Técnicas de Análisis de Datos de Elección Discreta

Sub-Gerencia de Investigación

GPR

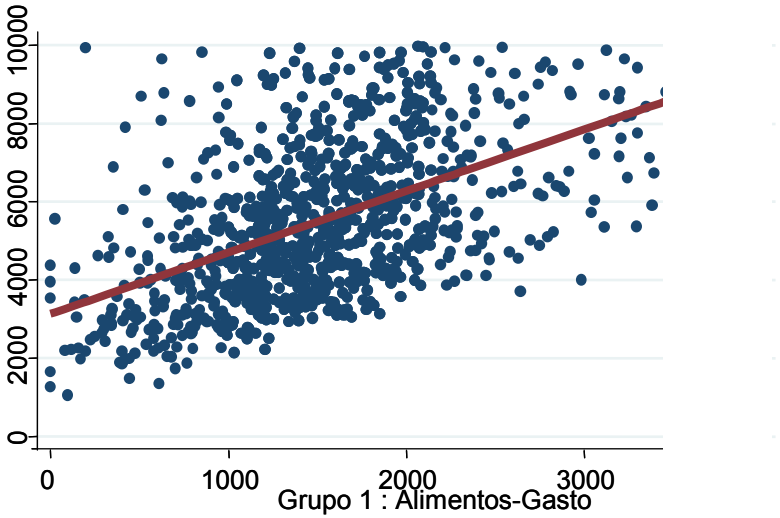
Viernes, 07 de abril de 20006

Contenido

- ✓ Introducción
- ✓ Modelos de variable dependiente binaria
  - Probit
  - Logit
- ✓ Modelos de variable dependiente de elección múltiple
  - Probit ordenado
  - Logit multinomial

Introducción (1)

- ✓ Las estimaciones lineales clásicas se usan para identificar asociaciones estadísticas entre variables (dependiente vs. exógenas): $y_i = x_i\beta + e_i$
- ✓ Estas estimaciones funcionan correctamente cuando se hacen sobre variables dependientes contínuas:
  - Ingreso del hogar
  - Gasto en telefonía
  - Minutos consumidos
- ✓ Para esto se asumen supuestos sobre la forma del error (homocedasticidad, normalidad)

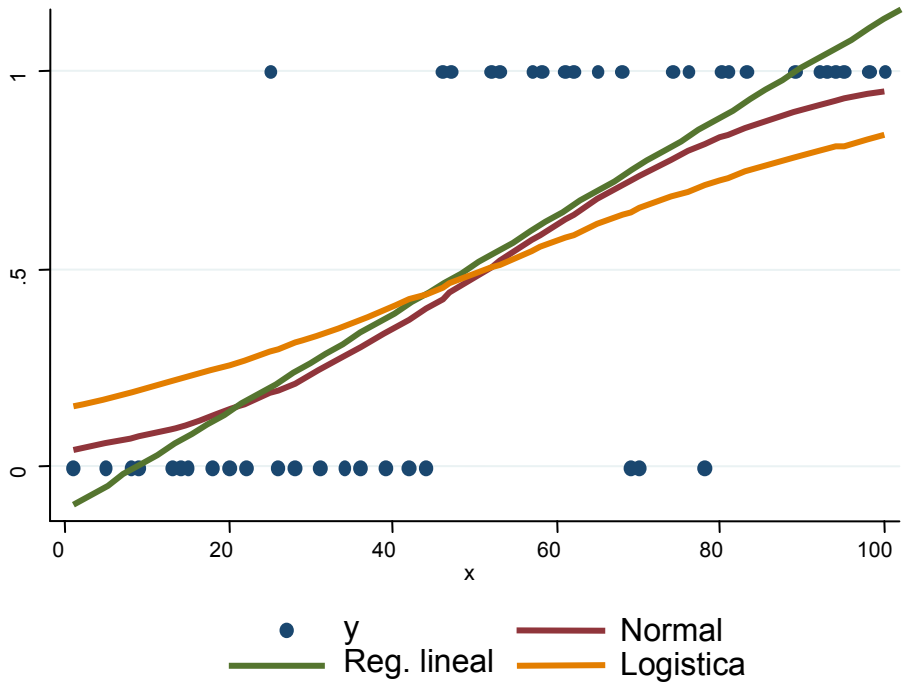


Introducción (2)

- ✓ Sin embargo, puede ser necesario trabajar con variables dependiente discretas:
  - Acceso a telefonía fija / móvil
  - Calificación sobre el servicio de las empresas (bueno, regular, etc.)
  - Plan tarifario escogido
  - Estrategia de telecomunicación del hogar (fijo, móvil, ambos)
- ✓ En estos casos, los modelos lineales clásicos presentan problemas:
  - $x_i\hat{\beta} \notin [0,1]$
  - En $y_i = x_i\beta + e_i$, tendría una distribución no normal.
  - Heterocedasticidad en e_i el error, producto de la forma de su varianza

$$Var[e_i] = E[y_i - E(y_i)]^2 = E[y_i - x_i\beta]^2$$
$$= E\left[y_i^{\,2} - 2(y_i)(x_i\beta) + (x_i\beta)^2\right], \text{ como } y_i = y_i^{\,2}$$
$$= x_i\beta - 2(x_i\beta)^2 + (x_i\beta)^2$$
$$= (x_i\beta)(1 - x_i\beta)$$

Modelos de variable dependiente binaria



- ✓ Por este motivo se recurre a funciones que permiten caracterizar mejor la distribución de la variable dependiente.
- ✓ En el caso de variables dependientes dicotómicas una forma de caracterizar a la variable dependiente es:

$$P(y=1|x)=G(x\beta)\equiv p(x)$$

- ✓ Este tipo de modelos, debido a que *x* no afecta directamente a *P(y=1)*, sino a través del índice *xß*, son conocidos como **modelos de índices**, donde

$$x\beta=\beta_1+\beta_2x_2+\ldots+\beta_kx_k$$

- ✓ Si $G(x\beta)$ se define como la función de dist. normal acum.: PROBIT.
- ✓ Si $G(x\beta)$ se define como la función de dist. logística acum.: LOGIT.

Modelos de variable dependiente binaria (2)

- Las variables discretas dicotómicas también pueden ser modeladas como realizaciones dependientes de otra variable no observable (*latente*).
- En este caso, se asume que la variable no observada debe traspasar un umbral para que la variable dependiente tome el valor de 1:

$$\Pr[y = 1|x] = \Pr[y^* > 0]$$
$$= \Pr[x'\beta + u > 0]$$

- Si se asume que el error está distribuido simétricamente alrededor de cero, entonces podrá replantearse la última expresión como:

$$\Pr[x'\beta + u > 0] = \Pr[-u < x'\beta] = F(x'\beta)$$

- Donde nuevamente, dependiendo de la forma de la distribución que se le asigne al error, se tratará de un modelo LOGIT o PROBIT.

Modelos de variable dependiente binaria (3)

- ✓ Finalmente, también es posible modelar las variables discretas como resultado de **modelos de utilidad aleatoria**, donde se asume que el valor observado de la variable discreta representa que dicha alternativa es la que mayor utilidad ofrece al agente.
- ✓ En este caso, se podrían modelas las alternativas como:

$$U_0 = V_0 + \varepsilon_0 \qquad \text{y} \qquad U_1 = V_1 + \varepsilon_1$$

donde los V representan componentes determinísticos y los ε representan componentes estocásticos (shocks idiosincrásicos).

- ✓ En este caso:

$$\begin{aligned} \Pr[y=1] &= \Pr[U_1 > U_0] = \Pr[V_1 + \varepsilon_1 > V_0 + \varepsilon_0] \\ &= \Pr[\varepsilon_0 - \varepsilon_1 < V_1 - V_0] \\ &= F(V_1 - V_0) \end{aligned}$$

- ✓ Dependiendo de la forma funcional que se asuma para la diferencia de los errores se puede llegar a los conocidos modelos probit y logit:
  - Si se asume que los errores son normales, su diferencia es normal, y se estaría en el modelo *probit*.
  - Si se asume que los errores son independientes con distribución "*valor extremo tipo 1*", entonces la diferencia tendría una distribución logística (*logit*).

Modelo probit (1)

- ✓ En cualquiera de las especificaciones planteadas, el modelo probit representa:

$$p = \Phi(x'\beta) = \int_{-\infty}^{x'\beta} \phi(z)dz$$

- ✓ donde Φ(•) es la distribución acumulada normal estándar.
- ✓ Los efectos marginales, a diferencia de las regresiones lineales, no son los parámetros, sino una función de los mismos:

$$\frac{\partial p}{\partial x_j} = \phi(x'\beta)\beta_j$$

- ✓ Las estimaciones se realizan usando la metodología de máxima verosimilitud, y son fácilmente manejables usando distintos paquetes econométricos (Stata, EVIews, SPSS, etc.)

Modelo probit: estimación en Stata

```
. probit movil mieperho ingre anho_est uso_cab j_hombre j_anho_est  p_gas_elec

Iteration 0:   log likelihood = -1219.1252
Iteration 4:   log likelihood = -1054.3311

Probit regression                                 Number of obs   =       1968
                                                  LR chi2(7)      =     329.59
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -1054.3311                       Pseudo R2       =     0.1352
------------------------------------------------------------------------------
       movil |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    mieperho |   .1000729    .015791     6.34   0.000      .069123    .1310227
       ingre |   .0000285   9.16e-06     3.11   0.002     .0000106    .0000465
    anho_est |   .0779782   .0131391     5.93   0.000      .052226    .1037304
     uso_cab |   .5926038     .12709     4.66   0.000     .3435119    .8416956
    j_hombre |  -.1439711   .0759859    -1.89   0.058    -.2929006    .0049585
  j_anho_est |   .0575237   .0104097     5.53   0.000     .0371212    .0779263
  p_gas_elec |   .4324145   .0959651     4.51   0.000     .2443264    .6205026
       _cons |  -2.675154   .1598882   -16.73   0.000    -2.988529   -2.361779
------------------------------------------------------------------------------
```

Modelo probit: estimación en Stata (2)

```
. dprobit movil mieperho ingre anho_est uso_cab j_hombre j_anho_est  p_gas_elec

Probit regression, reporting marginal effects           Number of obs =   1968
                                                        LR chi2(7)    = 329.59
                                                        Prob > chi2   = 0.0000
Log likelihood = -1054.3311                             Pseudo R2     = 0.1352
------------------------------------------------------------------------------
       movil |      dF/dx   Std. Err.      z    P>|z|     x-bar  [    95% C.I.   ]
-------------+----------------------------------------------------------------
    mieperho |   .0336254    .005277     6.34   0.000   4.41108   .023283  .043968
       ingre |   9.59e-06   3.09e-06     3.11   0.002   1928.16   3.5e-06  .000016
    anho_est |   .0262014   .0043971     5.93   0.000   8.59146   .017583   .03482
     uso_cab |   .1991203   .0426183     4.66   0.000   .181727    .11559  .282651
   j_hombre*|  -.0493232   .0265011    -1.89   0.058   .744411  -.101264  .002618
   j_anho~t |   .0193285   .0034869     5.53   0.000   9.94461   .012494  .026163
   p_gas_~c*|   .1326205   .0261905     4.51   0.000   .809959   .081288  .183953
------------------------------------------------------------------------------
      obs. P |   .3104675
     pred. P |   .2789491  (at x-bar)
------------------------------------------------------------------------------
(*) dF/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1
    z and P>|z| correspond to the test of the underlying coefficient being 0
```

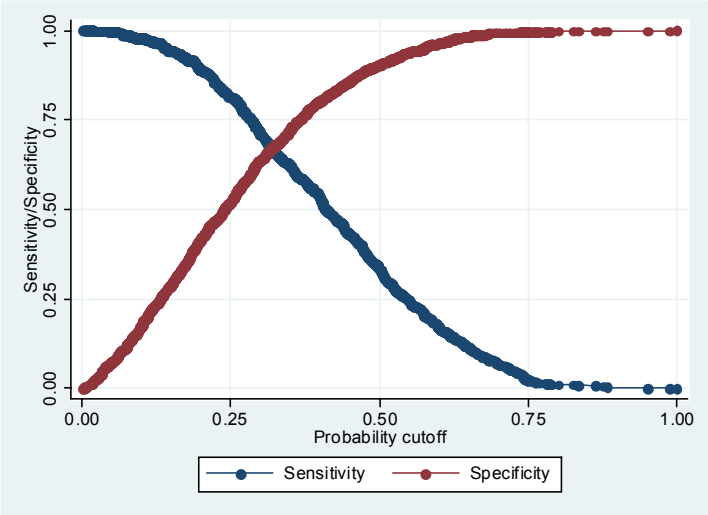
Modelo probit: estimación en Stata (3)

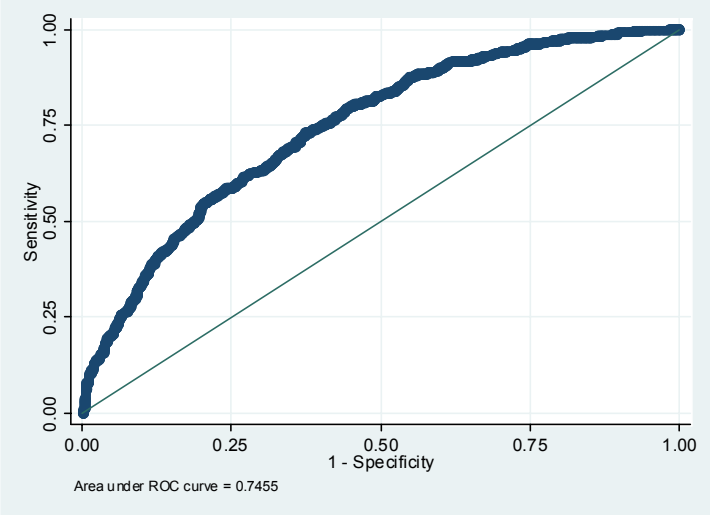
```
Probit model for movil
              -------- True --------
Classified |         D            ~D  |      Total
-----------+--------------------------+-----------
     +     |       202           131  |        333
     -     |       409          1226  |       1635
-----------+--------------------------+-----------
   Total   |       611          1357  |       1968

Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as movil != 0
--------------------------------------------------
Sensitivity                     Pr( +| D)   33.06%
Specificity                     Pr( -|~D)   90.35%
Positive predictive value       Pr( D| +)   60.66%
Negative predictive value       Pr(~D| -)   74.98%
--------------------------------------------------
False + rate for true ~D        Pr( +|~D)    9.65%
False - rate for true D         Pr( -| D)   66.94%
False + rate for classified +   Pr(~D| +)   39.34%
False - rate for classified -   Pr( D| -)   25.02%
--------------------------------------------------
Correctly classified                        72.56%
--------------------------------------------------
```

- ✓ Los valores predichos pueden ser una medida de bondad del modelo, pero en variables concentradas en un valor, es mejor no considerarlos.
- ✓ Los porcentajes corresponden a los porcentajes verticales y horizontales del cuadro.

Modelo probit: estimación en Stata (4)





- ✓ Una mejor medida del ajuste es la curva ROC (receiver operating characteristics):

  Fracción de y=1 predichos correctamente (*sensitivity*) contra la fracción de y=0 valorados incorrectamente (*1 - specificity*), para cada valor de corte.

- ✓ Idealmente, en el primer gráfico el cruce de las curvas debería estar en un parte alta del cuadro.
- ✓ En el segundo gráfico, el área bajo la curva ROC debería acercarse lo más posible a 1.

Modelo logit (1)

- Igualmente, en cualquiera de las especificaciones planteadas, el modelo logit representa:

$$p = \Lambda(x'\beta) = \frac{e^{x'\beta}}{1+e^{x'\beta}} = \frac{1}{1+e^{-x'\beta}}$$

- donde $\Lambda(\bullet)$ es la distribución acumulada logística.
- Los efectos marginales tienen la siguiente forma:

$$\frac{\partial p}{\partial x_j} = \Lambda(x'\beta)[1-\Lambda(x'\beta)]\beta_j$$

- Las estimaciones se realizan también usando la metodología de máxima verosimilitud, y al igual que los modelos probit son fácilmente manejables usando programas como Stata, EVIews o SPSS

Modelo logit: estimación en Stata (1)

```
. logit movil mieperho ingre anho_est uso_cab j_hombre j_anho_est  p_gas_elec

Iteration 0:   log likelihood = -1219.1252
Iteration 4:   log likelihood = -1053.0395

Logistic regression                                     Number of obs   =       1968
                                                        LR chi2(7)      =     332.17
                                                        Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -1053.0395                             Pseudo R2       =     0.1362
------------------------------------------------------------------------------
       movil |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    mieperho |   .1740915   .0270953     6.43   0.000     .1209857    .2271974
       ingre |   .0000827   .0000258     3.21   0.001     .0000322    .0001332
    anho_est |   .1220599    .022496     5.43   0.000     .0779685    .1661513
     uso_cab |   .9862105   .2126703     4.64   0.000     .5693844    1.403037
    j_hombre |  -.2405713   .1285968    -1.87   0.061    -.4926165    .0114738
  j_anho_est |   .0969034   .0178906     5.42   0.000     .0618386    .1319683
  p_gas_elec |   .7535263   .1730207     4.36   0.000      .414412    1.092641
       _cons |  -4.523344   .2855136   -15.84   0.000     -5.08294   -3.963747
------------------------------------------------------------------------------
```

Modelo logit: estimación en Stata (2)

```
. dlogit2 movil mieperho ingre anho_est uso_cab j_hombre j_anho_est  p_gas_elec

Marginal effects from logit                          Number of obs   =    1968
                                                     chi2(7)         =  283.58
                                                     Prob > chi2     =  0.0000
Log Likelihood = -1053.0395                          Pseudo R2       =  0.1362
------------------------------------------------------------------------------
       movil |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    mieperho |   .0346503   .0053571     6.47   0.000     .0241505      .04515
       ingre |   .0000165   5.17e-06     3.18   0.001     6.32e-06    .0000266
    anho_est |   .0242942   .0044411     5.47   0.000     .0155898    .0329985
     uso_cab |   .1962902    .042186     4.65   0.000     .1136071    .2789733
    j_hombre |  -.0478821   .0255869    -1.87   0.061    -.0980314    .0022673
  j_anho_est |   .0192872    .003531     5.46   0.000     .0123665    .0262078
  p_gas_elec |   .1499779   .0339222     4.42   0.000     .0834917    .2164642
       _cons |  -.9003025   .0493696   -18.24   0.000    -.9970652   -.8035399
------------------------------------------------------------------------------
```

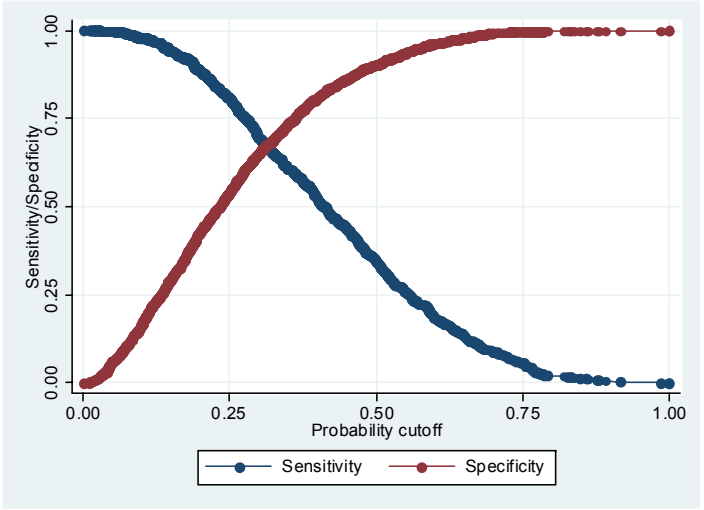
Modelo logit: estimación en Stata (3)

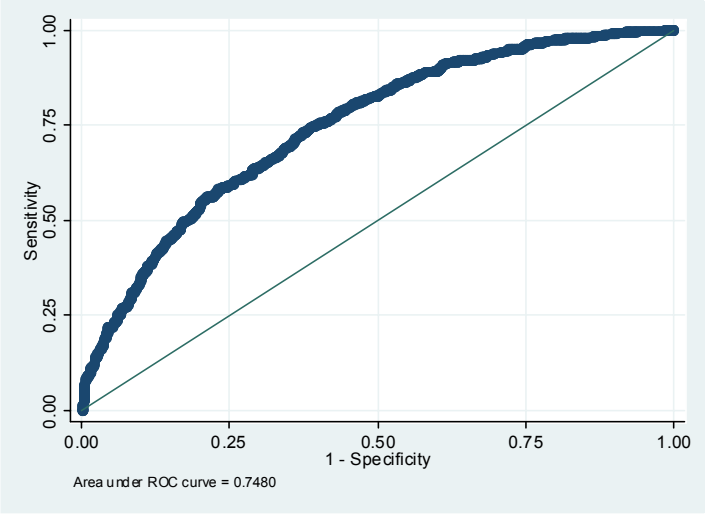
```
. estat class

Logistic model for movil

              -------- True --------
Classified |         D             ~D  |      Total
-----------+--------------------------+-----------
     +     |       209            134  |        343
     -     |       402           1223  |       1625
-----------+--------------------------+-----------
   Total   |       611           1357  |       1968

Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as movil != 0
--------------------------------------------------
Sensitivity                     Pr( +| D)   34.21%
Specificity                     Pr( -|~D)   90.13%
Positive predictive value       Pr( D| +)   60.93%
Negative predictive value       Pr(~D| -)   75.26%
--------------------------------------------------
False + rate for true ~D        Pr( +|~D)    9.87%
False - rate for true D         Pr( -| D)   65.79%
False + rate for classified +   Pr(~D| +)   39.07%
False - rate for classified -   Pr( D| -)   24.74%
--------------------------------------------------
Correctly classified                        72.76%
--------------------------------------------------
```





Probit vs. Logit

- ✓ Pequeñas diferencias en probabilidades predichas (mayores en las colas de la distribución).
- ✓ Parámetros estimados difieren, como consecuencia de las distintas distribuciones que se asumen.
- ✓ Se puede asumir cierta correspondencia:

$$\hat{\beta}_{Logit} \cong 4\hat{\beta}_{MCO}$$

$$\hat{\beta}_{\text{Probit}} \cong 2.5\hat{\beta}_{MCO}$$

$$\hat{\beta}_{Logit} \cong 1.6\hat{\beta}_{\text{Probit}}$$

- ✓ Es posible hacer comparaciones basadas en el logaritmo del ratio de verosimilitud, siempre que ambos modelos tengan la misma cantidad de parámetros.
- ✓ Sin embargo, por lo general, los valores de los logaritmos de los ratios suelen ser muy cercanos, lo que implica poca ganancia al pasar de un modelo a otro.

Modelos de variable dependiente de elección múltiple

- ✓ Cuando se trabaja con variables dependientes con más de dos categorías, los modelo binarios resultan insuficientes.
- ✓ En estos casos, debe diferenciarse si la variable dependiente corresponde a:
  - un ordenamiento natural (p.ej. bueno, regular, malo)
  - respuestas no ordenadas (p.ej. plan tarifario escogido).
- ✓ En el caso de ordenamientos naturales, la forma más común de abordarlos son los modelos probit ordenados.
- ✓ Para el caso de respuestas no ordenadas, se suele trabajar con modelos logit multinomiales.

Modelos probit ordenados

- Los modelos probit suponen variables discretas que toman valores de acuerdo a la siguiente especificación:

$$y_i = 0 \quad \text{si} \quad y_i^* < \gamma_1$$

$$y_i = 1 \quad \text{si} \quad \gamma_1 \leq y_i^* < \gamma_2$$

$$y_i = 2 \quad \text{si} \quad \gamma_2 < y_i^*$$

- En este caso, los parámetros del modelo son los β y γ .
- Los γ representan los umbrales que determinan el valor de y_i para el valor alcanzado por y_i*.
- Por tanto, la probabilidad de cada alternativa es:

$$\Pr[y_i = 0] = \Pr[y_i^* < \gamma_1] = \Pr[X_i \beta + u_i < \gamma_1] = \Phi(\gamma_1 - X_i \beta)$$

$$\Pr[y_i = 1] = \Pr[\gamma_1 \leq y_i^* < \gamma_2] = \Pr[\gamma_1 < X_i \beta + u_i < \gamma_2] = \Phi(\gamma_2 - X_i \beta) - \Phi(\gamma_1 - X_i \beta)$$

$$\Pr[y_i = 2] = \Pr[y_i^* \geq \gamma_2] = \Pr[X_i \beta + u_i \geq \gamma_2] = \Phi(X_i \beta - \gamma_2)$$

- Las tres probabilidades se integran en una única expresión que se estima por el método de Máxima Verosimilitud

Probit ordenado: estimación en Stata (1)

```
Ordered probit regression                         Number of obs   =      18668
                                                  LR chi2(8)      =     193.05
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -16475.481                       Pseudo R2       =     0.0058
------------------------------------------------------------------------------
percep_hogar |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
       ingre |   9.93e-06   5.14e-06     1.93   0.054    -1.50e-07      .00002
    anho_est |  -.0214823    .002982    -7.20   0.000    -.0273269   -.0156376
         tup |  -.0663465   .0198465    -3.34   0.001     -.105245    -.027448
     uso_cab |    .330814   .0450017     7.35   0.000     .2426122    .4190158
   pared_lad |  -.0558312   .0202208    -2.76   0.006    -.0954633   -.0161991
      j_edad |   .0010595   .0005769     1.84   0.066    -.0000713    .0021902
    j_hombre |  -.0450704   .0216848    -2.08   0.038    -.0875718   -.0025691
  transf_nac |   -.154807   .0183677    -8.43   0.000     -.190807    -.118807
-------------+----------------------------------------------------------------
       /cut1 |  -1.662974   .0408116                     -1.742964   -1.582985
       /cut2 |   .4259358   .0392084                      .3490887    .5027829
       /cut3 |    1.90544   .0433183                      1.820538    1.990342
------------------------------------------------------------------------------
```

Probit ordenado: estimación en Stata (2)

```
. mfx, predict(p outcome(1))
Marginal effects after oprobit
      y  = Pr(percep_hogar==1) (predict, p outcome(1)) = .65781435
------------------------------------------------------------------------------
variable |      dy/dx    Std. Err.     z    P>|z|  [    95% C.I.   ]      X
---------+--------------------------------------------------------------------
   ingre |  -1.99e-06      .00000   -1.93   0.054  -4.0e-06  3.2e-08   1030.77
anho_est |   .0043159       .0006    7.14   0.000   .003131  .005501   6.32673
     tup*|   .0130025       .0038    3.42   0.001   .005558  .020447   .316317
 uso_cab |  -.0664627      .00914   -7.27   0.000  -.084372 -.048554   .118399
------------------------------------------------------------------------------
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

. mfx, predict(p outcome(2))
Marginal effects after oprobit
      y  = Pr(percep_hogar==2) (predict, p outcome(2)) =  .25500659
------------------------------------------------------------------------------
variable |      dy/dx    Std. Err.     z    P>|z|  [    95% C.I.   ]      X
---------+--------------------------------------------------------------------
   ingre |   2.85e-06      .00000    1.93   0.054  -4.4e-08  5.7e-06   1030.77
anho_est |  -.0061686      .00086   -7.18   0.000  -.007853 -.004484   6.32673
     tup*|  -.0189602      .00565   -3.36   0.001  -.030028 -.007893   .316317
 uso_cab |   .0949926      .01296    7.33   0.000   .069598  .120388   .118399
------------------------------------------------------------------------------
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1
```

Modelos logit multinomiales (1)

- ✓ A diferencia de los modelos ordenados, en que la elección depende una única función índice, en los modelos de respuesta no ordenada, este supuesto carece de sentido.
- ✓ El enfoque más simple utilizado es el del modelo logit multinomial.
- ✓ Este modelo, que se plantea para *J+1* opciones posibles corresponde a la siguiente especificación:

$$\Pr[y_i = 0] = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{J} \exp(X_i \beta^j)}$$

$$\Pr[y_i = 0] = \frac{\exp(X_i \beta^l)}{1 + \sum_{j=1}^{J} \exp(X_i \beta^j)} \quad \text{para } l = 1, \ldots, J.$$

- ✓ En esta especificación, existe un conjunto de parámetros diferente para cada una de las alternativas posibles.

Modelos logit multinomiales (2)

- Una propiedad importante de los modelos logit multinomial es:

$$\frac{\Pr[y_i = l]}{\Pr[y_i = j]} = \frac{\exp(X_i \beta^l)}{\exp(X_i \beta^j)} = \exp(X_i (\beta^l - \beta^j))$$

- Esta propiedad permite reducir a un modelo logit binomial la elección entre dos categorías específicas, condicionado a que la elección fue realizada entre dichas variables
- En *Stata*, la estimación del logit multinomial se realiza por el método de máxima verosimilitud, y se estiman los diferenciales de los parámetros.

Logit multinomial: estimación en Stata (1)

```
. mlogit var1 mieperho ingre tup if dominio==8
Multinomial logistic regression                 Number of obs   =       2208
                                                LR chi2(9)      =     456.36
                                                Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -2642.5051                     Pseudo R2       =     0.0795
------------------------------------------------------------------------------
        var1 |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
1   mieperho |    .257311    .030051     8.56   0.000     .1984122    .3162098
       ingre |    .000807   .0000628    12.85   0.000     .0006839    .0009301
         tup |  -.0087858   .1127649    -0.08   0.938    -.2298009    .2122294
       _cons |  -2.498002   .1915335   -13.04   0.000      -2.8734   -2.122603
-------------+----------------------------------------------------------------
2   mieperho |   .0802862   .0421376     1.91   0.057    -.0023019    .1628744
       ingre |   .0005242   .0000799     6.56   0.000     .0003677    .0006808
         tup |   .7618867   .1496397     5.09   0.000     .4685983    1.055175
       _cons |  -2.595982   .2577029   -10.07   0.000     -3.10107   -2.090894
-------------+----------------------------------------------------------------
3   mieperho |   .3715936   .0327326    11.35   0.000     .3074389    .4357483
       ingre |   .0009472   .0000644    14.71   0.000      .000821    .0010735
         tup |  -.0371722    .130377    -0.29   0.776    -.2927064     .218362
       _cons |  -3.748492   .2165727   -17.31   0.000    -4.172967   -3.324017
------------------------------------------------------------------------------
(var1==0 is the base outcome)
```

Logit multinomial: estimación en Stata (2)

```
. mfx compute, predict(outcome(1))
Marginal effects after mlogit
      y  = Pr(var1==1) (predict, outcome(1))
         =  .35306993
------------------------------------------------------------------------------
variable |      dy/dx    Std. Err.     z    P>|z|  [    95% C.I.   ]      X
---------+--------------------------------------------------------------------
mieperho |   .0270817      .00536    5.05   0.000    .01657  .037594   4.53487
   ingre |   .0000903      .00001   10.86   0.000   .000074  .000107   1802.84
     tup*|  -.0330029      .02192   -1.51   0.132  -.075957  .009952   .404891
------------------------------------------------------------------------------
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

. mfx compute, predict(outcome(2))
Marginal effects after mlogit
      y  = Pr(var1==2) (predict, outcome(2))
         =  .11771168
------------------------------------------------------------------------------
variable |      dy/dx    Std. Err.     z    P>|z|  [    95% C.I.   ]      X
---------+--------------------------------------------------------------------
mieperho |   -.011809      .00389   -3.03   0.002  -.019437 -.004181   4.53487
   ingre |  -3.19e-06      .00001   -0.49   0.622  -.000016  9.5e-06   1802.84
     tup*|   .0857562      .01571    5.46   0.000   .054965  .116547   .404891
------------------------------------------------------------------------------
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1
```

Técnicas de Análisis de Datos de Elección Discreta

Sub-Gerencia de Investigación

GPR

Viernes, 07 de abril de 20006