

ESTRUCTURA Y ANÁLISIS ESPACIAL DE IMÁGENES SPOT-XS EN TEXCOCO, MÉXICO*

Lenom Cajuste Bontemps**
Valentino Sorani***

Resumen

El objetivo del estudio fue determinar la variabilidad espacial contenida en las imágenes SPOT XS, a partir de semivariogramas, con el fin de cuantificar la redundancia de información que permitiera estimar índices de manejo; para determinar con suficiente sensibilidad, la eficiencia de uso de los recursos naturales en la planificación agrícola. Los semivariogramas fueron construidos a partir de un recorte de 100 x 100 pixels de una imagen que cubrió el municipio de Texcoco. Se determinaron tres direcciones (0, 45 y 90 grados) con 0 grados de amplitud y pasos con $h=1$ a 10 pixels, para cada banda y el índice de brillo BNI. Luego, se ajustaron los semivariogramas a modelos polinómicos. Los resultados indicaron que las estructuras espaciales con dirección norte se ajustaron a modelos esféricos (cuadráticos) con un alto nivel de significancia ($\alpha < 0.01$) y grado de correlación ($r > 0.95$). Por otro lado, datos mostrados en otro trabajo, indicaron la existencia de estructuras anidadas de orden superior.

Palabras clave: variabilidad espacial, análisis espacial, imágenes SPOT, redundancia de datos e indicadores de manejo.

Summary

Semivariograms were constructed to determine the spatial variability contained in SPOT XS satellite images, in order to assess data redundancy, necessary for estimating land management indicators. Such indicators should therefore have enough sensitivity to detect the sustainability of land use for agricultural purposes. Semivariograms were calculated on a 100 x 100 pixels image portion of Texcoco country. Three directions (0, 45, and 90 degrees) with 0 degrees of angular ratio search, and lags equal $h=1$ to 10 pixels, were determined for each band and for the Brightness Normalized Index BNI. Further, semivariograms were adjusted to polinomial models. Results showed through high correlation coefficients ($r > 0.95$) that spatial structures obey (with a very high significance, $\alpha < 0.01$) to a spherical model in the north direction. On the other hand, results (to be shown in another paper), revealed nested spatial structures when sampling with larger lags.

Key words: spatial variability, spatial analysis, SPOT imagery, data redundancy, land management indicators.

* Recibido: 2 de mayo de 1995.

** Colegio de Posgraduados, Montecillos, México.

*** Instituto de Geografía, UNAM, México.

1. Introducción

Actualmente la información proveniente de imágenes de satélite es utilizada en agricultura para identificación de cultivos, estimación de rendimientos y proyección de producción, principalmente, entre otras actividades (Agbu, 1988; Gessler *et al.*, 1989; Hilwig, 1980; Lacaze *et al.*, 1994; Luna y Palacio, 1994; Sorani y Alvarez, 1994). No obstante, nuevas aplicaciones de este material en el campo surgen día con día, con el fin de mejorar y facilitar las tareas de planeación agrícola. Una de las aplicaciones recientes es la estimación de indicadores de manejo, para determinar la sustentabilidad agrícola y la eficiencia de uso de los recursos naturales (Cajuste *et al.*, 1994c; Gessler *et al.*, 1989; Hardy, 1996; Townshend y Justice, 1995). Para que dichos indicadores sean de utilidad al propósito anterior, es necesario que tengan la suficiente sensibilidad para captar además de las disimilitudes en las tipologías de uso, las diferencias de manejo debidas a la variabilidad espacial en la región (Cajuste *et al.*, 1994c; Hardy, 1996). Dicha sensibilidad depende en gran medida de la cantidad de redundancia que exista en la información aportada por las imágenes de satélite (Townshend y Justice, 1995).

Así, el objetivo de esta investigación consistió en determinar las estructuras de variabilidad contenidas en una imagen (recorte de escena) SPOT multiespectral, a partir de semivariogramas, en una región del municipio de Texcoco.

2. Materiales y métodos

El estudio se realizó en un área ubicada entre los paralelos 19°27' y 19°28' norte, y los meridianos 98°54' y 98°55' oeste, correspondiendo al municipio de Texcoco, Estado de México (Ojeda *et al.*, 1990). Dicha superficie comprendió una porción de 100 x 100 pixels de una escena SPOT XS de marzo de 1990. Para procesar dicho recorte se utilizó un equipo de cómputo PC con procesador 80386.

2.1 Construcción de semivariogramas

Se construyeron los semivariogramas de acuerdo con la siguiente expresión (Clark, 1979; Wendroth y Nielsen, 1992):

$$\gamma_h = (1/2 n_h) \sum (Z_{x_i} - Z_{x_{i+h}})^2 \quad (1);$$

donde γ_h es la semivarianza a una distancia h , n_h es el número de pares de observaciones a una distancia h , Z_{x_i} es el valor de la propiedad Z en el punto x_i y $Z_{x_{i+h}}$ es el valor de la propiedad Z en el punto x_{i+h} .

Dado que la distancia en la imagen es una función discreta, h (que es considerado el paso) estuvo determinado como el número de pixels, con dominio en el intervalo $h = 1, \dots, 10$; siendo el valor del pixel para cada banda (o rasgo), la propiedad Z , y x por la posición del pixel (Lacaze *et al.*, 1994; Townshend y Justice, 1995). Se calcularon los semivariogramas en tres direcciones: 0, 45 y 90 grados (correspondientes a direcciones cardinales este, noreste y norte, respectivamente), con 0 grados de amplitud ángulo-radio de búsqueda. Se seleccionaron dichas direcciones debido a la orientación del eje longitudinal del Valle de México (Ojeda *et al.*, 1990).

Se construyó un semivariograma para cada banda: XS_1 , XS_2 y XS_3 , y para el índice de brillo BNI, definido como (Lillesand y Kiefer, 1987):

$$BNI_i = XS_{1i} + XS_{2i} + XS_{3i} \quad (2).$$

Una vez construidos los semivariogramas se procedió al ajuste de modelos (Yates, 1990), para calcular el umbral (valor de semivarianza en la que la curva de su pendiente tiende a cero) y el rango (distancia a la cual la pendiente de la curva de la semivarianza tiende a cero) (Clark, 1979; Townshend y Justice, 1995; Wendroth y Nielsen, 1992; Yates, 1990). Se compararon estos resultados con los obtenidos al aplicar el análisis de texturas (Bernstein, 1978) sobre la misma imagen (Cajuste *et al.*, 1994b). En este último procedimiento se determinaron 16 clases de patrón textural para las mismas distancias utilizadas en el cálculo de los semivariogramas (Bernstein, 1978; Cajuste *et al.*, 1994b). Los algoritmos computacionales fueron implementados con un compilador para lenguaje Pascal. Los resultados finales se presentan en la siguiente sección.

3. Resultados y discusión

En las **figuras 1 a 4** se muestran los variogramas para las tres bandas XS de la imagen SPOT y el índice BNI generado de las mismas. En ellas se aprecia que la dirección noreste contiene las semivarianzas más altas y la dirección norte las más bajas; esto a excepción del índice BNI, donde el comportamiento de las magnitudes no es evidente. Sin embargo, se observa en la **figura 4** que la dirección norte posee un intervalo mayor que la dirección noreste. Esto podría sugerir, por una parte, que el índice BNI no permite detectar con facilidad los rasgos con dependencia espacial y, por otra, que este índice permite descartar la variabilidad espacial intrínseca debido al proceso de percepción; puesto que la función de degradación de la imagen (formación de la imagen a partir de los datos de radiación que recolecta el sensor) es espacialmente variable, es decir, conlleva dependencia espacial (Bernstein, 1978).

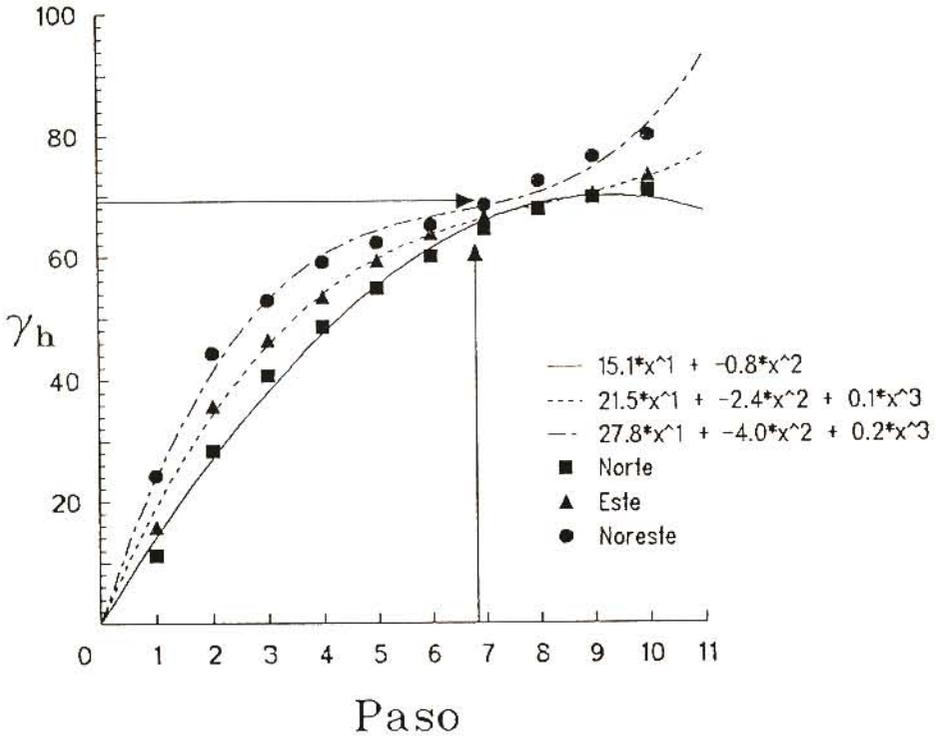


Figura 1. Semivariograma para la banda SPOT XS1.

3.1 Rangos de semivariogramas

En cuanto a los rangos (a) de los semivariogramas, éstos varían de $h=6$ a $h=10$ pixels, dependiendo de la dirección; el rango más frecuente fue $h=7$ pixels, equivalente a 140 m aproximadamente. Lo anterior garantiza un grado de redundancia de información satelital para la estimación de indicadores de manejo; ya que el tamaño de parcelas en la zona varía de 40 a 70 m por lado, resultando de 2 a 3 parcelas de observación dentro del límite de distancia anterior. Asociando los rangos con las direcciones se infiere qué rasgos, como la vegetación, manifiestan una relación entre bandas, lo cual sugiere una sensibilidad del método para identificar la ubicación y tamaño de campos de entrenamiento para una posible clasificación supervisada.

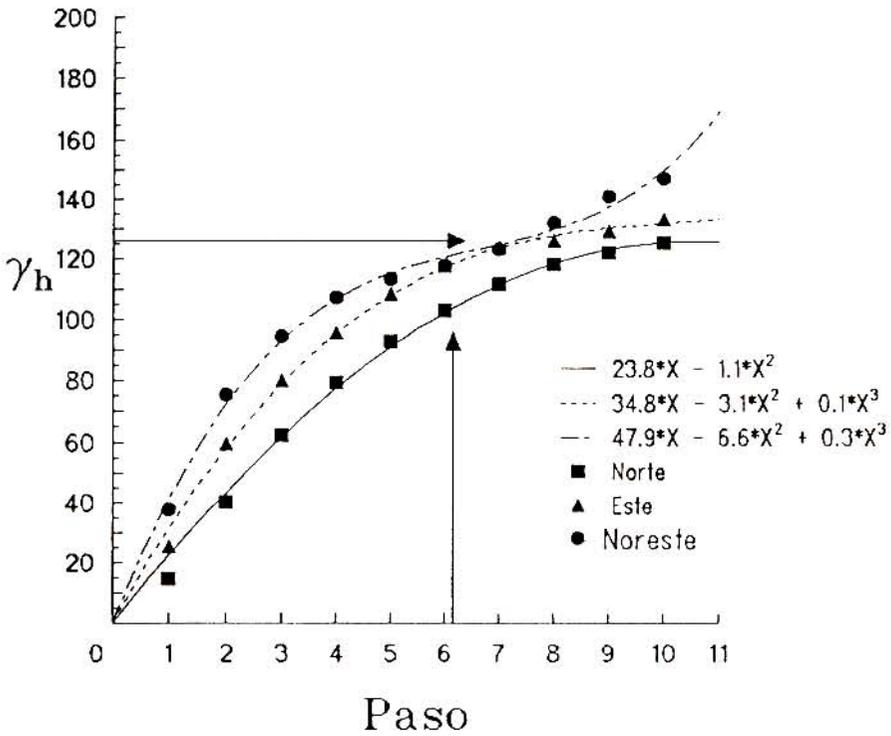


Figura 2. Semivariograma para la banda SPOT XS2.

3.2 Umbrales de los semivariogramas

Por lo que respecta a los umbrales (c), éstos variaron dependiendo de las bandas, siendo el orden de magnitud como sigue $XS1 < XS2 < XS3 < BNI$. La diferencia de umbrales entre direcciones fue menor a 5% en las bandas XS1 y XS2, mientras que en la banda XS3 y el índice BNI la diferencia de umbrales se ubicó entre 5 y 15%. Lo anterior implicaría que al menos para las tres direcciones las bandas XS1 y XS2 manifiestan un comportamiento isotrópico, mientras que la banda XS3 y el índice BNI presentan un grado pequeño pero significativo de anisotropía. Como consecuencia, al realizar un análisis de texturas sobre estos últimos, se debería considerar la dirección de cambio de tono.

3.3 Ajuste de los semivariogramas y modelos

El ajuste de las estructuras espaciales de información se realizó utilizando modelos polinómicos de tipo esférico (cuadrático) y cúbico. Los resultados se muestran en el

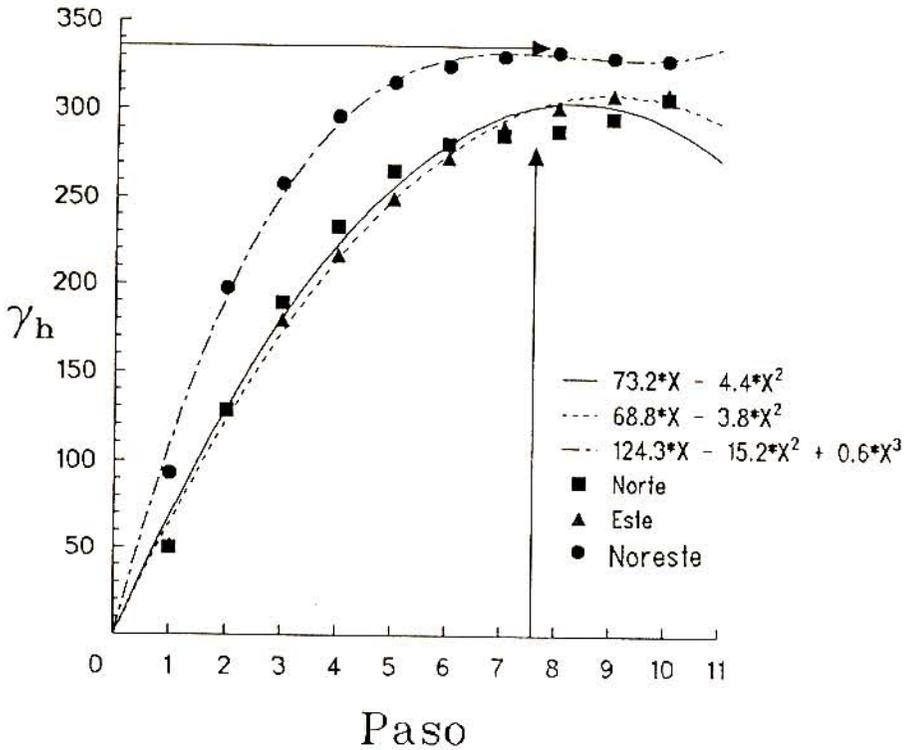


Figura 3. Semivariograma para la banda XS3.

cuadro 1. En todas las bandas la dirección norte se ajustó a un modelo esférico, mientras que las demás direcciones se ajustaron a un modelo cúbico, a excepción de la dirección este en la banda XS3, donde se ajustó a un modelo esférico.

La proporción que dichos modelos explicaron en las estructuras fue mayor a 99%, indicando la alta significancia de ellos ($\alpha < 0.01$).

Comparando los resultados anteriores con los obtenidos con el análisis de texturas (datos que aparecen en otro trabajo (Cajuste *et al.*, 1994b)), se deduce una asociación con los patrones texturales de las clases 5 y 9. En estas clases se asociaron los rasgos de objetos más contrastantes en la imagen, que fueron la vegetación y las obras de infraestructura respectivamente. Las demás clases no guardaron una relación tan estrecha y evidente como las dos anteriores, muy probablemente debido a la existencia de estructuras anidadas de orden superior.

4. Conclusiones

De este trabajo se dedujo que dentro del espacio muestreado, las estructuras de variabilidad espacial tienen un comportamiento esférico o cúbico, con información redundante para generar indicadores que podrían ser útiles en la determinación de la sustentabilidad y eficiencia en el uso de los recursos de la tierra.

Agradecimientos

Los autores desean manifestar su agradecimiento a los M. en C. C. Ortiz, E. Ojeda y G. Arévalo por las facilidades de procesamiento y a la Sra. Guadalupe Bazán P. por la captura del manuscrito.

Referencias

- Agbu, P. A., D. Fehrenbacher e I. J. Jansen (1988), Investigation on soil mapping unit variability from SPOT-HRV Digital in East Central Illinois, *Agronomy Abstracts*, ASA, CSSA, SSSA, Madison, p. 252.
- Bernstein, R. (1978), *Digital Image Processing for Remote Sensing*, IEEE, Nueva York.
- Cajuste, L., V. Sorani y G. Arévalo (1994a), "Semivariograma y análisis espacial del distrito de Texcoco", *Programa y Resúmenes*, V Reunión Nacional SELPER-MÉXICO, 3-4 de noviembre, La Paz, Baja California Sur, México, s/p.
- Cajuste, L., V. Sorani y E. Ojeda (1994b), "Aplicación del análisis de texturas en el municipio de Texcoco", *Programa y Resúmenes*, V Reunión Nacional SELPER-MÉXICO, 3-4 de noviembre, La Paz, Baja California Sur, México, s/p.
- Cajuste, L., E. Ojeda y C. A. Ortiz (1994c), "Identificando uso y manejo de recursos naturales mediante un enfoque sintáctico", *Programa y Resúmenes*, V Reunión Nacional SELPER-MÉXICO, 3-4 de noviembre, La Paz, Baja California Sur, México, s/p.
- Clark, I. (1979), *Practical Geostatistics*, Applied Science, Publishers, Londres.
- Gessler, P., K. McSwecney y R. Kiefer (1989), "Analysis of Soil-Vegetation Patterns in Southwestern Wisconsin using Remote Sensing and Geographic Information Systems", *Agronomy Abstracts*, ASA, CSSA, SSSA, Madison, p. 261.
- Hardy, G. J. (1996), "Classification trees to characterize land cover in Norway", *Intl. J. of Remote Sensing*, vol. 17(10):2483-2488.
- Hilwig, F. W. (1980), "Spatial interpretation of multitemporal LANDSAT MSS data for inventories of natural resources by integrating static and dynamic image elements", *Proceedings on Remote Sensing*, Ontario, pp. 126-155.

- Lacaze, B., S. Rambal y S. T. Winkel (1994), "Identifying spatial patterns of mediterranean landscapes from geostatistics", *Intl. J. of Remote Sensing*, vol. 17(10):2483-2488.
- Lillesand, T. M. y R. W. Kiefer (1987), *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley and Sons, Nueva York, cap. 10, pp. 610-699.
- Luna González, L. y J. L. Palacio Prieto (1994), "Clasificación multiespectral vs clasificación visual de tipos de cubierta del terreno: un ejemplo al sur de la ciudad de México", *Programa y Resúmenes*, V Reunión Nacional SELPER-MÉXICO, 3-4 de noviembre, La Paz, Baja California Sur, México, s/p.
- Ojeda, E., H. Cuanalo y C. A. Ortiz (1990), *Provincias, regiones y subregiones de la República Mexicana*, Colegio de Posgraduados, Montecillos, Edo. de México.
- Sorani, V. y R. Alvarez (1994), "El Inventario Forestal Nacional de México, primeros resultados y análisis", *Programa y Resúmenes*, V Reunión Nacional SELPER-MÉXICO, 3-4 de noviembre, La Paz, Baja California Sur, México, s/p.
- Townshend, J. R. G. y C. O. Justice (1995), "Spatial variability of images and the monitoring of changes in the Normalized Difference Vegetation Index", *Intl. J. of Remote Sensing*, vol. 16(12):2187-2196.
- Wendroth, O. and D. R. Nielsen (1992), "State-Space Approach to Spatial variability of Crop Yield", *Soil Sci. Soc. Am. J.*, vol. 56(3):801-807.
- Yates, O. (1990), *GeoPack. A Geostatistics analysis package (user manual)*, Soil Laboratory, University of California, Riverside.