

DESCRIPTOR TEXTURAL GEOESTADÍSTICO BASADO EN VALIDACIÓN CRUZADA: APLICACIÓN A LA CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES

F. ABARCA y M. CHICA-OLMO

mchica@ugr.es

*Universidad de Granada. Dpto. Geodinámica/IACT
Laboratorio RSGIS "Teledetección, SIG y Geoestadística"
Avda. Fuentenueva S/N. Granada*

RESUMEN: Este trabajo presenta una metodología para la definición de un descriptor textural basado en la técnica geoestadística de la validación cruzada. Esta técnica consiste en la estimación o restitución del número digital de cada píxel de la imagen a partir de los valores vecinos. En el proceso de restitución del valor digital el error será tanto más pequeño cuanto mayor sea la homogeneidad local de los píxeles vecinos. Así, el error experimental puede ser interpretado como una medida del contraste de variabilidad espacial de los valores digitales, y por tanto, aporta información de la textura local de la imagen. Para analizar la utilidad de este descriptor se ha aplicado a la clasificación litológica de una subescena Landsat TM correspondiente al área de Rodalquilar (Almería).

ABSTRACT: This paper presents the methodology for defining a textural descriptor based on the geostatistical technique called cross validation. This method consists of the estimation or restoration of a digital number from a neighbourhood excluding itself. It's easy to understand whether a digital number corresponds to an homogeneous area the restoration error will be less than if this restoration belong to an heterogeneous region. Therefore, the result can be considered a spatial variability measure, which is equivalent in many terms to a textural descriptor. To analyze the usefulness of this descriptor a lithological classification of a Landsat TM subscene has been carried out, which corresponds to the Rodalquilar area (Almería).

Palabras clave: Textura, Geoestadística, Validación cruzada, Clasificación digital

INTRODUCCIÓN

Aunque no existe una definición formal de textura, intuitivamente este descriptor proporciona medidas de propiedades tales como suavizado, tosquedad y regularidad de la imagen. Hawkins (1970) proporciona una definición detallada de esta propiedad al decir que "la noción del aspecto textural depende de un patrón local que se repite; patrón que presenta una disposición no aleatoria de partes elementales, y que éstas son entidades uniformes que tienen aproximadamente las mismas dimensiones dentro de una región". La textura es, por tanto, una medida de la tasa de variación espacial de los valores de gris.

Para la descripción de la textura en análisis de imágenes hay gran diversidad de métodos, de los cuales, destacamos los estadísticos que corresponden al grupo

en el cual puede enmarcarse el descriptor basado en la validación cruzada. Estos métodos suelen operar en una vecindad local mediante ventanas móviles que se desplazan píxel a píxel, asignando el valor del índice al píxel central, por ejemplo, parámetros estadísticos locales, entropía, medidas sobre la matriz de co-ocurrencia, y más recientemente el uso de parámetros geoestadísticos (Lark, 1996 y Abarca y Chica-Olmo, 2000).

La técnica geoestadística de validación cruzada se basa en la aplicación del conocido método de Krigeaje Ordinario, y consiste en estimar cada píxel $ND(x_0)$ a partir de sus vecinos $ND(x_i)$, sin que el píxel en cuestión interfenga en el proceso de estimación. Esta operación es repetida para todos los píxeles de la imagen, obteniéndose finalmente una imagen de los errores de restitución o experimentales (al margen de los errores

teóricos). Cabe interpretar que el parámetro error experimental $\gamma(x)$ esté directamente relacionado con la textura de la imagen. Así, una imagen homogénea será mejor restituida, o sea, producirá errores experimentales más bajos que una imagen que localmente presente fuertes cambios en los niveles de grises.

De otra parte, en este proceso se tienen en cuenta las características de autocorrelación espacial de los píxeles a través de la función variograma. Así, el objetivo del método consiste en aprovechar la dependencia espacial de los datos radiométricos con el propósito de mejorar la discriminación litológica obtenida únicamente a partir de la información espectral. Esta dependencia se cuantifica a través del error de restitución el cual aportará información complementaria como nueva variable sintética.

METODOLOGÍA

En cada vez más frecuentes los estudios que aplican la metodología geoestadística en el tratamiento de imágenes de satélite. Se basan en considerar el número digital (ND) de una imagen de satélite como una variable regionalizada (Curran, 1988; Chica-Olmo y Abarca, 1998), pudiéndose interpretar como una función ND(x) que devuelve el valor digital (ND) para una posición o píxel x. Esta hipótesis previa permite aplicar numerosas técnicas geoestadísticas de análisis de variabilidad espacial, estimación y simulación al tratamiento de imágenes. En este caso de estudio, la metodología aplicada se enmarca dentro del conjunto de técnicas de estimación, en concreto, en una variación del conocido Krigeaje Ordinario (Matheron, 1971).

El aspecto más relevante de la técnica de estimación KO, es que emplea un modelo topo-probabilístico en el que los pesos asignados a los puntos de la vecindad del píxel a estimar se obtienen de forma óptima. Así, se cumple que el error medio cometido tiende a cero, y que la varianza del error es mínima. Para ello, se utiliza conjuntamente la información experimental constituida por la imagen ND(x) y la información estructural obtenida en el análisis variográfico.

Desde el punto de vista metodológico la imagen ND(x) se interpreta como una función aleatoria (variable radiométrica), estacionaria de segundo orden con los siguientes momentos:

— Esperanza matemática, $E\{ND(x)\} = m$, siendo m una constante desconocida

— Covarianza centrada, $E\{ND(x+h) \cdot ND(x)\} - m^2 = C(h)$

— Variograma, $E\{[ND(x+h) - ND(x)]^2\} = 2\gamma(h)$

El estimador de KO del valor digital en el píxel x $ND^*(x)$, es una combinación lineal de los n valores experimentales de la vecindad $ND_i(x)$,

$$ND^*(x_0) = \sum \lambda_i ND_i(x)$$

Los ponderadores λ_i son calculados de forma óptima imponiendo al estimador que sea insesgado y que la varianza de estimación sea mínima. La condición de no sesgo se cumple si la suma de los ponderadores es igual a 1 (condición de universalidad). Minimizando la varianza de estimación, bajo la condición de no sesgo y aplicando el formalismo de Lagrange para anular cada una de las derivadas parciales respecto a los λ_i , se obtiene el sistema de Krigeaje lineal (Matheron, 1971) cuya solución es el conjunto de ponderadores λ_i .

En la técnica de la validación cruzada se aplica el método de KO para estimar cada píxel $ND(x_0)$ a partir de sus vecinos $ND(x_i)$ sin que el píxel a estimar, o restituir, intervenga en el proceso de estimación. Esta operación se repetirá para todos los píxeles de la imagen, lo que nos permite obtener el error de restitución o experimental, $\epsilon(x) = [ND^*(x) - ND(x)]$, que teóricamente se ajusta a una distribución normal tal que $E[\epsilon] \approx 0$ y $E[\epsilon]^2 = \sigma_\epsilon^2$.

ÁREA DE ESTUDIO

La aplicación se ha llevado a cabo sobre un sector de aproximadamente 55 Km², que cubre la mitad norte de la caldera de Rodalquilar, y extendiéndose hasta la Serrata de Níjar (Almería). La subescena utilizada es una imagen Landsat TM (7 julio 1991) con un tamaño de 230 x 260 píxeles.

Desde el punto de vista geológico, en el área afloran principalmente materiales volcánicos neógenos de carácter calcoalcalino, variando entre andesitas y riolitas. Algunos de ellos están afectados por procesos de alteración hidrotermal de intensidad variable, factor que controla la presencia de los depósitos minerales en la región. Las rocas volcánicas predominantes presentan aspectos estructurales y texturales ligados, en parte, a los procesos de formación. Existen también afloramientos importantes de materiales terciarios, constituidos básicamente por depósitos bioclásticos.

SELECCIÓN DE LAS VARIABLES

La variabilidad espacial de la información espectral recogida por las bandas ópticas del sensor TM, esta condicionada fuertemente por la topografía. Para atenuar este efecto del relieve, se ha preferido trabajar con dos variables adicionales deducidas de la transformación de componentes principales de las bandas TM.

Las nuevas variables han sido obtenidas aplicando el método *Feature Oriented Principal Components Selection* (FPCS) propuesto por Crosta and McM. Moore (1989). Este método se basa en el examen detallado de los pesos de los vectores propios (*eigenvectors*) para

determinar las componentes principales que representan mejor las firmas espectrales teóricas de las litologías. Del análisis detallado de la magnitud y signo de los pesos de los vectores propios, responsables de la varianza estadística asociada a cada componente, se deduce la combinación lineal de bandas que mejor concentra las características de las litologías. Todo ello teniendo en cuenta las propiedades espectrales de los minerales constitutivos de los diferentes materiales. Este análisis ha revelado que la componente PC2 contiene información acerca de los óxidos de hierro (pesos altos en las banda TM1 y TM5, y bajos en TM3 y TM4), y que la componente PC3 representa a los materiales alterados hidrotermalmente (peso alto en la banda TM5 y bajo en la TM7). Estas dos componentes contienen realizadas las características espectrales de las litologías, las cuales serán las utilizadas para el análisis textural.

APLICACIÓN DEL MÉTODO

Con objeto de obtener la distribución espacial de los errores de restitución de la imagen, se ha realizado la validación cruzada de las componentes PC2 y PC3, cuyo resultado se ha utilizado como dos bandas adicionales en la clasificación litológica.

Como cualquier otro método geoestadístico, la validación cruzada requiere el modelo de variabilidad espacial de la imagen. Para determinarlo se han analizado variográficamente las dos componentes principales, PC2 y PC3, a través del cálculo y el ajuste del variograma (Figura 1). Los modelos retenidos son la suma de dos estructuras elementales, exponencial y esférica y dos exponenciales, para el caso de la PC2 y PC3, respectivamente:

Componente	Modelo [meseta, alcance (m)]
PC2	Exp (87, 225) + Esf (65, 3300)
PC3	Exp (8.5,160) + Exp (5.5, 2250)

Además de los modelos teóricos, se precisa también establecer la vecindad de estimación o conjunto de píxeles vecinos que van a intervenir en la estimación. En esta aplicación se han utilizado 20 píxeles vecinos, cuyos ponderadores se presentan en la Figura 2. Finalmente, se calculan los errores experimentales creando, así, dos nuevas bandas con información textural, que son incluidas en la estrategia de clasificación, complementado a las variables radiométricas TM originales.

Para analizar en qué medida estas variables texturales mejoran la calidad de la clasificación, se han seleccionado 49 áreas de entrenamiento correspondientes a diferentes clases litológicas y se han analizado los

resultados de la clasificación, considerando o no la información textural. En la Tabla 1 se relacionan las clases litológicas con los porcentajes de píxeles correctamente clasificados mediante la regla de decisión de máxima probabilidad utilizada.

CONCLUSIONES

Los resultados expuestos ponen de manifiesto el interés de esta metodología geoestadística, relativamente simple, para caracterizar aspectos texturales. La información obtenida complementa a los datos radiométricos TM, y su uso conjunto permite incrementar el porcentaje de aciertos en la clasificación digital de la imagen. El porcentaje de mejora varía en función de la clase litológica, pero se puede estimar su valor promedio 15 % para el caso estudiado. Finalmente, sería interesante comprobar estos valores en otras áreas con características temáticas diferentes a las del caso de estudio.

BIBLIOGRAFÍA

- ABARCA, F. y CHICA-OLMO, M., 2000, Evaluation of geostatistical measures of radiometric spatial variability for lithologic discrimination in ladsart tm images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 41, 2002-2019.
- CHICA-OLMO, M. y ABARCA, F. 1998. Radiometric coregionalization of Landsat TM and SPOT HRV images. *Int. Journal of Remote Sensing*, 19:997-1006.
- CROSTA, A.P., and J. McM. MOORE, 1989, Enhancement of Landsat Thematic Mapper Imagery for Residual Soil Mapping in SW Minasis Gerias State, Brazil: A Prospecting Case History in Greenstone Belt Terrain. *Proceedings of the 7th (ERIM) Thematic Conference: Remote Sensing for Exploration Geology*. Calgary, 2-6, pp. 1173-1187.
- CURRAN, P. J., 1988, The semivariogram in Remote Sensing: An Introduction. *Remote Sensing of Environment*, 24, 493-507.
- HAWKINS, J. K., 1970, Textural Properties for Pattern Recognition. *Picture Processing and Psychopictorics*, B.C. Lipkin and A. Rosenfeld, Eds., Academic Press, New York, 347-370
- LARK, R. M., 1996, Geostatistical description of texture on an aerial photograph for discriminating classes of land cover. *International Journal of Remote Sensing*, 17, 2115-2133.
- MATHERON, G., 1971, *The Theory of Regionalized Variables and its Applications*. Fontainebleau. Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau.

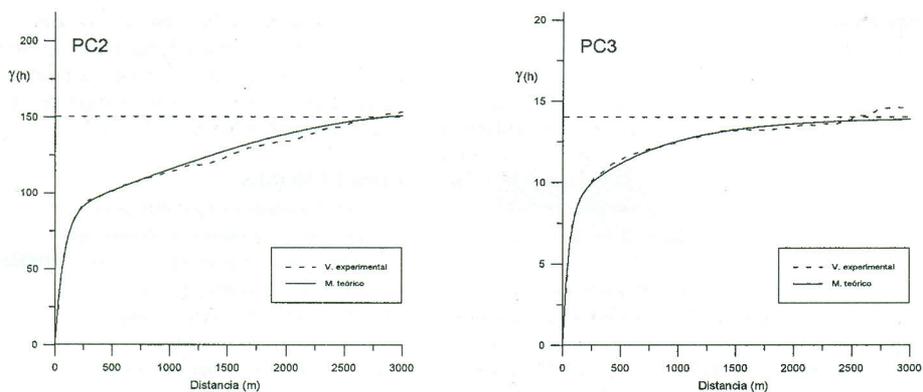


Figura 1. Variogramas experimentales y modelos teóricos de las componentes principales PC2 y PC3

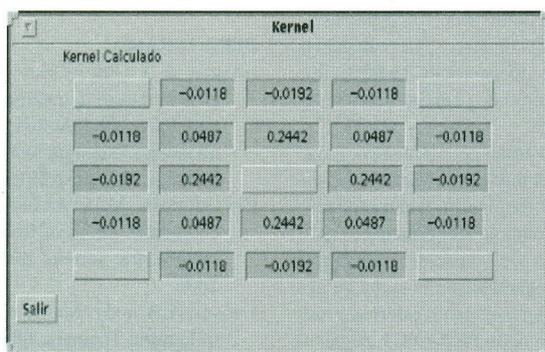


Figura 2. Ponderadores obtenidos en la resolución del sistema de krigraje utilizado en la validación cruzada

Litología	% TM	% TM+	
		VC	Mejora
Dacitas anfibólicas	72.2	89.2	23.5
Andesitas anfibólicas	56.3	67.0	19.0
Riolitas	87.1	95.5	9.6
Dacitas cuarzo-anfibólicas	87.3	96.3	10.3
Complejo arrecifal	77.1	91.7	18.9
Materiales cuaternarios	77.4	87.1	12.5

Tabla 1. Resultado de la clasificación mostrando el porcentaje de píxeles correctamente clasificados a partir de información radiométrica (TM) y de información radiométrica más información textural (VC).