

Tratamiento digital de imágenes Landsat5-TM y ERS-1 SAR para la clasificación de modelos combustibles

Kyun, I.A.(¹), Chuvieco, E.(²), Martínez, A.(³)

(¹) Universidad de Alcalá. Departamento de Geografía. Actualmente en STA, c/ Bailía 2-3ª 43006
Valencia

(²) Universidad de Alcalá. Departamento de Geografía, c/ Colegios 2, 28807 Alcalá de Henares

(³) INDRA ESPACIO, S.A. c/ Mar Egeo 4, Pol. Ind. nº1, 28850 San Fernando de Henares

Abstract

Se ha ensayado una metodología de clasificación digital de imágenes del espectro visible-infrarrojo y de microondas, para clasificar los modelos combustibles en el Valle del Tiétar. La hipótesis inicial suponía que la sensibilidad de las microondas a las texturas asociadas a la estratificación vertical de la vegetación, podría ayudar a discernir aquellos modelos compuestos por matorral y arbolado, de aquéllos que fueran formaciones puras de algunos de éstos. Se ha visto que por sí solas, las imágenes ERS-1 SAR son poco eficaces para discriminar dichos modelos, aunque en los modelos conflictivos pueden introducir mejoras si se combinan con TM.

1. Introducción

Una buena planificación contra incendio precisa un conocimiento exacto de la localización espacial de los combustibles forestales. De cara a una gestión operativa de dichos combustibles, se ha visto la necesidad de agruparlos en conjuntos o clases, que sinteticen las variables que entran en juego en la expansión del fuego. Con este objetivo, se han realizado clasificaciones tipológicas, según criterios de inflamabilidad y propagabilidad, basados en características como: cantidad, forma y distribución, grado de inflamabilidad, humedad y composición química. Estas clasificaciones sintéticas reciben el nombre de modelos de combustible, y se refieren más concretamente a las formaciones de sotobosque. Conviene considerar que el mayor porcentaje de los fuegos no se inicia en las copas de los árboles sino en el pasto o matorral que está debajo, y que el elemento propagador del incendio en sus estadios iniciales es ese conjunto de vegetación sub-arbórea. Las características de estos modelos combustibles son: Modelo 1: pastizal continuo fino, seco y bajo, con altura por debajo de la rodilla. Modelo 2: pastizal con presencia de matorral o arbolado claro que cubren más de un tercio de la superficie sin llegar a dos tercios. Modelo 4 (el modelo 3 no existe en el Sistema Central): matorral o arbolado joven

muy denso de unos dos metros de altura. Modelo 5: matorral denso pero bajo, altura no superior a 0,6 m. Modelo 6: matorral más viejo que en el modelo 5, con alturas entre 0,6 y 1,2 m. Modelo 7: matorral inflamable, de 0,6 a 2 m de altura, que propaga el fuego bajo el arbolado. Modelo 8: hojarasca en bosque denso de coníferas o frondosas con partículas de 5 cm o menos). Modelo 9: hojarasca en bosque denso de coníferas o frondosas con partículas mayores que el modelo 8.

El cúmulo de materia muerta, como hojarasca y ramas secas es un factor importante en el inicio y propagación del fuego ([2], [8], [13]). La radiación electromagnética en el espectro óptico tiene una capacidad limitada para penetrar una determinada cubierta. En algunos estudios de clasificación digital de imágenes de satélite, se han encontrado problemas notables en la discriminación de algunas categorías debido a la dificultad para separar el componente inferior del dosel vegetal ([3], [10-12]).

Por esta razón, ensayamos las posibilidades que ofrecen los datos del ERS-1 SAR, evaluando los aportes de estas imágenes frente a las ópticas del sensor *Thematic Mapper*, comparando nuestros resultados con los obtenidos por Salas [13] en una ventana de la misma zona. Aunque se han realizado multitud de estudios de la vegetación empleando SAR ([4-7], [9]), no encontramos ninguna literatura específica sobre esta aplicación concreta.

2. El área de estudio

La zona de estudio, situada en el Valle del Tiétar, en la vertiente sur del macizo de Gredos, ocupa una superficie de 39,46 Km². Su topografía es relativamente llana, aunque el cauce del Tiétar presenta pendientes bastante pronunciadas.

El estrato de matorral está dominado por la jara pringosa (*Cistus ladanifer*), que cobija otras especies como el tojo (*Genista hirsuta*), el cantueso (*Lavandula stoechas*), la aliaga (*Genista scorpius*), el romero (*Rosmarinus officinalis*) y el

brezo (*Calluna vulgaris*). El estrato arbustivo está ocupado por la coscoja (*Quercus coccifera*), mientras que el arbóreo está compartido por la encina (*Quercus ilex*) y el pino resinero (*Pinus pinaster*).

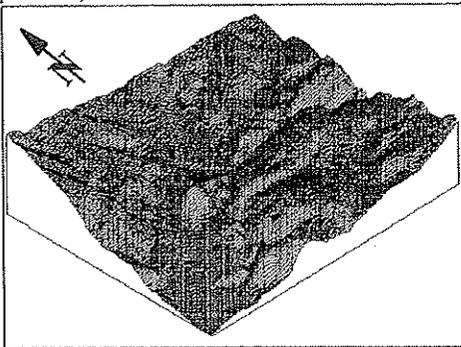


Figura 1. MDT del área de estudio. Pese a que es generalmente plano (el 77,6 % de la zona posee pendientes con valores inferiores a 10%) se han observado notables distorsiones en la imagen SAR.

3. Metodología

La leyenda propuesta tras una serie de salidas de campo es: 1-Modelo 1; 2-Modelo 2; 3- Modelos 4,5,6; 4-Modelo 7; 5-Modelos 8,9; 6-No forestal (incluye construcciones, superficies de agua y zonas agropecuarias). Debido a la escasa representación espacial de algunos modelos, hemos establecido que la categoría 3 incluyera los modelos 4, 5 y 6, y que la 5 representara a los modelos 8 y 9.



Figura 2. Fotografía de campo del Modelo 7. Las formaciones de sotobosque bajo arbolado producen conflictos de discriminación en las bandas ópticas.

3.1. Datos disponibles

Se dispuso de 2 imágenes ERS-1 SAR de abril de 1993 y 2 julio del mismo año, con una pequeña diferencia de fechas de adquisición entre cada pareja. Se remuestreó el tamaño del píxel a 25 m, se convirtieron los datos de 16 bit a 8 bit por píxel. Además de las imágenes SAR, se contaba con los canales 5, 4, 3 y 2 del Landsat-TM, cedidas por Salas, ya corregidas geoméricamente.

3.2. Reducción del speckle

Dentro de los algoritmos implementados en ERDAS Imagine, podemos encontrar los filtros *Lee-Sigma*, estadístico de región local, de *Frost* y *Maximun A Posteriori* (MAP). Hemos realizado pruebas con todos ellos, quedándonos con el que dio mejores resultados visuales y estadísticos, el MAP. También empleamos la Transformada Rápida de Fourier para cortar las frecuencias altas en este dominio, y aunque el aspecto visual mejoró significativamente, así como el coeficiente de variación, la transformación de los ND originales ha sido mayor que la introducida por el filtro MAP. Por tanto, hemos empleado este último filtro para tratar las ventanas definitivas de trabajo.

3.3. Corrección geométrica de las imágenes SAR

Las distorsiones debidas a las efemérides del satélite y a la rotación terrestre se pueden corregir mediante métodos comunes a las imágenes ópticas. Sin embargo, para las inducidas por la topografía habría que recurrir a modelos de deformación que tienen en cuenta la altitud y la pendiente de los elementos orográficos, donde se hace imprescindible contar con un MDT. Este tipo de rectificación no se abordó en el presente trabajo.

Debida a la imposibilidad de emplear como referencia los mapas topográficos, acudimos a una simulación de la iluminación de una imagen radar, a partir del MDT. De esta forma, tuvimos una información del relieve presente, similar al que ofrecen las imágenes SAR; sobre ellas hemos superpuesto las bandas 4 y 5 del TM para tener también información espectral, útil para diferenciar cubiertas. Para todas las imágenes se logró alcanzar un error medio cuadrático global inferior a 1 píxel.

3.4. Clasificación de las imágenes

Se realizaron cinco salidas al campo con dos fines. Por un lado, para comprobar que las formaciones vegetales de las diversas parcelas establecidos por Salas [13], no hubieran sufrido cambios notables. Por otro, para hacer una primera delimitación de áreas y señalar campos de entrenamiento para los modelos combustibles identificados y, finalmente, establecer otras parcelas para la fase de verificación.

Las variables introducidas en la clasificación de modelos combustibles fueron: bandas 2, 3, 4 y 5 de la imagen TM; cuatro imágenes SAR; imágenes SAR con histogramas

expandidos; imágenes sintéticas de valores mínimos de cada mes; imágenes sintéticas cocientes de cada mes; componentes principales de las cuatro bandas TM más las cuatro imágenes SAR.

Se abordó, en primer lugar, la clasificación de las bandas TM, de forma que sirviese como referencia para las imágenes SAR. A continuación, se clasificaron todas las imágenes SAR por separado, sin y con expansión del histograma, para luego escoger las que mejor resultado diesen; se añadieron distintas imágenes sintéticas, como componentes principales, mínimos y cocientes; luego se clasificaron las bandas TM combinadas con las SAR e imágenes sintéticas.

Análisis de componentes principales (ACP)

Cabía esperar que las tomas del ERS-1 SAR, de banda única (5,3 GHz), presentasen una importante correlación entre sí, resultando redundantes varias de ellas. La técnica de ACP permite sintetizar las bandas originales, creando unas bandas nuevas con los componentes principales de la imagen, que recojan la mayor parte de la información inicial. Mediante esta técnica hemos pretendido también escoger las bandas más divergentes en un esquema de clasificación digital. Por otra parte, el ACP facilitó una primera interpretación sobre los ejes de variabilidad de la imagen: el componente 1 tiene prácticamente la información temática del canal 5 del TM (infrarrojo medio) y de los canales ópticos. El canal 4 (infrarrojo cercano) es la carga principal del componente 2, por lo que será el componente sensible a la vegetación desde el punto de vista óptico-infrarrojo. El componente 3 recoge la información de los pasos SAR ascendentes, mientras que el 4 lo hace para los pasos descendentes. El análisis discriminante no dio una pauta clara para escoger las imágenes SAR más adecuadas, ya que todas son muy distintas entre sí. Por tanto, se procedió a realizar sucesivas clasificaciones para ver cuál es el contenido temático de las mismas.

Otras variables de imagen

Se obtuvieron otros valores sintéticos, como los mínimos y los cocientes de cada mes. Con éstos se intentó evitar las altas retrodispersiones procedentes de las laderas de cierta pendiente, como los cauces del Tiétar y arroyos. Sin embargo, tiene la desventaja de que disminuye el rango de variación y acentúa las zonas con respuesta baja, como las sombras radar de las laderas alejadas al sensor.

3.5. Clasificación supervisada

La imagen que se ha tomado como sustrato para la selección de áreas de entrenamiento fue la combinación de bandas 4, 5 y MIN7 (valores mínimos de las imágenes SAR de julio). El algoritmo escogido es el clasificador de *máxima probabilidad*. En casi todas, se hicieron dos versiones: una empleando probabilidad a priori y otra sin ella.

4. Resultados

Los mejores resultados globales procedieron de la clasificación de las bandas TM5, TM4 y TM3 usando probabilidad a priori: la exactitud global fue de 78,57% ($\kappa=0,72$). La discriminación del MODELO 7 siguió siendo deficiente, con una exactitud de 28,65%. Se confundía con los MODELOS 4-5-6, y, sobre todo, con el 8-9; en definitiva, con el matorral y, especialmente, con el arbolado. Sin embargo, al eliminar la probabilidad a priori se observó una mejoría en el modelo 7: 37,33%. Al introducir una imagen SAR (A7) expandida (usando probabilidad a priori), se llegó al 36,30%, ligeramente por debajo de la clasificación de TM.

Las bandas SAR del ERS-1 dieron resultados confusos, provocando una disminución global de la exactitud de las clasificaciones. La mejor clasificación de una imagen única SAR fue la que utilizó la imagen descendente de abril; resultó un grado de fiabilidad global del 41,21%. Con ésta se logró una exactitud del 100% para el MODELO 4-5-6; además de discriminar bastante bien la zona NO FORESTAL (73,70%). Sin embargo, dio resultados desalentadores en los demás modelos: 29,27% para el 1; 21,87% para el 2; 0,0% para el 7 y 34,12% para el combinado 8-9. La clasificación que empleaba todas las imágenes ERS dio una fiabilidad global del 33,85%, y sólo la categoría NO FORESTAL superó el 50% de exactitud (60%). Este resultado no mejoró con la eliminación de alguna fecha.

Definir las confusiones que se producen es tarea complicada, porque en la mayoría de los casos los valores marginales son superiores a los de la diagonal de la matriz de confusión. Se podría decir que es sumamente difícil definir espectralmente las categorías para los datos ERS-1 SAR, de frecuencia relativamente alta (5,3 GHz), polarización vertical y un ángulo de incidencia bastante pequeño (23°). La explicación puede venir de la observación realizada por Askne y Smith [1]: las imágenes SAR de intensidad (datos convertidos a NDs o escalas de gris) se saturan

fácilmente, aun en volúmenes arbóreos bajos, e incluso se puede saturar debido a la variabilidad de las signaturas en campo abierto.

Los errores se aminoraron usando aquellos componentes principales que tienen una proporción significativa de información óptica combinada con SAR. Así, por ejemplo, la clasificación utilizando los cuatro primeros componentes principales, de los que el 3º y el 4º tienen mayor carga de componente SAR, dio una la exactitud global del 68,78%.

El mejor resultado de combinar las TM con SAR, se consiguió con la combinación de bandas TM5,4,3 y la imagen ascendente de julio, mínimos de julio y el cociente entre las SAR de julio, llegando al 72,70%.

5. Discusión

Estos resultados, fruto de nuestra primera incursión en las aplicaciones forestales del SAR, no son concluyentes. A la falta de experiencia en metodologías específicas, se añade la escasa representatividad del área de estudio, demasiado reducido. La zona elegida, a pesar de haber sido seleccionada en el sector más plano de la inicialmente prevista, sigue ofreciendo una topografía incómoda para el estudio con SAR, ya que la mínima presencia de relieve introduce cambios bruscos en la respuesta de las cubiertas. Esta reducción del área es otro factor que limita el alcance de las conclusiones. Sería conveniente aplicar el estudio a una extensión más significativa.

Para futuros trabajos, habremos de considerar: Trabajar con datos de coeficiente de retrodispersión (σ^0), lo que implicaría tratar directamente los datos originales a 16 bits, derivando el parámetro físico de la retrodispersión. Éste se escala logarítmicamente, lo cual puede ampliar el estrecho rango dinámico que impone el escalado a 8 bits. Extraer otras imágenes sintéticas a partir de las originales de SAR. En la literatura están apareciendo intentos de explotar la información multi-temporal de los ERS-1 y 2 para subsanar la nula resolución espectral. La clasificación en árbol que, partiendo de la clasificación de TM, pudiese subsanar los errores de la misma introduciendo los datos SAR. Según algunos autores, la clasificación mediante Redes Neuronales Artificiales, puede ser apropiada para trabajar con datos texturales —como los que podrían derivarse de una imagen SAR.

6. Referencias

- [1] Askne, J. y Smith, G. (1996): "Forest INSAR decorrelation and classification properties", *ERS SAR Interferometry Workshop. Final program*, Remote Sensing Laboratories, University of Zurich.
- [2] Burgan, R.E. y Shasby, M.B. (1984): "Mapping broad area forest fire potential from digital fuel, terrain and weather data", *Journal of Forestry*, 82, 228-231.
- [3] Cosentino, M.J. y Estes, J.E. (1981): "Use of Landsat data to develop a fuels database for a wildland fire simulation model", *Proc. Pecora VII Sym.*, Sioux Falls, 590-599.
- [4] Dobson, M.C., Pierce, L., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., Sharik, T. (1992): "Preliminary analysis of ERS-1 SAR for forest ecosystem studies", *IEEE Trans. on Geosc. and RS*, 30 (2), 203-211.
- [5] Dobson, M.C., Ulaby, F.T., Pierce, L.E. (1995): "Land-cover classification and estimation of terrain attributes using synthetic aperture radar", *Remote Sensing of Environment*, 51, 199-214.
- [6] FAO/ESA (1993): *Radar Imagery: Theory and Interpretation*. FAO Remote Sensing Centre Series nº 67. Roma.
- [7] Green, G.M. (1986): "Use of SIR-A and Landsat MSS data in mapping shrub and intershrub vegetation in Koonamore, South Australia", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52, 659-670.
- [8] ICONA, 1991: *Los incendios forestales en España durante 1991*, Área de Defensa contra Incendios Forestales, MAPA., Madrid.
- [9] Kasischke, E.S., Bourgeau-Chávez, L.L., Christensen, N.L. Jr., Haney, E. (1994): "Observation on the sensitivity of ERS-1 SAR image intensity to changes in aboveground biomass in young loblolly pine forests". *Int. Journal. of R. S.*, 15 (1), 3-16.
- [10] Rabii, H.A. (1979): *An Investigation of the Utility of Landsat-2 MSS data to the Fire-Danger Rating Area, and forest Fuel Analysis within Crater Lake National Park*, Oregon State University, Ph.D. Dissertation.
- [11] Root, R.R., Stitt, S.C.F., Nyquist, M.O., Waggoner, G.S., Agee, J.K. (1986): "Vegetation and fire fuel models mapping of North Cascades National Park", *Proc. ACSM-ASPRS Annual Convention*, Tech. Papers, 3, 78-85.
- [12] Salas, F.J. y Chuvieco, E. (1995): "Aplicación de imágenes Landsat-5-TM a la cartografía de modelos de combustible", *Revista de Teledetección*, vol. V, 17-27.