

Estimación del contenido de cobre en suelos de cultivo del valle del Ebro mediante imágenes de satélite. Comparación con métodos geostatísticos.

José Antonio Rodríguez Martín, Manuel López Arias, José Manuel Grau Corbí

I.N.I.A. Departamento de Medio Ambiente. Ctra. de la Coruña Km, 7.5 28040 Madrid.
e-mail rmartin@inia.es

Resumen

El objeto de este trabajo es el desarrollo de un método para la estimación del contenido de cobre en la capa superficial del suelo de uso agrícola y de pastos de la cuenca del Ebro.

Para este desarrollo se parte de los resultados de un estudio sobre el contenido de metales pesados en esta área, realizado a partir de un muestreo sistemático que se ajusta a una malla de 8 km x 8 km, tomando una muestra compuesta en el entorno de cada uno de los nodos que se sitúan en zona de cultivos o pastos, y determinando el contenido de cobre y de otros metales pesados, así como otros parámetros edáficos relacionados con su estado y dinámica.

Se analiza la distribución espacial del contenido de Cu en el interior de la malla utilizando herramientas de Kriging para interpolación, y el análisis de la información de distintas bandas de imágenes de satélite Landsat-7 ETM+ para otra estimación, comparando los resultados de las estimaciones realizadas por ambos métodos.

1. Introducción

El cobre es un metal asociado a fertilizantes y funguicidas de uso agropecuario. Este elemento y otros de uso frecuente en las prácticas agrícolas pueden alcanzar concentraciones de carácter contaminante en general (Nicholson *et al.* 2003, Hensch *et al.* 2001, Errecalde *et al.* 1991), e incluso interferir en los procesos que afectan a la cadena alimentaria y, en consecuencia, a la salud (Mantovi *et al.* 2003). De ahí el interés de disponer de métodos no excesivamente complejos para detectar niveles de concentración en las zonas de agricultura y pastoreo intensivos o semiintensivos, métodos capaces de extender la información procedente de los estudios analíticos a la superficie externa y alejada de los puntos de muestreo, elaborando mapas de distribución superficial de los niveles de concentración.

La información obtenida mediante muestreo y análisis de muestras es inevitablemente de limitada densidad superficial, por el elevado coste de tiempo y dinero; proporcionando datos precisos para cierto número de puntos o parcelas y ninguna información para la mayor parte de la superficie. La elevada variabilidad espacial requiere, por otra parte, una fuerte densidad de muestreo para conseguir un nivel de incertidumbre adecuado si se aspira a un conocimiento amplio de las características del suelo. Para completar esta información es necesario

acudir a métodos geoestadísticos y utilizar información complementaria. Las técnicas utilizadas en los Sistemas de Información Geográfica (SIG) ofrecen métodos y herramientas apropiados para llevar a cabo estudios de distribución espacial de materiales y características del suelo y del medio. En los métodos de análisis espacial se utilizan frecuentemente procedimientos de interpolación como, por ejemplo, el "Kriging". Pese a la sencillez y abundancia de software de este tipo de herramientas, la extensión de los datos de una red o malla de puntos al interior de la misma mediante interpolación simple, generalmente sustentada en supuestos muy groseros sobre la naturaleza de la distribución espacial de las características, es de precisión incierta, aunque asegure la coincidencia de los valores observados e interpolados. Para conseguir un mejor conocimiento de la incertidumbre es preciso introducir información adicional. Por otra parte, se ha comprobado (Chica-Olmo *et al.* 2004, Chuvieco 2002, Boluda *et al.* 1993) que el análisis espectral de energía electromagnética emitida por objetos situados en la superficie de la tierra, siguiendo métodos habituales en teledetección, puede suministrar información sobre la distribución en la superficie de elementos o materiales potencialmente contaminantes. Esta información aunque indirecta y, a veces, de limitada precisión, tiene la gran ventaja de extenderse a prácticamente toda la superficie; de ahí su enorme interés y potencia.

Para rellenar la superficie no muestreada, se puede abordar una metodología en dos fases.

En la primera fase se pretende:

- a) establecer relaciones entre los valores medidos de las variables de concentración de metales,
- b) utilizar estas relaciones para estimar directamente las variables en los dominios no observados y,
- c) comparar las estimaciones anteriores con los valores interpolados mediante Kriging simple

En la segunda fase se utilizan los valores "de relleno" estimados para introducir una covariable en la interpolación o para definir los parámetros de una función de variograma.

En este trabajo se ensaya la utilización combinada de imágenes de satélite Landsat-7 ETM+ con la aplicación de estimadores de regresión para obtener un "grid" de valores aproximados de contenido de Cu en el suelo y comparar estos resultados con los procedentes de la interpolación mediante Kriging.

2. Material y Métodos

Zona de estudio

La cuenca del río Ebro cubre actualmente una superficie de más de 95000 km². El valle del Ebro inicia su formación hace más de 60 millones de años, durante la orogenia alpina, hasta configurar una vasta depresión geográfica (Riba *et al.* 1983). Materiales detríticos procedentes de las sierras forman sus bordes, mientras que su parte central esta constituida por materiales yesíferos y evaporíticos generados al desecarse el mar interior formado a comienzos del Terciario. Las rocas más antiguas pertenecen al Paleozoico y se sitúan en los núcleos de las cordilleras: granitos, cuarcitas, pizarras y calizas. Actuando sobre ellas los movimientos alpinos produjeron fracturas y fallas. Las rocas del Mesozoico rodean a las anteriores, en el Prepirineo y en el Sistema Ibérico, consistiendo, principalmente, en calizas de sedimentación marina, margas y areniscas, que se plegaron plásticamente con la orogenia alpina. Las rocas del Terciario se encuentran en las depresiones y son producto de la sedimentación de materiales arrasados de las cordilleras alpinas; comprenden: conglomerados, areniscas, arcillas, margas, yesos y calizas (Simón y Soriano 1986).

Muestreo y determinaciones analíticas

Para la determinación del contenido de cobre y otros metales pesados en la capa superficial del suelo, se llevó a cabo un muestreo sistemático según una malla de 8 km x 8 km, seleccionando una parcela de toma de muestras en torno a cada uno de los nodos situados en área de cultivo o pastos; esta selección se inicia en el gabinete sobre ortofotografías (de 1 m el pixel) y se replantea sobre el terreno al tiempo de proceder a la extracción, en cada parcela, de una muestra compuesta, de 21 incrementos o submuestras, agregados hasta reunir

unos 3 kg de peso, y recogidos entre 0 y 25 cm de profundidad.

El análisis de laboratorio consta de extracción y digestión con Agua Regia (ISO 11047 e ISO 1672) y equipo de microondas. Procedimiento capaz de extraer todas las formas primarias y secundarias (arcillas, silicatos, carbonatos, óxidos, etc.). La determinación de elementos metálicos se efectúa mediante técnicas de Espectrometría de AA y Espectrometría de Masas con Plasma por Corriente Inducida (ICP-MS)

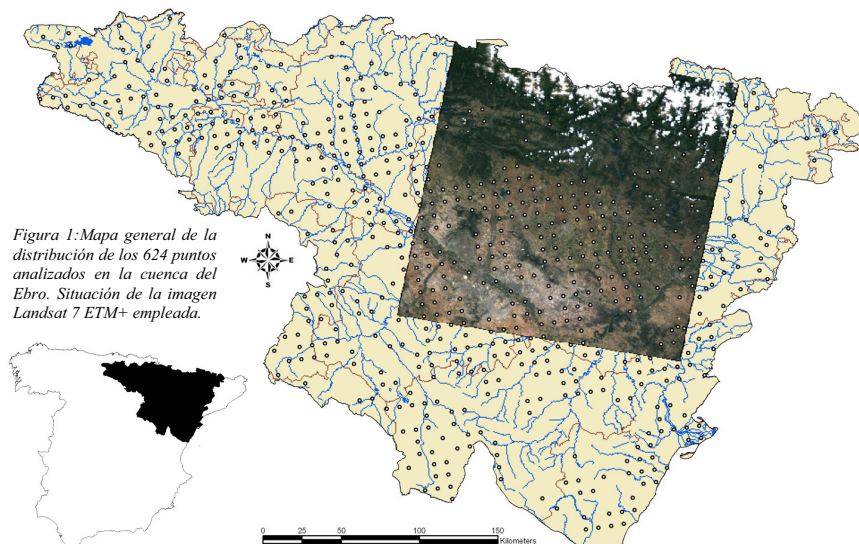
Análisis geostatístico (Kriging)

La Geoestadística permite el estudio de los fenómenos naturales, considerando la dependencia espacial que se presenta entre observaciones (Journel y Huijbregts, 1978). De entre las técnicas de Geostatísticas de interpolación, el Kriging genera los mejores resultados, y más próximos a las observaciones reales (Gogu *et al.* 2001, Barazzuoli *et al.* 1999) incorporando características espaciales de datos reales para calcular la correlación entre la observación del punto y producir una estimación. Este método permite determinar la varianza y una estimación del error espacial (Juang *et al.* 2004) y es considerado "el mejor estimador lineal insesgado". Las estimaciones de Kriging Ordinario pueden ser calculadas usando la siguiente formula:

$$\hat{Z}_{ok}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \times Z(x_i)$$

Donde λ_i es la ponderación por punto de muestreo i en la ubicación x_i ; $Z(x_i)$ = el valor de la variable z , para un punto muestreado i , en la ubicación x_i ; n = el número de puntos de muestreo.

Para llevar a cabo la interpolación se utilizó la extensión "Geostatistical Analyst" de ArcGis 8.3 (Johnston *et al.* 2001) partiendo de la incidencia observada en estos 624 puntos. Como resultado de la aplicación del kriging se obtienen un grid o mapa raster con una aproximación de la concentración de cobre



Imágenes Landsat y análisis de regresión múltiple

El Landsat es un sensor muy empleado en aplicaciones agrícolas, forestales, usos del suelo, hidrológica y monitorización medioambiental. El sensor ETM+ dispone de lectura en ocho canales o bandas, situadas en distintas zonas del espectro electromagnético (Chuvieco, 2002).

Tabla 1: Características de las bandas del satélite Landsat 7 ETM+

Bandas	Rango espectral (μ)	Zona del espectro	Resol.(m)
TM1	0,145-0,515	Visible Azul	30
TM2	0,525-0,605	Visible Verde	30
TM3	0,630-0,690	Visible rojo	30
TM4	0,750-0,900	Infrarrojo próximo	30
TM5	1,550-1,750	Infrarrojo lejano	30
TM6	10,40-12,50	Térmico lejano	60
TM7	1,090-2,350	Térmico próximo	30
Pancom.	0,520-0,900	Todo el visible	15

Es frecuente la utilización de este sensor para estimar parámetros del suelo como la materia orgánica (Bhatti *et al.* 1991), minerales (Harris *et al.* 1998, Venkataraman *et al.* 1997), diversos aspectos geológicos (Izana *et al.* 2003, Arlegui y Soriano 1998) o como en este estudio, metales en superficie (Sultan *et al.* 1992, Asadi y Hale 2001). En ocasiones se combina con técnicas geoestadísticas (Chica-Olmo *et al.* 2004, Bishop y McBratney, 2001) para precisar características de la capa superficial del suelo.

La regresión múltiple es un método estadístico que permite establecer una relación matemática entre un conjunto de variables TM1, TM2 .. TMk (bandas del Landsat TM7) y una variable dependiente Y (concentración de cobre en el suelo); analizando tanto las contribuciones individuales, como las colectivas, del conjunto de variables independientes y la influencia de cada una, en el comportamiento de la variable objeto de estudio.

3. Resultados

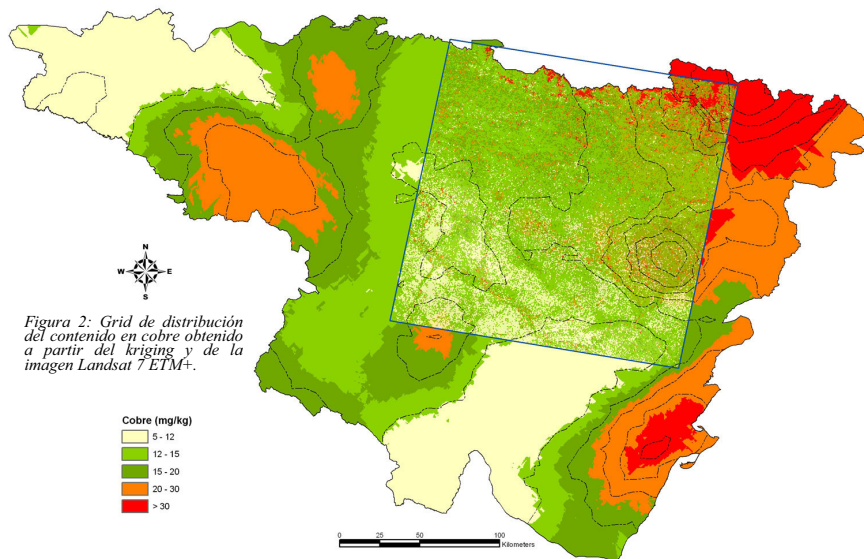
El cobre es un elemento que aparece en cantidades variables en las rocas de la corteza terrestre, cuya oscilación es función de la naturaleza de esta. Está considerado como el más móvil de los metales pesados con tendencia a ser excluido de las

rocas carbonatadas (Boluda *et al.* 1990). Su forma iónica precipita fácilmente con aniones como sulfatos, carbonatos y óxidos. Los trabajos consultados muestran valores que fluctúan entre 1 y 1500 mg/kg, aunque Boluda *et al.* (1990) establece como normales valores de Cu comprendidos entre 6 y 100 mg/kg, y sitúa el valor medio en 20 mg/kg. Los valores en suelos del valle del Ebro oscilan entre 5 y 207 mg/kg con una media de 17,33 mg/kg, encontrándose los valores más altos sobre cuarcitas (23,20 mg/kg), gravas (23,31 mg/kg) y yesos (22,20 mg/kg).

Como resultado del proceso del kriging ordinario se obtiene un grid de 1.603.173 celdillas que rellenan los espacios entre los nodos que forman la malla de estudio (figura 2). El grid o mapa raster de una resolución de 500 x 500 metros esta formado por 1111 columnas y 1443 filas y se presenta como una aproximación de la concentración de cobre.

De la imagen Landsat se ha extraído la información correspondiente al área de estudio, generando un grid para cada banda y asociándolo al valor del cobre en cada punto de valoración analítica. Boluda *et al.* (1993) mostraron la utilidad de las imágenes Landsat en la valoración del contenido de cobre. Las bandas 1, 3, 5, 7 aportan una información muy útil sobre las características del suelo y son comúnmente utilizadas en estudios geológicos, litológicos o de caracterización edáfica. Especialmente la banda 7 (1.090 μ - 2.350 μ) seleccionada por su potencial para la discriminación de rocas o la combinación de las bandas 3/1 que representa óxidos de hierro o la 5/4 para diversos minerales.

Con el fin de separar al máximo la información espectral de la imagen Landsat se han introducido en el modelo de ajuste la combinación de bandas 3/1, 5/7 y 5/4, aunque esta última no se ha mostrado relevante en este ajuste. Para formular la relación que asocia la información de las bandas de la imagen Landsat a los valores del cobre en el suelo se ha utilizado la regresión múltiple en la que el coeficiente de cada variable independiente (bandas o combinación de bandas) mide el efecto que tiene sobre la variable dependiente (concentración de cobre). El coeficiente de determinación, a su vez,



mide el porcentaje de la variación total del contenido en cobre del suelo, que es explicado por la variación conjunta de las variables independientes. Los estadísticos de ajuste se exponen en la tabla 2 y la ecuación resultante del modelo ajustado es:

$$Cu = e^{(0,303229 \times TM1 - 0,0241692 \times TM3 - 0,025788 \times TM5 + 0,027495 \times TM7 + 1,65784 \times TM7 / TM1 + 1,08381 \times TM7 / TM1)}$$

Tabla2: Estimación de los parámetros de ajuste y nivel de significación

Parámetros	Estimación	Error est.	Estad. T	V. de P
TM1	0,0303229	0,00695863	4,3576	0,0000
TM3	-0,0241692	0,00630945	-3,83064	0,0002
TM5	-0,0295788	0,00728663	-4,05933	0,0001
TM7	0,027495	0,00824039	3,33662	0,0010
TM3/TM1	1,65784	0,320381	5,1746	0,0000
TM5/TM7	1,08381	0,217681	4,97887	0,0000

El modelo presenta un r^2 (ajustado para los grados de libertad) muy alto, de 96.67%. Lo que permite generar, con una relación estadísticamente significativa, otro grid (de 30m de resolución) con todos los píxeles de la imagen Landsat (figura 2).

Por último, para contrastar los dos modelos, y comprobar la fiabilidad de los valores obtenidos del Kriging en la estimación de la concentración de Cu en el suelo se han utilizado 15 valores no introducidos en el análisis geostatístico. Las correlaciones con valores reales son altas, superiores a 0.8 en ambos casos.

Tabla3: Comparación de la concertación de cobre valorada en las 15 muestras control respecto a las estimadas.

	Media	Mediana	Desv	Mínimo	Máximo
Cu Landsat	13,99	14,6	2,766	8,58	18,26
Cu Kriging	16,54	15,3	5,089	11,24	30,15
Cu real	14,27	13,0	5,324	7,0	26,0

En los dos procedimientos, el análisis de regresión lineal se muestra significativo (figura3). Aunque el ajuste es algo mejor en el caso de las estimaciones obtenidas del kriging ($r^2 = 0.6880$) que a través de la imagen Landsat ($r^2 = 0.6688$).

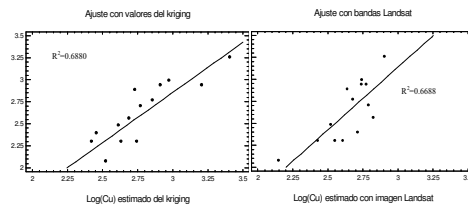


Figura 3: Gráficos de los modelos de ajuste lineales. Análisis de regresión

4. Conclusiones

La utilización de imágenes Landsat permite estimar, con cierta precisión, la concentración de cobre en el suelo, pudiendo detectar áreas con valores elevados o que puedan considerarse contaminadas. Por otro lado, las altas correlaciones entre los valores de análisis y los de interpolación evidencian el Kriging como un método capaz de evaluar la variación de la concentración de cobre en los suelos de la cuenca del Ebro, con las limitaciones señaladas para estimar áreas

reducidas. La estimación obtenida mediante regresión múltiple en el tratamiento de la imagen Landsat se puede utilizar para calibrar el modelo y obtener una mejor exactitud en la interpolación.

5. Referencias

- Arlegui, L. E., Soriano, M. A. 1998. Characterizing lineaments from satellite images and field studies in the central Ebro basin (NE Spain). *Int. J. Remote sensing* Vol 19 N 16: 3169-3185.
- Asadi, H. H., Hale, M. 2001. A predictive GIS model for mapping potencial gold and base metal mineralization in Takab area, Iran. *Computers & Geosciences* 27: 901-91.
- Barazzuoli, P., Bouzelboudjen, M., Cucini, S., Kiraly, L., Menicori, P., Salleolini, M. 1999. "Olocenic alluvial aquifer of the River Cornia coastal plain (Southern Tuscany, Italy) : database design for groundwater management". *Environmental Geology* 39(2):123-143.
- Bhatti, A. U., Mulla, D. J., Frazier, B.E. 1991. Estimation of soil properties and wheat yields on complex eroded hills using geostatistics an thematic mapper images. *Remote sens. Environ* 37: 181-191.
- Bishop, T. F., McBratney, A. B. 2001. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. *Geoderma* 103: 149-160.
- Boluda, R., Andreu, V., Gilabert, M.A., Sobrino, P. 1993. Relation between reflectance of rice crop and indexes of pollution by heavy metal in soils of Albufera Natural Parck (Valencia, Spain). *Soil technology* 6: 351-363.
- Boluda, R., Andreu, V., Pons, V., Sánchez, J. 1990. Contenido en metales pesados (Cd, Co, Cr, Cu, Ni, Pb y Zn) en suelos de la comarca La Plana de Requena - Utiel (Valencia). *Anales de Edafología y Agrobiología*. 1485-1502.
- Chica-Olmo, M., Rodríguez, F., Abarca, F., Rigol-Sanchez, J. P., de Miguel, E., Gomez, J. A., Fernández-Palacios, A. 2004. Integrated remote sensing and GIS techniques for biogeochemical characterization of the Tint-Odiel estuary system, SW Spain. *Environmental Geology*. 45. 834-842.
- Chuvieco, E. 2002. Teledetección ambiental. Ariel Ciencia. Barcelona 584 pp.
- Erreccalde, M. F., Boluda, R., Lagarda, M. J., Farre, R. 1991. Indices de contaminación por metales pesados en suelos de cultivo intensivo: Aplicación en la comarca de L'Horca (Valencia). *Suelo y Planta* 1. 483-494.
- Gogu, R. C.; Carabin, G.; Hallet, V.; Peters, V. y Dassargues, A. (2001). "GIS-based hydrogeological databases and groundwater modelling". *Hydrogeology Journal*. 9:555-569.
- Harris, J. R., Rencz, A. N., Ballantyne, B., Sheridon. 1998. Mapping altered rocks using Landsat TM and lithochemical data: Sulphurets-brucejack lake district, British Columbia, Canada. *Photogrammetric Engineering & remote sensing* Vol 64, N° 4. 309-322.
- Henesch, M., Scholger, R., Dekkers, M.J. 2001 The application of Fuzzy C-Means cluster analysis and non-linear mapping to a soil data set for detection of polluted sites. *Phys. Chem. Earth*. Vol 26, N° 11-12, 885-891
- Izana J., Kusky, T. Higgs, G., Tucker, R. 2003. Supervised classifications of landsat TM band radio imagines and Landsat TM band radio image with radar for geological interpretations of central Madagascar. *Journal of African Earth sciences* 37: 59-72
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K., Lucas, N. 2001. *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*. GIS by ESRI. New York. U.S.A. 300pp.
- Journel, G. A., Huijbregts CH. 1978. *Mining geostatistics*. London Academic Press. 600 p.
- Juang, K. W., Chen, Y. S., Lee D. Y. 2004. Using sequential indicator simulation to asses the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soil. *Environmental Pollution* 127. 229-238.
- Mantovi, P., Bonazzi, G., Maestri, E., Marmiroli, N. 2003. Accumulation of Koper and Zinc from liquid manure in agricultural soils and crop plants. *Plant and Soil* 250. 249-257.
- Nicholson, F. A., Smith, S. R., Alloway, B. J., Carlton-Smith, C., Chambers, B. J. 2003 An inventory of heavy metal input to agricultural soil in England and Wales. *The Science of the total Environments* 311. 205- 219.
- Venkataraman, G., Babu, B., Madhava, D., Ratha, D. S. 1997. Integration of geological and geophysical data for the identification of sulphide mineralized zones in Rajpura-Dariba belt, Rajasthan, India. *Int. J. Remote sensing* Vol 18 N 6: 1221-1232.
- Riba, O., Reguant, S., Villena, J. 1983. Ensayo de síntesis estratigráfica y evolutiva de la cuenca terciaria del Ebro. In *Geología de España (Libro Jubilar J. M. Ríos)* Madrid: IGME. Pp 41-50
- Simón, J. L., Soriano, M. A. 1986. Diapiric deformations in the Quaternary deposits of the central Ebro basin, Spain. *Geological Magazine* 123. 45-57.
- Sultan, M., Brickford, M. E., Kaliouby, B.E., Arvidson, R. E. 1992. Common Pb systematics of Precambrian granitic rock of Nubian Shield (Egypt) and tectonic implications. *Geological society of America bulletin*. 104: 456-470.