Mauricio Quiñones Domínguez Ph.D. Política Pública Profesor Dpto. de Economía y Finanzas

Laboratorio de Economía Aplicada (LEA)

Pontificia Universidad Javeriana de Cali

2025-04-30

- 1 Análisis exploratorio de datos espaciales
- 2 Modelos más frecuentes para la modelación espacial
- 3 Modelo espaciales
- 4 Test de identificación del tipo de modelación espacial
- 5 Otros modelos: SLX y SAC

Análisis exploratorio de datos espaciales

Análisis exploratorio de datos espaciales

El análisis de datos espaciales conduce a la estadística espacial. Estos son los tipos de datos espaciales

- Datos de eventos (datos de puntos).
- Datos espacialmente continuos (datos geoestadísticos).
- Datos de regionalizados.
- Datos de interacción espacial (datos de flujo).

000

- - Cartografía y visualización Histogramas, mapas de valores atípicos, diagramas de caja.
 - Índices de asociación espacial / autocorrelación espacial.
 - Análisis de patrones puntuales.
 - El objetivo es buscar una buena comprensión y descripción de los datos, sugiriendo así hipótesis para explorar.
 - Busque especialmente pistas sobre la "heterogeneidad espacial" o la "dependencia espacial".
 - Pocas suposiciones a priori sobre los datos.
 - Nuestro objetivo es modelar y extraer inferencias adecuadas sobre un proceso generador de datos aleatorio y no observado.

Modelos más frecuentes para la modelación espacial

Modelos más frecuentes para la modelación espacial

¿El objetivo es ...?

- Generalmente deseamos comprender (modelar) los aspectos estructurados de nuestros datos, dejando atrás un vector de ruido aleatorio.
- Datos = Estructura + Error
- Datos = Cond. estructura media + estructura Var/Cov

Punto de Partida: Modelo Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)

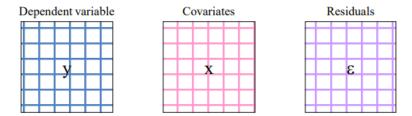


Figure 1: Regresión estándar MCO

MCO (cont.)

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

En notación matricial

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

Donde

$$n \cdot 1 = n \cdot (k+1) * (k+1) \cdot 1 + n \cdot 1$$

Supuestos del modelo de regresión

El teorema de Gauss-Markov afirma que β es un "mejor estimador lineal insesgado" siempre que:

Supplestos:

- Independencia media: $E[\varepsilon_i|x_i] = 0$ para todo i
- Homocedasticidad: $Var[\varepsilon_i|x_i] = \sigma^2$ para todo i
- Perturbaciones no correlacionadas: $Cov[\varepsilon_i, \varepsilon_i] = 0$ para todo $i \neq i$
- X es no estocástico: $Cov[X', \varepsilon] = 0$ para todo X

Otros que suelen incluirse:

- y normalmente distribuida
- Linealidad
- Sin multicolinealidad
- $\mathbf{\epsilon}_i$ son normales (perturbación normal)

Si se incumple el supuesto de errores Independientes e Identicamente Distribuidos (iid) en MCO. la inferencia estadística no es válida.

Consecuencias de MCO

Sin considerar la estructura espacial

- Los coeficientes MCO de regresión estimados están sesgados e inconsistentes.
- Los coeficientes MCO de regresión estimados son ineficientes.
- El R^2 es exagerado.
- Las inferencias no son correctas

Modelo espaciales

Incorpora dependencia espacial agregando un "rezago espacial" a la variable dependiente en el lado derecho de la ecuación de regresión y trata la correlación espacial como un proceso o efecto de interés.

- Los valores de y en un área están directamente influenciados por los valores de y encontrados en áreas vecinas.
- Depende de cómo definimos el vecindario.



Modelo de error espacial (SEM)

- Examina la autocorrelación espacial entre los residuos de áreas advacentes.
- Trata la correlación espacial principalmente como un problema.
 - Desestima la idea de que la correlación espacial pueda reflejar algún proceso significativo.
- El error espacial positivo puede reflejar:
 - Un modelo mal especificado (particularmente una variable omitida que está espacialmente desordenada).
- Unidad espacial de agregación incorrecta.



$$y = X\beta + u$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W} \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\mathbf{u} = [\mathbf{I} - \mathbf{W}\lambda]^{-1} \mathbf{\varepsilon}$$

Reemplazo en estructural,

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + [\mathbf{I} - \mathbf{W}\lambda]^{-1}\varepsilon$$

Efectos marginales son:

$$\frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{X}} = \mathbf{I}\beta$$

Se estima por el método de Máxima Verosimilitud.

Test de identificación del tipo de modelación espacial

Test de identificación del tipo de modelación espacial

Elegir entre modelos: AIC y SC

- AIC = -2L + 2kdonde L es la log-verosimilitud y k es el número de parámetros del modelo.
- SC = -2L + kln(N) (también conocido como BIC) **donde N es el número de observaciones.

Pasos para determinar el grado de autocorrelación espacial de los datos y ejecutar una regresión espacial:

- I Elija un criterio de vecindad ¿Qué zonas están relacionadas?
- Asigne ponderaciones a las zonas que están vinculadas
- 3 Crear una matriz de ponderaciones espaciales
- Eiecutar una prueba estadística para examinar la autocorrelación espacial
- 5 Ejecutar una regresión MCO
- 6 Determinar qué tipo de regresión espacial ejecutar
- 7 Ejecutar una regresión espacial
- B Aplicar la matriz de pesos

Otros modelos: SLX y SAC

Otros modelos: SLX y SAC

Modelo de rezago Espacial de las X's (SLX)

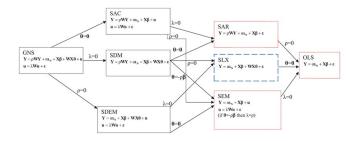
$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{W}\mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

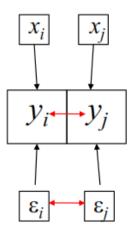
Modelo Espacial Autorregresión combinado (SAC)

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W} \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

Hay más





Tipo de archivos necesarios:

Archivo Shape, extensión .shp. Contiene la información espacial más los atributos. Significa que formarán parte otros ficheros como shx, .dbf, y .prj. Desarrollado por ESRI

Referencias

- Root, E. Class Notes. (2015). Introduction to Spatial Regression Analysis. ICPSR Summer Workshop 2015.
- Dubé, J. , & Legros, D. (2014). Spatial econometrics using microdata.
- LeSage, J. P., & Pace, R. K. (2009). Introduction to spatial econometrics. Boca Raton: CRC Press.
- Bivand, R., E.J. Pebesma and V. Gomez-Rubio. (2013). Applied Spatial Data Analysis with R. New York: Springer.