

Reflexiones sobre el empleo de modelos empíricos y de simulación en la estimación de variables ambientales: aplicaciones en gestión de incendios forestales

Chuvieco, Emilio; De Santis, Angela y Yebra, Marta

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

RESUMEN

El uso de modelos de simulación de reflectividad en la estimación de parámetros biofísicos se ha desarrollado notablemente en los últimos años, en el marco de un enfoque más cuantitativo de la teledetección espacial. El empleo de estos modelos presenta ventajas e inconvenientes que conviene ponderar en cada caso. Algunas aplicaciones han mostrado ya resultados bastante concluyentes, mientras en otras se abre todavía un amplio camino por recorrer.

En esta comunicación se presentan dos casos de estudio en los que se puede comparar la eficacia de estos modelos respecto a los enfoques empíricos más convencionales. Ambos casos tienen que ver con distintas fases de la gestión de incendios forestales: por un lado, la estimación de condiciones de riesgo, principalmente a través de la obtención de mapas de humedad del combustible, y por otro, el análisis de niveles de severidad causados por el fuego. En ambos casos, se utilizan imágenes de distintos sensores sobre condiciones principalmente Mediterráneas.

En los resultados preliminares de estos análisis se muestra la solidez de los modelos de simulación, que permiten entender mejor las relaciones entre las variables de entrada, pero también la dificultad de parametrizar adecuadamente estos modelos.

Palabras Clave: Modelos de simulación, Incendios forestales, Interpretación de imágenes

ABSTRACT

Simulation reflectance models have been used widely in the last years to estimate biophysical parameters, within a more quantitative approach to remote sensing interpretation analysis. The use of simulation models have advantages and disadvantages that should be considered for each application case. Some of the application fields have shown sound results, while others still remain to be proven.

This paper presents two study cases where the performance of simulation and empirical models is compared. Both cases are related to forest fire management. The first one, for fire danger estimation, and specifically to the estimation of moisture content, while the other case is focused on fire effects assessment by estimating different burn severities.

Preliminary results show the robustness of simulation models, and their potential to better understand input variables. However, they are also difficult to parameterize to be generalized in a wide range of conditions.

Keywords: Radiative Transfer Models, Forest Fires.

Introducción

Desde el punto de vista de su aplicación ambiental, seguramente el principal interés de la teledetección es su capacidad para estimar variables de interés biofísico. Las mejoras en los sistemas de adquisición (sensores y plataformas) permite disponer cada vez de una gama más variada de datos, en condiciones más idó-

neas de observación (mayor resolución espacial, espectral o temporal). Ahora bien, para aprovechar íntegramente ese enorme flujo de información, es imprescindible que esos avances técnicos vayan acompañados de mejoras significativas en las técnicas de interpretación de imágenes, punto clave para convertir los da-

tos en información, y ésta en conocimiento de cara al usuario final del proceso.

La interpretación de imágenes de satélite ha pasado por distintas fases desde el nacimiento de la técnica. Las primeras pueden considerarse bastante cualitativas, con mayor énfasis en el análisis visual, que fue sustituyéndose desde los años ochenta por el procesamiento digital de imágenes. No es el momento ahora de detallar las ventajas e inconvenientes de uno y otro (ver, por ejemplo Chuvieco, 2002, cap. 4 con una discusión sobre este aspecto), pero sí conviene indicar que algunos criterios de interpretación bastante conocidos en análisis visual todavía no se han conseguido exportar sólidamente al tratamiento digital de imágenes, como es el caso del contexto, la forma o la asociación espacial.

Otra interesante distinción que atañe a la extracción de información a partir de las imágenes hace referencia al carácter discreto o no de la información resultado. En teledetección ha sido muy común emplear distintos procedimientos de clasificación para agrupar los píxeles de la imagen en unas determinadas categorías temáticas (cobertura del suelo, cultivos, tipos de suelo, etc.). Con ser de interés, estas técnicas no aprovechan íntegramente la información biofísica que incluye la imagen, puesto que crear categorías, más que en la información cuantitativa de partida. La alternativa a este enfoque, pasaría por extraer esa información cuantitativa que existe en la imagen, relacionando los datos medidos por el sensor con alguna variable que afecte a la radiancia procedente del suelo o, en otras palabras, que modifique la forma en que una cubierta refleja o emite energía. La lista ahí es muy variada, desde la cantidad de agua o clorofila de las hojas, hasta la turbidez o salinidad del agua, la temperatura de la nieve o los suelos.

En este marco se sitúa nuestro trabajo, que pretende presentar las ventajas e inconvenientes de utilizar distintos modelos para extraer información biofísica de las imágenes, mostrando unos ejemplos de aplicación en el ámbito de la investigación sobre incendios forestales.

Modelos de estimación de variables a partir de teledetección

Para extraer variables ambientales numéricas a partir de una imagen, es preciso obtener algún modelo que relacione los valores brutos de la imagen con la variable de interés. Ese modelo debería ser aplicable a toda la imagen de forma sistemática, ser reproducible por otros in-

vestigadores en similares condiciones y presentar la menor dependencia posible de factores extraños a la variable que quiere estimarse (atmósfera, iluminación, ángulos de observación, etc.). Idealmente, también debería ser generalizable a otros lugares o situaciones y tener una precisión conocida (Strahler et al., 1986).

Estas condiciones se pueden abordar desde dos ópticas complementarias, obteniéndose así dos tipos de modelos: inductivos y deductivos, o si se prefiere, empíricos y teóricos (fig. 1).

Los modelos empíricos intentan establecer una relación numérica entre el parámetro a estimar y los valores del sensor, a partir de unas observaciones in situ, tomadas en el momento de adquirir la imagen. En otras palabras, se obtienen funciones de ajuste local que ponen en relación los datos de la imagen con el parámetro de interés. La técnica de ajuste más habitual es la regresión, en sus diversas variantes (Ahern et al., 1991; Curran y Kupiec, 1995; Ji et al., 1992), aunque también hay algunos ejemplos de ajustes mediante redes neuronales (Baret, 1995; Fourty y Baret, 1997).

Las principales ventajas de los modelos empíricos son su sencillez (no requieren planteamientos a priori complejos) y la posibilidad de estimar su precisión, ya que se contrastan con unas observaciones de la misma variable que se estima. Su principal inconveniente atañe a su escasa capacidad de generalización, ya que sólo podrían aplicarse con las mismas o similares condiciones de entrada a cuando se generaron (sensor, rango de variación de la variable que se estima, condiciones de observación o atmosféricas, etc.).

En cuanto a los modelos teóricos, pretenden establecer relaciones de validez general, lo más independiente posible de unas determinadas condiciones, a partir de la relación física entre

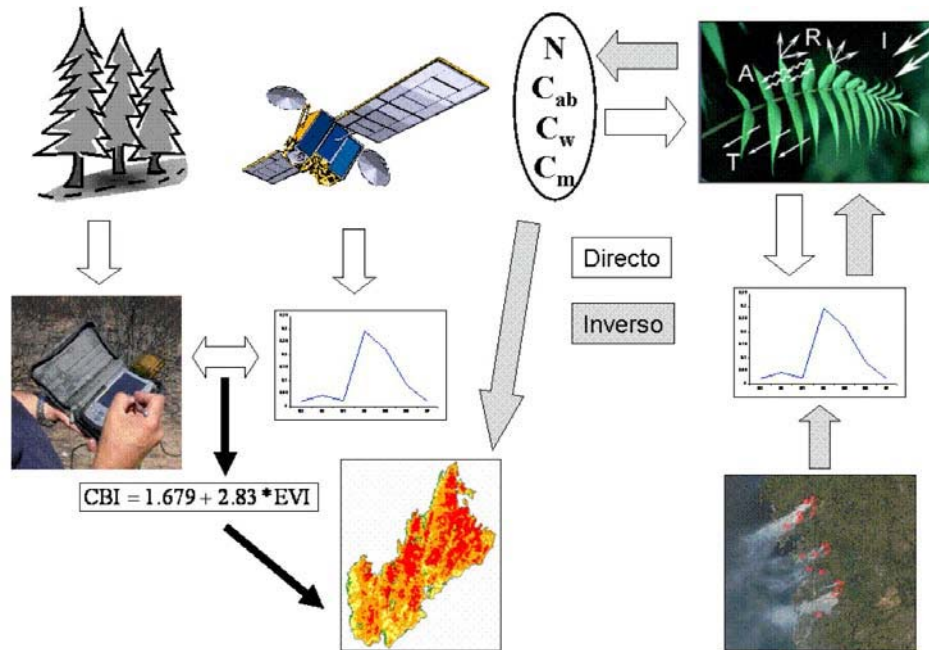


Fig. 1 Esquema sobre el uso de modelos empíricos y de simulación para estimar condiciones de severidad del fuego

el parámetro a estimar y la radiancia de la imagen. Por ejemplo, sabemos que la clorofila absorbe determinadas longitudes de onda; si esa absorción fuera exclusivamente debida a la clorofila, bastaría con conocer en qué bandas se produce tal absorción para estimar la clorofila de las hojas. Claro está que la realidad es algo más compleja, por lo que es preciso incluir otros factores para explicar de modo realista la señal detectada por el sensor y un mayor número de bandas para eliminar las incertidumbres. Ese modelo teórico puede plantearse en modo directo, variando los parámetros de entrada para observar cómo cambia la reflectividad simulada, o inverso, a partir de la reflectividad medida por el sensor, estimar qué cantidad de un determinado parámetro estaba presente en el área observada (Dymond et al., 2001; Fourty y Baret, 1997; Jacquemoud, 1993; Zarco-Tejada et al., 2004). Si las relaciones fueran suficientemente estables, el modelo podría generalizarse a cualquier lugar y sensor, facilitándose mucho la interpretación automática de la imagen. El problema precisamente es la complejidad que llevan consigo estos modelos, en la medida en que tratan de simular un proceso muy complejo.

Algunos autores plantean una alternativa entre los modelos inductivos y deductivos, proponiendo los denominados modelos semi-empíricos, en donde se asume un previo modelado de la variable a estimar, aunque el ajuste se realice por ecuaciones empíricas (Danson et al., 1995).

Como ilustración de estas ideas, vamos a revisar dos ejemplos de los distintos tipos de modelado que pueden realizarse en teledetección, empírico y teórico, utilizando como caso de estudio el ámbito de los incendios forestales. Comentaremos las ventajas e inconvenientes de estos modelos para estimar el contenido de agua en las plantas, una variable clave en la determinación del riesgo de incendio, y la estimación de niveles de severidad post-incendio. El primer estudio se ha realizado en el Parque Nacional de Cabañeros, situado entre las provincias de Ciudad Real y Toledo, y el segundo en el noreste de Guadalajara (fig. 2).



Figura 2. Localización de las zonas de estudio.

Estimación del FMC a partir de modelos empíricos y RTM

Información base

El contenido de humedad del combustible (FMC) es una de las variables más críticas para estimar la probabilidad de ignición o propagación del fuego, ya que la cantidad de agua en las plantas está inversamente relacionada con su potencial de combustión (Nelson, 2001).

En el marco del proyecto Firemap, la estimación del FMC de los combustibles vivos se está realizando a partir de imágenes MODIS, comparando la fiabilidad de los modelos empíricos frente a la inversión de modelos de simulación basados en la ecuación de transferencia radiativa (RTM).

La variable objetivo, FMC, (proporción de agua frente al peso seco de la muestra) se ha muestreado cada 8 o 16 días en parcelas homogéneas de pastizal y matorral del Parque Nacional de Cabañeros. Aunque estos muestreos se han realizado desde 1996 a la actualidad, para este trabajo hemos utilizado la serie 2001 a 2005, pues es la que coincide con las imágenes MODIS. Durante los años 2004 y 2005, junto con el FMC, se tomaron muestras para la obtención de los valores de los parámetros de entrada a los RTM; peso específico (PE), espesor equivalente de agua (EWT), contenido en clorofila (Ca+b), y reflectividad del suelo. El índice de área foliar (LAI), otro parámetro de entrada a los RTM a nivel de dosel, fue obtenido del producto Terra-MODIS MOD15, (compuesto de 8 días a 1 km. de resolución) Knyazikhin et al., 1999.

Como variables independientes para la estimación se han empleado las siete primeras bandas de reflectividad del producto MOD09 (compuesto de 8 días a 500 m de resolución espacial derivado del sensor Terra-MODIS: Vermote

y Vermeulen, 1999), e índices de vegetación derivados del mismo. Para los RTM se ha añadido el LAI e información complementaria sobre variaciones estacionales del peso específico (PE) ya que resulta una variable de control para reducir la variabilidad de las reflectividades (Combal et al., 2002)

Modelo empírico

Las variables independientes a considerar en el modelo empírico de estimación de FMC fueron seleccionadas mediante la comparación entre los datos de FMC medidos en campo (60 % de la muestra) y los datos de reflectividad extraídos de las imágenes MODIS mediante un análisis de correlación de Pearson. Aquellas variables que mostraron coeficientes significativos fueron introducidas en un análisis de regresión lineal múltiple (RLM). Se calcularon así 2 ecuaciones integradas de estimación de FMC (una para el pastizal y otra para el pastizal matorral).

Modelo de inversión

En lo que se refiere a los RTM, se seleccionaron los modelos PROSPECT (Jacquemoud, 1990) y SAILH (Verhoef, 1984) para simular la reflectividad en el espectro solar (400 y 2500 nm) a nivel de hoja y dosel, respectivamente. Existen numerosas técnicas de inversión de estos modelos (Kimes et al., 2000). Aunque todas ellas conducen a resultados de precisión adecuada, no todas pueden ser empleadas de una manera operativa. Debido a que la operatividad es uno de los objetivos fundamentales del proyecto Firemap, se decidió emplear el programa Prospect-Sailh (Rueda, 2001) para generar a partir de los parámetros medidos en una serie de espectros simulados, es decir, dos tablas de referencia (LUT), una para pastizales y otra para matorrales (Yebra et al., 2006). A partir de dicha LUT y análogamente a los modelos empíricos, se generaron 2 modelos de estimación de FMC a partir de una RLM, con la gran diferencia que esta vez los datos son simulados y por ello la relación de FMC-reflectividad tiene base física, frente a los modelos inductivos ya comentados.

Comparación entre ambos

Las ecuaciones de estimación de FMC finalmente obtenidas (1-4) son:

Modelos empíricos:

$$(1) FMC_P = -161.1 + 650.2 \times NDII$$

$$(2) FMC_M = 229.1 + 887.2 \times VARI - 300.7 \times GVI$$

Modelos de inversión:

$$(3) FMC_P = -6.7 + 131.4 \times LAI + 296.7 \times NDII$$

$$(4) FMC_M = 200.3 - 5322.8 \times PE + 92.3 \times GVI$$

donde FMC es el contenido de humedad para el pasto (P) y el matorral (M), NDVI, VARI, y GVMÍ son el índice de vegetación normalizado (Rouse et al., 1974), ajustado atmosféricamente (Gitelson et al., 2002) y global de contenido de humedad de la vegetación (Ceccato et al., 2002), respectivamente. Todos los modelos presentaron ajustes significativos al 99%, si bien los empíricos contaban con mayor error típico que los basados en datos simulados, tanto para pastizal (30,10 frente a 23) como para matorral (17,52 frente a 12,6).

Respecto a la validación de las ecuaciones con la muestra reservada para tal fin (40% de los datos observados), las ecuaciones de estimación de FMC del pasto generadas tanto sobre datos simulados como empíricos, presentan coeficientes de determinación (R^2) similares, y pendientes de ajuste entre datos estimados y observados cercanas a 1 para el, si bien, la ordenada en el origen es mejor en el caso de la ecuación derivada de datos simulados (figura 3).

En cuanto a la validación de las ecuaciones del matorral (figura 3), cabe destacar una alta tendencia a la subestimación para los modelos con datos simulados, lo que puede ser debido a que los PE estacionales seleccionados no sean representativos de la parcela, debido a la mezcla de especies de matorral en la misma (*Cistus ladanifer*, *Phyllirea angustifolia*, *Erica australis* y *Rosmarinus officinalis*)

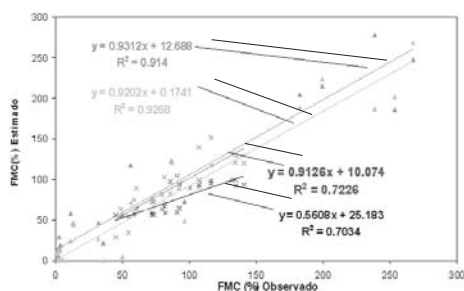


Figura 3. Valores de FMC observados frente a los estimados con los modelos empíricos y modelos de inversión para el pasto (rojo y verde, respectivamente) y el matorral (azul y negro)

Estimación de la severidad post-incendio

Marco de estudio

En los últimos años, se han multiplicado los estudios que intentan estimar los niveles de severidad causados por el fuego (Lentile et al.,

2006), ya que el nivel de daño es de una gran trascendencia para explicar los patrones de regeneración post-incendio, además de ser un factor crítico para calcular las emisiones de gases producidas por estos fuegos (Fearnside et al., 2001). Definimos aquí severidad del incendio como el impacto que tiene sobre la vegetación una vez acabado el mismo, y medido a partir del grado de transformación que ha supuesto sobre las condiciones de partida.

El área de estudio para este trabajo, está localizada en el NE de la provincia de Guadalajara. El área fue afectada por un gran incendio en Julio de 2005, debido a una negligencia humana. Las condiciones de elevada sequía, alta temperatura y fuerte viento contribuyeron al crecimiento incontrolado del fuego, que duró 4 días, quemando 13.000 ha. El incendio fue tristemente célebre por la muerte de 11 bomberos forestales que trabajaban en la extinción, lo que causó un gran impacto en la opinión pública. La vegetación dominante está formada por pinares de *Pinus pinaster* con mezcla de robledales mediterráneos (*Q. faginea* y *Q. pyrenaica*, principalmente en la capa inferior del sustrato vegetal (< 5 m), y matorral mediterráneo.

El análisis de la severidad en campo se basó en el índice CBI (Composite Burned Index), desarrollado por el US Forest Service en el marco del proyecto Firemon (Fire Effects Monitoring and Inventory Project: <http://fire.org/firemon/>; Key y Benson, 2005). La ventaja de este método es facilitar una estimación numérica de los niveles de daño, que se basa en variables fácilmente obtenibles en campo. La escala propuesta en el CBI va de 0 (sin daño) a 3 (máximo daño), y se basa en considerar el impacto del fuego sobre cinco estratos de vegetación (sustrato, herbáceo, matorral y árboles pequeños, árboles intermedios y árboles grandes). Los tres primeros forman el sotobosque, y los dos últimos el dosel. Las variables que se consideran en el CBI hacen referencia al cambio que introduce el fuego sobre la estructura vegetal, por lo que se recomienda analizar previamente zonas no quemadas en los alrededores para estimar las condiciones de partida. Las más importantes son el cambio en el color del suelo, la presencia de materia orgánica, la pérdida de hojas, el cambio en el color de la hoja, la altura del carbón en los troncos, y la mortalidad de la vegetación. Además, nosotros consideramos en este estudio la cantidad de hojas secas sobre el suelo, la fracción de cabida cubierta, la proporción de rebrotes y la pérdida del índice de área foliar (LAI), como consecuencia del fuego.

En los dos meses posteriores al incendio se muestrearon 103 parcelas distribuidas en todo el área de estudio accesible. Cada parcela tenía un diámetro aproximado de 30 m, y pretendía situarse en áreas homogéneas desde el punto de vista de la severidad. Las coordenadas de las parcelas se extrajeron de un navegador GPS.

Se emplearon dos imágenes Landsat 5 Thematic Mapper (TM) adquiridas el 1 de Julio de 2004 (un año antes del incendio) y al 5 de Agosto de 2005 (10 días después de la extinción). Ambas imágenes fueron corregidas radiométrica, geométrica y topográficamente. Para cubrir todo el rango de CBI, además de las 103 parcelas de campo se seleccionaron 47 píxeles a partir de la imagen posterior al incendio, que corresponden a zonas no quemadas. De esa manera se obtuvieron en total 150 puntos.

Ajuste empírico

El modelo empírico se calculó a partir de una sub-muestra de 46 parcelas, en la que todos los niveles de severidad estaban igualmente representados. Las 104 parcelas restantes se utilizaron para la validación. Al igual que en el caso del FMC, empleamos una RLM con ajustes secuenciales inclusivos. La validez del modelo se midió a partir de los valores de varianza explicada (coeficiente de determinación), y de los residuales promedios de los valores de validación (RMSE).

Modelos de simulación

Para simular los niveles de severidad, se partió del mismo CBI medido en campo. La simulación se basó sobre los modelos Prospect (Jacquesmoud, 1990) y el Kuusk (Kuusk, 2001), el primero a nivel de hoja y el segundo de dosel. La ventaja de este segundo sobre otros más conocidos (como SAIL) es que permite modelar más de un dosel vegetal, lo que facilita una aproximación más realista a la estratificación vertical que mide el CBI. La simulación de severidad la basamos en la variación de tres variables: presencia de carbón sobre suelo en la señal del fondo; variación en la proporción de hojas verdes del dosel y en la cantidad de hojas, medida a partir de la variación del LAI (índice de área foliar). La simulación partió de varios escenarios posibles, desde condiciones más sencillas a más complejas. Las más sencillas consideraban que a mayor nivel de severidad paralelamente se perdían más hojas y había mayor proporción de hojas chamuscadas. La segunda, algo más compleja, asumía variaciones

independientes entre número de hoja y proporción de hojas verdes, y la tercera consideraba también los cambios temporales (una descripción más detallada de estos escenarios puede verse en Chuvieco et al., 2007; Chuvieco et al., 2006).

Comparación de los resultados entre modelo empírico y de inversión

La ecuación del modelo empírico obtenida fue (De Santis y Chuvieco, 2007):

$$CBI = 1.679 + 2.83dNDVI - 9.574S$$

donde dNDVI es la diferencia temporal del NDVI y S es la Saturación de la transformación IHS. El r^2 ajustado fue 0.66 ($p < 0.05$). Para los valores de validación el modelo presentó un mejor ajuste ($r^2=0.85$), y un residual promedio de 0.64. El modelo empírico ofrece una estimación muy promediada, con errores notables para los valores más bajos y más altos (fig. 4).

Estos errores en la estimación se reflejan en el mapa de severidad calculado a partir de este ajuste empírico (figura 5).

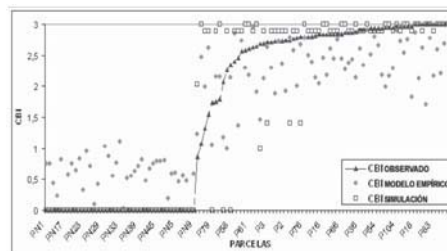


Figura 4: Comparación de los resultados del modelo empírico (◊) y del modelo de simulación (◻), frente a los valores observados en campo (▲)

Estos errores en la estimación se reflejan en el mapa de severidad calculado a partir de este ajuste empírico (figura 5).

Los resultados del modelo de simulación muestran un coeficiente de correlación igual al obtenido para el modelo empírico ($r^2=0.84$), pero el residual promedio es más bajo (RMSE=0.48).

En este caso, la estimación de los valores de $CBI < 0.5$ y $CBI > 2.7$ muestra errores muy bajos (figura 3), mientras que hay una dispersión alta para los valores intermedios de severidad. En este rango específico ($CBI=0.5-2.7$), las parcelas subestimadas tienen un dosel denso y no quemado que cubre el sotobosque quemado, mientras que las sobreestimadas son de dos tipos: con dosel denso y hojas chamuscadas, o con dosel verde poco denso. Estas dos posibilidades no entraban en las modeladas por Chu-

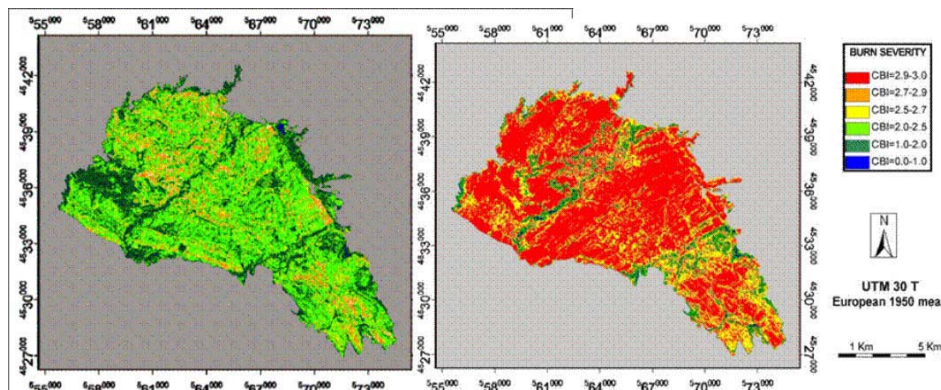


Fig. 5. Mapas de severidad calculados a partir de las dos técnicas analizadas: ajuste empírico (izquierda) y modelos de inversión (derecha)

vieco et al. 2006, por eso pueden introducir ruido en el modelo. El mapa de severidad resultante es presentado en la figura 4.

En resumen, la inversión resultó ser la técnica más apropiada para la estimación de valores de $CBI < 0.5$ y $CBI > 2.7$ (De Santis y Chuvieco, 2007). Este último es el rango más crítico de cara a planificar las intervenciones post-incendio a corto plazo. Los errores registrados para valores intermedios de CBI no son aceptables para ambos métodos, tenido en cuenta el rango del índice utilizado en campo. Dado que la mayoría de los valores observados en campo correspondían a $CBI > 2.7$, el mapa de severidad obtenido a partir del modelo de inversión resulta ser el más correcto.

¿Modelos inductivos o deductivos?

Desarrollar metodologías operativas de estimación de FMC y severidad es una tarea clave para mejorar la situación de los espacios mediterráneos, en donde los incendios forestales han aumentado considerablemente en un corto periodo de tiempo. Las mejoras en las técnicas de interpretación de imágenes pueden ayudar notablemente a mejorar nuestro conocimiento del problema, de cara a su prevención y a paliar sus efectos negativos.

Hemos comentado dos ejemplos donde se emplean técnicas inductivas y deductivas para interpretar mejor las imágenes, mostrando la calidad de las estimaciones.

En cuanto a la estimación de FMC, las ecuaciones derivadas de los datos empíricos se constituyen de índices de verdor, lo que significa que realizan una estimación indirecta, a través del efecto que variaciones en el FMC tiene sobre el

contenido de clorofila (para pastizales) y en el LAI (para el matorral). Por el contrario, las ecuaciones derivadas de los datos simulados realizan una estimación directa, ya que incluyen índices generados específicamente para la estimación de agua en las plantas (bandas de absorción del SWIR)

En general, los modelos derivados de los datos simulados tienen tendencia a estimar valores de FMC más bajos que los empíricos (figura 4) por lo que desde el punto de vista de la prevención de incendios se considera más adecuados, ya que tenderían a incrementar el riesgo estimado del modelo. No, obstante habría que evitar también falsas alarmas.

En cuanto a la estimación de la severidad, se observa una tendencia de los modelos inductivos a generalizar las relaciones, perdiéndose calidad en los valores más bajos y más altos del rango de CBI. Como en el caso del FMC, las variables seleccionadas son de difícil explicación física, si bien la diferencia temporal del NDVI se relaciona con el nivel de carbonización de la vegetación y el suelo.

En cuanto a la capacidad de generalización de los modelos empíricos y de simulación, nuestros resultados preliminares muestran mejores ajustes con los segundos, especialmente para pastizal (cuando son similares a los medidos en Cabañeros), y para matorral (en caso de áreas similares a *C. ladanifer*). Sin embargo, queda por mejorar los modelos de simulación con una parametrización más amplia, que incluya características de otras especies. Para los estudios de severidad, también se observa una buena capacidad de generalización con los parámetros generados para el incendio de Guadalajara, en zonas quemadas en 2006 para Galicia.

Agradecimientos

Los resultados que se presentan en este artículo se han financiado con los proyectos Firemap (Ministerio de Educación y Ciencia, a través del programa nacional de medioambiente y clima) y Preview (VI Programa Marco de investigación de la Unión Europea).

Referencias

- Ahern, F. J., T. Erdle, D. A. Maclean y I. D. Knepp. 1991. A quantitative relationship between forest growth rates and Thematic Mapper reflectance measurements. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 12:387-400.
- Baret, F. 1995. Use of spectral reflectance variation to retrieve canopy biophysical characteristics. pp. 33-51 en F. M. Danson, and S. E. Plummer, editores. *Advances in Environmental Remote Sensing*. John Wiley & Sons, Chichester.
- Ceccato, P., N. Gobron, S. Flasse, B. Pinty y S. Tarantola. 2002. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 1 Theoretical approach. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 82:188-197.
- Chuvienco, E. 2002. *Teledetección Ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio*. Ariel Ciencia, Barcelona.
- Chuvienco, E., A. De Santis, D. Riaño y K. Halligan. 2007. Simulation approaches for burn severity estimation using remotely sensed images. *Journal of Fire Ecology*, Vol. submitted.
- Chuvienco, 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*, Vol. 111: doi:10.1029/2005JG000143.
- Combal, B., F. Baret, M. Weiss, A. Trubuil, D. Mace, A. Pragne're, R. Myneni, Y. Knyazikhin y L. Wang. 2002. Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 84:1-15.
- Curran, P. J. y J. A. Kupiec. 1995. Imaging spectrometry: a new tool for ecology. pp. 71-88 en F. M. Danson, and S. E. Plummer, editores. *Advances in Environmental Remote Sensing*. John Wiley & Sons, Chichester.
- Danson, F. M., S. E. Plummer y S. A. Briggs. 1995. Remote Sensing and the information extraction problem. pp. 171-177 en F. M. Danson, and S. E. Plummer, editores. *Advances in Environmental Remote Sensing*. John Wiley & Sons, Chichester.
- De Santis, A. y E. Chuvienco. 2007. Burn severity estimation from remotely sensed data: performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 108:422-435.
- Dymond, J. R., J. D. Shepherd y J. Qi. 2001. A simple physical model of vegetation reflectance for standardising optical satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 77:230-239.
- Fearnside, P. M., P. M. Lima de Alencastro Graça y F. J. Alves Rodriguez. 2001. Burning of Amazonian rainforests: burning efficiency and charcoal formation in forest cleared for cattle pasture near Manaus, Brazil. *Forest Ecology and Management*, Vol. 146:115-128.
- Fourty, T. y F. Baret. 1997. Vegetation water and dry matter contents estimated from top-of-the-atmosphere reflectance data: a simulation study. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 61:34-45.
- Gitelson, A., J. Y. Kaufman, R. Stark y D. Rundquist. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 80:76-87.
- Jacquemoud, S. 1990. PROSPECT: a model to leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 34:74-91.
- Jacquemoud, S. 1993. Inversion of the PROSPECT+SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: theoretical study. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 44:281-292.
- Ji, W., D. L. Civco y W. C. Kennard. 1992. Satellite remote bathymetry: a new mechanism for modelling. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 58:545-549.
- 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. pp. CD:LA1-LA51 en D. C. Lutes, R. E. Keane, J. F. Caratti, C. H. Key, N. C. Benson, and L. J. Gangi, editores. *FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System*. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164, Ogden, UT.

- Kimes, D., Y. Knyazikhin, J. L. Privette, A. A. Abuelagasim y F. Gao. 2000. Inversion methods for physically based models. *Remote Sensing Reviews*, Vol. 18:381-439.
- Knyazikhin, Y., J. Glassy, J. L. Privette, Y. Tian, A. Lotsch, Y. Zhang, Y. Wang, J. T. Morisette, P. Votava, R. B. Myneni, R. R. Nemani y S. W. Running. 1999. MODIS Leaf Area Index (LAI) And Fraction Of Photosynthetically Active Radiation Absorbed By Vegetation (FPAR) Product (MOD15). Algorithm Theoretical Basis Document. [http:// eosps.gsfc.nasa.gov/atbd/modistables.html](http://eosps.gsfc.nasa.gov/atbd/modistables.html), Vol.
- Kuusik, A. 2001. A two-layer canopy reflectance model. *Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer*, Vol. 71:1 –9.
- 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*, Vol. 15:319-345.
- Nelson, R. M. 2001. Water Relations of Forest Fuels. pp. 79-149 en E. A. Johnson, and K. Miyanishi, editores. *Forest fires : behavior and ecological effects*. Academic Press, San Diego, Calif.
- Rouse, J. W., R. W. Haas, J. A. Schell, D. H. Deering y J. C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFC, Greenbelt, MD. USA.
- Rueda, C. A. 2001. CSTARS Radiative Transfer Model Repository Project, Davis.
- Strahler, A. H., C. E. Woodcock y J. A. Smith. 1986. On the nature of models in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 20:121-140.
- Verhoef, W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 16:125-141.
- Vermote, E. F. y A. Vermeulen. 1999. Atmospheric correction algorithm: Spectral Reflectances (MOD09). p. 109 pp. NASA.
- Yebra, M., E. Chuvieco y D. Riaño. 2006. Estimation of live Fuel Moisture Content from MODIS images for fire risk assessment. *Agricultural and Forest Meteorology*, Vol. submitted.
- Zarco-Tejada, P., J. R. Miller, A. Morales, A. Berjón y J. Agüera. 2004. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 90:463-476.