



# Integración de datos geospaciales para la caracterización de la vegetación: Una herramienta potencial para estimar las variaciones microclimáticas

## *Integration of geospatial data for vegetation analysis: A potential tool for micro-climate variability estimation*

Luis A. Ruiz, Alfonso Fdez.-Sarría, Josep E. Pardo, María J. Porres, Jorge Recio

Dep. de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría. Universidad Politécnica de Valencia,

Camino de Vera s/n 46022, Valencia,

[laruiz@cgf.upv.es](mailto:laruiz@cgf.upv.es)

### RESUMEN

*En este trabajo se expone una metodología de integración de datos geospaciales obtenidos a partir de diversas fuentes (fotografías aéreas pancromáticas, imágenes multiespectrales de satélite y modelos digitales de elevación), para la extracción de información cuantitativa relativa a las unidades del paisaje, con énfasis en la vegetación, y su posterior análisis para su clasificación en información cualitativa respecto al tipo, distribución y densidad de la vegetación de crecimiento espontáneo. La información cuantitativa se refiere a cada pixel y consiste en (1) índices de vegetación, obtenidos a partir de los datos multiespectrales, que informan acerca de la biomasa y del tipo de vegetación presente, (2) características de textura extraídas de las fotografías aéreas que describen su distribución espacial, y (3) descriptores espaciales del relieve y de la radiación solar que llega a cada punto, obtenidos a partir de los modelos digitales de elevación. Los resultados, cotejados mediante trabajos de comprobación sobre el terreno, se evalúan por separado y conjuntamente, y evidencian su utilidad en la caracterización de unidades de vegetación a nivel local y en la mejora del cartografiado de las unidades del terreno mediante el análisis combinado de los datos. La metodología ofrece un evidente potencial en la localización y estimación de la variabilidad natural de la vegetación con vistas a la modelización de su posible impacto sobre aspectos de degradación del suelo, desertificación, o para cuantificar la intensidad de fenómenos climáticos extremos sobre ámbitos espaciales locales.*

### SUMMARY

*In order to extract quantitative information about landscape units, focusing on vegetation, and its further analysis for the classification into qualitative information regarding type, density, and distribution of spontaneous growing vegetation, a methodology for the integration of geospatial data from different sources (panchromatic aerial photography, satellite multispectral images and digital elevation models) is proposed in this paper. The quantitative information obtained, assigned to each pixel, is composed of (1) vegetation index, extracted from multispectral data and giving information about the biomass and the type of vegetation, (2) texture features obtained from aerial photography and describing the spatial distribution of vegetation, and (3) topographic descriptors and an index representing the amount of solar radiation that reaches to each point of the terrain, obtained from a digital elevation model. The results, that have been tested with appropriate field work, are analysed independently and together, showing the usefulness of the methodology for the characterization of vegetation units at a local scale, and also an improvement in the classification of the landscape units using an integrated analysis of the data. Therefore, the methodology provides real potential in the location and characterization of the natural variability of vegetation for modelling its impact over some processes like soil degradation and desertification, or to quantify the intensity of extreme climatic processes over local spatial environments.*

## 1. INTRODUCCIÓN

La variabilidad climática se refleja principalmente en modificaciones del paisaje y de sus elementos, con un componente que se manifiesta a corto plazo y otro a medio o largo plazo. Este último es el que más relevancia adquiere debido a que perdura y hace que tales modificaciones se asienten y generen cambios de niveles superiores relacionados con las especies que habitan los ecosistemas y con su distribución.

A este respecto, una forma de valorar la variabilidad de los elementos climáticos es el seguimiento y caracterización del tipo de vegetación natural o espontánea y de su distribución espacial. Si esto se realiza disponiendo de datos con una resolución espacial o escala adecuados, podrán detectarse variaciones microclimáticas locales, las cuales resultan de difícil caracterización utilizando datos climáticos globales.

Por otra parte, los fenómenos climáticos extremos, como sequías prolongadas, temporales de lluvia y viento, inundaciones, etc., que afectan de forma recurrente a la cuenca mediterránea, provocan cambios inmediatos que pueden estudiarse mediante el análisis de las variaciones locales. Además, el factor de recuperación espontánea de la vegetación está condicionado por fenómenos de

acumulación de agua dependientes de la textura y estructura del terreno, pero también de su forma superficial y de la radiación solar que puede llegar a cada punto. Por ello, para la previsión o modelización de la respuesta de la vegetación espontánea a variaciones microclimáticas locales, es importante considerar también los parámetros derivados de las características del relieve, extraíbles a partir del estudio de modelos digitales de elevación (MDE).

Este trabajo persigue un objetivo metodológico básico que es el estudio y evaluación de la integración de datos geospaciales con información (1) espectral, fundamentalmente obtenida a partir de imágenes de satélites de observación terrestre, (2) espacial, extraída mediante análisis de texturas a partir de fotografías aéreas, y (3) topográfica, derivada analíticamente a partir de MDE, con el fin de clasificar las áreas de vegetación en función del tipo y de la densidad en su distribución espacial.

Esta aproximación metodológica nos servirá, además, para plantear y evaluar su posible utilización en la estimación del efecto de las variaciones microclimáticas en el crecimiento de la vegetación y en su regeneración, lo cual puede permitir la cuantificación real del efecto de tales cambios.



El estudio se ha realizado con datos específicos obtenidos de zonas mediterráneas de montaña, y para la evaluación se ha contado con datos cualitativos obtenidos en campo en las respectivas zonas.

**2. METODOLOGÍA**

Para la extracción de información espectral, espacial y topográfica se utilizaron como datos de partida, respectivamente, imágenes Landsat TM de 30 m de resolución espacial, fotografías aéreas de escala 1:25.000 y MDE con pasos de malla entre 10 y 25 m. Las fotografías aéreas fueron escaneadas, georreferenciadas y remuestreadas a 2 m/píxel. Las imágenes Landsat TM empleadas se georreferenciaron y remuestrearon a 25 m/píxel, equiparándose así con los MDE de malla superior.

Para eliminar el efecto de las áreas de vegetación no espontánea, se realizó una clasificación espectral previa para generar una máscara que, aplicada sobre los datos georreferenciados, excluía las zonas urbanas, industriales, de cultivos intensivos y acuáticas. A continuación se describe la metodología seguida para la extracción de las características y para el proceso comparativo de clasificación.

**Análisis de texturas**

La textura de una imagen hace referencia a la distribución espacial de los niveles de intensidad, y su aplicación práctica se basa en la asignación de un valor a cada píxel en función de los valores de su vecindario. Teniendo esto en cuenta, estos valores varían en función de la densidad y del tipo de vegetación existente (los patrones de textura son distintos en el caso de vegetación arbórea, arbustiva o herbácea, por ejemplo).

A partir de las imágenes provenientes de las fotografías aéreas se obtuvieron 16 características de textura. Ocho de ellas fueron extraídas de la **matriz de coocurrencias de niveles de gris** (MCNG) de cada vecindario, cuyos elementos  $P(i,j)$  representan las frecuencias relativas de los niveles de gris  $i$  y  $j$ , tomando los píxeles dos a dos y separados una distancia  $d$  según una dirección dada. Debido a que las clases consideradas carecían de una orientación dominante, se tomó el valor medio para las cuatro direcciones consideradas. La distancia entre píxeles se tomará en función de la separación entre las primitivas que definen las texturas. Tras los correspondientes ensayos se eligió una distancia de un píxel. La expresión normalizada de dicha matriz queda

$$p(i, j) = \frac{P(i, j)}{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j)}$$

siendo  $N_g$  el número de niveles de gris.

**Tabla 1 – Características de textura derivadas de la MCNG**

Característica	Expresión
Uniformidad	$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j)^2$
Entropía	$-\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j) \cdot \log[p(i, j)]$
Contraste	$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 \cdot p(i, j)$
Media (*)	$\mu = \sum_{i=0}^{N_g-1} i \cdot p_x(i)$
Varianza	$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu)^2 \cdot p(i, j)$
M.D.I.	$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$

Momento producto	$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu) \cdot (j - \mu) \cdot p(i, j)$
Correlación	Momento producto/Varianza

$$(*) p_x(i) = \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j)$$

Las 8 características calculadas se basan en las propuestas por Haralick (1973) y sus expresiones se recogen en la tabla 1.

Además, se calculó un factor de **densidad de bordes**, representado por el gradiente (suma del valor absoluto de las diferencias entre píxeles vecinos) en función de la distancia entre píxeles. Para cada distancia  $d$  ensayada, y para cada subimagen  $I$ , definida en un vecindario  $N$ , el valor de densidad de bordes alrededor de un píxel se calcula según la expresión:

$$g(d) = \sum_{(i,j) \in N} \{ |I(i, j) - I(i + d, j)| + |I(i, j) - I(i - d, j)| + |I(i, j) - I(i, j + d)| + |I(i, j) - I(i, j - d)| \}$$

Otras siete características de textura se obtuvieron según el concepto de **energía textural** propuesto por Laws (1985), según el cual el cálculo de cada característica se basa en la convolución de la imagen original  $I_o$  por un filtro  $g_n$ , obteniendo una nueva imagen  $J_n = I_o * g_n$ . El valor de energía en cada píxel viene dado por la media de  $J_n$  para el vecindario correspondiente. Las características se calcularon utilizando 7 filtros distintos de 5x5, cada uno de los cuales tiene como objeto resaltar distintos aspectos de la imagen: *media ponderada, gradiente, forma, ondulación, rugosidad, oscilación y laplaciano del gaussiano (LoG)*. A los filtros de energía se les aplicó un tratamiento post-filtrado para reducir el marcado efecto de transición entre grupos de textura, consistente en la asignación a cada píxel del valor medio del vecindario con menor varianza de entre los cuatro vecindarios de 15 x 15 para los que el píxel es esquina (Hsiao, 1989). La figura 1 muestra ejemplos de tres características de texturas obtenidas sobre un detalle de la imagen original.

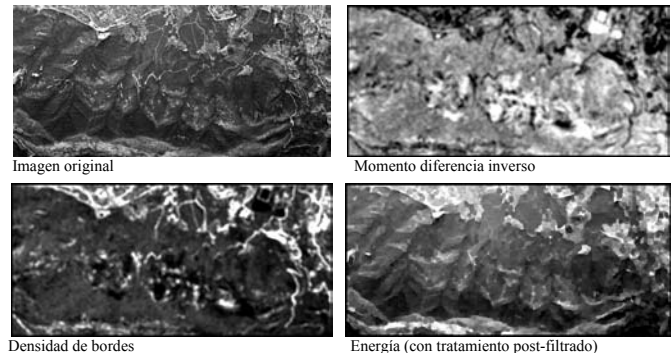


Figura 1 – Detalle de fotografía aérea original y de tres imágenes de características resultado de aplicar sobre ella el análisis de texturas.

**Variables del MDE**

Además de las variables de relieve *pendiente* y *orientación* dominante en cada punto, se obtuvieron mapas de *insolación potencial media*, calculados según el método expuesto en trabajos anteriores (Pardo, 1999; Ruiz, 1999), y que puede resumirse como sigue: Si se obtiene la radiación solar en el exterior de la atmósfera en función de la constante solar ( $\alpha$ ) y de la altura del sol ( $h$ )

$$R_a = \alpha \cdot \text{sen}(h)$$

la radiación que llega a un punto de la superficie terrestre será

$$R_s = R_a [(0,29 \cdot \cos \varphi) + (0,54 \cdot n / N_a)]$$

donde  $\varphi$  es la latitud y ( $n/N_a$ ) el nivel de nubosidad, el cual se supone constante por tratarse de un área geográfica pequeña. Introduciendo los valores de *pendiente* ( $\beta$ ) y *orientación* ( $\theta$ ) de la ladera y teniendo



en cuenta el acimut solar ( $A$ ), se estima la radiación directa en cada instante

$$R_i = R_s [\cos(h) \cdot \text{sen}\beta \cdot \cos(A - \theta) + \text{sen}(h) \cdot \cos\beta]$$

Calculando mapas de sombras proyectadas a partir del MDE a lo largo del año, combinándolos con los mapas de radiación ( $R_i$ ) y promediándolos, se obtiene la **insolación potencial media anual** (figura 2).

### Análisis espectral

Las variables espectrales empleadas fueron cuatro de las siete bandas espectrales del sensor TM de Landsat (3, 4, 5 y 7, que representan la energía reflejada del rojo, y tres del infrarrojo óptico), las cuales aportan información adecuada para el análisis de vegetación, sin presentar elevada correlación o redundancia entre ellas. Además, y con el fin de sintetizar en una sola variable la información relativa a la biomasa y densidad de vegetación, se obtuvo el **índice de vegetación de diferencia normalizada** (NDVI), cuya expresión es:

$$NDVI = \frac{IR(TM4) - R(TM3)}{IR(TM4) + R(TM3)}$$

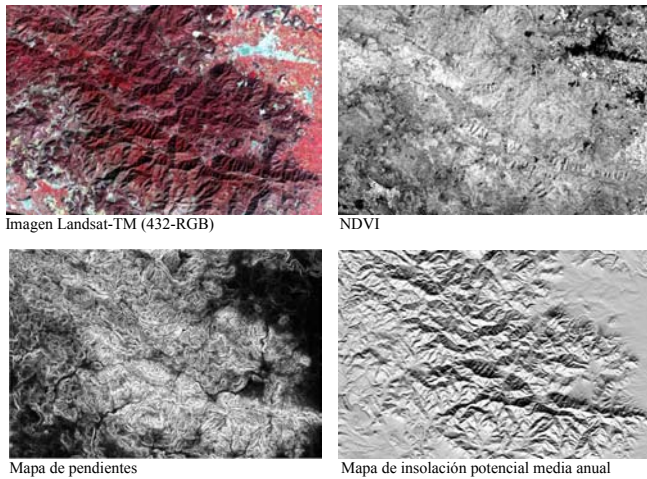


Figura 2 – Imagen Landsat-TM e índice de vegetación derivado (arriba), y dos características obtenidas del MDE: *pendiente* e *insolación media anual*.

### Clasificación

Una vez obtenidas todas las características, y con objeto de reducir el volumen de datos para utilizar en la clasificación, se realizó una selección de las variables que mejor discriminaban las clases de vegetación definidas en las áreas de estudio. Las clases definidas previamente fueron las siguientes: (bd) *bosque denso* (pinos, encinas,...); (bm) *bosque de media densidad*, de similares especies al anterior y con presencia de vegetación herbácea y matorral; (md) *matorral mediterráneo denso* combinado con vegetación herbácea, con más del 70% de vegetación; (mb) *matorral de media a baja densidad*, entre el 30 y el 70% de cobertura; (ca) *cultivos arbóreos*, en ocasiones dispuestos en terrazas; (sd) zonas de cultivo en barbecho o con el *suelo desnudo*. Detalles sobre la textura de estas clases pueden encontrarse en anteriores trabajos (Ruiz, 2000), realizados siguiendo un procedimiento análogo pero empleando un número de características de texturas más reducido.

Para el cálculo de las características de texturas se ensayaron tres parámetros: (1) el *tamaño del vecindario* considerado alrededor de cada píxel; (2) la *distancia* entre píxeles vecinos empleada en el cálculo de las características derivadas de la MCNG y de la densidad de bordes; y (3) el *número de niveles de gris* empleado en el cómputo de la MCNG, parámetro importante para reducir el tiempo de procesado. En todos los casos, los resultados óptimos se conseguían con una distancia de 1 píxel y 32 niveles de gris (5 bits/píxel), mientras que el tamaño de vecindario adecuado variaba en función del tipo de característica elegida entre 9x9 y 25x25

píxeles, siempre para la resolución espacial empleada en los ensayos de 2 m/píxel.

La selección de las variables en función de su poder discriminatorio, necesaria debido al grado de correlación entre algunas de ellas (Baraldi, 1995), se realizó de dos formas: bien mediante el método estadístico de *análisis discriminante paso a paso* sobre muestras de entrenamiento específicas para cada clase definidas en función de datos de campo, o bien mediante el método de análisis de separabilidad basado en la *distancia de Jeffries-Matusita*, aplicada de forma sucesiva introduciendo una nueva variable en cada paso y estimando el error en la clasificación de las muestras.

Una vez seleccionadas las variables, se llevó a cabo la clasificación estadística de las imágenes mediante el método de *máxima probabilidad*, evaluándose los resultados obtenidos en las distintas áreas de estudio y con los diferentes grupos de variables (espectrales, espaciales y topográficas), empleando muestras de evaluación distintas a las de aprendizaje y expresando los resultados según las respectivas matrices de errores.

### 3. RESULTADOS

Los resultados obtenidos en el estudio pueden resumirse en los siguientes aspectos:

- La **fiabilidad** global de la clasificación **aumenta** de forma significativa (de un 83,1% a un 87,3%) al emplear datos de **textura** en vez de espectrales (NDVI+bandas TM 3,4,5 y 7). También aumentan las fiabilidades marginales de la mayoría de las clases (gráficos de la figura 4). Ello es debido a que se trata de clases heterogéneas en las que la densidad de la vegetación es un factor esencial, por lo que se describen mejor mediante variables de textura.
- Dentro de las características de textura, con los **filtros de energía** se obtienen resultados globales de fiabilidad del orden del 6,5% superiores a los obtenidos mediante las características derivadas de la MCNG. Además, el hecho de aplicar, en el caso de aquellos, un tratamiento **post-filtrado** para reducir el error en las zonas frontera, supone un incremento en la fiabilidad de la clasificación de estas zonas específicas del 27,1%, mejorando también notablemente su aspecto visual (ver ejemplo detalle en la figura 3).



Figura 3 – Detalle de fotografía aérea original (centro) y de las clasificaciones por texturas empleando características derivadas de la MCNG (izquierda) y filtros de energía (derecha). En esta última se ha aplicado el tratamiento post-filtrado para la mejora de las zonas frontera.

- Con la **combinación de variables espectrales** y de **textura** se incrementa la fiabilidad en la clasificación, la cual sigue aumentando al añadir información derivada de **MDE**. Esta mejora ocurre especialmente en la clasificación de las clases de textura intermedia, la cual es más difícil de resolver mediante las variables espectrales que se vienen utilizando tradicionalmente. Así, la fiabilidad global media llega hasta el 93,7% cuando se combinan los tres tipos de variables, lo que supone un buen resultado en la mayoría de las aplicaciones, especialmente teniendo en cuenta la alta disponibilidad y el bajo coste de los datos originales empleados. Los gráficos de la figura 4 muestran las fiabilidades de las 6 clases, y su incremento (que se manifiesta en el aumento de la superficie





hexagonal) al integrar los tres grupos de variables. En la figura 5 se muestra un ejemplo del resultado de la clasificación.

- De las tres características derivadas de los MDE ensayadas (*pendiente, orientación e insolación*), únicamente la **insolación potencial media anual**, calculada según el método descrito, ofrece un aporte significativo de información para la caracterización de unidades de vegetación espontánea, incrementando la fiabilidad global entre el 2% y el 4%. Su influencia es mayor en las clases con elevada densidad de vegetación. Al aumentar la insolación, aumenta también la evapotranspiración, disminuyendo la retención de humedad en el suelo, por lo que la vegetación espontánea responde a patrones de crecimiento de menor porte y densidad.

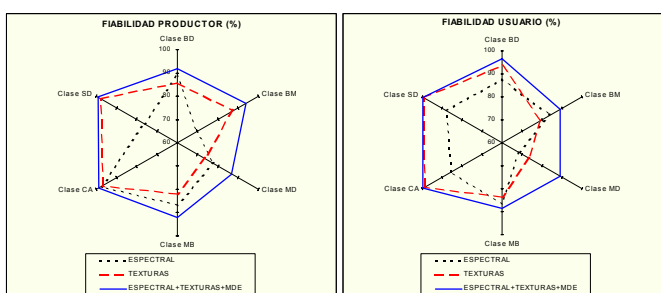


Figura 4 – Resultados comparativos de las fiabilidades del productor y del usuario obtenidas en la clasificación de varias imágenes mediante conjuntos de datos distintos: espectral, características de texturas, y añadiendo a las anteriores los mapas de insolación potencial derivados del MDE.

#### 4. CONCLUSIONES

Dado que la variabilidad climática conlleva variaciones en el crecimiento y en el tipo de vegetación espontánea, parece apropiado pensar que el estudio de la evolución de estos factores permita caracterizar los cambios climáticos que ocurren durante un período de tiempo determinado. En este sentido, cobra especial importancia el estudio de las variaciones microclimáticas en zonas localizadas, donde tales cambios pueden pasar desapercibidos debido a la ausencia de datos climáticos periódicos o con una densificación suficiente.

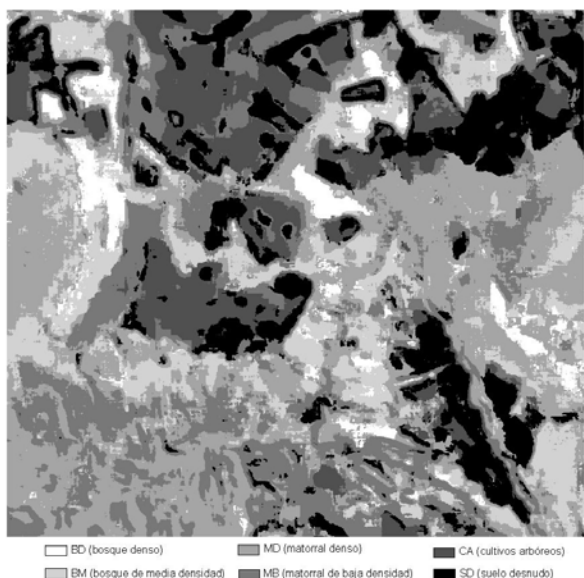


Figura 5 – Ejemplo de imagen clasificada obtenida empleando los tres tipos de variables: espectrales, de textura y topográficas.

Los resultados obtenidos en este trabajo muestran cómo la integración de datos de fácil disponibilidad (imágenes multispectrales del satélite Landsat TM, fotografías aéreas de escalas medias y modelos digitales de elevación) y de las cuales se puede extraer información espectral (índices de vegetación), de distribución espacial (características texturales), y de relieve (insolación potencial), permiten caracterizar la vegetación de forma más fiable y completa que métodos más tradicionales basados solamente en la información relativa al comportamiento espectral de las cubiertas vegetales.

Además, la posibilidad de extraer una cierta diversidad de características de textura a partir de fotografías aéreas digitalizadas a resoluciones espaciales elevadas, permite suplir la escasez o dificultad de acceso a datos de alta resolución provenientes de plataformas espaciales, permitiendo obtener información sobre la densidad y la distribución de la vegetación a un nivel de detalle operativo en entornos geográficos locales.

En cuanto a las aplicaciones potenciales de este tipo de técnicas cabe destacar, por un lado, la cuantificación de los efectos de variaciones climáticas extremas sobre zonas de vegetación espontánea, combinando información espectral y de texturas y disponiendo de una información de referencia sobre el tipo de vegetación antes de producirse las variaciones. Por otro lado, podría estudiarse el establecimiento de un modelo de predicción del efecto de tales variaciones climáticas sobre la regeneración potencial de la vegetación en determinados entornos de montaña, relacionando el factor de insolación con las variables espectrales y de textura empleadas en este estudio. No obstante, para ello sería preciso disponer de información sobre otros factores como el tipo de suelo, litología (Pardo, 2000), por ejemplo, y particularizar la modelización en función del tipo climático y de vegetación de cada zona.

#### REFERENCIAS

- Baraldi, A. and F. Parmiggiani, (1995). "An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33, 2.
- Haralick, R.M., K Shanmugam and Dinstein (1973). "Texture features for image classification". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. SMC-3: 610-622.
- Hsiao, J.Y. and A.A. Sawchuk, (1989). "Unsupervised image segmentation using feature smoothing and probabilistic relaxation techniques". *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 48, 1-21.
- Laws, K.I., (1985) "Goal-directed texture image segmentation", *Applications of Artificial Intelligence II*, SPIE vol.548, 19-26.
- Pardo, J.E., Ruiz, L.A., Porres de la Haza, M.J., Fernández Sarriá, A and Urbano, F. (1999). "Caracterización de la relación entre la insolación y la regeneración vegetal tras incendios forestales en ámbitos mediterráneos". *Actas del XVI Congreso de Geógrafos Españoles*. Vol I, Málaga, 221-232.
- Pardo, J.E., A. Fernández, M.J. Porres, L.A. Ruiz, (2000). "Analysis of the regeneration processes of the vegetation canopy on different lithologies and their relationship with topoclimatic variables derived from a DEM". *3rd International Congress of the European Society for Soil Conservation (ESSC)*.
- Ruiz, L.A., Pardo, J.E., Porres, M.J. y Fdez. Sarriá, A. (1999): Relación entre las características derivadas de modelos digitales de elevación y texturas aplicadas al análisis de vegetación, *Teledetección. Avances y Aplicaciones*, AET, Albacete, 76-79.
- Ruiz, L.A., Fdez.-Sarriá, A. (2000). Analysis of image segmentation of multisource data in mountain environments. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. XIX ISPRS Congress, pp 469-475.

#### AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado mediante el Proyecto 6292 de Grupos Emergentes del Programa de Incentivo a la Investigación de la Universidad Politécnica de Valencia.