Sesión 13: Modelos Probit y Logit Binomial

Juan Palomino¹



¹Magister en Economía Aplicada con Mención en Estudios Regionales juan.palominoh@pucp.pe

Departamento de Economía

13 de agosto de 2022



- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

MODELOS BINARIOS

- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

Modelos de Variable Dependiente Binaria

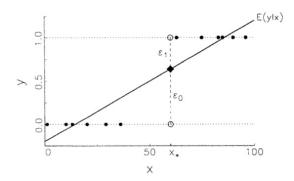
La variable dependiente es la siguiente:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si alg \'un evento ocurre} \\ 0 & \text{si el evento no ocurre} \end{cases}$$

- Algunos ejemplos son:
 - ¿Ha migrado usted en los últimos cinco años?
 - ¿Es un consumidor más probable a comprar la misma marca o intentar con una nueva?
 - ¿Usted se ha enfermedad en las últimas dos semanas?

Problemas con Modelo de Probabilidad Lineal

- Heterocedasticidad
- Predictores sin sentido
- Forma Funcional



- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

Modelos Logit y Probit

■ El modelo puede ser expresado como:

$$Pr(Y=1\,|\,X)=F(z)$$

- X: representa todas aquellas variables que puedan explicar la variable Y
- Ejemplos:
 - Probabilidad de que una persona participe en el mercado laboral
 - Probabilidad de que una persona migre a otra región
 - Probabilidad de que una empresa comercie internacionalmente

Modelos Logit y Probit

■ El modelo puede ser expresado como:

$$Pr(Y=1 \mid X) = F(z)$$

- Donde F(.) es la función de densidad acumulada y $z = \alpha + \beta X$ es el z valor de un modelo probabilistico.
- Logit: F es una función de probabilidad logística
- Probit: F es una función de probabilidad normal acumulada.

Modelos Logit

$$P(Y) = 1) = \pi = \frac{e^{\alpha + \beta(X)}}{1 + e^{\alpha + \beta(X)}}$$

Variable dicotómica (dummy)

Variables cuantitativas o dicotómica (dummy)

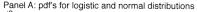
■ El término de error se distribuye como logistica: $\varepsilon \sim log(0, \frac{\pi}{3})$.

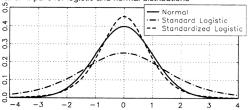
Modelos Probit

$$P(V) = 1) = \int_{-\infty}^{\alpha + \beta (V)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-0.5t^2} dt$$
Variable dicotómica (dummy) Variables cuantitativas o dicotómica (dummy)

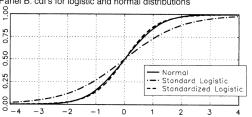
■ El término de error se distribuye como Normal: $\varepsilon \sim N(0,1)$.

Distribución Normal y Logistica





Panel B: cdf's for logistic and normal distributions



- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

Análisis Post-Estimación

- Test de Wald: Esta prueba se utiliza para poner a prueba el verdadero valor del parámetro basado en la estimación de la muestra.
- Test de Ratio de Verosimilitud: compara dos modelos (restringido y no restringido) para determinar cuál ofrece un mejor ajuste para los datos de muestra.

- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

Efectos Marginales

Recordar que:

$$E(y_i|x_i) = [1 \times Pr(y_i = 1|x_i)] + [0 \times Pr(y_i = 0|x_i)] = Pr(y_i = 1|x_i) = F(x_i'\beta)$$

■ El efecto marginal es dado por:

$$\underbrace{\frac{\partial E(y_i|x_i)}{\partial x_i}}_{(K\times 1)} = \left[\frac{dF(x_i'\beta)}{d(x_i'\beta)}\right]\beta = \underbrace{f(x_i'\beta)}_{(1\times 1)}\underbrace{\beta}_{(K\times 1)}$$

- donde f(.) es la función de densidad de probabilidad.
- Entonces:

$$Probit \Rightarrow \frac{\partial E(y_{i}|x_{i})}{\partial x_{i}} = \phi(x_{i}^{'}\beta_{i})\beta$$

$$Logit \Rightarrow \frac{\partial E(y_{i}|x_{i})}{\partial x_{i}} = \Lambda(x_{i}^{'}\beta_{i})[1 - \Lambda(x_{i}^{'}\beta_{i})]\beta$$

Efectos Marginales: Variable Dummy

■ El efecto marginal apropiado para una variable independiente binaria, es decir, *d*, es:

$$ME = [Pr(y_i = 1|\bar{x}_{(d)}, d_i = 1)] - [Pr(y_i = 1|\bar{x}_{(d)}, d_i = 0)]$$

• donde $\bar{x}_{(d)}$ denota los promedios de todas las otras variables en el modelo.

Efectos Marginales: Elasticidades

■ Es común reportar elasticidades de probabilidades, en vez de derivadas. Estos son computados como:

$$\begin{split} \varepsilon_{i,k} &= \frac{\partial \textit{InPr}(y_i = 1|x)}{\partial \textit{Inx}_{i,k}} \\ &= \frac{\partial \textit{InPr}(y_i = 1|x)}{\partial x_{i,k}} \frac{x_{i,k}}{\textit{Pr}(y_i = 1|x)} \end{split}$$

Como es una relación de cambios porcentuales, la elasticidad no es útil para las variables dummies.

- 1 Probit y Logit
 - Introducción a los Modelos de Probabilidad Lineal
 - Probit y Logit
 - Análisis Post-Estimación
 - Efectos Marginales
 - Bondades de Ajuste

Bondades de Ajuste

- Objetivo: calcular una medida que indique qué tan próximos están los modelos alternativos al verdadero modelo generador de datos
- Permite seleccionar como óptimo aquél cuyo valor de criterio de información sea más eficiente.
- Medidas más usadas:
 - Criterio de Información de Akaike (AIC)
 - Criterio de Información de Bayes (BIC)