

ANÁLISIS DE TEXTURAS EN LA IDENTIFICACION DE ZONAS HETEROGENEAS EN IMAGENES LANDSAT-TM

L.A. Ruiz

Dept. Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría
Universidad Politécnica de Valencia
Camino de Vera s/n 46071-Valencia
laruiz@teled.upv.es

ABSTRACT

En el presente trabajo se evalúa una metodología para la identificación de cinco tipos de zonas heterogéneas en escenas Landsat-TM, basada en características de textura obtenidas a partir de probabilidades de co-ocurrencia de niveles de gris de subimágenes del infrarrojo medio. Las zonas representan unidades de usos del suelo con una gran variabilidad en su patrón de respuesta espectral. Se probaron varios valores de rango de niveles de gris y de distancias entre píxeles vecinos para la estimación de la matriz de co-ocurrencias. Se seleccionaron las características con mayor poder discriminante utilizando dos métodos: *análisis discriminante paso a paso* y *análisis de componentes principales*. Una vez obtenidos los parámetros y variables óptimos se clasificaron, mediante *análisis discriminante lineal*, 125 subimágenes pertenecientes a los cinco tipos definidos, estimándose el porcentaje de error por el método de *validación cruzada*. La fiabilidad global fue del 89.6%. El método se entiende como un primer paso en la segmentación de imágenes combinando información multispectral con características de textura.

INTRODUCCION

La segmentación de imágenes de satélite para la producción de cartografía temática se viene realizando, tradicionalmente, asignando una clase informacional a cada píxel de la imagen en función de sus valores de nivel de gris en las diferentes bandas espectrales. Para ello se emplean diversos algoritmos de clasificación cuyo objetivo es agrupar los píxeles según sus similitudes espectrales, obteniéndose clases con características espectrales homogéneas. Esto es deseable cuando el objetivo es la discriminación de cubiertas naturales lo suficientemente específicas, como son especies

vegetales, tipos de rocas o minerales, etc. Sin embargo, el efecto de sombreado debido a variaciones en la topografía del terreno puede producir clases diferentes en zonas donde sólo existe un tipo de cubierta. Además, en ocasiones el objetivo buscado es la obtención de cartografía temática de ámbito más general, con clases informacionales que representen unidades paisajísticas más complejas o heterogéneas, dentro de las cuales la variabilidad espectral resulta demasiado elevada y su discriminación utilizando únicamente información relativa a su respuesta espectral resulta ser insuficiente.

Los objetivos de este trabajo son, en primer lugar, evaluar la viabilidad de la utilización de características de textura extraídas a partir de las probabilidades de co-ocurrencia de niveles de gris de las imágenes en la identificación de cinco clases heterogéneas (figura 1), esto es, aquellas compuestas por una combinación de subclases más específicas y que presentan elevada variabilidad en su patrón de respuesta espectral. En segundo lugar, definir cuáles son los parámetros y variables de textura que optimizan los resultados de la discriminación.

IMAGENES Y GRUPOS DE TEXTURA

El estudio se realizó en un área geográfica que comprende parte de las provincias de Valencia y Albacete incluidas en el cuadrante noreste de una escena registrada el 27/6/87 por el sensor Thematic Mapper de Landsat. En ella existe una amplia variedad de grupos de usos del suelo que, de acuerdo con los objetivos propuestos, se agruparon en cinco clases informacionales: (1) *Áreas urbanas*, incluyendo ciudades y pueblos, complejos industriales y comerciales y zonas de edificación mixta. (2) *Zonas de montaña*, caracterizadas por pendientes acusadas, áreas sombreadas y variedad de formas topográficas. (3) *Huerta*, compuesta por parcelas

de tamaño, forma y tipo de cultivo variables, formando un mosaico de diferentes tonalidades y situadas en el fondo de los valles. (4) *Campos de cítricos*, clase similar a la anterior pero, por lo general, con parcelas de mayor tamaño y vegetación homogénea, situados en los valles próximos a la costa. (5) *Arrozales*, con tonos más uniformes y atravesados por una red bien definida de caminos rurales.

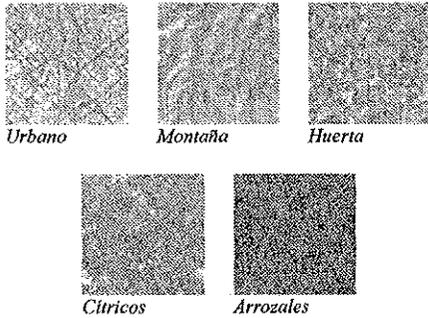


Figura 1.- Muestra de los cinco grupos de textura analizados. (Subimágenes correspondientes a la banda 7 del sensor TM).

Con el fin de eludir los efectos de la dispersión atmosférica, predominantes en las bandas correspondientes al visible y que conllevan una reducción del contraste, y pensando en una mejor distinción de los elementos del relieve, se trabajó con la banda TM 7, cuyo rango espectral está comprendido entre 2.08 μm y 2.35 μm y cuya resolución espacial es de 30 m. A partir de la imagen original se extrajeron un total de 125 subimágenes (25 por clase) de 32 x 32 píxeles cada una, constituyendo el material de partida para el ensayo. De esta forma, cada subimagen representaba una superficie ligeramente inferior a 1 km^2 .

METODOLOGIA DE ANALISIS

El concepto de textura de una imagen se refiere a un conjunto de propiedades de la escena como son su rugosidad, contraste, regularidad, direccionalidad o granulosidad, entre otras. Uno de los enfoques más utilizado en la caracterización de la textura de una imagen digital es el estadístico, basado en el cálculo de descriptores de la distribución de niveles de gris en la imagen. Para ello, se calcula la matriz de co-ocurrencias (P) de la imagen, cuyos elementos, $P(i,j)$, representan las frecuencias

relativas con las que los niveles de gris i y j se dan en la imagen, tomando los píxeles dos a dos y separados una distancia D según una determinada dirección. A continuación se obtiene la matriz de co-ocurrencias normalizada, que viene dada por la expresión

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

donde N_g es el rango de niveles de gris utilizado.

Se calcularon las matrices de co-ocurrencia de niveles de gris según cuatro direcciones obtenidas a intervalos de 45°. Dado que en ninguna de las cinco clases definidas existe una tendencia direccional en la distribución de niveles de gris, se trabajó con la media de los valores obtenidos para las cuatro direcciones.

Para determinar qué combinación de parámetros era la óptima, se probaron cuatro distancias de separación (D) entre píxeles vecinos y dos rangos de niveles de gris (8 y 16 niveles). Las combinaciones posibles entre estos parámetros permitieron obtener ocho matrices de co-ocurrencia para cada subimagen, para cada una de las cuales se calcularon ocho de las variables o características de textura propuestas por Haralick et al. [1]:

$$\text{Uniformidad: } \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j)^2$$

mide la homogeneidad textural, tendrá valores elevados cuando la distribución de niveles de gris en la imagen sea constante o periódica.

$$\text{Entropía: } - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j) \cdot \log[p(i,j)]$$

mide la aleatoriedad o desorden en la distribución de intensidades de una imagen.

$$\text{Contraste: } \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 \cdot p(i,j)$$

directamente relacionado con la frecuencia espacial de la imagen. Cuando los valores altos de la matriz de co-ocurrencias se concentran alrededor de la diagonal principal los valores de contraste serán bajos.

$$\text{Media: } \mu = \sum_{i=0}^{N_g-1} i \cdot p_x(i)$$

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

proporciona información sobre el brillo global de la imagen considerada.

$$\text{Varianza: } \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu)^2 \cdot p(i, j)$$

es una medida de la heterogeneidad, de forma que aumenta su valor cuando los niveles de gris difieren de la media.

Momento diferencia inverso :

$$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$$

inversamente relacionado con el contraste.

Momento producto :

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

valores positivos altos indican elevada probabilidad de que aparezcan juntos píxeles con nivel de gris similar, mientras que valores negativos son propios de imágenes donde píxeles vecinos difieren mucho en su nivel de gris.

$$\text{correlación: } \frac{\text{Momento producto}}{\text{Varianza}}$$

similar al anterior pero normalizado respecto a la varianza.

De esta forma se sintetizó la información de textura presente en cada matriz de co-ocurrencias en ocho variables. Debido a que algunas de estas variables de textura presentan una elevada correlación [3], se utilizaron dos métodos estadísticos para reducir el volumen de datos y la correlación entre variables:

1) *Análisis Discriminante Paso a Paso (ADPP)* :

Se basa en la adición (o supresión) iterativa de nuevas variables al modelo en función de los respectivos valores del estadístico F , que representa la relación entre la varianza entre grupos respecto a la varianza dentro de cada grupo o clase, y refleja el poder

discriminatorio de una variable [2]. Tras su aplicación, se seleccionaron las tres variables más eficientes.

2) *Análisis de Componentes Principales (ACP)* : Extrae nuevos componentes, combinación lineal de las variables iniciales, ortogonales entre sí y no correlacionados. Se utilizaron, en cada caso, los tres primeros componentes, los cuales explicaban entre el 96% y el 99% de la varianza original.

Para cada uno de los dos grupos de variables seleccionadas (obtenidas mediante ADPP y ACP) se aplicó un clasificador basado en análisis discriminante lineal sobre las 125 subimágenes (tabla 1), y se eligió aquel grupo con el que se obtuvieron mejores resultados. Con este grupo se volvieron a clasificar las 125 imágenes y se estimó su fiabilidad mediante *validación cruzada*. Este método se aplica en los casos en los que se dispone de un número de subimágenes reducido, y se basa en la estimación de las funciones discriminantes a partir de todas las muestras excepto de una, la cual se utiliza como test del clasificador. El proceso se va repitiendo hasta que la totalidad de las muestras han sido utilizadas en la validación de forma que, en cada iteración, las muestras usadas para entrenamiento no se utilizan para test, produciendo porcentajes de fiabilidad objetivos.

Tabla 1.- Porcentaje de subimágenes correctamente clasificadas utilizando diferentes parámetros y variables de textura.

D	VAR8	VAR16	PCA8	PCA16
1	88.0	90.4	85.6	84.0
2	88.0	88.0	84.8	81.6
3	76.0	83.2	84.8	76.8
4	75.8	78.2	78.2	70.2

D: distancias entre píxeles vecinos en la estimación de la matriz de co-ocurrencias; VAR8, VAR16: 3 primeras variables extraídas mediante ADPP utilizando 8 y 16 niveles de gris, respectivamente; PCA8, PCA16: 3 primeros componentes principales utilizando 8 y 16 niveles de gris.

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Comparando los resultados de las clasificaciones de texturas obtenidas mediante los diferentes parámetros, variables y metodologías expuestas, y que se recogen en la tabla 1, puede deducirse que :

1) La distancia entre píxeles (D) utilizada en el cálculo de la matriz de co-ocurrencias que

resultó más efectiva para la imagen Landsat TM y los grupos de textura elegidos es la de 1 píxel. Genéricamente, la efectividad de esta distancia estará en función de la resolución de las imágenes utilizadas y del tipo de texturas a identificar.

- 1) De los dos rangos de niveles de gris probados, con el de 16 niveles se obtienen resultados ligeramente mejores cuando se utilizan las variables originales, mientras que con el de 8 niveles la efectividad aumenta respecto a 16 si se utilizan componentes principales. Esto parece indicar que la influencia del rango de niveles de gris no afecta de forma decisiva sobre el resultado de la clasificación.
- 2) El método de ADPP es preferible al de ACP en la síntesis de la información de textura contenida en las variables originales. En este sentido, la combinación de variables con mayor poder discriminatorio resultó ser: *media, uniformidad y momento diferencia inversa*.

En la tabla 2 se recogen los resultados definitivos de la evaluación mediante el método de validación cruzada, aplicada únicamente utilizando la combinación óptima de parámetros, esto es, D=1, 16 niveles de gris y las tres variables obtenidas a partir del ADPP. La precisión global fue del 89,6%, es decir, nueve de cada diez subimágenes fueron correctamente clasificadas. Analizando cada tipo de textura por separado, el número de aciertos es del 100% para la clase de zonas urbanas y próximo al 90% para las zonas de huerta, cítricos y arrozales, mientras que en la identificación de las zonas de montaña se obtiene una fiabilidad del 76%. Este resultado más bajo puede explicarse teniendo en cuenta que dentro de este grupo existen distintos tipos de unidades geomorfológicas, cuya textura varía considerablemente entre unos y otros.

A partir de los resultados obtenidos, la continuación de este trabajo puede orientarse en dos líneas complementarias:

- 1) La combinación de imágenes del infrarrojo y/o visible con imágenes radar, éstas últimas pudiendo aportar información decisiva en la discriminación de unidades geomorfológicas más específicas que permitirían incrementar la precisión en las áreas de montaña.
- 2) El desarrollo de un método mixto de segmentación de imágenes basado en la combinación de información multiespectral de cada píxel con características de textura de un

entorno definido por un determinado vecindario.

Tabla 2.- *Precisión global estimada mediante validación cruzada, utilizando D=1, y VAR16.*

Clase	% Aciertos
Huerta	92
Areas urbanas	100
Zonas de montaña	76
Arrozales	88
Cítricos	92
Total	89.6

REFERENCIAS

- [1] Haralick, R.M., K Shanmugam and Dinstein. 1973. Texture features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. SMC-3 : 610-622.
- [2] Dillon, W.R., M. Goldstein. 1984. Multivariate analysis. Methods and applications. John Wiley & Sons.
- [3] Baraldi, A. and Parmiggiani, F. 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.