

EMPLEO DE IMÁGENES DE SATÉLITE PARA MEDIR LA ESTRUCTURA DEL PAISAJE: ANÁLISIS CUANTITATIVO Y REPRESENTACIÓN CARTOGRÁFICA

Emilio Chuvieco Salinero¹

RESUMEN

En este trabajo se muestran algunos métodos numéricos para medir la estructura del paisaje sobre imágenes de satélite. Para ello, se toma como ejemplo el efecto producido sobre el mosaico espacial por un incendio forestal de grandes proporciones ocurrido en 1991 en la comarca de Buñol (Valencia). A partir de imágenes Landsat-TM y NOAA-AVHRR adquiridas antes y después de ese evento se han calculado una serie de medidas de textura, forma y diversidad espacial. Estos indicadores permiten concluir que, al menos a corto plazo, el incendio provoca un aumento de la uniformidad del paisaje, observable tanto a escala local, como regional.

1. INTRODUCCIÓN

Resulta casi superfluo señalar la importancia ambiental y económica que tienen los incendios forestales. De acuerdo a algunos autores, los incendios suponen casi el 40 % de todo el anhídrido carbónico emitido a la atmósfera por combustibles fósiles (Cofer et al., 1990), siendo el principal agente de la intensa deforestación que vive el bosque tropical.

Los incendios conllevan importantes pérdidas en los recursos forestales y paisajísticos, aumentan la desprotección del suelo frente a la erosión, implican una pérdida de biodiversidad y, en muchos casos, también de vidas humanas en las tareas de extinción. La teledetección espacial

resulta una fuente idónea de datos para la prevención de incendios, así como para evaluar su extensión y efectos. Los ámbitos de aplicación pueden resumirse en los siguientes aspectos:

(1) Seguimiento del estado del combustible, de cara a estimar el peligro de ignición (Paltridge y Barber, 1988; Alonso et al., 1996).

(2) Cartografía de la combustibilidad de la vegetación, con objeto de elaborar mapas de riesgo, integrando esa información con otras variables topográficas o de accesibilidad (Chuvieco y Salas, 1996).

(3) Cartografía e inventario de áreas quemadas, tanto a escala global (Setzer y Pereira, 1991; Chuvieco y Martín, 1994), como local (Chuvieco y Congalton, 1988).

(4) Estudio de intensidades de daño (Hall et al., 1980) y de la regeneración vegetal tras el incendio (Jakubauskas et al., 1990; López y Caselles, 1991).

En este trabajo, presentamos otra aportación del análisis de imágenes al estudio de incendios, centrada en la medida del cambio paisajístico que introduce este fenómeno. Varios autores han señalado la importante relación entre morfología del paisaje e incendios (Leitner et al., 1991). Esa relación tiene dos direcciones: por un lado, el incendio implica una transformación de la estructura del paisaje, conduciéndolo a una mayor

1. Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá, Colegios 2, 28801 Alcalá de Henares

uniformidad; por otro, la mayor homogeneidad del paisaje —por ejemplo, como consecuencia del abandono de espacios agrícolas o la reforestación mono-específica— implica un aumento del riesgo de incendios, al perderse algunos cortafuegos asociados al uso del suelo. Aquí vamos a centrarnos en el primer aspecto, analizando el efecto homogeneizador de un incendio forestal a partir del análisis de imágenes adquiridas antes y después del evento.

Partimos de una doble hipótesis de partida:

- (1) el incendio forestal implica una homogeneización del paisaje y, en consecuencia, una pérdida de la diversidad vegetal,
- (2) ese efecto homogeneizador será más evidente a mayor escala, puesto que al aumentar el detalle aumenta la variedad paisajística.

2. TELEDETECCIÓN Y ECOLOGÍA DEL PAISAJE

A lo largo de las últimas décadas, la observación de la Tierra desde el espacio ha ganado un creciente protagonismo en los estudios medio ambientales. De considerarse una técnica novedosa, atractiva, pero poco aplicable a la resolución de problemas específicos, cada vez se concibe más como una fuente muy valiosa de información, tanto por la perspectiva global que aporta, como por la periodicidad y consistencia de los datos adquiridos.

En los primeros años de vida del sensor Landsat-MSS, las aplicaciones desarrolladas pretendían obtener un inventario y cartografía de un determinado fenómeno: cobertura del suelo, litologías, tipos de nieve, etc. En pocas palabras, las imágenes se utilizaban para segmentar el espacio, de cara a obtener cartografía temática. Con ese fin se desarrollaron toda una serie de técnicas de clasificación, visual y digital, puesto

que se pretendía dividir el espacio analizado en categorías homogéneas (Chuvieco, 1996).

En una segunda fase, las imágenes comienzan a aplicarse al seguimiento de fenómenos dinámicos: crecimiento urbano, desecación de humedales, efectos de incendios o plagas, etc. Bajo esta óptica, el fin del análisis no era tanto establecer fronteras entre categorías, como señalar aquellas zonas de la imagen que habían experimentado cambios entre dos o más fechas. Esa detección de cambios podía hacerse sobre imágenes previamente clasificadas o, de modo más habitual, sobre transformaciones de las bandas originales (índices de vegetación). En este segundo caso, el cambio podía medirse en una escala continua, ya que las imágenes de partida eran cuantitativas y, por tanto, las técnicas aplicadas podían también serlo (restas entre fechas, regresión, componentes principales: Singh, 1986).

Un tercer enfoque considera a las imágenes de satélite como una medición sistemática de ciertas variables de interés. En pocas palabras, la exploración que realizan los equipos sensores puede concebirse como un medio de recabar información cuantitativa sobre parámetros que no serían obtenibles con métodos convencionales. El caso más evidente es el estudio de la temperatura superficial del mar. Previamente al diseño de satélites oceanográficos, sólo se realizaban mediciones en puntos muy distantes (boyas), interpolándose esos valores al resto de la superficie marina. Con la observación espacial pueden obtenerse mediciones de la temperatura, la salinidad o la clorofila del agua a intervalos regulares, en un rango de cientos de metros a pocos kilómetros. En consecuencia, aquí la teledetección se orienta a generar variables biofísicas, mediante algún modelo que relacione las medidas del sensor (reflectividad, emitancia) con dichas variables.

Finalmente, las imágenes de satélite también pueden considerarse como un mosaico donde pueden medirse las relaciones espaciales entre los objetos. Bajo este punto de vista, lo que se pretende es medir la estructura espacial de la información detectada: compacidad, conectividad, diversidad, etc., aprovechando el carácter digital de la imagen. En esta óptica se incluye el trabajo que aquí se presenta, que pretende utilizar el soporte de las imágenes para medir cómo un incendio forestal afecta a la estructura del paisaje.

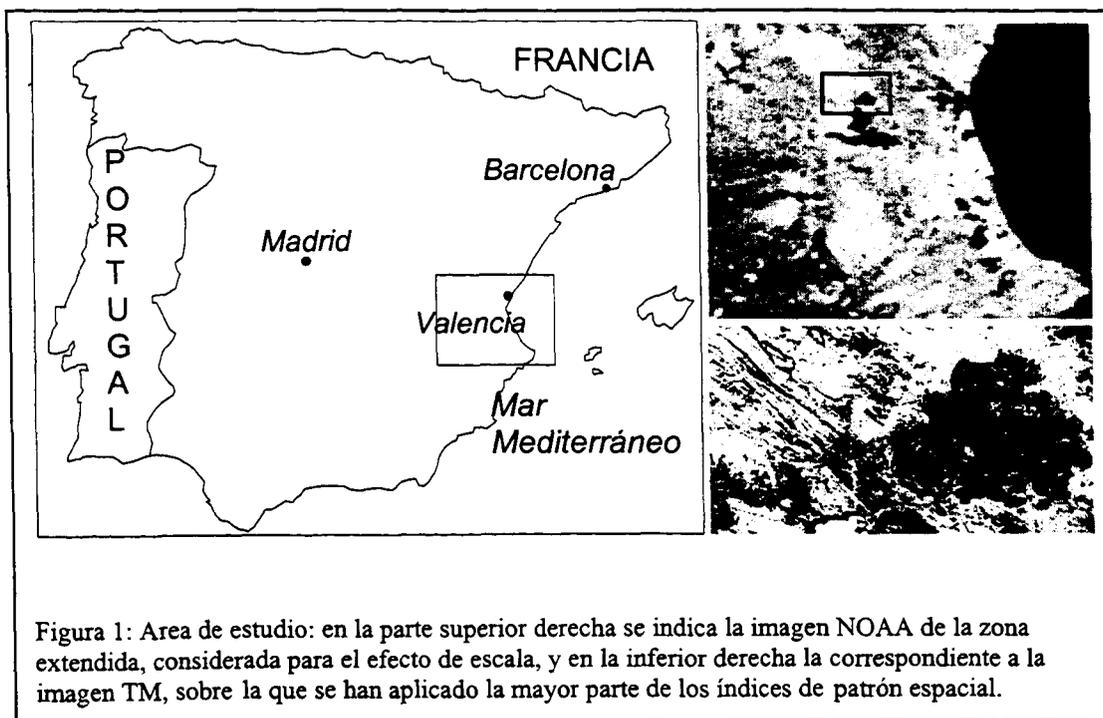
El empleo de imágenes de satélite en ecología del paisaje tiene una historia reciente, pero ya cuenta con interesantes ejemplos (Gulinck et al., 1991 y 1993). La teledetección ofrece una visión sinóptica del territorio, constituye un conjunto homogéneo de medidas y facilita el seguimiento multitemporal de fenómenos que afectan a la composición del territorio (Delbaere y Gulinck, 1995). A partir de imágenes de satélite pueden delimitarse unidades ecológicas, sobre las que se apliquen distintas medidas para estudiar su estructura espacial: fragmentación, forma, abundancia, especificidad, presencia de fronteras o

corredores (Ripple et al., 1991; Pastor y Broshart, 1990; O'Neill et al., 1988). Las tendencias más recientes en ecología del paisaje subrayan el interés de relacionar estos patrones espaciales con la actuación de determinados procesos ecológicos (alteraciones provocadas por plagas o incendios, movimiento y persistencia de organismos, redistribución de nutrientes y materia: Turner, 1989). En diversos trabajos se ha demostrado cómo estas interacciones entre patrón espacial y paisaje son muy dependientes de la escala (Turner et al., 1989; Benson y MacKenzie, 1995), por lo que la teledetección resulta una fuente de información clave, al permitir contrastar fenómenos observados tradicionalmente, mediante trabajos de campo, a escala mucho más detallada.

3.METODOLOGÍA

3.1. Área de estudio

El área elegida para verificar las hipótesis anteriormente planteadas se sitúa en la costa mediterránea (figura 1). Se trata de un sector de la serranía interior de Valencia denominado Hoya de



Buñol, a unos 30 kilómetros al oeste de la ciudad de Valencia. El área, predominantemente cubierta por matorral esclerófilo y pinares, fue afectada por un gran incendio en el verano de 1991, que arrasó unas 18.000 hectáreas de superficie forestal. Se originó por una causa natural (tormenta seca), ayudando en su extensión los fuertes vientos reinantes y la aparición de focos secundarios, al parecer intencionados (Martín y Chuvieco, 1995).

3.2. Material de trabajo

Para analizar este gran incendio, adquirimos dos imágenes Landsat-TM correspondientes a mediados de julio y agosto de 1991 (poco antes y poco después del incendio). Además, se seleccionaron dos imágenes NOAA-AVHRR para fechas similares a las TM. En cuanto a información auxiliar, contamos con una cartografía de cubiertas forestales (escala 1:1.000.000), el modelo digital del terreno y la red de carreteras e hidrográfica.

3.3. Correcciones y generación de índices de vegetación

Tanto las imágenes Landsat-TM como las NOAA-AVHRR fueron corregidas geométricamente a proyección UTM. En el primer caso, utilizamos un conjunto de 24 puntos de control sobre la imagen previa al incendio, registrando las otras dos sobre ésta para facilitar la búsqueda de elementos comunes. Para las imágenes AVHRR, la corrección se realizó en un doble proceso: navegación de la imagen con modelos orbitales y ajuste multitemporal con puntos de control. En este paso, el píxel se remuestreó a 1 km². Del área total abarcada por el incendio se extrajo una pequeña ventana, de 559 x 275 píxeles en la imagen TM y 17 x 9 en la AVHRR. Esta imagen incluye una parte del área quemada y un sector de vegetación no afectada por el fuego (fig. 2).

A continuación las imágenes de ambos sensores fueron convertidas a índices de vegetación normalizados (NDVI), con objeto de simplificar los tratamientos, paliar la distorsión provocada por las condiciones de iluminación y facilitar la comparación entre sensores, ya que el NDVI tiene un sentido físico equiparable en ambos sensores y consistente entre fechas.

El cálculo del NDVI se realizó de acuerdo a la siguiente fórmula propuesta por Che y Price (1992):

$$NDVI = \frac{L_{ir}/S_{ir} - L_r/S_r}{L_{ir}/S_{ir} + L_r/S_r}$$

donde L_{ir} y L_r corresponden a las radiancias en las bandas infrarrojo cercano y rojo (la 2 y 1 para el caso del sensor AVHRR, y la 4 y 3 para el TM, respectivamente), y S_{ir} y S_r indican los valores de la irradiancia solar en el techo de la atmósfera para esas mismas bandas. Los valores de radiancia se obtuvieron a partir de los niveles digitales originales, teniendo en cuenta los coeficientes de calibrado de cada sensor. Aunque el NDVI originalmente varía entre -1 y +1, se escaló el resultado, para ambos sensores, entre 0 y 250 con objeto de evitar números decimales o negativos.

3.4. Técnicas para medir la estructura del paisaje

Una vez obtenidos los NDVI de cada imagen, las comparaciones entre fechas y sensores resultan coherentes, si bien el rango de valores en las TM no coincide con las AVHRR, que muestran medias notablemente más bajas, tal vez como consecuencia de un calibrado más grosero. En cualquier caso, en este trabajo no se comparan propiamente los sensores entre sí, sino que abordamos una comparación multitemporal, en cada sensor, para las imágenes previas y posteriores al fuego.

A efectos de claridad en la exposición, vamos a agrupar las técnicas para medir la

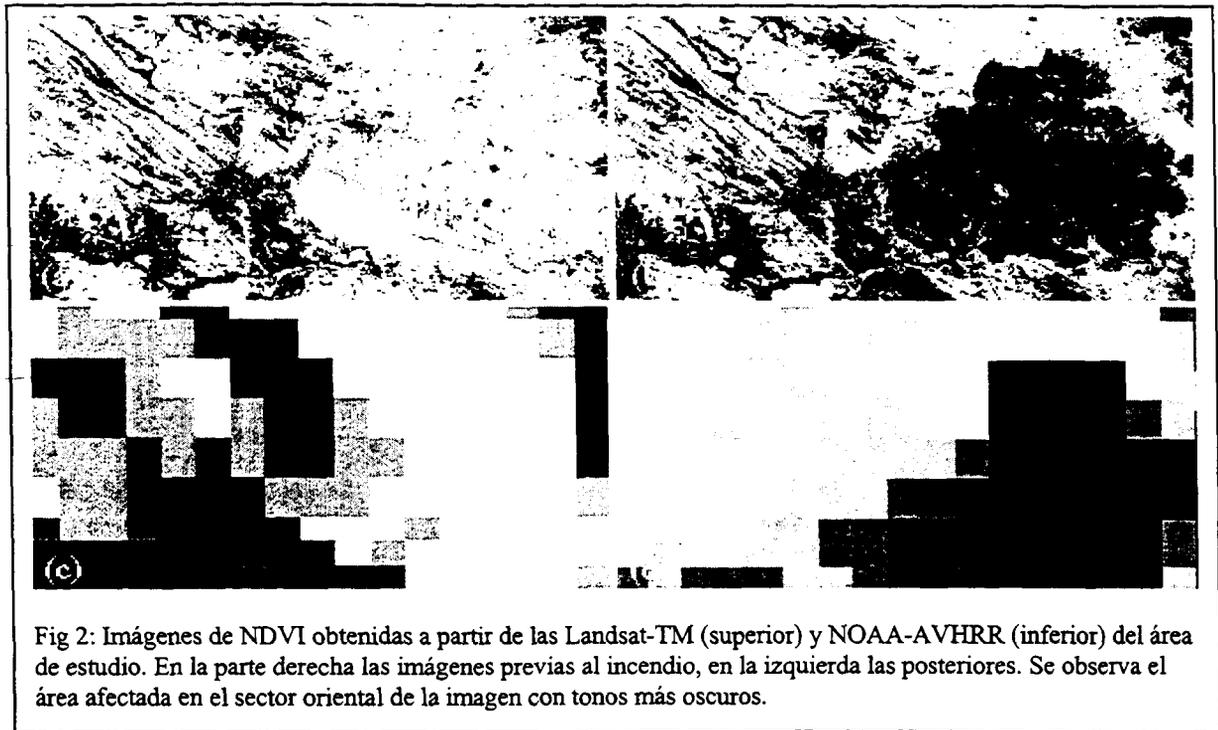


Fig 2: Imágenes de NDVI obtenidas a partir de las Landsat-TM (superior) y NOAA-AVHRR (inferior) del área de estudio. En la parte derecha las imágenes previas al incendio, en la izquierda las posteriores. Se observa el área afectada en el sector oriental de la imagen con tonos más oscuros.

estructura espacial del paisaje en dos grupos, en función de la escala de medida sobre la que se basen. Así, podemos distinguir entre las que requieren una variable de intervalo, como es el caso de las bandas originalmente detectadas por el sensor o de las transformaciones aritméticas (índices de vegetación, componentes principales, etc.), y las que asumen una variable nominal, en donde la escena ya está categorizada en una serie de clases temáticas, sin relación numérica entre ellas. En el primer grupo estarían aquellas técnicas que asumen un espacio continuo, mientras en el segundo se parte de una previa discretización.

3.4.1. Medidas para variables de intervalo

Como antes se ha indicado, estos índices asumen que la imagen está formada por valores continuos, por lo que pueden realizarse operaciones aritméticas entre píxeles vecinos.

Éste es el caso de las bandas originales y de algunas transformaciones cuantitativas, como los índices de vegetación que utilizamos en este trabajo.

Algunos índices de textura espacial para este tipo de imágenes son los siguientes:

(1) Desviación típica de los valores encontrados a lo largo de un perfil espacial, al ser mayor la heterogeneidad espacial, aumentaría también este valor, pues el transecto encontraría píxeles con valores más diversos.

(2) Autocorrelación espacial. Como es bien sabido, los fenómenos geográficos no se dan de modo independiente en el espacio, sino que tienden a estar asociados en función de la distancia (Cliff y Ord, 1973). Así ocurre también entre los píxeles de la imagen, que tenderán a estar más asociados cuanto mayor sea la homogeneidad de la imagen. Una medida habitual para este tipo de análisis es el estadístico I de Moran:

$$I = (n/2A) * ((\sum_{i,n} \sum_{j,n} z_i z_j) / \sum_{i,n} z_i^2)$$

donde n indica el número de píxeles considerados, A el número de posibles uniones entre esos píxeles, z_i la desviación del píxel i frente a la media ($x_i - x_{med}$), y z_j las desviaciones frente a la media de

todos píxeles adyacentes al píxel i . El valor del índice oscila entre -1 y $+1$, aumentando cuanto mayor sea la uniformidad espacial del paisaje. En consecuencia, se espera que el valor de I aumente después del incendio.

(3) Semi-variograma. Basado sobre el mismo concepto de autocorrelación espacial, puede obtenerse un gráfico que muestre cómo se modifica la varianza espacial (esto es, la dispersión de un conjunto de píxeles vecinos) con la distancia, lo que permite tener una idea bastante precisa de la variación espacial de una imagen. El semi-variograma se obtiene a partir de la siguiente función (Chica, 1988):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2NP(h)} \sum_{i=1}^{NP(h)} (ND(x_i + h) - ND(x_i))^2$$

donde $\gamma(h)$ indica la varianza espacial para una distancia h , $NP(h)$ el número de píxeles incluidos en ese radio h , y $ND(x_i)$ el valor correspondiente al píxel x_i . El semi-variograma se puede calcular en una dirección determinada o, lo que es más habitual en teledetección, en un radio, considerando todas las distancias. La representación gráfica de $\gamma(h)$ nos muestra cómo aumenta la varianza en función de la distancia (fig. 3). Inicialmente la curva tiende a un trazado ascendente, ya que al considerar píxeles más alejados la varianza aumenta. Llega un momento en que se estabiliza, de tal forma que al incrementarse el radio de cálculo no aumenta la varianza significativamente. Esa distancia crítica se denomina alcance (*range*), y el valor al que se estabiliza la varianza, meseta (*sill*). Alcance y meseta son de gran interés para entender la estructura espacial de una imagen. Cuanto mayor contraste espacial presente la imagen, tanto el rango como la meseta tenderán a ser mayores. La proporción en la que varía una y otra depende de las características de la imagen.

(4) Medidas sobre la matriz de coincidencias. Esta matriz indica el número de veces que un determinado valor de píxel aparece

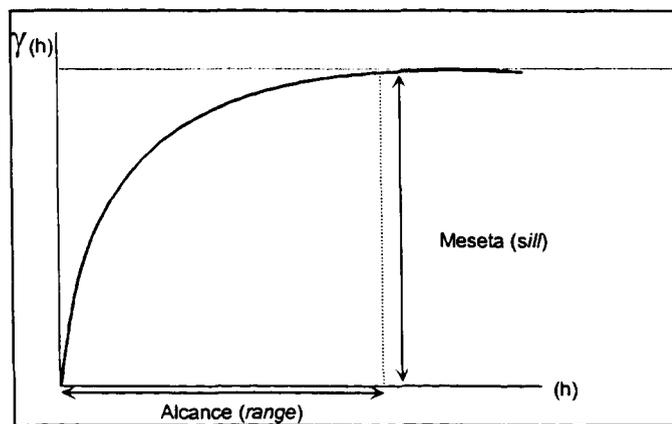


Fig. 3: Esquema para la interpretación de un semi-variograma

junto a otro. La matriz se calcula para los píxeles adyacentes en una determinada ventana de la imagen (normalmente de 3×3 píxeles), que se va desplazando iterativamente en toda la imagen, calculándose en cada paso la textura local. Como el rango original de valores de un píxel está comprendido entre 0 y 255, para cada ventana de la imagen se crearía una matriz de 256×256 posibles cruces, lo que demanda una gran cantidad de cálculos. En consecuencia, para simplificar el proceso, suele reducirse el rango original de valores de píxel (en nuestro caso a 64 niveles). Por la misma razón, se promedian las conexiones posibles en las cuatro direcciones. Sobre esa matriz de co-ocurrencia pueden calcularse diversas medidas de textura local que se han demostrado de gran interés, especialmente en aplicaciones urbanas (Gong et al., 1992; Molina y Chuvieco, 1996). Para este trabajo, hemos utilizado cuatro de las medidas que pueden calcularse a partir de la matriz de co-ocurrencia, la homogeneidad, contraste, disimilaridad y segundo momento angular. Estas medidas se definen como (PCI, 1994):

$$\text{Homogeneidad} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \frac{F_{i,j}}{(1 + (ND_i - ND_j)^2)}$$

$$\text{Contraste} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n F_{i,j} (\text{ND}_i - \text{ND}_j)^2$$

$$\text{Disimilaridad} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n F_{i,j} |\text{ND}_i - \text{ND}_j|$$

$$\text{Seg.Mom.Ang.} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n F_{i,j}^2$$

donde ND_i y ND_j indican los valores digitales de una fila i y una columna j de la matriz de co-ocurrencia (esto es, qué valor está junto a otro en la imagen), $F_{i,j}$ es la frecuencia relativa de coincidencias entre esos valores i y j , y m - n son las dimensiones de la matriz de co-ocurrencia (64 x 64 en nuestro caso). Los paréntesis planos en el caso de la disimilaridad indican que el valor resultante debe tomarse sin considerar el signo. En nuestro trabajo, la matriz de co-ocurrencia se calculó para ventanas de 3 x 3 píxeles.

(5) Dimensión textural. Las medidas calculadas a partir de la matriz de coincidencias presentan algunos problemas, ya que ésta se encuentra influida por el contraste tonal de la imagen (y no sólo por el espacial), y resulta algo subjetiva la decisión sobre la distancia máxima para considerar dos píxeles como contiguos (Wang y He, 1990). Para solventar estos problemas, se ha propuesto una medida alternativa basada en la llamada unidad de textura, que se define a partir de una ventana de 3 x 3 píxeles, el central y los ocho circundantes. El valor de esta unidad se calcula a partir de la siguiente fórmula (Wang y He, 1990):

$$\text{NUT} = \sum_{j=1,8} 3^{i-1} E_i$$

donde NUT indica número de unidad de textura y E_i es la medida de textura para cada píxel de la ventana. E_i vale 0 cuando el ND de ese píxel es inferior al ND del píxel central de la ventana, 1 cuando es igual y 2 cuando es superior. Los NUT pueden ordenarse de varias formas, dependiendo de qué píxel de la ventana inicie el cálculo y en qué sentido se cuente (a favor o en contra de las agujas del reloj). En cualquier caso, el NUT puede variar

entre 0 y 6250 (3^8). A partir de ese valor puede calcularse el denominado "espectro de textura"; se trata de un histograma que indica la frecuencia de píxeles de la imagen en cada NUT, y permite observar los rasgos globales de su contraste espacial. A partir de él se han sugerido calcular algunos índices, como el de simetría entre los valores más bajos y más altos del espectro, o el grado de dirección que presentan las texturas. Se ha comprobado que estas medidas permiten distinguir algunas cubiertas con escaso contraste espectral, como tipos de minerales (Wang y He, 1990) o de especies forestales. En este segundo caso, se observó una notable correlación entre los valores de textura derivados a partir de una imagen pancromática SPOT, y algunos parámetros medidos en terreno como el diámetro de copa, altura del árbol, área basal, edad y diámetro a la altura del pecho (Cohen y Spies, 1992).

3.4.2. Medidas para variables nominales

La mayor parte de las medidas utilizadas hasta el momento en ecología del paisaje suponen que el territorio está dividido en manchas (*patches*), esto es, en unidades contiguas con una determinada cobertura del suelo. Las manchas pueden ser parcelas agrícolas o áreas ocupadas por vegetación natural (por ejemplo, una franja que albergue árboles de ribera). Estas manchas pueden delimitarse visualmente, a partir de una imagen de satélite o de fotografía aérea, o digitalmente, mediante una clasificación asistida por ordenador. En ambos casos, la métrica original de la imagen cambia de una escala de intervalo (valores numéricos equivalentes a valores de radiancia) a otra nominal (categorías de cobertura) y, por tanto, no pueden aplicarse sobre ella los índices previamente analizados.

Para imágenes clasificadas (o, en general, mapas temáticos de distinto tipo) se han propuesto numerosos índices que permiten medir la estructura

espacial de un determinado territorio, considerando la mezcla espacial de categorías (O'Neill et al., 1988; Riitters et al., 1995). Algunos de ellos se aplican sobre toda la escena, como los señalados para imágenes cuantitativas; otros, se calculan para ventanas móviles, normalmente de 3 x 3 píxeles, que se van desplazando sobre la imagen. Entre los primeros cabe destacar la densidad de manchas, dimensión fractal y compacidad, mientras los más empleados para ventanas móviles son la diversidad y dominancia. A continuación se analizan con más detalle estas medidas.

(1) Densidad de manchas, calculada como el número de manchas por unidad de superficie. Como antes indicamos una mancha (*patch*) indica un conjunto de píxeles contiguos con la misma categoría. Mediante técnicas de agregación espacial (*clumping*), pueden obtenerse manchas, al etiquetarse con el mismo número aquellos píxeles que cuenten con la misma categoría temática y sean contiguos. En definitiva, se trata de generar una nueva imagen en donde se obtenga una numeración del mosaico espacial presente en la escena. Esta técnica es bastante común en el entorno de los SIG, en donde se aplica a mapas temáticos con pocas categorías, pero resulta menos frecuente en el tratamiento de imágenes. Habitualmente se calcula para imágenes clasificadas, pero también podría hacerse sobre alguna imagen continua —como es el caso de los índices de vegetación que empleamos en este trabajo— previamente segmentada en un determinado número de intervalos. El cociente entre el número de manchas y la superficie de la imagen nos ofrece una primera valoración sobre la complejidad paisajística de la zona (Dillworth et al., 1994). Un área con una densidad alta de manchas indicará un espacio muy fragmentado. Además del número, también parece interesante considerar el área media de las manchas, lo que puede fácilmente calcularse a partir de un simple histograma de la imagen generada anteriormente. Cuanto mayor sea

el área media, más grandes las manchas que forman el mosaico vegetal.

(2) Forma. Se ha puesto de manifiesto por varios autores el interés de conocer la forma de las manchas presentes en la zona, ya que con la misma superficie un polígono más alargado presenta mayores opciones a la transmisión de especies, y menores obstáculos a la influencia mutua entre las manchas que divide (Turner, 1989). Los índices más habitualmente empleados se centran en el concepto de compacidad, que relaciona el área y el perímetro de las manchas presentes en el paisaje (Gulinck et al., 1991):

$$F = \frac{4\pi A 100}{P^2}$$

(donde A indica el área y P el perímetro), si bien también se han formulado otros criterios basados sobre la relación entre el área de una mancha y el de un círculo (la figura geométrica más compacta):

$$C = \sqrt{\frac{A_p}{A_c}}$$

donde A_p indica el área del polígono y A_c el correspondiente a un círculo que tuviera el mismo perímetro de ese polígono. Al aumentar C el polígono sería más compacto, menos alargado.

(3) Dimensión fractal. Permite medir la complejidad de la forma de una determinada mancha. Su cálculo también se basa en la relación entre el perímetro y el área de los polígonos que forman el mosaico paisajístico. Una forma sencilla de calcular la dimensión fractal (D) de cada mancha es la siguiente expresión (Ripple et al., 1991):

$$P \approx A^{D/2}$$

donde A indica el área y P el perímetro. El valor medio del conjunto de la imagen se obtendría simplemente promediando D para todos los polígonos que la formen. Otros autores proponen calcular la dimensión para el conjunto de un mapa o imagen clasificada, con objeto de comparar la complejidad del patrón espacial presente en distintos territorios (O'Neill et al., 1988). Bajo esta óptica la

dimensión fractal (D) puede calcularse como el doble de la pendiente de la recta de regresión entre los logaritmos del área (A) y del perímetro (P) de los polígonos presentes en el mapa. Algunos autores han observado que la dimensión fractal está directamente asociada con la complejidad paisajística. En un amplio sector del Este de EE.UU. se comprobó que D ofrecía una valoración numérica de los distintos patrones de uso del suelo; cuando D era pequeño, indicaba que las formas resultaban bastante geométricas, lo que apuntaba a una utilización humana del territorio, frente a otros sectores con mayor presencia de espacios naturales, en donde D ofrecía un valor mucho más alto (O'Neill et al., 1988). Asimismo, se ha comprobado que la dimensión fractal aumenta al disminuirse la resolución espacial del sensor, especialmente si la imagen presenta escasa heterogeneidad inicial (Benson y MacKenzie, 1995).

(4) **Dispersión.** Hace referencia a la fragmentación de la imagen, y se calcula como la distancia promedio entre los centroides de las distintas manchas (Ripple et al., 1991). La fragmentación del paisaje es un aspecto de gran importancia en la resistencia al movimiento de especies.

En cuanto a los índices calculados a partir de ventanas locales (normalmente de 3 x 3 píxeles) pueden destacarse los siguientes:

(5) **Diversidad.** Indica la variedad de categorías que pueden encontrarse en una ventana de la imagen (Turner et al., 1989):

$$D = - \sum_{k=1,m} p_k \ln(p_k)$$

donde p_k corresponde a la proporción de la categoría k en la ventana considerada y m al número de categorías presentes en esa ventana. Cuanto mayor sea la diversidad media, mayor variedad espacial en la distribución de las cubiertas, o, dicho de otra forma, la zona presenta un mosaico más variado. La diversidad está directamente

relacionada con la escala de las imágenes, siendo menor al bajar la resolución.

(6) **Dominancia.** Representa la desviación del valor calculado respecto a la máxima diversidad (O'Neill et al., 1988):

$$Do = \ln(m) + \sum_{k=1,m} p_k \ln(p_k)$$

con la misma significación de la fórmula anterior. Cuanto más alto es el valor del índice, mayor predominio tiene una categoría sobre las otras en esa ventana.

(7) **Contagio.** Intenta medir el grado de adyacencia entre categorías frente al máximo posible (O'Neill et al., 1988; Li y Reynolds, 1993):

$$Con = 2 \ln(m) + \sum_{i=1,m} \sum_{k=1,m} p_{ik} \ln(p_{ik})$$

donde p_{ik} indica la proporción de píxeles en esa ventana en donde la categoría i es contigua a la categoría k . Cuando más alto es el valor del contagio, más grandes y contiguas son las manchas del mosaico.

(8) **Matriz de comparación binaria (MCB).** También se dirige a medir la contigüidad de las categorías presentes en una ventana. Se define como (Murphy, 1985):

$$BCM = \frac{m^2 - \sum_{i=1,m} f_i^2}{2}$$

donde f_i indica la frecuencia de aparición de la categoría i y m el número de categorías. El índice MCB aumenta cuanto mayor es la complejidad espacial, pues considera tanto el número de categorías como su frecuencia. Sin embargo, no tiene en cuenta si las categorías son contiguas o no, por lo que el autor propone complementarlo con algún indicador del número de cambios de categoría que se producen en la ventana considerada.

3.5. Factores considerados para medir la estructura del paisaje

Como antes se indicó, para mostrar las posibilidades de estas técnicas en la medición del patrón espacial de una imagen de satélite hemos

utilizado el análisis de los efectos en el mosaico paisajístico de un gran incendio forestal. Por esta razón, las medidas aplicadas se han calculado de forma consistente para las imágenes adquiridas antes y después del incendio.

Para facilitar que las conclusiones de este trabajo fueran más sólidas, hemos calculado las medidas de estructura paisajística variando diversos factores, que influyen notablemente en los resultados, como son la escala de medida, el criterio de clasificación, la resolución espacial y los límites del área de estudio. De esta forma, se han intentado evitar posibles sesgos en las comparaciones multitemporales.

En cuanto al efecto de trabajar con distintos tipos de variable, como antes se indicó, la mayor parte de los índices empleados en ecología del paisaje asumen un previo mosaico, formado por manchas homogéneas, y, en consecuencia, requieren una previa clasificación. En nuestra opinión, podría introducirse un elemento de subjetividad en este proceso, ya que la asignación pudiera no ser consistente para antes y después del incendio. Además, al asumir que las manchas son totalmente homogéneas estamos prescindiendo de la variabilidad espacial presente en cualquier cubierta. Por estas razones, nos ha parecido oportuno emplear tanto técnicas aptas para variables de intervalo, en nuestro caso de NDVI, como otras adecuadas para variables nominales, ya categorizadas. En este último caso, hemos preferido segmentar automáticamente el NDVI, en un mismo número de grupos para ambas fechas, en lugar de clasificarlos, ya que es complejo que dos clasificaciones ofrezcan categorías totalmente comparables entre fechas.

El método de segmentación de los NDVI podría también constituir un factor de sesgo. Por ello, hemos empleado dos criterios. El primero consiste en establecer intervalos de igual frecuencia a partir del histograma de la imagen. El segundo

realiza una segmentación automática propuesta inicialmente para la clasificación de contexto (Gong and Howarth, 1992). Como esta técnica requiere emplear dos bandas, se han elegido las correspondientes al rojo e infrarrojo cercano de la imagen TM, a partir de las que se calcula el NDVI.

Puesto que el número de grupos también es un factor subjetivo, hemos calculado los índices de patrón espacial considerando distinto número de intervalos de NDVI. Considerando las limitaciones del programa que empleamos, se partió de un límite superior de 12 intervalos, calculándose también para 10, 8, 5 y 3 intervalos. Como es lógico, a menor número de niveles de NDVI, el número de manchas también disminuye, puesto que es más probable que los píxeles contiguos tengan el mismo valor de NDVI. Para mantener consistentes las relaciones temporales, aplicamos los mismos criterios en las imágenes de antes y después del incendio.

Otro factor de variabilidad que hemos considerado es el de escala. Como antes indicamos, las medidas de patrón paisajístico son muy dependientes tanto de la unidad mínima que se considere (resolución o grano), como de la extensión del área analizada (marco). En consecuencia, hemos aplicado similares técnicas a las imágenes Landsat-TM y NOAA-AVHRR, que cuentan con una resolución espacial muy contrastada (30 metros y 1,1 km., respectivamente). Además, hemos variado el marco de análisis en el caso de la imagen NOAA, recogiendo un sector mucho más amplio que el abarcado por la imagen TM (figura 1).

4. RESULTADOS

4.1. Imágenes de NDVI

Partiendo de los datos originales del NDVI, se observa una notable diferencia en el valor medio de las imágenes TM y AVHRR antes y después del incendio, con pérdidas medias del

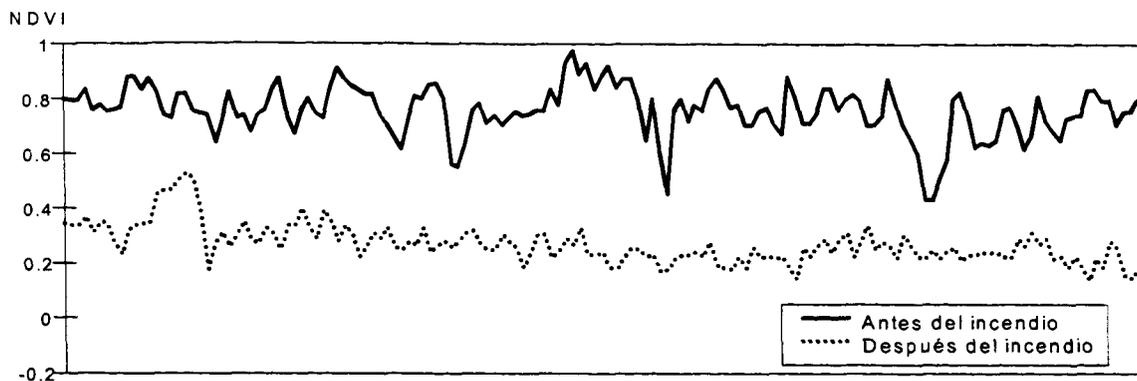


Fig. 4: NDVIs de las imágenes Landsat-TM correspondientes a un transecto sobre el área quemada

8,5 % en la imagen TM y del 11 % en la AVHRR (tabla 1).

Tal y como proponíamos en la hipótesis inicial, la imagen posterior al fuego ofrece más homogeneidad si consideramos la desviación típica de los píxeles que atraviesa el perfil espacial (figura 4), reduciéndose la desviación típica después del fuego un 13 % para la imagen TM. Para el caso de la AVHRR, se produce un aumento del 38 % en la DT, si bien hay que consi-

derar que en este caso el número de píxeles considerado es bastante bajo.

También el índice de auto-correlación de Moran indica una mayor homogeneidad para la imagen posterior al fuego. El valor de la auto-correlación espacial aumenta tanto en la TM como en la AVHRR, de forma más brusca en esta última (un 125 % frente a un 105 % de la imagen TM).

Tabla 1: Medidas de diversidad espacial para los NDVI de las imágenes Landsat y NOAA.

	TM	TM	AVHRR	AVHRR
	Antes del fuego	Después del fuego	Antes del fuego	Después del fuego
Media	132,99	126,22	161,89	145,39
Desviación típica del perfil	11,66	10,14	2,73	3,77
I de Moran	0,871	0,919	0,714	0,895

En cuanto a los índices de textura, los calculados para este trabajo muestran un aumento de la homogeneidad y reducción del contraste y disimilaridad medios, tanto para ventanas de 3 x 3 (tabla 2) como para ventanas de 5 x 5, si bien las

desviaciones típicas globales son muy altas. Estos cuatro índices nos marcan, de nuevo, el mismo carácter homogeneizador del fuego sobre la estructura espacial de la imagen.

Tabla 2: Medidas de textura para las imágenes NDVI del TM

	TM Antes del fuego		TM Después del fuego	
	Media	Desv. Típica	Media	Desv. Típica
Homogeneidad	3,62	1,92	4,64	2,75
Contraste	199,66	245,17	175,00	254,26
Disimilaridad	36,09	19,97	31,35	21,42
Segundo Momento Angular	16,20	5,48	31,97	16,83

La figura 5 incluye el semi-variograma de las imágenes TM anterior y posterior al fuego. Este gráfico se construyó a partir de una muestra aleatoria de 1.000 píxeles, considerando un promedio de todas las direcciones. En el trazado general, se observa cómo la imagen posterior al incendio ofrece una mayor varianza, especialmente para las distancias superiores a 500 metros. Esto indica que hay mayor contraste tonal en la imagen de agosto, como consecuencia de la presencia de un gran sector quemado. Podría concluirse, por tanto, que la imagen post-incendio es más heterogénea espacialmente, contradiciendo las conclusiones que proporcionan otro tipo de índices. Sin embargo, esta mayor heterogeneidad no es tan clara para las distancias más cortas, por debajo de 210 metros (7 píxeles), en las que la imagen de julio equipara o supera la varianza espacial de la de agosto. Podríamos concluir, en este caso, que la aparición de una mancha quemada incrementa la textura espacial para el conjunto del mosaico, pero no para las relaciones de vecindad, que aparecen como más similares a consecuencia del fuego.

4.2. Imágenes segmentadas

En todas las segmentaciones de la escala original del NDVI que hemos realizado, se observa una disminución en el número de agregados para las imágenes posteriores al fuego (figura 6). Para los datos TM la caída más brusca

entre las dos fechas se registra con una segmentación en 12 niveles de NDVI². En esas imágenes, se observa una reducción del 58 % en el número de manchas para la imagen posterior al incendio. En cuanto a la segmentación automática propuesta por Gong y Howarth (1992), también ofrece una mayor homogeneidad tras el incendio, pues se pierde casi el 50 % de las manchas obtenidas en la imagen anterior al evento (20,304 frente a 40,566 manchas).

Para la imagen AVHRR la reducción del número de manchas tras el fuego también es consistente en las distintas agrupaciones (de 12 a 3 grupos), así como en la imagen original (250 intervalos). El máximo decremento ocurre con 10 rangos de NDVI, en donde se pierde el 42 % del número de manchas previo al incendio.

Para el caso concreto de segmentar las imágenes en 8 niveles de NDVI, calculamos algunas medidas de compacidad y diversidad (tabla 3). La superficie media de las manchas, por ejemplo, indica la formación de un mosaico más homogéneo en la imagen TM de agosto, que casi duplica la superficie media por mancha previa al fuego. En otras palabras, las manchas de vegetación similar tienden a ser mayores después

² Éste es el máximo número para que el programa pudiera formar manchas, puesto que con un valor más alto los grupos resultantes excedían su capacidad de almacenamiento.

del fuego, lo que implica mayor homogeneidad. La imagen AVHRR ofrece la misma tendencia que la TM, con un notable aumento de la superficie media para la imagen posterior al fuego.

En cuanto a la compacidad, para el caso concreto de los 8 rangos de NDVI, se observa una disminución de la compacidad media a consecuencia del incendio, de modo más claro en la imagen TM que, gracias a su mayor resolución, ofrece mejores posibilidades para el análisis de

formas. Las manchas, en consecuencia, tienden a ser más alargada a consecuencia del fuego, probablemente por el efecto del relieve en la propagación del fuego. La desviación típica de la compacidad también es menor después del fuego, indicando una mayor homogeneidad en la forma de los grupos. También se reduce la dimensión fractal, lo que manifiesta que las formas son más simples, si bien el efecto es más notable en la imagen AVHRR.

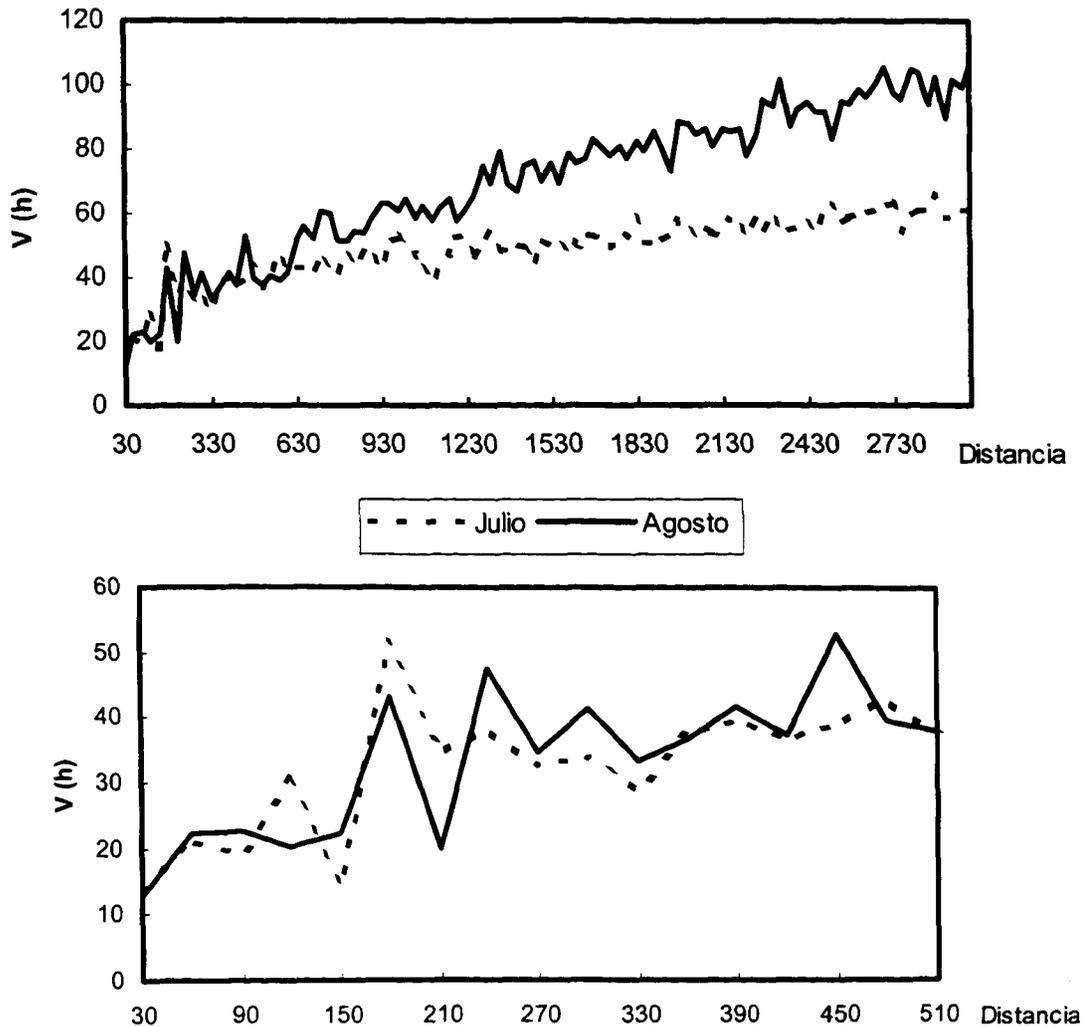


Fig. 5: Semi-variogramas de las imágenes TM anterior (julio) y posterior (agosto) al fuego. En la parte superior se indican largas distancias, mientras en la inferior se señalan radios más cortos.

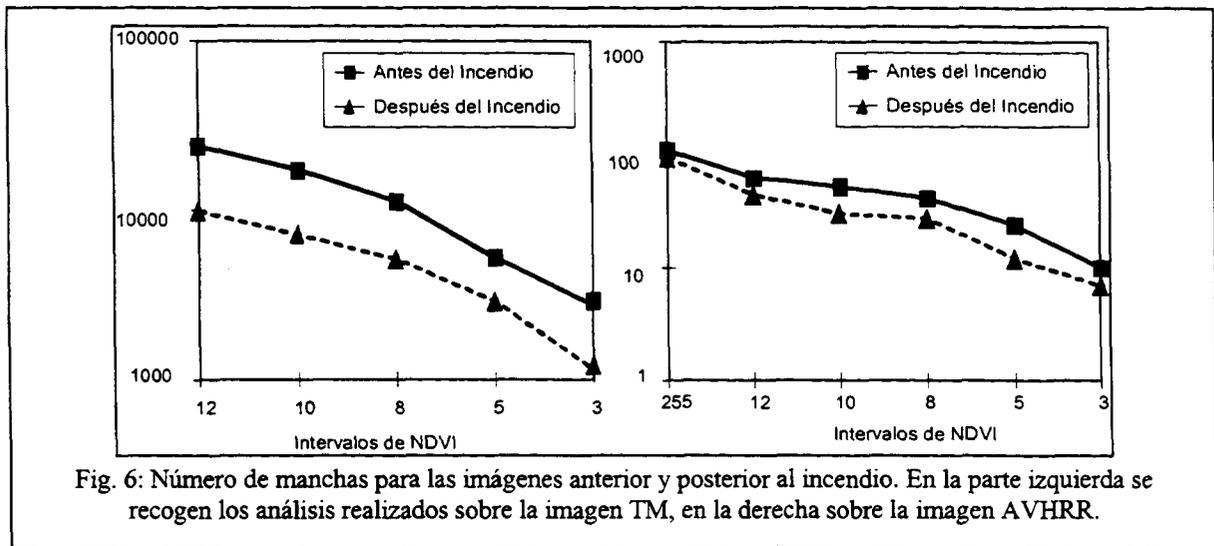


Fig. 6: Número de manchas para las imágenes anterior y posterior al incendio. En la parte izquierda se recogen los análisis realizados sobre la imagen TM, en la derecha sobre la imagen AVHRR.

Finalmente, la diversidad media de las manchas es también mucho menor tras el fuego, confirmando una vez más el efecto homogeneizador del fuego. Este efecto se observa

tanto en alta como en baja resolución espacial, siendo en ésta más evidente.

Tabla 3: Variación de la estructura del paisaje a consecuencia del fuego (medidas aplicadas a 8 intervalos de NDVI)

	TM Antes del fuego	TM Después del fuego	AVHRR Antes del fuego	AVHRR Después del fuego
Area media	47,48	84,01	1060,00	1986,00
Compacidad media	0,289	0,171	0,57	0,58
Desviación típica de la compacidad	0,458	0,210	0,19	0,15
Dimensión fractal	1,83	1,74	1,49	1,17
Diversidad media	0,967	0,806	1,06	0,81

DISCUSIÓN

El análisis de las distintas medidas de estructura paisajística que se presentan en este trabajo, muestran una clara tendencia uniformizadora del fuego sobre el mosaico vegetal. En este sentido, las conclusiones de nuestro trabajo son contrarias al realizado sobre un incendio en las montañas rocosas de Montana (Reinhardt y Ringleb, 1990), en donde se midió un aumento de la diversidad como consecuencia del incendio. Sin embargo, en ese trabajo, se partía de imágenes clasificadas, menospreciándose la variación interna de cada

categoría (quemada/no quemada). En nuestro caso, en lugar de categorizar previamente la imagen —con el riesgo que esto comporta de

establecer fronteras artificiales—, se han realizado comparaciones con valores de significado biofísico (índices de vegetación), equivalentes entre distintas fechas y sensores.

Por otro lado, queda de manifiesto la importancia de la escala sobre la medición de la dinámica del paisaje. En nuestro caso, si bien el mosaico vegetal tiende a homogeneizarse tras el fuego a las dos escalas, y, aunque la intensidad de la reducción es más clara en la imagen AVHRR,

las imágenes de alta resolución permiten establecer con más claridad diferenciaciones internas.

Quedan para futuros trabajos algunos interrogantes, como sería el mantenimiento o no de la uniformidad tras concluir el proceso de regeneración, y estudiar el proceso contrario al aquí analizado: esto es, en qué medida la mayor homogeneidad paisajística aumenta el riesgo de inicio y extensión del fuego.

REFERENCIAS

- ALONSO, M., CAMARASA A., CHUVIECO E., COCERO, D., KYUN, I.A., MARTIN M.P. y SALAS F. J., 1996, Estimating Temporal Dynamics of Fuel Moisture Content of Mediterranean Species from NOAA-AVHRR data, *EARSeL Advances in Remote Sensing*, 4/4, 9-24.
- BENSON, B.J. y MACKENZIE, M.D., 1995, Effects of sensor spatial resolution on landscape structure parameters, *Landscape Ecology*, 10, 113-120.
- CHE, N. y PRICE, J.C., 1992, Survey of Radiometric Calibration Results and Methods for visible and Near Infrared Channels of NOAA-7, -9, and -11 AVHRRs, *Remote Sensing of Environment*, 25, 19-27.
- CHICA, M., 1988, *Análisis Geoestadístico en el Estudio de la Explotación de los Recursos Minerales*, Universidad de Granada, Granada.
- CHUVIECO, E., 1996, *Fundamentos de Teledetección Espacial*, 3ª edición, Madrid, Rialp.
- CHUVIECO, E. y CONGALTON, R.G., 1988, Mapping and inventory of forest fires from digital processing of TM data, *Geocarto International*, 3, 41-54.
- CHUVIECO, E. y MARTIN, M.P., 1994, Global fire mapping and fire danger estimation using AVHRR images, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60, 563-570.
- CHUVIECO, E. y SALAS, F.J., 1996, Mapping the spatial distribution of forest fire danger using G.I.S., *International Journal of Geographical Information Systems*, 10, 333-345.
- CLIFF, A.D. y ORD, J.K., 1973, *Spatial Autocorrelation*, Pion, London.
- COFER, W.R., LEVINE, J.S., WINSTEAD, E.L. y STOCKS, B.J., 1990, Gaseous emissions from Canadian boreal forest fires, *Atmospheric Environment*, 24A, 1653-1659.
- COHEN, W.B. y SPIES, T.A., 1992, Estimating structural attributes of Douglas-fir / Western Hemlock forest stands from Landsat and SPOT imagery, *Remote Sensing of Environment*, 41, 1-17.
- DELBAERE, B. y GULINCK, H., 1995, A review of landscape ecological research with specific interest to landscape ecological mapping, en (B. Delbaere y H. Gulinck, Eds.), *Remote Sensing in landscape ecological mapping*, Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg, 3-28.
- DILLWORTH, M.E., WHISTLER, J.L. y MERCHANT, J.W. (1994): Measuring Landscape Structure Using Geographic and Geometric Windows, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60, 1215-1224.
- GONG, P., y HOWARTH, P.J., 1992, Frequency-based contextual classification and gray-level vector reduction for land use identification, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58, 423-437.
- GONG, P., MARCEAU, O.J. y HOWARTH, P.J. (1992): A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT-HRV data, *Remote Sensing of Environment*, 40, 137-151.
- GRIFFITHS, G.H., SMITH, J.M., VEITCH, N. y ASPINALL, R., 1993, The

ecological interpretation of satellite imagery with special reference to bird habitats, en Haines-Young, R., Green, D.R. y Cousins, S. (Eds): *Landscape ecology and Geographic Information Systems*, London, Taylor and Francis, 255-272.

GULINCK, H., WALPOT, O., JANSSENS, P. y DRIES, I., 1991, The visualization of corridors in the landscape using SPOT data, en (Saunders, D. y Hobbs, R.J., Eds), *Nature Conservation: The role of corridors*, Surrey, Beatty and Sons, 9-17.

GULINCK, H., WALPOT, O., y JANSSENS, P., 1993, Landscape structural analysis of Central Belgium using SPOT data, en Haines-Young, R., Green, D.R. y Cousins, S. (Eds): *Landscape ecology and Geographic Information Systems*, London, Taylor and Francis, 129-139.

HALL, D.K., ORMSBY, J.P., JOHNSON, L. y BROWN, J., 1980, Landsat digital analysis of the initial recovery of burned tundra at Kokolik river, Alaska, *Remote Sensing of Environment*, 10, 263-272.

JAKUBAUSKAS, M.E., LULLA, K.P. y MAUSEL, P.W., 1990, Assessment of vegetation change in a fire-altered forest landscape, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56, 371-377.

LEITNER, L., DUNN, C.P., GUNTENSPERGEN, G.R., STEARNS, F. y SHARPE, D.M., 1991, Effects of site, landscape features and fire regime on vegetation patterns in presettlement Southern Wisconsin, *Landscape Ecology*, 5, 203-217.

LI, H. y REINOLDS, J.F., 1993, A new contagion index to quantify spatial patterns of landscapes, *Landscape Ecology*, 8, 155-162.

LÓPEZ, M.J. y CASELLES, V., 1991, Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data, *Geocarto International*, 6, 31-37.

MARTÍN, M.P. y CHUVIECO, E., 1995, Cartografía y evaluación superficial de grandes incendios forestales a partir de imágenes de satélite, *Ecología*, 9, 9-21.

MOLINA, Z. y CHUVIECO, E., 1996, Evaluación de índices texturales para discriminar morfología urbana: análisis de la ciudad de Maracay (Venezuela), *Revista de Teledetección*, 7, 49-57.

MURPHY, D.L., 1985, Estimating neighborhood variability with a binary comparison matrix, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51, 667-674.

O'NEILL, R.V., KRUMMEL, J.R., GARDNER, R.H., SUGIHARA, G. y JACKSON, B., 1988, Indices of landscape pattern, *Landscape Ecology*, 1, 153-162.

PALTRIDGE, G.W. y BARBER, J., 1988, Monitoring grassland dryness and fire potential in Australia with NOAA/AVHRR data, *Remote Sensing of Environment*, 25, 381-394.

PASTOR, J. y BROSHART, M., 1990, The spatial pattern of a Northern conifer-hardwood landscape, *Landscape Ecology*, 4, 55-68.

PCI, 1994, *Using PCI Software*, Richmond Hill, Ontario.

REINHARDT, E.D. y RINGLEB, R.V., 1990, Analysis of changes in patterns of a forested landscape following wildfire using Landsat data and landscape ecology methodology, *Proc. Resource Technology 90*, Washington, D.C., 83-93.

RIITERS, K.H., O'NEILL, R.V., HUNSAKER, C.T., WICKHAM, J.D., YANKEE, D.H. y TIMMINS, S.P., 1995, A factor analysis of landscape pattern and structure metrics, *Landscape Ecology*, 10, 23-39.

RIPPLE, W.J., BRADSHAW, G.A. y SPIES, T.A., 1991, Measuring forest landscape

patterns in the cascade range of Oregon, *Biological Conservation*, 57, 73-88.

SETZER, A. y PEREIRA, M.C., 1991, Amazonia biomass burnings in 1987 and an estimate of their tropospheric emissions, *Ambio*, 20, 19-23.

SINGH, A., 1986, Change detection in the tropical forest environment of Northeastern India using Landsat, en Eden, M.J. y Parry, J.T. (Eds): *Remote Sensing and Tropical Land Management*, Chichester, John Wiley, 237-254.

TURNER, M.G., 1989, Landscape Ecology: the effect of pattern on process, *Annual Review of Ecology and Systematics*, 20, 171-197.

TURNER, M.G., O'NEILL, R.V., GARDNER, R.H. y MILNE, B.T., 1989, Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern, *Landscape Ecology*, 3, 153-162.

WANG, L. y HE, D.C. (1990): A new statistical approach for texture analysis, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56, 61-66.

Terminada su intervención, el Dr. Chuvieco respondió a una serie de cuestiones relacionadas con las variables e índices empleados en su trabajo de Teledetección. En relación con la manipulación de las imágenes TM, a fin de hacerlas comparables antes y después de un incendio, dejó claro que para el análisis multitemporal sí es preciso que las imágenes estén calibradas de alguna manera, de tal forma que el valor en una fecha sea equivalente al valor en otra. Eso se puede hacer mediante correcciones absolutas, como las atmosféricas o la conversión a valores físicos (reflectividad o temperatura), o correcciones relativas, a partir de regresiones entre la imagen anterior y posterior al fuego, considerando superficies que no cambian (agua, aeropuertos...). En el caso de estudio, no se quiso introducir correcciones atmosféricas, porque las imágenes estaban separadas en el tiempo en un intervalo relativamente corto, y, además, los índices de vegetación eran mucho menos sensibles a las variaciones atmosféricas. Por otra parte, la conversión de valores digitales a valores de reflectividad reducen de alguna manera el efecto atmosférico, y el otro efecto importante, que es el del relieve, también se puede corregir trabajando con índices normalizados.

Respecto a los cambios tras el incendio, no sólo en la atmósfera, sino también en la estructura de la vegetación, el Dr. Chuvieco puntualiza que en su estudio las imágenes eran lo suficientemente próximas en el tiempo como para minimizar la manifestación de estos fenómenos. Sin embargo, considera que en estudios a largo plazo habría que aislar de alguna manera el efecto fenológico del efecto propiamente de patrón espacial.

No se puede contestar, continuó el Dr. Chuvieco, hasta cuándo podría ser perceptible el cambio de patrones espaciales en la vegetación afectada por un incendio, aunque es un tema que interesaría investigar. Hay estudios en la línea de la regeneración que relacionan la abundancia vegetal antes del incendio con los patrones de regeneración, pero esos patrones no se suelen poner en un contexto espacial, porque no interesa tanto ver la forma que puedan tener esas áreas, sino las especies que se están regenerando, con qué intensidad, etc.

Otro tema que interesaría estudiar es el efecto contrario: cómo influye el cambio en el patrón espacial sobre la incidencia del fuego. El hecho de que unos incendios sean más grandes o más pequeños puede estar en relación con la propia heterogeneidad espacial. La pérdida de ciertas barreras de uso del suelo tradicional implica que el combustible tiene una continuidad vertical y horizontal que hace que una vez que se inicia el incendio sea mucho más difícil de parar.