

II ENCUENTRO DE JÓVENES INVESTIGADORES

“Consolidando espacios del quehacer científico en San Juan”

CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES MULTICANAL UTILIZANDO INFORMACIÓN TEXTURAL OBTENIDA DEL VARIOGRAMA MULTIVARIADO

Eje temático: “Estudios de la Tierra y el Espacio”

GANGA, LEONEL (BECARIO CIN) - MALLEA, ADRIANA (DIRECTORA DE BECA
CIN)

U.N.S.J.-Departamento de Matemática, Av. Ignacio de la Roza 230(O), San Juan;

Los algoritmos utilizados en la clasificación de imágenes, generalmente, no consideran la dependencia existente entre un píxel y sus vecinos, es decir, la autocorrelación espacial. Las técnicas de la Estadística Espacial, en particular la Geoestadística, permiten extraer imágenes de textura que agregan a las bandas radiométricas del sensor información complementaria, relativa a características de textura de una imagen, que puede ser analizada a partir de la estructura de autocorrelación espacial de los números digitales. Debido a que los píxeles en la imagen multicanal son considerados como vectores, se define el variograma multivariado basado en la distancia de Mahalanobis.

En este trabajo se utiliza el variograma multivariado experimental, basado en esta distancia, para obtener una imagen de textura multicanal que se incorpora a la clasificación espectral. Esta medida textural multivariada se calcula para un lag específico de distancia en un entorno usando ventanas móviles de distinto tamaño a fin de obtener información espacial de diferentes escalas.

Finalmente se aplica la metodología propuesta para la discriminación litológica, a una imagen Landsat TM de la provincia de San Juan (Argentina). El resultado indica que la exactitud global de la clasificación, comparada con la clasificación espectral, se mejora cuando se incorpora la textura multicanal.

PALABRAS CLAVE: imágenes de textura, variograma multivariado, clasificación.

INTRODUCCIÓN

Los métodos geoestadísticos que se han vuelto cada vez más sofisticados y más adecuados para responder a las nuevas situaciones prácticas.

Desde este punto de vista, es muy importante cómo los principios teóricos se utilizan para resolver problemas complejos relacionados con la estimación y / o simulación de variables espaciales.

La teledetección también juega un papel importante en esta actividad, tal como se muestra en variados trabajos que muestran un vínculo entre los métodos geoestadísticos e imágenes de satélite (por ejemplo, Curran, 1988). Estas aplicaciones son parte del procesamiento digital de los datos obtenidos por imágenes satelitales en los cuales el análisis del variograma caracteriza la variabilidad espacial de los valores digitales.

Otras aplicaciones, no menos importante, se basan en los métodos de estimación para la integración de la imagen y la mejora de los resultados en la clasificación digital. Un supuesto inicial para todos estos enfoques es que el número digital de la imagen es una variable regionalizada en el sentido propuesto por Matheron (1971), es decir, es una variable que presenta una distribución espacial y la variabilidad espacial definida por el variograma.

Hoy en día, esta hipótesis está ampliamente aceptada para el estudio espacial de la respuesta espectral de las clases de cobertura del suelo, como se representa en valores digitales de la imagen. Tal amplia aceptación se ha obtenido sobre la base de los resultados satisfactorios obtenidos a partir de numerosas aplicaciones prácticas.

La textura es una característica visual de la imagen que es de gran interés en el procesamiento digital de imágenes, incluyendo imágenes de satélite. Esto representa variaciones de tono en el dominio espacial y determina la suavidad visual global y la tosquedad de los rasgos de la imagen (Lillesand&Kiefer, 1994). La textura ofrece información importante acerca de la disposición de los objetos y sus relaciones espaciales dentro de la imagen, que es un factor de gran interés para la fotointerpretación y la clasificación de cobertura.

Una amplia variedad de metodologías han sido propuestas para el análisis de la textura, entre ellos, tal vez, uno de los más conocidos es el estudio de la variación local de la luminosidad de la imagen, como el operador de varianza descrita por Russ (1999). La idea de crear los operadores locales de textura de la varianza puede ser explotada mediante el estudio de la función variograma.

El objetivo de este trabajo es mostrar la ventaja de utilizar el variograma en la obtención de la imagen de textura para utilizarla como información contextual para mejorar los resultados de la clasificación en las imágenes de teledetección.

METODOLOGÍA

Es claro que la textura describe las características visuales de una imagen, tales como la suavidad, la aspereza, la simetría y regularidad, entre otras. La textura revela información importante acerca de las disposiciones estructurales de los objetos en la imagen y su relación al entorno, por lo tanto, su análisis provee importantes características discriminantes relativas a los patrones de variabilidad de las clases de cobertura terrestre para la clasificación digital, en la que interesan métodos estadísticos que tengan en cuenta las relaciones espaciales entre los píxeles.

En este sentido se desarrollaron operadores espaciales estadísticos a fin de calcular el índice de textura en toda la imagen o en un barrido local por medio de ventanas móviles que se desplazan píxel por píxel tal como Haralick - Shanmugham (1973) y más recientemente se utilizaron parámetros geoestadísticos sobre la base de la función variograma (Lark (1996), Chica-Olmo y Abarca (2000)). El presente trabajo se centra en la metodología de este último, en la que la función variograma se utiliza como un descriptor de textura de imágenes de satélite con el objeto de mejorar la clasificación, agregando información textural.

La textura, en un sentido estadístico, se puede analizar en términos de las dos características esenciales de los valores digitales: variabilidad local o global y correlación espacial. La primera característica está estrechamente relacionada con la dispersión estadística, que frecuentemente se analiza mediante el cálculo de la varianza. La segunda característica, la correlación espacial, está vinculada a la suposición que los valores digitales no están

completamente distribuidos al azar dentro de una imagen y, por consiguiente, que existe una variabilidad espacial, o dependencia estructural, asociada con cada clase de cobertura. En este sentido, Lark (1996) mostró que la cantidad de variabilidad entre pares de píxeles depende de sus relaciones espaciales y puede ser utilizada como un descriptor de textura de cada clase de cobertura. Este resultado conduce directamente a la utilización del enfoque geoestadístico para el análisis de textura, ya que tiene la ventaja de que ambos aspectos se analizan conjuntamente.

Como se señala en la introducción, la hipótesis básica es asumir que la serie digital de una imagen de teledetección es una variable regionalizada, lo cual es ampliamente aceptado en la práctica (Curran (1988), Chica-Olmo y Abarca, (2000)). El nivel digital de una imagen de sensoreamiento remoto se considera, en el contexto geoestadístico, como una variable regionalizada asociada con las componentes de textura antes mencionadas. Los aspectos aleatorio y de correlación espacial que caracterizan a una variable regionalizada pueden estudiarse conjuntamente a través del concepto de función semivariograma. En este sentido, una imagen está dada por el proceso

$$Z = \{\mathbf{Z}_s : s \in S\} \quad (1)$$

donde $S = \{(i, j) : i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m\}$ es llamado escenario, $\mathbf{Z}_s = (Z_s^1, \dots, Z_s^p)$ es un vector aleatorio de componentes Z_s^j , $j = 1, \dots, p$ definidas en un mismo espacio de probabilidad con valores en un conjunto $E \subseteq \mathbb{R}$ denominado espacio de estados. Suponemos que el proceso que define la imagen es estacionario de segundo orden.

Para una matriz M $p \times p$ simétrica y definida positiva se puede definir una distancia entre dos vectores del espacio euclídeo p -dimensional, \mathbf{x} e \mathbf{y} como:

$$d_M(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})' M (\mathbf{x} - \mathbf{y}), \quad (2)$$

entonces se define el variograma multivariado de un proceso estacionario como

$$2\gamma(h) = (\mathbf{Z}_{s+h} - \mathbf{Z}_s)' M (\mathbf{Z}_{s+h} - \mathbf{Z}_s) \quad (3)$$

que se interpreta como un promedio del cuadrado de distancias entre los valores del proceso separados por h . Es claro que para cada selección de la matriz M se tiene un variograma diferente.

Cuando M es la matriz identidad $2\gamma(h) = \sum_{j=1}^p 2\gamma_j(h)$, donde $\gamma_j(h)$, es el variograma univariado correspondiente a Z_s^j , para $j = 1, \dots, p$.

Desde el punto de vista práctico se observa una única realización del proceso y por lo tanto es necesario estimar el variograma multivariado. Un estimador natural es

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2} \sum_{s \in n(h)} (\mathbf{Z}_{s+h} - \mathbf{Z}_s)' \mathbf{M} (\mathbf{Z}_{s+h} - \mathbf{Z}_s) \quad (4)$$

donde $n(h)$ es la cardinalidad del conjunto $N(h)$ formado por pares de píxeles separados a una distancia d_M de h .

En estudios previos se han calculado imágenes de textura en imágenes multiespectrales calculando el variograma experimental univariado para cada una de las bandas o bien para la componente principal más representativa obtenida a partir de la imagen original.

En lugar de esto, en este trabajo se procede a calcular el variograma multivariado, usando distancia de Mahalanobis, a fin de obtener información textural de todas las bandas a la vez. Para ello se ha programado en IDL un algoritmo para obtener este estimador dentro de un entorno usando ventanas móviles, que asigna el valor calculado al píxel central de la ventana. El algoritmo comienza con el ingreso de los valores digitales de la imagen. El mismo considera varios aspectos tales como el tamaño de la ventana, el lag considerado y las direcciones de cálculo. Para cada tamaño de ventana elegido se calcula el valor del variograma experimental en cada uno de los píxeles y se lo asigna al píxel central de la misma. De esta manera se obtiene la imagen de textura de la original.

Por analogía con métodos anteriores, fue necesario establecer algunos parámetros tales como el tamaño muestral de la ventana móvil y la distancia lag. se eligió $lag = 1$ por ser este el que describe mejor las diferencias radiométricas en el entorno inmediato del píxel central. Además se consideraron ventanas móviles de 3×3 , 7×7 , 9×9 y 11×11 píxeles para obtener información de la estructura espacial de diferentes escalas. Finalmente, la

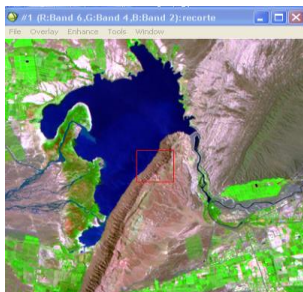
imagen de textura obtenida se incorporó a la imagen multibanda original a fin de obtener la clasificación.

RESULTADOS

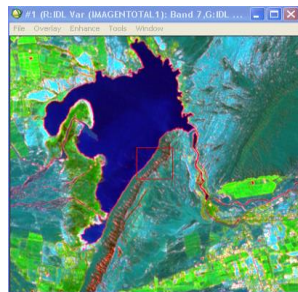
En este estudio de caso, se obtuvo la imagen de textura multicanal usando una escena de una imagen Landsat de la provincia de San Juan de 512×512 píxeles (Figura 1(a)). Para agregar información de la variabilidad espacial al proceso de clasificación, se calculó el variograma multivariado experimental para obtener la correspondiente imagen de textura usando distintos tamaños de ventanas móviles para el lag de 1 píxel.

Como resultado de este proceso se obtuvo la imagen de textura que se agregó como séptima banda a la imagen original Landsat ((Figura 1(b)). A esta última imagen de 7 bandas, así obtenida, se le aplicó una clasificación supervisada, usando el Método de Máxima Verosimilitud, de un conjunto de áreas de entrenamiento representando las tres clases: agua, suelo desnudo y vegetación (Figura 1(c)). Se utilizó en el entrenamiento 5201 píxeles y en el test 10187 píxeles.

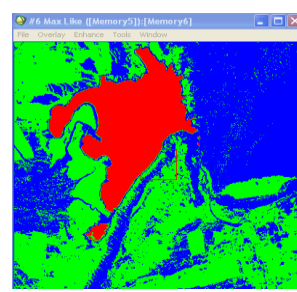
Figura1: (a) Imagen espectral con 6 bandas (Landsat TM) (b) Imagen espectral con textura incluida usando ventana móvil 3×3 (c) Imagen clasificada en vegetación, suelo y agua usando imagen (b)



(a)



(b)



(c)

En la Tabla A se muestran los valores de la exactitud global y del coeficiente Kappa para la clasificación de la imagen original, usando los distintos tamaños de ventana, correspondiendo 0×0 a la imagen sin textura.

Tabla A: Exactitud Global y Coeficiente Kappa de la clasificación combinando bandas espectrales con textura obtenida, usando diferentes tamaños de ventana móvil.

Ventana	Exactitud Global	Coeficiente Kappa
0x0*	75,1652	0,6337
3x3	80,5635	0,7038
7x7	79,4837	0,6871
9x9	78,9928	0,6797
11x11	78,1781	0,6671

(*) Clasificación sin imagen de textura

De la lectura de esta tabla se observa como la clasificación se mejora con la incorporación de la textura. Por ejemplo para un tamaño de 3×3 se obtienen los máximos valores de exactitud global de 80,5635y el coeficiente Kappa de 0,7038.

CONCLUSIONES

La metodología propuesta provee una manera conveniente para analizar las características de estructura espacial de imágenes multicanal. Con la incorporación de esta información textural a la clasificación, se mejora notablemente la exactitud global, comparada con la clasificación espectral.

REFERENCIAS

BOURGAULT, G., MARCOTTE, D. (1991). Multivariate variogram and Its Application to the a Linear Model of Coregionalitation, *Mathematical Geology*, vol. 23, no. 7, pp. 899-928

CHICA-OLMO, ABARCA HERNANDEZ (2000). Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification, *Computers and Geosciences*, vol.26, no 4, pp.373-383
 CURRAN, P.J.(1988.) The semivariogram in Remote Sensing: an Introduction. *Remote Sensing Environment*, 24, pp: 490-507.

MIRANDA, F.P, FONSECA, L., CARR, J.(1998). Semivariogram Textural classification of JERS-1 (Fuyo-1)SAR data obtained over a flooded area of the Amazon rainforest. *International Journal of Remote Sensing*, vol.19,no 3, pp.549-556

HARALICK, R.M, SHANMUGAM,K and DINSTEIN, L.(1973). Textural features for image classification. *IEEE Trans on System Man and Cibernatics*, 3(6),pp 610-621 .

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.

LILLESAN, T. and KIEFER, R.(1994) *Remote Sensing and Image Interpretation*. Willy - Sons. USA.

MATHERON, G.(1971). The teory of Regionalized Variables and its Applications.*Fontainebleau Centre de MorphologieMathematique de Fontainebleau*.

RUSS, J.(1999.) *The Image Processing Handbook*.CRC Press.