



## Regresión múltiple con datos de corte transversal.

Miguel Ángel Tarancón Morán & Consolación Quintana Rojo



Área de Estadística  
Económica y Empresarial

Departamento de Economía Aplicada 1  
Universidad de Castilla – La Mancha



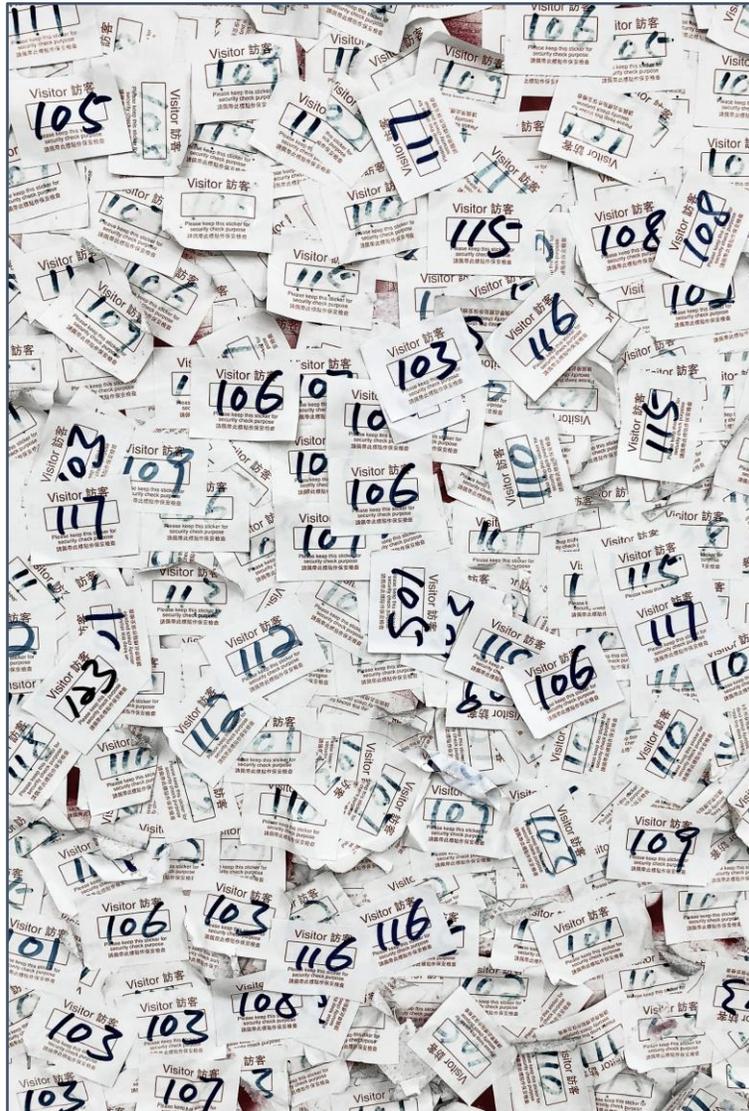
- 1 Introducción.
- 2 Especificación.
- 3 Estimación.
- 4 Contraste y validación.
- 5 Contraste de hipótesis del modelo lineal.
- 6 Utilización del modelo.



- El **análisis de regresión múltiple** es una de las técnicas de análisis de **dependencias** más profusamente utilizadas.
- En el modelo de regresión múltiple la **variable dependiente** tiene escala **métrica**. Las variables explicativas pueden ser métricas o ser atributos.
- Según los datos de los que se alimenta el modelo, se aplicarán diferentes métodos de estimación, especificaciones y pruebas:
  - Series temporales.
  - Datos de corte transversal.
  - Paneles de datos.
- Nos centraremos en **datos de corte transversal** (cada caso es una empresa).



- La **construcción de un modelo de regresión** cuenta con una serie de etapas:
  - **Especificación** del modelo: establecer las variables que entrarán a formar parte del modelo (dependiente, explicativas).
  - **Estimación**: calcular el valor de los parámetros o coeficientes estructurales del modelo.
  - **Contraste y validación**: verificar si el modelo estimado cumple con las hipótesis que garantizan unas buenas propiedades y si es adecuado para representar la realidad.
  - **Utilización del modelo**: a efectos de previsión, análisis estructural o simulación de escenarios.



- En el **modelo básico de regresión (MBR)** vamos a suponer que existen:
  - Variable dependiente  $y$ .
  - $k$  variables explicativas  $x_j$ .
  - Variable o **perturbación aleatoria  $u$** , que recoge el efecto conjunto de todas aquellas variables que afectan al comportamiento de  $y$  pero que no están explicitadas en la especificación como variables  $x$ .
- El tamaño de la muestra es  $n$ .

$$y_i = \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \dots + \beta_k x_{ik} + u_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$



- Notación matricial:

$$y_1 = \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \beta_3 x_{13} + \dots + \beta_k x_{1k} + u_1$$

$$y_2 = \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \beta_3 x_{23} + \dots + \beta_k x_{2k} + u_2$$

$$\dots$$

$$y_n = \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \beta_3 x_{n3} + \dots + \beta_k x_{nk} + u_n$$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_n \end{bmatrix}$$

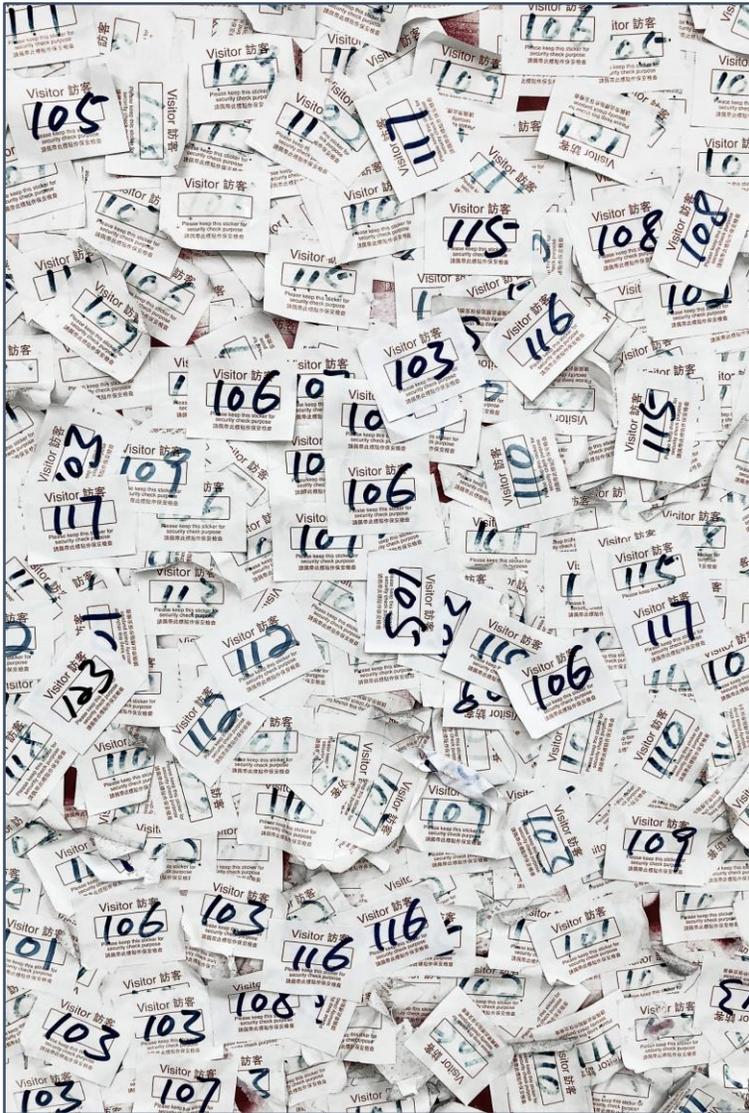
$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

La primera columna o variable "x" suele ser un vector de 1, a fin de especificar un término independiente en la ecuación.

$$y = X\beta + u$$



- En el modelo básico de regresión (MBR) el vector de la perturbación aleatoria  $u$  ha de cumplir con una serie de **hipótesis básicas**:
  - **Normalidad**: El vector debe seguir una distribución aproximadamente normal:  $u \sim N$
  - **Media nula**:  $E(u) = 0$
  - **Homoscedasticidad**: La varianza del vector de perturbaciones debe ser constante, es decir,  $Var(u_i) = \sigma^2 \quad \forall i$
  - **Ausencia de autocorrelación serial**: El valor de la perturbación aleatoria para un caso no depende del valor que la perturbación aleatoria toma en otros casos, es decir,  $cov(u_k, u_l) = 0 \quad \forall k \neq l$



- En el modelo básico de regresión (MBR), otros elementos diferentes a la perturbación aleatoria  $u$  también han de cumplir con otras **hipótesis básicas**:
  - **Permanencia Estructural**: El vector de parámetros  $\beta$  debe ser válido para representar el comportamiento de todos los elementos de la muestra (problema del cambio estructura).
  - **Regresores no-estocásticos**: las variables explicativas  $x_j$  no deben estar correlacionadas con el vector de perturbaciones  $u$  (problema de la endogeneidad).
  - **Rango pleno**: las variables explicativas  $x_j$  no deben tener altas correlaciones entre sí (problema de la multicolinealidad).







51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02

- Contraste de **significación individual** de los parámetros (contraste t).
  - $H_0: \beta_j = 0$        $H_1: \beta_j \neq 0$
- Contraste de **significación conjunta** de los parámetros (contraste t).
  - $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = \beta_k = 0$
  - $H_1: \exists \beta_j / \beta_j \neq 0$



51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02
51.36	1.36	+180.98	-0.21	4.75
21.88	5.56	+740.21	-6.87	8.87
78.69	8.24	+122.56	-9.45	1.54
18.75	9.62	+140.04	-3.36	7.02

- Bondad del ajuste: **coeficiente de determinación lineal ( $R^2$ )**. Proporción de la varianza de la variable dependiente recogida por la regresión. Mejor usar la versión corregida ( $\bar{R}^2$ ).
- Si se han estimado regresiones alternativas para explicar la misma variable dependiente, y se encuentran en la misma situación en cuanto al cumplimiento de las hipótesis básicas, ¿qué especificación elegir? Se puede aplicar el **Criterio de Información de Akaike (AIC)**.
- El AIC toma el siguiente valor:  $AIC = 2k - 2 \ln(L)$ , con  $k = n^\circ$  de parámetros estimados y  $\ln(L)$  logaritmo de la función de verosimilitud de la muestra.
- A menor AIC, mejor especificación del modelo.



- Cuando se estima una regresión múltiple con base en datos de corte transversal, se han de verificar prioritariamente las siguientes hipótesis (I):
  - **Linealidad** del modelo (forma funcional correcta):
    - Métodos: contrastes estadísticos (Ramsey-Reset).
    - Consecuencias del problema: estimadores sesgados, pérdida de eficiencia.
    - Posible solución: transformación previa de los datos (logarítmica, etc.) Inclusión de alguna variable omitida.



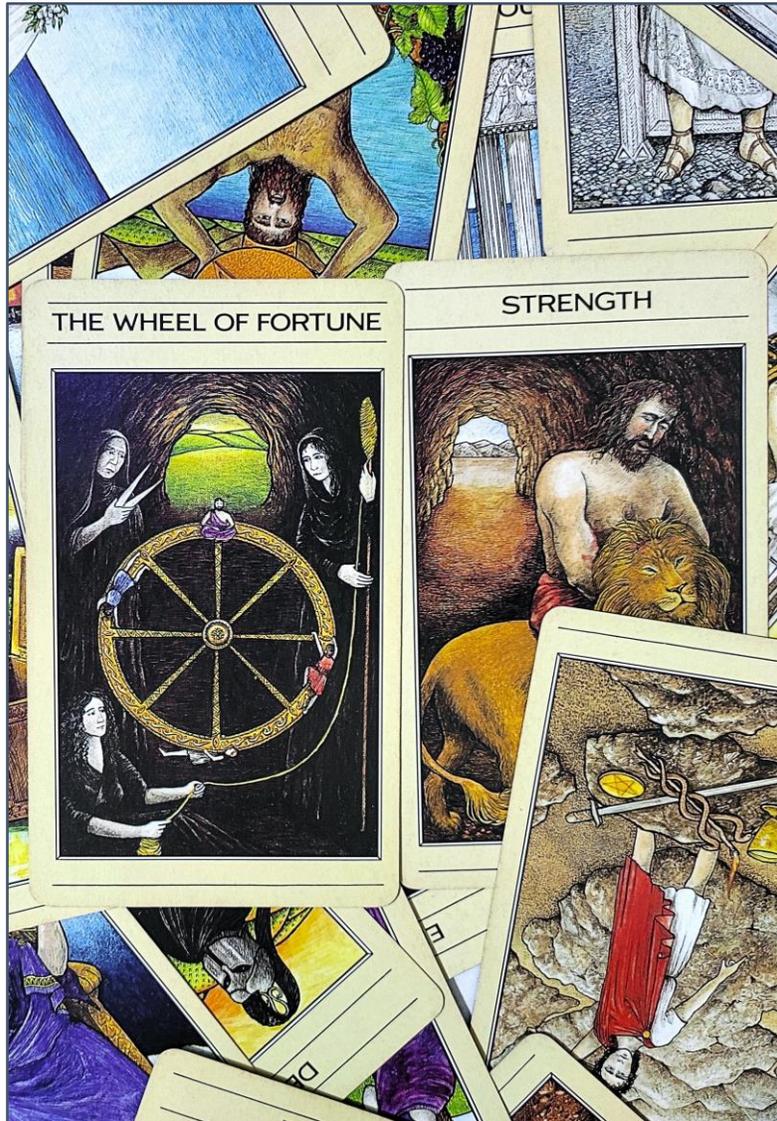
- Cuando se estima una regresión múltiple con base en datos de corte transversal, se han de verificar prioritariamente las siguientes hipótesis (II):
  - **Rango pleno** (no multicolinealidad entre variables explicativas):
    - Métodos: factor de inflación de la varianza (vif).
    - Consecuencias del problema: pérdida “artificial” de significación estadística de los parámetros, “mezcla” de efectos de las variables: parámetros con valores inesperados.
    - Posible solución: transformación previa de los datos (logarítmica, etc.) Eliminación de variables.



- Cuando se estima una regresión múltiple con base en datos de corte transversal, se han de verificar prioritariamente las siguientes hipótesis (III):
  - **Normalidad** en el vector de perturbaciones aleatorias:
    - Métodos: gráfico (gráficos qq de los residuos) y contrastes estadísticos (Shapiro-Wilk).
    - Consecuencias del problema: pérdida de eficiencia en los estimadores.
    - Posible solución: transformación previa de los datos (logarítmica, etc.)



- Cuando se estima una regresión múltiple con base en datos de corte transversal, se han de verificar prioritariamente las siguientes hipótesis (IV):
  - **Homoscedasticidad** en el vector de perturbaciones aleatorias:
    - Métodos: contrastes estadísticos (Breusch y Pagan).
    - Consecuencias del problema: pérdida de eficiencia en los estimadores.
    - Posible solución: transformación previa de los datos (logarítmica, deflactación de variables, etc.)



- Una vez estimado, validado y contrastado el modelo, puede ser utilizado principalmente de dos modos:
  - **Análisis Estructural:** interpretar el significado económico de los parámetros o coeficientes estimados. Tiene especial relevancia la interpretación de los **signos**. Si las variables no vienen transformadas en logaritmos: propensiones marginales. Si vienen expresadas en logaritmos: elasticidades.
  - **Previsión / simulación:** el modelo estima el **valor esperado** de la variable dependiente ante un **escenario** formado por valores propuestos para las variables explicativas.



¡Muchas gracias!

This work © 2022 by [Miguel Ángel Tarancón](#) and [Consolación Quintana](#) is licensed under [Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License](#).

