
EP4179 — Microeconometría

Luis Chávez
Universidad Nacional Agraria La Molina

2024-II
Pset5: BC

A. Herramientas básicas

Problema 1. Se desea predecir la probabilidad de una variable binaria y_i condicionada a un vector de regresoras:

$$x'_i = (1 \quad x_1 \quad x_2)$$

Asumiendo que

$$P(y_i = 1|x_i) = \Lambda(x'_i\beta) = \Lambda(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2)$$

con β un vector 3×1 y $\Lambda(\cdot)$ siendo la FDA de la distribución logit:

$$\Lambda(a) = \frac{e^a}{1 + e^a}$$

a) Si $\lambda(\cdot)$ es la densidad de la distribución logística, encontrar $\lambda(a)$.

Solución:

$$\begin{aligned}\lambda(a) &= \frac{d\Lambda(a)}{da} \\ &= \frac{d}{da} (1 + e^{-a})^{-1} \\ &= (-1) (1 + e^{-a})^{-2} (e^{-a}) (-1) \\ &= \frac{1}{e^a + 2 + e^{-a}}\end{aligned}$$

b) Sea el efecto marginal:

$$ef_1(x) = \frac{\partial E(y_i|x_i)}{\partial x_1}$$

Hallar $ef_1(x_i)$ como una función de (β, x) .

$$\begin{aligned}ef_1(\mathbf{x}_i) &= \frac{\partial E(y \mid \mathbf{x})}{\partial x_1} \\ &= \frac{\partial}{\partial x_1} \Lambda(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2) \\ &= \lambda(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2) \beta_1 \\ &= \frac{1}{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)} + 2 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}} \beta_1\end{aligned}$$

- c) Para algún x_i , $ef_1(x)$ varía entre cero y $c\beta_1$, siendo c una constante arbitraria. Hallar el valor de c .

$$\begin{aligned}\lambda(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2) &\leq \lambda(0) \\ &= \frac{1}{e^0 + 2 + e^{-0}} \\ &= \frac{1}{1 + 2 + 1} \\ &= 0.25\end{aligned}$$

De ese modo, en el límite $c = 1/4$, de forma que el efecto parcial siempre está entre 0 y $1/4\beta_1$.

B. Herramientas intermedias

Problema 2. Sea una variable aleatoria X tal que $D_n = \{(y_i, x_i)\}_{i=1}^n$, donde

$$x'_i = (1 \quad x_1 \quad x_2)$$

Asumiendo que

$$P(y_i = 1|x_i) = \Lambda(x'_i\beta) = \Lambda(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2)$$

y $p(y_i = 1|x_i)$ está caracterizado por un modelo logit. Escribir la función de verosimilitud y el log de verosimilitud en términos de β , D_n . Puedes sumir la forma típica de la densidad del logit.

Solución:

La probabilidad condicional para i se puede escribir como:

$$p(y = y_i | x = x_i) = \Lambda(\mathbf{x}_i\beta)^{y_i} (1 - \Lambda(\mathbf{x}_i\beta))^{1-y_i}$$

Entonces, la función log de verosimilitud se puede escribir como:

$$\begin{aligned}\ell_i(\beta) &= \ln p(y = y_i | x = x_i) \quad (\text{por definición}) \\ &= \ln (\Lambda(\mathbf{x}_i\beta)^{y_i} (1 - \Lambda(\mathbf{x}_i\beta))^{1-y_i}) \\ &= y_i \ln \Lambda(\mathbf{x}_i\beta) + (1 - y_i) \ln (1 - \Lambda(\mathbf{x}_i\beta))\end{aligned}$$

Para el conjunto de datos completos, se tiene:

$$\begin{aligned}\ell(\beta) &= \sum_{i=1}^n \ell_i(\beta) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i \ln \Lambda(\mathbf{x}_i\beta) + (1 - y_i) \ln (1 - \Lambda(\mathbf{x}_i\beta))\end{aligned}$$

C. Herramientas avanzadas

Problema 3. Se sabe que el logit es:

$$\ln \frac{p(y=1)|x_i}{1-p(y=1)|x_i} = x_i' \beta$$

$$\frac{p(y=1)|x_i}{1-p(y=1)|x_i} = \exp(x_i' \beta)$$

Asumiendo el conjunto (y, x_1, x_2) , se define el odds-ratio:

$$OR = \frac{p(y=1)|x_1=1, x_2}{1-p(y=1)|x_1=1, x_2} / \frac{p(y=1)|x_1=0, x_2}{1-p(y=1)|x_1=0, x_2}$$

donde $x_1 = 1$ si está empleado y 0 en su defecto, x_2 es en nivel de herencia familiar y $y = 1$ representa si es no pobre (0 en caso contrario).

a) Probar que $OR = \exp(\beta_1)$.

Solución:

$$\begin{aligned} OR &= \frac{p(y=1 | x_1=1, x_2)}{p(y=0 | x_1=1, x_2)} / \frac{p(y=1 | x_1=0, x_2)}{p(y=0 | x_1=0, x_2)} \\ &= e^{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 x_2} / e^{\beta_0 + \beta_2 x_2} \\ &= e^{\beta_1} \end{aligned}$$

b) Sea

$$\hat{\beta}' = [\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2]$$

un estimador consistente y asintóticamente normalmente distribuido de β . Es decir:

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta) \xrightarrow{d} N(0, \Sigma)$$

Definir un estimador consistente de OR como una función de $\hat{\beta}$. Si $\Sigma = \sigma_{OR}^2$, encontrar el valor de σ_{OR}^2 .

Solución:

$$\hat{OR} = e^{\hat{\beta}_1}$$

$$\begin{aligned} G &= \begin{bmatrix} \frac{\partial OR}{\partial \beta_0} & \frac{\partial OR}{\partial \beta_1} & \frac{\partial OR}{\partial \beta_2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial e^{\beta_1}}{\partial \beta_0} & \frac{\partial e^{\beta_1}}{\partial \beta_1} & \frac{\partial e^{\beta_1}}{\partial \beta_2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0 & e^{\beta_1} & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Por el método Delta:

$$\sqrt{n}(\hat{OR} - OR) \rightarrow^D N(0, G \Sigma G')$$

y

$$\begin{aligned}
 G\Sigma G' &= \begin{bmatrix} 0 & e^{\beta_1} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_0^2 & \sigma_{01} & \sigma_{02} \\ \sigma_{01} & \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{02} & \sigma_{12} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ e^{\beta_1} \\ 0 \end{bmatrix} \\
 &= e^{2\beta_1} \sigma_1^2
 \end{aligned}$$

Entonces, $\sigma_{OR}^2 = e^{2\beta_1} \sigma_1^2$.