

Programa de Especialización en Econometría Aplicada

Centro de Formación Continua -UNI

Modelo Probit Ordenado

Clase 2

Edinson Tolentino

Docente

email: edinson.tolentino@gmail.com

Twitter: @edutoleraymondi

Universidad Nacional de Ingeniería

11 de julio de 2025



Introducción

Modelo Probit Ordenado

Método de Estimación

Efectos Marginales





- ▶ **McFadden** ganador del Nobel en Economía en el 2000, por diseñar métodos para comprender los comportamientos económicos de las economías familiares y los individuos.



- ▶ **McFadden** ganador del Nobel en Economía en el 2000, por diseñar métodos para comprender los comportamientos económicos de las economías familiares y los individuos.
- ▶ Labor desempeñada en métodos econométricos estudiando los patrones de comportamiento en elecciones **discretas** de los individuos cuando realizan una decisión.



- ▶ **McFadden** ganador del Nobel en Economía en el 2000, por diseñar métodos para comprender los comportamientos económicos de las economías familiares y los individuos.
- ▶ Labor desempeñada en métodos econométricos estudiando los patrones de comportamiento en elecciones **discretas** de los individuos cuando realizan una decisión.
- ▶ Su trabajo provee una fundamentación teórica relacionada a los modelos logit para la teoría de elección comunmente usada por la Psicología.



- ▶ **McFadden** ganador del Nobel en Economía en el 2000, por diseñar métodos para comprender los comportamientos económicos de las economías familiares y los individuos.
- ▶ Labor desempeñada en métodos econométricos estudiando los patrones de comportamiento en elecciones **discretas** de los individuos cuando realizan una decisión.
- ▶ Su trabajo provee una fundamentación teórica relacionada a los modelos logit para la teoría de elección comunmente usada por la Psicología.
- ▶ **McFadden** compartio el premio en campos del conocimiento micro-econometricos con el estadounidense **Heckman**





- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinión



- ▶ Este es un modelo de producto multiple pero diferente al modelo Multinomiales Logisticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinion
 1. Totalmente de acuerdo



- ▶ Este es un modelo de producto multiple pero diferente al modelo Multinomiales Logisticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinion
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo



- ▶ Este es un modelo de producto multiple pero diferente al modelo Multinomiales Logisticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinion
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo



- ▶ Este es un modelo de producto multiple pero diferente al modelo Multinomiales Logisticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinion
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo
 4. Totalmente en desacuerdo



- ▶ Este es un modelo de producto multiple pero diferente al modelo Multinomiales Logisticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinion
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo
 4. Totalmente en desacuerdo
- ▶ Dado y_i^* representa una variable latente (no observable) que captura el nivel de satisfacción del i^{th} individuo.



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinión
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo
 4. Totalmente en desacuerdo
- ▶ Dado y_i^* representa una variable latente (no observable) que captura el nivel de satisfacción del i^{th} individuo.

- ▶ El punto de partida de los modelos multinomiales ordenados es el tratamiento de la variable latente (no observada), que a diferencia de nuestra variable dependiente real, es continua:



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinión
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo
 4. Totalmente en desacuerdo
- ▶ Dado y_i^* representa una variable latente (no observable) que captura el nivel de satisfacción del i^{th} individuo.

- ▶ El punto de partida de los modelos multinomiales ordenados es el tratamiento de la variable latente (no observada), que a diferencia de nuestra variable dependiente real, es continua:

$$y_i^* = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon_i$$

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i$$



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.
 - ▶ Encuestas de Opinión
 1. Totalmente de acuerdo
 2. De acuerdo
 3. Desacuerdo
 4. Totalmente en desacuerdo
- ▶ Dado y_i^* representa una variable latente (no observable) que captura el nivel de satisfacción del i^{th} individuo.

- ▶ El punto de partida de los modelos multinomiales ordenados es el tratamiento de la variable latente (no observada), que a diferencia de nuestra variable dependiente real, es continua:

$$y_i^* = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon_i$$

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i$$

- ▶ Sin embargo, la variable que observamos es categórica y ordenada



- ▶ Este es un modelo de producto múltiple pero diferente al modelo Multinomiales Logísticos
- ▶ La variable dependiente toma un número de valores finitos y discretos que contienen información ordinal.

- ▶ Encuestas de Opinión

1. Totalmente de acuerdo
2. De acuerdo
3. Desacuerdo
4. Totalmente en desacuerdo

- ▶ Dado y_i^* representa una variable latente (no observable) que captura el nivel de satisfacción del i^{th} individuo.

- ▶ El punto de partida de los modelos multinomiales ordenados es el tratamiento de la variable latente (no observada), que a diferencia de nuestra variable dependiente real, es continua:

$$y_i^* = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon_i$$

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i$$

- ▶ Sin embargo, la variable que observamos es categórica y ordenada

$$y^* = \begin{cases} 1 & ; si & \alpha_0 = -\infty \leq y_i^* \leq \alpha_1 \\ 2 & ; si & \alpha_1 \leq y_i^* \leq \alpha_2 \\ \vdots & \\ J & ; si & \alpha_{j-1} \leq y_i^* < \alpha_j = +\infty \end{cases}$$



- El modelo de producto en base a la satisfacción puede ser expresado como:

$$y_i^* = X_i\beta + u_i \sim N(0, 1)$$

- Este es asumido tal que y_i es relativo a y_i^* como sigue:



- El modelo de producto en base a la satisfacción puede ser expresado como:

$$y_i^* = X_i\beta + u_i \sim N(0, 1)$$

- Este es asumido tal que y_i es relativo a y_i^* como sigue:

$$y_i = 1 \text{ [no - del - todo - satisfecho] si } -\infty < y_i^* < \theta_0$$



- El modelo de producto en base a la satisfacción puede ser expresado como:

$$y_i^* = X_i\beta + u_i \sim N(0, 1)$$

- Este es asumido tal que y_i es relativo a y_i^* como sigue:

$$y_i = 1 \text{ [no - del - todo - satisfecho] si } -\infty < y_i^* < \theta_0$$

$$y_i = 2 \text{ [poco - satisfecho] si } \theta_0 \leq y_i^* < \theta_1$$



- El modelo de producto en base a la satisfacción puede ser expresado como:

$$y_i^* = X_i\beta + u_i \sim N(0, 1)$$

- Este es asumido tal que y_i es relativo a y_i^* como sigue:

$$y_i = 1 \text{ [no - del - todo - satisfecho] si } -\infty < y_i^* < \theta_0$$

$$y_i = 2 \text{ [poco - satisfecho] si } \theta_0 \leq y_i^* < \theta_1$$

$$y_i = 3 \text{ [muy - satisfecho] si } \theta_1 < y_i^* < \theta_2$$



- El modelo de producto en base a la satisfacción puede ser expresado como:

$$y_i^* = X_i\beta + u_i \sim N(0, 1)$$

- Este es asumido tal que y_i es relativo a y_i^* como sigue:

$$y_i = 1 \text{ [no - del - todo - satisfecho] si } -\infty < y_i^* < \theta_0$$

$$y_i = 2 \text{ [poco - satisfecho] si } \theta_0 \leq y_i^* < \theta_1$$

$$y_i = 3 \text{ [muy - satisfecho] si } \theta_1 < y_i^* < \theta_2$$

$$y_i = 4 \text{ [totalmente - satisfecho] si } \theta_2 < y_i^* < +\infty$$

Figure 4:1 The Ordered Probit Model

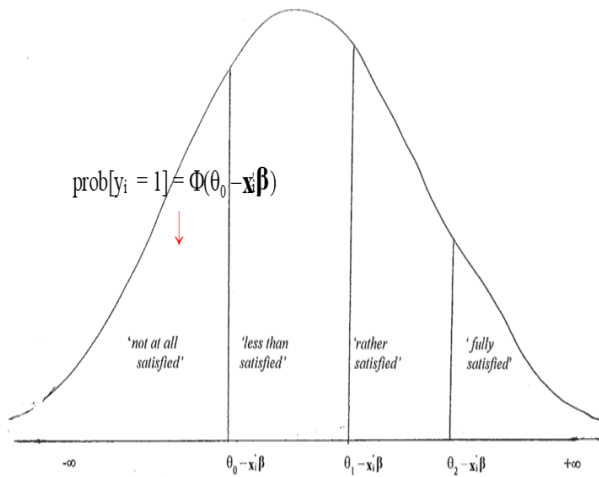


Figure 4:1 The Ordered Probit Model

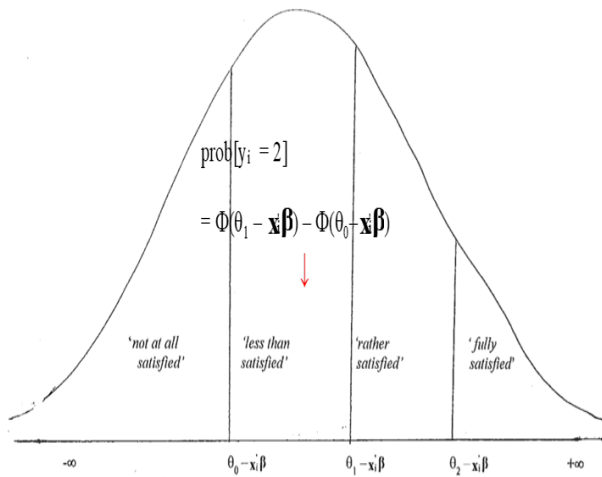


Figure 4:1 The Ordered Probit Model

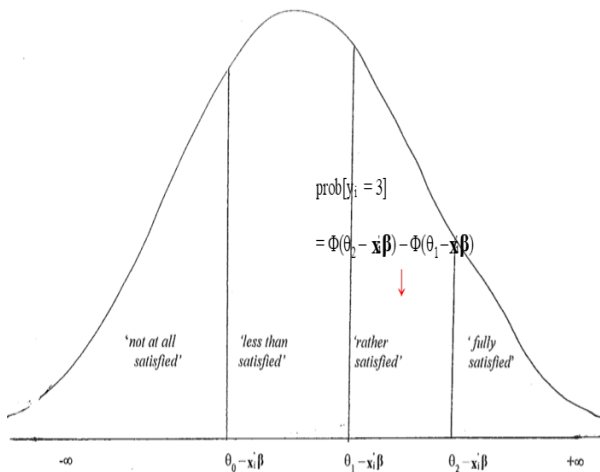
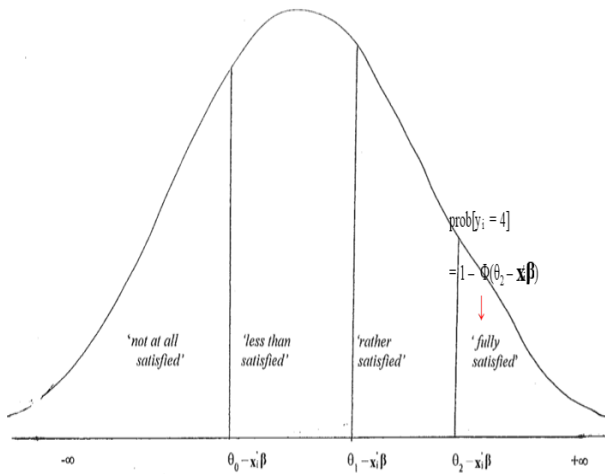


Figure 4:1 The Ordered Probit Model





- ▶ Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)



- ▶ Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$



- Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$



- Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 3] = \Phi(\theta_2 - X_i\beta) - \Phi(\theta_1 - X_i\beta)$$



- Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 3] = \Phi(\theta_2 - X_i\beta) - \Phi(\theta_1 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 4] = 1 - \Phi(\theta_2 - X_i\beta)$$



- Por tanto, al juntar y relacionar las probabilidades (usando una función de distribución normal estandar)

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 3] = \Phi(\theta_2 - X_i\beta) - \Phi(\theta_1 - X_i\beta)$$

$$Prob[y_i = 4] = 1 - \Phi(\theta_2 - X_i\beta)$$

- Donde $\Phi(\cdot)$ es el CDF (función de distribución acumulada) para la distribución normal





- ▶ En general, las probabilidades pueden ser escritas como:



- ▶ En general, las probabilidades pueden ser escritas como:

$$Prob[y_j = j] = \Phi(\theta_j - X_i\beta) - \Phi(\theta_{j-1} - X_i\beta)$$



- ▶ En general, las probabilidades pueden ser escritas como:

$$Prob[y_j = j] = \Phi(\theta_j - X_i\beta) - \Phi(\theta_{j-1} - X_i\beta)$$

- ▶ Para $j = 0, \dots, J$ productos



- ▶ En general, las probabilidades pueden ser escritas como:

$$Prob[y_j = j] = \Phi(\theta_j - X_i\beta) - \Phi(\theta_{j-1} - X_i\beta)$$

- ▶ Para $j = 0, \dots, J$ productos
- ▶ La función de Log-likelihood se expresa como:

$$L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^3 \delta_{ij} \log_e \left[\Phi(\theta_j - X_i'\beta) - \Phi(\theta_{j-1} - X_i'\beta) \right]$$

- ▶ Donde $\delta_{ij} = 1$ si i^{th} individuo esta dentro de la j^{th} categoria y 0 otro caso.
- ▶ Se procede en la estimación a través del algoritmo de **Newton-Raphson**



- Dado la primera categoria:

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i' \beta)$$



- Dado la primera categoría:

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i' \beta)$$

- Si se toma la derivada respecto a X_k :

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial X_k} = -\phi(\theta_0 - X_i \beta) \times \beta_k$$



- Dado la primera categoría:

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i' \beta)$$

- Si se toma la derivada respecto a X_k :

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial X_k} = -\phi(\theta_0 - X_i \beta) \times \beta_k$$

- El efecto marginal puede entonces ser calculado como el valor promedio de X



- Dado la primera categoría:

$$Prob[y_i = 1] = \Phi(\theta_0 - X_i' \beta)$$

- Si se toma la derivada respecto a X_k :

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial X_k} = -\phi(\theta_0 - X_i \beta) \times \beta_k$$

- El efecto marginal puede entonces ser calculado como el valor promedio de X
- $\Phi(\cdot)$: Función de densidad de probabilidad acumulada
- $\phi(\cdot)$: Función de densidad de probabilidad



- ▶ Si $Prob[y = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:



- ▶ Si $Prob[y = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$



- ▶ Si $Prob[y = 2] = \Phi(\theta_1 - X_i\beta) - \Phi(\theta_0 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

- ▶ El efecto marginal puede entonces puede ser calculado como el valor promedio de X



- ▶ Finalmente si $Prob[y = 4] = 1 - \Phi(\theta_2 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:



- ▶ Finalmente si $Prob[y = 4] = 1 - \Phi(\theta_2 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:

$$\frac{\partial Prob[y = 4]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_2 - X_i\beta)] \times \beta_k$$



- ▶ Finalmente si $Prob[y = 4] = 1 - \Phi(\theta_2 - X_i\beta)$
- ▶ El efecto marginal sera:

$$\frac{\partial Prob[y = 4]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_2 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

- ▶ El efecto marginal puede entonces puede ser calculado como el valor promedio de X



- ▶ El efecto marginal para cada caso de las cuatro categorías sera:



- ▶ El efecto marginal para cada caso de las cuatro categorías sera:
- ▶ El signo del efecto marginal es predecible proveniente del signo del coeficiente del probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial x_k} = -\phi(\theta_0 - X_i\beta) \times \beta_k$$



- El efecto marginal para cada caso de las cuatro categorías sera:
- El signo del efecto marginal es predecible proveniente del signo del coeficiente del probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial x_k} = -\phi(\theta_0 - X_i\beta) \times \beta_k$$

- Los signos de estos dos efectos marginales intermedios no pueden ser determinados provenientes de los coeficientes del modelo probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial x_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$



- El efecto marginal para cada caso de las cuatro categorías sera:
- El signo del efecto marginal es predecible proveniente del signo del coeficiente del probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial x_k} = -\phi(\theta_0 - X_i\beta) \times \beta_k$$

- Los signos de estos dos efectos marginales intermedios no pueden ser determinados provenientes de los coeficientes del modelo probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial x_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

$$\frac{\partial Prob[y = 3]}{\partial x_k} = [\phi(\theta_1 - X_i\beta) - \phi(\theta_2 - X_i\beta)] \times \beta_k$$



- El efecto marginal para cada caso de las cuatro categorías sera:
- El signo del efecto marginal es predecible proveniente del signo del coeficiente del probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial x_k} = -\phi(\theta_0 - X_i\beta) \times \beta_k$$

- Los signos de estos dos efectos marginales intermedios no pueden ser determinados provenientes de los coeficientes del modelo probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial x_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

$$\frac{\partial Prob[y = 3]}{\partial x_k} = [\phi(\theta_1 - X_i\beta) - \phi(\theta_2 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

- El signo del efecto marginal es tambien predecible proveniente del signo del coeficiente del probit ordenado

$$\frac{\partial Prob[y = 1]}{\partial x_k} = \phi(\theta_2 - X_i\beta) \times \beta_k$$





- ▶ Existe una ambigüedad cuando se usa el signo en el **coeficiente estimado del probit ordenado** para inferir el signo en los efectos marginales, dado los casos que no sean las categorías de resultado más baja y más alta.



- ▶ Existe una ambigüedad cuando se usa el signo en el **coeficiente estimado del probit ordenado** para inferir el signo en los efectos marginales, dado los casos que no sean las categorías de resultado más baja y más alta.
- ▶ Esto permite el hecho que los efectos marginales de las categorías intermedias estan basados sobre la diferencia entre los valores **estimados de dos densidades**

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$



- ▶ Existe una ambigüedad cuando se usa el signo en el **coeficiente estimado del probit ordenado** para inferir el signo en los efectos marginales, dado los casos que no sean las categorías de resultado más baja y más alta.
- ▶ Esto permite el hecho que los efectos marginales de las categorías intermedias estan basados sobre la diferencia entre los valores **estimados de dos densidades**

$$\frac{\partial Prob[y = 2]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

- ▶ La magnitud de los valores de estas dos densidades (color rojo) no puede ser conocida a priori



- ▶ Existe una ambigüedad cuando se usa el signo en el **coeficiente estimado del probit ordenado** para inferir el signo en los efectos marginales, dado los casos que no sean las categorías de resultado más baja y más alta.
- ▶ Esto permite el hecho que los efectos marginales de las categorías intermedias están basados sobre la diferencia entre los valores **estimados de dos densidades**

$$\frac{\partial \text{Prob}[y = 2]}{\partial X_k} = [\phi(\theta_0 - X_i\beta) - \phi(\theta_1 - X_i\beta)] \times \beta_k$$

- ▶ La magnitud de los valores de estas dos densidades (color rojo) no puede ser conocida a priori
- ▶ Por tanto, ni el signo, ni la magnitud del efecto marginal puede ser inferida