

ANÁLISIS DE IMÁGENES MEDIANTE TEXTURAS: APLICACIÓN A LA CLASIFICACIÓN DE UNIDADES DE VEGETACIÓN

ALFONSO FERNÁNDEZ SARRÍA, JORGE RECIO RECIO, LUIS ANGEL RUIZ FERNÁNDEZ

Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría
Universidad Politécnica de Valencia, Cno. Vera S/N 46071, Valencia

afernan@cgf.upv.es

RESUMEN

Este trabajo detalla el proceso realizado sobre imágenes pancromáticas digitalizadas a 60cm y 2m por píxel, con el fin de analizar las diferentes posibilidades de trabajo de las variables texturales en la caracterización de unidades de vegetación, sea natural o sean cultivos. Se ha trabajado sobre dos ámbitos geográficos diferentes para resaltar las diferencias de resultados entre la vegetación influenciada por la acción humana y aquella que lo está en menor medida. Sobre las imágenes digitalizadas se han extraído las zonas de ensayo sobre las que se han calculado variables de textura a partir de la matriz de coocurrencias de niveles de gris, con un vecindario óptimo de 21x21 píxeles y a partir de filtros de energía de 7x7. Sobre todas esas variables se han aplicado clasificaciones supervisadas, trabajando con distintos tipos de clase en cada caso y analizando los resultados obtenidos según las propias características de densidad y distribución de la vegetación.

Palabras clave: texturas, filtros, clasificación supervisada, unidades de vegetación.

ABSTRACT

This paper describes the process of definition and extraction of texture variables to characterise vegetation units, using panchromatic aerial images digitized to 60 cm and 2 m per pixel. Two geographic areas have been tested, one of them composed by spontaneous vegetation and the other by vegetation affected by the human action, mostly crops. Several texture features have been extracted from selected testing areas on the digital pictures, based (1) on the compute of the grey level co-occurrence matrix, using an operating neighbourhood of 21x21 pixels; and (2) on the application of 7x7 size energy filters. Using these texture variables, several supervised classifications have been performed and compared to optimize the texture parameters and variables to use, the feasibility and extent of these techniques to cartography vegetation units.

Keywords: Texture, filters, supervised classification, vegetation units.

1. Introducción

La obtención de cartografía temática mediante el procesado digital de imágenes es una práctica habitual cuando se cuenta con información espectral suficiente para poder asignar a cada píxel una de las clases informacionales previamente definidas. Este proceso de clasificación de imágenes está condicionado, por un lado, por la disponibilidad de imágenes con la información espectral lo suficientemente diversa y, por otro, por que las imágenes presenten una resolución espacial con el detalle necesario para poder abordar con éxito el problema de la discriminación de clases temáticas planteado.

En otras ocasiones, la heterogeneidad espectral de las clases definidas hace ineficaces los métodos de procesado basados únicamente en el estudio píxel a píxel de la información espectral, requiriéndose un análisis del contexto espacial o vecindario de cada píxel dentro del cual se pueda caracterizar la distribución espacial de la función de intensidad de una o varias bandas espectrales. En estos casos cobran especial interés las técnicas de análisis de texturas, mediante las cuales se describe la distribución de niveles de gris relativa al vecindario de cada píxel calculando variables estadísticas que describan propiedades como la variabilidad, el contraste, valor medio, etc. y que permitan obtener nuevas imágenes o bandas de textura que puedan utilizarse de forma aislada o combinadas con bandas espectrales para clasificar las imágenes originales.

Desde el punto de vista práctico, uno de los problemas que presenta la clasificación de imágenes mediante información o variables texturales es la presencia de errores significativos en las zonas frontera entre clases, debido precisamente a que el valor de cada píxel depende de la distribución de valores de su vecindario, tal y como se recoge en otros trabajos (Ruiz *et al.*, 2001, Ferro y Warner, 2002).

El objetivo global de este trabajo es la definición de una metodología de clasificación de imágenes en unidades de vegetación, en zonas agrícolas y de montaña, basada en el análisis de texturas, analizando su potencial y los principales problemas que deben resolverse para poder aplicar estas técnicas de forma estándar en la generación de cartografía temática. Para ello, se exponen varios métodos para la extracción de características de textura, basados en la matriz de coocurrencias de niveles de gris (MCNG), filtros de energía y densidad de bordes. También se estudia un método para la mejora de los resultados en las zonas frontera, obteniéndose resultados independientes para las zonas interiores y las de borde. Por último, se comparan las particularidades de la clasificación por texturas en zonas agrícolas extensivas, donde las clases son principalmente tipos de cultivos, y en zonas de montaña en las que la densidad de la vegetación es el principal factor en la definición de las clases.

2. Material y métodos

El esquema metodológico seguido para la consecución de los objetivos planteados es el que se puede observar en la [figura 1](#), donde el color verde representa datos de partida, el color amarillo

procesos realizados y el color azul resultados parciales y finales, comentados todos ellos a continuación.

Se eligió un área de estudio que proporcionase variabilidad suficiente en la distribución de la información como para caracterizar diferentes tipos de texturas. La información de partida elegida fueron las imágenes aéreas pancromáticas de la zona de Daimiel, en Ciudad Real. Dicha geografía se consideró adecuada ya que se encuentra en ella vegetación natural de diferentes densidades, así como distintas tipologías de cultivos, además de áreas urbanas que podían ser empleadas. Los fotogramas aéreos, a escala 1/30.000, tomados en agosto de 1984, fueron digitalizados a dos resoluciones, 0.60 y a 2 m. por píxel respectivamente, de tal manera que se pudiese trabajar sobre la influencia de la resolución de las imágenes. La vegetación natural existente se corresponde principalmente a áreas de dehesa, algunas de ellas con cultivos de cereales. Por lo que respecta a cultivos, se han identificado cultivos de vid, de olivos, de vid con olivos (estos tres con un claro patrón geométrico), de cereal sin cosechar, de cereal cosechado, de maíz, de alfalfa y de alfalfa cosechada. Algunos de estos cultivos son de regadío por lo que las tonalidades que presentan son sensiblemente más oscuras (ya que tienen mayor absorción) que los de secano. Se ha observado también la existencia de gran cantidad de flujos subsuperficiales de humedad, lo que genera distintas tonalidades en zonas de vegetación homogénea.

Se elaboró un mosaico con recortes de 6 fotogramas distintos de tal forma que se sintetizaran en una sola imagen todas las tipologías de texturas a emplear (ver [figura 2](#)). De este mosaico se extrajeron a su vez muestras de cada una de las clases a analizar. En primer lugar es importante destacar una primera diferenciación entre todas las clases adoptadas en función de su variabilidad textural ([figura 3](#)). De esta manera, se puede hablar de texturas finas, como las de la fila superior y de izquierda a derecha: vid (V), cereal no cosechado (CN), cereal cosechado (CC), alfalfa (A), alfalfa cosechada (AC) y maíz (M); y de texturas gruesas, como las de la fila inferior y de izquierda a derecha: vid y olivo (VO), olivo (O), dehesa con cereal (DC), dehesa de alta densidad (DA), dehesa de baja densidad (DB) y urbano (U).

Se pueden apreciar los patrones característicos de cada clase y las diferencias entre ellos. Cuando la resolución espacial es menor (2 metros) se comienza a perder capacidad de discriminación visual en algunas texturas, sobre todo de las más finas y en todas ellas su aspecto es ligeramente diferente ([figura 4](#)), por lo que la resolución se ha considerado como una variable más del estudio.

Se ha intentado ampliar el estudio a otras áreas en las que la influencia humana sobre la distribución de la vegetación fuese menor de tal manera que no se hablase tanto de tipos de texturas como de densidades de vegetación natural. Para ello se eligió una zona montañosa al sur de la provincia de Castellón, correspondiente a una porción de la Sierra de Espadán. Al tratarse de un área con desniveles considerables es muy importante el efecto topográfico conocido sobre la distribución de la vegetación, sobre todo el efecto de orientación de las laderas y su influencia sobre la insolación potencial y el crecimiento de la vegetación (Pardo Pascual, 1999). Se partió de un fotograma aéreo a escala 1/25.000 de marzo de 1991, el cual se digitalizó a una resolución de 2 metros por píxel ([figura 5](#)).

En dicha zona se determinaron texturas ([figura 6](#) y de izquierda a derecha) de suelo desnudo (D), junto a otras de vegetación natural, como matorral de baja (M-B), media (M-M) y alta (M-A) densidad y arbolado de baja (A-B), media (A-M) y alta (A-A) densidad de ocupación del espacio.

Además de las diferencias ya comentadas en la densidad y distribución de las texturas, también es marcado que en entornos montañosos la definición de los bordes es más complicada, ya que la vegetación natural no presenta límites geométricos y la interacción entre tipos y densidades de vegetación es muy evidente.

2.1. Metodología

Para la clasificación de las dos zonas de estudio se calcularon 16 características de textura, de las cuales 8 de ellas derivadas de la matriz de coocurrencias de niveles de gris, otras 7 son indicadores de energía textural a partir de filtros de energía y la última es un descriptor de la densidad de bordes. A continuación se describe la metodología empleada para cada grupo de variables.

2.1.1. Matriz de coocurrencias de niveles de gris

Los elementos de esta matriz, $P(i,j)$, 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. Así, cuanto mayores sean los valores de su diagonal principal más homogénea será la textura que representa, mientras que cuanto más repartidos estén los valores fuera de la diagonal más heterogénea será. A partir de esta matriz se calcularon 8 variables estadísticas de segundo orden, propuestas por Haralick (1973), las cuales describen propiedades como uniformidad, contraste, media, entropía, varianza, momento producto, correlación y momento diferencia inverso.

2.1.2. Energía textural

Este método (Laws, 1985) consiste en la convolución de la imagen con varios filtros, produciendo tantas imágenes como convoluciones realizadas. Si llamamos I a la imagen inicial y g_1, \dots, g_n a los respectivos filtros, una imagen genérica resultante de la convolución vendrá definida por la expresión: $J_n = I * g_n$.

Cada uno de estos filtros resalta una característica textural distinta (bordes, forma, ondulación, rugosidad, etc.), por lo que las nuevas imágenes tendrán valores relacionados directamente con esas características.

Las ventanas de filtro (*kernel*) definidas por Laws (1985) para vecindarios de 3x3, 5x5 y 7x7 están representadas en su forma unidimensional en la [tabla 1](#). Los filtros de energía estudiados fueron los definidos por Laws (1985): *media ponderada (L)*, *gradiente (E)*, *forma (S)*, *ondulación (W)*, *rugosidad (R)*, *oscilación (O)*, a los que se añadió el *laplaciano de un filtro gaussiano (LoG)*.

Para el estudio de la influencia del tamaño del filtro se realizó el filtrado con los vecindarios de 5x5 y de 7x7, ya que son los más adecuados para las dimensiones de los elementos texturales presentes en la imagen. El principal problema de este método es la posibilidad de introducir errores significativos en las zonas de transición entre diferentes texturas, ya que en estas zonas se tienen en cuenta vecindarios con mezcla de clases texturales, pudiendo estimarse valores para las características texturales correspondientes a patrones intermedios no existentes en la imagen real. A fin de minimizar este efecto, se ha utilizado el método propuesto por Hsaio y Sawchuk (1989), que consiste en un nivel más de procesado: Para cada píxel de la imagen J_n se calcula la media y la varianza de los cuatro cuadrantes para los que el píxel (r,c) es un vértice, consiguiendo una imagen de energía E_n en la que a cada elemento $E_n(r,c)$ se le asigna el valor de la media del cuadrante que posee menor varianza (figura 7). De esta forma, se asegura que la clase asignada a cada píxel es aquella en la cual está mayoritariamente incluido.

En la realización de este segundo nivel de procesado, se utilizaron distintos tamaños de vecindario, en función del tamaño de los filtros de textura utilizados. Así pues, para las imágenes de características texturales obtenidas con filtros de tamaño 5x5, se realizó el post-procesado con vecindarios de 5x5, 7x7 y 11x11, mientras que para las imágenes obtenidas con filtros de 7x7, el post-procesado se realizó con vecindarios de 7x7, 11x11 y 15x15.

La evaluación del poder discriminatorio de los distintos filtros de energía, así como de los distintos tamaños de los vecindarios del post-procesado, se realizó mediante análisis de separabilidad (distancias de *Jeffries-Matusita* y *Divergencia Transformada*) de las muestras de aprendizaje representativas de las texturas a caracterizar. De las separabilidades obtenidas para cada una de las clases, con las combinaciones expuestas de tamaño de filtros y de post-procesado, se comprobó que la separabilidad mayor para el conjunto de las clases, se correspondía con la imagen obtenida con los filtros de 7x7 y el post-procesado para un vecindario también de 7x7.

2.1.3. Densidad de bordes

La textura puede caracterizarse en términos de la cuantía e intensidad de bordes por unidad de área. Una transición brusca en los niveles de gris de una imagen alrededor de un píxel dado puede detectarse comparando por pares los valores de los vecindarios del píxel. Para obtener la densidad de bordes para un vecindario de la imagen se utilizó la expresión propuesta por Sutton y Hall (1972), en la que para cada distancia d , en la imagen I , con un vecindario N , se calcula para cada píxel:

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

Variando la distancia d con la que se calcula la densidad de bordes, pueden detectarse bordes de diferentes tamaños. En este caso, se obtuvieron tres imágenes de densidad de bordes con tres valores de distancia entre píxeles: $d = 1$, $d = 2$ y $d = 3$.

De nuevo, se realizó el cálculo de separabilidades de las muestras de aprendizaje, para las imágenes resultantes de los filtros de energía, con un tamaño de filtro de 7x7 y post-procesado de 7x7, añadiendo el filtro del laplaciano del gaussiano y cada una de las tres imágenes de densidad de

bordes obtenidas. Se comprobó que la imagen de densidad de bordes que más información aporta para la clasificación posterior es la correspondiente a una distancia de 2 píxeles para la imagen con una resolución espacial de 60 cm, mientras que para la imagen con una resolución de 2 m es la imagen con una distancia de 1 píxel. En la [figura 8](#) se detalla un fragmento de la imagen original y cinco de las características de texturas obtenidas sobre dicha porción.

2.1.4. Clasificación

Para llevar a cabo las calificaciones se realizaron procesos de toma de muestras de aprendizaje para el correcto "entrenamiento" del clasificador empleado. En este trabajo se ha empleado un clasificador supervisado y en concreto el de máxima probabilidad, basado en la regla de decisión de Bayes. Sobre cada una de las áreas de textura específica se tomaron unas muestras de aprendizaje de tres tipos, a saber, un primer grupo para el entrenamiento del clasificador, un segundo grupo para la evaluación de las zonas interiores y un tercer grupo de muestras de bordes para analizar el comportamiento de la clasificación en las zonas periféricas de cada región. Todas ellas se tomaron sobre las imágenes de textura derivadas de la imagen mosaico original de agosto de 1984.

La evaluación de la capacidad de discriminación de las variables de textura empleadas se realizó a priori, tal y como se ha comentado, mediante análisis de separabilidad (distancia de *Jeffries-Matusita*) entre las variables y para las muestras de entrenamiento tomadas, y a posteriori, mediante el estudio de la matriz de confusión. Para su cálculo se cruzaron los datos de las muestras correspondientes a las zonas interiores con los resultados de las clasificaciones y se repitió el proceso para las muestras tomadas en los bordes de las unidades, de tal forma que se evaluaran por separado los aciertos en las clasificaciones tanto en el interior de las unidades como en sus bordes y la influencia entre ellas.

3. Resultados y discusión

Tras la realización de las diversas clasificaciones con los grupos de variables texturales, se han obtenido los mejores resultados para las clasificaciones realizadas con las variables obtenidas de la matriz de coocurrencia de niveles de gris (MCNG) junto a las obtenidas de los filtros de 7x7. Las fiabilidades globales obtenidas (es decir, porcentaje total de aciertos en la asignación de píxeles a cada clase), se recogen en la [tabla 2](#).

De esta tabla se pueden extraer unas primeras conclusiones teniendo en consideración los tipos de texturas y las fiabilidades obtenidas. En ambas resoluciones se obtienen mejores resultados para las clasificaciones realizadas con 6 clases que con 12. Esto es justificable en el hecho de que el mosaico con una resolución espacial de 60 cm permite caracterizar mejor las texturas finas, las 6 clases empleadas en ese caso. Para el mosaico de 2 m de resolución, las texturas finas dejan de ser caracterizables por sus variables texturales y son sólo las otras 6 texturas, las más gruesas, las que se clasifican mejor. En la [figura 9](#) se adjunta un ejemplo de este fenómeno y se aprecia cómo en un fragmento de la imagen original, discernible como cultivo de vid (izquierda), la clasificación con las 6 texturas finas (centro) genera una buena asignación de clases ya que el área central de color rojo

ha sido correctamente clasificada como vid; sin embargo, la imagen de la derecha demuestra que la introducción de texturas gruesas en la clasificación empeora el resultado en la asignación de clases, ya que asigna otras clases de forma incorrecta al cultivo de vid.

En cuanto al tratamiento de bordes, se aprecia que las fiabilidades son bajas si bien las diferencias entre ellas son notables. A la resolución de 60 cm, las fiabilidades son similares para clasificaciones con 6 y 12 clases. En cambio, para la resolución de 2 m por píxel, se observa cómo los bordes se asignan mejor para 6 clases (las consideradas como texturas "gruesas") que para 12 y ello es debido a que con un vecindario de 21x21 y 2 metros por píxel, los márgenes de las unidades espaciales quedan poco caracterizados en aquellas texturas que no sean gruesas. En la [figura 10](#) se puede observar un resultado que avala el anterior resultado, en la parte izquierda aparece un fragmento de la imagen con un límite entre una textura gruesa (vid con olivo) y otras finas, en la parte central se aprecia el resultado de la clasificación mediante las 6 clases definidas como texturas gruesas y la definición de los límites es buena; en la parte derecha de la imagen se aprecia como al introducir en la clasificación las texturas gruesas y finas la definición del citado límite es menos precisa.

Constatando que los mejores resultados de las clasificaciones propuestas se obtienen con la clasificación realizada a partir de las variables de textura obtenidas de la matriz de coocurrencia de niveles de gris y de los filtros de energía, es importante entrar a analizar los resultados particulares de las matrices de confusión obtenidas en todas las segmentaciones. Dicha matriz es la representación numérica bidimensional de la eficacia de una clasificación comparando ésta con una serie de muestras o datos definidos como "verdad terreno", obtenidos en este caso a partir de la fotointerpretación directa de los fotogramas de partida y de los mapas de cultivos y aprovechamientos de la zona. De dicha matriz se extraen una serie de índices que indican los aciertos en la asignación de clases. El primero de ellos, y ya definido previamente, es la fiabilidad global. También es importante analizar dentro de dichas matrices el comportamiento entre clases dos a dos, de tal forma que se puedan detectar solapes en las asignaciones entre clases. La [tabla 3](#) es la resultante de la clasificación con las 6 texturas denominadas "finas" sobre el mosaico de 60 cm de resolución espacial. Se aprecia que los valores de la diagonal son altos, expresando una correcta asignación de clases, en todas las clases excepto en la clase vid (V). Dicha clase presenta una interacción importante con la clase cereal cosechado (CC) (el 51.34% de los píxeles que son de vid, se han asignado como cereal cosechado), siendo ello debido a que ambas presentan un patrón de textura claramente geométrico. También se aprecia un menor solape entre la clase alfalfa (A) y alfalfa cosechada (AC), posiblemente debido a la similar tonalidad que presentan ambas.

La [tabla 4](#) es la matriz de confusión en % de la clasificación con las texturas gruesas sobre el mosaico de 2 m de resolución. Los valores de la diagonal son altos si bien existen otros porcentajes que se deben analizar. Un 25.69% de píxeles que siendo olivos (O) se han asignado como pertenecientes a la clase olivos y vid (OV). Las diferencias en las tonalidades del suelo desnudo en esta textura puede justificar dicho error. Un 18.50% de píxeles son olivos y se han clasificado como dehesa de baja densidad (DB) dado que ambas texturas se derivan de la existencia de algunos árboles con suelo desnudo bajo ellos. Otros porcentajes que se pueden apreciar en dicha matriz se justifican por la similitud entre las clases involucradas.

Un análisis similar al anterior se puede realizar a partir de los resultados generados en la matriz de confusión, estudiando el comportamiento clase a clase gracias a las fiabilidades del productor y del usuario. La fiabilidad del productor expresa la proporción de píxeles que perteneciendo a una clase han sido clasificados en ella, y expresa los errores por defecto. La fiabilidad del usuario expresa la probabilidad de que un píxel clasificado en una clase pertenezca realmente a ella, o lo que es lo mismo, los errores por exceso. Dichas fiabilidades son las que se analizan con más detalle en los subapartados siguientes, tanto para las texturas finas a una resolución, como para las gruesas a otra, así como para todas juntas. También se detallan los resultados de la clasificación de las texturas obtenidas sobre la segunda imagen de estudio, el área forestal con vegetación natural.

3.1. Clasificación de texturas finas sobre el mosaico de 60 cm por píxel

En este primer caso se analizan los resultados de la clasificación sobre la imagen de mayor resolución (60 cm) de las clases más finas, es decir, vid (V), cereal no cosechado (CN), cereal cosechado (CC), alfalfa (A), alfalfa cosechada (AC) y maíz (M). A partir de las dos gráficas de la [figura 11](#) cabe destacar que las fiabilidades de productor y usuario son mayores para las muestras de verdad terreno denominadas "interior" que para las de bordes. Ello es lógico porque las interacciones entre clases se manifiestan en las zonas limítrofes entre ellas. Sin embargo la fiabilidad del productor de la vid (V) es mayor en los bordes que en el interior. Ello puede ser debido a que se trata de una textura intermedia entre gruesa y fina, generando un número mayor de errores por exceso en los bordes, donde las demás texturas se compensan y presenta una variación en los niveles de gris mayor al de otras clases como cereal o maíz, por ejemplo, por lo que los errores por defecto son pequeños. También se observa cómo las otras texturas menos finas, como cereal cosechado y alfalfa cosechada, presentan una fiabilidad mayor que la de las texturas más homogéneas. En la gráfica de fiabilidad del usuario ([figura 11](#)) se observa que los errores por exceso son pequeños en el interior de las clases y algo mayores en los bordes (el error por exceso es el porcentaje complementario a la fiabilidad del usuario, expresado en %).

3.2. Clasificación de texturas gruesas en el mosaico de 2 m por píxel

En la [figura 12](#) se estudia la clasificación sobre el mosaico de menor resolución espacial de las texturas más gruesas, como son olivos (O), mezcla de vid y olivo (VO), dehesa de baja densidad (DB), dehesa de alta densidad (DA), dehesa con cereal cosechado (DC) y zonas urbanas (U). Se observa que las fiabilidades de productor y usuario, y por tanto la bondad de la clasificación es mayor en las muestras pertenecientes al interior de las unidades texturales que en sus bordes. En el caso de la textura de vid con olivo (VO) y dehesa con cereal (DC) la fiabilidad del usuario es ligeramente superior en los bordes que en el interior, apuntando en la misma dirección del caso anteriormente reseñado, es decir, el hecho de ser texturas intermedias o mixtas. Se observa también que las fiabilidades para el interior y los bordes en este caso son más aproximadas entre sí que en el caso de 60 cm de resolución.

3.3. Clasificaciones de todas las texturas en los dos mosaicos

Tanto en la imagen de 60 cm como en la de 2 m. se observa que las fiabilidades de las zonas interiores son mayores que las de los bordes (ver [figura 13](#)). En el caso de la clase olivo (O), se aprecia que las fiabilidades en los bordes son muy bajas, si bien se trata de una textura gruesa. Ello puede deberse a que para texturas gruesas como la del olivo se requiere una resolución espacial menor (mayor tamaño del píxel) o aplicar un vecindario mayor en el cálculo de las variables de textura que sea capaz de recoger la variabilidad espacial de este tipo de cultivo. Sin embargo los menores porcentajes de aciertos en los bordes los tienen las clases de textura fina, es decir, más homogéneas, como el cereal, la alfalfa, el maíz, etc. Destaca el caso de la clase alfalfa (A), de textura muy homogénea, que además de presentar una única parcela en los mosaicos se ve muy influenciada por la variabilidad de las parcelas adyacentes.

3.4. Clasificación de la imagen de montaña a 2 m. de resolución

De su matriz de confusión se deduce que la fiabilidad global es elevada (87,4%), mientras que las fiabilidades de productor y usuario para las distintas clases son las que muestra la [tabla 5](#).

Son valores relativamente altos, lo que nos está indicando que tanto el porcentaje de aciertos como de veracidad de la información contenida en la imagen clasificada son altos. Los valores más bajos se dan en las clases de más difícil discriminación como es la de arbolado de baja densidad (A-B), la cual puede presentar influencia de clases parecidas como la de matorral de alta densidad. La clase suelo desnudo (D) es la que mejor se clasifica ya que su repuesta espectral y su homogeneidad son muy marcadas respecto al resto de clases.

4. Conclusiones

La clasificación de imágenes mediante técnicas de análisis de texturas supone una alternativa cuando las clases informacionales son heterogéneas o cuando no se dispone de imágenes multispectrales o su resolución espacial es inferior a la necesaria. Al poder emplear fotografías aéreas digitalizadas, estas técnicas permiten obtener clasificaciones temáticas con un bajo coste de adquisición de datos. En este trabajo se ha puesto de relieve su utilidad en la clasificación de la vegetación, tanto de los tipos de cultivos como de la densidad forestal en zonas de montaña.

Los resultados indican que la elección de la resolución en la digitalización y el tamaño de vecindario empleado en el análisis textural son dos factores decisivos para la consecución de resultados satisfactorios. Además, estos dos parámetros interdependientes deberían elegirse de forma independiente para cada clase o grupo de clases. Así, en las texturas más finas se emplearían resoluciones y vecindarios más pequeños, mientras que en las más gruesas se emplearían resoluciones y vecindarios mayores.

El efecto frontera genera errores importantes en la clasificación de las zonas limítrofes entre clases y tiene más efecto en las texturas finas y homogéneas. Este es un aspecto que deberá tenerse en cuenta en la evaluación de este tipo de clasificaciones, y a cuya mejora deberán dirigirse los

Fernández Sarría, A., Recio Recio, J., Ruiz Fernández, L. A. (2003): "Análisis de imágenes mediante texturas: aplicación a la clasificación de unidades de vegetación", *GeoFocus (Artículos)*, nº 3, p. 141-157. ISSN: 1578-5157

esfuerzos para poder aplicar estas técnicas de forma estándar para la obtención de cartografía temática.

Como futuro desarrollo propuesto para el avance de los estudios aquí comentados, se estima la posibilidad y/o conveniencia de realizar análisis de texturas en función de la escala, ya que como se ha observado, el comportamiento de las texturas finas es diferente al de aquellas gruesas, siendo ello indicador de la influencia de la escala de trabajo sobre los posibles resultados.

Referencias bibliográficas

- Ferro, C. y Warner, T. (2002): "Scale and texture in digital image classification", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68, 1, pp 51-63.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. y Dinstein (1973): "Texture features for image classification", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3, 6, pp. 610-622.
- Hsiao, J. Y. y Sawchuk, A. A. (1989): "Unsupervised image segmentation using feature smoothing and probabilistic relaxation techniques", *Computer vision, graphics and image processing*, 48, pp. 1-21.
- Laws, K. I. (1985): "Goal-directed texture image segmentation", *Applications of Artificial Intelligence II, SPIE*, 548, pp. 19-26.
- Pardo Pascual, J. E., Ruiz, L. A., Porres De La Haza, M. J., Fernández. Sarría, A. y Urbano, F. (1999): "Caracterización de la relación entre la insolación y la regeneración vegetal tras incendios forestales en ámbitos mediterráneos". *El territorio y su imagen*. Málaga, Asociación de Geógrafos Españoles, pp. 221-232.
- Ruiz, L. A., Acosta, P., Fernández. Sarría, A., Porres, M. J. y Pardo, J. E. (2001): "Mejora de la eficiencia en la segmentación de imágenes por texturas mediante filtros de energía" en Rosell, J. y Martínez, J. A. (Coords.): *Teledetección: Medio ambiente y cambio global*. Proceedings del IX Congreso Nacional de Teledetección. Lleida, pp. 477-480.

