Cokriging

Geoestadística. Métodos multivariantes

Estadística Espacial. Curso 2009-2010

Leyenda Rodrriguez, María

1. Geoestadística. Modelos multivariantes

A continuación contestaremos las siguientes cuestiones relativas al cokriging.Para ello trabajaremos con las variables cobre y plomo del fichero meuse. Consideraremos la variable cobre como principal.

1.1. Coeficiente de correlación

En primer lugar, estudiaremos el coeficiente de correlación entre las variables cobre y plomo. Para ello emplearemos el comando cor.test de R para obtener la asociación entre dos variables, mediante la ccorrelación del producto-momento de Pearson. Obtenemos que el p-valor asociado es menor que 0.05, luego rechazamos la hipótesis nula. Por tanto, de este apartado deducimos que las variables están correladas.

1.2. Modelo lineal de corregionalización

En este apartado, identificaremos los coeficientes y los modelos que se corresponden con:

$$\gamma_{i,j}(h) = \beta^1_{i,j}\gamma_1(h) + \beta^2_{i,j}\gamma_2(h) + \ldots + \beta^q_{i,j}\gamma_q(h).$$

Donde los coeficientes $\beta^q_{i,j}$ corresponden a los valores de pepita y meseta de las funciones $\gamma_{i,j}$.

En este caso particular hemos considerado un modelo lineal de corregionalización con tres variables (q=3).

$$\gamma_{i,j}(h) = \beta^1_{i,j}\gamma_1(h) + \beta^2_{i,j}\gamma_2(h) + \beta^3_{i,j}\gamma_3(h)$$

Luego los coeficientes de este modelo más complejo serían:

$$\beta^1 = \begin{pmatrix} 0{,}3595827 & 0{,}1841369 \\ 0{,}1841369 & 0{,}2647080 \end{pmatrix}$$

$$\beta^2_{i,j} = \begin{pmatrix} 0{,}2375796 & 0{,}3245810 \\ 0{,}3245810 & 0{,}5829317 \end{pmatrix}$$

$$\beta^3_{i,j} = \begin{pmatrix} 0{,}3186764 & 0{,}3419201 \\ 0{,}3419201 & 0{,}3740400 \end{pmatrix}$$

1.3. Varianzas de predicción

A continuación, comprobaremos se verifican las condiciones necesarias para asegurar que las varianzas de predicción serán siempre no negativas. Para asegurar que la varianza de cualquier combinación lineal de las variables $Z_i(x)$ sea siempre no negativa debe verificarse que las siguientes matrices sean definidas positivas. Para ello basta con comprobar que los determinantes de las submatrices cuadradas sean no negativos ya que se trata de matrices simétricas.

- $\beta^1_{i,j}$
$$|\beta^1_{1,1}| = 0{,}3595827 \geq 0, |\beta^1_{i,j}| = 0{,}0613 \geq 0$$
- $\beta^2_{i,j}$
$$|\beta^2_{1,1}| = 0{,}2375796 \geq 0, |\beta^2_{i,j}| = 0{,}3314 \geq 0$$
- $\beta^3_{i,j}$
$$|\beta^3_{1,1}| = 0{,}3186764 \geq 0, |\beta^3_{i,j}| = 0{,}0021 \geq 0$$

.

1.4. Semivariogramas cruzados experimentales

En este apartado relizaremos un ajuste de semivariogramas cruzados experimentales a modelos teóricos. Observando los errores cometidos en los ajustes podremos decir que el semivariograma dado por la variable princiapl cobre ha sido ajustado con menor error. Por otra parte, el semivariograma cruzado (cobre-plomo) ha sido el ajustado con mayor error.

Semivariograma cobre	Semivariograma plomo	Semivariograma cruzado cobre-plomo
4.201796e-05	0.0001272652	0.0002619092

1.5. Cálculo de predicciones para la variable principal

En este caso estamos utiliando un cokring universal pues las funciones de tendencia son desconocidas. Además tambien observamos que las variables son intrinsecamente estacionarias pues se ha optado por el cálculo de semivariogramas cruzados y las dos variables tienen el mismo número de variables en las mismas coordenadas; en estas condiciones R utiliza la expresión de semivariograma cruzado.

1.6. Variables no tipificadas

Si empleasemos para el estudio variables no tipificadas obtendríamos mayores varianzas de predicción y peores semivariogramas teóricos, pues se ajustarán proporcionando mayores errores.

Con el fin de confirmar estas conclusiones, se muestran los semivariogramas experimentales con las variables tipificadas y sin tipificar. Tambien se representan valores y desviaciones típicas de predicción para las variables tipificadas y sin tipificar.

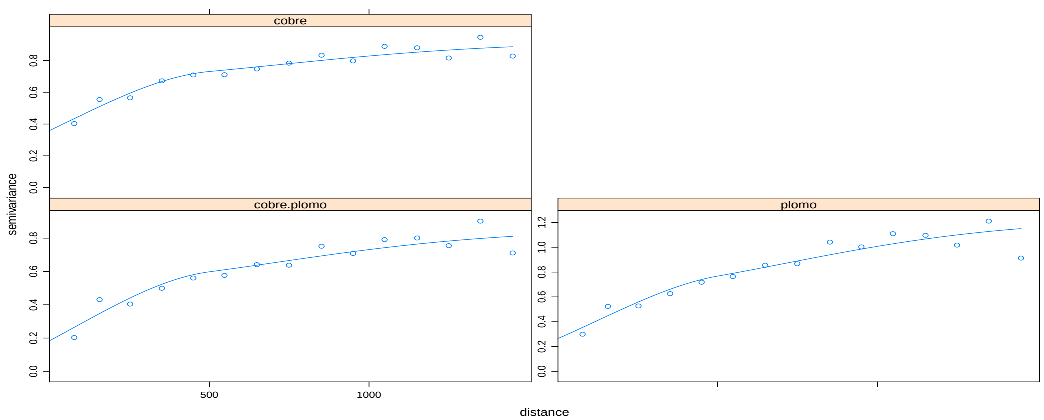

Figura 1: Semivariograma experimental con las variables tipificadas

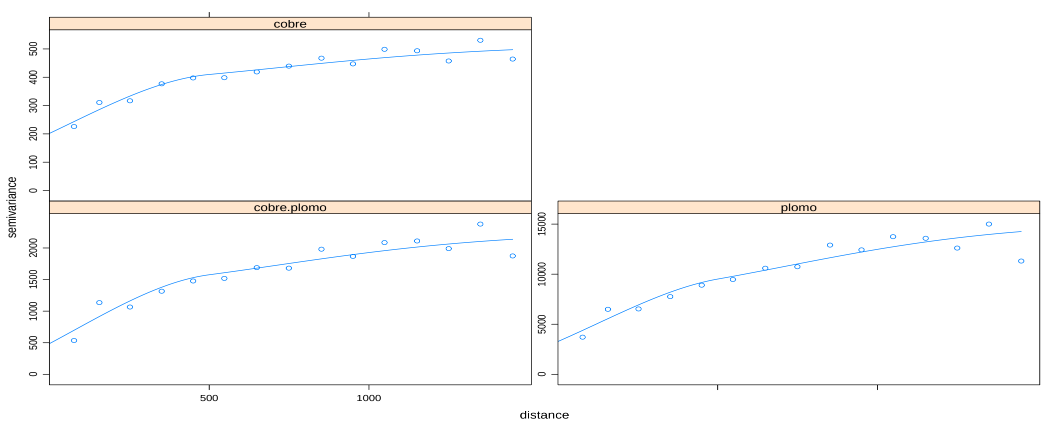

Figura 2: Semivariograma experimental con las variables no tipificadas

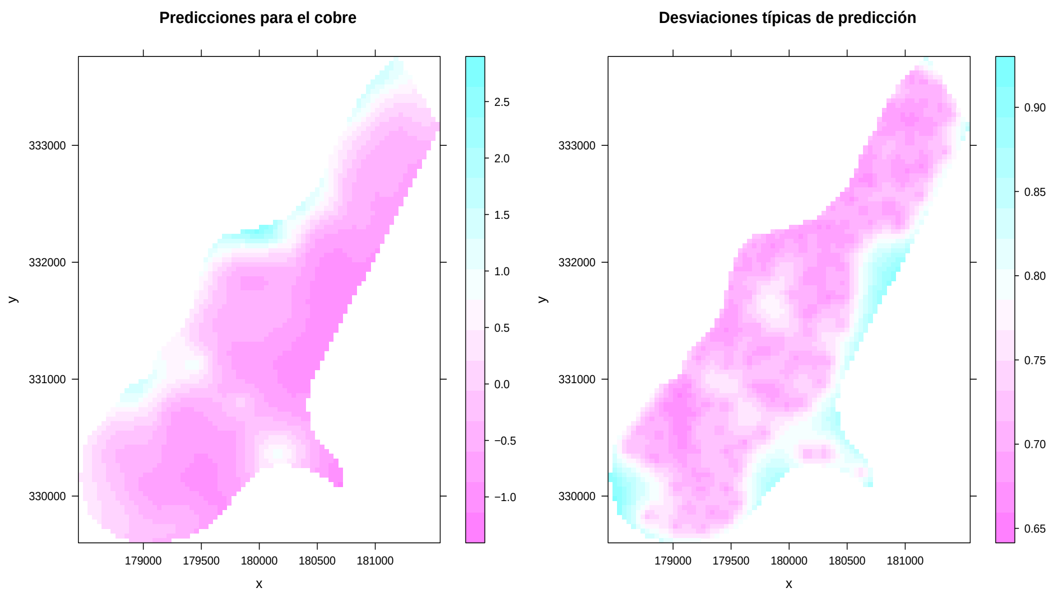

Figura 3: Valores y desviaciones típicas de predicción. Calculados mediante variables tipificadas

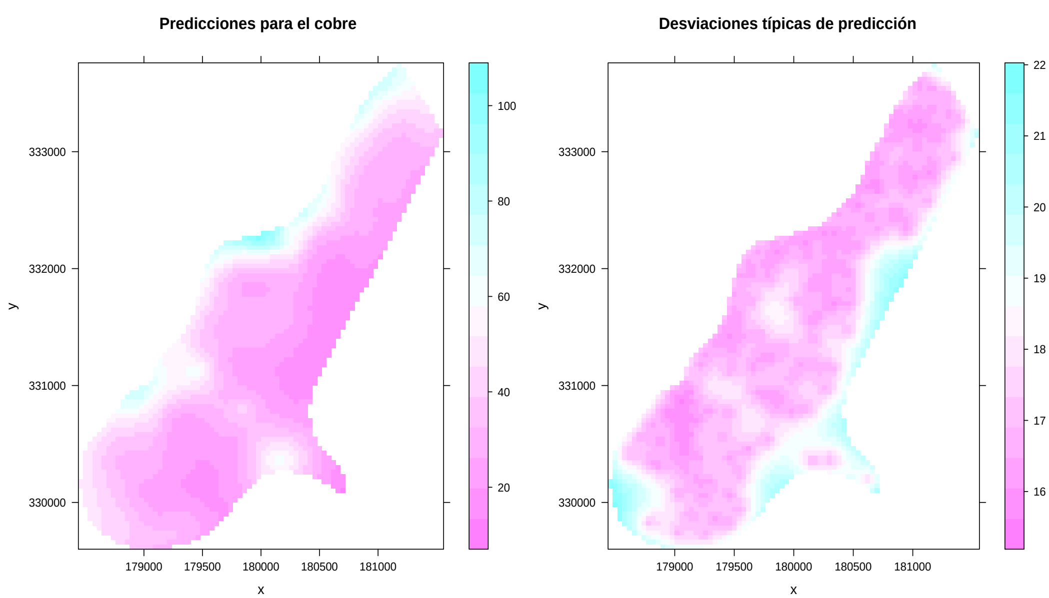

Figura 4: Valores y desviaciones típicas de predicción. Calculados mediante variables no tipificadas