Juan Menduiña

Trabajo Práctico N° 1:
Modelo de Probabilidad Lineal, Logit y Probit.

Ejercicio 1: Porcentaje Correctamente Predicho.

Sea y una variable binaria y considerar algún modelo de probabilidad P (y=1|x)= F (Xβ). Mostrar que el porcentaje general predicho correctamente es un promedio ponderado del porcentaje predicho para la variable dependiente igual a 0 ($\hat{q}_0$) y del porcentaje predicho para la variable dependiente igual a 1 ($\hat{q}_1$), donde las ponderaciones son las proporciones de ceros y de unos en la muestra, respectivamente.

$$\hat{q}_0 = \frac{cantidad\ de\ observaciones\ correctamente\ predichas\ cuando\ y=0}{cantidad\ de\ observaciones\ con\ y=0} = \frac{A}{n_0}.$$

$$\hat{q}_1 = \frac{cantidad\ de\ observaciones\ correctamente\ predichas\ cuando\ y=1}{cantidad\ de\ observaciones\ con\ y=1} = \frac{B}{n_1}.$$

$$\hat{q} = \frac{cantidad\ de\ observaciones\ correctamente\ predichas}{cantidad\ de\ observaciones} = \frac{A+B}{n_0+n_1}$$

$$\hat{q} = \frac{A+B}{n_0+n_1}$$

$$\hat{q} = \frac{n_0\hat{q}_0+n_1\hat{q}_1}{n_0+n_1}$$

$$\hat{q} = \frac{n_0}{n_0+n_1}\hat{q}_0 + \frac{n_1}{n_0+n_1}\hat{q}_1.$$

Ejercicio 2: Interpretación del Modelo de Probabilidad Lineal I.

Suponer que se estima el modelo:

$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$,

donde x es es una variable continua, mientras que y es una variable que sólo puede valer 0 o 1. El tamaño de la muestra es n y sea n_1 *la cantidad de elementos que verican* $y_i = 1$. *Llamar* $\bar{x}_1$ *a la media de la variable x tomada sólo para aquellos elementos que verican* $y_i = 1$ *y* $\bar{x}_0$ *a la media de la variable x tomada sobre los valores restantes. Mostrar que:*

$\hat{\beta}_1 = \frac{p(1-p)(\bar{x}_1 - \bar{x}_0)}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}$,

donde $p = \frac{n_1}{n}$.

Partiendo del estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para el parámetro de pendiente (β_1) de este modelo, se tiene:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i(y_i - \overline{y})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i(y_i - \overline{y})}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i(y_i - \frac{n_1}{n})}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - x_i\frac{n_1}{n}}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}(\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \sum_{i=1}^{n} x_i\frac{n_1}{n})}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}(\sum_{i=1}^{n_1} x_i y_i - \frac{n_1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i)}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}[\sum_{i=1}^{n_1} x_i - \frac{n_1}{n}(n_0\bar{x}_0 + n_1\bar{x}_1)]}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}(n_1\bar{x}_1 - \frac{1}{n}n_1 n_0\bar{x}_0 - \frac{n_1^2}{n}\bar{x}_1)}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}[n_1\bar{x}_1 - p(n-n_1)\bar{x}_0 - pn_1\bar{x}_1]}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{\frac{1}{n}n_1\bar{x}_1 - \frac{1}{n}p(n-n_1)\bar{x}_0 - \frac{1}{n}pn_1\bar{x}_1}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{p\bar{x}_1 - p(1-p)\bar{x}_0 - p^2\bar{x}_1}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{p(1-p)\bar{x}_1 - p(1-p)\bar{x}_0}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}$$
$$\hat{\beta}_1 = \frac{p(1-p)(\bar{x}_1 - \bar{x}_0)}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}.$$

<u>Ejercicio 3:</u> Interpretación del Modelo de Probabilidad Lineal II.

Sea y una resultado binario y sean d_1, d_2, … , d_M variables binarias mutuamente excluyentes y colectivamente exhaustivas, es decir, cada persona de la población cae en una y sólo una categoría.

(a) *Mostrar que los valores ajustados de la regresión sin intercepto y_i sobre d_{1i}, d_{2i}, … , d_{Mi} están siempre en el intervalo unitario. En particular, describir qué representa cada coeficiente y el valor ajustado para cada i.*

Cada coeficiente (1 .. k) representa la proporción de observaciones que tienen un resultado binario igual a 1 (y= 1) cuando la variable binaria independiente en cuestión es igual a 1 (d_k= 1), es decir, $\bar{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^{m_k} y_i}{m_k}$ (proporcion de "éxitos" de cada categoría), siendo m_k la cantidad de observaciones con d_k= 1, k= 1, … , M.

El valor ajustado para cada i corresponde al coeficiente asociado a la variable d_k que para esa observación sea igual a 1.

(b) *¿Qué ocurre si y_i se regresa sobre M combinaciones lineales de d_{1i}, d_{2i}, … , d_{Mi} linealmente independientes entre sí? Ayuda: Considerar 1, d_2, … , d_M.*

Lo que ocurre si y_i se regresa sobre M combinaciones lineales de d_{1i}, d_{2i}, … , d_{Mi} linealmente independientes entre sí es que se omite una de las variables independientes porque existe multicolinealidad perfecta entre el intercepto y la combinación lineal de las variables independientes (mutuamente excluyentes y colectivamente exhaustivas).

<u>Ejercicio 4:</u> Efectos Marginales.

Sea y un resultado binario y x= (x_1, … , x_k) un vector de variables explicativas. Sea G (.) la función de distribución acumulada de una variable aleatoria continua. Recordar que, si x_j es continua, su efecto marginal se obtiene como:

$\frac{\partial p(x)}{\partial x_j}$= *g* ($\beta_0$ + xβ) β_j, *donde g (z)=* $\frac{\partial G}{\partial z}$ *(z).*

(a) *Mostrar que los efectos relativos de dos variables explicativas cualesquiera no dependen de x.*

$\frac{\partial p(x)}{\partial x_1}$= g ($\beta_0$ + xβ) β_1
$\frac{\partial p(x)}{\partial x_2}$= g ($\beta_0$ + xβ) β_2

$\frac{\frac{\partial p(x)}{\partial x_1}}{\frac{\partial p(x)}{\partial x_2}} = \frac{g(\beta_0+x\beta)\beta_1}{g(\beta_0+x\beta)\beta_2}$
$\frac{\frac{\partial p(x)}{\partial x_1}}{\frac{\partial p(x)}{\partial x_2}} = \frac{\beta_1}{\beta_2}$.

Por lo tanto, los efectos relativos de dos variables explicativas cualesquiera no dependen de x.

(b) *Sea x_1 una variable binaria. ¿Cuál es el efecto parcial de cambiar x_1 de 0 a 1? ¿De qué depende? Interpretar en el caso en el que y es un indicador de empleo y x_1 es una variable binaria que indica la participación en un programa de capacitación laboral.*

El efecto parcial de cambiar x_1 de 0 a 1 es:

$\frac{\partial p(x)}{\partial x_1}$= P (y= 1 | x_1= 1) - P (y= 1 | x_1= 0)
$\frac{\partial p(x)}{\partial x_1}$= g ($\beta_0$ + xβ) β_1,

que depende de la función de densidad de la variable aleatoria continua y del coeficiente β_1.

En el caso en el que y es un indicador de empleo y x_1 es una variable binaria que indica la participación en un programa de capacitación laboral, este efecto parcial indica en cuánto varía, *céteris páribus*, la probabilidad de obtener empleo al participar en un programa de capacitación laboral respecto a no participar.

(c) *Sea x_2 una variable discreta numérica. ¿Cuál es el efecto parcial de cambiar x_2 de cierto nivel c a c + 1? ¿De qué depende? Interpretar en el caso en el que y es un indicador de si la persona i fuma y x_2 la cantidad de cigarrillos que fuma por día.*

$\frac{\partial p(x)}{\partial x_2}$= P (y= 1 | x_2= c + 1) - P (y= 1 | x_2= c)
$\frac{\partial p(x)}{\partial x_2}$= g ($\beta_0$ + xβ) β_2,

que depende de la función de densidad de la variable aleatoria continua y del coeficiente β_2.

En el caso en el que y es un indicador de si la persona i fuma y x_2 la cantidad de cigarrillos que fuma por día, este efecto parcial indica en cuánto varía, *céteris páribus*, la probabilidad de que la persona i fume cuando la cantidad de cigarrillos que fuma por día aumenta en una unidad.

Considerar, ahora, el siguiente modelo:

P (y= 1 | z)= G ($\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_1^2 + \beta_3$ log (z_2) + $\beta_4 z_3$).

(d) *¿Cuál es el efecto parcial de z_1 sobre P (y= 1 | z)?*

El efecto parcial de z_1 sobre P (y= 1 | z) es:

$\frac{\partial P\,(y=1 \mid z)}{\partial z_1}$= g ($\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_1^2 + \beta_3$ log (z_2) + $\beta_4 z_3$) β_1.

(e) *¿Cuál es el efecto parcial de z_2 sobre P (y= 1 | z)?*

El efecto parcial de z_2 sobre P (y= 1 | z) es:

$\frac{\partial P\,(y=1 \mid z)}{\partial z_2}$= g ($\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_1^2 + \beta_3$ log (z_2) + $\beta_4 z_3$) $\beta_3 \frac{1}{z_2}$.

(f) *¿Cuál es la elasticidad de z_3 sobre P (y= 1 | z)? ¿Siempre tiene el mismo signo que β_4?*

La elasticidad de z_3 sobre P (y= 1 | z) es:

$$\varepsilon_{z_3} = \frac{\partial P\,(y=1 \mid z)}{\partial z_3} \frac{z_3}{P\,(y=1 \mid z)} = g\,(\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_1^2 + \beta_3 \log(z_2) + \beta_4 z_3)\,\beta_4 \frac{z_3}{G(\beta_0+\beta_1 z_1+\beta_2 z_1^2+\beta_3 log(z_2)+\beta_4 z_3)}.$$

No siempre tiene el mismo signo que β_4, ya que éste también depende del valor que tome z_3.

(g) *¿Cuál es la elasticidad de z_1 sobre P (y= 1 | z)?*

$$\varepsilon_{z_1} = \frac{\partial P\,(y=1 \mid z)}{\partial z_1}\,\frac{z_1}{P\,(y=1 \mid z)} = g\,(\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_1^2 + \beta_3 \log(z_2) + \beta_4 z_3)\,\beta_1 \frac{z_1}{G(\beta_0+\beta_1 z_1+\beta_2 z_1^2+\beta_3 log(z_2)+\beta_4 z_3)}.$$

(h) *¿Cómo se obtendrían errores estándar para todos estos efectos?*

Los errroes estándar para todos estos efectos se pueden obtener utilizando la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes estimados del modelo, mediante métdos analíticos, siempre que la distribución de los estimadores sea conocida, o mediante métodos de remuestreo, siempre que la distribución de los estimadores no sea conocida.

<u>Ejercicio 5:</u> MPL, Logit y Probit en Stata I.

En este ejercicio, se van a demostrar algunas propiedades de las estimaciones para modelos con variable dependiente discreta.

(a) *Estimar a ins contra retire, age, hstatusg, hhincome, educyear, married, hisp por OLS, Logit y Probit.*

<u>OLS:</u>

```
      Source |       SS           df       MS      Number of obs   =     3,206
-------------+----------------------------------   F(7, 3198)      =     41.14
       Model |  62.8403396         7  8.97719137   Prob > F        =    0.0000
    Residual |   697.78505     3,198    .2181942   R-squared       =    0.0826
-------------+----------------------------------   Adj R-squared   =    0.0806
       Total |   760.62539     3,205  .237324615   Root MSE        =    .46711

------------------------------------------------------------------------------
         ins | Coefficient  Std. err.      t    P>|t|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    1.retire |   .0408508   .0182197     2.24   0.025     .0051273    .0765743
         age |  -.0028955   .0024189    -1.20   0.231    -.0076383    .0018473
  1.hstatusg |   .0655583   .0194531     3.37   0.001     .0274166    .1037001
    hhincome |   .0004921   .0001375     3.58   0.000     .0002225    .0007617
    educyear |   .0233686   .0028672     8.15   0.000      .017747    .0289903
   1.married |   .1234699   .0193618     6.38   0.000     .0855071    .1614326
      1.hisp |  -.1210059    .033666    -3.59   0.000     -.187015   -.0549969
       _cons |   .1270857   .1605628     0.79   0.429    -.1877308    .4419021
------------------------------------------------------------------------------
```

<u>Logit:</u>

```
Logistic regression                                     Number of obs =  3,206
                                                        LR chi2(7)    = 289.79
                                                        Prob > chi2   = 0.0000
Log likelihood = -1994.8784                             Pseudo R2     = 0.0677

------------------------------------------------------------------------------
         ins | Coefficient  Std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    1.retire |   .1969297   .0842067     2.34   0.019     .0318875    .3619718
         age |  -.0145955   .0112871    -1.29   0.196    -.0367178    .0075267
  1.hstatusg |   .3122654   .0916739     3.41   0.001     .1325878     .491943
    hhincome |   .0023036    .000762     3.02   0.003       .00081    .0037972
    educyear |   .1142626   .0142012     8.05   0.000     .0864288    .1420963
   1.married |    .578636   .0933198     6.20   0.000     .3957327    .7615394
      1.hisp |  -.8103059   .1957522    -4.14   0.000    -1.193973   -.4266387
       _cons |  -1.715578   .7486219    -2.29   0.022     -3.18285   -.2483064
------------------------------------------------------------------------------
```

Probit:

```
Probit regression                                       Number of obs =  3,206
                                                        LR chi2(7)    = 292.30
                                                        Prob > chi2   = 0.0000
Log likelihood = -1993.6237                             Pseudo R2     = 0.0683

------------------------------------------------------------------------------
         ins | Coefficient  Std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
    1.retire |   .1183567   .0512678     2.31   0.021     .0178736    .2188397
         age |  -.0088696    .006899    -1.29   0.199    -.0223914    .0046521
  1.hstatusg |   .1977357   .0554868     3.56   0.000     .0889835    .3064878
    hhincome |    .001233   .0003866     3.19   0.001     .0004754    .0019907
    educyear |   .0707477   .0084782     8.34   0.000     .0541308    .0873647
   1.married |    .362329   .0560031     6.47   0.000      .252565    .4720931
      1.hisp |  -.4731099   .1104393    -4.28   0.000     -.689567   -.2566529
       _cons |  -1.069319   .4580794    -2.33   0.020    -1.967139   -.1715002
------------------------------------------------------------------------------
```

Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) Logit	(3) Probit
main			
0.retire	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
1.retire	0.0409**	0.197**	0.118**
	(0.0182)	(0.0842)	(0.0513)
age	-0.00290	-0.0146	-0.00887
	(0.00242)	(0.0113)	(0.00690)
0.hstatusg	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
1.hstatusg	0.0656***	0.312***	0.198***
	(0.0195)	(0.0917)	(0.0555)
hhincome	0.000492***	0.00230***	0.00123***
	(0.000138)	(0.000762)	(0.000387)
educyear	0.0234***	0.114***	0.0707***
	(0.00287)	(0.0142)	(0.00848)
0.married	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
1.married	0.123***	0.579***	0.362***
	(0.0194)	(0.0933)	(0.0560)
0.hisp	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
1.hisp	-0.121***	-0.810***	-0.473***
	(0.0337)	(0.196)	(0.110)
_cons	0.127	-1.716**	-1.069**
	(0.161)	(0.749)	(0.458)
N	3206	3206	3206
R-sq	0.083		
pseudo R-sq		0.068	0.068

Standard errors in parentheses
* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

(b) *¿Cuál es el problema de estimar el modelo por OLS?*

Los problemas de estimar el modelo por OLS son que los valores estimados de la variable dependiente pueden caer fuera del rango [0, 1] y que los errores del modelo son heterocedásticos, lo cual resulta en estimadores ineficientes.

(c) *Explicar, analíticamente, cuál es la interpretación de un coeficiente β en un modelo de regresión lineal y en un modelo Probit/Logit. ¿Es constante el efecto marginal en los modelos no lineales?*

La interpretación de un coeficiente β en un modelo de regresión lineal es cuánto afecta un cambio en la variable independiente a la probabilidad de y= 1 (es decir, corresponde al efecto marginal, constante), mientras que, en un modelo Probit/Logit, es parte del efecto marginal, ya que, ahora, el efecto marginal refleja las diferentes pendientes de la curva, por lo que no es constante en los modelos no lineales.

(d) *Para evaluar la eficacia de los modelos Probit y Logit, definir el valor estimado de la variable dependiente y como:*

$$\hat{y}=\begin{cases}1, si\ P\ (\hat{y}=1)>0{,}5\\ 0, si\ P(\hat{y}=0)\leq 0{,}5\end{cases}.$$

Realizar un cuadro de doble entrada con las variables y y $\hat{y}$. Comentar.

ins	yhat_probit 0	1	Total
0	1,660	305	1,965
1	906	335	1,241
Total	2,566	640	3,206

(e) *En la literatura, se sugiere que $\beta^{logit} \approx 4\beta^{ols}$ y $\beta^{probit} \approx 2{,}5\beta^{ols}$. Comprobarlo para esta muestra.*

```
prueba_logit[12,2]
                  Betas Logit  4 * Betas ~S
  ins:0b.retire             0             0
   ins:1.retire     .19692966     .16340327
        ins:age    -.01459553    -.01158219
ins:0b.hstatusg             0             0
 ins:1.hstatusg     .31226537     .26223337
   ins:hhincome      .0023036     .00196835
   ins:educyear     .11426256     .09347452
 ins:0b.married             0             0
  ins:1.married     .57863605     .49387952
    ins:0b.hisp             0             0
     ins:1.hisp    -.81030593    -.48402374
      ins:_cons    -1.7155784     .50834278

prueba_probit[12,2]
                 Betas Probit  2,5 * Beta~S
  ins:0b.retire             0             0
   ins:1.retire     .11835665     .10212704
        ins:age    -.00886962    -.00723887
ins:0b.hstatusg             0             0
 ins:1.hstatusg     .19773566     .16389585
   ins:hhincome     .00123304     .00123022
   ins:educyear     .07074775     .05842157
 ins:0b.married             0             0
  ins:1.married     .36232905      .3086747
    ins:0b.hisp             0             0
     ins:1.hisp    -.47310993    -.30251484
      ins:_cons    -1.0693194     .31771424
```

(f) *Computar la probabilidad esperada que ins= 1 cuando las variables están evaluadas en la media.*

La probabilidad esperada que ins= 1 cuando las variables están evaluadas en la media es:

- en el modelo OLS, 0,387;
- en el modelo Logit, 0,373; y
- en el modelo Probit, 0,374.

(g) *Definir el odds ratio como el cociente entre la probabilidad que y= 1 y y= 0. De este modo, un odds ratio de 2 implica que es dos veces más probable que y= 1 a que y= 0. Demostrar que, para el caso de un modelo Logit, se verifica que:*

$\ln\left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)}\right) = X\beta.$

Recordar que para un modelo Logit:

$P\ (y=1 \mid x) = \frac{1}{1+e^{-X\beta}}$.

$P\ (y=1 \mid x) = \frac{e^{X\beta}}{1+e^{X\beta}}$

$P\ (y=1 \mid x) = \frac{e^{X\beta}}{e^{X\beta}(\frac{1}{e^{X\beta}}+1)}$

$P\ (y=1 \mid x) = \frac{1}{1+\frac{1}{e^{X\beta}}}$

$P\ (y=1 \mid x) = \frac{1}{1+e^{-X\beta}}$.

$P\ (y=0 \mid x) = 1 - P\ (y=1 \mid x)$

$P\ (y=0 \mid x) = 1 - \frac{1}{1+e^{-X\beta}}$

$P\ (y=0 \mid x) = \frac{1+e^{-X\beta}-1}{1+e^{-X\beta}}$

$P\ (y=0 \mid x) = \frac{e^{-X\beta}}{1+e^{-X\beta}}$.

$\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)} = \frac{\frac{1}{1+e^{-X\beta}}}{\frac{e^{-X\beta}}{1+e^{-X\beta}}}$

$\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)} = \frac{1}{e^{-X\beta}}$

$\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)} = e^{X\beta}$

$\ln\left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)}\right) = \ln e^{X\beta}$

$\ln\left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)}\right) = X\beta \ln e$

$\ln\left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)}\right) = X\beta * 1$

$\ln\left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)}\right) = X\beta$.

Ejercicio 6: MPL, Logit y Probit en Stata II.

Utilizar la base de datos de Mroz, T. A. (1987): "The Sensitiviy of an Empirical Model of Married Women's Hours of Work to Economic and Statistical Assumptions", Econometrica, 55, 765-799. La misma posee datos sobre el desempleo de las mujeres en Estados Unidos en 1975.

(a) *Para comenzar, realiza un análisis exploratorio simple de los datos. Para esto, se puede ayudar de los comandos describe, summarize, browse, tab.*

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
inlf	753	.5683931	.4956295	0	1
hours	753	740.5764	871.3142	0	4950
kidslt6	753	.2377158	.523959	0	3
kidsge6	753	1.353254	1.319874	0	8
age	753	42.53785	8.072574	30	60
educ	753	12.28685	2.280246	5	17
wage	753	2.374565	3.241829	0	25
repwage	753	1.849734	2.419887	0	9.98
hushrs	753	2267.271	595.5666	175	5010
husage	753	45.12085	8.058793	30	60
huseduc	753	12.49137	3.020804	3	17
huswage	753	7.482179	4.230559	.4121	40.509
faminc	753	23080.59	12190.2	1500	96000
mtr	753	.6788632	.0834955	.4415	.9415
motheduc	753	9.250996	3.367468	0	17
fatheduc	753	8.808765	3.57229	0	17
unem	753	8.623506	3.114934	3	14
city	753	.6427623	.4795042	0	1
exper	753	10.63081	8.06913	0	45
nwifeinc	753	20.12896	11.6348	-.0290575	96
lwage	428	1.190173	.7231978	-2.054164	3.218876
expersq	753	178.0385	249.6308	0	2025

(b) *Crear una variable de educación centrada. Recordar que se le llama variable centrada a una variable transformada como* $\tilde{x}_i = x_i - \bar{x}$.

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
educ	753	12.28685	2.280246	5	17
educ_cent	753	-165.7517	2.280246	-173.0385	-161.0385

(c) *Estudiar, gráficamente, la relación entre el salario y la educación. Se puede también desagregar por las variables inlf, kidslt6. Para esto, se puede ayudar de los comandos graph, twoway, scatter, lfit y sus opciones.*

Stata.

(d) *¿Hay valores faltantes o duplicados en la muestra? Intentar resolver esto sin el comando browse ni edit.*

Variable	Missing	Total	Percent Missing
inlf	0	753	0.00
hours	0	753	0.00
kidslt6	0	753	0.00
kidsge6	0	753	0.00
age	0	753	0.00
educ	0	753	0.00
wage	0	753	0.00
repwage	0	753	0.00
hushrs	0	753	0.00
husage	0	753	0.00
huseduc	0	753	0.00
huswage	0	753	0.00
faminc	0	753	0.00
mtr	0	753	0.00
motheduc	0	753	0.00
fatheduc	0	753	0.00
unem	0	753	0.00
city	0	753	0.00
exper	0	753	0.00
nwifeinc	0	753	0.00
lwage	325	753	43.16
expersq	0	753	0.00
educ_cent	0	753	0.00

Sí, en la variable *lwage*, hay 325 valores faltantes en la muestra de 753 observaciones. No, no hay valores duplicados en la muestra.

(e) *Estimar un modelo de probabilidad lineal de inlf sobre educ, city, exper, kidslt6, expersq. Además, generar la predicción del modelo.*

OLS:

```
      Source |       SS           df       MS      Number of obs   =       753
-------------+----------------------------------   F(5, 747)       =     37.62
       Model |  37.1605056         5  7.43210111   Prob > F        =    0.0000
    Residual |   147.56725       747   .19754652   R-squared       =    0.2012
-------------+----------------------------------   Adj R-squared   =    0.1958
       Total |  184.727756       752  .245648611   Root MSE        =    .44446

------------------------------------------------------------------------------
        inlf | Coefficient  Std. err.      t    P>|t|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .0388373   .0073171     5.31   0.000     .0244729    .0532018
        city |  -.0574649   .0343425    -1.67   0.095    -.1248842    .0099544
       exper |   .0444919   .0058467     7.61   0.000      .033014    .0559698
     kidslt6 |  -.1691606    .031841    -5.31   0.000    -.2316691   -.1066522
     expersq |  -.0009058   .0001881    -4.82   0.000    -.0012751   -.0005366
       _cons |  -.1433578   .0917196    -1.56   0.118    -.3234167     .036701
------------------------------------------------------------------------------
```

(f) *¿Se puede realizar inferencia con este modelo? Estimar el modelo con errores estándares robustos. ¿Cómo cambian los resultados?*

OLS (con errores estándar robustos):

```
Linear regression                               Number of obs     =        753
                                                F(5, 747)         =      52.82
                                                Prob > F          =     0.0000
                                                R-squared         =     0.2012
                                                Root MSE          =     .44446

------------------------------------------------------------------------------
             |               Robust
        inlf | Coefficient  std. err.      t    P>|t|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .0388373   .0069696     5.57   0.000     .0251549    .0525197
        city |  -.0574649   .0342117    -1.68   0.093    -.1246275    .0096976
       exper |   .0444919   .0055926     7.96   0.000     .0335128     .055471
     kidslt6 |  -.1691606   .0300823    -5.62   0.000    -.2282165   -.1101047
     expersq |  -.0009058   .0001738    -5.21   0.000     -.001247   -.0005647
       _cons |  -.1433578   .0852798    -1.68   0.093    -.3107744    .0240588
------------------------------------------------------------------------------
```

Sí, se puede realizar inferencia con este modelo. Si se estima el modelo con errores estándares robustos, mejora la significatividad estadística de las variables.

(g) *¿Qué ocurre si se elimina la constante del modelo?*

OLS (con errores estándar robustos y sin constate):

```
Linear regression                               Number of obs     =        753
                                                F(5, 748)         =     310.35
                                                Prob > F          =     0.0000
                                                R-squared         =     0.6541
                                                Root MSE          =     .44489

------------------------------------------------------------------------------
             |               Robust
        inlf | Coefficient  std. err.      t    P>|t|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |    .028748   .0035986     7.99   0.000     .0216835    .0358125
        city |  -.0617278   .0340414    -1.81   0.070    -.1285558    .0051002
       exper |   .0425785    .005629     7.56   0.000     .0315281     .053629
     kidslt6 |  -.1700338   .0300221    -5.66   0.000    -.2289713   -.1110963
     expersq |  -.0008588   .0001749    -4.91   0.000    -.0012023   -.0005154
------------------------------------------------------------------------------
```

Lo que ocurre si se elimina la constante del modelo es que aumenta la significatividad estadística de la variable *city*.

(h) *¿Qué ocurre si estima el modelo sólo para una ciudad?*

OLS (con errores estándar robustos y sólo para una ciudad):

```
Linear regression                               Number of obs     =        484
                                                F(4, 479)         =      46.75
                                                Prob > F          =     0.0000
                                                R-squared         =     0.2065
                                                Root MSE          =     .44379

------------------------------------------------------------------------------
             |               Robust
        inlf | Coefficient  std. err.      t    P>|t|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .0413565   .0090158     4.59   0.000     .0236411    .0590718
        city |          0  (omitted)
       exper |   .0497399   .0068528     7.26   0.000     .0362745    .0632052
     kidslt6 |  -.1426504   .0416024    -3.43   0.001    -.2243963   -.0609046
     expersq |  -.0009985   .0002023    -4.94   0.000     -.001396    -.000601
       _cons |  -.2781658   .1143471    -2.43   0.015    -.5028497    -.053482
------------------------------------------------------------------------------
```

Lo que ocurre si se estima el modelo sólo para una ciudad es que se omite la variable *city* porque existe multicolinealidad perfecta entre el intercepto del modelo y esta variable.

(i) *Estimar un modelo Logit de inlf sobre educ, city, exper, kidslt6, expersq.*

Logit:

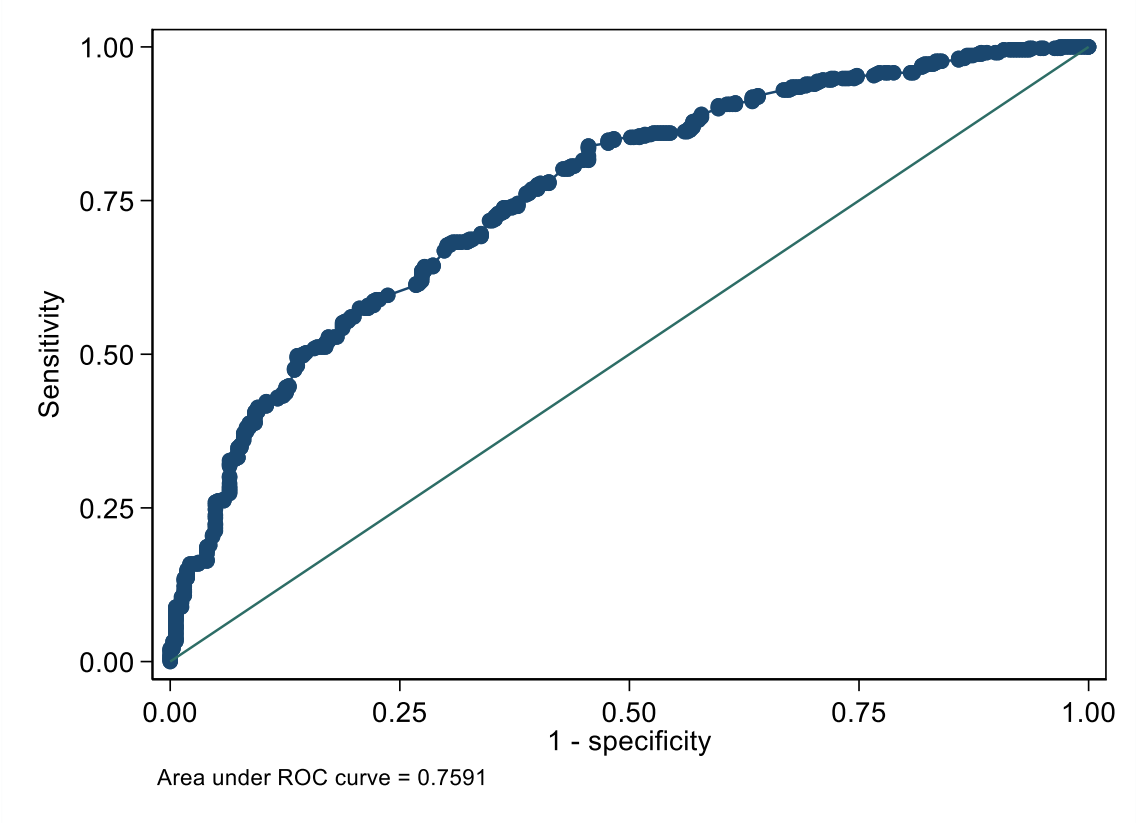
```
Logistic regression                                     Number of obs =    753
                                                        LR chi2(5)    = 163.38
                                                        Prob > chi2   = 0.0000
Log likelihood = -433.18195                             Pseudo R2     = 0.1587

------------------------------------------------------------------------------
        inlf | Coefficient  Std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .1991157    .039264     5.07   0.000     .1221596    .2760717
        city |  -.2786654    .176285    -1.58   0.114    -.6241777    .0668469
       exper |   .2041167   .0302627     6.74   0.000      .144803    .2634304
     kidslt6 |  -.8274419   .1684161    -4.91   0.000    -1.157531   -.4973525
     expersq |  -.0040423   .0009801    -4.12   0.000    -.0059633   -.0021213
       _cons |  -3.199722   .5019472    -6.37   0.000     -4.18352   -2.215924
------------------------------------------------------------------------------
```

(j) *Calcular la predicción del modelo.*

Stata.

(k) *Generar la curva ROC.*



(l) *Calcular los efectos marginales en las medias.*

Efectos marginales (condicionales en las medias) en Logit:

```
Conditional marginal effects                                    Number of obs = 753
Model VCE: OIM

Expression: Pr(inlf), predict()
dy/dx wrt:  educ city exper kidslt6 expersq
At: educ    = 12.28685 (mean)
    city    = .6427623 (mean)
    exper   = 10.63081 (mean)
    kidslt6 = .2377158 (mean)
    expersq = 178.0385 (mean)

------------------------------------------------------------------------------
             |            Delta-method
             |      dy/dx   std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .0485166   .0095555     5.08   0.000     .0297881    .0672452
        city |  -.0678998   .0429316    -1.58   0.114    -.1520443    .0162447
       exper |   .0497352    .007403     6.72   0.000     .0352256    .0642448
     kidslt6 |   -.201615   .0411714    -4.90   0.000    -.2823095   -.1209206
     expersq |  -.0009849   .0002397    -4.11   0.000    -.0014547   -.0005152
------------------------------------------------------------------------------
```

(m) *Calcular los efectos marginales en valores particulares de la variable que le resulten de interés.*

Efectos marginales (condicionales en valores particulares) en Logit:

```
Conditional marginal effects                                    Number of obs = 753
Model VCE: OIM

Expression: Pr(inlf), predict()
dy/dx wrt:  educ city exper kidslt6 expersq
At: educ    =  10
    city    =   1
    exper   =  20
    kidslt6 =   3
    expersq = 400

------------------------------------------------------------------------------
             |            Delta-method
             |      dy/dx   std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .0296194   .0096332     3.07   0.002     .0107386    .0485001
        city |  -.0414528   .0272418    -1.52   0.128    -.0948456    .0119401
       exper |   .0303633   .0117144     2.59   0.010     .0074035    .0533231
     kidslt6 |  -.1230858   .0197055    -6.25   0.000    -.1617079   -.0844637
     expersq |  -.0006013   .0002532    -2.37   0.018    -.0010976    -.000105
------------------------------------------------------------------------------
```

(n) *Estimar un modelo Probit con las mismas variables que en el inciso (i) y crear una tabla con las estimaciones de todos los modelos.*

Probit:

```
Probit regression                                       Number of obs =    753
                                                        LR chi2(5)    = 163.97
                                                        Prob > chi2   = 0.0000
Log likelihood = -432.88971                             Pseudo R2     = 0.1592

------------------------------------------------------------------------------
        inlf | Coefficient  Std. err.      z    P>|z|     [95% conf. interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
        educ |   .1209674   .0231872     5.22   0.000     .0755213    .1664136
        city |   -.169242   .1051678    -1.61   0.108    -.3753671    .0368831
       exper |   .1251388   .0181038     6.91   0.000      .089656    .1606216
     kidslt6 |  -.5046704   .1003243    -5.03   0.000    -.7013024   -.3080385
     expersq |  -.0025089   .0005879    -4.27   0.000    -.0036611   -.0013567
       _cons |  -1.945429    .294419    -6.61   0.000    -2.522479   -1.368378
------------------------------------------------------------------------------
```

Tabla comparativa:

```
------------------------------------------------------------
                      (1)             (2)             (3)
                      OLS           Logit          Probit
------------------------------------------------------------
main
educ                0.0388***       0.199***        0.121***
                   (0.00697)       (0.0393)        (0.0232)

city                -0.0575*        -0.279          -0.169
                    (0.0342)        (0.176)         (0.105)

exper               0.0445***       0.204***        0.125***
                   (0.00559)       (0.0303)        (0.0181)

kidslt6             -0.169***       -0.827***       -0.505***
                    (0.0301)        (0.168)         (0.100)

expersq          -0.000906***    -0.00404***     -0.00251***
                  (0.000174)      (0.000980)      (0.000588)

_cons               -0.143*         -3.200***       -1.945***
                    (0.0853)        (0.502)         (0.294)
------------------------------------------------------------
N                     753             753             753
R-sq                0.201
pseudo R-sq                         0.159           0.159
------------------------------------------------------------
Standard errors in parentheses
* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01
```

Ejercicio 7: Estimar el Efecto de la Educación sobre la Probabilidad de estar Desempleado.

Utilizar la EPH con datos de individuos del segundo trimestre de 2015, disponible en http://www.indec.gob.ar/bases-de-datos.asp. Usar la muestra de jefes de hogar, hombres, 25-65 años, para todos los conglomerados disponibles. Estudiar cómo se define el desempleo de acuerdo al INDEC. Rentrinjir la muestra a personas empleadas o desempleadas, es decir, excluir aquellos que están fuera de la fuerza laboral (no buscan trabajo, estudian, retirados, etc.). Usar las ponderaciones pondera.

(a) *Utilizar un modelo de probabilidad lineal para estimar el efecto de la educación sobre la probabilidad de estar desempleado, controlando por ubicación geográfica, edad y estado civil. Construir las probabilidades para cada individuo. ¿Qué proporción de la muestra tiene probabilidades predecidas mayores a 1 o menores a 0?*

Stata.

La proporción de la muestra que tiene probabilidades predecidas mayores a 1 y menores a 0 es 0 y 0,101, respectivamente.

(b) *Estimar el modelo del inciso (a) usando los modelos Probit y Logit. ¿Cómo cambian los resultados?*

Stata.

(c) *Estimar la probabilidad de estar desempleado para un hombre casado, para cada área metropolitana de la EPH, para todos los años posibles de edad 25-65. Graficar los efectos marginales de la edad sobre la probabilidad de estar desempleado, junto con los errores estándar de la estimación.*

Stata.