

MÉTODOS GEOESTADÍSTICOS APLICADOS AL ANÁLISIS DE VARIABLES ESPACIALES EN TELEDETECCIÓN

M. CHICA-OLMO, E. VIVES Y F. ABARCA.
Dpto. Geodinámica. Universidad de Granada /IAGM. Granada.

RESUMEN

En este trabajo se presenta una revisión de métodos geoestadísticos de interés en el tratamiento numérico de variables espaciales en Teledetección y S.I.G. Junto con una breve descripción teórica de los principales métodos geoestadísticos se muestra un caso de aplicación referente a la elaboración de un filtro de imagen mediante la técnica de estimación krigeaje.

ABSTRACT

This paper consist of a review of the most interesting geostatistical methods in numerical processing of spatial random variables in Remote Sensing and G.I.S. fields. We present a brief theoretical description of the main geostatistical methods. There is also a case study referring to the construction of an image filter by means of the Kriging techniques.

1. INTRODUCCIÓN

Es un hecho que tanto la Geoestadística como la Teledetección espacial han demostrado a lo largo de esta última década ser unas herramientas potentes para la cuantificación de los recursos naturales. Son numerosas las aplicaciones realizadas en áreas de las Ciencias de la Tierra tan diversas como Minería, Hidrogeología, Medio Ambiente, Edafología..., con resultados satisfactorios.

Si bien las aproximaciones conceptuales en las que se fundamentan ambas ramas científicas son netamente diferentes, se pueden encontrar puntos comunes que merecen ser estudiados detenidamente por las implicaciones prácticas que conllevan. El nexo entre estas metodologías se encuentra en el carácter regionalizado de las variables espaciales tratadas.

Desde el enfoque que aporta la Geoestadística una variable espacial es considerada como una **variable regionalizada**, cuyas características principales son la distribución espacial y la existencia de una estructura de autocorrelación o de variabilidad espacial. Parece obvio pensar que de acuerdo a la definición anterior gran número de parámetros estudiados en teledetección puedan ser considerados como variables regionalizadas, ya que poseen las características definidas, como por ejemplo: niveles digitales de una imagen, datos topográficos, etc.; en consecuencia, son susceptibles de ser analizadas a través de la óptica geoestadística.

Esta ha sido la razón fundamental que nos ha motivado a elaborar el presente trabajo, en el que se analizan las posibilidades de aplicación de los métodos geoestadísticos dentro del dominio de la Teledetección espacial. Con tal fin se hace una revisión, sin pretender ser exhaustiva, teórica y práctica de algunos métodos geoestadísticos que consideramos especialmente interesantes en el dominio de la Teledetección espacial y en los Sistemas de Información Geográfica.

Existen algunos autores que ya han apuntado el interés aplicado de la utilización de esta metodología geoestadística en el dominio de la Teledetección espacial, como puede verse en los trabajos de Caselles, 1987; Woodcock et al., 1988 y De Jong y Jetten, 1990, entre otros.

2. CONCEPTO DE VARIABLE REGIONALIZADA

La Geoestadística puede considerarse como una metodología de naturaleza topoprobabilística adaptada a la cuantificación de variables espaciales. Tiene su base conceptual en la Teoría de Variables Regionalizadas (Matheron, 1965). Su objetivo es la resolución práctica de problemas relacionados con la estimación y/o simulación de fenómenos espaciales.

Una variable regionalizada se define como una función $Z(x)$ que da el valor de una característica Z en un punto del espacio de coordenadas x . Es evidente que muchas variables en Teledetección pueden ser contempladas como variables regionalizadas; así, por ejemplo, el nivel digital de una imagen de satélite es una variable regionalizada que proporciona la intensidad radiométrica en un punto del espacio-imagen de coordenadas x (píxel) recibida por el sensor. Esta variable presenta dos características fundamentales: el carácter **aleatorio**, que induce a la noción de variable aleatoria y el carácter **estructural**, propio de cada fenómeno estudiado o regionalización, caracterizado por la función variograma.

3. CONCEPTO DE FUNCIÓN VARIOGRAMA Y SU INFERENCIA ESTADÍSTICA

Sea $Z(x)$ una función aleatoria intrínseca de orden 2, se define la función variograma como la mitad del momento de segundo orden de dicha función:

$$\gamma(h) = 1/2 E\{Z(x) - Z(x+h)\}^2$$

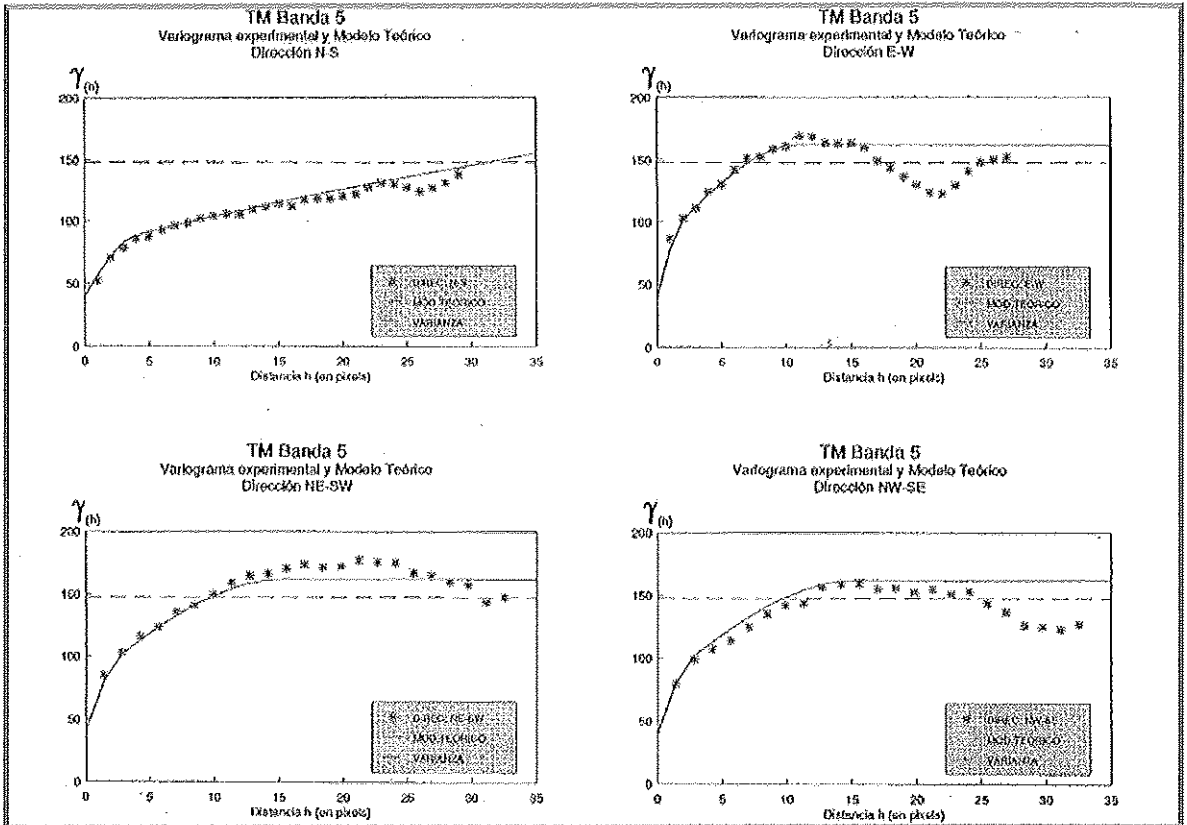


Figura 1.- Variogramas experimentales y modelo teórico ajustado correspondientes a niveles digitales de una imagen Landsat TM (ventana 50 x 50 píxeles).

Por tanto, el variograma es una función vectorial cuyo argumento es el vector h de distancia, que cuantifica la varianza de los incrementos cuadráticos de primer orden de la función. Tienen un interés práctico muy importante que radica en que mediante el análisis de la función se puede llegar al conocimiento de la variabilidad espacial de un parámetro en función de la distancia; es por tanto, una herramienta reveladora de la estructura de variación de un fenómeno que se desarrolla en el espacio. El cálculo estadístico del estimador de esta función se realiza a partir de los datos experimentales aplicando la fórmula clásica:

$$\gamma^*(h) = 1/2 NP \sum_{i=1}^{NP(h)} \{z(x_i) - z(x_{i+h})\}^2$$

donde $z(x_i)$, $z(x_{i+h})$ son valores numéricos de la variable observados en los puntos x_i y x_{i+h} ; $NP(h)$ es el número de parejas de datos formados para una distancia h y h es el vector de distancia.

El análisis estructural constituye la primera etapa de un estudio geoestadístico y consiste en el cálculo e interpretación de la función variograma, que ha podido ser calculada en diferentes direcciones del espacio al objeto de identificar posi-

bles anisotropías en el comportamiento espacial de la variable. Posteriormente, por razones de consistencia matemática, es necesario ajustar un modelo teórico al variograma experimental.

El estudio del gráfico del variograma experimental es muy importante porque describe la estructura del fenómeno estudiado. Informa sobre la zona de influencia de los datos, su comportamiento en el origen, anisotropías y otros comportamientos particulares del variograma como estructuras superpuestas, periodicidades, etc. El variograma es la herramienta de base para las aplicaciones de los métodos geoestadísticos de estimación y simulación de variables espaciales. Algunos de estos métodos se describen en los siguientes apartados. Como ejemplo, vamos a comentar algunos de estos aspectos referentes al variograma calculado sobre un juego de datos tomados de una imagen de satélite. Estos datos corresponden a valores de los niveles digitales ND de la banda 5 del sensor TM de una imagen Landsat, tomados en un sector donde existe una red de drenaje muy marcada en la dirección N-S. La ventana de información está compuesta por un total de 50 x 50 píxeles.

Con los datos anteriores se han calculado los variogramas según las direcciones N-S, E-W, N45E y N45W, con el fin

de estudiar la isotropía o no de la variable en la zona. En la Figura 1 se han representado los variogramas de los niveles digitales en las direcciones señaladas. En este caso se trata de una variable estacionaria ya que crece hasta alcanzar un valor límite llamado "meseta" coincidente, aproximadamente, con la varianza de los datos a partir del cual se estacionariza (Chica-Olmo, 1988).

La distancia para la cual el variograma alcanza el valor de meseta se denomina "alcance". A partir de este valor de distancia h desaparece la correlación entre $ND(x)$ y $ND(x+h)$. Como se constata en la citada figura los variogramas presentan alcances diferentes según las direcciones estudiadas, ésto muestra un comportamiento anisótropo en la distribución espacial de los ND en la imagen. En concreto, la dirección N-S se caracteriza por la existencia de una mayor correlación de los valores hasta una distancia de 30 píxeles; en cambio en la dirección E-W la correlación de los niveles digitales desaparece para distancias de, aproximadamente, 10 píxeles. En consecuencia, se ha puesto de manifiesto, a través del variograma, la anisotropía espacial de la variable que no es sino el reflejo de la textura de la imagen en la zona estudiada, condicionada en parte por la red de drenaje que tiene un sentido marcado N-S (dirección de máxima correlación de los ND).

Por otro lado, es de destacar que los variogramas parecen no crecer desde el origen, lo que a priori debería corresponder a un fenómeno continuo. Experimentalmente, se observa que el primer punto del variograma, que representa la varianza de los ND entre píxeles vecinos de primer orden, está desplazado del origen. Este efecto se conoce en geoestadística con el nombre de "efecto de pepita", que interpretamos en este caso como una estructura de variación muy local inferior a la equidistancia entre dos píxeles consecutivos (30 m). Es difícil discernir a priori a qué factores obedece esta estructura local, si a cambios locales aleatorios de la intensidad de radiación emitida por la unidad de superficie que representa un píxel o si se debe a causas relacionadas con el funcionamiento del sensor.

Los variogramas experimentales han sido ajustados a un modelo teórico que tiene en cuenta la anisotropía geométrica detectada. El modelo de variograma consta de dos estructuras esféricas y un efecto de pepita. En la Tabla 1 se presentan los valores de los parámetros del modelo ajustado. El primer modelo esférico caracteriza a una estructura de variación local de alcance 2 y 4 píxeles en x e y , respectivamente. El segundo modelo esférico tiene un alcance mayor, 11 y 50 píxeles en x e y . El efecto de pepita representa un comportamiento aleatorio de los ND a escala métrica, cuyo valor es el 25% de la variabilidad total de la variable.

Tabla 1.- Modelo de variograma.

Estructura	Efecto de pepita	Modelo	Alcance	Meseta	Anis.x	Anis. y
1	40	Esférico	2	39	1	0,5
2		Esférico	11	83	1	0,22

También es de destacar que la estructura de gran alcance tiene mayor peso que la estructura esférica de corto alcance en la distribución de los valores, por lo que puede afirmarse que existe un predominio de la componente "regional" sobre la "local"; esto se deduce comparando los valores de meseta de ambas estructuras.

El modelo de variograma ajustado va a ser utilizado en los algoritmos de aplicación de los métodos geoestadísticos, algunas de estas aplicaciones serían: la optimización de redes de muestreo, elaboración de filtros de imagen, estimación espacial puntual y de valores medios, construcción de modelos numéricos de simulación, etc.

4. MÉTODOS DE ESTIMACIÓN

Existe una gran diversidad de métodos geoestadísticos de estimación, todo ellos reciben el mismo nombre básico de "krigeaje" más un calificativo para particularizar cada uno de ellos, p.e.: Krigeaje Ordinario, Krigeaje Simple, Krigeaje Universal, Krigeaje Disyuntivo, Krigeaje Indicatriz... Estos métodos se pueden clasificar en dos grandes grupos: lineales y no lineales, dependiendo de la naturaleza estadística del estimador construido. Seguidamente se exponen los dos métodos más representativos de cada uno de estos grupos.

4.1. Estimación Lineal: Krigeaje Ordinario (K0).

Sea $Z(x)$ una función aleatoria estacionaria de segundo orden, de esperanza constante $E\{Z(x)\} = m$ y de covarianza centrada $C(h)$ y, por tanto, dotada de varianza $\gamma(h)$.

Se desea estimar el valor puntual o valor medio de $Z(x)$ en el soporte de información v , anotado Z_v , a partir del conjunto de datos experimentales $\{Z(x_i), i=1..n\}$. El estimador Z_{k0} de dicha cantidad es una combinación lineal de los Z_{x_i} :

$$Z_{k0}^s = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i)$$

donde los λ_i son los ponderadores de krigeaje, desconocidos. Al estimador Z_{k0} se le impone las condiciones de no sesgo y de error de estimación mínimo. La primera condición, expresada de la forma $E\{Z_v\} = E\{Z_{k0}\}$, se consigue imponiendo que $\sum \lambda_i = 1$ (condición de universalidad). La condición de error de estimación mínimo se representa por $\sigma_{k0}^2 = E\{Z_v - Z_{k0}\}^2 \rightarrow 0$, expresión que admite un desarrollo cuadrático en términos de la función variograma $\gamma(h)$. La minimización de esta expresión del error mediante la técnica de Lagrange bajo la condición de universalidad conduce al siguiente sistema de krigeaje cuya solución son los pesos λ_i buscados y el parámetro de Lagrange μ :

$$\sum_{\beta} \lambda_{\beta} \gamma(\alpha, \beta) + \mu = \gamma(\alpha, v) \quad \forall \alpha, \beta = 1..n$$

$$\sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} = 1 \quad \mu = \text{parámetro de Lagrange}$$

La varianza de estimación o error de krigeaje vale:

$$\sigma_{k0}^2 = \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} \gamma(\alpha, v) + \mu \cdot \gamma(v, v)$$

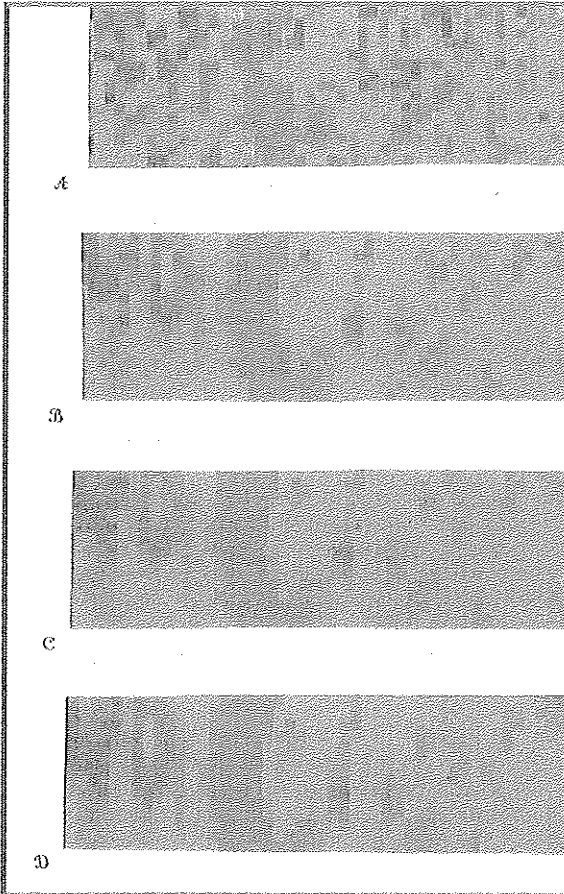


Imagen 1.- Utilización del método de krigeaje como filtro de imagen: a) datos originales; b) filtrado con vecindad de 4 píxeles; c) vecindad de 8 píxeles y m d) vecindad de 20 píxeles. Véase Anexo de color.

Merece ser destacado que el método permite abordar el problema del cálculo del error de estimación, lo cual supone una gran ventaja del método geoestadístico en comparación con otros métodos clásicos, y que a la postre tiene connotaciones prácticas indudables.

Para mostrar alguna de las posibilidades de aplicación del método se va a mostrar la construcción de un filtro de imagen basado en la técnica de krigeaje.

Elaboración de un filtro de imagen por Krigeaje

Se trata de construir un filtro de tipo paso bajo por Krigeaje Ordinario. La estructura del filtro es lineal de media ponderada que atribuye a cada ND_i (nivel digital) de la vecindad un peso λ_i sobre el valor estimado en el píxel ND

$$ND^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot ND_i$$

El filtro de paso bajo, al atenuar las frecuencias espaciales

más altas, suaviza el detalle de la imagen y reduce el rango de los niveles de gris (Chuvienco, 1990). Este factor de suavizado es función del número de datos utilizados en la vecindad de estimación y de la distribución local de los ND en la vecindad. En el presente caso de estudio se han comparado tres configuraciones posibles de vecindad de datos, formadas por los 4, 8 y 20 píxeles más próximos al píxel a restituir.

En la Tabla 2 se han representado la distribución de los píxeles de la vecindad junto a los valores de los pesos λ_i respectivos, obtenidos de la resolución de los sistemas de ecuaciones de krigeaje. Como modelo de variograma se ha utilizado el que se aporta en la Tabla 1. La anisotropía del modelo queda reflejada en los valores de los λ_i de la vecindad que son mayores para los píxeles situados en sentido N-S.

La desviación del error teórico de estimación σ_k no difiere mucho para los tres casos estudiados debido al modelo de variograma utilizado, cuyo valor medio es de 8 unidades en ND. Por otro lado, la utilización de una vecindad amplia de píxeles en el filtro tampoco aporta mucha información adicional, viéndose incluso que se obtienen ponderadores ligeramente negativos. En definitiva, con estos resultados se podría concluir que un filtro integrado por la primera aureola de vecindad al píxel a restituir sería adecuada para obtener un filtrado de la imagen mediante esta técnica geoestadística. En la Tabla 3 se pueden comparar los resultados obtenidos para los tres casos de vecindad, en la que se presentan los histogramas de los errores experimentales $ND^* - ND$ (valor estimado - valor real). Los resultados son bastantes parecidos, se obtiene que un 72%, 73% y 75% respectivamente de los píxeles de la imagen tratada se restituyen con un error experimental de 10 unidades en el nivel digital.

En la Imagen 1 se han representado las imágenes filtradas para los tres casos estudiados.

Tabla 2.- Ponderadores de krigeaje en filtros de imagen.

					.005	.081	.005		
	.342	.063	.298	.063	-.002	.046	.258	.046	-.002
.158	*	.158	.077	* .077	-.007	.070	*	.070	-.007
	.342	.063	.298	.063	-.002	.046	.258	.046	-.002
					.005	.081	.005		

σ_k : 8.38

σ_k : 8.27

σ_k : 8.20

4.2. Estimación no Lineal: Krigeaje Disyuntivo (KD).

El método geoestadístico de estimación no lineal de Krigeaje

Tabla 3.- Frecuencias de errores de restitución $ND^* - ND$.

	Vecindad = 4	Vecindad = 8	Vecindad = 20
0-5	41,78%	40,39%	42,52%
5-10	31,01%	33,10%	32,88%
10-15	18,28%	19,21%	17,79%
15-20	6,59%	5,09%	5,16%
20-25	1,85%	1,85%	1,63%
25-30	0,46%	0,34%	

Disyuntivo, desarrollado conceptualmente por Matheron (1973), puede ser aplicado ventajosamente en el estudio de variables espaciales. Es un modelo de estimación no lineal que permite el cálculo de funciones de la variable experimental $Z(x_\alpha)$, cuyo estimador tiene la forma general:

$$Z_{KD} = \sum_i f_i Z(x_\alpha)$$

El estimador tiene una estructura no lineal diferente a la vista anteriormente. Las funciones que son interesantes de calcular en el estudio de variables espaciales son tres fundamentalmente (Chica-Olmo, 1988):

- La función de distribución f_{KD} de la variable $Z(x_0)$ en el punto x_0 , condicionada a los valores experimentales que intervienen en la estimación:

$$f_{KD}(y) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{H_n^*}{n!} H_n(y) g(y)$$

- La función límite correspondiente a la estimación de la indicatriz $I(x_0)$:

$$I(x_0) = \begin{cases} 1 & \text{si } Z(x_0) \geq z_c \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

$$P^* \{Z(x_0) > z_c\} = \int_{z_c}^{\infty} f_{KD}(z) dz = 1 - F_{KD}(z) = \\ = 1 - G(y_c) - g(y_c) \sum_{n=1}^{\infty} \frac{H_{n-1}(y_c) \cdot H_n^*}{n!}$$

- Valor más probable de la variable condicional

$$E\{Z(x_0) / Z(x_\alpha), \alpha=1 \dots n\} = \int Z f_{KD}(y) dy = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{H_n^* \Psi_n}{n!}$$

donde:

Ψ_n coeficiente del desarrollo hermitiano de la función;

$n!$ n factorial;

$g(y), G(y)$ densidad y distribución normal centrada reducida;

z_c, y_c valor límite o de corte y equivalente gaussiano;

$H_n^*(y)$ polinomio de Hermite de grado n;

H_n^* valor estimado del polinomio de Hermite de orden n en el punto a estimar x_0 .

El problema planteado en el cálculo de las funciones anteriores se reduce a estimar por KD los valores de los polinomios de Hermite H_n^* en el punto x_0 . Estas funciones son la solución de los N sistemas de Krigeaje Disyuntivo:

$$\sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha,n} \rho^{\alpha,\beta} = \rho^{\alpha,x_0} \quad \forall \alpha, \beta = 1 \dots n^{\circ} \text{ datos} \\ n = 1 \dots N$$

con el estimador

$$H_n^* = \sum \lambda_{\alpha,n} H_n(Y_\alpha)$$

Los valores $\lambda_{\alpha,n}$ son los ponderadores obtenidos de los N sistemas de ecuaciones de KD, establecidos con las matrices

de correlación entre datos experimentales $\{Y_\alpha, Y_\beta\}$ y entre estos y el punto a estimar $\{Y_\alpha, Y_0\}$ utilizando la función correlograma $\rho(h)$ de la variable que se deduce del variograma $\gamma(h)$.

Este método tiene un gran interés en el tratamiento de variables espaciales por la diversidad de aplicaciones que pueden abordarse, entre las que destacamos la cartografía espacial de isoprobabilidades (cartografía del riesgo). Con él se aporta un enfoque probabilístico al análisis de la distribución espacial de variables que puede tener un interés inmediato en el campo de la teledetección espacial y, en particular, en la construcción de un S.I.G..

5. SIMULACIÓN CONDICIONAL

La construcción de modelos que reproduzcan la variabilidad espacial observada experimentalmente no puede hacerse por el procedimiento de estimación de la variable. Cualquier estimador produce un efecto de suavizado ("filtrado") como consecuencia del error de estimación cometido; tal efecto será tanto mayor cuanto mayor sea el error.

El método geoestadístico de Simulación Condicional desarrollado por Journel (1974), permite elaborar un modelo numérico de la variable que reproduce las características de variabilidad observadas:

a) El modelo numérico de simulación reproduce los estadísticos de los datos experimentales: media, varianza, distribución (histograma) y variograma. Si $Z(x)$ representa la variable experimental y $Z_{sc}(x)$ la variable simulada, se tiene que:

$$E\{Z(x)\} = E\{Z_{sc}(x)\} \\ \text{Var}\{Z(x)\} = \text{Var}\{Z_{sc}(x)\} \\ F\{Z(x)\} = F\{Z_{sc}(x)\} \\ \gamma(h) \text{ de } Z(x) = \gamma(h) \text{ de } Z_{sc}(x)$$

b) El modelo, además, está condicionado a los datos experimentales, lo que le da mayor robustez práctica. En cualquier punto experimental al valor simulado coincide con el valor real

$$\forall x_\alpha \in D \rightarrow Z(z_\alpha) = Z_{sc}(x_\alpha)$$

c) El modelo es conocido en cualquier punto del espacio, a diferencia de la realidad experimental conocida sólo en los puntos de muestreo; además, puede conocerse sobre cualquier soporte de información puntual o valor medio. Consideradas las anteriores características es correcto interpretar, desde la perspectiva práctica, al modelo numérico como una "versión" posible de la realidad, pero a diferencia de ésta se conoce en todos los puntos del espacio. De aquí que puedan esperarse respuestas similares del modelo y de la realidad frente a la toma de una decisión basada en los datos construidos. De lo anterior se interpreta que el modelo puede darse como una herramienta potente y eficaz de previsión de resultados, por tanto de interés en tareas de planificación de proyectos.

La posibilidad de aplicación de esta metodología son muy

amplias en Teledetección, por ejemplo, para simulación estocástica de imágenes o en estudios de optimización de muestreos; también, para la elaboración de los S.I.G. para tratamiento de variables espaciales.

6. GEOESTADÍSTICA Y S.I.G.

Es un hecho que los S.I.G. han cambiado fuertemente la forma de tratar la información espacial, conduciendo a una nueva era de producción cartográfica. El uso de los métodos estadísticos y de los geoestadísticos en particular pueden afianzar esta eficacia en la construcción de mapas, proporcionando un conjunto de herramientas de análisis numérico remarcables para la modelización de problemas espaciales.

Sabemos que un S.I.G. trata combinación de informaciones tipo vector y raster. La información vectorial concierne a mapas de cobertura, límites, trazados de carreteras, mientras que la información raster está integrada por datos matriciales proporcionados por imágenes de satélites, mapas de scanner o modelos digitales de terreno. Los modelos numéricos contruidos por métodos geoestadísticos formarían parte del tipo de información raster.

Un gestor de proyectos en entorno S.I.G. debe procurar recoger toda la información necesaria y elegir con habilidad

aquellos procesos a aplicar a los datos disponibles a fin de alcanzar los objetivos propuestos. En general, constatamos que los paquetes S.I.G. no disponen de suficientes funciones de tipo estadístico para proporcionar buenos modelos numéricos problema que se resuelve, en la mayoría de los casos, recurriendo a paquetes específicos que no están incluidos en el S.I.G. o desarrollando ad hoc un modelo específico de tratamiento. La Geoestadística, como se ha presentado en este trabajo, puede constituir una herramienta eficaz para la construcción de modelos numéricos de variables espaciales en formato tipo raster. Estos modelos pueden elaborarse mediante simulaciones estocásticas de las variables o con estimadores óptimos que proporcionan los errores de estimación consiguientes. Esta información puede ser incorporada sin dificultad en un S.I.G. de gestión de recursos naturales, combinándola con otras fuentes de información vectorial o raster.

7. AGRADECIMIENTOS

Los resultados presentados en este trabajo forman parte del proyecto de investigación PB89/15 financiado por DGICYT.

8. BIBLIOGRAFIA

- ✓WOODCOCK, C.E.; STRAHLER, A.H. & JUPP, D.L. (1988): The use of variogramas in Remote Sensing: Scene Models and Simulated images. *Remote Sensing of Environments*. 25: 323-348.
- ✓CASELLES, V. (1987): La utilidad del semivariograma en estudios de teledetección. En *2ª Reunión Nacional de Grupo de Trabajo en Teledetección*. Valencia. pp. 121-129.
- ✓DE JONG, S.M. & JETTEN, V.G. (1990): Geoestatistical applications in monitoring water quality using Thematic Mapper images. En *Int. Symp. Remote Sensing and Water Resources*. Enscheque. pp. 627-639.
- ✓CHICA-OLMO, M. (1988): *Análisis geoestadístico en el estudio de la explotación de los recursos minerales*. Ed. M. Chica-Olmo. Granada. 387 pp.
- ✓MATHERON, G. (1965): *Theorie des variables Regionalisées et leur estimation*. Masson et Cie. París. 212 pp.
- ✓JOURNEL, A.G. (1974): *Simulation Condictionnelle. Theorie et Pratique*. ENSM.P. 110 pp.