

APLICACIÓN DE UN MÉTODO GEOESTADÍSTICO AL FILTRADO DE IMÁGENES RADAR

Abarca-Hernández, F. y Chica-Olmo, M.
mchica@carpanta.ugr.es

Dpto. Geodinámica. Universidad de Granada.
Avd. Fuentenueva S/N. 18071 Granada.

Resumen.- Las imágenes radar de apertura sintética suelen estar afectadas por un intenso moteado, ruido speckle, que dificulta la interpretación, por lo que es usual el procesado para su eliminación. En este trabajo se presenta el método geoestadístico Krigeaje Factorial para el filtrado de imágenes radar. Este método se basa en la identificación de las estructuras de variación de los números digitales de la imagen a través de la modelización de la función variograma. El Krigeaje Factorial permite descomponer los valores digitales de la imagen como suma de componentes unitarias asociadas a cada una de las estructuras identificadas en la modelización. Por tanto, la imagen filtrada corresponde a la suma de la estimación de las componentes, excluyendo la estructura asociada al efecto de pepítica, la cual se considera que cuantifica al ruido speckle de la imagen en términos de varianza. La valoración de los resultados ha mostrado el gran interés de esta metodología para el filtrado de imágenes.

Abstract.- Synthetic aperture radar images are usually affected by speckle noise, which is due to the coherent nature of the radar echoes used in the image formation. In this work we present the geostatistical method Factorial Kriging to speckle noise filtering of radar images. This method is based on the variation scale identification of the digital numbers by the variographic analysis (computing, interpretation and modelling of variogram function). Factorial Kriging enable us to divide digital numbers into elemental components associated to each variogram model structure. The filtered image is the sum of the structured components. Results show that the proposed filter retains edges, removes speckle noise and is more intuitive than most classical methods as it allows us to identify the noise and signal components by means of the variogram function.

Palabras clave: Teledetección, Krigeaje Factorial, ruido Speckle, análisis variográfico.

INTRODUCCIÓN

Las imágenes radar de apertura sintética

SAR proporcionan información del terreno, principalmente de tipo textural, usada comúnmente para complementar los datos obtenidos a partir de sensores ópticos. Algunas de las limitaciones de las imágenes ópticas como posibilidad de captar imágenes nocturnas o penetración de nubes y aerosoles, son superadas por los sensores radar. Sin embargo, estos sensores activos presentan problemas específicos, de los que tal vez el más investigado sea el ruido de la imagen o *speckle*, moteado visible que aparece en la imagen debido a las interferencias creadas por la retrodispersión de los diferentes reflectores del sensor. Este ruido disminuye considerablemente la calidad visual de la imagen, por lo que es frecuente el procesamiento digital para su eliminación, o al menos reducción.

Las técnicas de filtrado de speckle pueden ser aplicadas antes del promediado de los "looks" durante el registro de la imagen, o bien, después de obtener la imagen final. En el primer caso, la supresión del ruido va acompañada de una pérdida considerable de resolución espacial, por lo que es más usual su eliminación en una segunda fase. Los procedimientos más comunes operan sobre la imagen final, y se basan en el cálculo de valores estadísticos dentro de ventanas móviles, asignando el resultado al pixel central (Lee 1981, Silva y Haertel 1995).

En este trabajo se propone una nueva técnica para la supresión del speckle basada en una metodología geoestadística. La hipótesis de partida es considerar la información radar como una combinación de dos factores independientes de distintas frecuencias que denominamos señal y ruido. Ambos términos son interpretados a través del variograma, inferida a partir de los datos de la imagen. Se considera que el ruido supone, a priori, nuestra incapacidad para prever un valor a partir de la información circundante, mientras que por el contrario, la señal está ligada al poder de predicción de acuerdo a un modelo de variabilidad, siempre a priori de los números digitales de la imagen. El análisis variográfico de la imagen radar, constituido por el cálculo, interpretación y ajuste de la función variograma, permite identificar y cuantificar estos factores como distintas escalas de variación. La estructura de menor escala asociada a las altas frecuencias viene determinada por el comportamiento en el origen del variograma (efecto de pepita). Este comportamiento informa acerca de la aleatoriedad de la regionalización, la cual está directamente ligada al ruido de la imagen. El resto de las escalas de variación identificadas en la función variograma están asociadas a las frecuencias medias y bajas de la imagen que las consideraremos

como la señal.

El método de filtrado que se propone se basa en la aplicación de la técnica de estimación geoestadística Krigeaje Factorial (KF), que establece un modelo probabilístico para la descomposición de la regionalización en factores independientes de acuerdo a las características del modelo estructural. El KF permite estimar en cualquier pixel las distintas estructuras identificadas en la regionalización mediante el análisis variográfico. En cierto sentido, el KF se puede entender como un tipo de "análisis espectral" (Galli et al. 1984), si bien, el KF presenta varias ventajas sobre el método clásico de análisis espectral (Sandjivi 1984), de las que destacan, la posibilidad de aplicación en espacios de dimensión superior a 1, y la correspondencia de las bandas de frecuencia con las estructuras del variograma.

El método de filtrado mediante KF se ha aplicado sobre una subescena de una imagen RADARSAT, en la que se ha seleccionado un sector homogéneo caracterizado por un modelado suave del terreno, con presencia de algunas estructuras lineales para estudiar la preservación de bordes.

METODOLOGÍA

Aspectos generales

Desde el punto de vista geoestadístico, el número digital (ND) de una imagen se considera una variable regionalizada (Curran 1988). Esta variable es interpretada como una función $ND(x)$ que proporciona el número digital ND de un pixel x en la imagen. La variable regionalizada $ND(x)$ se comporta como una función aleatoria, y por tanto, la imagen se puede considerar una realización particular de dicha función.

La hipótesis intrínseca conduce al concepto de la función variograma, expresada como (Matheron 1971):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{ND(x+h) - ND(x)\}^2 \quad (1)$$

donde (h) representa la mitad de la esperanza matemática de los incrementos cuadráticos de los valores de parejas de pixeles distantes el vector h .

Es usual que el resultado de la modelización de la función variograma de imágenes radar corresponda a una suma de varias estructuras asociadas a diferentes escalas de variación o frecuencias de los NDs. En este caso de estudio, se le ha prestado especial interés al efecto de pepita (discontinuidad en el origen) pues permite cuantificar el grado de discontinuidad/ aleatoriedad

de la variable.

Aspectos teóricos del Krigeaje Factorial

La teoría general del método KF fue desarrollada por Matheron (1982). Esta técnica de filtrado presenta analogías importantes con el análisis espectral por la equivalencia formal entre la función covarianza y la transformada de Fourier (Sandjivi 1984, Galli et al. 1984). Consideramos la variable regionalizada $ND(x)$ como realización de una función estacionaria de 2º orden. Bajo esta hipótesis la esperanza matemática $E(ND(x)) = m$ existe y es independiente de x , y la función covarianza, $C(x,y) = E(ND(x)-m)(ND(y)-m) = C(h)$, existe y solo depende de h (Matheron 1971). Ahora se puede considerar la descomposición lineal de $ND(x)$ como (Sandjivi 1984):

$$ND(x) = \sum_u a_u Y_u(x) \quad u = 1 \text{ a } n \quad (2)$$

donde a_u son coeficientes numéricos que se deducen del variograma de la variable $ND(x)$, y $Y_u(x)$ son funciones aleatorias elementales mutuamente ortogonales representativas de las diferentes escalas de variabilidad espacial, por tanto, la covarianza cruzada entre estas funciones aleatorias es nula.

Siendo $C_u(h)$ la covarianza asociada a la componente $Y_u(h)$ se tiene entonces que la covarianza de $ND(x)$ es:

$$C(h) = \sum_u a_u^2 C_u(h) \quad u = 1 \text{ a } n \quad (3)$$

El objetivo de la aplicación del KF es la descomposición de la variable $ND(x)$ en factores independientes, o sea, conocer $Y_u(x)$, $u=1$ a n . Cualquier componente $Y_u(x)$ puede ser estimada por combinación lineal de los valores $ND(x_v)$ localizados en una vecindad:

$$Y_u^*(x_0) = \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha}^u ND(x_{\alpha}) \quad (4)$$

donde λ_{α}^u se obtiene resolviendo el sistema de cokrigeaje (Journel y Huighbregts, 1977), usando los números digitales $ND(x_v)$ y las covarianzas directas y cruzadas obtenidas en el análisis variográfico. La condición de no sesgo es $E(Y^*(x)-Y(x))=0$. Si la esperanza matemática de $ND(x)$ es igual a m , y ésta es distinta de 0, no es posible encontrar una única descomposición de m entre las diferentes $Y_u(x)$. En este caso se deben analizar los valores residuales $ND(x) - m$, si m es conocida, o bien, imponer una condición sobre los ponderadores λ en caso contrario (Sandjivi 1984).

En el caso estacionario, m corresponde a la deriva y $ND(x)-m$ al residuo, la estimación que se

obtiene es el residuo de $Y(x)$ relacionado con la deriva m . Entonces se puede decir que $E(Y_u(x))=0$, siendo la condición de no sesgo que la sumatoria de los ponderadores 8 sea cero. Indicar que cuando m es igual a 0 o es conocida a priori no es necesario establecer ninguna condición sobre los ponderadores.

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{\beta} \lambda_{\beta} C(\alpha, \beta) = a_u C_u(\alpha, x) + \mu \quad \forall \alpha = 1..n_{\alpha} \\ \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} = 0 \end{array} \right\} \quad (5)$$

La minimización de la expresión $E(Y_u^*(x) - Y_u(x))^2$ conduce al siguiente sistema de krigeaje cuando m es desconocida.

Expresión que se puede simplificar si m es conocida, quedando:

$$\sum_{\beta} \lambda_{\beta} C(\alpha, \beta) = a_u C_u(\alpha, x) \quad \forall \alpha = 1..n_{\alpha} \quad (6)$$

El resultado de la estimación puede darse conjuntamente con el error de estimación, dado por la siguiente expresión (Sandjiv 1984):

$$\sigma_{KF}^2 = C_u(0) - a_u \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} C_u(\alpha, x) \quad (7)$$

que realmente no corresponde a la varianza de estimación de $Y_u(x)$ sino a su proyección en el espacio generado por $\delta(x) ND(x)$.

Como se ha visto, la metodología expuesta permite estimar diferentes componentes de una variable regionalizada si su función de covarianza se expresa como suma de modelos elementales. Por tanto, ya que el ruido corresponde a la componente aleatoria de la imagen, y ésta se asocia al efecto de pepita de la estructura de variación espacial, es posible filtrar el ruido mediante Krigeaje Factorial. Además se verifica la siguiente relación de coherencia:

$$\forall x \in I \quad ND^*(x) = \sum_u a_u Y_u^*(x) + m^* \quad (8)$$

donde ND^* es el valor estimado de ND en el punto x , Y_u^* valor cokrigado de Y_u en el punto x , y m^* es la esperanza conocida o su valor estimado krigeado en la imagen I .

FILTRADO DEL SPECKLE MEDIANTE KF

La imagen utilizada para la aplicación del KF al filtrado del speckle ha sido cedida por Radarsat International, la cual ha sido adquirida en la plataforma Radarsat por un sensor radar de apertura sintética (SAR) avanzado. El nivel de procesamiento

de la imagen es "path image plus" con un tamaño de pixel de 6.5 m.

El filtrado mediante KF consiste en dos etapas, en primer lugar, el análisis variográfico para cuantificar las estructuras de variabilidad correspondientes al ruido y a la señal, y una segunda fase para la obtención de los ponderadores.

Se ha calculado el variograma experimental de la subescena en las cuatro direcciones principales. El cálculo de la función se ha realizado con un paso de 1 un pixel, hasta una distancia máxima de 60 pixeles (375 m), distancia suficiente para la interpretación de la variabilidad espacial, ya que la función variograma llega a estacionarse (figura 1). Destaca una fuerte anisotropía geométrica de los variogramas debida principalmente a la aparente orientación N-S de las sombras causadas por el relieve (Figura 2a).

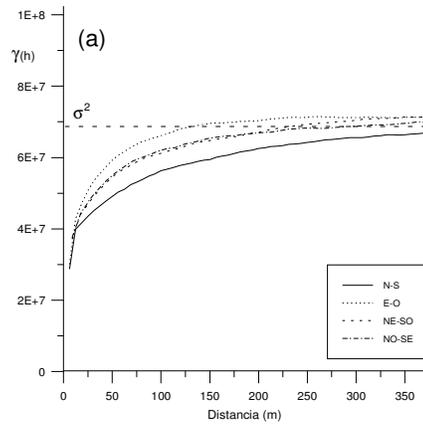


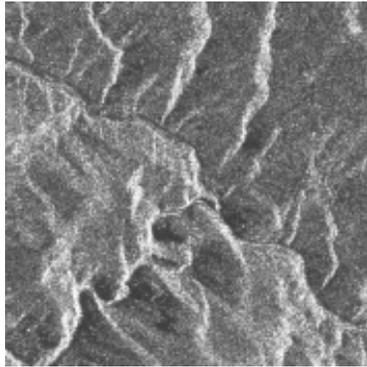
Figura 1. Variogramas direccionales de la subimagen radar

El variograma experimental se han ajustado como suma de la componente pepítica asociada a la variabilidad intrapixel ($17 \cdot 10^6$), una estructura esférica de corto alcance (alcance= $18.8m$ y meseta= $19.8 \cdot 10^6$) y una segunda exponencial de largo alcance (alcance= $351.5m$ y meseta= $33.2 \cdot 10^6$).

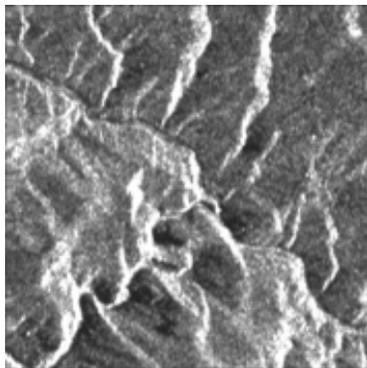
Con objeto de filtrar la componente pepítica (25% de la varianza global de la imagen) se ha estimado mediante KF a nivel de cada pixel, las componentes Y_u de la estructura 1 y 2 interpretadas en términos de la señal (Figura 2b). El procedimiento se ha realizado estableciendo el sistema de ecuaciones de KF para cada pixel utilizando una vecindad de 5 píxeles.

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Se ha realizado un estudio comparativo tanto estadístico como visual del KF con otros métodos clásicos (Mediana, Lee, Frost y Gamma Maximum A Priori). Se ha comprobado que el KF produce imágenes filtradas menos suavizadas que el método GMAP y que el filtro de mediana. Asimismo, mejora el aspecto visual respecto a los métodos de Lee y Frost.



(a)



(b)

Figura 2. a) Imagen original (512x512 píxeles),
b) Imagen filtrada mediante Krigeaje Factorial

La aportación fundamental del método KF es la modelización de la ruido y señal de la imagen a través de las estructuras del variograma, lo que posibilita cuantificar el porcentaje de varianza correspondiente al ruido, y por tanto, conocer la magnitud del suavizado. Así, el usuario controla los parámetros del modelo de variograma en el proceso de ajuste para llegar a obtener una imagen con

mayor o menor grado de suavizado de acuerdo a los objetivos de la aplicación.

BIBLIOGRAFIA

- Curran, J.P., 1988, The semivariogram in Remote Sensing: An introduction. *Remote Sensing of Environment*, 24, 493-507.
- Galli, A., Gerdil-Neuillet, F., y Dadou, C., 1984, Factorial Kriging analysis: a substitute to spectral analysis of magnetic data. Eds. Verly et al., *Geostatistics for natural resources characterization, part I*, 543-557. Reidel.
- Journel, A.G. y Huighbregts, C.J., 1978, *Mining Geostatistics*. (Academic Press, London)
- Lee, J.S., 1981, Speckle analysis and smoothing by a fast K-nearest neighbour algorithm. *Signal Processing: Image communication*, 4, 227-232.
- Matheron, G., 1971, *The Theory of Regionalized Variables and its Applications*. Fontainebleau. Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau.
- Matheron, G., 1982, *Pour une analyse krigeante des données regionalisées*. Fontainebleau. Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau.
- Sandjivi, L., 1984, The factorial kriging analysis of regionalized data. Its application to geochemical prospecting. Eds. Verly et al., *Geostatistics for natural resources characterization, part I*, 559-571. Reidel.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a la financiación del programa europeo Environment & Climate (Contrato ENV4-CT96-0217) y a la DGICYT bajo la ayuda PB92-0925-CO2-02.