind	0.992	0.992	0.983	0.978	0.973	0.969	0.967	0.979
β -Sim1 Ind	0.992	0.993	0.983	0.978	0.973	0.969	0.967	0.979
β -Sim2 Ind	0.989	0.99	0.975	0.964	0.964	0.957	0.945	0.969
D β -PPI Ind	0.601	0.635	0.638	0.478	0.717	0.652	0.603	0.579
D β -GER Ind	0.602	0.635	0.639	0.479	0.718	0.653	0.604	0.579
D β -Sim1 Ind	0.601	0.635	0.638	0.478	0.717	0.652	0.603	0.579
D β -Sim2 Ind	0.575	0.649	0.612	0.454	0.689	0.627	0.579	0.555

Debido a los bajos valores de separabilidad presentados por la diferencia temporal, los puntos de corte se han realizado sólo para las imágenes post-incendio (tabla 6.32). Todas las posibilidades de cálculo del ángulo espectral ofrecieron bajos valores de FFP en

el primer punto de corte, con valores más elevados en la imagen de ángulos espectrales obtenida al utilizar como referencia la segunda simulación de niveles de severidad de quemado. En el segundo punto de corte se observaron valores ligeramente superiores de FVP en los ángulos espectrales calculados con espectros que contienen los tres índices espectrales. Esta misma diferenciación se volvió a observar en el tercer punto de corte, donde además, se puso de manifiesto la menor capacidad de discriminación de los espectros de la segunda simulación.

Tabla 6.32. Puntos de corte en la curva ROC en las imágenes post-incendio y sus respectivos valores de FVP y FFP de los índices de ángulos entre espectros, utilizando un espectro de referencia formado por las bandas del sensor MERIS e índices espectrales. El área bajo la curva en la tabla se obtuvo considerando todas las cubiertas de no quemado frente a la categoría de quemado.

	Área total	1º Punto de corte		2º Punto de corte		3º Punto de corte	
		FVP	FFP	FVP	FFP	FVP	FFP
β -PPI IAQ	0.979	0.5	0.002	0.913	0.05	0.508	0.002
β -GER IAQ	0.978	0.5	0.003	0.913	0.05	0.482	0.002
β -Sim1 IAQ	0.979	0.5	0.002	0.913	0.05	0.531	0.002
β -Sim2 IAQ	0.965	0.5	0.026	0.915	0.05	0.018	0.002
β -PPI Ind	0.979	0.5	0.002	0.921	0.05	0.518	0.002
β -GER Ind	0.979	0.5	0.002	0.921	0.05	0.500	0.002
β -Sim1 Ind	0.979	0.5	0.002	0.921	0.05	0.528	0.002
β -Sim2 Ind	0.969	0.5	0.019	0.921	0.05	0.033	0.002

6.3. Detección de píxeles semilla: Árboles de clasificación

Una vez analizadas las propiedades de cada una de las variables calculadas, se procedió a la selección de aquellas que presentaron mejor capacidad de discriminación de áreas quemadas para ser utilizadas en la primera fase del algoritmo de cartografía de área quemada. El criterio establecido para realizar la selección se fundamentó principalmente en los resultados obtenidos con las curvas ROC, y, en el caso de las bandas espectrales, utilizando las separabilidades ofrecidas por la distancia normalizada.

Debido a que el objetivo de esta primera fase era la minimización del error de comisión, la selección de las variables se centró en el análisis de la fracción de muestra erróneamente clasificada (Fracción de falsos positivos, FFP) proporcionada por los resultados de las curvas ROC. Así, una variable fue tanto más adecuada para la selección de

píxeles semilla cuanto menor era la fracción de error en el primer punto de corte, en el cual la fracción de detección se mantuvo fija en un 50%. El valor fijo de fracción de detección estableció un marco homogéneo en el que la actuación de las variables es comparable entre sí, y permitió centrar la atención en el objetivo prioritario, la minimización del error de comisión. El umbral de selección se estableció en un valor de FFP de 0.05. De manera que, fueron seleccionadas las variables con un FFP menor de 0.05. Se realizó una excepción con las variables Ratio 10/9 y 12/9, debido a la proximidad de los resultados al umbral establecido y a que se consideró interesante estudiar su comportamiento en la detección de píxeles semilla. En el caso de las bandas espectrales del sensor MERIS, se seleccionaron todas las bandas de las regiones espectrales del RE e IRC. Se incluyó también la banda 8 (681.75 nm) ya que esta banda, a pesar de presentar valores de separabilidad no muy elevados, complementaba la información contenida en las bandas del RE e IRC, como se puso de manifiesto en los análisis de correlación entre bandas y separabilidades entre índices espectrales normalizados. La diferencia de la banda 9 no fue considerada debido a los bajos valores de separabilidad ofrecidos.

Tabla 6.33. Variables seleccionadas para la construcción de árboles de clasificación cuya finalidad es la obtención de píxeles semilla para el algoritmo de cartografía de área quemada.

Variables seleccionadas para la construcción de árboles de clasificación	
Post-incendio	Diferencia temporal
Bandas 8-15	Bandas 8 y 10-15
η 8-10	$D\eta$ 8-10
η 8-12	$D\eta$ 8-12
η 8-13	$D\eta$ 8-13
η 8-14	$D\eta$ 8-14
GEMI 8-10	DGEMI 8-10
GEMI 8-12	DGEMI 8-12
GEMI 8-13	DGEMI 8-13
GEMI 8-14	DGEMI 8-14
IAQ 10	DIAQ 10
IAQ 12	DIAQ 12
IAQ 13	DIAQ 13
IAQ 14	DIAQ 14
IAQ-Adap 10	DIAQ-Adap 10
IAQ-Adap 12	DIAQ-Adap 12
IAQ-Adap 13	DIAQ-Adap 13
IAQ-Adap 14	DIAQ-Adap 14
IAQ-MD 10	DIAQ-MD 10
IAQ-MD 12	DIAQ-MD 12
IAQ-MD 13	DIAQ-MD 13

IAQ-MD 14	DIAQ-MD 14
Pend. RE	DRatio 10/9
CR 7	DRatio 12/9
α 10	DRatio 15/9
β -PPI IAQ	DPend. RE
β -GER IAQ	DCR 7
β -Sim1 IAQ	DCR 8
β -Sim2 IAQ	DPrim. Derivada
β -PPI Ind	D α 8
β -GER Ind	D α 10
β -Sim1 Ind	D β -PPI
β -Sim2 Ind	D β -GER
	D β -Sim1
	D β -Sim2

Las variables seleccionadas se presentan en la tabla 6.33, en la cual se contemplan las variables procedentes del análisis uni-temporal (post-incendio) y las variables del análisis multi-temporal. En dicha tabla se observa como las diferencias entre las variables seleccionadas se concentraron básicamente en los Ratios e índices derivados de la eliminación del continuo, y en los ángulos espectrales. De manera que, índices o variables que no discriminaron de forma adecuada en el análisis uni-temporal, se convirtieron en variables con una gran capacidad de discriminación al aplicar un análisis multi-temporal, y viceversa.

Debido al gran número de variables seleccionadas se establecieron varias estrategias para la construcción de los árboles de clasificación. En las tablas 6.34, 6.35 y 6.36 se presentan las reglas de clasificación de los árboles de clasificación generados a través de las diferentes estrategias utilizadas, acompañadas del porcentaje de píxeles de la categoría de quemado correctamente clasificados y el porcentaje de error de comisión del nodo final. En la tabla 6.36 no se incluye el tercer nodo ya que ninguno de los árboles generados presentó ese nivel.

Es importante mencionar como la corta longitud de los árboles de clasificación generados cumplió con el objetivo de simplicidad en la estructura que se planteó en el diseño de la metodología, lo cual favoreció la generalización de las reglas de clasificación para su aplicación en diferentes zonas de estudio.

Según se definió en la sección 5.4.3, se realizó una primera selección de los árboles de clasificación en función del error de comisión generado sobre la muestra de puntos, en la que se descartaron todos aquellos árboles con un error superior al 4% y un porcentaje de

acierto inferior al 80%. Los árboles seleccionados fueron aplicados a las imágenes de las zonas de estudio, y se calculó el error de comisión y el porcentaje de incendios detectados por tamaños. Estas medidas se utilizaron para seleccionar de entre ellos los árboles que mejores resultados ofrecieron.

Atendiendo a los resultados ofrecidos por la primera estrategia de construcción de árboles de clasificación, en la cual se agruparon las variables por tipo de técnica y tipo de análisis, observamos en general valores de error por encima del umbral establecido (4%). Esto indica que esta estrategia de construcción de árboles de clasificación no fue adecuada para obtener árboles eficientes con bajo nivel de error. Así, los árboles seleccionados fueron el AC 1, AC 2, AC 6 y AC 7, los cuales corresponden a la utilización de las variables post-incendio, las variables de diferencia temporal, las variables hiper-espectrales y los índices de ángulos entre bandas espectrales, respectivamente.

La segunda estrategia de generación de árboles de decisión presentó resultados más favorables con niveles de error inferiores al umbral del 4% en la mayoría de los casos, por ello el umbral establecido en el porcentaje de acierto ayudó a seleccionar aquellos árboles más eficientes. A partir de estos dos umbrales de acierto y error se seleccionaron los niveles desde el 1 al 10.

La tercera estrategia de construcción de árboles también ofreció buenos resultados aunque en este caso el porcentaje de acierto disminuyó más rápidamente, debido a la eliminación de las variables que mejor discriminaban las áreas quemadas. En este caso el umbral en el porcentaje de acierto fue importante, ya que los niveles 6, 7, 8 y 9 presentaban un acierto demasiado bajo para ser considerados un árbol de clasificación eficiente. Así, los árboles seleccionados fueron desde el nivel 1 hasta el 5.

Prestando atención a las variables seleccionadas en los árboles de clasificación generados aplicando el método de exclusión, se observó el importante papel que cumplían los índices de área quemada en la identificación de los píxeles quemados. Este fenómeno, como ya se predijo en secciones anteriores, se produce a causa de la gran diferencia entre los valores de dichos índices en las áreas más severamente afectadas por el fuego y en las regiones que no han sido afectadas, lo que permitió seleccionar píxeles quemados produciendo un error de comisión mínimo. Puede que al no incluir las masas de agua en la muestra de puntos se favoreciera la eficacia de los IAQ, ya que se trata de una cobertura con la cual se han producido confusiones en la detección de área quemada (García y

Chuvieco, 2004; Martín, 1998; Oliva *et al.*, 2009). Sin embargo, al utilizar criterios multi-temporales se estimó que la influencia de las láminas de agua sobre los resultados no sería significativa. Por otro lado, cuando las láminas de agua supusieron una fuente de error, al tratarse de una cobertura relativamente permanente y no combustible suele ser común el uso de máscaras de láminas de agua para evitar dichas confusiones (Opazo y Chuvieco, 2007).

También es importante destacar como en la mayoría de los casos los árboles de clasificación se apoyan en la utilización de una variable post-incendio y otra de diferencia temporal. Lo cual sugirió la necesidad de considerar ambos análisis como complementarios, con el fin de obtener una detección precisa de los píxeles semilla. La utilización de ambos tipos de análisis permitió detectar aquellos píxeles donde se había producido un cambio de mayor magnitud en el sentido marcado por la pérdida de cobertura vegetal, y refinar la detección de los píxeles anteriormente seleccionados, identificando aquellos con una señal más intensa de quemado en la situación post-incendio. Este segundo criterio de detección elimina la posible confusión creada por otro tipo de cubiertas en las que se produjera una disminución del vigor vegetal no derivado de la ocurrencia de un incendio. Además, de esta forma se evitó la confusión con incendios antiguos, que no se habían producido entre las fechas definidas por la imagen pre y post-incendio utilizadas.

La selección de variables en el orden contrario al anterior se produjo únicamente cuando la primera variable seleccionada era un índice de área quemada. Este índice identificaba con facilidad las zonas donde el fuego había actuado con mayor severidad pero, como cualquier otro, no estaba exento de errores en la clasificación, especialmente con masas de agua e interfaz agua-tierra. Por ello, la utilización posterior de la diferencia temporal de un índice con características diferentes al IAQ complementaba la identificación de los píxeles quemados eliminando o minimizando los errores en la detección debidos a la confusión con cubiertas permanentes.

Tabla 6.34. Reglas de decisión de los árboles de clasificación obtenidos con la primera estrategia. Los porcentajes de acierto y de error hacen referencia al porcentaje de muestra correcta e incorrectamente clasificada en el nodo final.

Árbol de clasificación	Descripción	Reglas de clasificación			Acierto (%)	Error (%)
		1º NODO	2º NODO	3º NODO		
AC 1	Todas las variables post-incendio	IAQ-Adap 10>521.118	CR 7>0.984	IAQ 10>448.584	92.3	0.92
AC 2	Todas las variables de diferencia temporal	DIAQ 14<=-242.795	DIAQ 12<-300		100.00	0.00
AC 3	Todas las bandas	B15<=0.1381	DB8<=0.036		86.30	9.01
AC 3.1	Bandas post-incendio	B15<=0.1381	B8>0.04614	B10<=0.09494	84.60	9.17
AC 3.2	Bandas diferencia	DB15>0.198	DB8>-0.029		27.40	34.69
AC 4	Todos los índices espectrales	DGEMI 14>0.274	η 10<=0.348	η 8-10<=0.2767	86.50	6.96
AC 4.1	Índices espectrales post-incendio	η 10<=0.313	GEMI 10 <=0.357		90.60	8.62
AC 4.2	Índices espectrales diferencia	DGEMI 14>0.274	D η 12>0.498		67.52	29.46
AC 5	Todos los índices IAQ	DIAQ 14<=-242.795	DIAQ 12<-300		100.00	0.00
AC 5.1	Índices IAQ post-incendio	IAQ-Adap 10>221.117	IAQ 10>281.226		91.50	5.31
AC 5.2	Índices IAQ diferencia	DIAQ 14<=-242.795	DIAQ 12<-300		100.00	0.00
AC 6	Todos los índices hiperespectrales	DCR 8>=0.489	Pend RE <=0.312		85.47	2.91
AC 6.1	Índices hiper-espectrales post-incendio	Pend RE<=0.871	Pend RE <=0.401	CR 7>0.835	80.30	11.32
AC 6.2	Índices hiper-espectrales diferencia	DCR 8<=-0.389	DR 12/9<=137.319		86.32	22.31
AC 7	Todos los índices de ángulos de banda	D α 10<=-23.36	D α RED<=-35.82	α 10>162.665	89.70	3.54
AC 7.1	Índices de ángulos de banda post-incendio	Grados B10>169.1424			64.10	53.99
AC 7.2	Índices de ángulos de banda diferencia	D α 10<=-23.36	D α RED<=-35.82		91.45	7.14
AC 8	Todos los ángulos espectrales	D β -Sim2>0.22352	β -GER-Ind<=0.004822		75.21	7.37
AC 8.1	Ángulos espectrales post-incendio	β _GER-Ind<=0.00219	β -Sim1<=0.001112		82.05	8.57
AC 8.2	Ángulos espectrales diferencia	D β _Sim1>0.224	D β _PPI>0.157		74.36	23.68

Tabla 6.35. Reglas de decisión de los árboles de clasificación obtenidos con la segunda estrategia de construcción de árboles de clasificación: exclusión sucesiva. Las variables excluidas son aquellas seleccionadas en el primer y segundo nodo. Los porcentajes de acierto y de error de comisión hacen referencia al porcentaje de muestra correcta e incorrectamente clasificada en el nodo final.

Nivel	Variables eliminadas	Reglas de clasificación			Acierto (%)	Error (%)
		1° NODO	2° NODO	3° NODO		
1°	Ninguna	DIAQ 14 \leq -242.795	DIAQ 12 $<$ -300		100.00	0.00
2°	DIAQ 14 y DIAQ 12	DIAQ-Adap 14 \leq -200.143	DIAQ 10 $<$ -280.809		99.14	0.00
3°	DIAQ-Adap 14 y DIAQ 10	IAQ-Adap 10 $>$ 221.117	D-Derivada $<$ 3.739		96.58	1.74
4°	IAQ-Adap 10 y D-Derivada	IAQ-Adap 12 $>$ 213.157	DCR 8 \leq 0.268		95.72	1.74
5°	IAQ-Adap 12 y DCR8	IAQ 10 $>$ 398.60240	D α RED \leq -30.487		97.43	3.39
6°	IAQ 8-10 y D α RED	IAQ 12 $>$ 399	DCR 7 \leq -0.2512		97.43	1.72
7°	IAQ 8-12 y DCR 7	IAQ-Adap 13 $>$ 140	D β -GER $>$ 0.12937	D α 10 \leq -21.1996	92.31	0.00
8°	IAQ-Adap 13 y D β -GER	DIAQ-Adap 13 \leq -200.0134	D β -Sim2 $>$ 0.1213		96.58	2.58
9°	D IAQ-Adap 13 y D β -Sim2	DIAQ-MD 13 \leq -241.0388	DB8 \leq 0.0608	α 10 $>$ 162.4223	88.03	0.96
10°	DIAQ-MD 13 y DB8	D α 10 \leq -32.354	B12 \leq 0.1343	β -Sim1-Ind \leq 0.0051	88.89	1.89
11°	DGRADOS 10 y B 12S	DGEMI 14 $>$ 0.273964	α 10 $>$ 161.4755	β -Sim1 \leq 0.0057	81.19	1.94
12°	DGEMI 14, α 10 y β -Sim1	DGEMI 13 $>$ 0.274465	η 10 \leq 0.3487	β -PPI \leq 0.00505	87.18	4.67
13°	DGEMI 13 y η 10	D β -PPI $>$ 0.2086	η 14 \leq 0.4315		87.18	1.92
14°	DIFF_SAM_PPI y η 14	η 12 \leq 0.794	CR 7 $>$ 0.7937		93.12	5.50
15°	η 12 y CR 7	B15 \leq 0.1381	DRatio 10/9 $>$ 25.695		86.32	7.62

Tabla 6.36. Reglas de decisión de los árboles de clasificación obtenidos con la segunda estrategia de construcción de árboles de clasificación: exclusión sucesiva. Las variables excluidas son aquellas pertenecientes al mismo grupo de variables de aquella variable seleccionadas en el primer nodo. Los porcentajes de acierto y de error de comisión hacen referencia al porcentaje de muestra correcta e incorrectamente clasificada en el nodo final.

Nivel	Variables eliminadas	Reglas de clasificación		Acierto (%)	Error (%)
		1º NODO	2º NODO		
1º	Ninguna	DIAQ 14 ≤ -242.795	DIAQ 12 < -300	100.0	0.00
2º	DIAQ	IAQ-Adap 10 > 321.117	Dα RED ≤ -34.72	96.60	1.74
3º	IAQ	Dα 10 ≤ -32.63	B12 ≤ 0.1142	92.30	3.57
4º	Dα	DCR 8 ≤ -0.4938	η 10 ≤ 0.3702	88.90	0.95
5º	DCR 8	DDerivada ≤ -5.42	η 10 ≤ 0.301	88.90	0.95
6º	DDerivada	DCR 7 ≥ 0.55	η 10 ≤ 0.363	78.63	0.95
7º	CR 7 y η 10	DGEMI 14 > 0.274	α 10 > 161.476	72.65	6.59
8º	DGEMI	Dβ_Sim2 > 0.244	η 12 ≤ 0.343	77.78	1.09
9º	Dβ-Sim2	β-PPI < 0.048636	η 14 ≤ 0.363	69.23	1.19

A continuación, se aplicaron las reglas de decisión de los árboles seleccionados a las imágenes de las zonas de estudio de Portugal-2005 y Grecia-2007. En las tablas 6.37 y 6.38 se reúnen los parámetros calculados con el fin de valorar la actuación de cada uno de ellos. Se realizó el cálculo del porcentaje de incendios detectados en función de varios rangos de tamaño de incendio, y de los errores de comisión. El porcentaje de detección de incendios se obtuvo en función del número de incendios detectados por los píxeles semilla. El error de comisión se calculó dividiendo el área de los píxeles semilla que se sitúan fuera de los perímetros de referencia entre el área total cartografiada por los píxeles semilla.

Tabla 6.37. Porcentaje de incendios detectados según rango de tamaño, y errores de detección de omisión y comisión en las imágenes de píxeles semillas de la zona de estudio Portugal-2005. Los resultados mostrados corresponden a los árboles que han cumplido los criterios de selección atendiendo a los resultados obtenidos en la muestra de entrenamiento.

	50-100 ha	100- 250 ha	250- 500 ha	500- 1000 ha	1000- 5000 ha	>5000 ha	Detección Total	Error Com. (%)
Árbol de clasificación								
AC 1	7.08%	18.84%	47.47%	77.55%	77.14%	100%	35.19%	1.90%
AC 2	10.62%	21.74%	58.59%	79.59%	77.14%	100%	39.64%	2.64%
AC 6	8.85%	27.54%	61.62%	75.51%	71.43%	100%	40.76%	17.77%
AC 7	24.78%	52.90%	85.86%	100 %	91.43%	100%	62.14%	2.16%
Criterio 1 de selección por exclusión								
1°	10.62%	21.74%	58.59%	79.59%	77.14%	100%	39.64%	2.64%
2°	16.81%	52.17%	85.86%	91.84%	94.29%	100%	51.22%	2.88%
3°	57.52%	80.43%	92.93%	97.96%	97.14%	100%	80.62%	0.76%
4°	29.20%	63.77%	92.93%	95.92%	97.14%	100%	77.71%	1.28%
5°	4.42%	13.04%	49.49%	77.55%	85.71%	100%	33.85%	0.30%
6°	6.19%	21.74%	55.56%	81.63%	85.71%	100%	38.75%	0.21%
7°	38.05%	59.42%	86.87%	95.92%	94.29%	100%	67.48%	0.64%
8°	14.16%	36.23%	73.74%	89.80%	88.57%	100%	50.33%	1.18%
9°	38.05%	65.22%	92.93%	100 %	97.14%	100%	71.27%	2.53%
10°	8.85%	23.91%	66.67%	83.67%	88.57%	100%	42.98%	0.39%
Criterio 2 de selección por exclusión								
1°	10.62%	21.74%	58.59%	79.59%	77.14%	100%	39.64%	2.64%
2°	67.26%	82.61%	94.95%	97.96%	97.14%	100%	84.19%	1.63%
3°	25.66%	52.17%	82.83%	95.92%	94.29%	100%	61.25%	0.87%
4°	16.81%	43.48%	77.78%	89.80%	80.00%	100%	53.45%	9.68%
5°	31.86%	63.77%	85.86%	95.92%	88.57%	100%	66.59%	1.32%

Tabla 6.38. Porcentaje de incendios detectados según rango de tamaño, y errores de detección de omisión y comisión en las imágenes de píxeles semillas de la zona de estudio Grecia-2007. Los resultados mostrados corresponden a los árboles que han cumplido los criterios de selección atendiendo a los resultados obtenidos en la muestra de entrenamiento.

	50-100 ha	100- 250 ha	250- 500 ha	500- 1000 ha	1000- 5000 ha	>5000 ha	Detección Total	Error Com. (%)
Árbol de clasificación								
AC 1	0.00%	22.73%	25.00%	80.0%	58.82%	100 %	46.48%	0.49%
AC 2	0.00%	27.27%	37.50%	90.0%	58.82%	100%	50.70%	2.87%
AC 6	0.00%	45.45%	37.50%	90.0%	76.47%	100 %	60.56%	0.60%
AC 7	20.00%	72.73%	75.00%	90.0%	94.12%	100 %	81.69%	1.55%
Criterio 1 de selección por exclusión								
1º	0.00%	45.45%	50.00%	90.0%	58.82%	100 %	57.75%	2.88%
2º	0.00%	54.55%	50.00%	90.0%	64.71%	100%	61.97%	3.23%
3º	0.00%	59.09%	75.00%	90.0%	94.12%	100 %	76.06%	3.61%
4º	0.00%	59.09%	75.00%	90.0%	94.12%	100 %	76.06%	3.14%
5º	0.00%	50.00%	62.50%	90.0%	76.47%	100 %	64.79%	0.49%
6º	0.00%	59.09%	62.50%	100 %	76.47%	100%	69.01%	6.88%
7º	0.00%	63.64%	62.50%	90.0%	88.24%	100 %	71.83%	1.48%
8º	0.00%	27.27%	37.50%	90.0%	70.59%	100 %	53.52%	6.99%
9º	100 %	90.91%	75.00%	100 %	100 %	100 %	94.37%	9.11%
10º	20.00%	45.45%	62.50%	90.0%	82.35%	100 %	66.20%	0.63%
Criterio 2 de selección por exclusión								
1º	0.00%	45.45%	50.00%	90.0%	58.82%	100 %	57.75%	2.88%
2º	20.00%	59.09%	75.00%	90.0%	88.24%	100 %	76.06%	2.33%
3º	20.00%	45.45%	62.50%	90.0%	82.35%	100 %	66.20%	0.61%
4º	20.00%	50.00%	62.50%	90.0%	82.35%	100 %	67.61%	0.72%
5º	40.00%	54.55%	87.50%	90.0%	94.12%	100 %	77.46%	1.46%

El porcentaje de incendios detectados por tamaños obtenidos en cada una de las áreas de estudio difieren en gran medida, sobre todo en las categorías de incendio por debajo de 500 ha. Dichas diferencias estuvieron motivadas por varias razones. La primera fue el número total de incendios en cada zona de estudio, muy superior en la zona de estudio de Portugal-2005 (aproximadamente 400 en Portugal frente a 80 en Grecia). La segunda fue la distribución del área quemada en cada uno de los rangos de tamaño, ya que

en el caso de Grecia-2007 más del 80% del área quemada producida se concentró en los 8 incendios que presentaron un tamaño superior a 5000 ha.

Aun así, las tendencias generales se mantuvieron en ambas zonas de estudio. De manera que, los árboles de clasificación con resultados de detección bajos en Portugal también presentaron valores bajos en Grecia. Del mismo modo se encontraron árboles que ofrecieron buenos resultados en ambas zonas. Los criterios seguidos para la selección de los mejores árboles de decisión fueron los siguientes, i) el porcentaje de incendios detectados totales debía ser superior al 70%, y ii) el error de comisión debía ser inferior al 4%.

Estos criterios debían cumplirse en las dos zonas de estudio para que un árbol de clasificación fuese seleccionado. Así, 3 árboles de clasificación fueron seleccionados para la generación de píxeles semilla. Los árboles de clasificación que cumplieron todos los requisitos fueron, los niveles 3 y 4 de la estrategia de exclusión de variables siguiendo el primer criterio, y el nivel 2 de la estrategia con el segundo criterio de exclusión. Como se puede observar los tres árboles de clasificación presentaron un IAQ-Adap como variable encargada de realizar la primera división de los datos. En dos de ellos se trataba del índice IAQ-Adap 10, mientras que en el otro árbol fue el IAQ-Adap 12. Como vemos fueron dos índices de área quemada calculados a partir de bandas del *red edge* y con los puntos de convergencia modificados. Estos resultados, confirman la eficacia mejorada de los IAQ al adaptar los puntos de convergencia a las características propias de las bandas que se utilicen en su cálculo, y la importancia de las bandas localizadas en el *red edge* para la detección de las áreas quemadas. Las variables seleccionadas en el segundo nodo fueron diferentes en cada uno de los árboles de clasificación. Sin embargo, las tres variables se relacionan con la banda de absorción en el rojo. Dos de ellas proceden del análisis de la banda de absorción del rojo (DCR8 y DDerivada), lo cual destacó la utilidad de la eliminación del continuo y la posibilidad de relacionar la variación en la banda de absorción del rojo con la presencia de área quemada. La tercera variable fue $D\alpha_8$, que mide el ángulo establecido entre las bandas que forman la banda de absorción en el rojo centrada en la banda 8 (681.25 nm).

Las imágenes de píxeles semilla generadas y seleccionadas en esta fase son introducidas como inputs en el algoritmo de cartografía de área quemada. Para simplificar la nomenclatura la cartografía de los píxeles semilla se nombró como: Semilla 1 y 2 a los niveles 3 y 4 del primer criterio de exclusión, respectivamente, y Semilla 3 al nivel 2 del segundo criterio de exclusión (figuras 6.10 a 6.15).

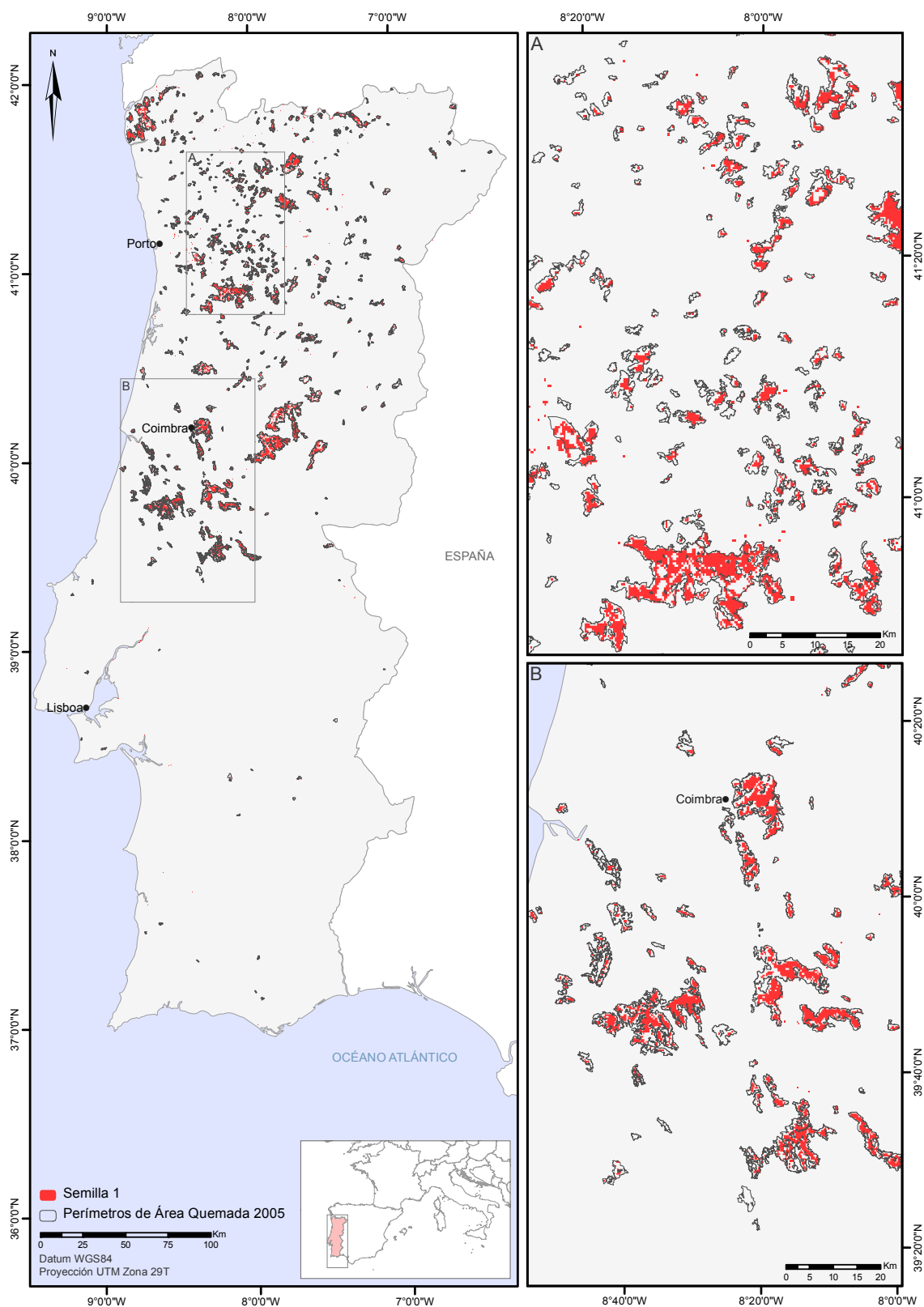


Figura 6.10. Semilla 1 procedente del árbol de clasificación Nivel 3 construido a partir del primer criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Portugal-2005.

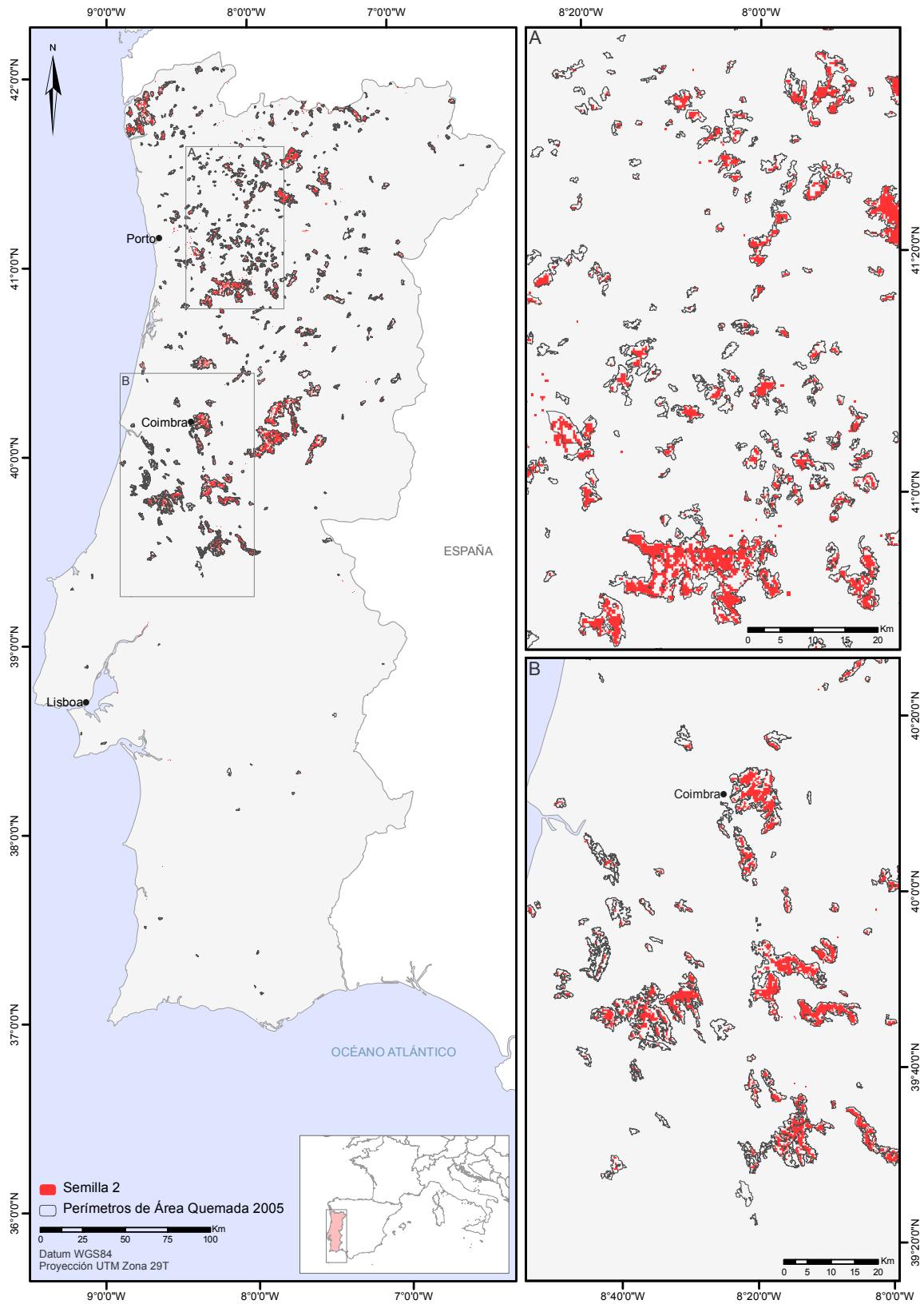


Figura 6.11. Semilla 2 procedente del árbol de clasificación Nivel 4 construido a partir del primer criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Portugal-2005.

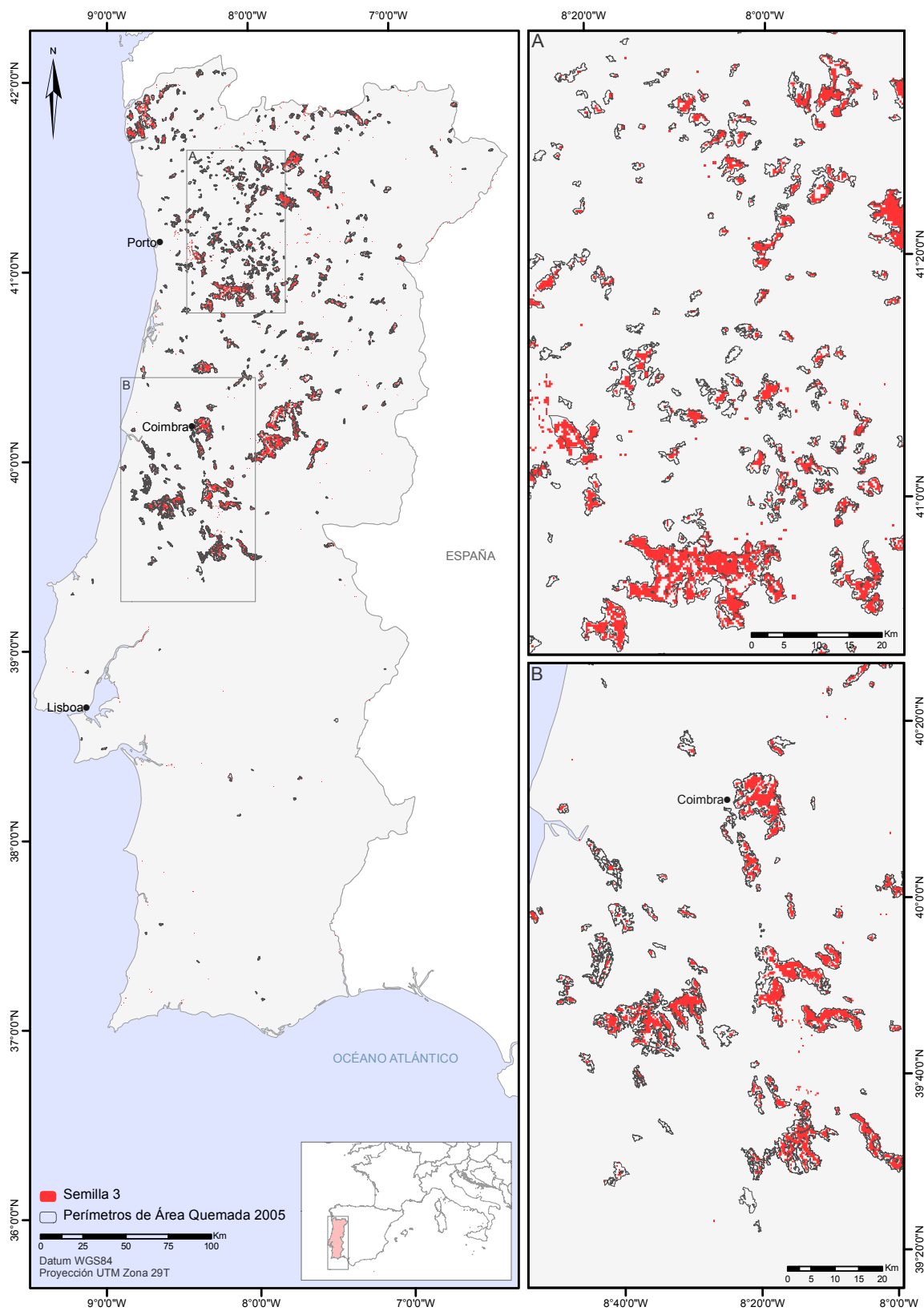


Figura 6.12. Semilla 3 procedente del árbol de clasificación Nivel 2 construido a partir del segundo criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Portugal-2005.

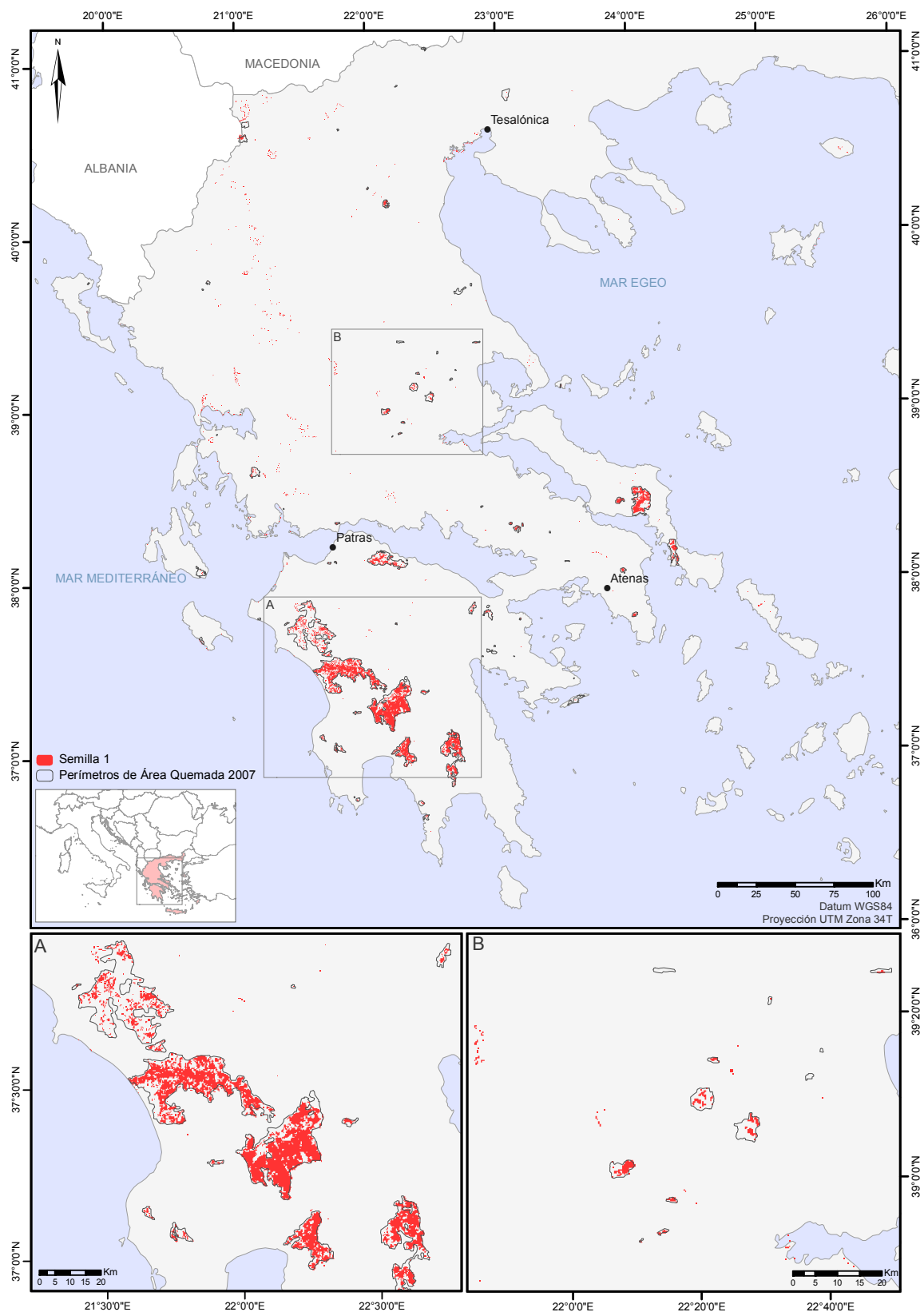


Figura 6.13. Semilla 1 procedente del árbol de clasificación Nivel 3 construido a partir del primer criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Grecia-2007.

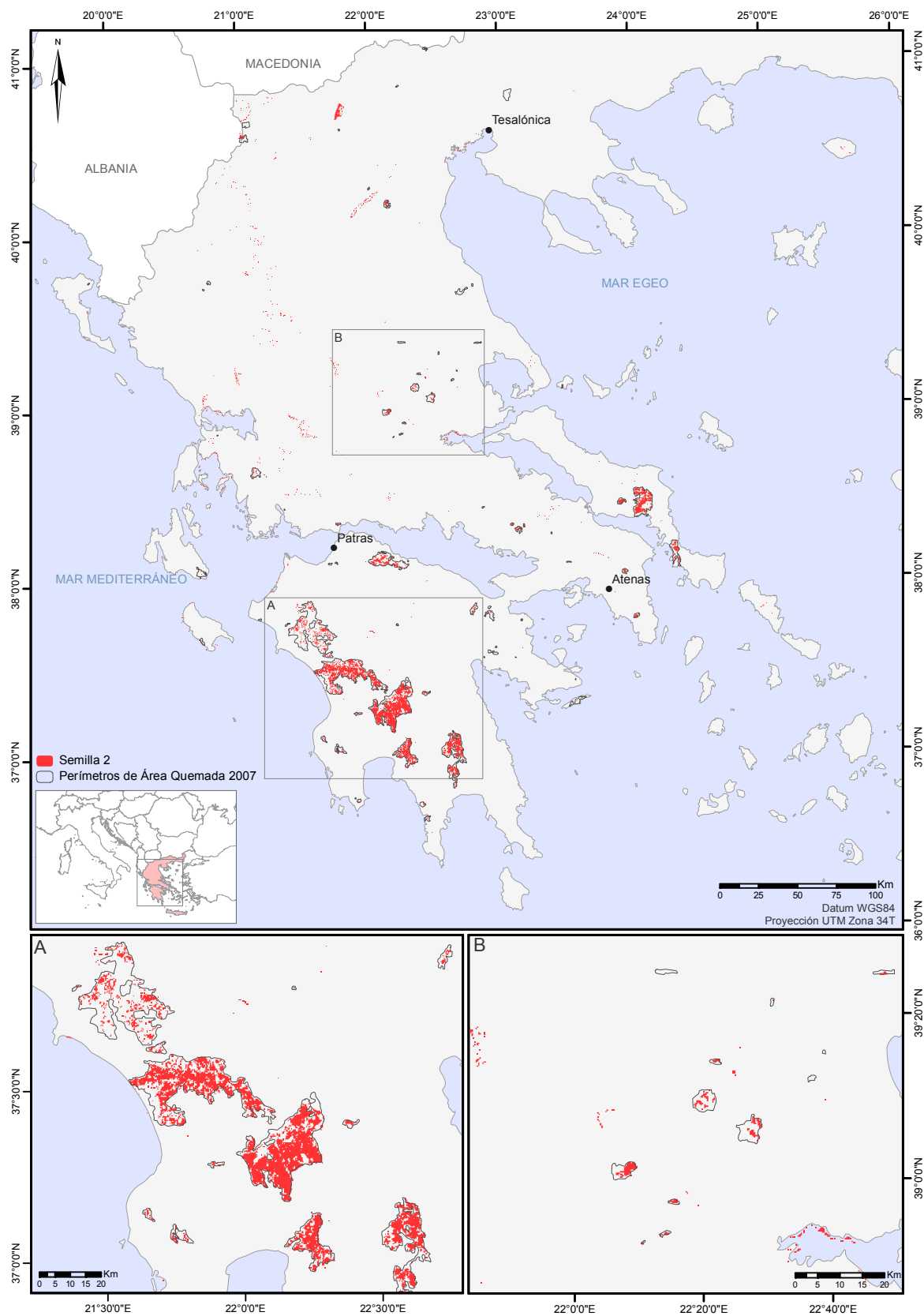


Figura 6.14. Semilla 2 procedente del árbol de clasificación Nivel 4 construido a partir del primer criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Grecia-2007.

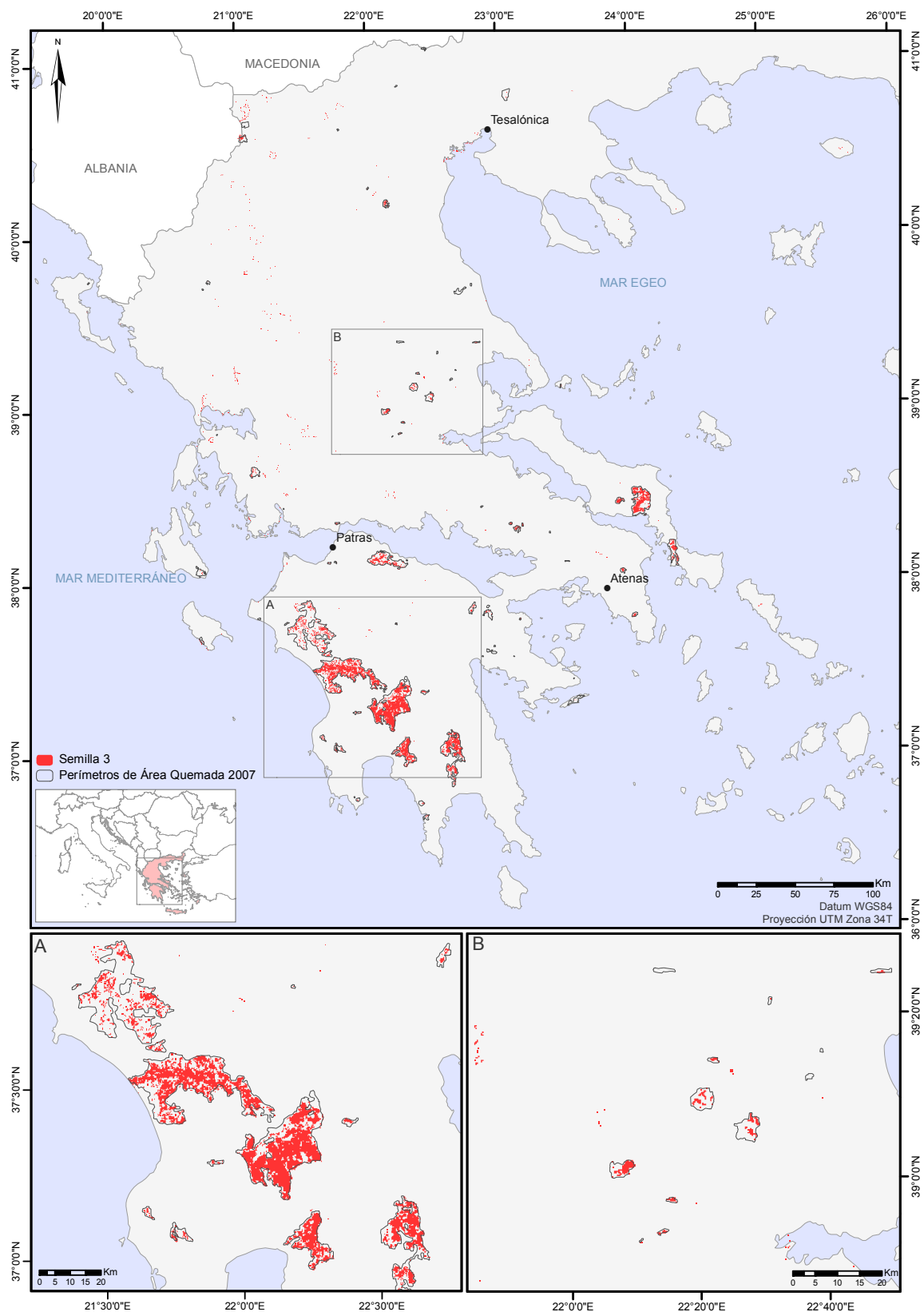


Figura 6.15. Semilla 3 procedente del árbol de clasificación Nivel 2 construido a partir del segundo criterio de exclusión de variables en la zona de estudio de Grecia-2007.

En las figuras 6.10 a 6.15 se puede observar como las características de los incendios ocurridos en Portugal-2005 y en Grecia-2007 son completamente diferentes. En Portugal-2005 encontramos un elevado número de incendios (449 incendios >50 ha), con un tamaño medio de incendio moderado (10 ha) y una forma irregular y fragmentada. En Grecia-2007 se produjeron un bajo número de incendios (70 incendios >50 ha), con una elevada área promedio (110 ha) y con una forma poco fragmentada.

Como puede verse las diferencias entre los tres árboles de decisión aplicados fueron muy sutiles. Por ello, fue necesario acudir a las tablas 6.37 y 6.38 para percibir mejor dichas diferencias. De acuerdo con los datos recogidos en las tablas, la semilla 3 ofrecía una detección de incendios ligeramente superior a las otras 2 cartografías en Portugal-2005, centrada principalmente en la categoría de incendios entre 50 y 100 ha. Sin embargo, el error de comisión era ligeramente superior, como puede observarse en la figura 6.10 se produjo mayor error en la zona oeste de la ampliación A, así como en las zonas de costa situadas al sur de Porto.

En cambio, en la zona de Grecia-2007 el error de comisión fue mayor en la semilla 2, concentrándose principalmente en las zonas de costa y en una región al suroeste de Tesalónica. Existe un error de comisión más elevado en Grecia que en Portugal. Una parte importante de este error se debe a sombras de nubes procedentes de una hilera de pequeñas nubes situadas en dirección norte-sur en la región noroeste de Grecia.

Como el comportamiento de las semillas fue diferente en cada una de las zonas de estudio se decidió utilizar los tres casos en la fase de crecimiento de regiones para comprobar las diferencias entre ellas.

6.4. Algoritmo de crecimiento de regiones

El objetivo de la segunda fase del algoritmo fue la cartografía precisa de las áreas quemadas minimizando tanto el error de omisión como el de comisión. Para ello, se realizó una evaluación de la aptitud de las variables para la delimitación de las áreas quemadas y posteriormente se aplicó un algoritmo de crecimiento de regiones para obtener la cartografía final de área quemada.

6.4.1. Selección de variables

Para conseguir realizar una clasificación completa de los píxeles quemados fue necesario utilizar una variable explicativa que ofreciera, por un lado, una gran capacidad de discriminación que permitiera separar fácilmente entre las zonas quemadas y las no quemadas, y por otro lado, una varianza interna en la categoría de quemado reducida, de forma que los valores de la variable dentro de las zonas quemadas oscilasen dentro de un rango estrecho. Por lo tanto, la variable explicativa sería tanto mejor cuanto mayor fuera la capacidad de discriminación y menor fuera la varianza interna.

Anteriormente se realizó el cálculo y el análisis de la capacidad de discriminación de las variables explicativas utilizadas en este trabajo. Por ello, la selección de las variables para esta segunda fase se comenzó a partir del listado de variables con mayor capacidad de discriminación realizado en apartados anteriores (tabla 6.33).

Existen varias medidas estadísticas disponibles para cuantificar el parámetro de varianza interna. En esta tesis se optó por utilizar el coeficiente de variación, que estableció la relación entre la desviación típica y la media aritmética, y el estadístico F, que cuantificó la relación entre la varianza entre grupos y la varianza dentro de los grupos. Cuando los valores de F eran elevados nos indicaban que la varianza entre grupos era elevada y la varianza dentro de los grupos pequeña. En consecuencia, cuanto mayor fuera F, mayor sería la discriminación y menor la varianza interna. Aunque se procuró ser cuidadoso al interpretar los valores de F, ya que estaban influenciados por la magnitud de los datos con los que se trabajaba. Por ejemplo, los valores de F pertenecientes a los índices de área quemada son exageradamente elevados debido a los valores altos de estos índices en las zonas quemadas, y relativamente bajos en las zonas no quemadas. Por ello, los valores de F van a estar sesgados en el caso de los índices de área quemada.

El criterio principal establecido para seleccionar las variables con menor variabilidad interna fue la coincidencia entre valores elevados del estadístico F y valores bajos del coeficiente de variación. No fue posible establecer valores de corte en cada uno de los coeficientes para la selección de las variables dado que el rango de valores que aparecieron en las variables post-incendio difería del rango de las variables multi-temporales.

Tabla 6.39. Medidas de varianza de las variables explicativas con mayor capacidad de discriminación obtenidas a partir de datos post-incendio. En negrita aparecen destacadas los valores de las variables que cumplen el criterio de selección.

	No Quemado		Quemado		F
	Desv. Típica	CV	Desv. Típica	CV	
B8	0.0500	0.4491	0.0153	0.2328	317.32
B9	0.0440	0.2938	0.0165	0.2123	1021.48
B10	0.0445	0.2080	0.0203	0.2196	2808.78
B11	0.0451	0.2080	0.0207	0.2208	2811.26
B12	0.0464	0.2082	0.0215	0.2237	2809.81
B13	0.0520	0.2050	0.0254	0.2276	2802.54
B14	0.0529	0.2036	0.0260	0.2258	2812.22
B15	0.0536	0.2028	0.0265	0.2252	2811.73
η 8-10	0.0898	0.1692	0.0478	0.1755	3099.37
η 8-12	0.0947	0.1721	0.0505	0.1797	3026.78
η 8-13	0.1059	0.1715	0.0589	0.1852	2985.79
η 8-14	0.1074	0.1702	0.0601	0.1843	3002.84
GEMI 8-10	0.0790	0.1678	0.0312	0.0988	1455.28
GEMI 8-12	0.0821	0.1693	0.0337	0.1041	1462.71
GEMI 8-13	0.0854	0.1606	0.0400	0.1127	1619.47
GEMI 8-14	0.0854	0.1579	0.0409	0.1131	1657.92
IAQ 10	40.3977	0.7984	138.1979	0.3405	11274.17
IAQ 12	39.1842	0.8024	136.3621	0.3453	11129.10
IAQ 13	36.9071	0.8115	133.3452	0.3571	10735.45
IAQ 14	24.6512	0.7668	106.9339	0.4050	9350.04
IAQ-Adap 10	46.8038	0.9055	241.3471	0.4284	9704.10
IAQ-Adap 12	45.3186	0.9090	236.9954	0.4350	9471.98
IAQ-Adap 13	42.5450	0.9176	229.1680	0.4502	8956.50
IAQ-Adap 14	27.6871	0.8490	167.8597	0.5007	7449.67
IAQ-MD 10	45.5512	1.0170	504.1913	0.7064	4544.57
IAQ-MD 12	44.1058	1.0186	488.6091	0.7148	4432.99
IAQ-MD 13	41.5413	1.0270	459.1868	0.7326	4208.07
IAQ-MD 14	32.2602	1.1013	279.8375	0.7616	3645.14
Pend_RE	0.6865	0.4809	0.1825	0.4906	910.22
CR 7	0.2150	0.3057	0.1088	0.1210	311.06
α B10	9.8434	0.0665	6.2516	0.3710	1567.22
β -PPI_IAQ	0.0161	0.8032	0.0031	2.8667	536.46
β -GER_IAQ	0.0161	0.8005	0.0031	2.7331	537.23
β -Sim1_IAQ	0.0161	0.8049	0.0031	2.9277	535.47
β -Sim2_IAQ	0.0160	0.8506	0.0028	1.8774	454.13
β -PPI_Ind	0.0218	0.7534	0.0049	2.5349	593.08
β -GER_Ind	0.0218	0.7507	0.0049	2.4487	594.43
β -Sim1_Ind	0.0218	0.7553	0.0049	2.6200	592.63
β -Sim2_Ind	0.0218	0.8010	0.0044	2.0760	511.53

Tabla 6.40. Medidas de varianza de las variables explicativas con mayor capacidad de discriminación obtenidas a partir de datos de diferencia temporal. En negrita aparecen destacadas los valores de las variables que cumplen en criterio de selección.

	No Quemado		Quemado		F
	Desv. Típica	CV	Desv. Típica	CV	
B8D	0.0309	2.3222	0.0144	9.5579	86.67
B10D	0.0440	0.7233	0.0437	0.2900	1418.30
B11D	0.0449	0.7263	0.0444	0.2900	1413.66
B12D	0.0467	0.7334	0.0459	0.2901	1399.68
B13D	0.0498	0.7403	0.0494	0.2820	1606.53
B14D	0.0500	0.7321	0.0511	0.2821	1715.50
B15D	0.0503	0.7276	0.0494	0.2774	1602.01
η 8-10	0.0996	0.7965	0.1025	0.2890	1795.50
η 8-12	0.1058	0.8099	0.1072	0.2888	1752.82
η 8-13	0.1108	0.8097	0.1143	0.2802	2019.23
η 8-14	0.1111	0.7995	0.1176	0.2799	2148.62
GEMI 8-10	0.0777	1.1164	0.0714	0.2606	2407.17
GEMI 8-12	0.0800	1.1167	0.0731	0.2579	2437.57
GEMI 8-13	0.0786	1.1041	0.0739	0.2463	2932.32
GEMI 8-14	0.0780	1.0907	0.0746	0.2439	3110.91
DIAQ 8-10	44.5145	1.8585	132.4147	0.3550	10576.67
DIAQ 8-12	44.0996	1.9182	130.5760	0.3595	10291.87
DIAQ 8-13	43.4707	2.0538	127.6126	0.3710	9625.53
DIAQ 8-14	37.7564	2.7642	102.6241	0.4232	6957.91
IAQ-Adap 10	69.2679	3.4401	499.6000	0.7313	4235.65
IAQ-Adap 12	68.7209	3.5552	484.0811	0.7401	4110.72
IAQ-Adap 13	67.4070	3.7828	454.8075	0.7589	3865.54
IAQ-MD 10	57.3491	2.3295	1159078.57	12.2546	18.16
IAQ-MD 12	56.3372	2.2410	223129.45	8.1391	41.12
IAQ-MD 13	54.4195	1.9804	81445.24	6.9337	56.50
IAQ-MD 14	45.6227	3.0978	175352.06	11.6220	20.17
R_10/9	31.0432	2.1221	27.8584	0.3614	1441.75
R_12/9	33.9729	2.2061	29.4795	0.3620	1327.11
R_15/9	35.6249	2.5527	31.2850	0.3594	1474.87
DPend RE	0.7097	1.0741	0.6377	0.3018	1460.63
DCR7	0.1254	2.0644	0.1201	0.2505	3832.08
DCR8	0.1231	2.1012	0.1150	0.2337	4288.07
Diff Derivative	1.7143	2.0904	1.5992	0.2337	4270.76
D α B8	10.2417	1.4650	8.9498	0.1829	5881.19
D α B10	6.6571	1.8504	7.7101	0.2453	5709.87
D β - SAM_PPI	0.0687	2.1874	0.0783	0.3270	3006.81
D β -SAM_GER	0.0812	4.5875	0.0809	0.3318	2639.48
D β -SAM_sim1	0.0682	2.2424	0.0720	0.3423	2336.31
D β -SAM_sim2	0.0812	4.7517	0.0890	0.3584	2688.63

Siguiendo el criterio de minimizar el CV mientras se maximiza F, se pre-seleccionaron todos los índices η y los tres primeros índices IAQ del análisis post-incendio. En cuanto al análisis multi-temporal las variables pre-seleccionadas fueron la diferencia de los tres primeros índices IAQ, la profundidad de la banda de absorción (DCR 8), la primera derivada y los ángulos $D\alpha$ B8 y $D\alpha$ B10.

Entre los índices η calculados se seleccionó el índice η 10 al ser el índice que mayor valor de F presentaba y menores coeficientes de variación, tanto en la categoría de quemado como en la de no quemado. De igual forma entre los índices IAQ se eligió el IAQ 10, con mayor F y menores CV.

Las variables multi-temporales seleccionadas fueron utilizadas para calcular tres vectores de cambios. En el primero de ellos se incluyeron todas las variables multi-temporales seleccionadas, en el segundo se consideraron únicamente las variables relacionadas con el estudio de la banda de absorción en el rojo y el tercer vector se compuso de los ángulos entre bandas en el rojo e IRC. En la tabla 6.41 se muestra el resultado del cálculo del CV y el coeficiente F en los módulos de los vectores de cambio, como prueba de que estas nuevas variables generadas como combinación de variables ya existentes presentaron una variabilidad interna baja y una alta separabilidad.

Tabla 6.41. Análisis de la varianza interna de los módulos de los vectores de cambio.

	No Quemado		Quemado		F
	Desv. Típica	CV	Desv. Típica	CV	
Módulo 1 (DIAQ 10, $D\alpha$ RED, $D\alpha$ 10, Dder, DCR 8)	41.9208	1.3175	131.5170	0.3481	11015.86
Módulo 2 (Dder, DCR 8)	1.3701	1.0350	1.6031	0.2338	5294.59
Módulo 3 ($D\alpha$ RED, $D\alpha$ 10)	8.5839	0.7325	10.6016	0.1817	9409.54

Por otro lado, se consideró el empleo de forma individual de cada una de las variables seleccionadas como variable explicativa del algoritmo de crecimiento de regiones. Aunque para ello antes tuvieron que pasar un test de normalidad como veremos a continuación.

6.4.2. Probabilidad de quemado

Para el cálculo de la probabilidad de quemado, en primer lugar fue necesario evaluar si la categoría de quemado de cada una de las variables se ajustaba a una distribución

normal. En la tabla 6.42 se presentan los resultados del test de normalidad Kolmogorov-Smirnov para cada variable. El test de Kolmogorov-Smirnov compara la distribución de los datos con la distribución normal, así D es una medida de la distancia entre las distribuciones. Los p -valor superiores a 0.05 indican que los datos pueden ser modelados siguiendo una distribución normal, ya que no se puede rechazar la hipótesis de que los datos provengan de una distribución normal. Como vemos los resultados son siempre superiores a 0.1, lo que indicó que no se podía rechazar la hipótesis nula con al menos un 90% de confianza. Además los coeficientes de curtosis y asimetría acompañan al test de normalidad presentando valores próximos a cero.

En las figuras 6.16 y 6.17 se presentan los gráficos procedentes del estudio de la normalidad de las variables. Sólo se han representado las variables que se ajustaron a la distribución normal, así la variable $D\alpha 10$ aunque fue incluida en el cálculo del vector de cambios no fue considerada de forma individual al no ajustarse a una distribución normal. En estos gráficos se comprobó visualmente como los datos de quemado de las variables seleccionadas se distribuían de acuerdo a una distribución normal. Los gráficos Q-Q comparaban la localización de los cuantiles de una distribución normal con los datos de las variables. En ellos se observa como el ajuste a la distribución fue bueno, aunque con pequeñas desviaciones en los valores extremos de las variables.

Una vez confirmada la normalidad de las variables en la categoría de quemado se realizó la estandarización de las variables bajo la distribución normal Gaussiana utilizando la media y la desviación típica correspondientes a la categoría de quemado. Posteriormente, se realizó el cálculo de la probabilidad, la cual indicaba la posición de los píxeles respecto a la media de los valores de quemado.

Tabla 6.42. Resultado del test de normalidad y de las medidas de forma de la distribución de los datos en la categoría de quemado de las variables seleccionadas.

Variables	Pruebas de normalidad			
	Kolmogorov-Smirnov		Medidas de forma	
	D	Sig.	Curtosis	Asimetría
η -10	0.790	0.561	0.366	0.212
IAQ-10	0.680	0.744	0.103	-0.274
DCR8	0.911	0.377	0.214	-0.150
D Derivada	0.929	0.355	-0.216	-0.148
$D\alpha 8$	1.092	0.184	0.429	0.124
Módulo 1	0.742	0.657	0.038	-0.361
Módulo 2	0.915	0.368	-0.161	-0.270
Módulo 3	1.052	0.205	-0.557	0.207

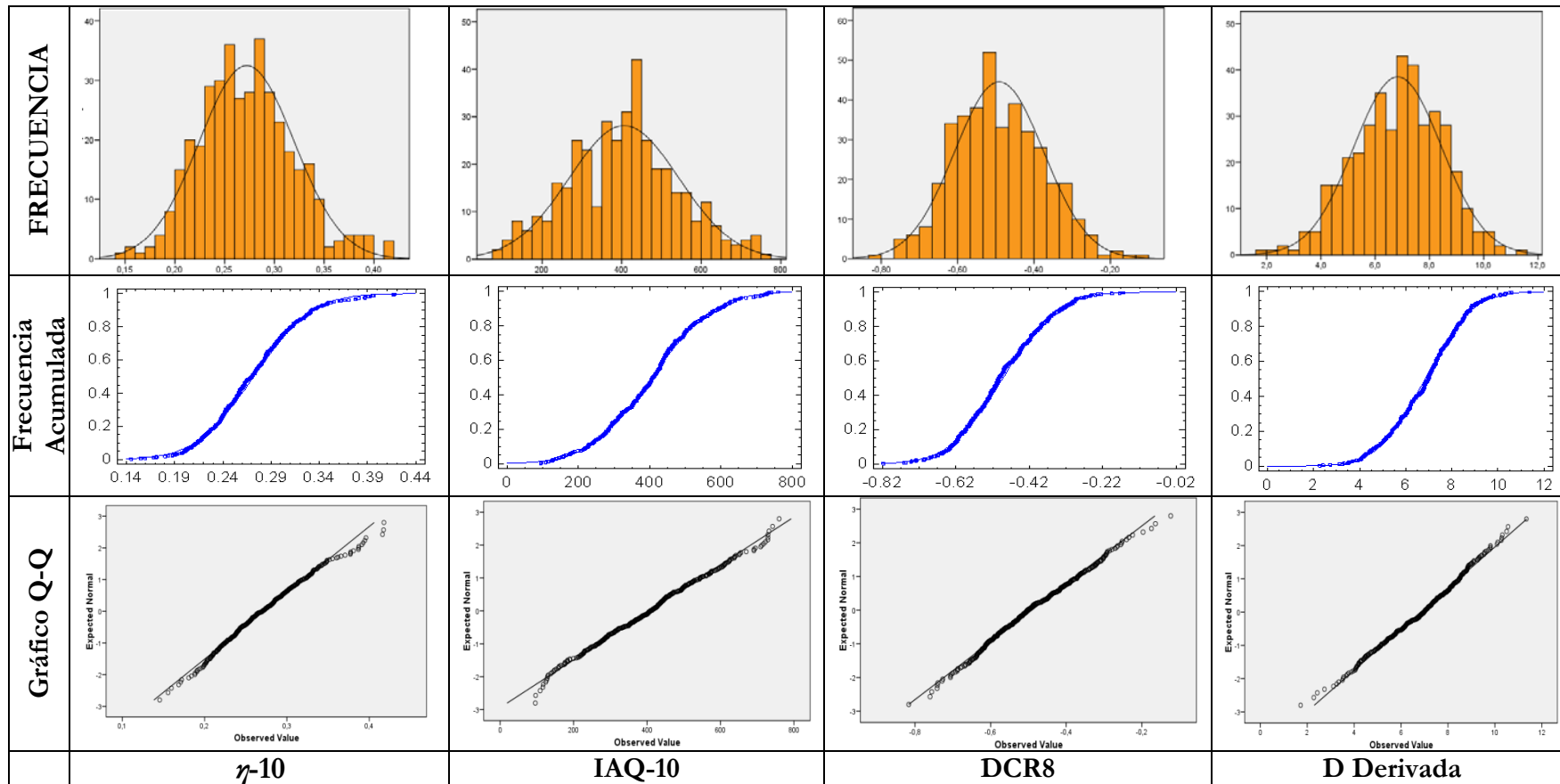


Figura 6.16. Representación del ajuste a una distribución normal de los valores de quemado de las variables η 10, IAQ 10, DCR 8 y DDerivada. En primer lugar aparece el histograma de frecuencias con la distribución normal ajustada a los datos. En segundo lugar se presenta la frecuencia acumulada de los datos y su ajuste a la distribución normal. Y por último se representa el gráfico Q-Q que relaciona los valores observados y esperados calculados por cuartiles.

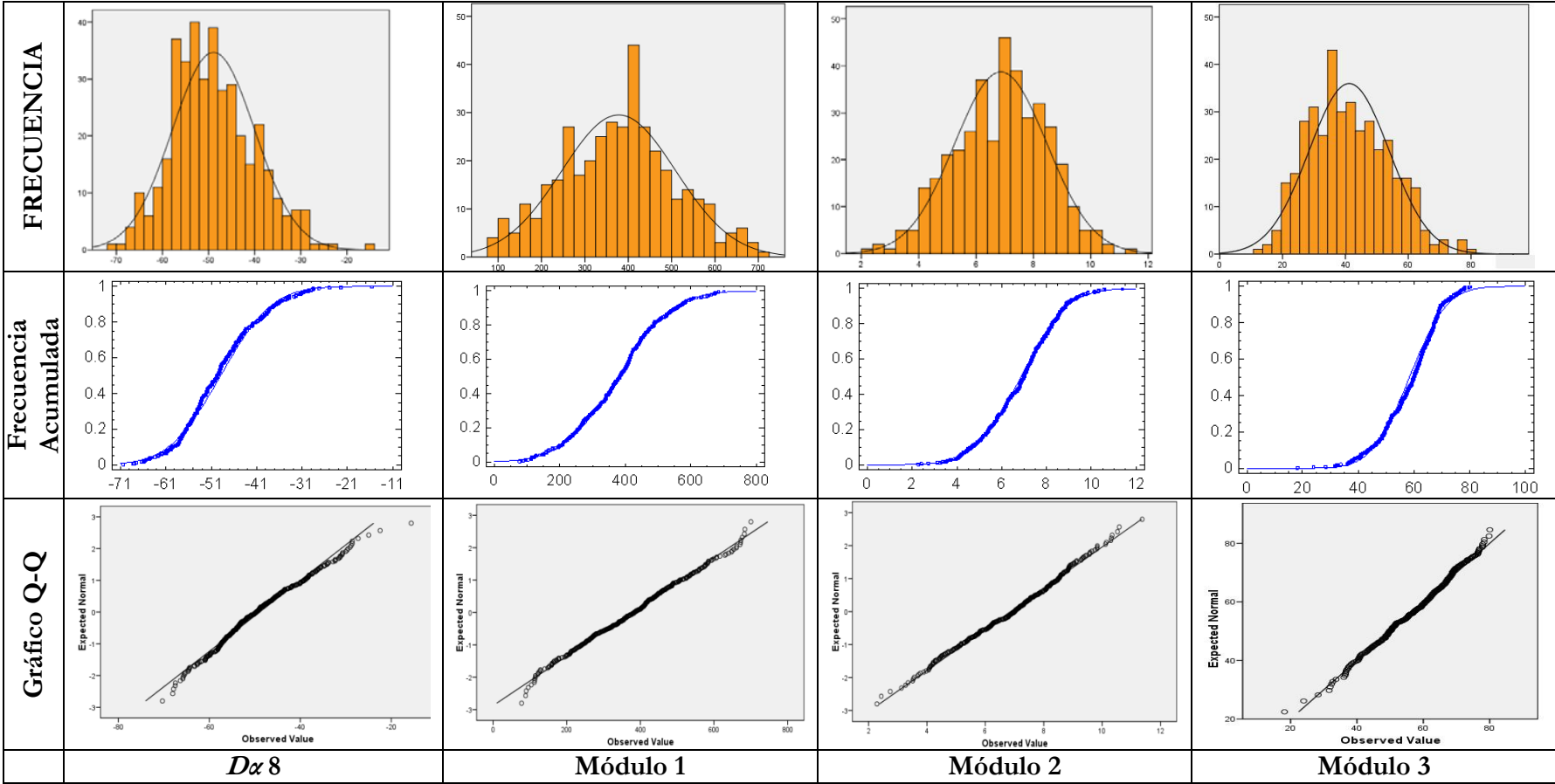


Figura 6.17. Representación del ajuste a una distribución normal de los valores de quemado de las variables $D\alpha$ B8, Módulo 1, Módulo 2 y Módulo 3. En primer lugar aparece el histograma de frecuencias con la distribución normal ajustada a los datos. En segundo lugar se presenta la frecuencia acumulada de los datos y su ajuste a la distribución normal. Y por último se representa el gráfico Q-Q que relaciona los valores observados y esperados calculados por cuartiles.

6.4.3. Aplicación del algoritmo de crecimiento

Una vez generados, los mapas de píxeles semilla y las imágenes de probabilidad de quemado se introdujeron en un algoritmo de crecimiento de regiones para obtener la cartografía final de áreas quemadas. Finalmente se obtuvieron 24 mapas de área quemada en cada una de las zonas de estudio utilizadas en la calibración de la metodología, ya que se utilizaron 3 mapas de semillas y 8 mapas de probabilidad de quemado. El proceso de selección de la mejor variable explicativa y mapa de semillas fue realizado a partir de los resultados de la fase de validación que se presentan en el siguiente apartado.

Debido al elevado número de mapas resultantes en esta segunda fase, se muestran a continuación la cartografía de áreas quemadas seleccionadas como aquellas que mejores resultados ofrecieron en base a los resultados de la validación dependiente. Las figuras 6.18 a 6.23 ofrecen los mapas de área quemada generados en la zona de estudio de Portugal-2005 en los que se muestran cada una de los mapas de semillas en combinación con el crecimiento derivado del uso de las variables $D\alpha 8$ y Módulo 3. En las figuras 6.24 a 6.29 se muestran de igual forma los resultados del algoritmo de crecimiento en la zona de Grecia-2007.

Es importante destacar que en el área de estudio de Portugal-2005 se observaron diferencias mínimas entre los mapas de semillas. En consecuencia, se obtuvo prácticamente el mismo resultado en el crecimiento, ya que siempre que un incendio fuera detectado, bien por uno o varios píxeles, el área quemada derivada del crecimiento sería siempre la misma porque para el crecimiento se utilizó un umbral fijo.

En las figuras de Portugal-2005 destacan sobre todo los errores de comisión que se localizaban en la desembocadura del Tajo, y en la desembocadura del río Mondego situada al oeste de Coimbra en la localidad de Figueira da Foz. Estos errores se debieron a confusiones con píxeles situados en la interfaz tierra-agua, que crecieron al estar situados en zonas destinadas a cultivos de regadío. Al comparar los resultados obtenidos con ambas variables de crecimiento, se observa cómo el crecimiento del error en la desembocadura del Tajo es mucho menor en la variable Módulo 3, lo cual se asocia a una menor sensibilidad de esta variable a la confusión con zonas de regadío.

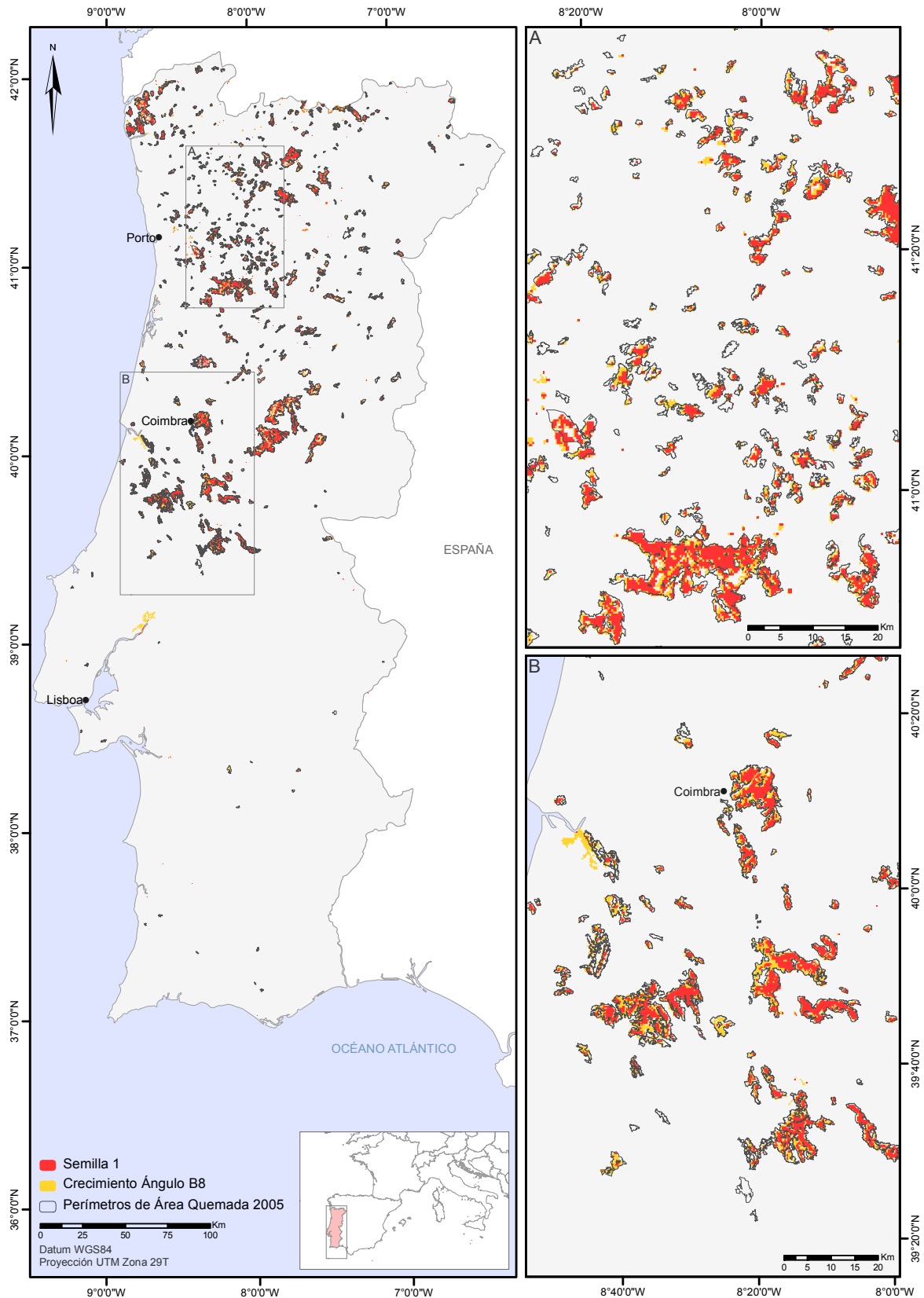


Figura 6.18. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 1 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

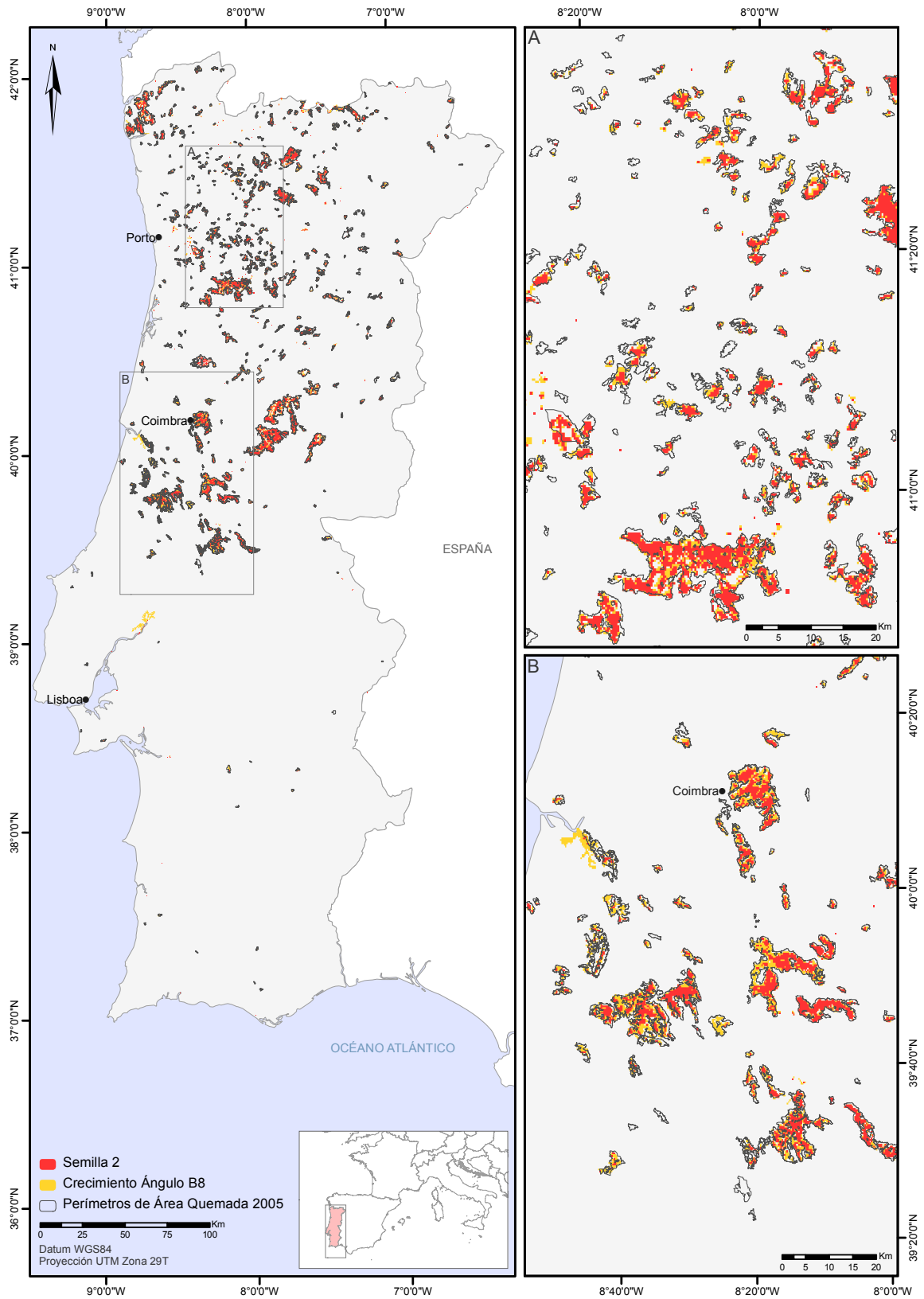


Figura 6.19. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 2 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

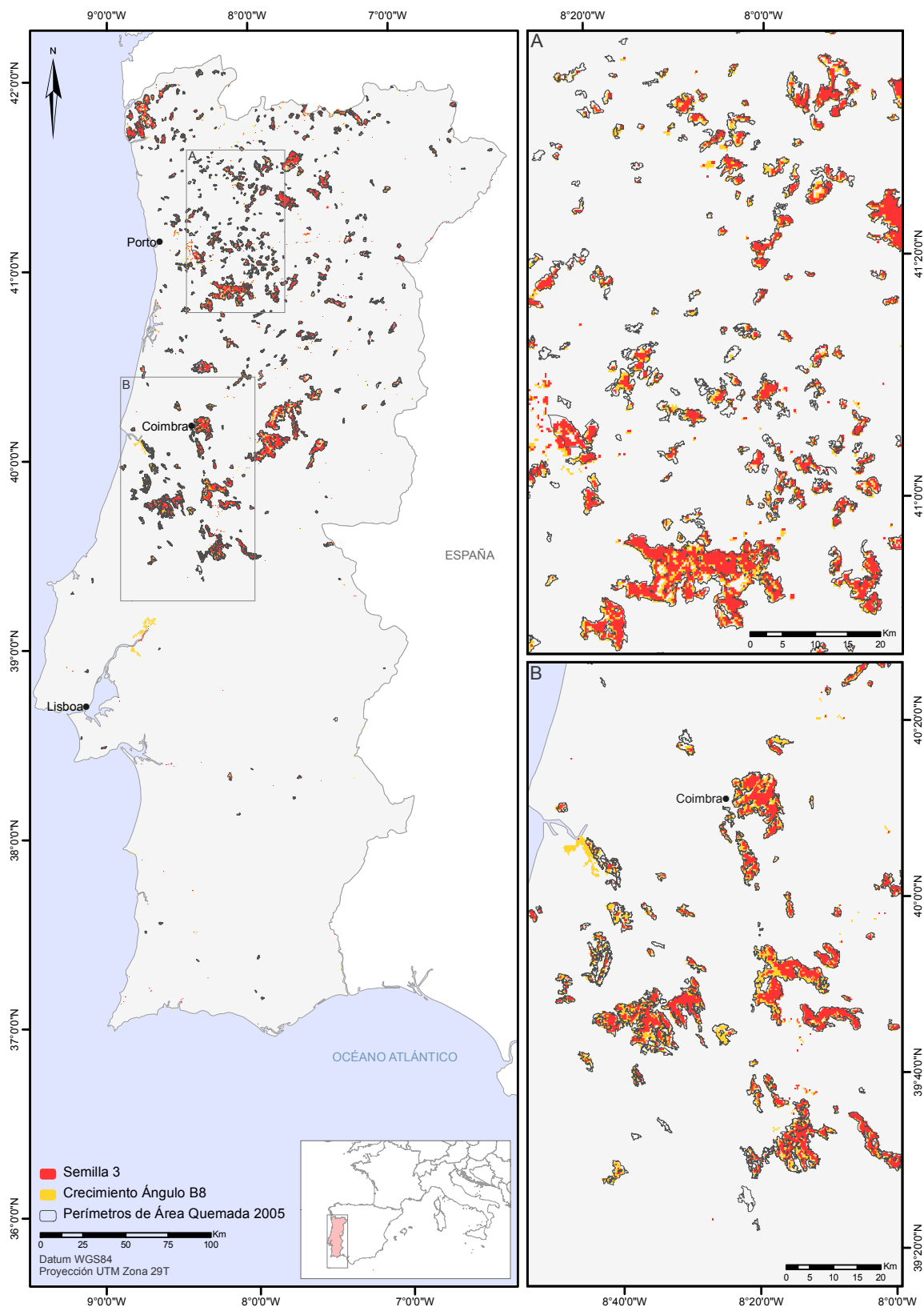


Figura 6.20. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 3 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

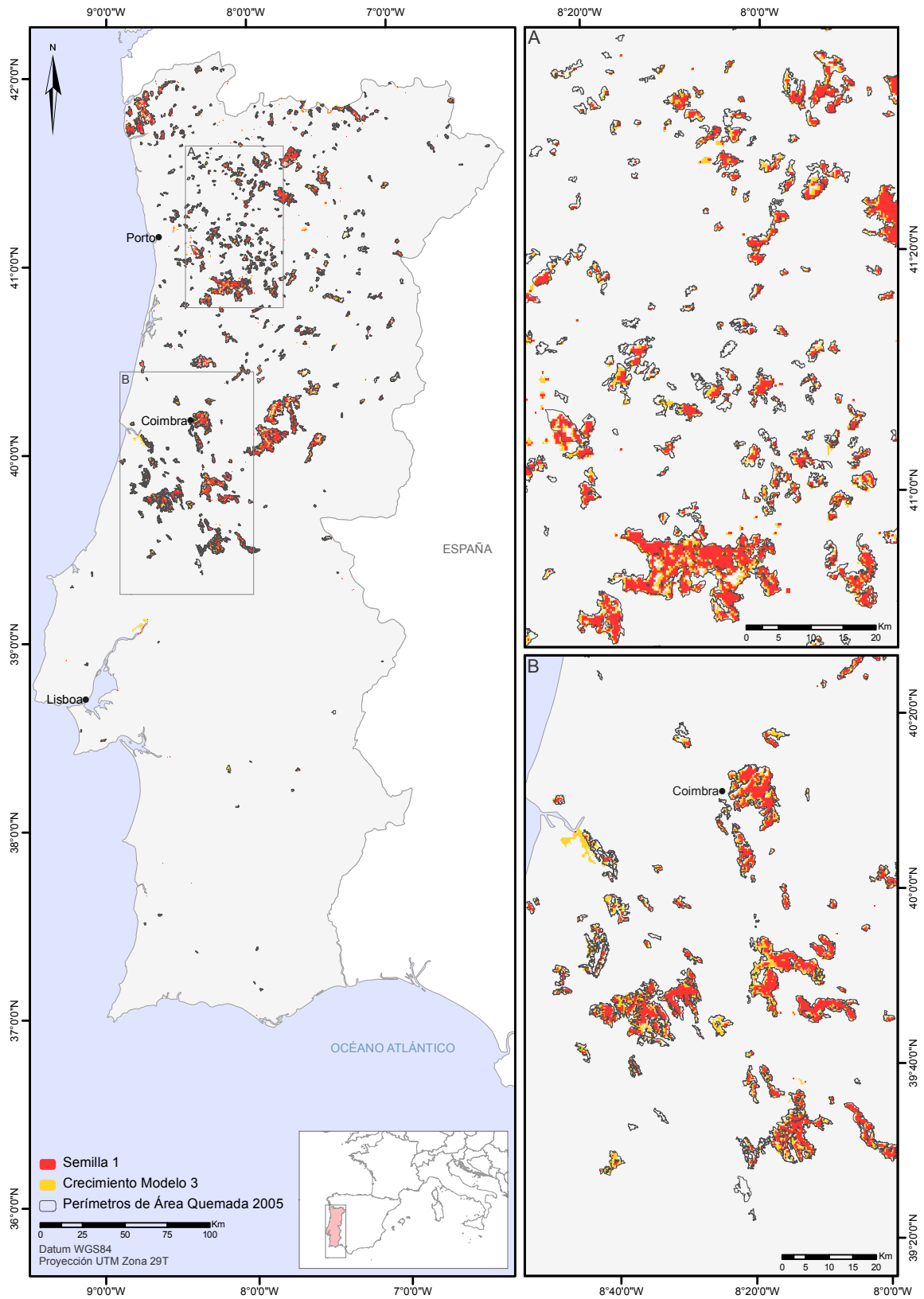


Figura 6.21. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 1 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

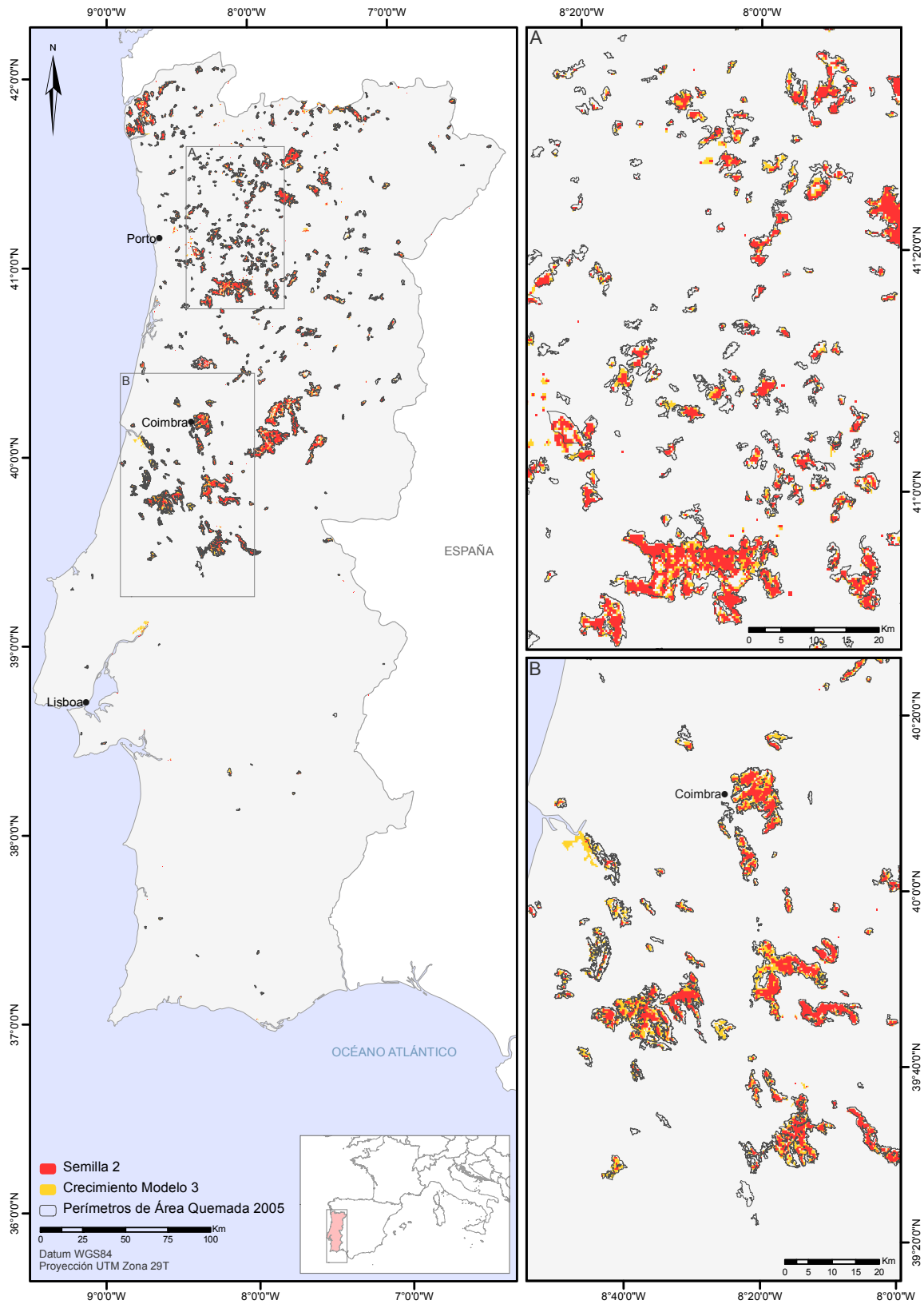


Figura 6.22. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 2 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

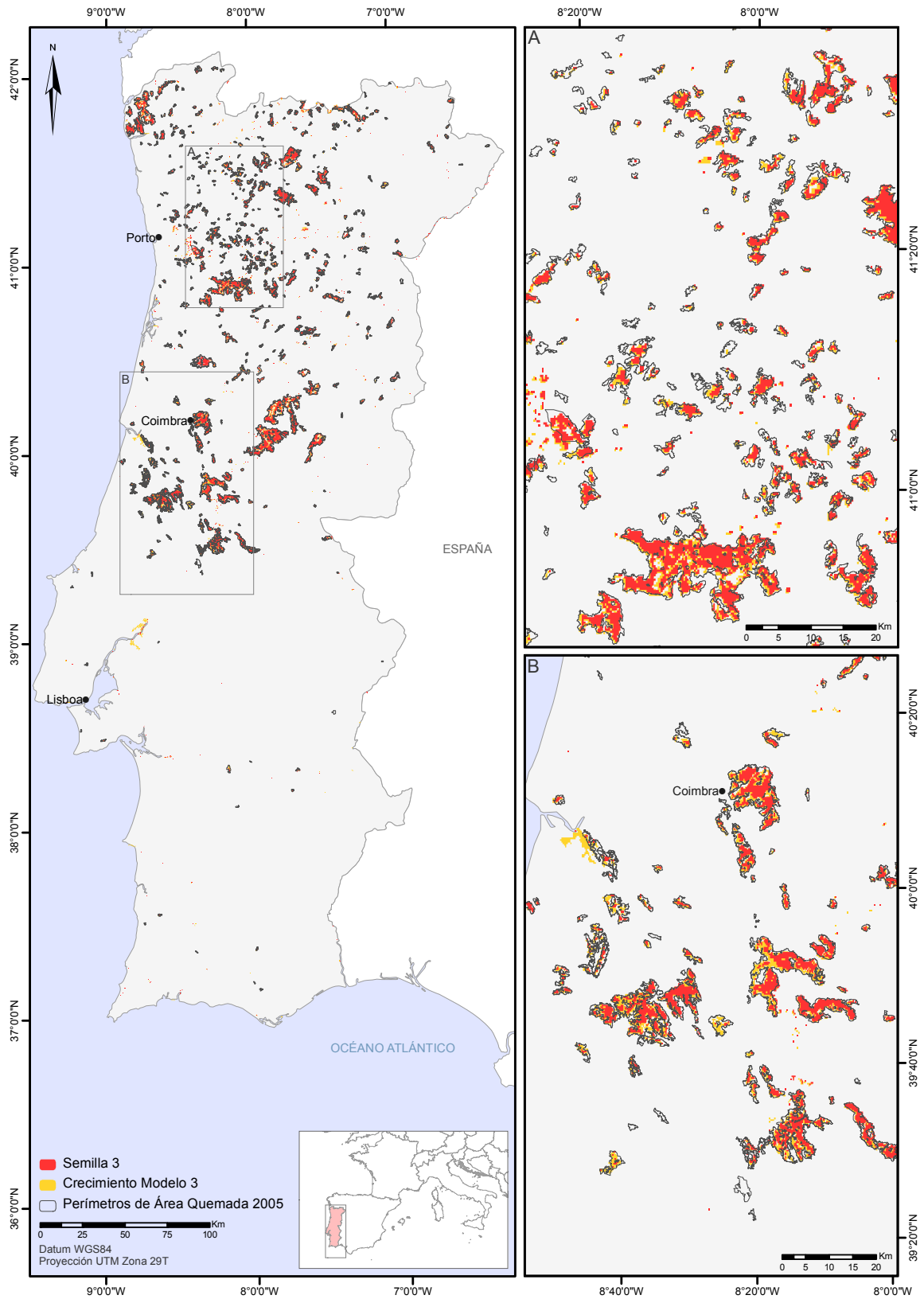


Figura 6.23. Mapa de área quemada de Portugal-2005 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 3 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

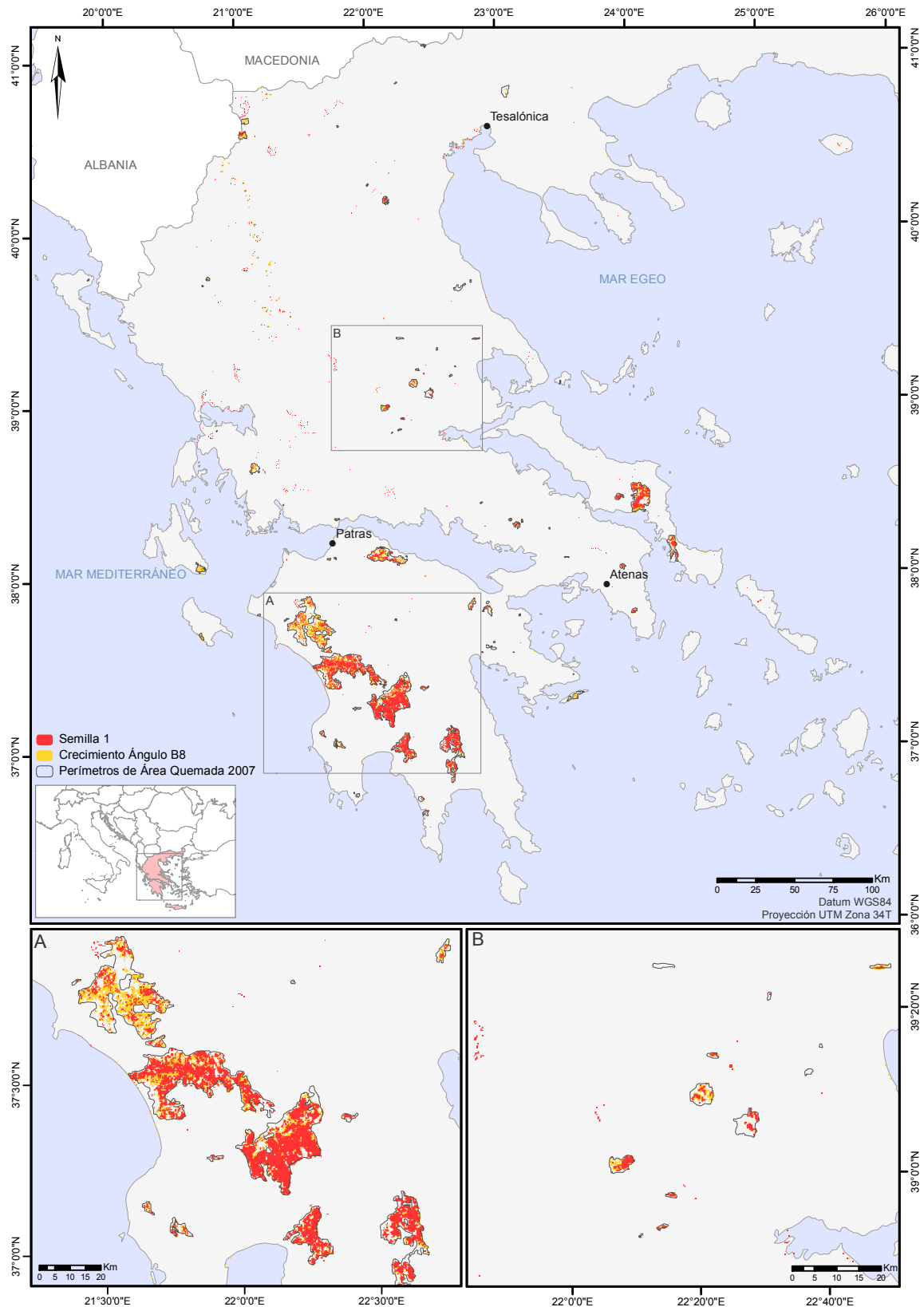


Figura 6.24. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 1 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

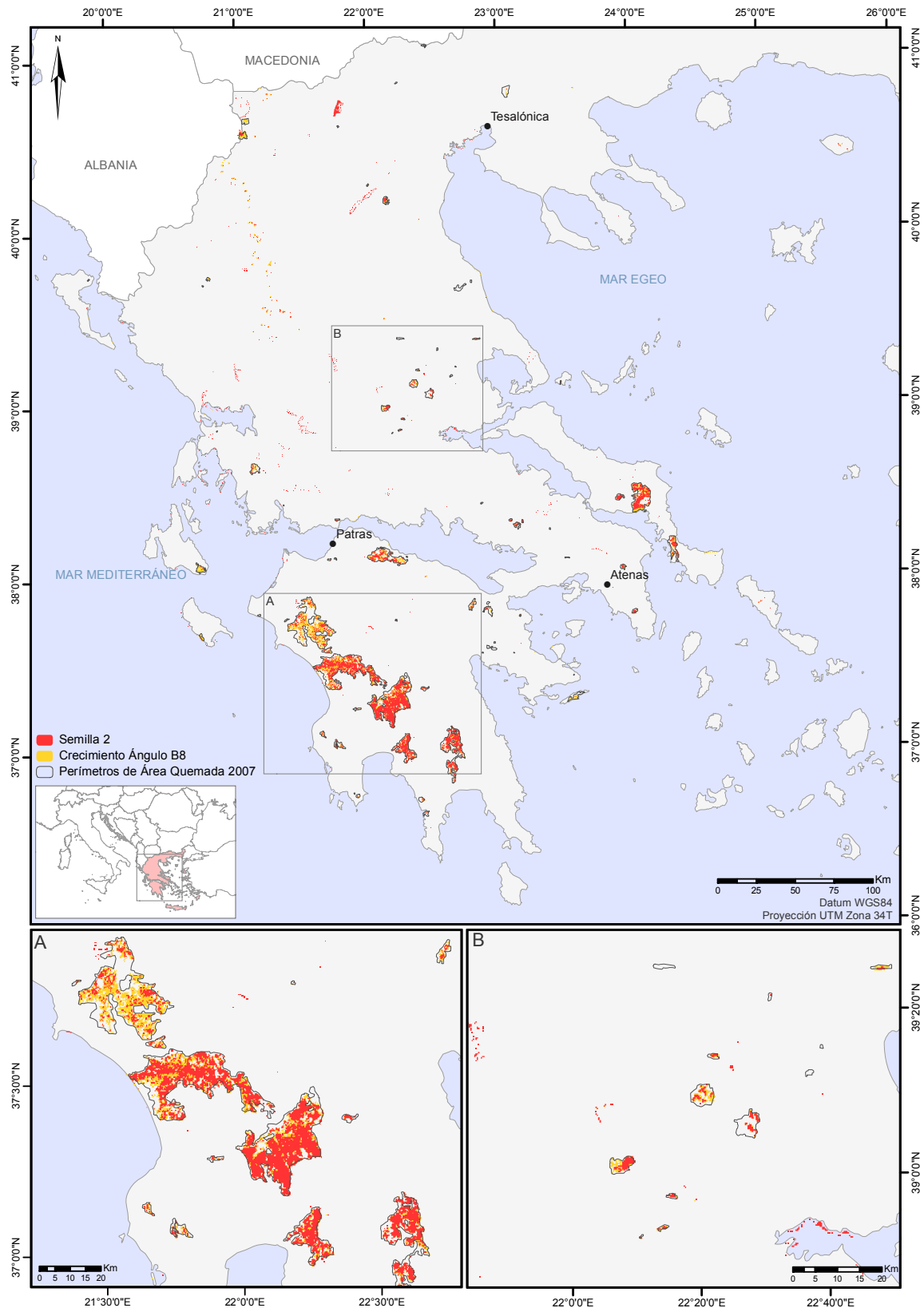


Figura 6.25. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 2 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

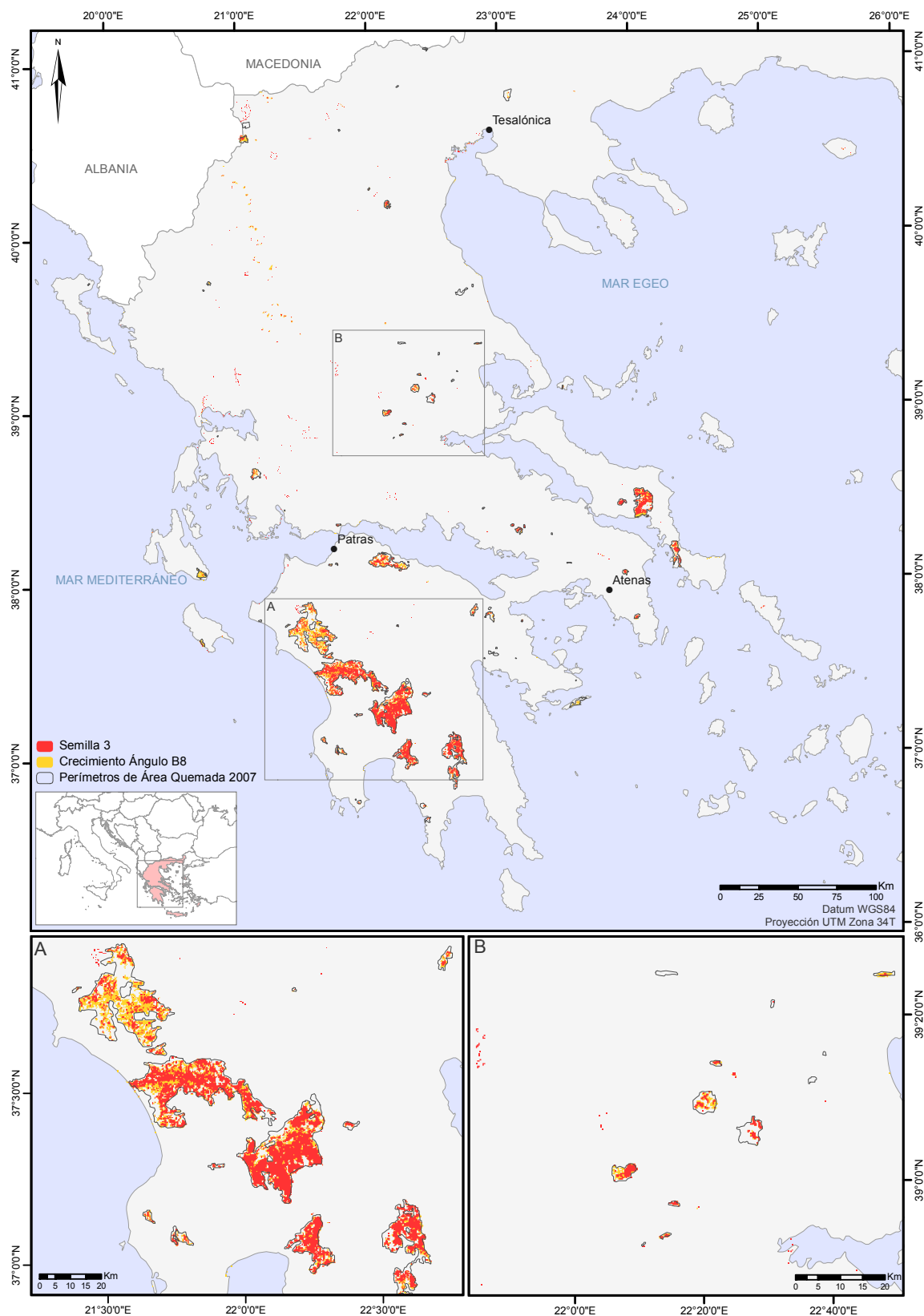


Figura 6.26. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 3 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable $D\alpha 8$.

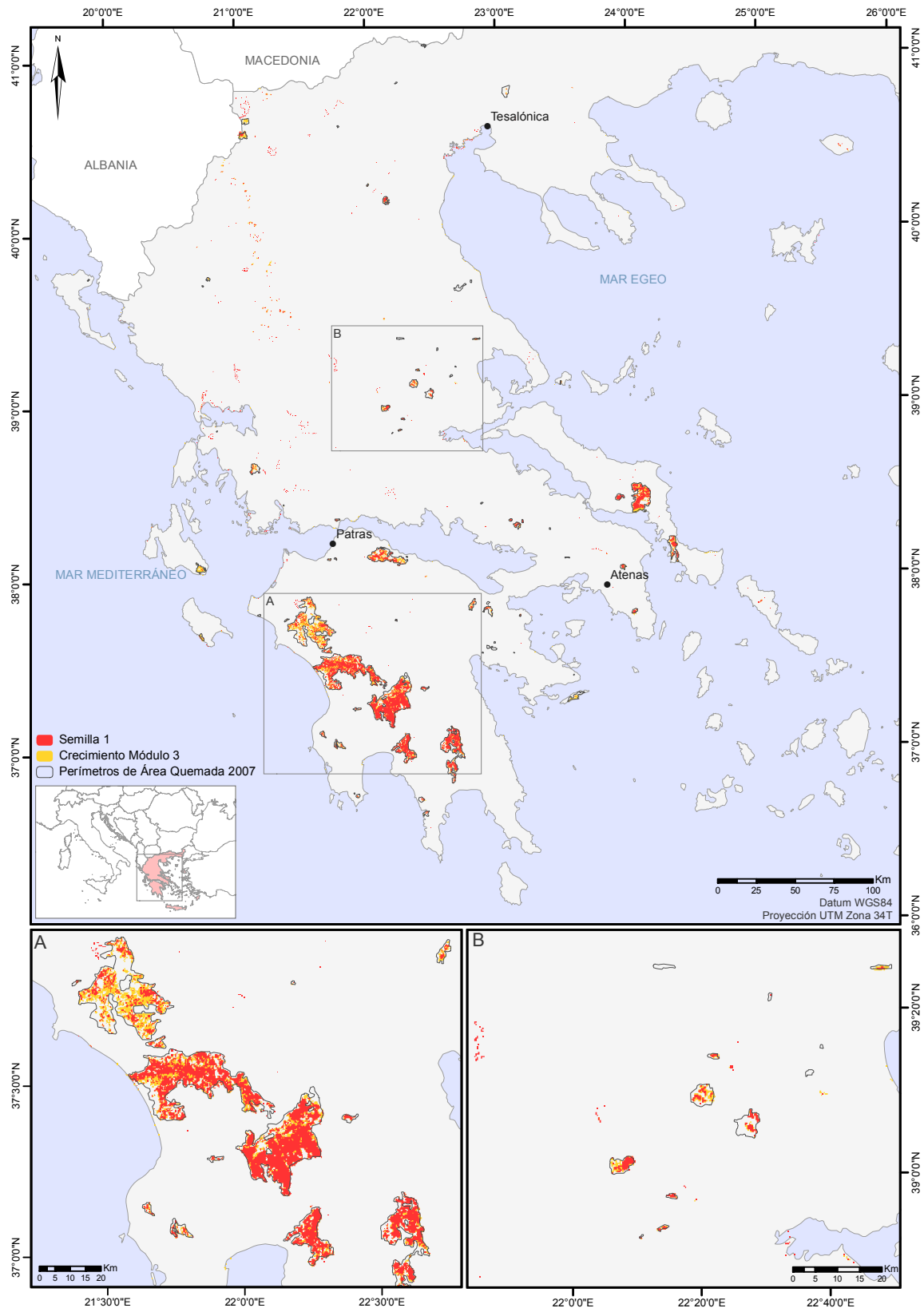


Figura 6.27. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 1 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

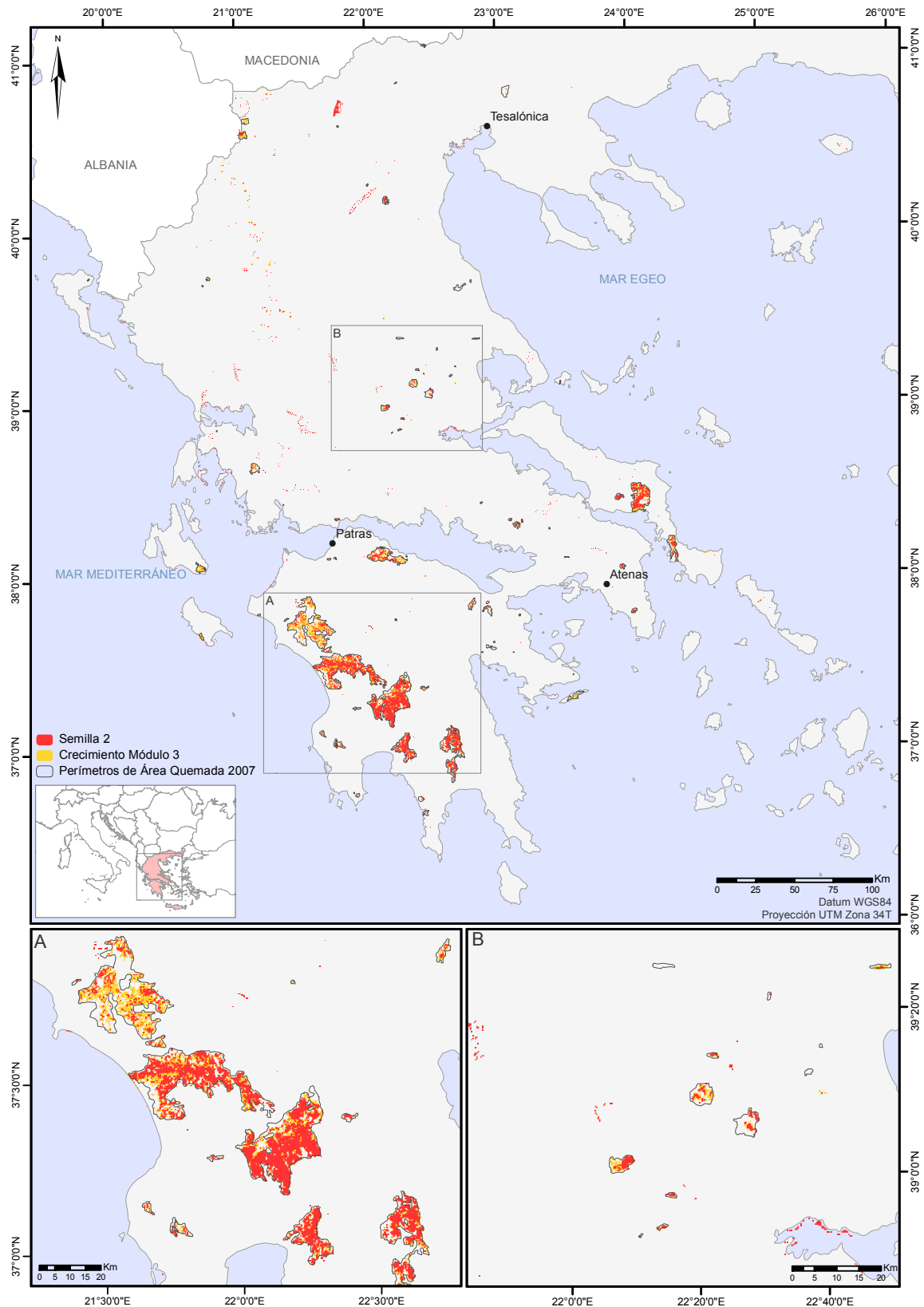


Figura 6.28. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 2 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

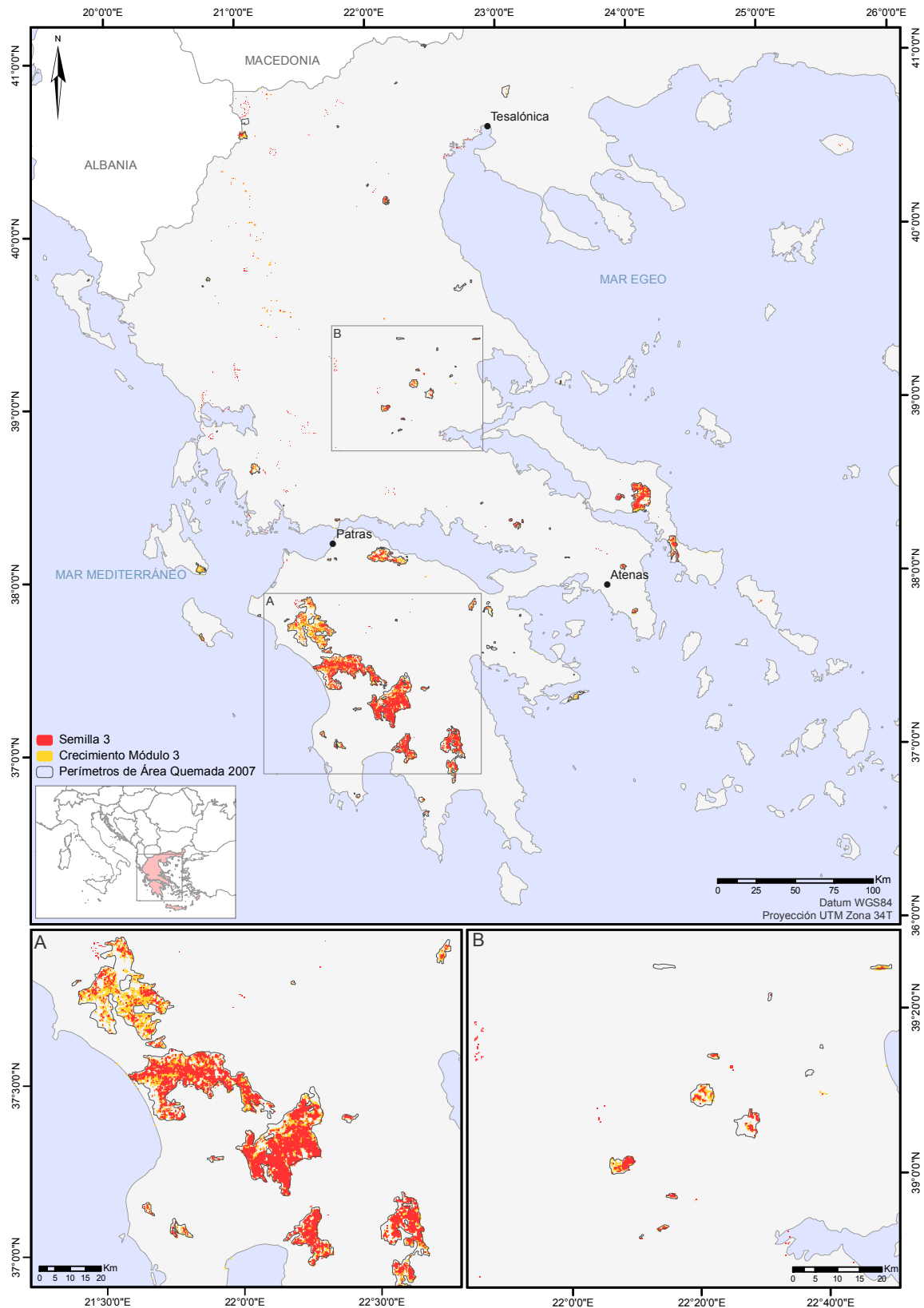


Figura 6.29. Mapa de área quemada de Grecia-2007 obtenido utilizando como variables de entrada en el algoritmo de crecimiento la semilla 3 y la probabilidad de quemado generada a partir de la variable Módulo 3.

En el área de estudio de Grecia se observa claramente como afecta al crecimiento final de las áreas quemadas la diferencia entre los mapas de semillas. Así, las semillas 1 y 2 fueron capaces de detectar un incendio situado al norte de Grecia en la frontera con Albania, que no fue detectado por la semilla 3. En este caso, se puso de manifiesto la importancia de que la selección de la mejor técnica o procedimiento para la detección de los píxeles semilla tenga en cuenta no sólo los errores de comisión sino también los incendios detectados.

En cuanto a las dos variables utilizadas para el crecimiento, no se observaron diferencias significativas. De manera que, el distinto nivel de error en esta zona vino marcado principalmente por las semillas. En este sentido, la semilla 1 mostró mejores resultados, ya que detectó casi todos los incendios y mantuvo un error de comisión bajo. La semilla 2 presentó un error de comisión mucho mayor que las otras dos semillas, localizado al norte de Grecia y en el golfo Maliaco (situado en el sureste de la ampliación B en la figura 6.25 y 6.28). Estos errores se deben a la confusión con píxeles situados en la interfaz tierra-agua en su mayoría, ya que también se da el caso de la confusión con incendios antiguos. El error al norte de Grecia que presentó la semilla 2 se debió a la confusión con un pequeño embalse. Por su parte, la semilla 3 ofreció una menor detección de incendios lo cual determinó su menor eficacia para detectar incendios en este área de estudio. Debido a las confusiones permanentes, aunque no muy elevadas con láminas de agua y las regiones de contacto entre la tierra y el agua, se decidió aplicar una máscara de agua como último paso en el proceso de generación de la cartografía de área quemada.

6.5. Validación

Como se ha explicado en la sección 6 del capítulo 5, debido al elevado número de mapas de área quemada generados, la validación se ha realizado en dos fases. En la primera fase se aplicaron las siguientes técnicas de validación: regresión lineal de fracción de área quemada en celdas de 10x10 km, cálculo de los errores globales de omisión y comisión, normalización de la matriz de confusión y cálculo de los índices kappa desarrollados por Pontius (2000). La segunda fase se centró en el análisis de los errores de omisión y comisión por tamaños de incendio. Por último se presentan los resultados de la validación independiente realizada sobre el área de estudio de Galicia-2006.

6.5.1. Validación dependiente: Primera fase

En la figura 6.30 se recogen los parámetros derivados de la recta de regresión que definieron la relación entre la fracción de área quemada en la cartografía de referencia (Eje Y) y la de los mapas de área quemada generados (Eje X) (Piñeiro *et al.*, 2008). Los gráficos de dispersión con su respectiva recta de regresión se encuentran representados en las figuras 6.31 a 6.34. Como se puede observar la mayoría presentó una recta de regresión situada por encima de la diagonal lo cual indicaba una tendencia a la infra-estimación del área quemada que estuvo más acentuada en el caso de Grecia-2007.

Como se observa en la figura 6.30 los resultados obtenidos en el área de estudio de Portugal-2005 se ajustaron mejor a los perímetros de referencia ofreciendo valores más elevados de coeficiente de determinación, R^2 , y pendientes más cercanas a la diagonal. Los resultados obtenidos en Grecia-2007 ofrecieron también altos valores de R^2 , aunque en este caso la pendiente fue por lo general más elevada que en Portugal-2005, poniendo de manifiesto una tendencia más marcada hacia la infra-estimación u omisión del área quemada. Por otro lado, es importante destacar que en la mayoría de los casos el coeficiente de correlación fue superior a 0.8 en el caso de Grecia y superior a 0.9 en Portugal.

Para poder interpretar de forma adecuada la información contenida en los parámetros de la recta de regresión, fue necesario observar la distribución de los puntos en el gráfico de dispersión. Así, fue posible identificar las fuentes de error que quedaban enmascaradas en el resultado de la regresión lineal. Por ejemplo, uno de los casos más claros lo encontramos en las variables DDerivada y Módulo 2 en los resultados de Grecia-2007, donde aparecieron claros errores de comisión (puntos situados a lo largo del eje X) y omisión. La sobre-estimación se reflejó en aquellos puntos situados por debajo de la diagonal, en los que la fracción de área encontrada en el mapa de referencia era menor que el área estimada. Por otro lado, la infra-estimación se observó en los puntos en los que el área de referencia era mayor que la estimada, los cuales se situaron por encima de la diagonal. En las variables anteriormente mencionadas se produjeron situaciones de ambos tipos, lo cual ocasiona que, al realizar el cálculo de la recta de regresión se compense el efecto de sobre-estimación e infra-estimación, originando rectas próximas a la diagonal. Por ello, para determinar si se estaba produciendo este fenómeno fue necesario conocer la

bondad del ajuste, de lo cual nos informaba el coeficiente de determinación (R^2). Por lo tanto, se consideró que las variables que ofrecieron mejores resultados fueron aquellas con elevados valores de coeficiente de determinación y pendiente más cercana a la unidad. Es decir que, siempre se elegirá aquella variable que muestre un valor de R^2 más elevado, aunque la pendiente de dicha recta se aleje más de la diagonal, ya que es un indicativo de la estabilidad de la cartografía generada.

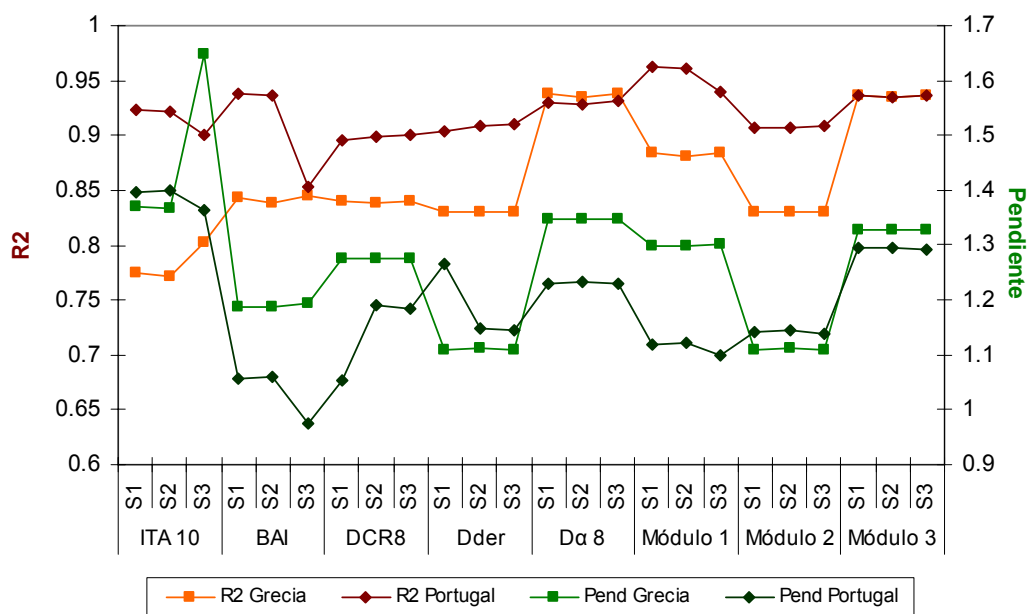


Figura 6.30. Representación del coeficiente R^2 y de la pendiente de la recta de regresión obtenidos como resultado de la comparación entre el área quemada estimada y el área quemada de referencia realizada en las áreas de estudio de Portugal-2005 y Grecia-2007.

Atendiendo a los resultados obtenidos en Portugal se observó como la mejor variable explicativa era el Módulo 1 con los valores más elevados de R^2 y valores de pendiente cercanos a 1, seguido de cerca por el índice IAQ. Mientras que si observamos los resultados obtenidos en Grecia la selección de la mejor variable fue algo más compleja, ya que no se obtuvo un resultado que reuniera el máximo valor de R^2 y la pendiente más cercana a la unidad. Aunque, como el criterio establecido fue dar prioridad al coeficiente de determinación, las variables con mayor R^2 fueron el Módulo 3 y Dα 8. Si se hubiera buscado el compromiso entre un elevado R^2 y una pendiente próxima a la diagonal se hubiera establecido que las variables DDerivada y Modulo 2 fueron las que mejores resultados ofrecieron. Pero, como se ha comentado previamente, y observando los gráficos de dispersión se puede ver como dichas variables muestran infra-estimaciones y sobre-estimaciones importantes.

A la vista de esta primera validación no se encontró consenso en ambas zonas de estudio en cuanto a la variable explicativa más apropiada para realizar el crecimiento de regiones. Sin embargo, se pudo establecer que las variables que mostraron resultados más estables en ambas zonas de estudio fueron el Módulo 3 y D α 8. En esta tesis la estabilidad de los resultados se consideró un factor muy importante, ya que las variables que ofrecieron unos resultados con el mismo nivel de error, independientemente de la zona de estudio, permitían asegurar la exactitud aproximada que se puede conseguir utilizando la metodología desarrollada en diferentes zonas de estudio.

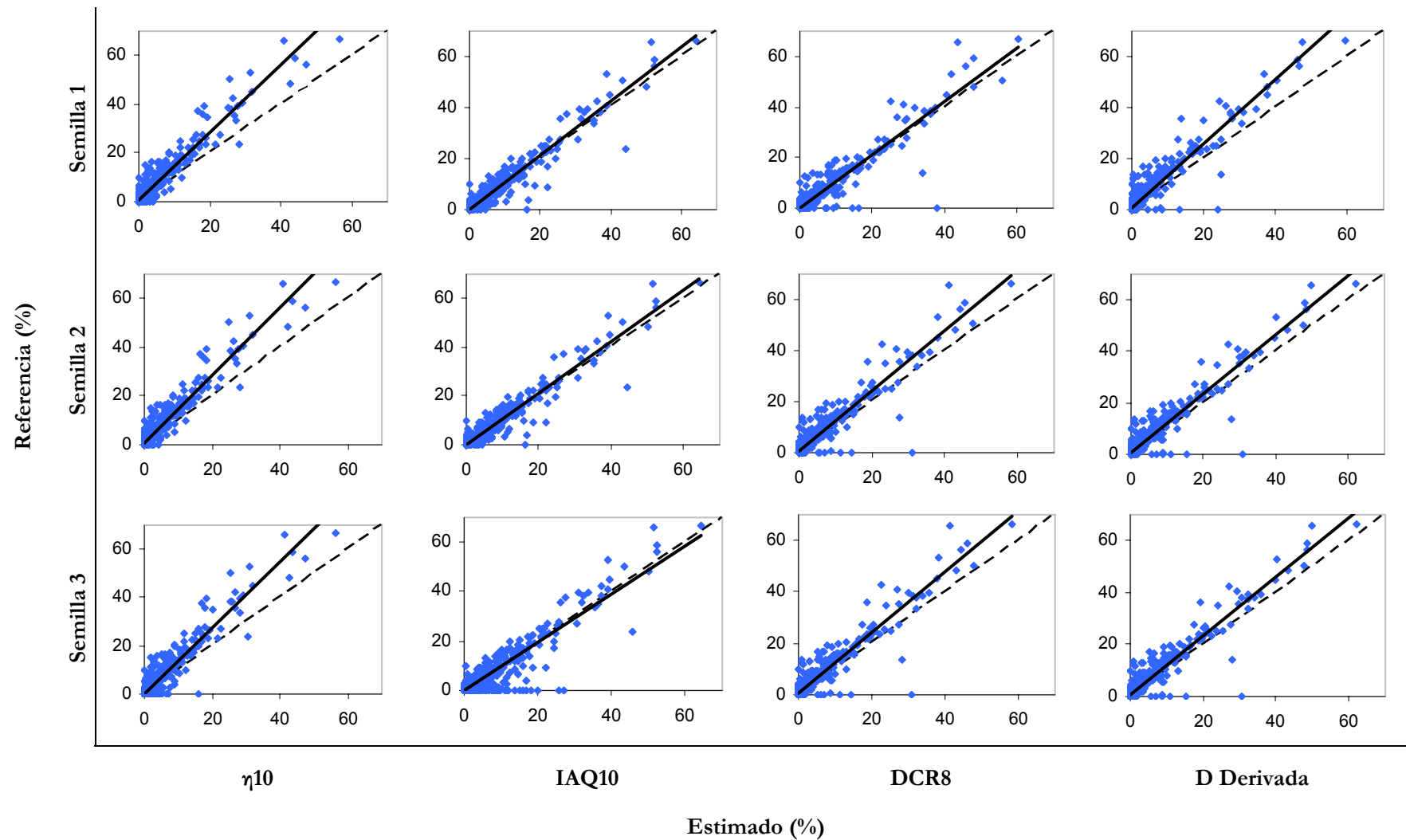


Figura 6.31. Líneas de regresión entre la proporción de área quemada en el mapa de referencia y la proporción de área quemada en el mapa clasificado calculadas en celdas de 10x10 km en el área de estudio de Portugal-2005. La línea continua representa la recta de regresión y la línea discontinua indica la diagonal 1:1.

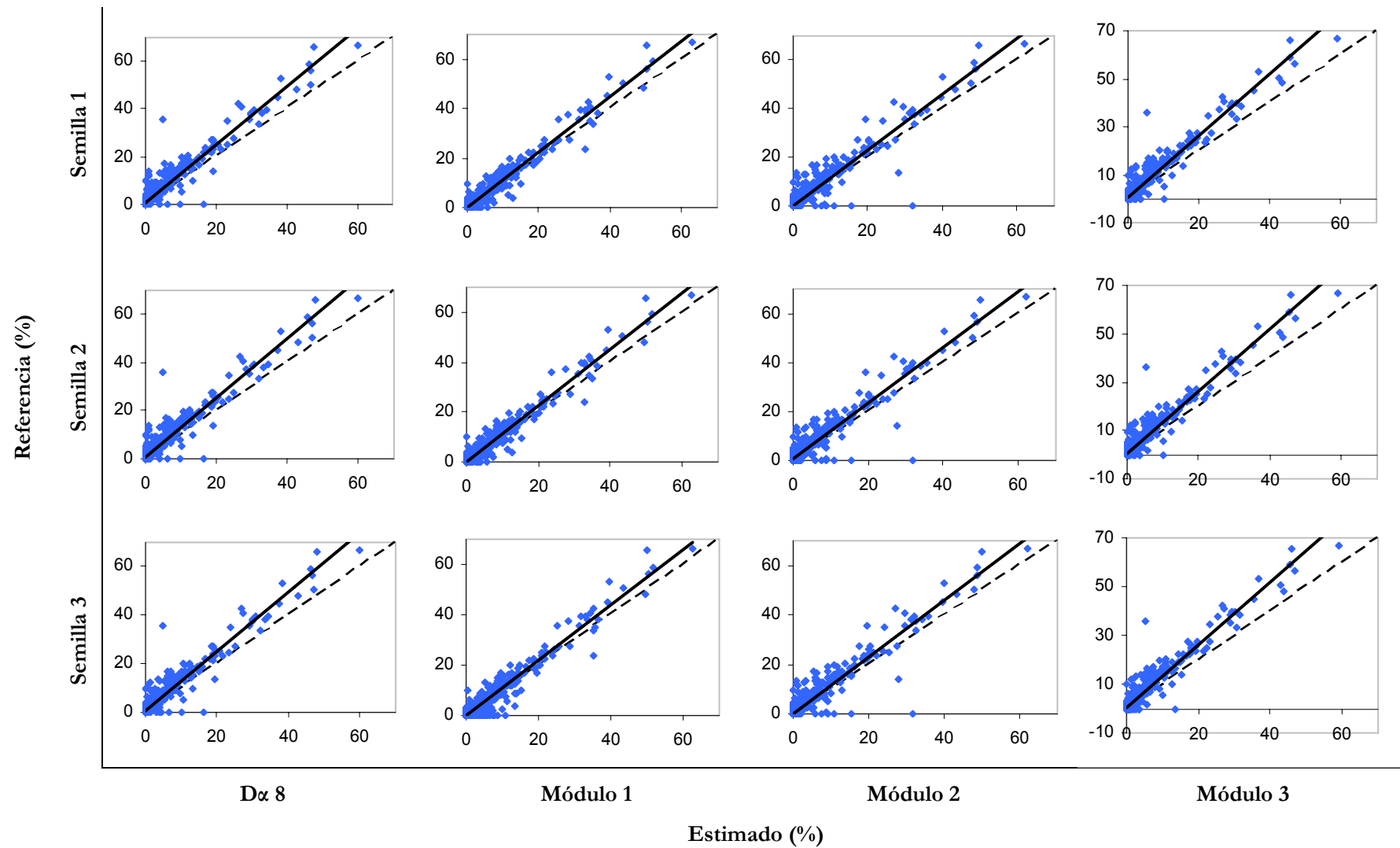


Figura 6.32. Líneas de regresión entre la proporción de área quemada en el mapa de referencia y la proporción de área quemada en el mapa clasificado calculadas en celdas de 10x10 km en el área de estudio de Portugal-2005. La línea continua representa la recta de regresión y la línea discontinua indica la diagonal 1:1.

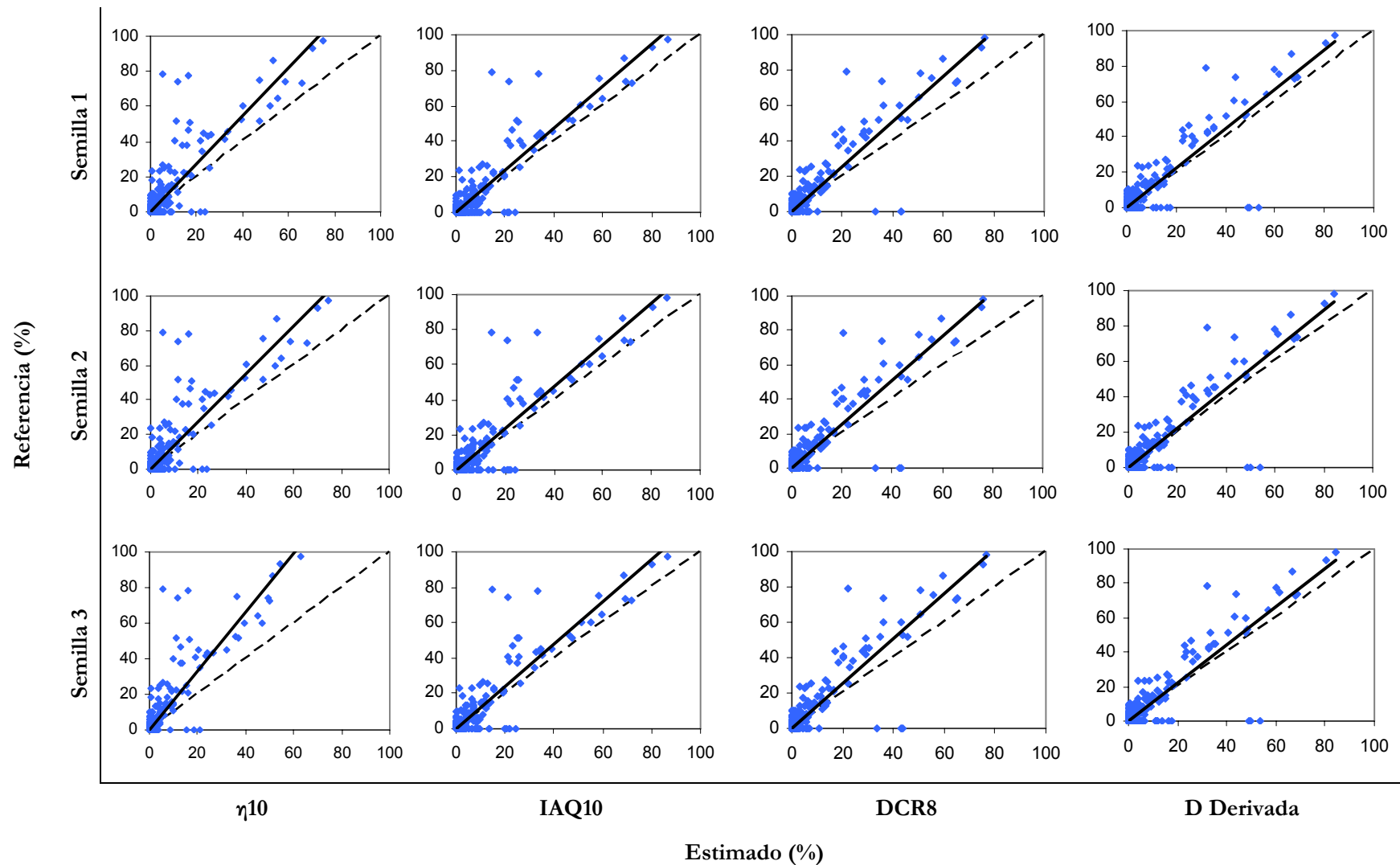


Figura 6.33. Líneas de regresión entre la proporción de área quemada en el mapa de referencia y la proporción de área quemada en el mapa clasificado calculadas en celdas de 10x10 km en el área de estudio de Grecia-2007. La línea continua representa la recta de regresión y la línea discontinua indica la diagonal 1:1.

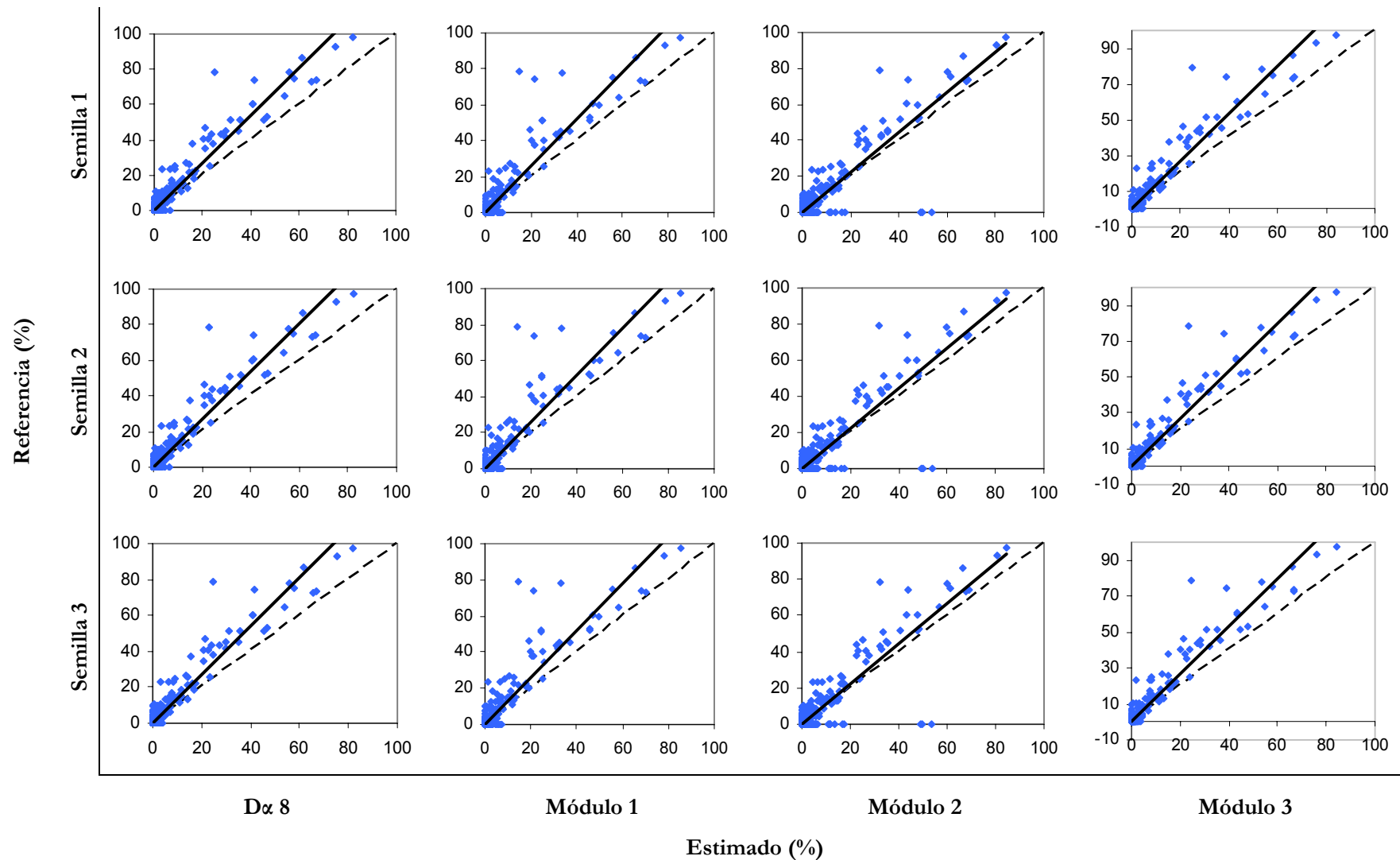


Figura 6.34. Líneas de regresión entre la proporción de área quemada en el mapa de referencia y la proporción de área quemada en el mapa clasificado calculadas en celdas de 10x10 km en el área de estudio de Grecia-2007. La línea continua representa la recta de regresión y la línea discontinua indica la diagonal 1:1.

Para confirmar la elección de variables derivada de los resultados de la validación anterior se realizaron otra serie de análisis, basados en el cálculo de la matriz de confusión. El primero de ellos fue el cálculo de los errores de omisión y comisión de cada uno de los mapas de área quemada generados. En las figuras 6.35 y 6.36 se presentan los resultados de dicho cálculo. Las tendencias generales observadas en el caso de Portugal mostraron errores de comisión que oscilaban entre el 15 y el 30%, mientras que los errores de omisión fueron mucho más elevados oscilando entre 30 y 48%.

En cuanto al análisis de los errores de omisión y comisión el criterio para elegir la/s mejores variable/s se basó en el equilibrio entre los errores. De manera que no se consideraron mejores aquellas variables que ofrecieron bajos errores de omisión o comisión, mientras el otro tipo de error fuera elevado. Siguiendo este criterio las variables con mejores resultados en Portugal fueron el Módulo 1 y el índice IAQ 10 utilizando las semillas 1 y 2.

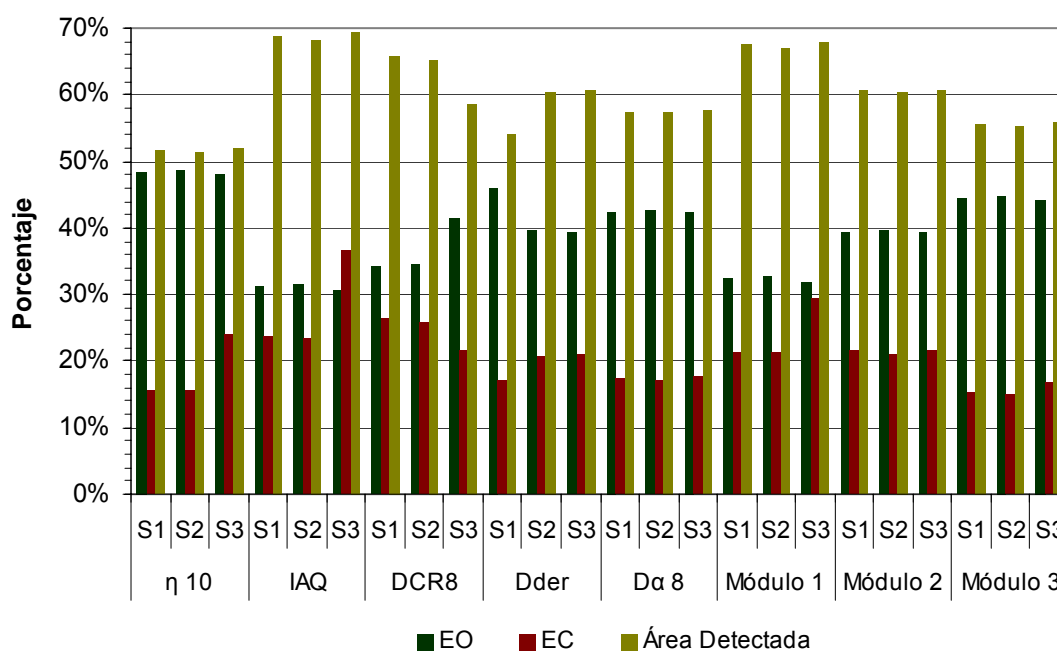


Figura 6.35. Errores de omisión y comisión, y porcentaje de área detectada de los mapas de área quemada en la región de Portugal-2005.

En el caso de Grecia los errores de comisión oscilaron entre 10 y 25%, mientras que los errores de omisión se situaban entre el 33 y el 42% (exceptuando los elevados errores de omisión de la variable η 10). Como vemos el rango de valores del error de omisión en Grecia fue mucho menor que en Portugal.

En este caso las variables con un resultado más equilibrado fueron DDerivada y Módulo2. Si bien, las variables $D\alpha$ 8 y Módulo 3 ofrecieron errores de comisión un 15% más bajos a cambio de aumentar cuatro unidades el error de omisión. Por lo tanto, también fueron incluidas según estos resultados dentro de la lista de variables aptas para realizar el crecimiento de regiones.

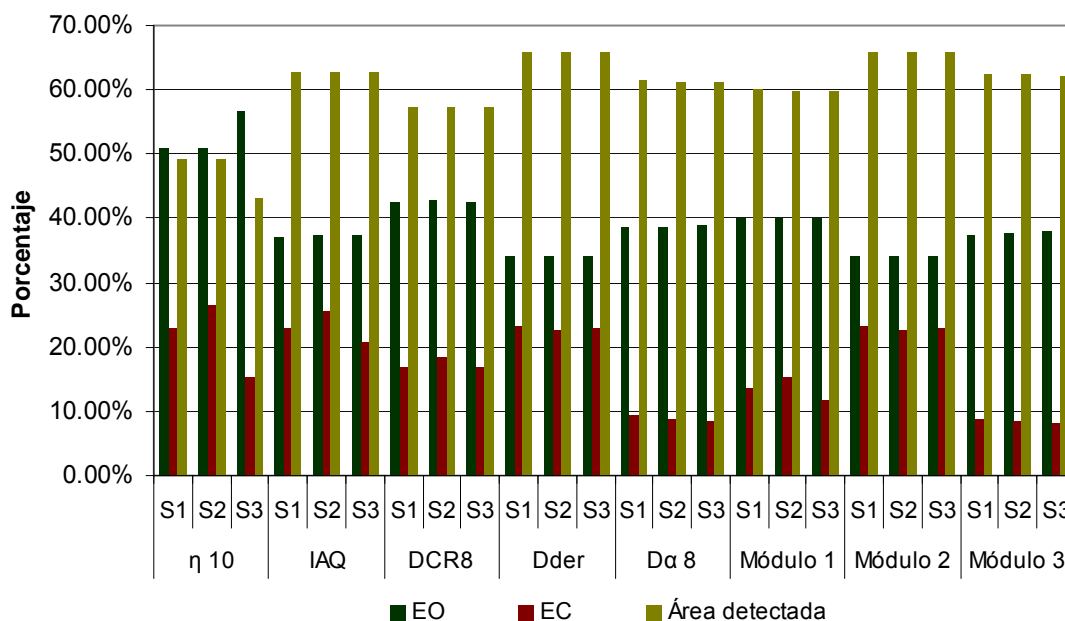


Figura 6.36. Errores de omisión y comisión, y porcentaje de área detectada de los mapas de área quemada en la región de Grecia-2007

Las figuras 6.37 y 6.38 presentan los resultados del cálculo de los índices kappa de Pontius (2000). El índice Kno es un indicador del éxito de la clasificación en comparación con el éxito que tendría una clasificación completamente aleatoria. Kloc es un indicador del éxito de la clasificación debido a la correcta localización de los píxeles. Por último, Kst se corresponde con el índice Kappa original, el cual mide el éxito de la clasificación comparando los resultados obtenidos con los resultados que se producirían al realizar la clasificación de forma aleatoria teniendo en cuenta la proporción de cada categoría en la cartografía de referencia. Existen otros índices derivados de este análisis desarrollado por Pontius (2000) que no han sido expuestos en los resultados de esta tesis porque se consideró que los índices anteriormente descritos ofrecían la información más relevante

sobre la calidad de la cartografía generada. Concretamente, el índice K_{qn} que expresa el éxito de la clasificación sobre la cuantificación aleatoria de las categorías, no se presenta en los resultados por ofrecer el máximo valor en todos los casos. De hecho, el porcentaje de mejora relacionado con la cuantificación se estimó en valores no superiores al 0.01. En consecuencia, se consideró despreciable el efecto de la cuantificación de las categorías en el análisis kappa realizado.

El índice K_{no} fue muy elevado en todos los casos indicando que todas las clasificaciones realizadas ofrecían resultados por encima de la aleatoriedad. Al comparar los resultados ofrecidos por cada una de las variables en las dos zonas de estudio, se pudo observar que las mayores diferencias se centraban en los valores de K_{loc} . Las variables con un valor de K_{loc} por encima de 0.8 en el área de estudio de Portugal fueron el índice η 10, el $D\alpha$ 8 y el Módulo 3. Esto indica que dichas variables presentaban una correcta localización de las áreas quemadas cartografiadas, aunque existía todavía un margen relativamente pequeño de mejora relacionado con la localización de las categorías. En cambio, en el área de estudio de Grecia hay más variables que superaron el 0.8, pero sólo dos que presentaron valores por encima de 0.9, las cuales fueron $D\alpha$ 8 y el Módulo 3.

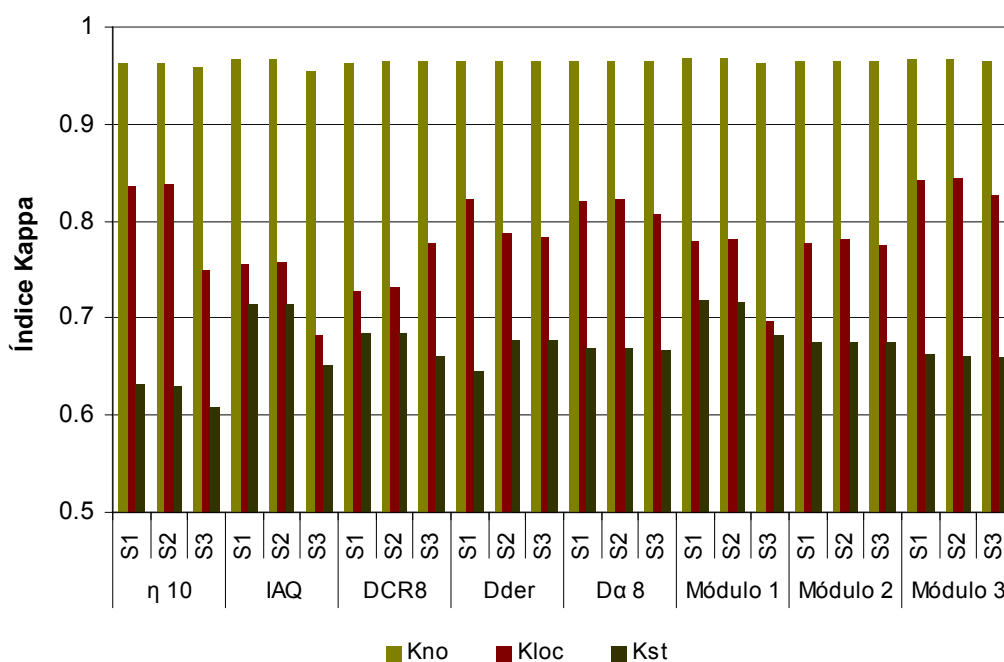


Figura 6.37. Índices Kappa en Portugal-2005: K_{no} , nivel de éxito frente al azar, K_{loc} , éxito de la clasificación debido a la localización de los píxeles, y K_{st} es el índice kappa estándar.

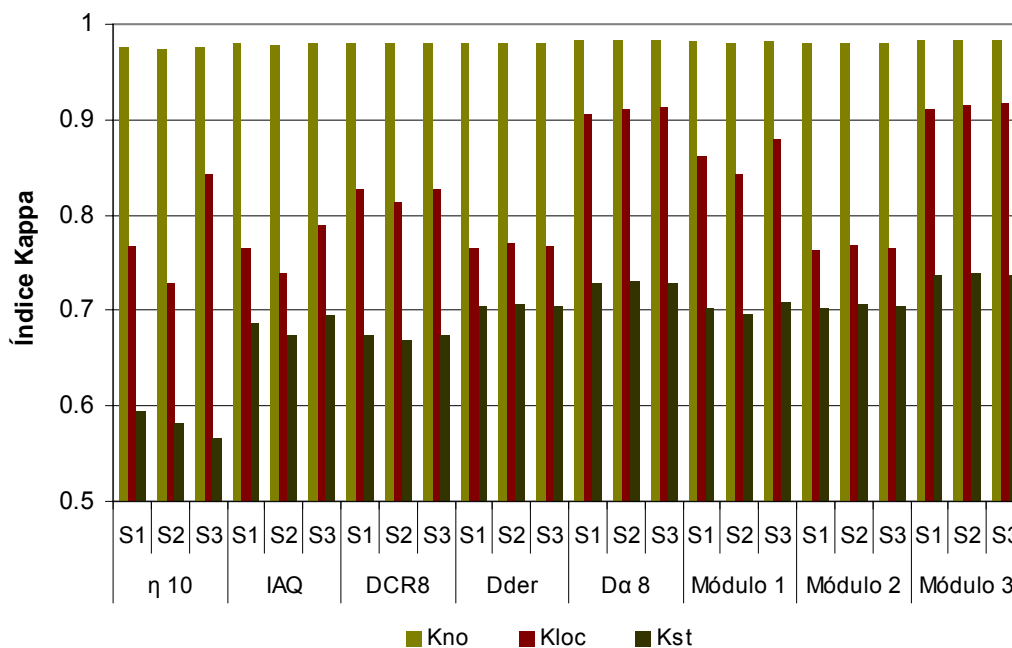


Figura 6.38. Kappa en Grecia-2007: Kno, nivel de éxito frente al azar, Kloc, éxito de la clasificación debido a la localización de los píxeles, y Kst es el índice kappa estándar.

Sin embargo, al observar los valores de Kst volvieron a aparecer diferencias entre las variables que ofrecían los valores más elevados en cada una de las zonas de estudio. Como ya se había obtenido en los anteriores análisis, en Portugal las variables con valores más elevados de Kst fueron IAQ 10 y Módulo 1, y en Grecia fueron Dα 8 y el Módulo 3.

Para terminar la selección de las variables en esta primera fase de la validación dependiente, se presenta en las figuras 6.39 y 6.40 los resultados de área quemada correctamente detectada tras realizar la normalización de la matriz de confusión. El proceso de normalización modificó los valores de la matriz de confusión para que los totales relativos de cada categoría sumaran 1. De manera que, el porcentaje de área quemada detectada tiene en cuenta no sólo el acierto en la detección sino también los errores. Así, el porcentaje de área quemada será menor si nos errores son elevados, aunque el acierto haya sido elevado. Este efecto se encontró resaltado en las figuras 6.39 y 6.40 donde los valores de área quemada detectada normalizada de las variables DDerivada y Módulo 2, fueron menores a los ofrecidos por Dα 8 y el Módulo 3. También fueron ligeramente superiores al acierto normalizado ofrecido por las variables IAQ 10 y Módulo 1, que habían presentado los mejores resultados en Portugal-2005 con otras técnicas de validación.

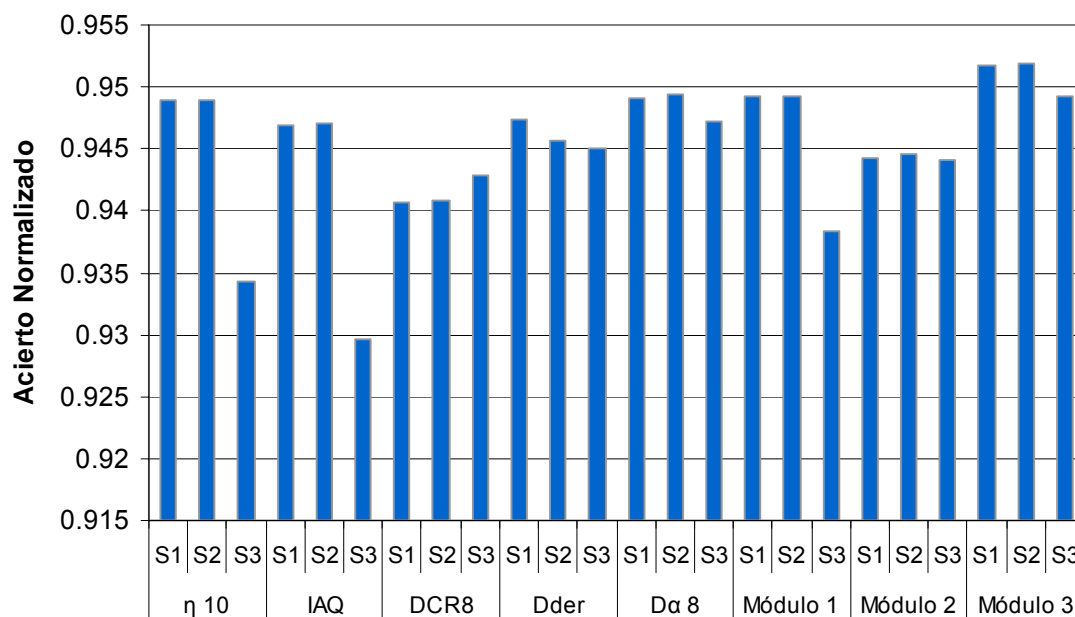


Figura 6.39. Área quemada detectada en Portugal-2005 tras realizar la normalización de la matriz de confusión.

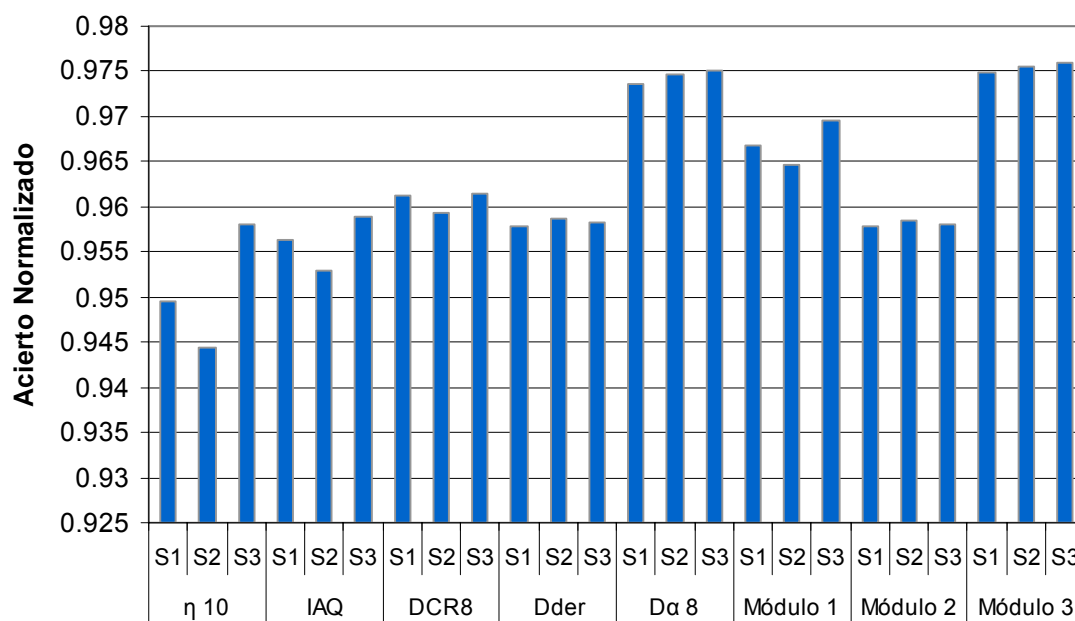


Figura 6.40. Área quemada detectada en Grecia-2007 tras realizar la normalización de la matriz de confusión.

En Grecia-2007 los resultados del área quemada normalizada confirmaron los resultados que se habían obtenido con las anteriores técnicas de validación, aunque en este caso se observó el predominio de las variables Dα 8 y el Módulo 3 sobre las demás.

Finalmente, los resultados aportaron la información necesaria para poder definir a las variables explicativas $D\alpha$ 8 y el Módulo 3 como aquellas que presentaron los resultados más estables y la localización más precisa de las áreas quemadas. En consecuencia, los siguientes resultados estarán centrados en estas dos variables.

6.5.2. Validación dependiente: Segunda fase

Una vez seleccionadas las dos mejores variables de crecimiento se realizó el análisis de los errores de omisión y comisión por tamaños. El estudio de estos errores nos ayudó a seleccionar la mejor combinación entre los mapas semilla y las variables de crecimiento.

A continuación se presentan las figuras 6.41 a 6.46 donde se muestra la clasificación de los cuatro tipos de errores definidos en la sección 6.4 del capítulo 5: errores de omisión y comisión no asociados y errores de omisión y comisión asociados, así como el área quemada detectada.

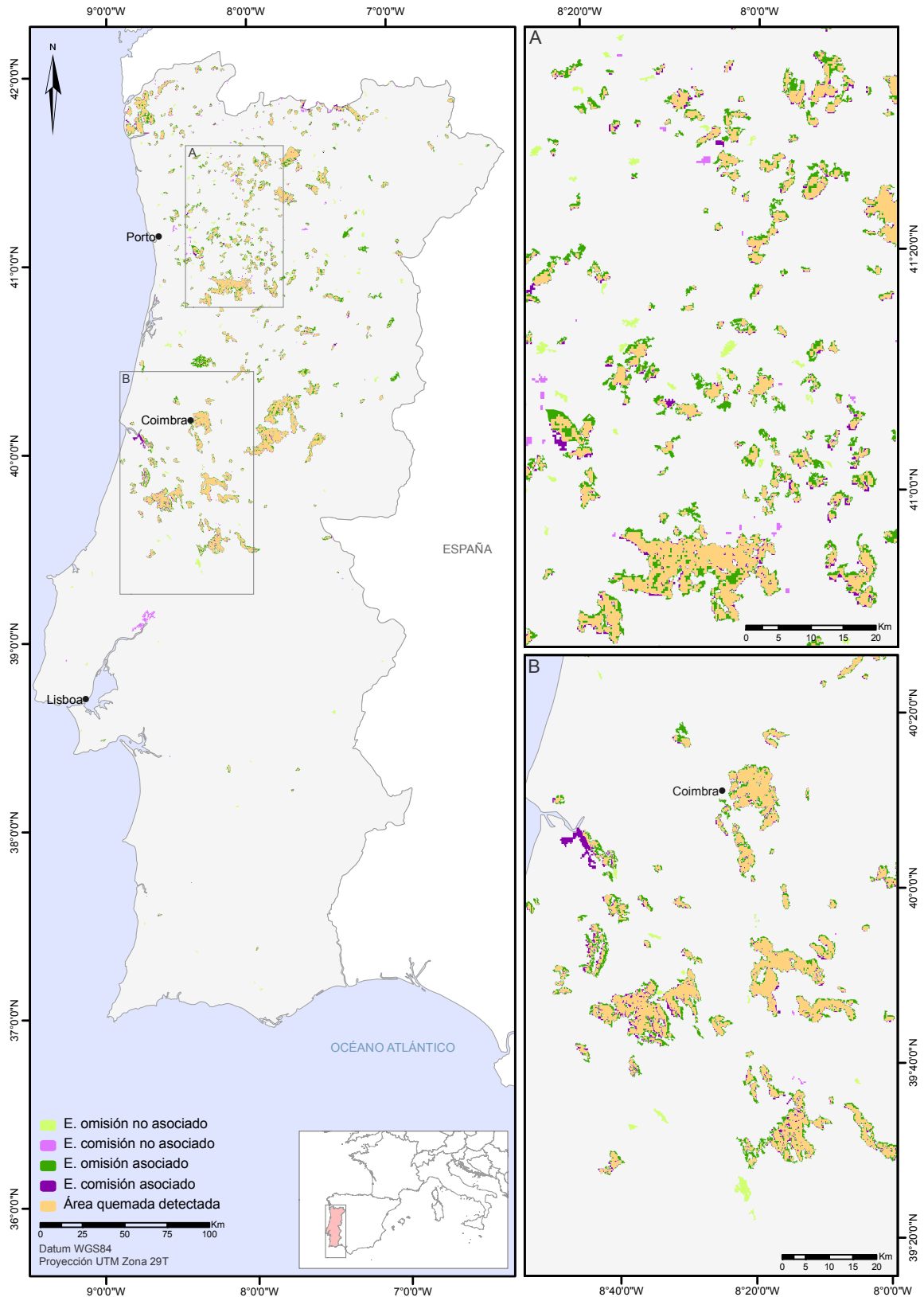


Figura 6.41. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 1 y la variable $D\alpha 8$.

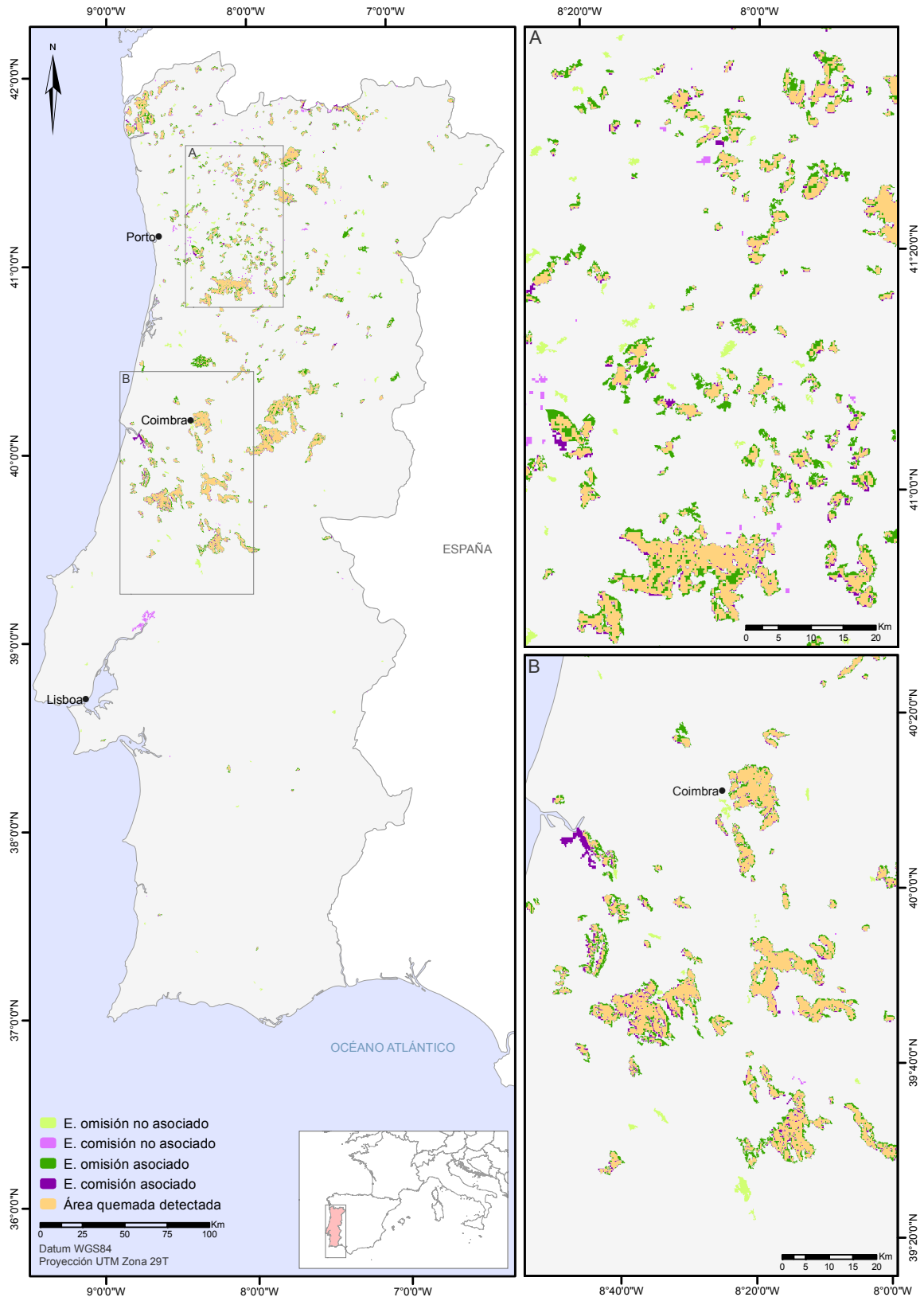


Figura 6.42. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 2 y la variable $D\alpha 8$.

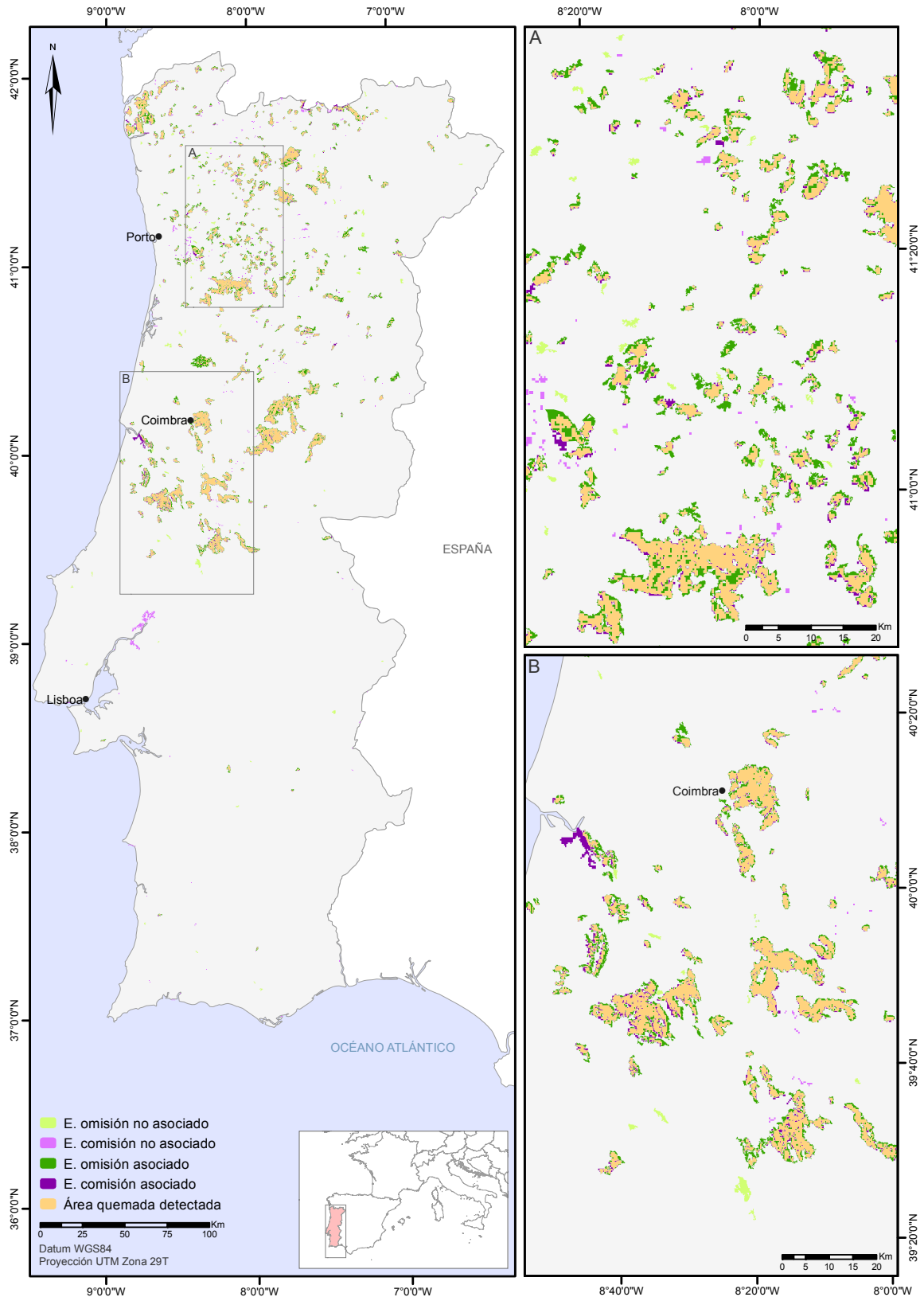


Figura 6.43. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 3 y la variable $D\alpha 8$.

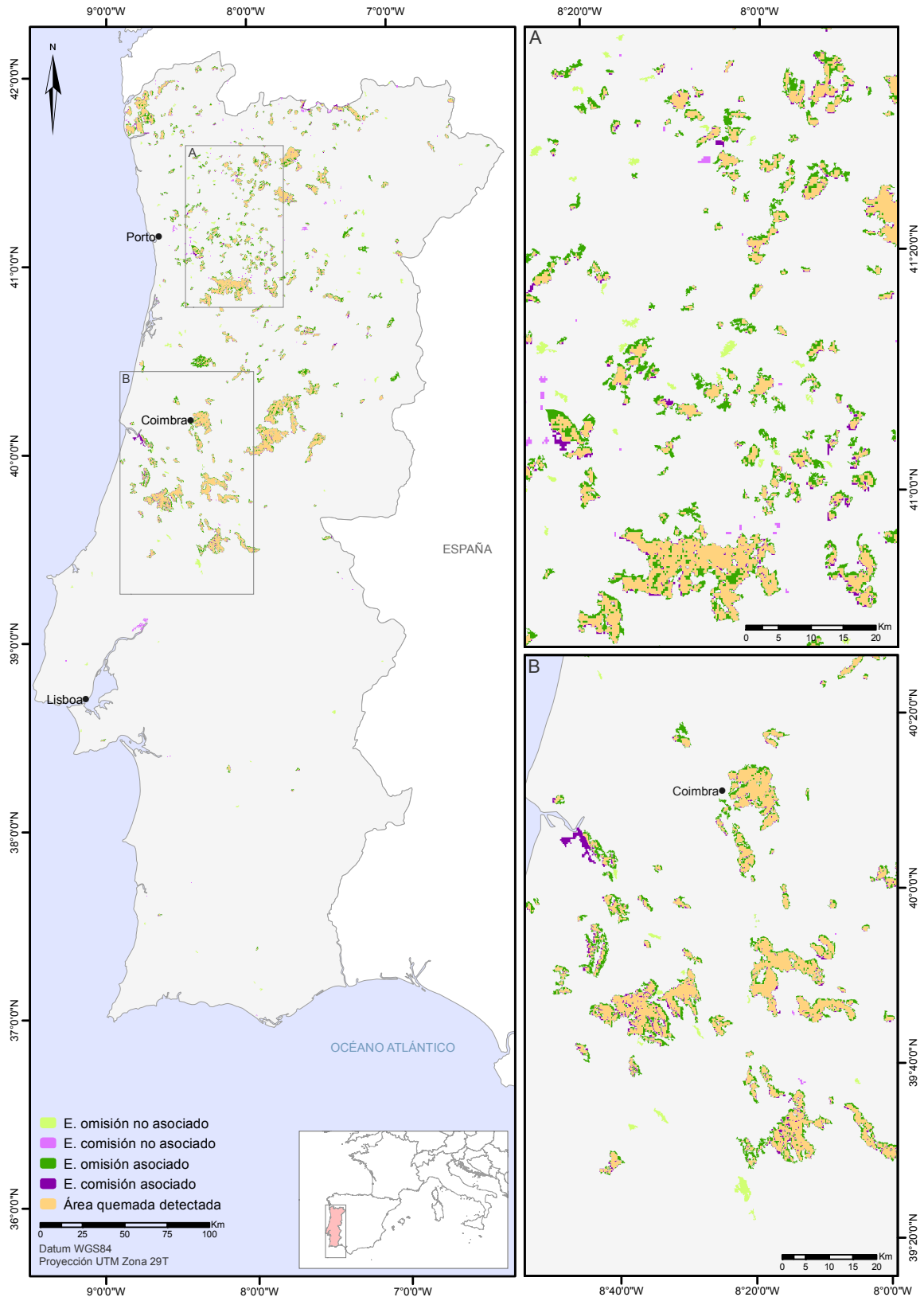


Figura 6.44. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 1 y la variable Módulo 3.

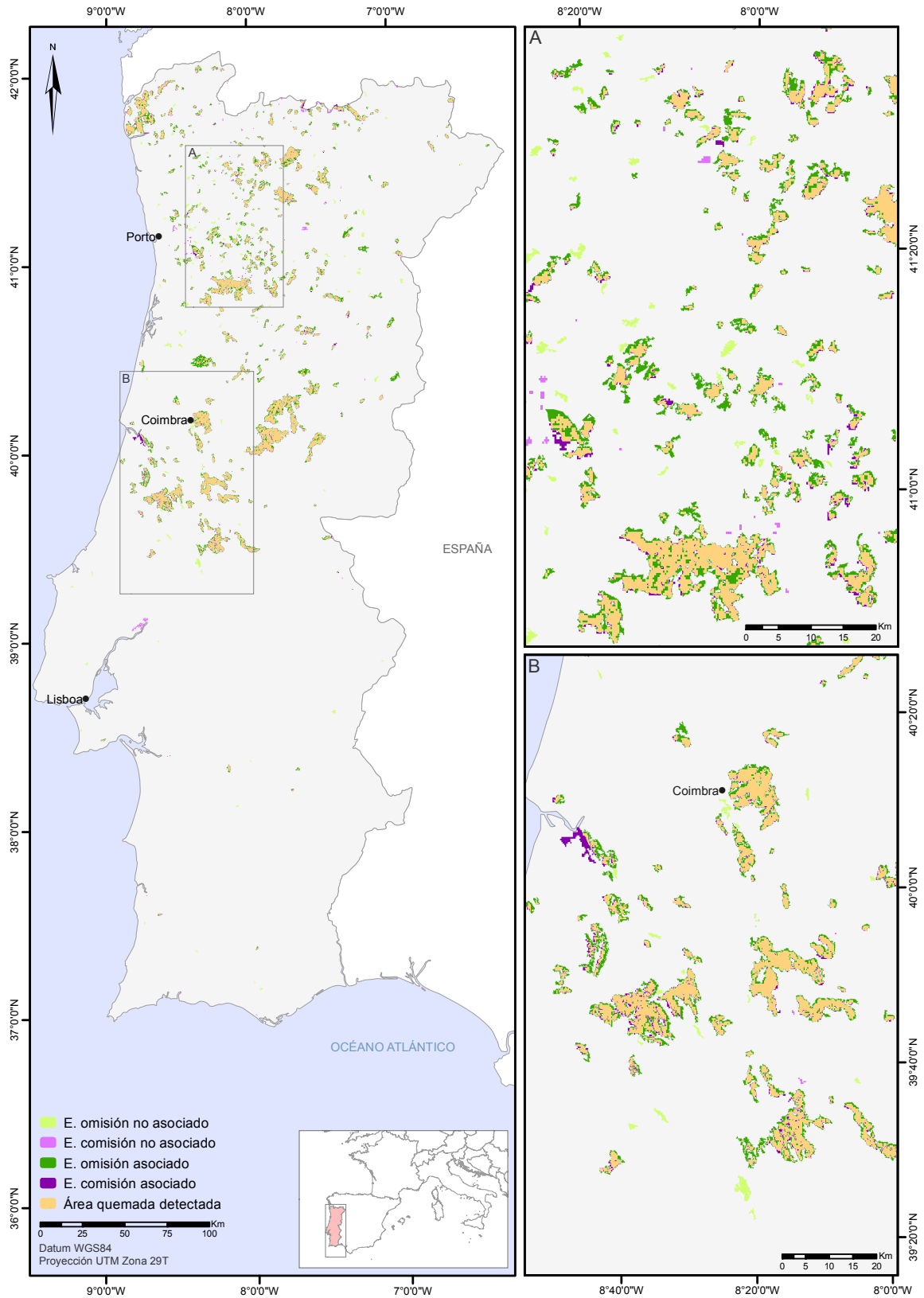


Figura 6.45. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 2 y la variable Módulo 3.

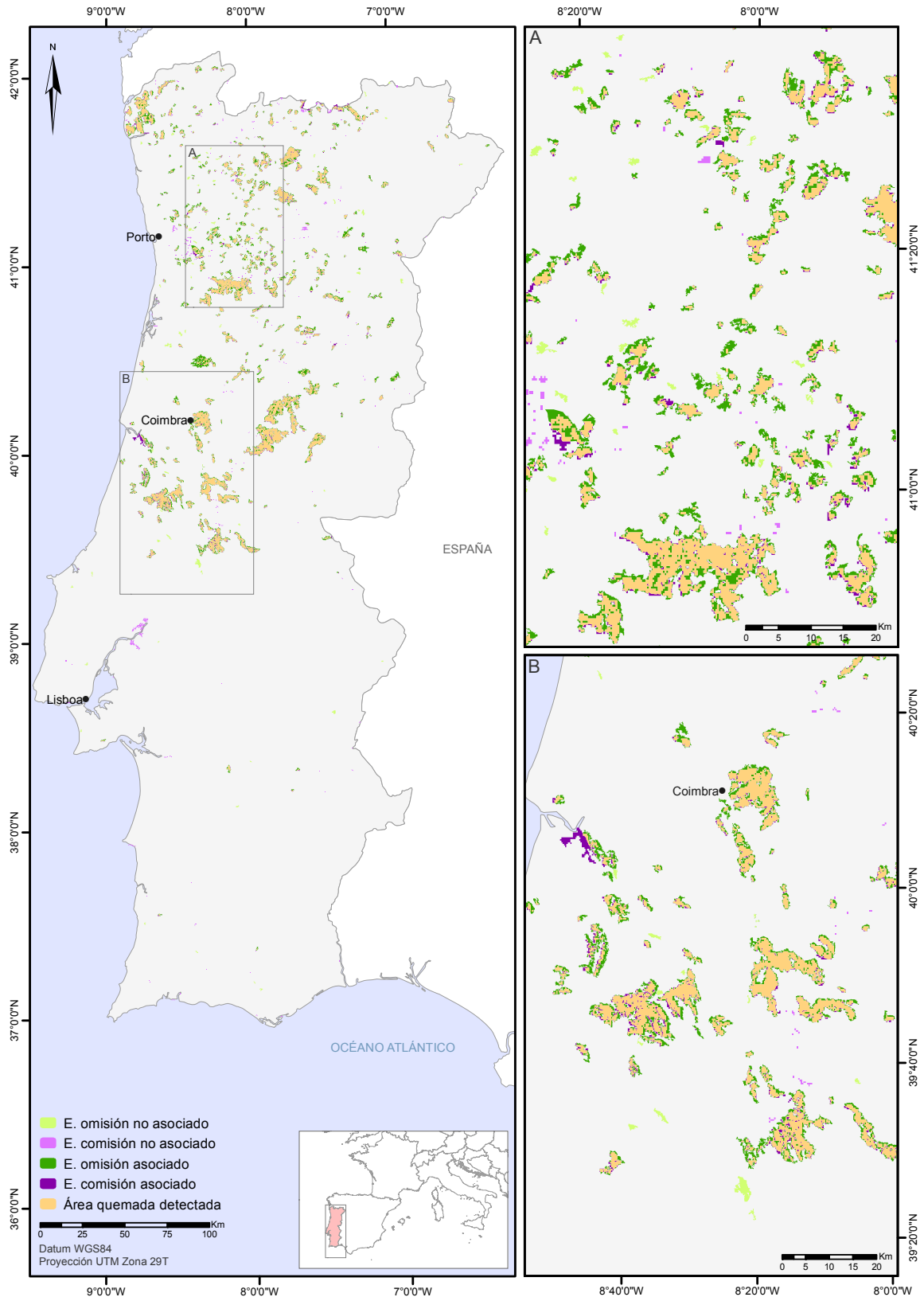


Figura 6.46. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Portugal-2005 resultado de la combinación de la semilla 3 y la variable Módulo 3.

La cartografía de errores obtenida en el área de estudio de Portugal reveló que no se produjeron grandes errores de comisión no asociados, siendo el más relevante el situado en la desembocadura del Tajo. Tampoco fueron muy importantes los errores de comisión asociados, siendo el mayor el localizado en la desembocadura del río Mondego al oeste de Coimbra. Al observar la figura 6.47 vemos como el error de comisión asociado se concentra en los incendios entre 50 y 100 ha, lo cual no es extraño dado que el pequeño tamaño de estos incendios favorece que la cartografía generada detecte más área debido a la diferencia de resolución espacial entre ambas cartografías. En cambio, este efecto desaparece en los resultados de la variable Módulo 3 (figura 6.48).

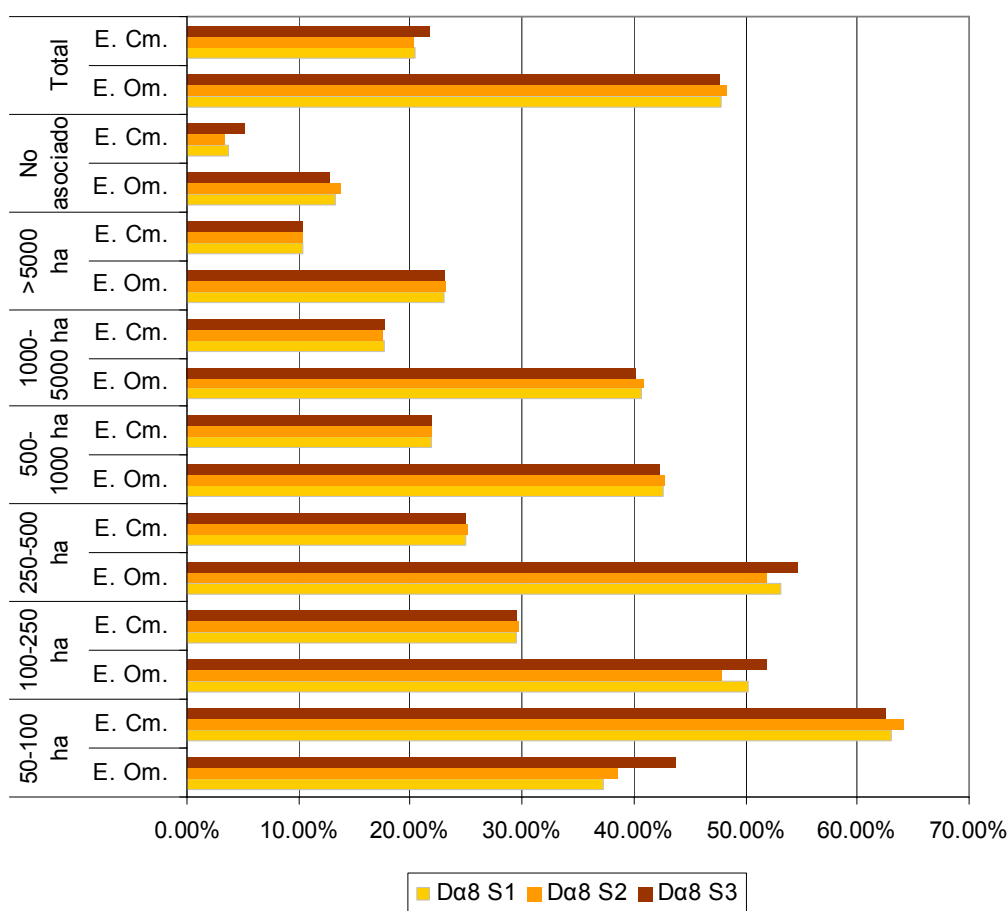


Figura 6.47. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio en Portugal-2005 obtenidos con la variable $D\alpha 8$.

En cambio, los errores de omisión son bastante notables, indicando una falta de precisión en la delimitación de los perímetros de incendio. Si bien, el área quemada detectada fue elevada, la diferencia con la cartografía de referencia hizo que los errores de

omisión fueran elevados, sobre todo en los incendios entre 500 y 5000 ha (figuras 6.47 y 6.48).

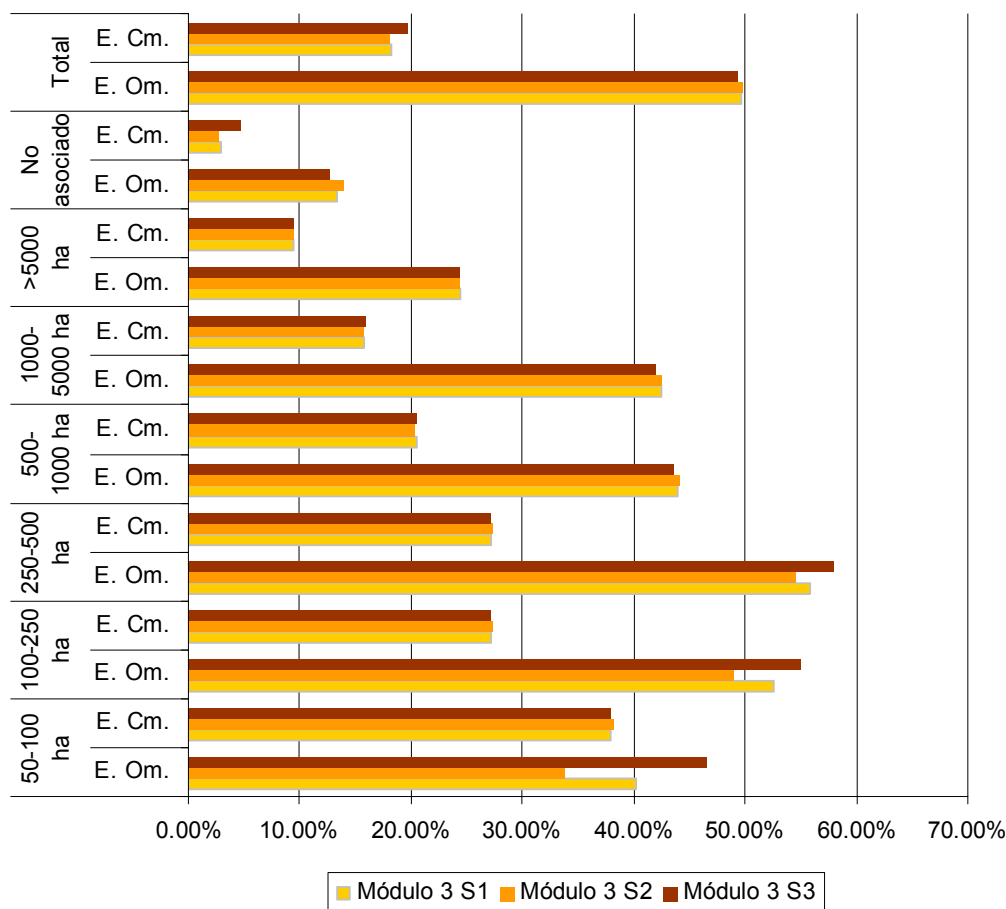


Figura 6.48. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio en Portugal-2005 obtenidos con la variable Módulo 3.

La comparación de los errores obtenidos con cada una de las variables de crecimiento en Portugal estableció pequeñas diferencias, entre las que destacó el significativamente menor error de comisión en la categoría de 50 a 100 ha de la variable Módulo 3. En general, los errores de comisión son inferiores en la variable Módulo 3, aunque a expensas de errores de omisión ligeramente mayores a los ofrecidos por la variable D α 8. En este caso, siguiendo un criterio de selección conservador en el que se prima el menor error de comisión, la variable elegida sería el Módulo 3. En cuanto a la cartografía de semillas que mejor resultados ha ofrecido, destacan las semillas 1 y 2. La semilla 1 es la que mejores resultados ofreció en combinación con la variable D α 8, mientras que en el caso de la variable Módulo 3 fue la semilla 2.

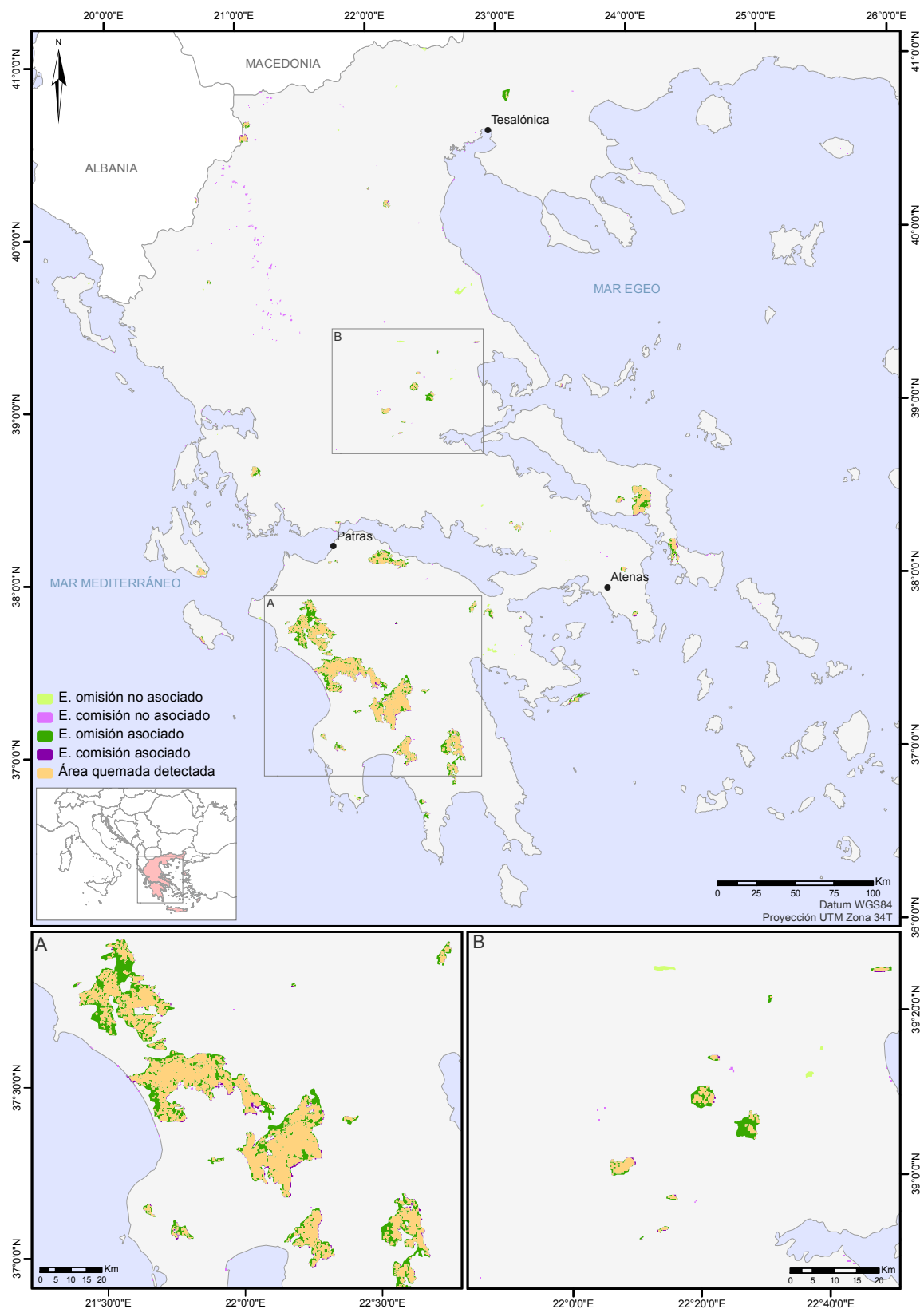


Figura 6.49. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 1 y la variable $D\alpha 8$.

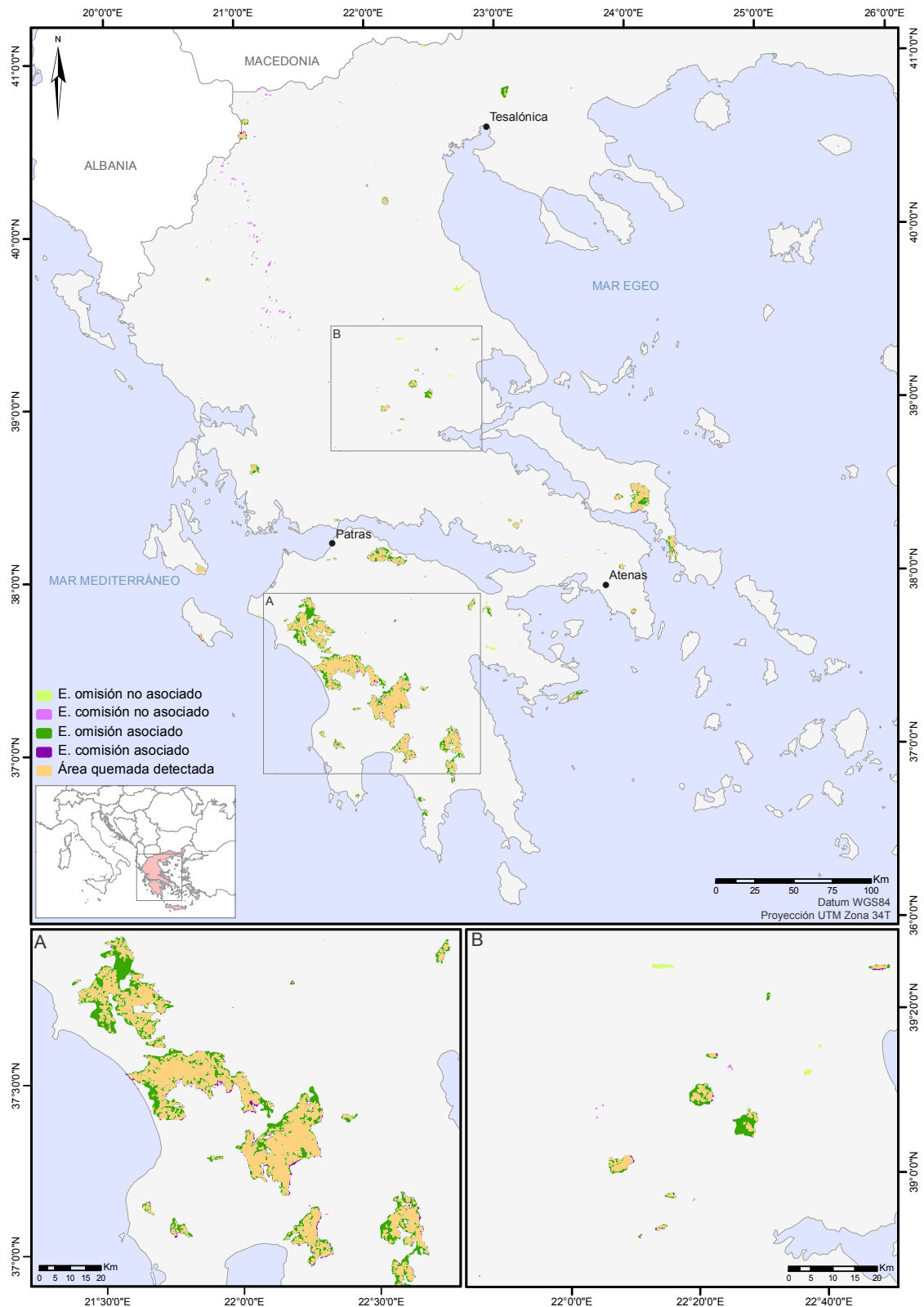


Figura 6.50. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 2 y la variable $D\alpha 8$.

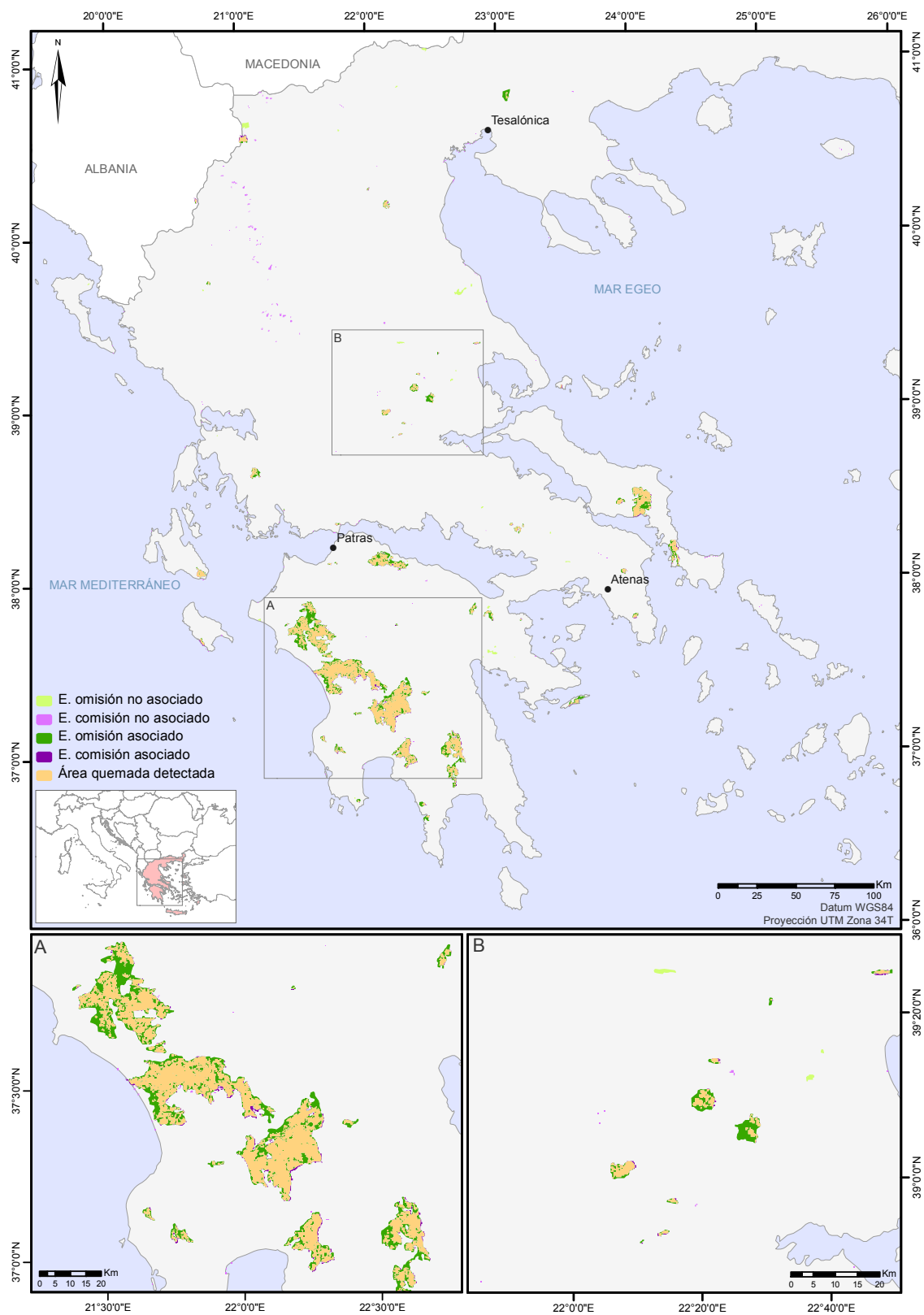


Figura 6.51. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 3 y la variable $D\alpha 8$.

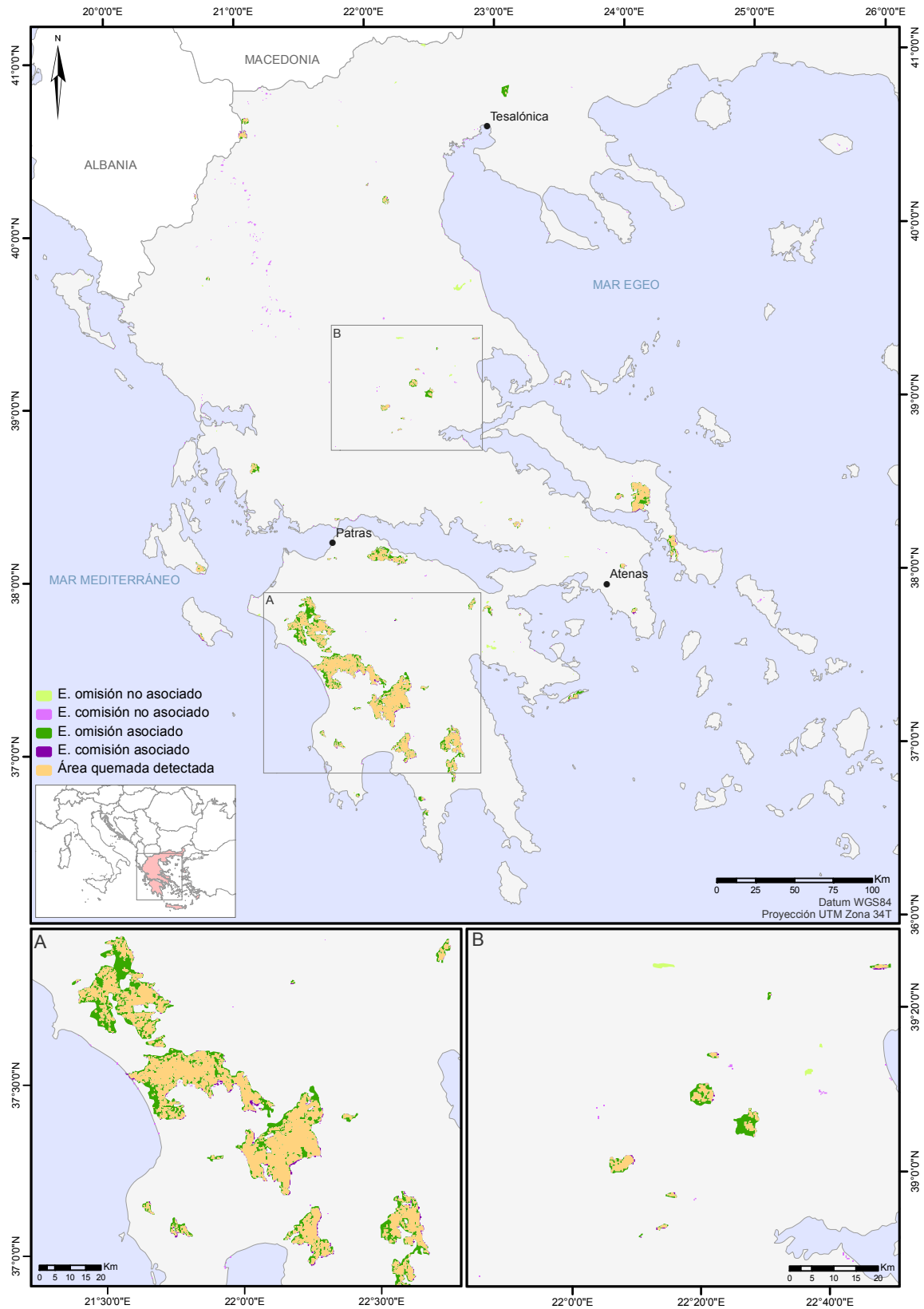


Figura 6.52. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 1 y la variable Módulo 3.

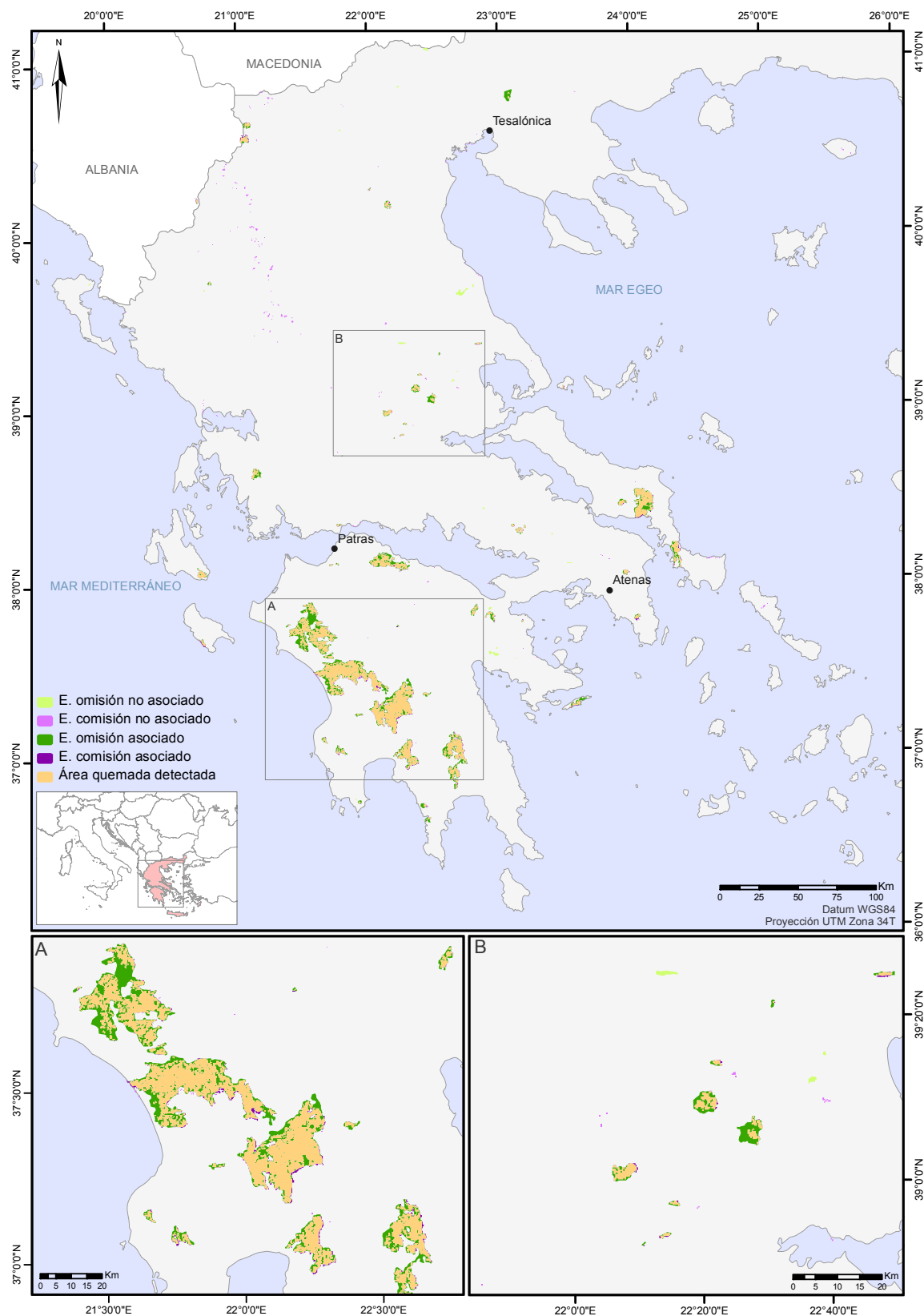


Figura 6.53. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 2 y la variable Módulo 3.

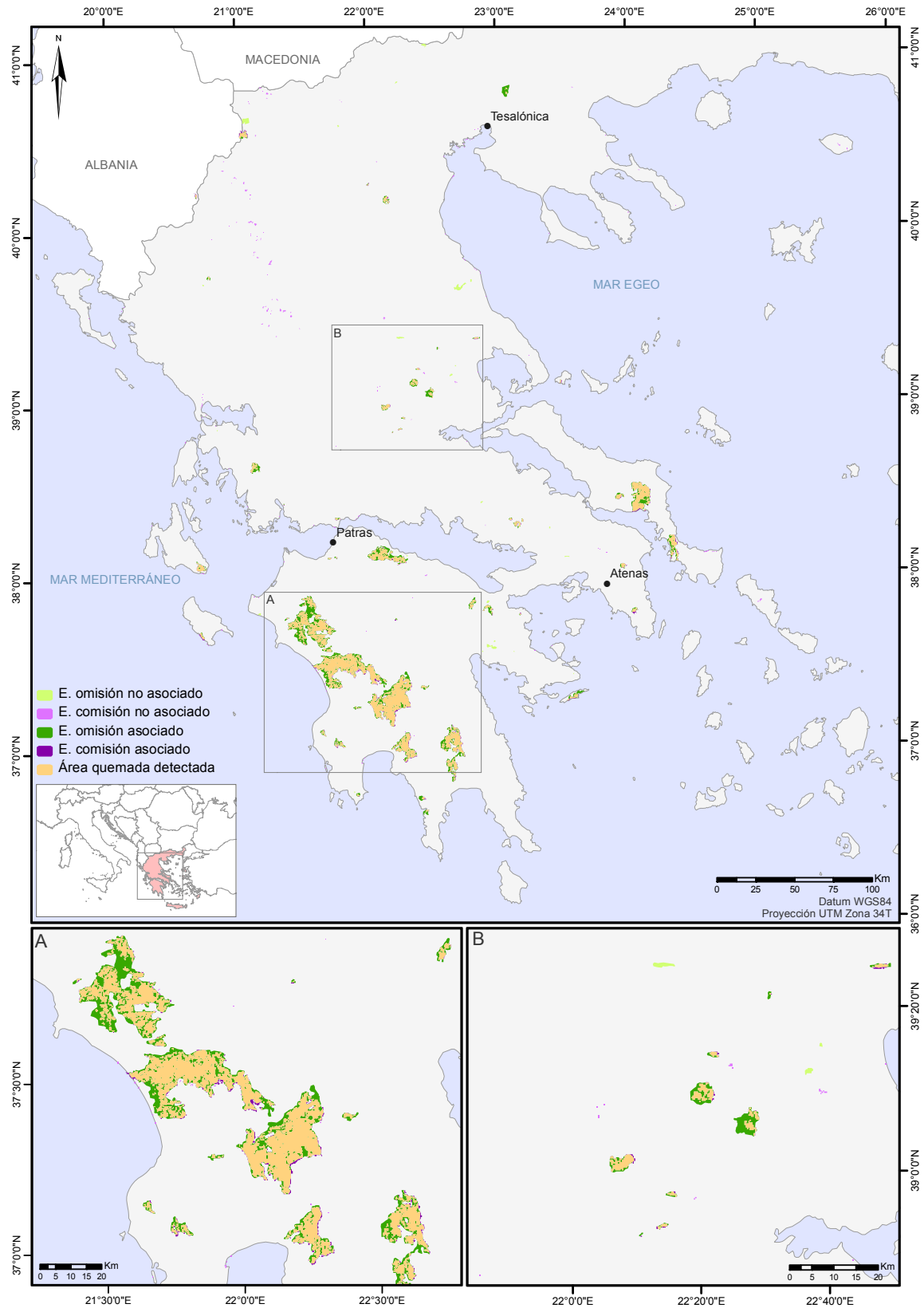


Figura 6.54. Errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de Grecia-2007 resultado de la combinación de la semilla 3 y la variable Módulo 3.

En el área de estudio de Grecia se puede observar también los pequeños errores de comisión, tanto asociados como no asociados (notar que se ha aplicado una máscara de láminas de agua para refinar los resultados). Así, los principales errores de comisión no asociados se deben a la presencia de sombras de nubes que son detectadas en la fase de semillado pero que no aumentan su superficie en la fase de crecimiento.

Las figuras 6.55 y 6.56 recogen los gráficos donde se representan los errores por tamaños y los errores no asociados en Grecia-2007. Observando estas dos figuras no aparecen grandes diferencias entre ellas, sólo pueden percibirse errores de omisión un poco más bajos y de comisión ligeramente mayores en la variable Módulo 3. Por lo tanto, a la vista de estos resultados no fue posible seleccionar una de las variables como la mejor.

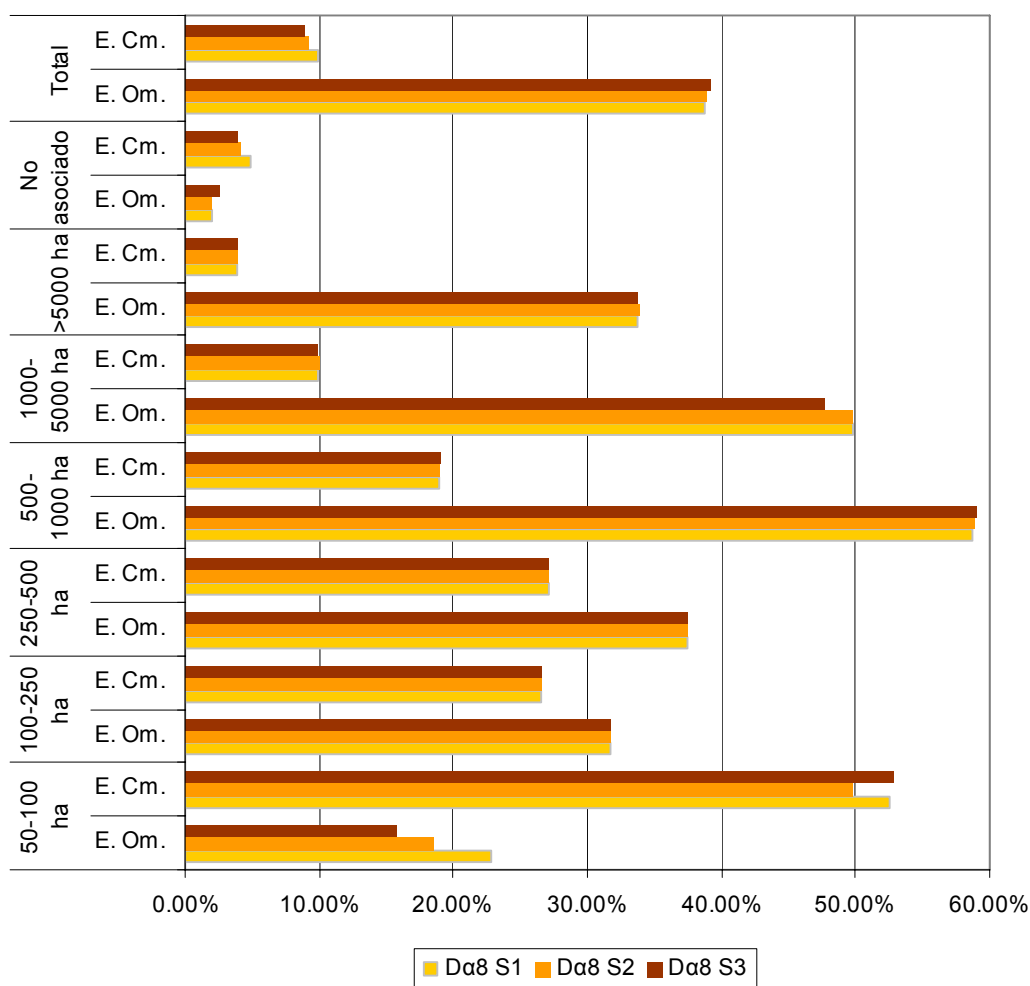


Figura 6.55. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio en Grecia-2007 obtenidos con la variable $D\alpha 8$.

En cuanto a las diferentes semillas utilizadas, también presentaron resultados muy similares, encontrándose las diferencias más claras en la categoría de incendios más pequeños. Aquí vuelve a destacar la semilla 2 como una clara candidata, aunque los resultados de la semilla 1 y 3 no se alejan demasiado.

El error de omisión asociado vuelve a ser el error más notable presente en la cartografía, aunque se observa que existe una mayor proporción de omisión dentro de los polígonos, no solo en los bordes. Al observar las cubiertas que ocupaban esas zonas se ha descubierto que la mayoría de las regiones omitidas se correspondían con la categoría de “otros cultivos” (tabla 4.4 – Cap.4), mientras que las zonas correctamente clasificadas como área quemada pertenecían a la categoría de bosque y matorral principalmente, con una pequeña proporción afectada de pasto y olivar.

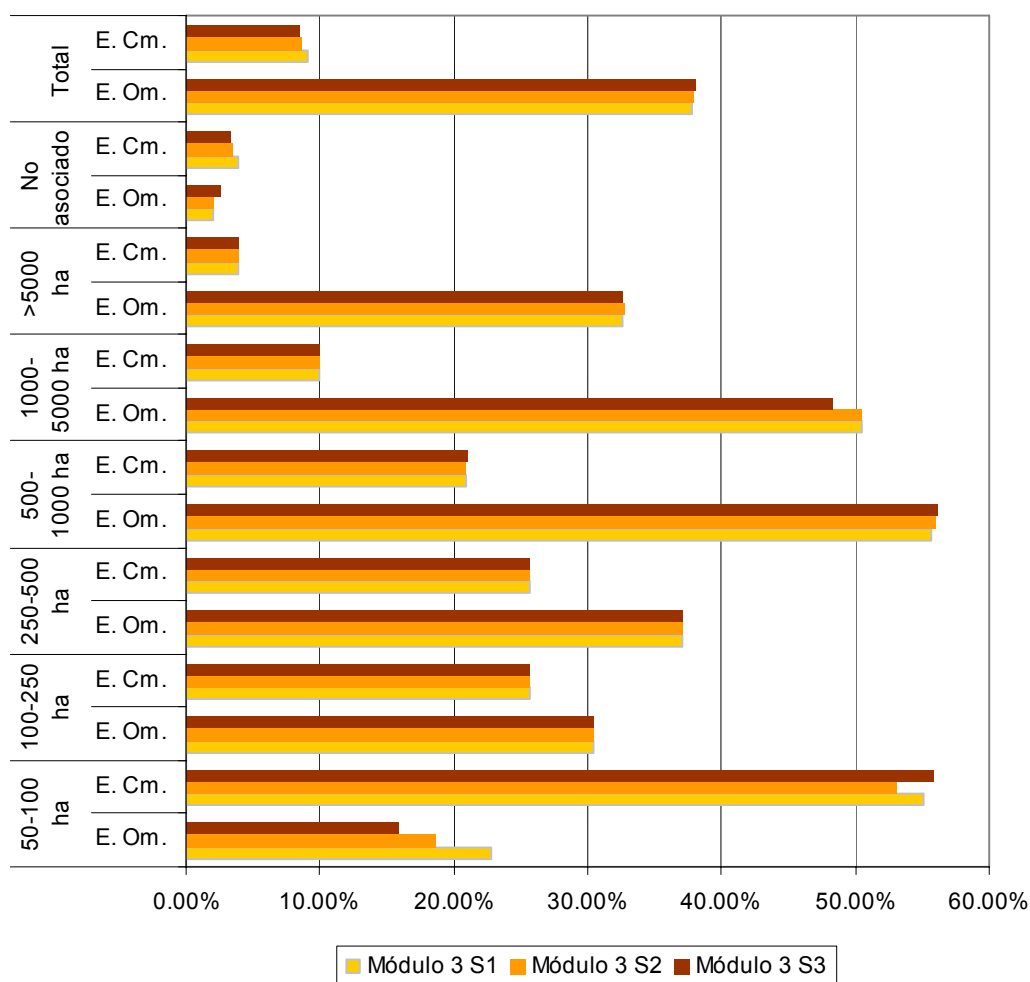


Figura 6.56. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio en Grecia-2007 obtenidos con la variable Módulo 3.

Los niveles de error que se produjeron en ambas zonas de estudio manifestaron diferentes tendencias. En Portugal los errores de omisión más elevados se concentraron en las categorías intermedias entre 100 y 500 ha, mientras que en Grecia fueron mayores en las categorías de incendios grandes entre 500 y 5000 ha. Además, se observó un menor nivel de error en Grecia respecto a Portugal, el cual se pudo observar con claridad en las categorías de errores no asociados y errores totales. Mientras que en Grecia los errores no asociados no superaron el 5%, en Portugal el error de omisión no asociado fue superior al 10%. Aunque este hecho estaba completamente justificado por la gran diferencia en el número y proporción de incendios de menor tamaño entre las temporadas de incendios de Portugal-2005, con 251 incendios entre 50 y 250 ha (56% de los incendios producidos), y Grecia-2007, con 27 incendios (35% de los incendios producidos). Por lo tanto, era de esperar que el error de omisión no asociado, el cual fue un indicador de los incendios detectados, sea mayor en Portugal donde existe un mayor número de incendios pequeños.

Los errores totales son un 10% más altos en Portugal que en Grecia, lo cual se produjo por varias razones. Al mayor número de incendios de tamaño intermedio se le une también el mayor efecto borde asociado a ellos, ya que cuanto más pequeños sean más proporción de borde presentan, de forma que estos incendios son más propensos a la generación de errores. Así, aunque el efecto del error de omisión fue visualmente mayor en Grecia, el efecto acumulado del error de omisión en los perímetros de los incendios que se produce en Portugal hizo que dicho error fuera mayor.

6.5.3. Validación independiente

Finalmente, se decidió aplicar las semillas 1 y 2, ya que aunque parece que la semilla 2 genera mejores resultados hay que tener en cuenta que el árbol de decisión fue más sensible a producir confusión con láminas de agua, mientras que los mapas de la semilla 1 se mostraron más estables y con menor confusión. Recordemos que la semilla 1 se obtiene aplicando un árbol de decisión que utilizaba como variables el IAQ-Adap 10 y la DDerivada, y el árbol de la semilla 2 utilizaba el IAQ-Adap 12 y el DCR8. En la tabla 6.43 se muestran los resultados del análisis de la capacidad de detección de cada árbol de clasificación. Como vemos la semilla 1 detecta más incendios de menor tamaño a expensas de producir un mayor error de comisión. En las figuras 6.57 y 6.58 se representan los mapas de las semillas 1 y 2 en el área de estudio del noroeste de la Península Ibérica en la temporada de incendios de 2006.

Tabla 6.43. Porcentaje de incendios detectados por las semillas y error de comisión producido.

Tamaño de incendio (ha)	50-100	100-250	250-500	500-1000	1000-5000	>5000	Total	Error Comisión
Semilla 1	73.83%	96.25%	97.50%	96.55%	100.00%	100.00%	88.54%	11.19%
Semilla 2	69.16%	91.25%	97.50%	96.55%	100.00%	100.00%	85.42%	9.15%

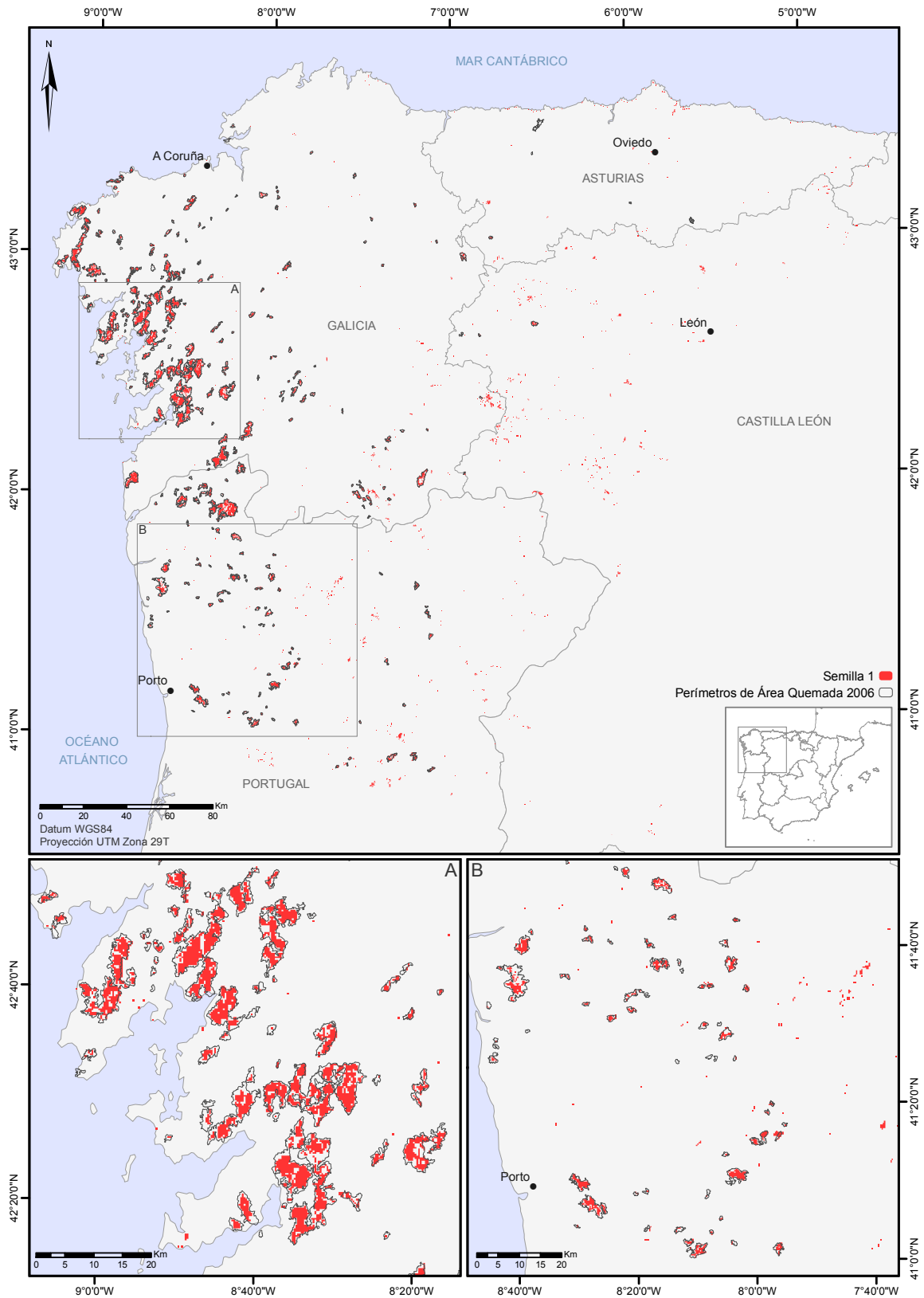


Figura 6.57. Semilla 1 obtenida en el área de estudio NO-P.Ibérica 2006.

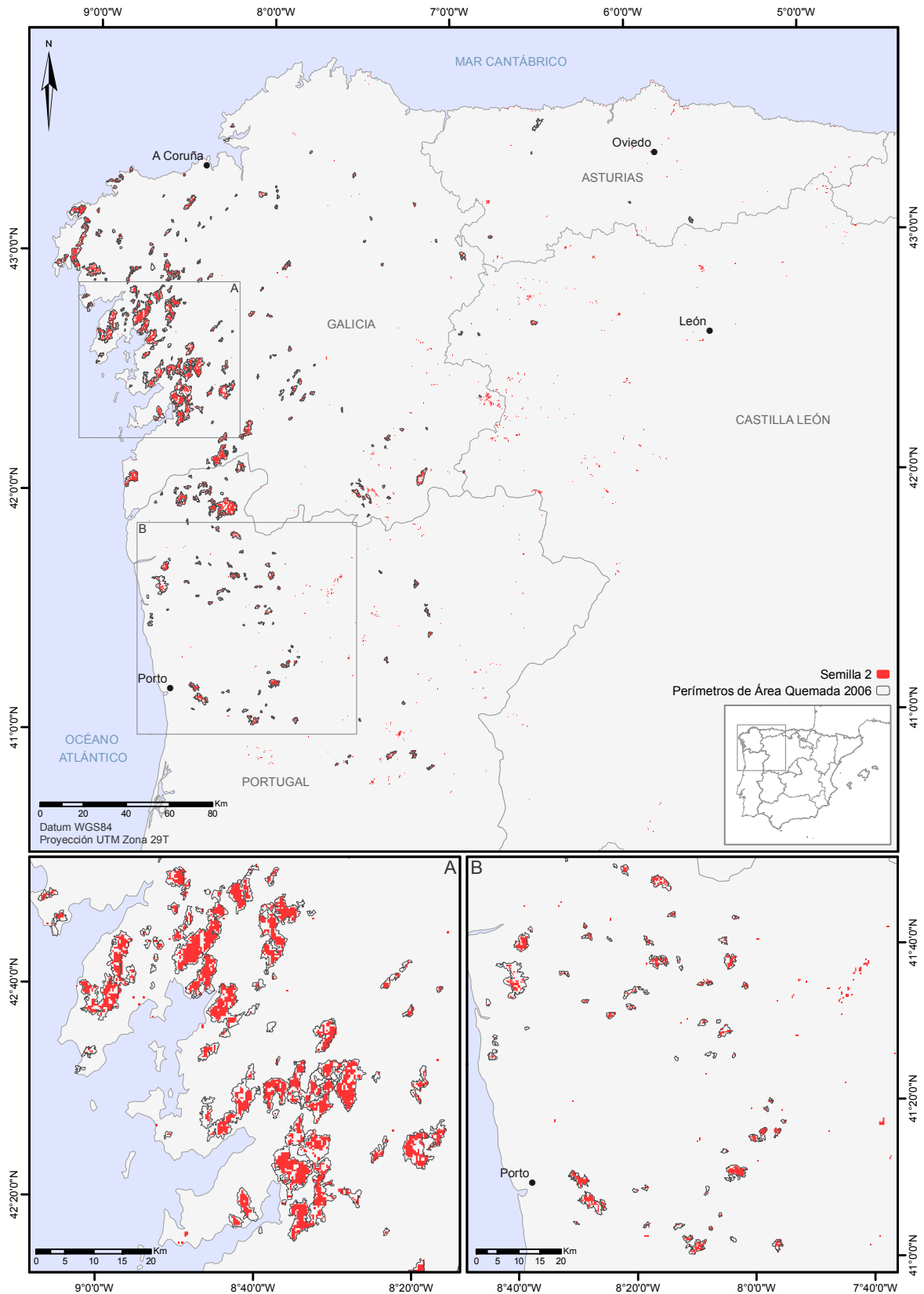


Figura 6.58. Semilla 2 obtenida en el área de estudio NO-P.Ibérica 2006.

Se aprecia en las figuras 6.57 y 6.58 como el error de comisión se concentra en la zona central de la imagen, en la frontera entre Castilla y León y Galicia. Como el error de comisión fue levemente superior en la semilla 1 respecto a la semilla 2, se optó por primar la mejor capacidad de detección de la semilla 1. Así, la semilla seleccionada para ser introducida en el algoritmo de crecimiento de regiones fue la semilla 1.

La variable de crecimiento elegida fue el módulo 3 ya que ofrecía menores errores de comisión en los incendios de menor tamaño manteniendo los errores de omisión. La figura 6.59 muestra el resultado del algoritmo de crecimiento. Aquí se observa un importante error de comisión que se produjo en la región sureste de la imagen. Este error se localizó sobre una zona formada por las categorías de pasto y otros cultivos, y estaba originado por el crecimiento procedente de dos píxeles semilla. Este crecimiento desmedido puso de manifiesto la necesidad de incorporar criterios que limitaran el crecimiento de los píxeles semilla.

A la cartografía obtenida después del crecimiento se le aplicó una máscara de láminas de agua, eliminando así algunos píxeles situados en el curso de los ríos, principalmente. La figura 6.60 ofrece los resultados de la validación realizada a partir de la regresión lineal en celdas de 10x10 km, presentando los resultados derivados de la cartografía original y los que se obtendrían si no se tuviera en consideración esa mancha de error de comisión elevado. Aún considerando el error el coeficiente de determinación fue superior a 0.8 lo que indica un buen comportamiento general de la metodología. En este caso fue evidente el efecto de compensación que se produjo en el cálculo de la pendiente de regresión, la cual fue próxima a 1 en el resultado original, pero se alejó al eliminar el error de comisión, revelando así la tendencia a la infra-estimación que ya se observó anteriormente en la validación dependiente. La presentación de la recta de regresión sin el error de comisión nos sirvió para demostrar la estabilidad de la metodología, obteniendo un R^2 de 0.97.

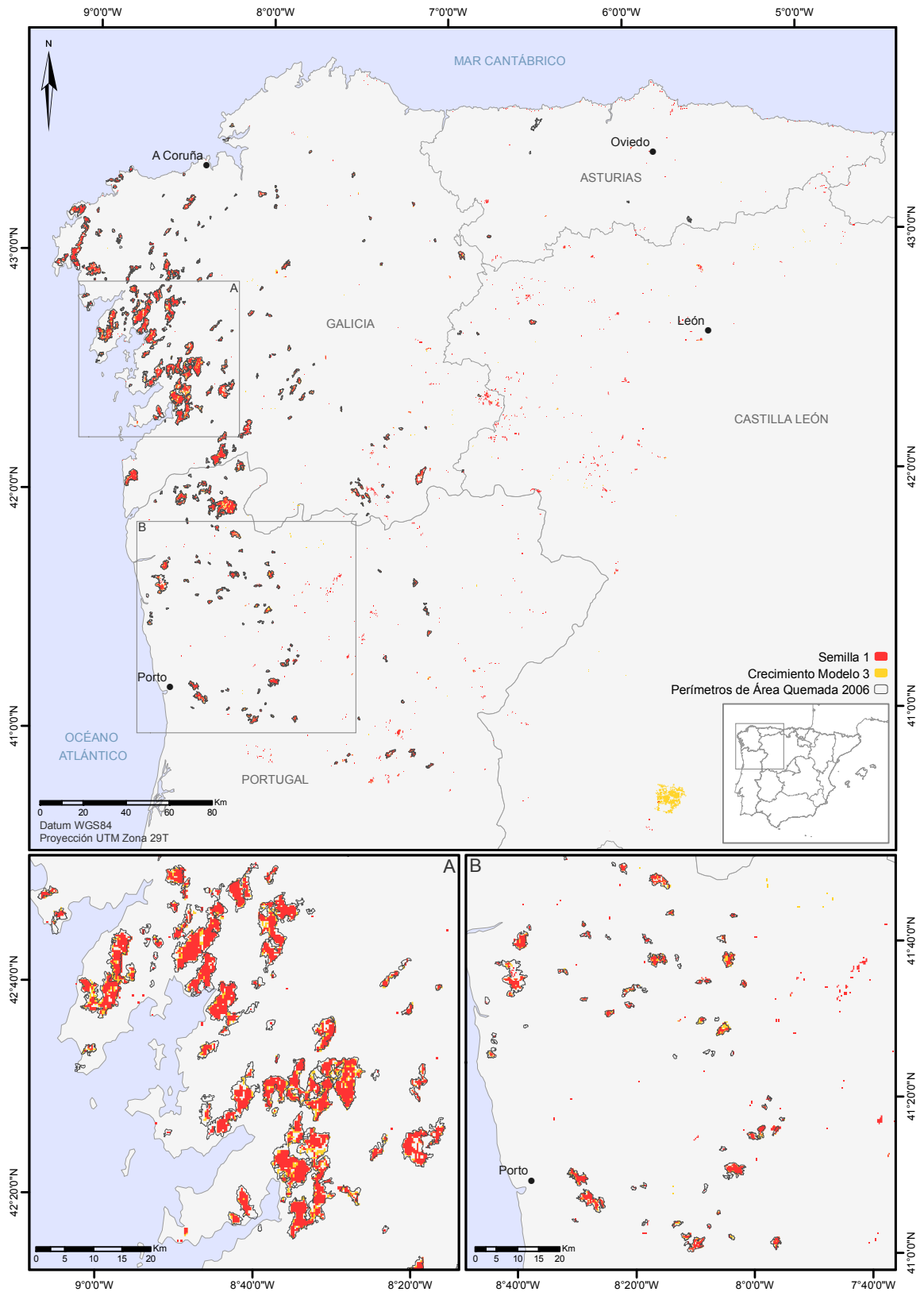


Figura 6.59. Resultado del algoritmo de crecimiento utilizando como variables la semilla 1 y el Módulo 3, en la zona de estudio NO-P. Ibérica 2006.

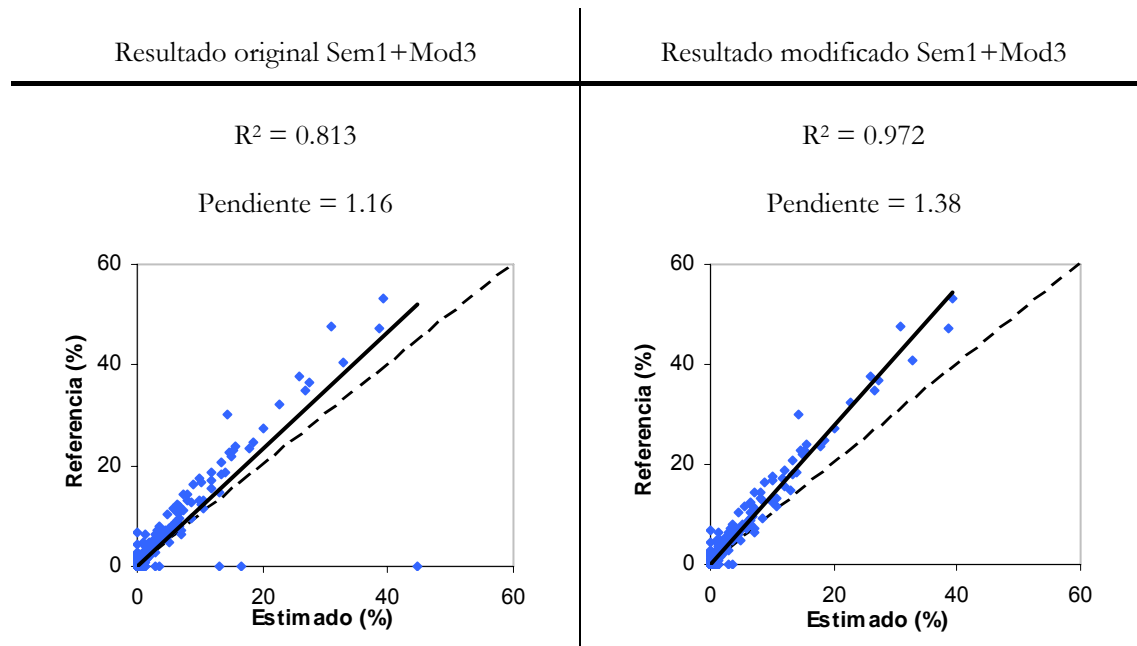


Figura 6.60. Resultado de la regresión lineal entre la proporción de área quemada estimada y de referencia en celdas de 10x10 km. A la izquierda se presentan los resultados de la cartografía generada y a la derecha se muestran los resultados eliminando el error de comisión aberrante.

Por último se realizó el análisis de los errores de omisión y comisión por tamaño de incendio, al igual que se realizó en la validación dependiente (figura 6.61). Se observa como las tendencias generales de los errores se aproximan más a las obtenidas en Portugal-2005, debido a la similitud en las características de los incendios de ambas zonas, donde ocurrieron gran número de incendios de los cuales más del 75% tiene un tamaño inferior a 500 ha. Aparece, al igual que en Portugal, una tendencia descendente del error de comisión a medida que aumenta el tamaño de incendio considerado. El error de omisión también disminuyó a partir de la categoría de 100-250 ha. Los errores de omisión y comisión no asociados son bajos, produciéndose un error de comisión no asociado superior al de omisión, esta situación se debe casi exclusivamente al error de comisión que se observó en la esquina sureste de la figura 6.62.

Comparando los errores de omisión y comisión totales de esta área de estudio con los obtenidos en las zonas de estudio anteriores, se observó como el error de omisión total se aproximaba al calculado en Grecia-2007, mientras que el error de comisión era del mismo orden que en Portugal-2005. En consecuencia, esta área de estudio ofreció una situación intermedia con errores de omisión del 40% y de comisión alrededor del 20%.

Aunque es obvio que siendo capaces de reducir el error de comisión no asociado el error de comisión total se reduciría significativamente.

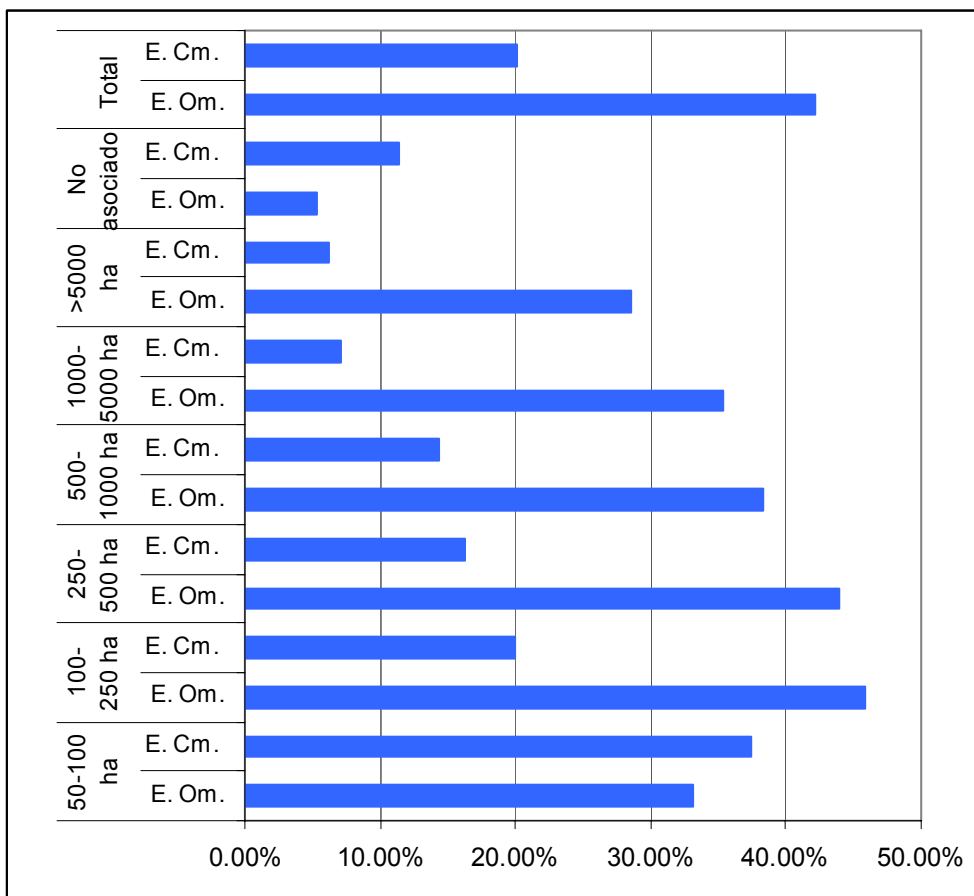


Figura 6.61. Errores de omisión y comisión por tamaño de incendio en el área de estudio localizada en el NO de la Península Ibérica en 2006, obtenidos con la variable Módulo 3 y la semilla 1.

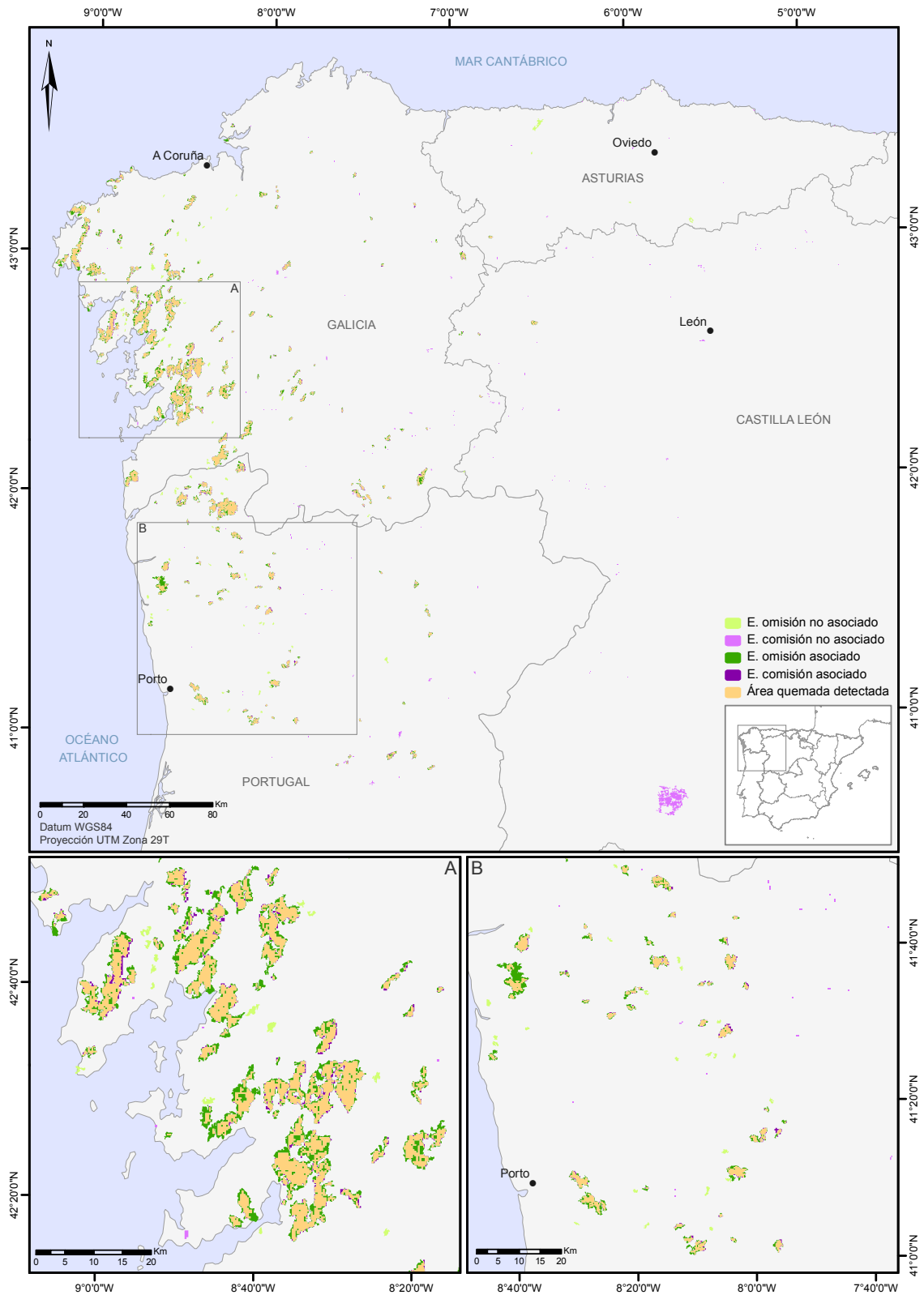


Figura 6.62. Clasificación de errores de omisión y comisión asociados y no asociados en el área de estudio de NO-P. Ibérica 2006, resultado de la combinación de la semilla 1 y la variable Módulo 3.

CAPÍTULO 7:

DISCUSIÓN

No pretendas apagar con fuego un incendio,
ni remediar con agua una inundación.
(Confucio)

7. Discusión

7.1. Uni-temporal vs. Multi-temporal

El estudio de la capacidad de discriminación de la señal procedente de las áreas quemadas por parte de las variables calculadas en este trabajo, se realizó tanto considerando una perspectiva uni-temporal o post-incendio, como multi-temporal. Los resultados obtenidos pusieron de manifiesto las ventajas y desventajas del análisis uni-temporal y del análisis multi-temporal para la detección de áreas quemadas.

Por un lado, el análisis post-incendio es más rápido y supone menor coste al requerir únicamente una imagen para obtener la cartografía deseada. Además, los métodos de clasificación suelen ser más sencillos que los multi-temporales, por lo que son de fácil aplicación. Sin embargo, han sido detectados por varios autores errores de confusión con láminas de agua, píxeles situados en la interfaz tierra-agua, sombras de nubes y zonas de extracción mineral (Chuvieco y Congalton, 1998; Koutsias y Karteris, 2000; Pereira, 1999). Para resolver este problema es común la utilización de máscaras que eliminen las zonas que corresponden a cubiertas permanentes no combustibles. Este tipo de análisis, por lo general, ha sido aplicado a análisis locales o incendios específicos con el fin de estudiar la respuesta espectral de las áreas quemadas en diferentes sensores (Bastarrika y Chuvieco, 2006; Lasaponara, 2006; Martín *et al.*, 2002; Oliva *et al.*, 2009) o bien para plantear y probar la utilidad de nuevos índices o técnicas (Koutsias y Karteris, 2000; Li *et al.*, 2004; Martín, 1998; Martín y Chuvieco, 1998; Quintano *et al.*, 2006; Vafeidis y Drake, 2005). En esta tesis se ha observado como la capacidad de discriminación de las bandas del sensor MERIS fue mayor en el análisis post-incendio, de forma generalizada, aunque con mayor énfasis en las bandas entre 700 y 900 nm. En este trabajo no se consideró la cubierta de láminas de agua en el análisis de discriminación, por que se estimó que las posibles confusiones podían ser eliminadas fácilmente. Aún así, cabía esperar que la separabilidad entre las láminas de agua y las áreas quemadas fuera similar o incluso menor a la obtenida en las zonas no combustibles. La elevada discriminación obtenida en la imagen post-incendio se debió a un fuerte contraste entre los valores de reflectividad del área quemada y del resto de coberturas. Estas diferencias serán tanto mayores cuanto menor sea el lapso de tiempo entre la extinción del incendio y la toma de la imagen, debido a la intensa respuesta espectral del carbón.

La mayoría de los estudios previos sobre cartografía de áreas quemadas han utilizado un enfoque multi-temporal, centrándose detectar los cambios producidos en la respuesta espectral de los píxeles después del incendio (Barbosa *et al.*, 1999; Eva y Lambin, 1998a; Fraser *et al.*, 2000; Loboda *et al.*, 2006; Razafimpanilo *et al.*, 1995; Roy *et al.*, 2005b; Silva *et al.*, 2004; Stroppiana *et al.*, 2003b; Zhang *et al.*, 2003). El análisis multi-temporal permite la eliminación de las confusiones debidas a coberturas permanentes, sin embargo este tipo de análisis tampoco está exento de confusiones. Si se utilizan dos imágenes, una al principio y otra al final de la temporada de incendios, las confusiones ocasionadas por las sombras de nubes permanecen, como ha sucedido en la zona de estudio de Grecia-2007. Para solucionar este problema, muy presente en las zonas tropicales donde la cobertura nubosa es frecuente, se suele trabajar con compuestos temporales de varias imágenes (Stroppiana *et al.*, 2003b), o bien con series temporales de imágenes diarias que permitan detectar cambios bruscos y verificar la persistencia de ese cambio en el tiempo (Roy *et al.*, 2005b). Aún así algunas confusiones debidas a zonas ocupadas por humedales, o a cambios fenológicos que se producen en la misma dirección que los sucedidos en las áreas quemadas, siguen produciéndose. Desafortunadamente, no fue posible disponer de una larga serie temporal de imágenes MERIS para realizar compuestos o varias imágenes post-incendio para establecer criterios de persistencia de la señal, debido a la política de distribución de imágenes de la Agencia Espacial Europea (ESA). A pesar de ello, los errores producidos por las sombras de nubes solo estuvieron presentes en la zona de Grecia-2007 y su influencia fue bastante pequeña, de manera que la falta de imágenes no supuso una limitación a la metodología desarrollada en esta tesis.

Tras la selección de las variables con mayor separabilidad se observó como había índices cuya capacidad de discriminación era mayor en el análisis post-incendio e índices con mejor comportamiento en el análisis temporal. Este hecho se relacionó con diferentes propiedades de los índices, ya que mientras unos presentaron una mayor capacidad para detectar cambios en la respuesta espectral de los píxeles, otros ofrecieron una mejor discriminación de la respuesta espectral propia de las áreas quemadas. Aunque hubo varios índices que presentaron una separabilidad elevada en ambos análisis, los IAQ fueron un caso especial, ya que la capacidad de discriminación fue muy semejante en ambos análisis, mientras que los otros índices mostraron valores superiores en el análisis temporal.

En consecuencia, la mejor opción sería combinar la información que proporcionan ambos análisis para evitar los errores asociados a la utilización de cada uno de ellos por separado y mejorar así la cartografía final. En este sentido los árboles de clasificación construidos en esta tesis seguían, en su mayoría, esta premisa. De hecho, aquellos árboles de clasificación que ofrecieron los mejores resultados combinaban una detección post-incendio utilizando un IAQ, el cual identificaba con facilidad las zonas donde el fuego había actuado con mayor severidad, y posteriormente, refinaban la selección de píxeles quemados utilizando la diferencia temporal de una variable asociada a la banda de absorción del rojo eliminando o minimizando los errores en la detección debidos a la confusión con cubiertas permanentes.

7.2. Árboles de clasificación

En la primera fase del algoritmo el objetivo se centraba en la selección de los píxeles severamente afectados por el fuego, es decir, aquellos con una señal de carbón más intensa. Para ello, se decidió aplicar árboles de clasificación ya que ofrecían una serie de ventajas que favorecían la consecución de los objetivos establecidos en esta tesis. En primer lugar, los árboles de clasificación seleccionaban aquellas variables que mejor discriminaban las áreas quemadas y establecían el umbral más adecuado para su clasificación. Dado que en esta tesis se contaba con un gran número de variables disponibles para la clasificación de las áreas quemadas, los árboles de clasificación supusieron un excelente método para la selección de las reglas de clasificación más eficientes. Si bien, dado que cuando se trabaja con un gran número de variables es frecuente que el primer árbol de clasificación establecido no sea el más eficiente (Friedl *et al.*, 1999). Como consecuencia, se precisó generar una estrategia en la que se iban excluyendo variables a medida que iban siendo seleccionadas en los nodos de los árboles de clasificación.

En segundo lugar, se trata de una técnica no paramétrica y no establece asunciones estadísticas, de manera que puede ser aplicado a cualquier tipo de imágenes lo que demuestra su elevado poder de generalización (Kontoes *et al.*, 2009). Esta característica fue importante en este trabajo, ya que el árbol obtenido se aplicó sobre diferentes zonas de

estudio. Por último, la generación de los árboles de clasificación permite elegir el grado de complejidad del árbol de clasificación. En esta tesis se estableció una longitud máxima del árbol de 3 nodos, con el propósito de obtener árboles lo más sencillos posible para que pudieran ser aplicados a diferentes zonas de estudio. Además, fue seleccionada únicamente la rama del árbol que contenía el nodo final donde se clasificaba la mayor parte de la muestra de quemado, ya que el objetivo era detectar los píxeles severamente quemados y no obtener la clasificación completa de las imágenes en las categorías de quemado y no quemado.

La utilización de árboles de clasificación para cartografiar áreas quemadas ha sido realizado por varios autores (Dempewolf *et al.*, 2007; McCarty *et al.*, 2007; Pereira *et al.*, 2000; Silva *et al.*, 2003; Stroppiana *et al.*, 2003b). Los resultados obtenidos por estos autores ofrecieron complejos árboles de decisión de hasta 6 nodos de longitud que no estaban exentos de errores y que mostraron altos y bajos ajustes dependiendo de la región en la que era aplicado, debido a la variabilidad en la respuesta espectral de las áreas quemadas y a las diferentes cubiertas afectadas (Silva *et al.*, 2003; Stroppiana *et al.*, 2003b). En cambio, en esta tesis se generaron árboles de clasificación más sencillos para obtener píxeles semilla que posteriormente fueron introducidos en un algoritmo de crecimiento de regiones (Bastarrika, 2009b; Kontoes *et al.*, 2009). En el estudio realizado por Bastarrika (2009) se trabajó con un máximo de 5 nodos de longitud del árbol, lo que originó un grupo de reglas a veces más complejas al utilizar más de tres variables en la clasificación de las áreas quemadas. Los árboles de clasificación establecidos en esta tesis proporcionaron elevadas tasas de detección de incendios utilizando reglas de decisión sencillas que mostraron resultados estables en las tres áreas de estudio.

Los árboles seleccionados confirmaron el hecho de que el primer árbol generado no era el más eficiente, y además se comprobó que los resultados obtenidos a partir de la muestra de puntos no se correspondían con los observados al aplicar el árbol sobre las imágenes de satélite. Los niveles 3 y 4 de la estrategia de exclusión sucesiva de las variables seleccionadas en el primer y segundo nodo, y el nivel 2 de la exclusión del mismo tipo de variables que fue elegida en el primer nodo, fueron los árboles que ofrecieron mejores resultados con un porcentaje de detección de incendios superior al 75% y un error de comisión inferior al 4%. Las variables seleccionadas en estos árboles tenían dos puntos en común. Por un lado, la variable seleccionada en el primer nodo fue en los tres un IAQ-

Adap, lo cual demuestra la conveniencia de la adaptación de los puntos de convergencia a las bandas espectrales del sensor MERIS y la gran capacidad de discriminación de este índice, como ya ha sido puesto de manifiesto por otros autores (Bastarrika y Chuvieco, 2006; Dempewolf *et al.*, 2007; Garcia y Chuvieco, 2004). Por otro lado, la variable utilizada en el segundo nodo, aunque fue diferente en los tres árboles, estaba relacionada con la banda de absorción del rojo ($D\alpha$ 8, DDerivada y DCR8). Estas variables señalan al análisis del cambio en la banda de absorción del rojo como una importante fuente de información para la clasificación de áreas quemadas. Además, las tres variables no habían sido utilizadas antes para este propósito lo que abre un nuevo campo de aplicación, concretamente dos de ellas se derivan del análisis de la banda de absorción al eliminar el continuo, de manera que queda confirmada la utilidad de esta técnica para detectar áreas quemadas en imágenes MERIS.

7.3. Algoritmo de crecimiento de regiones

La segunda fase de la metodología se realizó a través de un algoritmo de crecimiento de regiones. Las variables de entrada de este algoritmo son las que definen su eficiencia y la exactitud de sus resultados, ya que la cartografía final no difiere significativamente al variar el tipo de algoritmo de crecimiento (Bastarrika, 2009a). Por un lado, la cartografía de píxeles semilla es crucial en el proceso, ya que establece los incendios que podrán ser cartografiados en el mapa final y son la base de los errores de comisión finales. Por otro lado, la variable explicativa utilizada en el proceso de crecimiento es fundamental porque establece la capacidad de delimitar con exactitud el perímetro de los incendios.

Por ello, el algoritmo seleccionado para esta tesis es un algoritmo sencillo de umbral fijo en el que los píxeles debieron cumplir el umbral establecido y encontrarse dentro de una conectividad de 8 píxeles para incorporarse a la categoría de quemado (Bastarrika, 2009a). Este algoritmo se para cuando ya no quedan píxeles candidatos o cuando los píxeles no cumplen el criterio establecido.

En consecuencia, la aplicación del algoritmo de crecimiento en la segunda fase de la metodología se centró en la obtención de la variable con menor variabilidad interna en

quemado. Además, se calcularon tres vectores de cambios formados por diferentes combinaciones de las variables que ofrecieron una variabilidad baja en la diferencia temporal. La variable introducida en el modelo fue el módulo de cada uno de los vectores de cambio. Así, el primer módulo estaba compuesto por las variables DIAQ-10, D α 8, D α 10 y DDerivada y DCR8, el segundo por DDerivada y DCR8, y el tercero por D α 8, D α 10. El cálculo de los vectores de cambios se justificó por la posibilidad de unir las variables, favoreciendo que la información contenida en cada una de ellas por separado se presente en una sola variable. Estos módulos más las variables anteriores fueron sometidos a un test de normalidad, ya que la probabilidad de quemado se calculó modelando la distribución de los datos a una distribución gaussiana definida por los parámetros de la categoría de quemado (Giglio *et al.*, 2009).

El cálculo de la probabilidad de quemado permitió el establecimiento de un umbral fijo común a todas las variables, haciendo los resultados ofrecidos por cada una de ellas comparables entre sí.

7.4. Validación y causas de error

El proceso de validación planteado en esta tesis tenía por objetivo utilizar una serie de técnicas comúnmente utilizadas para extraer toda la información que se estimó necesaria para caracterizar la calidad del producto final. Dado que este proceso fue planificado al comienzo de la tesis, se realizó una división de las zonas de estudio, de manera que dos de ellas fueron utilizadas para diseñar y evaluar la metodología (Portugal-2005 y Grecia-2007) y la tercera sirvió como verificación de la capacidad de la metodología para realizar la cartografía de áreas quemadas. Así, se realizó una validación dependiente en Portugal y Grecia en la que se utilizaron varias técnicas de validación que nos ayudaron a su vez a seleccionar la metodología que ofrecía mejores resultados en ambas zonas de estudio.

Cada una de las técnicas aplicadas nos ofrecía información sobre el ajuste de la cartografía generada a los datos de referencia pero con diferentes matices. La regresión lineal comparaba la proporción de área quemada de la cartografía estimada y la de referencia en celdas de 10x10 km. Este enfoque nos permitió obtener el grado de acuerdo entre ambas cartografías evitando el efecto derivado de su diferente resolución espacial

(Roy *et al.*, 1999; Stroppiana *et al.*, 2003b), ya que la cartografía procedente de MERIS presentaba una resolución espacial de 300 metros mientras que en la cartografía de referencia de Portugal era de 30 metros y en Grecia de 250 metros. En la tabla 7.1 se muestra una síntesis de los resultados obtenidos en la validación. En cuanto a los parámetros derivados de la regresión lineal, destaca la elevada estabilidad de los resultados con valores de coeficiente de determinación por encima de 0.9 lo que indicó la elevada bondad del ajuste. Por otro lado, la elevada pendiente indicaba una tendencia a la Infra-estimación del área quemada. Observando la forma de la recta de regresión se puede ver como la Infra-estimación aumenta a medida que aumenta el porcentaje de área quemada dentro de las celdas, lo cual sugiere que los mayores errores se producían en los incendios de mayor tamaño o en las celdas con mayor densidad de incendios. Esta tendencia a la Infra-estimación también estuvo presente en otros estudios (Silva *et al.*, 2003; Zhang *et al.*, 2003).

Tabla 7.1. Resumen de los resultados obtenidos a través de las diferentes técnicas de validación obtenidos a partir de la semilla 1 y las variables D α 8 y Módulo 3. Para el área de estudio del NO de la Península Ibérica se muestran entre paréntesis los resultados de la validación sin el error de comisión anómalo detectado en la cartografía.

	Portugal		Grecia		NO P. Ibérica
	D α 8	Módulo 3	D α 8	Módulo 3	Módulo 3
R²	0.92	0.93	0.94	0.93	0.813 (0.972)
Pendiente	1.23	1.29	1.34	1.32	1.16 (1.38)
E. Omisión	40%	44%	38%	37%	42%
E. Comisión	18%	15%	9%	8%	20% (10%)
kloc	0.82	0.84	0.91	0.92	0.80
Kst	0.68	0.66	0.73	0.74	0.65
AQ Detectada Normalizada	0.95	0.952	0.974	0.975	-

Por otro lado, se llevó a cabo también el análisis de la matriz de confusión, calculada a partir de la comparación entre los polígonos de área quemada clasificados y los polígonos de incendio de la cartografía de referencia. La matriz de confusión se utilizó como base para el cálculo de diferentes medidas. Por un lado los coeficientes kappa indicaban la capacidad de clasificar correctamente la imagen utilizando la metodología

planteada, ya que comparan los resultados con la clasificación hipotética que se obtendría si se realizara aleatoriamente. El coeficiente kloc representa el grado de acuerdo en función de la localización de los píxeles en la imagen. En este caso, fue superior en el el área de estudio de Grecia, lo cual se atribuye al menor error de comisión cometido en este zona.

Por otro lado, los errores de omisión nos informaban del porcentaje de área quemada de referencia que no era clasificada por la metodología, y los errores de comisión indicaban la proporción del área clasificada como quemada que aparecía como zona no quemada en la cartografía de referencia. El análisis de estos errores nos ofreció información sobre la superficie que no se clasificaba correctamente. En este caso destacan los elevados errores de omisión establecidos de forma generalizada en todas las áreas de estudio, en contraposición con los bajos errores de comisión (a excepción del error anómalo obtenido en el NO de la Península Ibérica).

Dado que los mayores errores se debieron a la omisión de áreas quemadas se realizó un análisis de las coberturas del suelo afectadas por los incendios forestales en cada una de las áreas de estudio con el fin de encontrar una justificación. En la tabla 7.2 se muestra el porcentaje de la superficie ocupada por cada cobertura dentro del error de omisión obtenido en cada zona de estudio, que también se presenta gráficamente en las figuras 7.1-7.3. En ellas se observa como la cobertura que ocupa un mayor porcentaje del error de omisión varía en cada zona, aunque en todas se observan valores elevados en la cobertura de otros cultivos y matorral. Llama la atención, sin embargo los elevados errores ocurridos en Grecia en las coberturas de secano y regadío, y en la zona de la Península Ibérica los ocurridos en el bosque, cubierta que no debería plantear errores muy elevados.

Los errores asociados a los cultivos se justifican por el menor contraste en la señal espectral entre la situación pre-incendio y la post-incendio en el caso del los cultivos de secano, ya que se trata de zonas que se encuentran en fase de senescencia o cosechados, con reflectividades bajas en el IRC, lo que supone un cambio menos brusco en la reflectividad después del incendio. En el caso de los cultivos de regadío los errores se deben a la evolución fenológica de los cultivos, los cuales presentan una marcada señal de vegetación sana a principios de verano (fecha de la imagen pre-incendio) y una señal senescente a finales de verano (fecha de la imagen post-incendio). En consecuencia, el cambio producido en esta cobertura se confunde con el ocurrido en las zonas afectadas por el fuego.

Tabla 7.2. Porcentaje de la superficie ocupada por las coberturas del suelo dentro del error de omisión cometido en cada zona de estudio.

	Portugal	Grecia	NO P. Ibérica
Urbano	1,08	0,92	0,17
Mineral	0,23	0,18	0,05
Secano	2,05	24,93	0,04
Regadío	0,27	14,1	0,07
Otros cultivos	15,79	16,22	10,41
Olivares	0,74	3,61	0,02
Bosque	9,51	9,59	40
Matorral	59,5	25,15	35,19
Pasto	3,73	4,78	11,47
No combustible	5,2	0,29	2,34

En las zonas de bosque y matorral las confusiones pueden deberse a que la vegetación también haya sufrido disminuciones en el nivel de reflectividad de las bandas del IRC debido al estrés hídrico asociado al periodo estival de las zonas mediterráneas, lo que puede derivar en contrastes con la situación post-incendios menor marcados.

En definitiva, es importante tener en cuenta la distribución de las coberturas del suelo y su dinámica en diferentes regiones, ya que los errores pueden estar asociados a diversas causas.

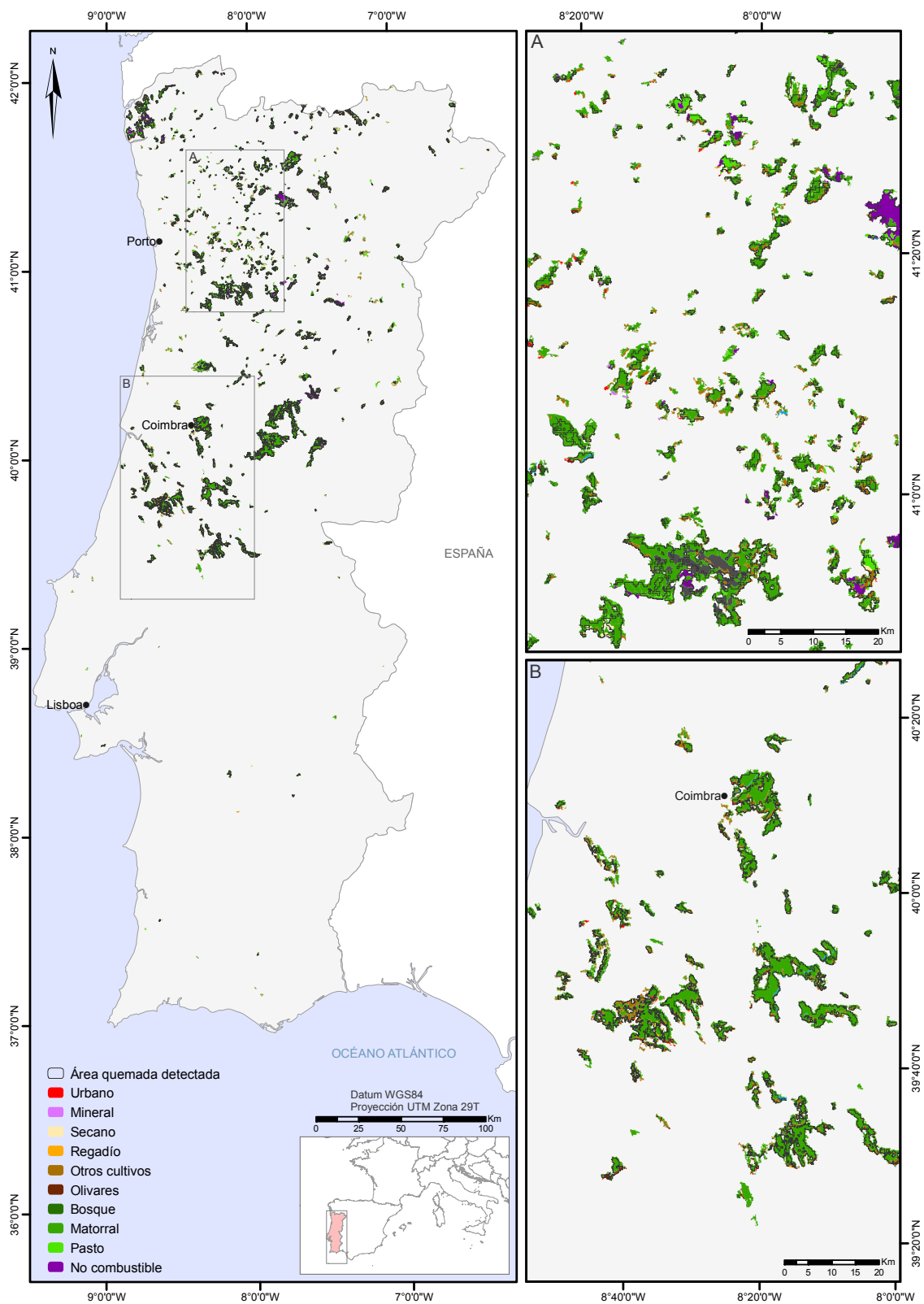


Figura 7.1. Coberturas afectadas por los incendios ocurridos en Portugal-2005.

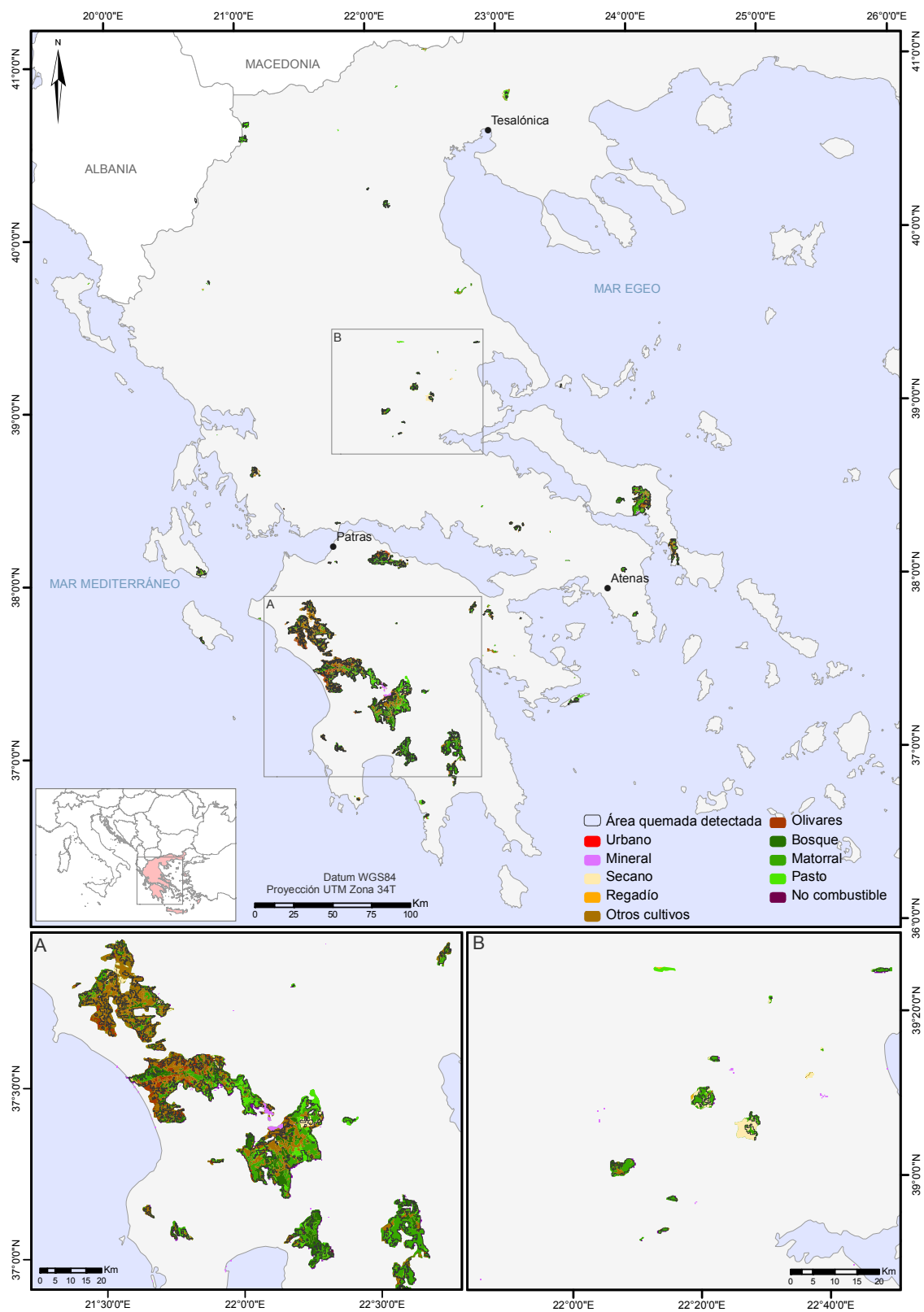


Figura 7.2. Coberturas afectadas por los incendios ocurridos en Grecia-2007

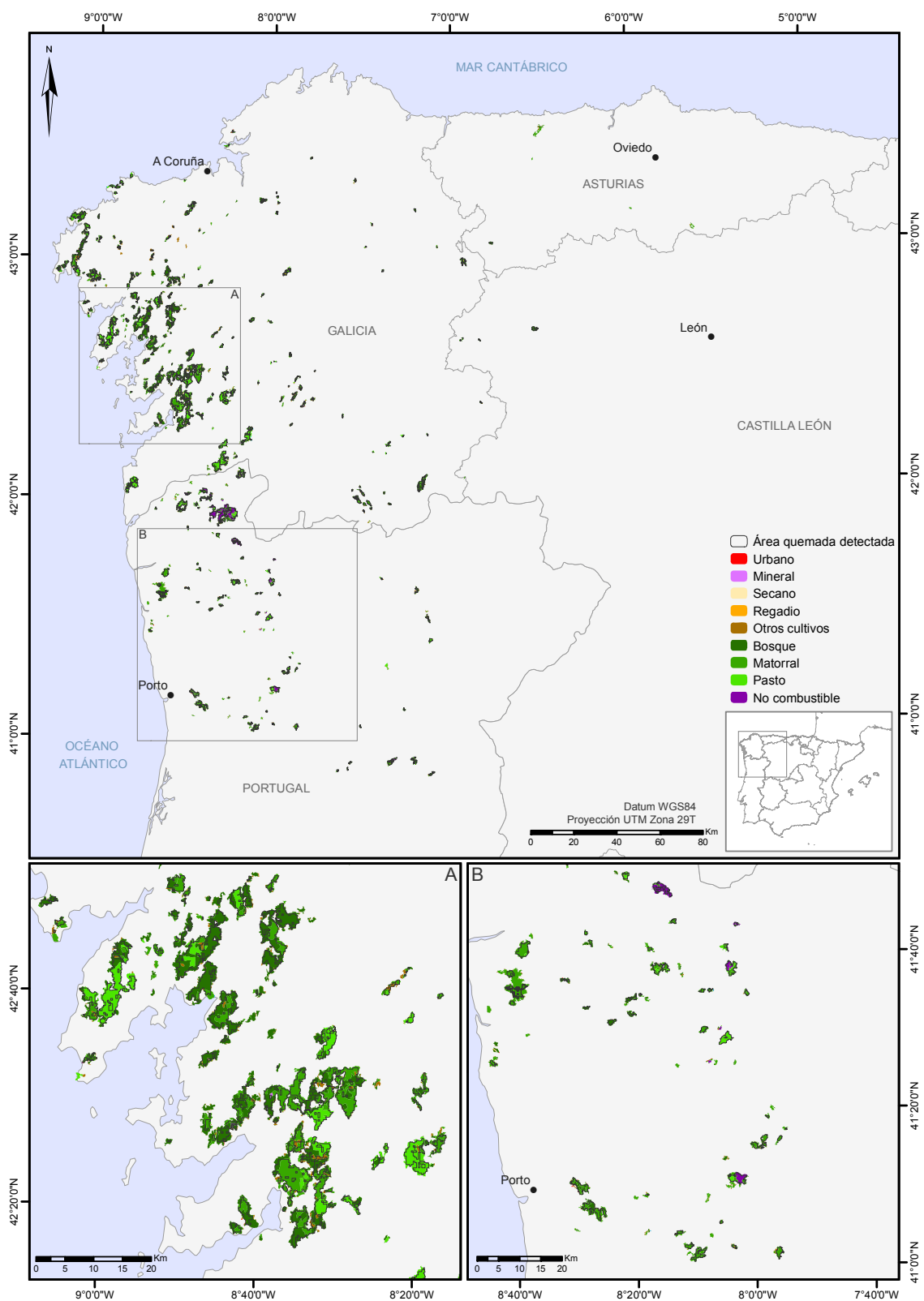


Figura 7.3. Coberturas afectadas por los incendios ocurridos en el NO de la Península Ibérica.

CAPÍTULO 8:

CONCLUSIONES

Todo movimiento que no acaba
es como si nunca hubiera comenzado.

Jacques Lecoq

8. Conclusiones

En esta tesis se ha diseñado una metodología semi-automática para realizar la cartografía de áreas quemadas con el sensor ENVISAT-MERIS, demostrando así la capacidad de dicho sensor para la detección de área quemada. Al tratarse de un sensor poco utilizado en este ámbito se realizó un extenso análisis de la capacidad de discriminación de las bandas MERIS, para seleccionar aquellas que contenían mayor información para la detección de zonas afectadas por el fuego. Las bandas localizadas en el *red edge* (690-780 nm) e IRC (780-900 nm) fueron las que presentaron valores de separabilidad más elevados, siendo el espacio bi-espectral formado entre las bandas del rojo y del red edge e IRC el que mostró mayor capacidad de discriminación. Estas bandas fueron utilizadas para calcular varios índices espectrales cuya sensibilidad para detectar la respuesta espectral de las áreas quemadas también fue analizada.

Dado que este sensor ofrece información en 15 bandas espectrales repartidas entre la región del visible y del infrarrojo cercano, permite observar la banda de absorción en las bandas del rojo que se produce en la vegetación sana, la región espectral donde se produce el aumento de reflectividad entre la región del rojo y del infrarrojo cercano, denominado red edge, y la estabilización de la reflectividad en el IRC. En esta tesis se planteó la aplicación de técnicas como la eliminación del continuo en la banda de absorción del rojo, o el cálculo del ángulo entre bandas, con el fin de explotar al máximo la información contenida en las bandas MERIS y de explorar el empleo de nuevas técnicas en el campo de la cartografía de área quemada. Como estas técnicas se centran en acentuar las características de la vegetación sana, su capacidad para discriminar áreas quemadas se establece al detectar el cambio entre la situación pre-incendio y post-incendio. Por ello, los resultados del análisis de separabilidad obtenidos para estos índices fueron lógicos. Esta situación también se observó en los índices de vegetación calculados, especialmente en el GEMI dado que es un índice diseñado para detectar vegetación.

En esta tesis se ha desarrollado una metodología en dos fases para obtener la cartografía de área quemada a escala regional con imágenes del sensor MERIS. Varios estudios han diseñado una metodología bi-fase, la mayoría establece un planteamiento similar al realizado en esta tesis minimizando el error de comisión en la primera fase para

después enfocarse en la reducción del error de omisión (Bastarrika y Chuvieco, 2006; Chuvieco *et al.*, 2008a; Giglio *et al.*, 2009; Kontoes *et al.*, 2009; Vafeidis y Drake, 2005; Zhang *et al.*, 2003), aunque hay otros que primero reducen la omisión para después reducir la comisión utilizando técnicas de clasificación sub-píxel (Dempewolf *et al.*, 2007).

En la primera fase se optó por utilizar árboles de clasificación, que permitieron obtener una serie de reglas a partir de las cuales se generaba un mapa de píxeles semilla. Los estudios que generaron árboles de decisión para detectar área quemada en la primera fase del algoritmo (Bastarrika, 2009b; Dempewolf *et al.*, 2007; Kontoes *et al.*, 2009) utilizaron un grupo reducido de variables (entre 3 y 10). En cambio, en esta tesis se contaba con 76 variables predictivas utilizadas como input en el algoritmo de construcción de árboles de clasificación. Como era bastante probable que el primer árbol no fuera el más eficiente (Friedl *et al.*, 1999) se establecieron tres estrategias diferentes para obtener el árbol de clasificación con mejores resultados: división por tipos de variables, eliminación sucesiva de las variables que aparecieran en el primer y segundo nodo, y eliminación sucesiva de las variables del mismo tipo que la seleccionada en el primer nodo. El proceso de generación de árboles de clasificación a partir de la exclusión sucesiva de variables permitió obtener los mejores resultados, cumpliendo el objetivo de detectar un elevado porcentaje de los incendios haciendo mínimo el error de comisión.

En la segunda fase de la metodología se aplicó un algoritmo de crecimiento de regiones en el que se introducían como variables de entrada los píxeles semilla obtenidos en la primera fase y la probabilidad de quemado obtenida a partir de una serie de variables que presentaron una variabilidad interna en la categoría de quemado baja. En esta tesis se decidió enfocar los esfuerzos a la generación de píxeles semilla eficientes y probabilidad de quemado homogénea en las áreas quemadas, y no tanto en la definición del algoritmo de crecimiento. La probabilidad de quemado se obtuvo a partir de las variables que ofrecieron menor variabilidad en la categoría de quemado y que pasaron el test de normalidad en dicha categoría. Así, se obtuvieron imágenes en las que el valor de un píxel se refería a la distancia de la media de quemado.

Sin embargo, la cartografía final presentó errores de omisión bastante elevados aunque la detección de incendios fue elevada, lo que sugiere que los errores se ocasionaron en la segunda fase del algoritmo. En general, los errores de omisión se deben por un lado a

la falta de sensibilidad de la variable explicativa utilizada y por otro a la cubierta afectada que en este caso se trata de la categoría de otros cultivos.

Como líneas futuras para continuar este trabajo, intentaremos mejorar la segunda fase de la metodología, estableciendo una variable que realce la fase de crecimiento, o bien utilizando otro tipo de algoritmo de crecimiento de regiones. En este sentido, se plantean como posibilidades emplear un criterio de regresión logística, siguiendo otros autores como Bastarrika (2009), o establecer un vector de cambios más complejo como los indicados por Kontoes (2006). Finalmente, pretendemos que este trabajo sirva como entrada a los mejores para estimar la severidad y eficiencia de quemado de cara a los modelos de estimación de emisiones producidas por el fuego.

CAPÍTULO 9:
REFERENCIAS

9. Referencias

- ADDINK, E. A., J. G. P. W. CLEVERS, S. M. DE JONG, G. F. EPEMA, F. D. VAN DER MEER, A. K. SKIDMORE y W. H. BAKKER (2006). The "Stained Glass Procedure", a new method to compare classification performance of images acquired with different pixel sizes. *Int. Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **8**: 237-245.
- AHERN, F. J., J. G. GOLDAMMER y C. O. JUSTICE, Eds. (2001). *Global and Regional Vegetation Fire Monitoring from Space: Planning a coordinated international effort*. The Hague, The Netherlands, SPB Academic Publishing.
- ARINO, O., I. PICCOLINI, E. KASISCHKE, F. SIEGERT, E. CHUVIECO, M. P. MARTIN, Z. LI, R. FRASER, H. EVA, D. STROPPIANA, J. PEREIRA, J. M. N. SILVA, D. ROY y P. M. BARBOSA (2001). Methods of mapping burned surfaces in vegetation fires. *Global and Regional Vegetation Fire Monitoring from Space: Planning a coordinated international effort*. F. J. Ahern, J. G. Goldammer y C. O. Justice. The Hague, The Netherlands, SPB Academic Publishing: 227-255.
- BACOUR, C., F. BARET, D. BÉAL, M. WEISS y K. PAVAGEAU (2006). Neural Network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAIxCab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation. *Remote Sensing of Environment* **105**: 313-325.
- BAKKER, W. H. y K. S. SCHMIDT (2002). Hyperspectral edge filtering for measuring homogeneity of surface cover types. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* **56**: 246– 256.
- BARALDI, A. y F. PARMIGGIANI (1996). Segmentation of SAR images by means of GABOR filters working at different spatial resolutions. *Geoscience and Remote Sensing International Symposium: Remote Sensing for a sustainable future*, Lincoln, NE, USA, IGARSS, 709-713.
- BARBOSA, P. M., J. M. GRÉGOIRE y J. M. C. PEREIRA (1999). An algorithm for extracting burned areas from time series of AVHRR GAC data applied at a continental scale. *Remote Sensing of Environment* **69**: 253-263.
- BARBOSA, P. M., J. KUCERA, P. STROBL, P. VOGT, A. CAMIA y J. SAN MIGUEL-AYANZ (2006). European forest fire information system (EFFIS) - rapid damage assessment: appraisal of burnt area maps in southern europe using MODIS data (2003 to 2005). *V International Conference on Forest Fire Research*, Figueira da Foz, Portugal, Elsevier, 6.
- BASTARRIKA, A. (2009a). Cartografía automática de las áreas quemadas empleando algoritmos de crecimiento de regiones: Aplicación a imágenes Landsat TM/ETM+. University of Alcalá, Department of Geography.
- BASTARRIKA, A. (2009b). Identificación automática de las áreas quemadas empleando árboles de clasificación : Aplicación en imágenes Landsat TM/ETM+. University of Alcalá, Department of Geography.
- BASTARRIKA, A. y E. CHUVIECO (2006). Cartografía del área quemada mediante crecimiento de regiones: aplicación en entornos mediterráneos con imágenes TM y ETM+. *Geofocus* **6**: 182-204.
- BAYET, F. y G. GUYOT (1991). Potentials and limits of vegetation indices for LAI and PAR assessment. *Remote Sensing of Environment* **35**(161-173).
- BENNARTZ, R. y J. FISCHER (2001). retrieval of columnar water vapour over land from backscattered solar radiation using the Medium Resolution Imaging Spectrometer. *Remote Sensing of Environment* **78**: 274-283.
- BOARDMAN, J. W., F. A. KRUSE y R. O. GREEN (1995). Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. *Summaries of the 5th Jet Propulsion Laboratory (JPL) Airborne Earth Science Workshop*, Pasadena, California, California Institute of Technology, 23-26.
- BOSCHETTI, L. (2003). A multitemporal algorithm for burned area detection in Mexican woodland and shrubland environment with SPOT-VEGETATION data.

- BOSCHETTI, L., P. A. BRIVIO, H. EVA, J. GALLEGO, A. BARALDI y J. M. GRÉGOIRE (2006). A sampling method for the retrospective validation of global burned area products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **44**(7): 1765-1773.
- BOSCHETTI, L., H. EVA, P. A. BRIVIO y J. GALLEGO (2004a). The validation protocol of GBA2000 global burned area maps. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 3.
- BOSCHETTI, L., H. EVA, P. A. BRIVIO y J. M. GRÉGOIRE (2004b). Lessons to be learned from the comparison of the three satellite-derived biomass burning products. *Geophysical Research Letters* **31**(L21501): 4.
- BOSCHETTI, L., S. FLASSE, A. JACQUES DE DIXMUDE y S. TRIGG (2002). A multi-temporal change-detection algorithm for the monitoring of burnt areas with SPOT-VEGETATION data. *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images*, Ispra, Italy, Joint Research Center.
- BOSCHETTI, L., S. P. FLASSE y P. A. BRIVIO (2004c). Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary. *Remote Sensing of Environment* **91**: 280-292.
- BOSCHETTI, L., D. P. ROY, P. BARBOSA, R. BOCA y C. O. JUSTICE (2008). A MODIS assessment of the summer 2007 extent burned in Greece. *International Journal of Remote Sensing* **29**(8): 2433-2436.
- BOSCHETTI, L., D. P. ROY y C. O. JUSTICE (2009). International Global Burned Area Satellite Product Validation Protocol. Part I – production and standardization of validation reference data, <http://lpvs.gsfc.nasa.gov/>. 2009.
- BOX, G. E. P., G. M. JENKINS y G. REINSEL (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Englewood Cliffs, Prentice Hall.
- BREIMAN, L., J. H. FRIEDMAN, R. A. OLSHEN y C. J. STONE (1984). *Classification and regression trees*. Belmont, CA, Wadsworth Int.
- BRIVIO, P. A., M. MAGGI, E. BINAGHI, I. GALLO y J. M. GRÉGOIRE (2002). Exploiting spatial and temporal information for extracting burned areas from time series of SPOT-VGT data. *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images*, Ispra, Italy, Joint Research Center.
- BUTTNER, G., J. FERANEC, G. JAFFRAIN, L. MARI, G. MAUCHA y T. SOUKUP (2004). The CORINE Land Cover 2000 Project. *EARSeL eProceedings* **3**: 331-346.
- CAETANO, M., V. NUNES y A. NUNES (2009). CORINE Land Cover 2006 for Continental Portugal. Instituto Geográfico Portugues, Lisboa: 97.
- CAETANO, M. S., L. A. K. MERTES y J. M. C. PEREIRA (1994). Using spectral mixture analysis for fire severity mapping. *Proceedings of 2nd International Conference on Forest Fire Research*. Coimbra. **V.2**: 667-677.
- CAMIA, A., J. SAN-MIGUEL-AYANZ, J. KUCERA, A. GIUSUPPE, R. BOCA, G. LIBERTÀ, T. DURRANT, G. SCHMUCK, E. SCHULTE y M. BUCKI (2008). Forest Fires in Europe 2007. European Commission. Joint Research Centre. Institute for Environment and Sustainability, 8, Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities: 77.
- CLARK, R. N. y T. L. ROUSH (1984). Reflectance spectroscopy: Quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research* **89**: 6329-6340.
- COCHRANE, M. A. y C. M. SOUZA (1998). Linear mixture model classification of burned forests in the Eastern Amazon. *International Journal of Remote Sensing* **19**(17): 3433-3440.
- COHEN, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological* **20**(1): 37-46.
- CONGALTON, R. y K. GREEN (2009). *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and Practices*. Boca Ratón, London, New York, CRC Press, Taylor and Francis Group, 183.
- CONGALTON, R. G. (2001). Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. *International Journal of Wildland fire* **10**: 321-328.

- CURRAN, P. J., J. L. DUNGAN y D. L. PETERSON (2001). Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry-testing the Kolaly and Clark methodologies. *Remote Sensing of Environment* **76**: 349-359.
- CHUVIECO, E. (2002). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio*. Barcelona, Ariel Ciencia, 586.
- CHUVIECO, E. (2008a). Satellite observation of biomass burning: implications in global change research. *Earth Observation and Global Change*. E. Chuvieco. New York, Springer: 109-142.
- CHUVIECO, E. (2008b). Satellite observation of biomass burning: implications in global change research. *Earth Observation and Global Change*. E. Chuvieco. New York, Springer: 109-142.
- CHUVIECO, E. y R. G. CONGALTON (1998). Mapping and inventory of forest fires from digital processing of TM data. *Geocarto International* **4**: 41-53.
- CHUVIECO, E., P. ENGLEFIELD, A. P. TRISHCHENKO y Y. LUO (2008a). Generation of long time series of burn area maps of the boreal forest from NOAA-AVHRR composite data. *Remote Sensing of Environment* **112**: 2381-2396.
- CHUVIECO, E., P. ENGLEFIELD, A. P. TRISHCHENKO y Y. LUO (2008b). Generation of long time series of burn area maps of the boreal forest from NOAA-AVHRR composite data. *Remote Sensing of Environment* **vol. 112**(5): 2381-2396.
- CHUVIECO, E., L. GIGLIO y C. JUSTICE (2008c). Global characterization of fire activity: toward defining fire regies from Earth observation data. *Global Change Biology* **14**: 1488-1502.
- CHUVIECO, E., M. P. MARTÍN y A. PALACIOS (2002). Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *International Journal of Remote Sensing* **23**(23): 5103-5110.
- CHUVIECO, E., S. OPAZO, W. SIONE, H. DEL VALLE, J. ANAYA, C. DI BELLA, I. CRUZ, L. MANZO, G. LÓPEZ, N. MARI, F. GONZÁLEZ-ALONSO, F. MORELLI, A. W. SETZER, I. CSISZAR, J. A. KANPANDEGI, A. BASTARRIKA y R. LIBONATI (2008d). Global burned-land estamiation in Latin America using MODIS composite data. *Ecological Applications* **18**(1): 64-79.
- CHUVIECO, E., D. RIAÑO, F. M. DANSON y M. P. MARTÍN (2006). Use of a radiative transfer model to simulate the post-fire spectral response to burn severity. *Journal of Geophysical Research - Biosciences* **111**: G04S09.
- CHUVIECO, E., G. VENTURA, M. P. MARTÍN y I. GOMEZ (2005). Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. *Remote Sensing of Environment* **94**: 450 – 462.
- CHYLEK, P., C. C. BOREL, W. CLODIUS, P. A. POPE y A. P. RODGER (2003). Satellite-based columnar water vapor retrieval with the multi-spectral thermal imager (MTI). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **41**: 2767-2770.
- DASH, J. y P. J. CURRAN (2004). The MERIS terrestrial chlorophyll index. *International Journal of Remote Sensing* **25**(23): 5403-5413.
- DE SANTIS, A. y E. CHUVIECO (2008). Comparative analysis of different Satellite-Borne sensors to map burn severity in the Riba de Saelices (Guadalajara) fire. *Revista de Teledeteccion* **29**: 25-37.
- DE SANTIS, A., E. CHUVIECO y P. J. VAUGHAN (2009). Short-term assessment of burn severity using the inversion of PROSPECT and GeoSail models. *Remote Sensing of Environment* **113**: 126-136.
- DEBBA, P., F. J. A. VAN RUITENBEEK, F. D. VAN DER MEER, J. M. CARRANZA y A. STEIN (2005). Optimal field sampling for targeting minerals using hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment* **99**: 373-386.
- DEMPENWOLF, J., S. TRIGG, R. S. DEFRIES y S. EBY (2007). Burned area mapping of the Serengeti-Mara region using MODIS reflectance data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **4**(2): 312-316.

- ERSHOV, D. y V. P. NOVIK (2001). Features of burnt area mapping in forest of Siberia using SPOT S1-VGT data. *GOCF Fire Satellite Product Validation Workshop*, Lisbon, Gulbenkian Foundation.
- EVA, H. y E. F. LAMBIN (1998a). Burned area mapping in Central Africa using ATSR data. *International Journal of Remote Sensing* **19**: 3473-3497.
- FAO (2006). *Global Forest Resources Assessment 2005*. Rome, FAO.
- FERNÁNDEZ, A., P. ILLERA y J. L. CASANOVA (1997). Automatic mapping of surfaces affected by forest fires in Spain using AVHRR NDVI composite image data. *Remote Sensing of Environment* **60**(2): 153-162.
- FOMFERRA, N. y C. BROCKMANN (2005). BEAM - The ENVISAT MERIS and AATSR Toolbox. *Proceedings of the MERIS-(A)ATSR workshop*, Frascati, Italy, ESA/ESRIN.
- FRASER, R. H., R. FERNANDES y R. LATIFOVIC (2002). Multi-temporal burned area mapping using logistic regression analysis and change metrics. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **3**: 1486-1488.
- FRASER, R. H., R. FERNANDES y R. LATIFOVIC (2003). Multi-temporal mapping of burned forest over Canada. *Geocarto International*: 26.
- FRASER, R. H., R. J. HALL, R. LANDRY, T. LYNHAM, D. RAYMOND, B. LEE y Z. LI (2004). Validation and calibration of Canada-wide coarse-resolution satellite burned-area maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **70**(4): 451-460.
- FRASER, R. H. y Z. LI (2002). Estimating fire-related parameters in boreal forest using SPOT VEGETATION. *Remote Sensing of Environment* **82**: 95-110.
- FRASER, R. H., Z. LI y J. CIHLAR (2000). Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): A new technique for burned area mapping over boreal forest. *Remote Sensing of Environment* **74**: 362-376.
- FRIEDL, M. A. y C. E. BRODLEY (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* **61**: 399-409.
- FRIEDL, M. A., C. E. BRODLEY y A. H. STRAHLER (1999). Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **37**(2): 969-977.
- GARCIA-HARO, F. J., M. A. GILABERT y J. MELIA (2001). Monitoring fire-affected areas using Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing* **20**: 1947-1985.
- GARCIA, M. y E. CHUVIECO (2004). Assessment of the potential of SAC-C/MMRS imagery for mapping burned areas in Spain. *Remote Sensing of Environment* **92**: 414-423.
- GEORGE, C., C. ROWLAND, F. GERARD y H. BALZTER (2006). Retrospective mapping of burnt areas in Central Siberia using a modification of the normalised difference water index. *Remote Sensing of Environment* **104**: 346-359.
- GERARD, F., S. PLUMMER, R. WADSWORTH, A. F. SANFELIU, L. ILIFFE, H. BALZTER y B. WYATT (2003). Forest Fire Scar Detection in the Boreal Forest With Multitemporal SPOT-VEGETATION Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **41**(11): 2575-2585.
- GIGLIO, L., T. LOBODA, D. P. ROY, B. QUAYLE y C. O. JUSTICE (2009). An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment* **113**: 408-420.
- GIGLIO, L., G. R. VAN DER WERF, J. T. RANDERSON, G. J. COLLATZ y P. KASIBHATLA (2006a). Global estimation of burned area using MODIS active fire observations. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions* **6**: 957-974.
- GIGLIO, L., G. R. VAN DER WERF, J. T. RANDERSON, G. J. COLLATZ y P. S. KASIBHATLA (2006b). Global estimation of burned area using MODIS active fire observations. *Atmospheric Chemistry and Physics* **6**: 957-974.
- GILABERT, M. A., J. GONZÁLEZ-PIQUERAS, F. J. GRACÍA-HARO y J. MELIÁ (2002). A generalized soil-adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment* **82**: 303-310.

- GOBRON, N., B. PINTY, M. VERSTRAETE y Y. GOVAERTS (1999). The MERIS Global Vegetation Index (MGVI): description and preliminary application. *International Journal of Remote Sensing* **20**(9): 1917-1927.
- GOETZ, S., G. FISKE y A. BUNN (2006). Using satellite time-series data sets to analyze fire disturbance and forest recovery across Canada. *Remote Sensing of Environment* **92**: 411-423.
- GONZALEZ-ALONSO, F., S. MERINO DE MIGUEL, A. ROLDÁN-ZAMARRÓN, S. GARCÍA-GIGORRO y J. M. CUEVAS (2007). MERIS full resolution data for mapping level-of-damage caused by forest fires: the Valencia de Alcántara event in August 2003. *International Journal of Remote Sensing* **28**(3-4): 797-809.
- GOWER, J. F. R. y G. A. BORSTAD (2004). On the potential of MODIS and MERIS for imaging chlorophyll fluorescence from space. *International Journal of Remote Sensing* **25**(7-8): 1459-1464.
- GRÉGOIRE, J. M., K. TANSEY y J. M. N. SILVA (2003). The GBA2000 initiative: Developing a global burned area database from SPOT-VEGETATION imagery. *International Journal of Remote Sensing* **24**(6): 1369-1376.
- GUANTER, L., L. GÓMEZ-CHOVA y J. MORENO (2008). Coupled retrieval of aerosol optical thickness, columnar water vapor and surface reflectance maps from ENVISAT/MERIS data over land. *Remote Sensing of Environment* **112**: 2898-2913.
- HANSEN, M. C., R. S. DEFRIES, J. R. G. TOWNSHEND y R. SOHLBERG (2000). Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *International Journal of Remote Sensing* **21**(6-7): 1331-1364.
- HAO, W. M., D. E. WARD, G. OLBUR y S. P. BAKER (1996). Emissions of CO₂, CO, and Hydrocarbons from Fires in Diverse African Savanna Ecosystems. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres* **101**(D19): 23577-23584.
- HARALICK, R. M. y L. G. SHAPIRO (1985). Survey: Image Segmentation. *Computer vision, Graphics and Image processing* **29**: 100-132.
- HOLDEN, Z. A., A. M. S. SMITH, P. MORGAN, M. G. ROLLINS y P. E. GESSLER (2005). Evaluation of novel thermally enhanced spectral indices for mapping fire perimeters and comparisons with fire atlas data. *International Journal of Remote Sensing* **26**(21): 4801-4808.
- HUANG, S. y F. SIEGERT (2004). ENVISAT multisensor data for fire monitoring and impact assessment. *International Journal of Remote Sensing* **25**(20): 4411-4416.
- HUANG, Z., B. J. TURNER, S. J. DURY, I. R. WALLIS y W. J. FOLEY (2004). Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis. *Remote Sensing of Environment* **93**: 18-29.
- HUDAK, A. T. y B. H. BROCKEETT (2004). Mapping fire scars in a southern African savannah using Landsat imagery. *International Journal of Remote Sensing* **25**: 3231-3243.
- HUETE, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* **25**: 295-309.
- HUETE, A. R. y C. J. TUCKER (1991). Investigation of soil influences in AVHRR red and near-infrared vegetation index imagery. *International Journal of Remote Sensing* **12**(6): 1223-1242.
- IFARRAGUERRI, A. y M. W. PRAIRIE (2004). Visual method for spectral band selection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters* **1**(2): 101-107.
- ITO, A. y J. E. PENNER (2005). Historical emissions of carbonaceous aerosol from biomass and fossil fuel burning for the period 1870-2000. *Global Biogeochemical Cycles* **19**(GB2028): doi:10.1029/2004GB002374.
- JIANG, Z., A. R. HUETE, K. DIDAN y T. MIURA (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment* **112**: 3833-3845.
- JUSTICE, C. O., L. GIGLIO, S. KORONTZI, J. OWENS, J. T. MORISETTE, D. ROY, J. DESCLOITRES, S. ALLEAUME, F. PETITCOLIN y Y. KAUFMAN (2002). The MODIS fire products. *Remote Sensing of Environment* **83**(1-2): 244-262.

- KASISCHKE, E. y N. H. FRENCH (1995). Locating and estimating the areal extent of wildfires in Alaskan boreal forest using multiple-season AVHRR NDVI composite data. *Remote Sensing of Environment* **51**: 263-275.
- KASISCHKE, E., J. H. HEWSON, B. J. STOCKS, G. R. VAN DER WERF y J. T. RANDERSON (2003). The use of ATSR active fires counts for estimating relative patterns of biomass burning - a study from the boreal forest region. *Geophysical Research Letters* **30**(18): 1969-1973.
- KASISCHKE, E. y J. E. PENNER (2004). Improving global estimates of atmospheric emissions from biomass burning. *Journal of Geophysical Research - Atmospheres* **109**(D14S01).
- KASISCHKE, E. S., N. H. F. FRENCH, P. HARRELL, N. L. CHRISTENSEN, S. L. USTIN y D. BARRY (1993). Monitoring of wildfires in Boreal Forests using large area AVHRR NDVI composite image data. *Remote Sensing of Environment* **45**: 61-71.
- KAUFMAN, Y. y B.-C. GAO (1992). Remote sensing of water vapor in the near IR from EOS/MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **30**: 971-884.
- KAUFMAN, Y. J. y L. A. REMER (1994). Detection of forests using Mid-IR reflectance: an application for aerosol studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **32**(3): 672-683.
- KESHAVA, N. (2004). Distance metrics and Band selection in hyperspectral processing with applications to material identification and spectral libraries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **42**(7): 1552-1565.
- KEY, C. H. y N. BENSON (2005). Landscape assessment: Ground measure of severity, the composite burn index; and remote sensing of severity, the normalized burn ratio. *FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System*. D. C. Lutes, R. E. Keane, J. F. Caratti, C. H. Key, N. C. Benson y L. J. Gangi. Ogden, UT, USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164. **2004**: CD:LA1-LA51.
- KHANNA, S., A. PALACIOS-ORUETA, M. L. WHITING, S. L. USTIN, D. RIAÑO y J. LITAGO (2007). Development of angle indexes for soil moisture estimation, dry matter detection and land-cover discrimination. *Remote Sensing of Environment* **109**: 154-165.
- KOKHANOVSKY, A. A., T. NAUSS, M. SCHREIER, W. VON HOYNINGEN-HUENE y J. P. BURROWS (2007). The intercomparison of cloud parameters derived using multiple satellite instruments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **45**(1): 195-200.
- KONTOES, C. C. (2008). Operational land cover change detection using change vector analysis. *International Journal of Remote Sensing* **29**(16): 4757-4779.
- KONTOES, C. C., H. POILVÉ, G. FLORSCH, I. KERAMITSOGLOU y S. PARALIKIDIS (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*: 18.
- KOUTSIAS, N. y M. KARTERIS (1998). Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. *International Journal of Remote Sensing* **19**(18): 3499-3514.
- KOUTSIAS, N. y M. KARTERIS (2000). Burned area mapping using logistic regression modeling of a single post-fire Landsat-5 Thematic Mapper image. *International Journal of Remote Sensing* **21**(4): 673-687.
- KOUTSIAS, N., M. KARTERIS y E. CHUVIECO (1999). Burnt land mapping at local scale. *Remote sensing of large wildfires in the European Mediterranean basin*. E. Chuvieco. Berlin, Germany, Springer-Verlag: 123-138.
- KOUTSIAS, N., M. KARTERIS y E. CHUVIECO (2000). The use of intensity-hue-saturation transformation of Landsat-5 Thematic Mapper data for burned land mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **66**: 829-839.
- KRUSE, F. A., A. B. LEFKOFF, J. W. BOARDMAN, K. B. HEIDEBRECHT, A. T. SHAPIRO, P. J. BARLOON y A. F. H. GOETZ (1993). The Spectral Image Processing System (SIPS)

- Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment* **44**: 145-163.
- KUCERA, J. y Y. YOSHIFUMI (2001). Regional monitoring of forest disturbances and their potential effects to carbon cycling. *22nd Asian Conference on Remote Sensing*, Singapore, Centre for Remote Imaging, Sensing and Processing (CRISP), Asian Association on Remote Sensing (AARS), 4.
- KUUSK, A. (2001). A two-layer canopy reflectance model. *Journal of Quantitative Spectroscopy Radiative Transfer* **71**: 1-9.
- LANDIS, J. y G. KOCH (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* **33**: 159-174.
- LASAPONARA, R. (2006). Estimating spectral separability of satellite derived parameters for burned areas mapping in the Calabria region by using SPOT-Vegetation data. *Ecological Modelling* **196**: 265-270.
- LENTILE, L. B., Z. A. HOLDEN, A. M. S. SMITH, M. J. FALKOWSKI, A. T. HUDAK, P. MORGAN, S. A. LEWIS, P. E. GESSLER y N. C. BENSON (2006). Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland fire* **15**: 319-345.
- LEVINE, J. S. (1991). *Global biomass burning: atmospheric, climatic, and biospheric implications*, Massachusetts Institute of Technology.
- LI, R.-R., Y. J. KAUFMAN, W. M. HAO, J. M. SALMON y B.-C. GAO (2004). A technique for detecting burn scars using MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **42**(6): 1300-1308.
- LI, Z. Q., R. FRASER, J. JIN, A. A. ABUELGASIM, I. CSISZAR, P. GONG, R. PU y W. HAO (2003). Evaluation of algorithms for fire detection and mapping across North America from satellite. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres* **108**(D2): -.
- LIM, T.-S., W. Y. LOH y Y.-S. SHIH (2000). A comparison of prediction accuracy complexity, and training time of thirty-three old and new classification algorithms. *Machine learning* **40**: 203-229.
- LIU, H. Q. y A. R. HUETE (1995). A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **33**: 457-465.
- LOBERT, J. M., D. H. SCHARFFE, W. M. HAO y P. J. CRUTZEN (1990). Importance of Biomass Burning in the Atmospheric Budgets of Nitrogen-Containing Gases. *Nature* **346**(6284): 552-554.
- LOBO, A. (1997). Image segmentation and discriminant analysis for the identification of land cover units in ecology. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **35**(5): 1136-1145.
- LOBODA, T., K. J. O'NEAL y I. CSISZAR (2006). Regionally adaptable dNBR-based algorithm for burned area mapping from MODIS data. *Remote Sensing of Environment* **109**: 429-442.
- LOH, W. Y. y Y.-S. SHIH (1997). Split selection methods for classification trees. *Statistica Sinica* **7**: 815-840.
- LÓPEZ GARCÍA, M. J. y V. CASELLES (1991). Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data. *Geocarto International* **1**: 31-37.
- MAGGI, M. y D. STROPPIANA (2002). Advantages and drawbacks of NOAA-AVHRR and SPOT-VGT for burnt area mapping in a tropical savanna ecosystem. *Canadian Journal of Remote Sensing* **28**(2): 231-245.
- MARTÍN, M. P. (1998). Cartografía e inventario de incendios forestales en la península Ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. Univ. of Alcalá, Department of Geography: 288.
- MARTÍN, M. P. y E. CHUVIECO (1998). Cartografía de grandes incendios forestales en la península Ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. *Serie Geográfica* **7**: 109-128.
- MARTÍN, M. P., R. DÍAZ DELGADO, E. CHUVIECO y G. VENTURA (2002). Burned land mapping using NOAA-AVHRR and TERRA-MODIS. *IV International Conference on Forest Fire Research. 2002 Wildland Fire Safety Summit*, Luso, Coimbra, Portugal, Millpress, 45.

- MARTÍN, M. P., I. GÓMEZ y E. CHUVIECO (2005). Performance of a burned-area index (BAIM) for mapping Mediterranean burned scars from MODIS data. *Proceedings of the 5th International Workshop on Remote Sensing and GIS applications to Forest Fire Management: Fire Effects Assessment*. J. Riva, F. Pérez-Cabello y E. Chuvieco. Paris, Universidad de Zaragoza, GOF-C-GOLD, EARSeL: 193-198.
- MARTÍNEZ, B., J. MELIÁ, J. SAN MIGUEL y P. BARBOSA (2002). An optimized burned area detection method based on the GESAVI. *IV International Conference on Forest Fire Research. 2002 Wildland Fire Safety Summit*, Luso, Coimbra, Portugal, 11.
- MATSON, P., L. JOHNSON, C. BILLOW, J. D. MILLER y R. PU (1994). Seasonal patterns and remote spectral estimation of canopy chemistry across the Oregon transect. *Ecological Applications* **4**: 280-298.
- MCCARTY, J. L., C. O. JUSTICE y S. KORONTZI (2007). Agricultural burning in the Southeastern United States detected by MODIS. *Remote Sensing of Environment* **108**: 151-162.
- MIETTINEN, J., A. LANGNER y F. SIEGERT (2007). Burnt area estimation for the year 2005 in Borneo using multi-resolution satellite imagery. *International Journal of Wildland fire* **16**: 45-53.
- MOREIRA, R. P., B. SOTO y F. DÍAZ-FIERROS (1991). Efectos ecologicos de los Incendios Forestales: I. Factores que determinan la susceptibilidad y el impacto del Fuego. *1as Jornadas sobre Incendios Forestales*, El Bierzo, 23-31.
- MORGERA, E. y M. T. CIRELLI (2009). Forest Fires and the law. A guide for national drafters based on the Fire Management Voluntary Guidelines. Development Law Service FAO Legal Office, Rome: 175.
- MORISSETTE, J. T., F. BARET y S. LIANG (2006). Special issue on global land product validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **44**(7): 1695-1697.
- MUTANGA, O., A. K. SKIDMORE y H. H. T. PRINS (2004). Predicting in situ pasture quality in the Kruger National Park, South Africa, using continuum-removed absorption features. *Remote Sensing of Environment* **89**: 393-408.
- NARUMALANI, S., D. R. MISHRA, J. BURKHOLDER y P. B. T. MERANI (2006). A comparative evaluation of ISODATA and spectral angle mapping for the detection of saltcedar using airborne hyperspectral imagery. *Geocarto International* **21**(2): 59-66.
- NAVEH, Z. (1995). Conservation, restoration, and research priorities for Mediterranean uplands threatened by global change. *Global change and mediterranean type ecosystems*. J. M. Moreno. New York, Springer-Verlag: 482-507.
- NAVEH, Z. y A. S. LIEBERMAN (1984). *Landscape ecology: theory and application*. New York, Berlin, Heidelberg, Tokyo, Springer-Verlag, 356.
- OLIVA, P., S. JURDAO, J. MARTÍNEZ y E. CHUVIECO (2008). Validación y comparación de los productos MODIS y AATSR para la detección de focos activos en la España peninsular y Baleares en el año 2003. *Espacio, tiempo y forma. Geografía* **1**: 141-150.
- OLIVA, P., M. P. MARTÍN y E. CHUVIECO (2009). Burned area mapping with MERIS post-fire image. *International Journal of Remote Sensing* **in press**.
- OLSEN, S. C., D. L. STEVENS y D. WHITE (1998). Applications of global grids in environmental sampling. *Computing science and statistics* **30**: 279-283.
- OPAZO, S. y E. CHUVIECO (2007). Utilización de productos MODIS para la cartografía de áreas quemadas. *Revista de Teledetección* **27**: 27-43.
- PATTERSON, M. W. y S. R. YOOL (1998). Mapping fire-induced vegetation mortality using Landsat Thematic Mapper data: a comparison of linear transformation techniques. *Remote Sensing of Environment* **65**: 132-142.
- PEARSON, R. L. y L. D. MILLER (1972). Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short grass prairie. *VIII International symposium on Remote Sensing of the Environment II*, Pawnee National Grassland, Colorado.
- PEREIRA, J. M. C. (1999). A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **37**(1): 217-226.

- PEREIRA, J. M. C., E. CHUVIECO, A. BEUDOIN y N. DESBOIS (1997). Remote sensing of burned areas: a review. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires*. E. Chuvieco. Alcalá de Henares, Madrid, Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá: 127-184.
- PEREIRA, J. M. C., B. S. PEREIRA, P. BARBOSA, D. STROPPIANA, M. J. P. VASCONCELOS y J. M. GREGOIRE (1999). Satellite monitoring of fire in the EXPRESSO study area during the 1996 dry season experiment: Active fires, burnt area, and atmospheric emissions. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres* **104**(D23): 30701-30712.
- PEREIRA, J. M. C., M. J. P. VASCONCELOS y A. M. SOUSA (2000). A ruled-based system for burned area mapping in temperate and tropical regions using NOAA/AVHRR Imagery. *Biomass Burning and its Inter-Relationship with the climate system*. J. L. Innes, M. Beniston and M. Verstraete. Dordrecht, The Netherlands, Kluwer Academic Publishers: 215-232.
- PICCOLINI, I. y O. ARINO (2000). Towards a Global burned surface World Atlas. *Earth Observation and* **65**: 14-18.
- PINTY, B. y M. M. VERSTRAETE (1992). GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio* **101**: 15-20.
- PIÑEIRO, G., S. PERELMAN, J. P. GUERSCHMAN y J. M. PARUELO (2008). How to evaluate models: Observed vs. predicted or predicted vs. observed? *Ecological modelling* **216**: 316-322.
- PLUMMER, S., O. ARINO, F. FIERENS, G. BORSTLAP, J. CHEN, G. DEDIEU, F. RANERA y M. SIMON (2005). The GLOBCARBON Initiative: Multi-sensor estimation of global biophysical products for global terrestrial carbon studies. *Proceedings of the 2004 Evisat and ERS Symposium*, Frascati, Italy, ESA, 6.
- PLUMMER, S., O. ARINO, M. SIMON y W. STEFFEN (2006). Establishing an earth observation product service for the terrestrial carbon community: The GLOBCARBON Initiative. *Mitigation and adaptation strategies for Global Change* **11**: 97-111.
- PONTIUS, R. G. (2000). Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **66**(8): 1011-1016.
- PONTIUS, R. G. (2002). Statistical methods to partition effects of quantity and location during comparison of categorical maps at multiple resolutions. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **68**(10): 1041-1049.
- PU, R., Z. LI, P. GONG, I. CSISZAR, R. FRASER, W. M. HAO, S. KONDRAGUNTA y F. WENG (2007). Development and analysis of a 12-year daily 1-km forest fire dataset across North America from NOAA/AVHRR data. *Remote Sensing of Environment* **108**: 198-208.
- PYNE, S. J. (2009). Eternal flame: An introduction to the fire history of the Mediterranean. *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean ecosystems*. E. Chuvieco. Berlin, Springer-Verlag: 257.
- QI, J., A. CHEHBOUNI, A. R. HUETE, Y. H. KERR y S. SOROOSHIAN (1994). A modified soil adjusted vegetation index (MSAVI). *Remote Sensing of Environment* **48**: 119-126.
- QUINTANO, C., A. FERNÁNDEZ-MANSO, O. FERNÁNDEZ-MANSO y Y. E. SHIMABUKURO (2006). Mapping burned areas in Mediterranean countries using spectral mixture analysis from a uni-temporal perspective. *International Journal of Remote Sensing* **27**(4): 645-662.
- QUINTANO, C., A. FERNÁNDEZ, J. A. DELGADO DE LA MATA y Y. E. SHIMABUKURO (2002). Determination of spectral mixture analysis validity for estimating burned area using AVHRR data and multitemporal analysis. *Forest Fire Research & Wildland Fire Safety* Viegas. Rotterdam: 10.
- RAST, M., J. L. BÉZY y S. BRUZZI (1999). The ESA Medium Resolution Imaging Spectrometer MERIS - a review of the instrument and its mission. *International Journal of Remote Sensing* **20**(9): 1681-1702.

- RAZAFIMPANILO, H., R. FROUIN, S. F. IACOBELLIS y R. C. J. SOMERVILLE (1995). Methodology for estimating burned area from AVHRR reflectance data. *Remote Sensing of Environment* **54**: 273-289.
- REISEN, F. y S. K. BROWN (2006). Implications for community health from exposure to bushfire air toxics. *Environmental Chemistry* **3**(4): 235-243.
- RIAÑO, D., J. A. MORENO RUIZ, J. BARÓN MARTÍNEZ y S. L. USTIN (2007). Burned area forecasting using past burned area records and Southern Oscillation Index for tropical Africa (1981-1999). *Remote Sensing of Environment* **107**: 571-581.
- RICHARDS, J. A. (1984). Thematic mapping from multitemporal image data using the Principal Components Transformation. *Remote Sensing of Environment* **16**: 35-46.
- RICHARDS, J. A. y X. JIA (2006). *Remote sensing digital image analysis: A introduction*. Germany, Springer, 393.
- ROLDÁN-ZAMARRÓN, A., S. MERINO DE MIGUEL, F. GONZALEZ-ALONSO, S. GARCÍA-GIGORRO y J. M. CUEVAS (2006). Minas de Rio Tinto (south Spain) forest fire: Burned area assessment and fire severity mapping using Landsat 5-TM, Envisat-MERIS, and Terra-MODIS postfire images. *Journal of Geophysical Research* **111**(G04S11).
- ROUSE, J. W., R. H. HAAS, J. A. SCHELL y D. W. DEERING (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, Greenbelt, Maryland, NASA, 301-317.
- ROY, D. y L. BOSCHETTI (2009). Southern Africa validation of the MODIS, L3JRC and Globcarbon burned-area products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **47**(4): 1032-1044.
- ROY, D., L. BOSCHETTI, C. O. JUSTICE y J. JU (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.
- ROY, D., P. FROST, C. O. JUSTICE, T. LANDMANN, J. ROUX, K. GUMBO, S. MAKUNGWA, K. DUNHAM, R. DU TOIT, K. MHWANDAGARA, A. ZACARIAS, B. TACHEBA, O. DUBE, J. PEREIRA, P. MUCHOVE, J. T. MORISSETTE, S. SANTHANA y D. DAVIES (2005a). The Southern Africa Fire Network (SAFNet) regional burned area product validation protocol. *International Journal of Remote Sensing* **97**: 137-162.
- ROY, D., L. GIGLIO, J. D. KENDALL y C. O. JUSTICE (1999). Multi-temporal active-fire based burn scar detection algorithm. *International Journal of Remote Sensing* **20**(5): 1031-1038.
- ROY, D., C. O. JUSTICE y L. BOSCHETTI (2006). Global Mapping of fire-affected areas using multitemporal MODIS data: The MCD45 Product. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Denver, CO, USA, 4.
- ROY, D. P., Y. JIN, P. E. LEWIS y C. O. JUSTICE (2005b). Prototyping a global algorithm for systematic fire-affected area mapping using MODIS time series data. *Remote Sensing of Environment* **97**: 137-162.
- ROY, D. P., P. E. LEWIS y C. O. JUSTICE (2002). Burned area mapping using multi-temporal moderate spatial resolution data - a bi-directional reflectance model-based expectation approach. *Remote Sensing of Environment* **83**: 263-286.
- SCHOLES, R. J. y M. R. VANDERMERWE (1996). Greenhouse Gas Emissions From South Africa. *South African Journal of Science* **92**(5): 220-222.
- SCHOLES, R. J., D. E. WARD y C. O. JUSTICE (1996). Emissions of Trace Gases and Aerosol Particles Due to Vegetation Burning In Southern Hemisphere Africa. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres* **101**(D19): 23677-23682.
- SEILER, W. y P. J. CRUTZEN (1980). Estimates of gross and net fluxes of carbon between the biosphere and the atmosphere from biomass burning. *Climatic Change* **2**: 207-247.
- SHIMABUKURO, Y. E., B. N. HOLBEN y C. J. TUCKER (1994). Fraction images derived from NOAA-AVHRR data for studying the deforestation in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing* **15**: 517-520.

- SILVA, J. M. N., J. F. C. L. CADIMA, J. M. C. PEREIRA y J. M. GRÉGOIRE (2004). Assessing the feasibility of a global model for multi-temporal burned area mapping using SPOT-VEGETATION. *International Journal of Remote Sensing* **25**(22): 4889-4913.
- SILVA, J. M. N., J. M. C. PEREIRA, A. I. CABRAL, A. C. L. SÁ, A. J. P. VASCONCELOS, B. MOTA y J. M. GRÉGOIRE (2003). An estimate of the area burned in southern Africa during the 2000 dry season using SPOT-VEGETATION satellite data. *Journal of Geophysical Research* **108**: 11.
- SILVA, J. M. N., A. M. O. SAOUSA, J. M. C. PEREIRA, K. TANSEY y J. M. GRÉGOIRE (2002). A contribution for a global burned area map. *Forest Fire Research & Wildland Fire Safety*. Viegas. Rotterdam.
- SIMON, M. (2002). GLOBSCAR products qualification report. European Space Agency, Frascati, Italy: 103.
- SIMON, M., S. PLUMMER, F. FIERENS, J. J. HOELZEMANN y O. ARINO (2004). Burnt area detection at global scale using ATSR-2: The GLOBSCAR products and their qualification. *Journal of Geophysical Research* **109**(D14S02).
- SMITH, A. M. S., N. A. DRAKE, M. J. WOOSTER, A. T. HUDAK, Z. A. HOLDEN y C. J. GIBBONS (2007). Production of Landsat ETM+ reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. *International Journal of Remote Sensing* **28**(12): 2753-2775.
- SOTIS, G. y F. BALDUCCI (2007). ENVISAT-1 Products Specifications: MERIS Products Specifications. European Space Agency: 293.
- SOUZA, C. M., D. A. ROBERTS y M. A. COCHRANE (2005). Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. *Remote Sensing of Environment* **98**: 329-343.
- STROPPIANA, D., J. M. GRÉGOIRE y J. M. C. PEREIRA (2003a). The use of SPOT VEGETATION data in a classification tree approach for burnt area mapping in Australian savanna. *International Journal of Remote Sensing* **24**(10): 2131-2151.
- STROPPIANA, D., S. PINNICK, J. M. C. PEREIRA y J. M. GRÉGOIRE (2002). Radiometric analysis of SPOT-VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia. *Remote Sensing of Environment* **82**: 21-37.
- STROPPIANA, D., K. TANSEY, J. M. GRÉGOIRE y J. M. C. PEREIRA (2003b). An Algorithm for mapping burnt areas in Australia using SPOT-VEGETATION data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **41**(4): 907-909.
- SUKHININ, A. I., N. H. F. FRENCH, E. S. KASISCHKE, J. H. HEWSON, A. J. SOJA, I. CSISZAR, E. J. HYER, T. LOBODA, S. G. CONRAD, V. I. ROMASKO, E. A. PAVLICHENKO, S. I. MISKIV y O. A. SLINKINA (2004). AVHRR-based mapping of fires in Russia: New products for fire management and carbon cycle studies. *Remote Sensing of Environment* **93**: 546-564.
- SWAIN, P. H. y S. M. DAVIS, Eds. (1978). *Remote sensing: the quantitative approach*. New York, McGraw-Hill.
- TANSEY, K. (2002). Implementation of the regional burnt area algorithms for the GBA-2000 initiative. European Commission, Brussels: Publ. EUR 20532 EN.
- TANSEY, K., J. M. GRÉGOIRE, E. BINAGHI, L. BOSCHETTI, P. A. BRIVIO, D. ERSHOV, S. FLASSE, R. FRASER, D. GRAETZ, M. MAGGI, P. PEDUZZI, J. PEREIRA, J. M. N. SILVA, A. M. O. SOUSA y D. STROPPIANA (2004a). A global inventory of burned areas at 1 Km resolution for the year 2000 derived from SPOT-VEGETATION data. *Climatic Change* **67**(2-3): 345-377.
- TANSEY, K., J. M. GRÉGOIRE, P. DEFOURNY, R. LEIGH, J. F. PEKEL, E. VAN BOGAERT y E. BARTHOLOMÉ (2008). A new, global, multi-annual (2000-2007) burnt area product at 1 km resolution. *Geophysical Research Letters* **35**(L01401): 6.
- TANSEY, K., J. M. GRÉGOIRE, J. PEREIRA, P. DEFOURNY, R. LEIGH, A. BARROS, J. F. PEKEL, J. M. N. SILVA, BOGAERT, E. BARTHOLOMÉ y S. BONTEMPS (2007). A

- global, multi-year (2000-2007), validated burnt area product (L3JRC) derived from daily SPOT VEGETATION data. *6th International Workshop on advances in RS and GIS applications in forest fire management: Towards an operational use of remote sensing in forest fire management.*, Thessaloniki, Greece, Aristotle University.
- TANSEY, K., J. M. GRÉGOIRE, D. STROPPIANA, A. M. O. SOUSA, J. M. N. SILVA, J. M. C. PEREIRA, L. BOSCHETTI, M. MAGGI, P. A. BRIVIO, R. FRASER, S. FLASSE, D. ERSHOV, E. BINAGHI, D. GRAETZ y P. PEDUZZI (2004b). Vegetation burning in the year 2000: Global burned area estimates from SPOT-VEGETATION data. *Journal of Geophysical Research* **109**(D14S03): 22.
- TRABAUD, L. y J. F. GALTÍÉ (1996). Effects of fire frequency on plant communities and landscape pattern in the Massif des Alpes (southern France). *Landscape Ecology* **11**(4): 215-224.
- TRIGG, S. y S. FLASSE (2000). Characterizing the spectral-temporal response of burned savannah using in situ spectroradiometry and infrared thermometry. *International Journal of Remote Sensing* **21**(16): 3161-3168.
- TRIGG, S. y S. FLASSE (2001). An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah. *International Journal of Remote Sensing* **22**(13): 2641-2647.
- VAFEIDIS, A. T. y N. A. DRAKE (2005). A two-step method for estimating the extent of burnt areas with the use of coarse-resolution data. *International Journal of Remote Sensing* **26**(11): 2441-2459.
- VAN DER MEER, F. D. (2000). Spectral curve shape matching with a continuum removed CCSM algorithm. *International Journal of Remote Sensing* **21**(16): 3179-3185.
- VAN DER WERF, G. R., J. T. RANDERSON, G. J. COLLATZ y L. GIGLIO (2003). Carbon emissions from fires in tropical and subtropical ecosystems. *Global Change Biology* **9**: 547-562.
- VAN DER WERF, G. R., J. T. RANDERSON, G. J. COLLATZ, L. GIGLIO, P. KASIBHATLA, A. F. ARELLANO, S. C. OLSEN y E. KASISCHKE (2004). Continental Scale-partitioning of fire emissions during the 1997 to 2001 El Niño/La Niña period. *Science* **303**: 73-76.
- VAN DER WERF, G. R., J. T. RANDERSON, L. GIGLIO, G. J. COLLATZ, P. S. KASIBHATLA y A. F. ARELLANO (2006a). Interannual variability in global biomass burning emissions from 1997 to 2004. *Atmospheric Chemistry and Physics* **6**: 3423-3441.
- VAN DER WERF, G. R., J. T. RANDERSON, L. GIGLIO, G. J. COLLATZ, P. S. KASIBHATLA y J. ARELLANO (2006b). Interannual variability in global biomass burning emissions from 1997 to 2004. *Atmospheric Chemistry and Physics* **6**: 3423-3441.
- VAN WAGTENDONK, J. W., R. R. ROOT y C. H. KEY (2004). Comparison of AVIRIS and Landsat ETM+ detection capabilities for burn severity. *Remote Sensing of Environment* **92**: 397-408.
- VÉLEZ, R. (2000a). *La defensa contra incendios forestales. Fundamentos y experiencias*. Madrid, McGraw-Hill. Interamericana de España S.A.U., 1281.
- VÉLEZ, R. (2000b). Los incendios forestales en la cuenca mediterránea. *La defensa contra incendios forestales. Fundamentos y experiencias*. R. Vélez. Madrid, Mc Graw Hill: Capítulo 3.
- VIEDMA, O., J. M. MORENO y I. RIEIRO (2006). Interactions between land use/land cover change, forest fires and landscape structure in Sierra de Gredos (Central Spain). *Environmental Conservation* **33**(3): 212-222.
- VON HOYNINGEN-HUENE, W., M. FREITAG y J. B. BURROWS (2003). Retrieval of aerosol optical thickness over land surfaces from top-of-atmosphere radiance. *Journal of Geophysical Research* **108**(D9): 4260-4279.
- VON HOYNINGEN-HUENE, W., A. A. KOKHANOVSKY, J. B. BURROWS, V. BRUNIQUE-PINEL, P. REGNER y F. BARET (2006). Simultaneous determination of aerosol and surface characteristics from top-of-atmosphere reflectance using MERIS on board of ENVISAT. *Advances in Space Research* **37**: 2172-2177.

- ZARCO-TEJADA, P. J., J. D. MILLER, J. HARRON, H. BAOXIN, T. L. NOLAND, N. GOEL, G. H. MOHAMMED y P. SAMPSON (2004). Needle chlorophyll content estimation through model inversion using hyperspectral data from boreal conifer forest canopies. *Remote Sensing of Environment* **89**: 189-199.
- ZARCO-TEJADA, P. J. y J. R. MILLER (1999). Land cover mapping at BOREAS using red edge spectral parameters from CASI imagery. *Journal of Geophysical Research* **104**(22): 27.921-27.933.
- ZHANG, Y. H., M. J. WOOSTER, O. TULUBALINA y G. L. W. PERRY (2003). Monthly burned area and forest fire carbon emission estimates for the Russian Federation from SPOT VGT. *Remote Sensing of Environment* **87**: 1-15.