

## **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  $P(y=1/x) = F(X\beta)$ . 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.

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

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

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

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

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

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

## **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 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 verifican  $y_i = 1$ . Llamamos  $\bar{x}_1$  a la media de la variable  $x$  tomada sólo para aquellos elementos que verifican  $y_i = 1$  y  $\bar{x}_0$  a la media de la variable  $x$  tomada sobre los valores restantes. Mostrar que:

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

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

Partiendo del estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para el parámetro de pendiente ( $\beta_1$ ) de este modelo, se tiene:

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

**Ejercicio 3: Interpretación del Modelo de Probabilidad Lineal II.**

Sea  $y$  un resultado binario y sean  $d_1, d_2, \dots, d_M$  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  $d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Mi}$  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,  $\bar{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^{m_k} y_i}{m_k}$  (proporción de “éxitos” de cada categoría), siendo  $m_k$  la cantidad de observaciones con  $d_k=1$ ,  $k=1, \dots, M$ .

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  $d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Mi}$  linealmente independientes entre sí? Ayuda: Considerar  $1, d_2, \dots, d_M$ .

Lo que ocurre si  $y_i$  se regresa sobre  $M$  combinaciones lineales de  $d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Mi}$  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).

### **Ejercicio 4: Efectos Marginales.**

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

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_j} = g(\beta_0 + x\beta) \beta_j, \text{ donde } g(z) = \frac{\partial G}{\partial z}(z).$$

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

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

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

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

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_1} = \frac{\beta_1}{\beta_2} \cdot \frac{\partial p(x)}{\partial x_2}$$

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:

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_1} = P(y=1 | x_1=1) - P(y=1 | x_1=0)$$

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

que depende de la función de densidad de la variable aleatoria continua y del coeficiente  $\beta_1$ .

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, *ceteris paribus*, 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.

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_2} = P(y = 1 | x_2 = c + 1) - P(y = 1 | x_2 = c)$$

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

que depende de la función de densidad de la variable aleatoria continua y del coeficiente  $\beta_2$ .

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, *ceteris paribus*, 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:

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

(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:

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

(f) ¿Cuál es la elasticidad de  $z_3$  sobre  $P(y = 1 | z)$ ? ¿Siempre tiene el mismo signo que  $\beta_4$ ?

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

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

No siempre tiene el mismo signo que  $\beta_4$ , ya que éste también depende del valor que tome  $z_3$ .

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

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

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

Los errores estándar para todos estos efectos se pueden obtener utilizando la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes estimados del modelo, mediante métodos 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.

**Ejercicio 5: 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.

**OLS:**

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	3,206
Model	62.8403396	7	8.97719137	F(7, 3198)	=	41.14
Residual	697.78505	3,198	.2181942	Prob > F	=	0.0000
				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

**Logit:**

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  
 Pseudo R2 = 0.0683

Log likelihood = -1993.6237

	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** (0.0182)	0.197** (0.0842)	0.118** (0.0513)
age	-0.00290 (0.00242)	-0.0146 (0.0113)	-0.00887 (0.00690)
0.hstatusg	0 (.)	0 (.)	0 (.)
1.hstatusg	0.0656*** (0.0195)	0.312*** (0.0917)	0.198*** (0.0555)
hhincome	0.000492*** (0.000138)	0.00230*** (0.000762)	0.00123*** (0.000387)
educyear	0.0234*** (0.00287)	0.114*** (0.0142)	0.0707*** (0.00848)
0.married	0 (.)	0 (.)	0 (.)
1.married	0.123*** (0.0194)	0.579*** (0.0933)	0.362*** (0.0560)
0.hisp	0 (.)	0 (.)	0 (.)
1.hisp	-0.121*** (0.0337)	-0.810*** (0.196)	-0.473*** (0.110)
_cons	0.127 (0.161)	-1.716** (0.749)	-1.069** (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  $\beta$  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  $\beta$  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:

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

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

ins	yhat_probit		Total
	0	1	
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:hincome	.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:hincome	.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:*

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

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

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

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

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

$$P(y = 0 | x) = 1 - P(y = 1 | x)$$

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Utilizar la base de datos de Mroz, T. A. (1987): “The Sensitivity 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
Model	37.1605056	5	7.43210111	F(5, 747)	=	37.62
Residual	147.56725	747	.19754652	Prob > F	=	0.0000
				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

inlf	Coefficient	Robust 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 constata):

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

	inlf	Coefficient	Robust 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

	inlf	Coefficient	Robust 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

Pseudo R2 = 0.1587

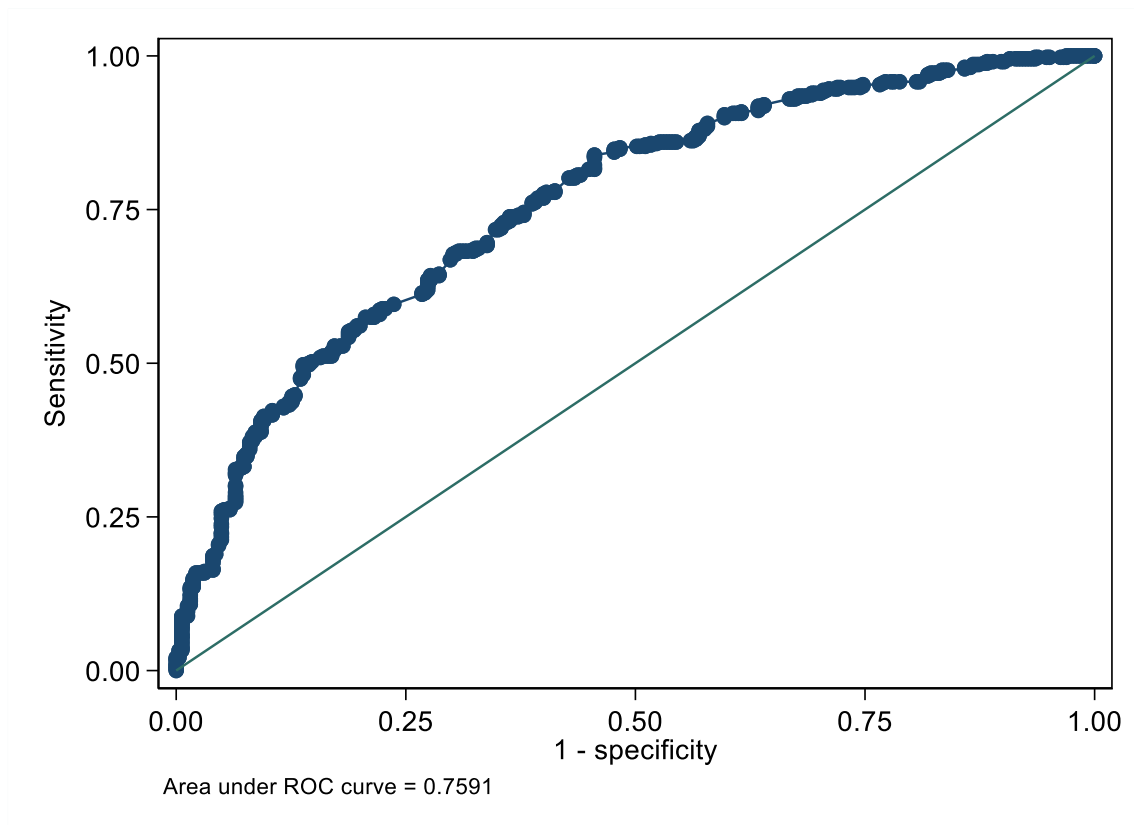
Log likelihood = -433.18195

	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  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

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				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
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  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

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				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
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

Pseudo R2 = 0.1592

Log likelihood = -432.88971

	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) OLS	(2) Logit	(3) Probit
main			
educ	0.0388*** (0.00697)	0.199*** (0.0393)	0.121*** (0.0232)
city	-0.0575* (0.0342)	-0.279 (0.176)	-0.169 (0.105)
exper	0.0445*** (0.00559)	0.204*** (0.0303)	0.125*** (0.0181)
kidslt6	-0.169*** (0.0301)	-0.827*** (0.168)	-0.505*** (0.100)
expersq	-0.000906*** (0.000174)	-0.00404*** (0.000980)	-0.00251*** (0.000588)
_cons	-0.143* (0.0853)	-3.200*** (0.502)	-1.945*** (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. Rentrinjar 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.

## **Trabajo Práctico N° 2:** **Extensiones de Modelos Logit y Probit.**

### **Ejercicio 1.**

*Considerar la siguiente afirmación: “La estimación de un modelo de probabilidad lineal es más robusta que Probit o Logit porque el modelo de probabilidad lineal no asume homocedasticidad ni tiene supuestos acerca de la distribución de los errores.”*

En esta afirmación, se propone una comparación que no es adecuada.

## **Ejercicio 2: Probit con una Variable no Observable.**

Considerar el modelo Probit:

$$P(y=1 | z, q) = \Phi(z_1\delta_1 + \gamma_1 z_2 q),$$

donde  $q$  es independiente de  $z$  y distribuido normal  $(0, 1)$ ; el vector  $z$  es observado, pero el escalar  $q$  no lo es.

(a) Encontrar el efecto parcial de  $z_2$  sobre la probabilidad de respuesta, a saber,  $\frac{\partial P(y=1|z,q)}{\partial z_2}$ .

$$\frac{\partial P(y=1|z,q)}{\partial z_2} = \phi(z_1\delta_1 + \gamma_1 z_2 q) \gamma_1 q.$$

(b) Mostrar que  $P(y=1 | z) = \Phi\left(\frac{z_1\delta_1}{(1+\gamma_1^2 z_2^2)^{\frac{1}{2}}}\right)$ .

Se escribe:

$$y^* = z_1\delta_1 + r,$$

con  $r = \gamma_1 z_2 q + e$ , donde  $e \sim \mathcal{N}(0, 1)$  y es independiente de  $(z, q)$ .

Como se asume que  $q$  es independiente de  $z$ , se tiene:

$$E(r | z) = E(\gamma_1 z_2 q + e | z)$$

$$E(r | z) = E(\gamma_1 z_2 q | z) + E(e | z)$$

$$E(r | z) = \gamma_1 z_2 E(q | z) + E(e)$$

$$E(r | z) = \gamma_1 z_2 E(q) + 0$$

$$E(r | z) = \gamma_1 z_2 * 0 + 0$$

$$E(r | z) = 0 + 0$$

$$E(r | z) = 0.$$

$$\text{Var}(r | z) = \text{Var}(\gamma_1 z_2 q + e | z)$$

$$\text{Var}(r | z) = \text{Var}(\gamma_1 z_2 q | z) + \text{Var}(e | z) + 2\gamma_1 z_2 \text{Cov}(q, e | z)$$

$$\text{Var}(r | z) = \gamma_1^2 z_2^2 \text{Var}(q | z) + \text{Var}(e) + 2\gamma_1 z_2 * 0$$

$$\text{Var}(r | z) = \gamma_1^2 z_2^2 \text{Var}(q) + 1 + 0$$

$$\text{Var}(r | z) = \gamma_1^2 z_2^2 * 1 + 1 + 0$$

$$\text{Var}(r | z) = 1 + \gamma_1^2 z_2^2.$$

Entonces, se puede armar la distribución de  $\frac{r}{(1+\gamma_1^2 z_2^2)^{\frac{1}{2}}}$  y ver que:

$$P(y=1 | z) = \Phi\left(\frac{z_1\delta_1}{(1+\gamma_1^2 z_2^2)^{\frac{1}{2}}}\right).$$

(c) Definir  $\rho_1 \equiv \gamma_1^2$ . ¿Cómo se testaría la hipótesis  $H_0: \rho_1 = 0$ ?

Definiendo  $\rho_1 \equiv \gamma_1^2$ , la hipótesis  $H_0: \rho_1 = 0$  se podría testear usando un Score Test o un LM Test.

(d) Si se tuvieran motivos para creer que  $\rho_1 > 0$ , ¿cómo se estimaría  $\delta_1$  junto con  $\rho_1$ ?

Si se tuvieran motivos para creer que  $\rho_1 > 0$ ,  $\delta_1$  se estimaría junto con  $\rho_1$  mediante el método de máxima verosimilitud.

**Ejercicio 3.**

Considerar una gran muestra aleatoria de trabajadores en un momento dado. Sea  $sick_i$  una variable que vale 1 si la persona  $i$  se reportó enferma durante los últimos 90 días y vale 0 en caso contrario. Sea  $z_i$  un vector de características del individuo y del empleador. Sea  $cigs_i$  el número de cigarrillos que fuma el individuo  $i$  por día (en promedio).

(a) Explicar el experimento subyacente de interés cuando se quieren examinar los efectos del tabaquismo en los días de trabajo perdidos.

El experimento subyacente de interés cuando se quieren examinar los efectos del tabaquismo en los días de trabajo perdidos es qué analizar qué efecto tendrá sobre la probabilidad de que una persona se reporte enferma durante los últimos 90 días el cambio exógeno del número de cigarrillos que fuma por día esa persona. En otras palabras, se quiere inferir causalidad, no sólo encontrar una correlación entre el ausentismo en el trabajo y el tabaquismo.

(b) ¿Por qué  $cigs_i$  podría estar correlacionada con variables no observables que afectan a  $sick_i$ ?

Dado que las personas eligen si fumar y cuánto, ciertamente, no se puede tratar a los datos como si provinieran del experimento que se tiene en mente en el inciso (a). Es decir, no se puede asignar a las personas, aleatoriamente, un consumo de cigarrillos diario.

El consumo de cigarrillos diario puede estar correlacionado con variables no observables que afectan la falta en el trabajo. Por ejemplo, los fumadores pueden ser menos saludables o tener otros atributos que les hagan faltar al trabajo con más frecuencia; o, por el contrario, el consumo de cigarrillos puede estar relacionado con rasgos de la personalidad que hacen que las personas trabajen más. En cualquier caso, el consumo de cigarrillos diarios podría estar correlacionado con elementos no observables de la ecuación.

(c) Una forma de escribir el modelo de interés es:

$$P(sick = 1 \mid z, cigs, q_1) = \Phi(z_1\delta_1 + \gamma_1 cigs + q_1),$$

donde  $z_1$  es un subconjunto de  $z$  y  $q_1$  es una variable no observable que, posiblemente, esté correlacionada con  $cigs$ . ¿Qué sucede si se ignora  $q_1$  y se estima el Probit de  $sick$  sobre  $z_1$  y  $cigs$ ?

Lo que sucede si se ignora  $q_1$  y se estima el Probit de  $sick$  sobre  $z_1$  y  $cigs$  es que los estimadores serán inconsistentes.

(d) ¿Puede  $cigs$  tener una distribución normal condicional en la población? Explicar.

Dado que, en la población, hay muchas personas que no fuman, la distribución (condicional o incondicional) de consumo de cigarrillos diarios se “apila” en cero. Además, la variable *cigs* toma valores enteros positivos, por lo que no puede tener una distribución normal condicional en la población.

(e) *Explicar cómo probar si  $cigs$  es exógeno. ¿Esta prueba se basa en  $cigs$  que tienen una distribución normal condicional?*

Para probar si *cigs* es exógeno, se puede utilizar el procedimiento de dos etapas de Rivers y Vuong (1988).

(f) *Suponer que algunos de los trabajadores viven en estados que, recientemente, implementaron leyes de no fumar en el lugar de trabajo. ¿La presencia de las nuevas leyes sugiere un buen candidato IV para  $cigs$ ?*

Suponiendo que las personas no se mudarán, inmediatamente, de su estado de residencia cuando el estado implemente leyes de no fumar en el lugar de trabajo y que ese estado de residencia es, aproximadamente, independiente de la salud general de la población, un indicador *dummy* que diga si la persona trabaja en un estado con una nueva ley puede funcionar como una variable exógena. Estas situaciones, a menudo, se denominan “experimentos naturales”. Además, es probable que la variable *cigs* esté correlacionada con el indicador de la ley estatal porque las personas no podrán fumar tanto como lo harían de no existir la ley. Por tanto, la presencia de las nuevas leyes sugiere un buen candidato IV para *cigs*.



## Ejercicio 4.

Utilizar el conjunto de datos “BWGHT.dta” para este problema.

(a) Definir una variable binaria, *smokes*, si la mujer fuma durante el embarazo. Estimar un modelo Probit que relacione *smokes* con *motheduc*, *white* y  $\log(\text{faminc})$ . En *white*= 0 y *faminc* evaluado en el promedio de la muestra, ¿cuál es la diferencia estimada en la probabilidad de fumar para una mujer con 16 años de educación y una con 12 años de educación?

### Probit:

```
Probit regression                                Number of obs = 1,387
                                                LR chi2(3)      = 92.67
                                                Prob > chi2     = 0.0000
Log likelihood = -546.76991                    Pseudo R2      = 0.0781
```

	smokes	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
motheduc		-.1450599	.0207899	-6.98	0.000	-.1858074	-.1043124
white		.1896765	.1098805	1.73	0.084	-.0256853	.4050383
lfaminc		-.1669109	.0498894	-3.35	0.001	-.2646923	-.0691296
_cons		1.126276	.2504611	4.50	0.000	.6353817	1.617171

La diferencia estimada en la probabilidad de fumar para una mujer con 16 años de educación y una con 12 años de educación es -0,086.

(b) ¿*faminc* es exógena en la ecuación de *smokes*? ¿Qué pasa con *motheduc*?

*faminc* puede llegar a ser endógena en la ecuación de *smokes*.

(c) Suponer que *motheduc* y *white* son exógenos en el Probit del inciso (a). Suponer, también, que *fatheduc* es exógeno a esta ecuación. Estimar la forma reducida de  $\log(\text{faminc})$  para ver si *fatheduc* está parcialmente correlacionada con  $\log(\text{faminc})$ .

Probit:

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	1,191
				F(3, 1187)	=	119.23
Model	140.936735	3	46.9789115	Prob > F	=	0.0000
Residual	467.690904	1,187	.394010871	R-squared	=	0.2316
				Adj R-squared	=	0.2296
Total	608.627639	1,190	.511451797	Root MSE	=	.6277

lfaminc	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
motheduc	.0709044	.0098338	7.21	0.000	.0516109	.090198
white	.3452115	.050418	6.85	0.000	.2462931	.4441298
fatheduc	.0616625	.008708	7.08	0.000	.0445777	.0787473
_cons	1.241413	.1103648	11.25	0.000	1.024881	1.457945

(d) Contrastar la hipótesis nula de que  $\log(\text{faminc})$  es exógena en el Probit del inciso (a).

Probit regression  
 Log likelihood = -432.06242  
 Number of obs = 1,191  
 LR chi2(4) = 79.43  
 Prob > chi2 = 0.0000  
 Pseudo R2 = 0.0842

smokes	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
motheduc	-.0826247	.0465204	-1.78	0.076	-.173803	.0085536
white	.4611075	.1965245	2.35	0.019	.0759265	.8462886
lfaminc	-.7622559	.3652949	-2.09	0.037	-1.478221	-.046291
v2hat	.6107298	.3708071	1.65	0.100	-.1160387	1.337498
_cons	1.98796	.5996374	3.32	0.001	.8126927	3.163228

(1) [smokes]v2hat = 0

chi2( 1) = 2.71  
 Prob > chi2 = 0.0996

Por lo tanto, con un nivel de significancia del 10%, estos datos aportan evidencia suficiente para indicar que  $\log(\text{faminc})$  es endógena.

**Ejercicio 5.**

Una preocupación común cuando se utilizan precios autoinformados en la estimación de la prevalencia del tabaquismo con una base de datos de corte transversal (por ejemplo, Global Adult Tobacco Survey o GATS) es la potencial endogeneidad de esta variable. Para abordar este problema potencial, se construyen dos variables de precios diferentes. La primera variable de precio asigna a los fumadores el precio autoinformado pagado por la última compra y utiliza una imputación de regresión aleatoria (random regression imputation, a veces denominada imputación de regresión estocástica) para asignar un precio a los no fumadores de la muestra. La segunda variable de precio asigna a fumadores y no fumadores el promedio del precio autoinformado por unidad primaria de muestreo (UPM, o PSU por Primary Sampling Unit). Siguiendo las recomendaciones en “Economics of Tobacco Toolkit: Economic Analysis of Demand Using Data from the Global Adult Tobacco Survey (GATS)” (John et al., 2019), se puede verificar la endogeneidad del precio autoinformado utilizando el test de Rivers-Vuong (1988).

(a) ¿Por qué podrían ser endógenos los precios autoinformados?

Los precios autoinformados podrían ser endógenos porque pueden estar correlacionados con variables omitidas en el modelo, que, a su vez, correlacionen con la variable dependiente.

(b) Realizar el test de Rivers-Vuong para los datos provistos en “pricedata.dta” utilizando las variables X en la primera etapa y Z en la segunda etapa.

Adjusted Wald test

```
(1) [SmokeCigs]resid1 = 0
```

```
      F( 1, 5976) = 18.77
      Prob > F = 0.0000
```

Por lo tanto, con un nivel de significancia del 1%, estos datos aportan evidencia suficiente para indicar que los precios autoinformados son endógenos.

(c) En función de los resultados, estimar la elasticidad de la prevalencia del tabaquismo con respecto a los precios.

Stata.

## Ejercicio 6.

Se busca simular el siguiente modelo:

$$Pr(y=1) = F\left\{\frac{\beta_0 + \beta_1 x}{e^{\gamma_1 x_{het}}}\right\}.$$

Generar un dataset vacío con 1000 observaciones. Generar las siguientes variables:

$$\begin{aligned} x &\sim U(-1, 1), \\ x_{het} &\sim U(0, 1), \\ \sigma &\sim e^{1.5x_{het}}, \\ p &\sim \mathcal{N}\left(\frac{\beta_0 + \beta_1 x}{\sigma}\right), \end{aligned}$$

con  $\beta_0 = 0,3$  y  $\beta_1 = 2$  y definir la variable dependiente  $y$  como una variable binaria que vale 1 si  $p$  es mayor o igual a una variable aleatoria uniforme en el intervalo  $(0, 1)$  y 0 en caso contrario. Estimar el modelo Probit heterocedástico y comparar con las estimaciones del Probit usual.

### Probit heterocedástico:

```
Heteroskedastic probit model                                Number of obs      =           1,000
                                                            Zero outcomes      =             468
                                                            Nonzero outcomes   =             532

                                                            Wald chi2(1)       =             78.21
                                                            Prob > chi2        =             0.0000

Log likelihood = -563.0256
```

	y	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
	x	2.484689	.2809507	8.84	0.000	1.934036	3.035342
	_cons	.2876884	.0939283	3.06	0.002	.1035924	.4717845
lnsigma	xhet	1.734142	.2630328	6.59	0.000	1.218608	2.249677

```
LR test of lnsigma=0: chi2(1) = 51.24                      Prob > chi2 = 0.0000
```

### Probit:

```
Probit regression                                           Number of obs      =           1,000
                                                            LR chi2(1)        =          204.90
                                                            Prob > chi2       =             0.0000
                                                            Pseudo R2        =             0.1482

Log likelihood = -588.64728
```

	y	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
	x	1.054521	.0772801	13.65	0.000	.903055	1.205987
	_cons	.1085126	.0424302	2.56	0.011	.025351	.1916742

Tabla comparativa:

	(1)	(2)
	Probit	Probit
y		
x	2.485*** (0.281)	1.055*** (0.0773)
_cons	0.288*** (0.0939)	0.109** (0.0424)
lnsigma		
xhet	1.734*** (0.263)	
N	1000	1000
pseudo R-sq		0.148
Standard errors in parentheses		
* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01		

## **Trabajo Práctico N° 3:** **Modelos para Variables Categóricas No Ordenadas.**

### **Ejercicio 1: Alternativas de Pesca.**

*La variable dependiente y toma el valor 1, 2, 3 o 4, dependiendo de cuál de los cuatro modos alternativos de pesca, respectivamente, playa, muelle, barco privado y barco charter, se elija. En la base de datos, estos son beach, pier, private o charter. Los datos provienen de Herriges, J. A. y Kling, C. L. (1999): "Nonlinear Income Effects in Random Utility Models", Review of Economics and Statistics, 81, 62-72.*

**(a)** Abrir la base y describir las categorías.

Fishing mode	N(income)	mean(income)	sd(income)
beach	134	4.051617	2.50542
pier	178	3.387172	2.340324
private	418	4.654107	2.777898
charter	452	3.880899	2.050029

Fishing mode	mean(pbeach)	mean(ppier)	mean(pprivate)	mean(pcharter)
beach	35.69949	35.69949	97.80914	125.0032
pier	30.57133	30.57133	82.42908	109.7634
private	137.5271	137.5271	41.60681	70.58408
charter	120.6483	120.6483	44.56376	75.09694

Fishing mode	mean(qbeach)	mean(qpier)	mean(qprivate)	mean(qcharter)
beach	.2791948	.2190015	.1593985	.5176089
pier	.2614444	.2025348	.1501489	.4980798
private	.2082868	.1297646	.1775412	.6539167
charter	.2519077	.1595341	.1771628	.6914998

**(b)** Estimar un modelo logit multinomial.



Alternative-specific conditional logit	Number of obs	=	4,728
Case ID variable: id	Number of cases	=	1182
Alternatives variable: fishmode	Alts per case: min	=	4
	avg	=	4.0
	max	=	4
	Wald chi2(5)	=	252.98
Log likelihood = -1215.1376	Prob > chi2	=	0.0000

	d	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
fishmode							
	p	-.0251166	.0017317	-14.50	0.000	-.0285106	-.0217225
	q	.357782	.1097733	3.26	0.001	.1426302	.5729337
beach							
		(base alternative)					
charter							
	income	-.0332917	.0503409	-0.66	0.508	-.131958	.0653745
	_cons	1.694366	.2240506	7.56	0.000	1.255235	2.133497
pier							
	income	-.1275771	.0506395	-2.52	0.012	-.2268288	-.0283255
	_cons	.7779593	.2204939	3.53	0.000	.3457992	1.210119
private							
	income	.0894398	.0500671	1.79	0.074	-.0086898	.1875694
	_cons	.5272788	.2227927	2.37	0.018	.0906132	.9639444



**Ejercicio 2: Predicción de Calificaciones de Clientes.**

*Net Promoter Score®*, o *NPS®*, mide la experiencia del cliente y predice el crecimiento del negocio. Es utilizada por empresas que brindan servicios al consumidor final (bancos, telefónicas, etc). EL NPS se calcula usando la respuesta a una pregunta usando una escala de 0 a 10: ¿Qué tan probable es que recomiende a un amigo o colega? Los encuestados se agrupan de la siguiente manera:

- Los promotores (puntuación 9-10) son entusiastas leales que seguirán comprando y recomendarán a otros, lo que impulsará el crecimiento.
- Los neutrales (puntuación 7-8) son clientes satisfechos pero poco entusiastas que son vulnerables a las ofertas de la competencia.
- Los detractores (puntuación 1-6) son clientes insatisfechos que pueden dañar su marca e impedir el crecimiento a través del boca a boca negativo.

Al restar el porcentaje de detractores del porcentaje de promotores, se obtiene el puntaje neto del promotor, que puede oscilar entre un mínimo de -100 (si todos los clientes son detractores) y un máximo de 100 (si todos los clientes son promotores). Estas encuestas se utilizan para generar estrategias de originación (nuevos clientes) y de reducción de churn (fuga de clientes). La base con la que se va a hacer la primera parte de la práctica consiste en la encuesta de NPS que se le hace a los clientes de un Banco luego de efectuar una transacción en caja. En base a esto, utilizando la base "NPS.dta", responder las siguientes preguntas.

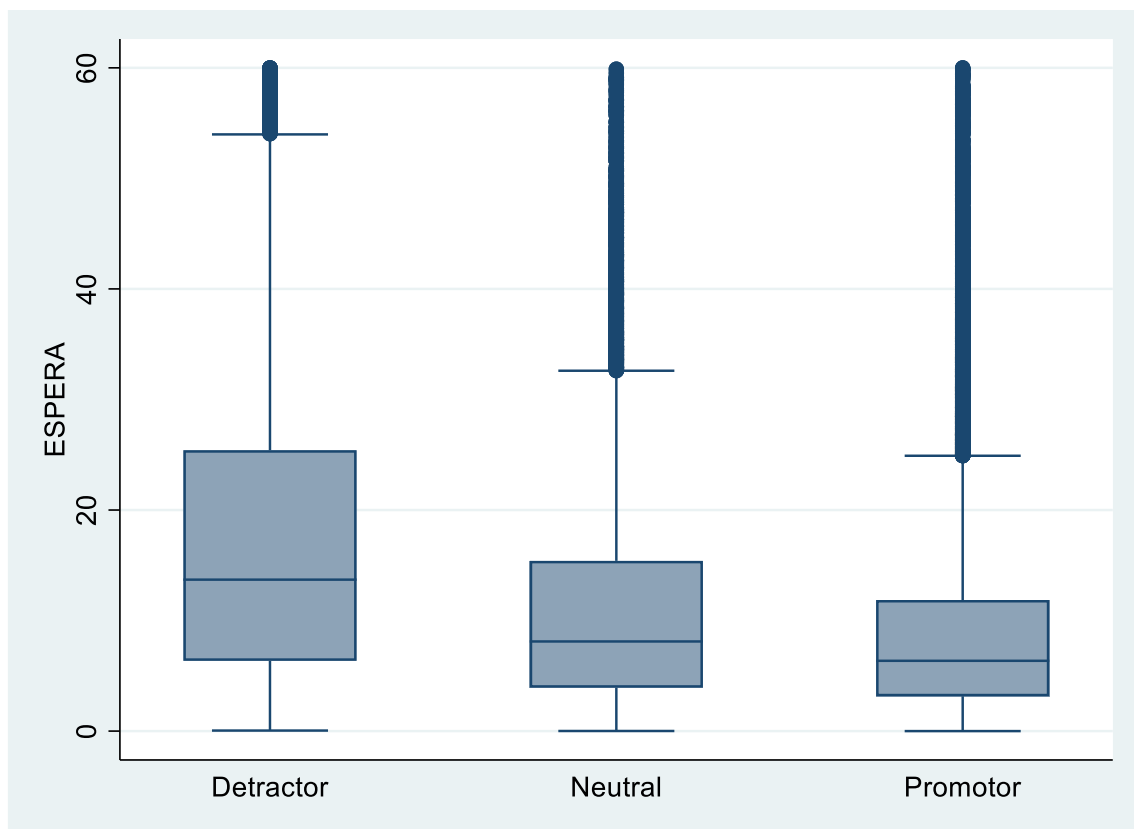
**(a)** Abrir y describir la base.

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
nps	42,019	8.369975	2.263878	1	10
marital_status	0				
gender_code	0				
edad	42,020	52.16497	12.56996	19	101
branch_desc	0				
segmento	0				
operaciones	42,020	1.728439	1.476585	1	31
mes	42,020	6.736292	3.241668	1	12
nps_anterior	0				
hora	42,020	11.7812	1.743031	7	18
dia	42,020	14.91792	8.634796	1	31
dia_semana	0				
espera	42,020	10.89938	10.70589	0	60
cliente	42,020	21372.36	12335.51	1	42760

**(b)** Generar una variable que clasifique a los clientes en función de si son promotores, detractores o neutrales.

clasificación	Freq.	Percent	Cum.
Detractor	6,265	14.91	14.91
Neutral	9,579	22.80	37.71
Promotor	26,175	62.29	100.00
Total	42,019	100.00	

(c) Analizar cómo cambia la variable de espera en función de la clasificación de los clientes.



(d) Tomar una muestra del 10% de los datos. Estimar un logit multinomial para predecir cómo cambian las clasificaciones en función de la espera, condicionando en explicativas que se considere relevantes.

### Logit (betas):

Multinomial logistic regression

Number of obs = 4,202

LR chi2(14) = 418.26

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0542

Log likelihood = -3647.5859

clasificacion	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Detractor	(base outcome)					
Neutral						
_Igender_co_2	-.0022797	.1117659	-0.02	0.984	-.2213368	.2167774
_edad	.0106823	.0042832	2.49	0.013	.0022873	.0190772
_Isegmento_2	12.80348	730.9035	0.02	0.986	-1419.741	1445.348
_Isegmento_3	.0192837	.1868698	0.10	0.918	-.3469745	.3855418
_Isegmento_4	-.7049277	.1983862	-3.55	0.000	-1.093758	-.3160979
_Isegmento_5	-.5423917	.2023154	-2.68	0.007	-.9389226	-.1458607
_espera	-.0234117	.0044156	-5.30	0.000	-.032066	-.0147573
_cons	.4567806	.2819115	1.62	0.105	-.0957557	1.009317
Promotor						
_Igender_co_2	-.0740685	.0991182	-0.75	0.455	-.2683366	.1201995
_edad	.0222569	.0038062	5.85	0.000	.0147969	.0297169
_Isegmento_2	13.38895	730.903	0.02	0.985	-1419.155	1445.933
_Isegmento_3	.254493	.1689136	1.51	0.132	-.0765715	.5855575
_Isegmento_4	-.6899248	.1774649	-3.89	0.000	-1.03775	-.3421
_Isegmento_5	-.7035198	.1827513	-3.85	0.000	-1.061706	-.3453338
_espera	-.0479308	.0040826	-11.74	0.000	-.0559326	-.039929
_cons	1.070479	.2520943	4.25	0.000	.5763835	1.564575

### Logit multinomial (relative-risk ratios):

Multinomial logistic regression

Number of obs = 4,202

LR chi2(14) = 418.26

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0542

Log likelihood = -3647.5859

clasificacion	RRR	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Detractor	(base outcome)					
Neutral						
_Igender_co_2	.9977229	.1115114	-0.02	0.984	.8014467	1.242068
_edad	1.01074	.0043292	2.49	0.013	1.00229	1.01926
_Isegmento_2	363481.5	2.66e+08	0.02	0.986	0	.
_Isegmento_3	1.019471	.1905084	0.10	0.918	.7068233	1.470411
_Isegmento_4	.4941443	.0980314	-3.55	0.000	.3349555	.7289881
_Isegmento_5	.5813562	.1176173	-2.68	0.007	.3910489	.8642781
_espera	.9768603	.0043134	-5.30	0.000	.9684427	.985351
_cons	1.578982	.4451333	1.62	0.105	.9086859	2.743726
Promotor						
_Igender_co_2	.9286081	.0920419	-0.75	0.455	.7646504	1.127722
_edad	1.022506	.0038919	5.85	0.000	1.014907	1.030163
_Isegmento_2	652751.9	4.77e+08	0.02	0.985	0	.
_Isegmento_3	1.289808	.217866	1.51	0.132	.9262867	1.795992
_Isegmento_4	.5016138	.0890188	-3.89	0.000	.354251	.7102772
_Isegmento_5	.4948405	.0904327	-3.85	0.000	.3458654	.707984
_espera	.9531997	.0038915	-11.74	0.000	.9456029	.9608576
_cons	2.916777	.7353029	4.25	0.000	1.779591	4.780643

Note: \_cons estimates baseline relative risk for each outcome.

(e) Calcular los efectos marginales.

**Efectos marginales en Logit multinomial (detractor):**

Marginal effects after mlogit

```
y = Pr(clasificacion==Detractor) (predict, pr outcome(1))
= .13172136
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
-----+-----						
_Igend~2*	.0062526	.01127	0.56	0.579	-.015827 .028332	.678486
edad	-.0021919	.0012	-1.83	0.067	-.004541 .000157	52.2109
_Isegm~2*	-.1331684	.00569	-23.41	0.000	-.144317 -.12202	.000952
_Isegm~3*	-.0220274	.02219	-0.99	0.321	-.065524 .021469	.567587
_Isegm~4*	.0931274	.05089	1.83	0.067	-.006608 .192863	.183246
_Isegm~5*	.0890482	.04974	1.79	0.073	-.008432 .186529	.148263
espera	.0047328	.00246	1.92	0.055	-.000097 .009562	11.1349
-----+-----						

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

**Efectos marginales en Logit multinomial (neutral):**

Marginal effects after mlogit

```
y = Pr(clasificacion==Neutral) (predict, pr outcome(2))
= .23194672
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
-----+-----						
_Igend~2*	.01049	.01435	0.73	0.465	-.017644 .038624	.678486
edad	-.001382	.00072	-1.91	0.056	-.002801 .000037	52.2109
_Isegm~2*	-.0628502	.1635	-0.38	0.701	-.383304 .257604	.000952
_Isegm~3*	-.034214	.02341	-1.46	0.144	-.08009 .011662	.567587
_Isegm~4*	-.02724	.02669	-1.02	0.307	-.079548 .025068	.183246
_Isegm~5*	.0021924	.02992	0.07	0.942	-.056453 .060838	.148263
espera	.0029036	.00123	2.37	0.018	.000501 .005306	11.1349
-----+-----						

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

**Efectos marginales en Logit multinomial (promotor):**

Marginal effects after mlogit

```
y = Pr(clasificacion==Promotor) (predict, pr outcome(3))
= .63633192
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
-----+-----						
_Igend~2*	-.0167426	.01648	-1.02	0.310	-.049037 .015551	.678486
edad	.0035739	.0009	3.99	0.000	.001817 .005331	52.2109
_Isegm~2*	.1960187	.16356	1.20	0.231	-.124551 .516589	.000952
_Isegm~3*	.0562415	.02657	2.12	0.034	.004172 .108311	.567587
_Isegm~4*	-.0658873	.04487	-1.47	0.142	-.153828 .022054	.183246
_Isegm~5*	-.0912406	.04211	-2.17	0.030	-.173769 -.008712	.148263
espera	-.0076364	.0016	-4.77	0.000	-.010776 -.004497	11.1349
-----+-----						

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

**(f) Repetir el análisis con un Probit multinomial y comparar.**

### Probit multinomial:

Multinomial probit regression

Number of obs = 4,202

Wald chi2(14) = 416.83

Log likelihood = -3635.6144

Prob > chi2 = 0.0000

clasificacion	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Detractor	(base outcome)					
Neutral						
_Igender_co_2	-.0536078	.0798336	-0.67	0.502	-.2100787	.1028631
_edad	.0092218	.003062	3.01	0.003	.0032205	.0152231
_Isegmento_2	-.352632	.5757431	-0.61	0.540	-1.481068	.7758037
_Isegmento_3	.0867023	.1308623	0.66	0.508	-.1697831	.3431876
_Isegmento_4	-.7015738	.1429056	-4.91	0.000	-.9816635	-.421484
_Isegmento_5	-.3109711	.1472973	-2.11	0.035	-.5996685	-.0222737
_espera	-.0138713	.0033331	-4.16	0.000	-.020404	-.0073386
_cons	.2119086	.2034099	1.04	0.298	-.1867675	.6105848
Promotor						
_Igender_co_2	-.097611	.0738029	-1.32	0.186	-.242262	.0470399
_edad	.012833	.002822	4.55	0.000	.007302	.018364
_Isegmento_2	-1.411541	.6475008	-2.18	0.029	-2.680619	-.1424626
_Isegmento_3	.2629534	.1220016	2.16	0.031	.0238348	.5020721
_Isegmento_4	-.6144694	.1313595	-4.68	0.000	-.8719294	-.3570095
_Isegmento_5	-.4984651	.1378136	-3.62	0.000	-.7685749	-.2283554
_espera	-.0350071	.0031476	-11.12	0.000	-.0411763	-.0288379
_cons	1.035228	.1878494	5.51	0.000	.6670502	1.403406

### Efectos marginales en Probit multinomial (detractor):

Marginal effects after mprobit

y = Pr(clasificacion==Detractor) (predict, pr outcome(1))  
= .13404784

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
_Igend~2*	.0136968	.01125	1.22	0.223	-.008346	.03574	.677297
_edad	-.0019418	.00044	-4.41	0.000	-.002806	-.001078	52.1844
_Isegm~2*	.2216672	.14863	1.49	0.136	-.06965	.512984	.002618
_Isegm~3*	-.0345801	.01966	-1.76	0.079	-.07312	.00396	.578058
_Isegm~4*	.1251906	.02726	4.59	0.000	.071753	.178628	.183484
_Isegm~5*	.0823211	.02707	3.04	0.002	.02926	.135382	.140171
_espera	.0046788	.00048	9.74	0.000	.003737	.005621	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Efectos marginales en Probit multinomial (neutral):

Marginal effects after mprobit

y = Pr(clasificacion==Neutral) (predict, pr outcome(2))  
= .23112599

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
_Igend~2*	.0048601	.01424	0.34	0.733	-.023054	.032774	.677297
_edad	-.00013	.00055	-0.24	0.812	-.0012	.00094	52.1844
_Isegm~2*	.1369606	.15124	0.91	0.365	-.159457	.433378	.002618
_Isegm~3*	-.0261368	.0229	-1.14	0.254	-.071021	.018747	.578058
_Isegm~4*	-.0571084	.02392	-2.39	0.017	-.103993	-.010224	.183484
_Isegm~5*	.0120419	.02754	0.44	0.662	-.041943	.066027	.140171
_espera	.0029577	.00066	4.52	0.000	.001674	.004242	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Efectos marginales en Probit multinomial (promotor):

Marginal effects after mprobit

```
y = Pr(clasificacion==Promotor) (predict, pr outcome(3))
= .63482617
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[	95% C.I.	]	X
-----+-----								
_Igend~2*	-.0185569	.01634	-1.14	0.256	-.05058	.013466		.677297
edad	.0020718	.00063	3.31	0.001	.000845	.003298		52.1844
_Isegm~2*	-.3586278	.15141	-2.37	0.018	-.655388	-.061868		.002618
_Isegm~3*	.0607169	.0265	2.29	0.022	.008771	.112663		.578058
_Isegm~4*	-.0680822	.0313	-2.18	0.030	-.12943	-.006734		.183484
_Isegm~5*	-.0943629	.03271	-2.88	0.004	-.158476	-.03025		.140171
espera	-.0076366	.00076	-10.01	0.000	-.009132	-.006141		11.1349
-----+-----								

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

**(g)** Realizar un test de la significatividad de las variables.

Stata.

### **Ejercicio 3.**

*Utilizando la EPH del cuarto trimestre de 2016, estimar un modelo multinomial que permita predecir la condición de actividad de una persona, entre inactivo, ocupado o desocupado.*

**Stata.**

## **Trabajo Práctico N° 4:** **Modelos para Variables Categóricas Ordenadas.**

### **Ejercicio 1: Predicción de Calificaciones de Clientes.**

*Considerar el ejercicio del Problem Set anterior con el mismo título que éste. Repetir el análisis utilizando un modelo ordenado.*

**(a)** *Abrir y describir la base.*

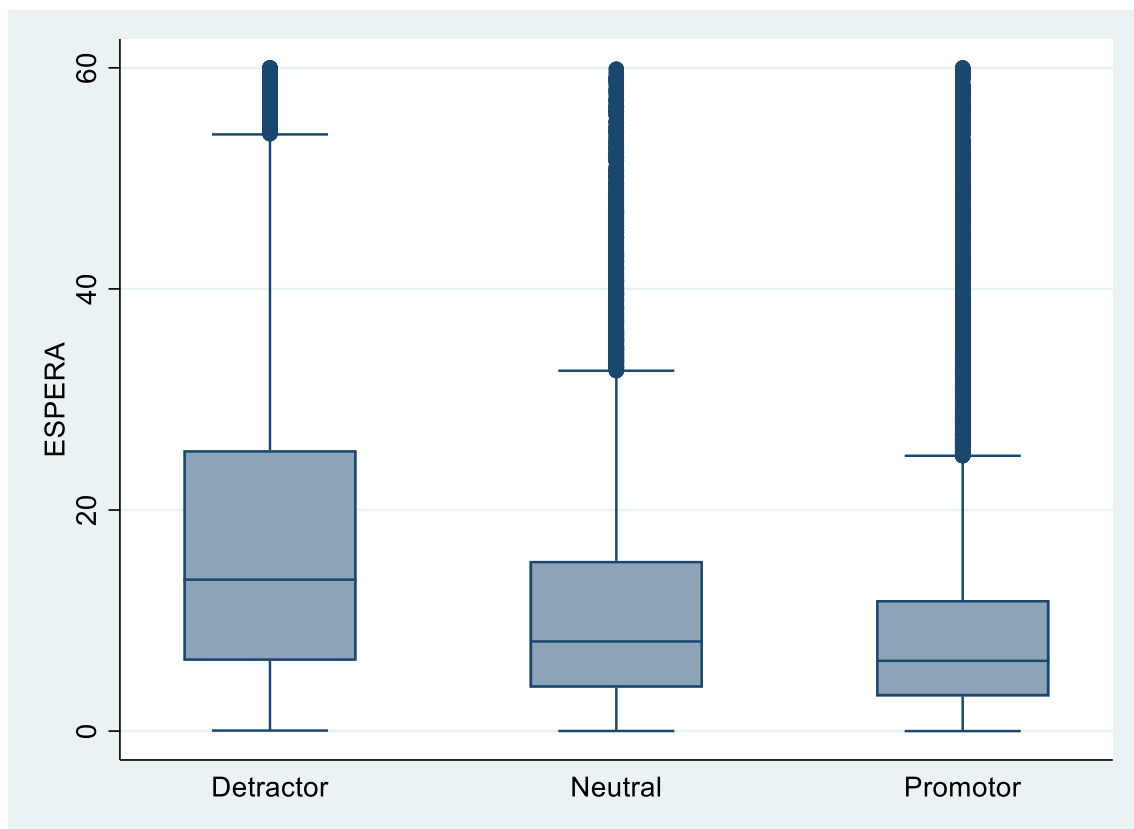
Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
nps	42,019	8.369975	2.263878	1	10
marital_status	0				
gender_code	0				
edad	42,020	52.16497	12.56996	19	101
branch_desc	0				
segmento	0				
operaciones	42,020	1.728439	1.476585	1	31
mes	42,020	6.736292	3.241668	1	12
nps_anterior	0				
hora	42,020	11.7812	1.743031	7	18
dia	42,020	14.91792	8.634796	1	31
dia_semana	0				
espera	42,020	10.89938	10.70589	0	60
cliente	42,020	21372.36	12335.51	1	42760

**(b)** *Generar una variable que clasifique a los clientes en función de si son promotores, detractores o neutrales.*



clasificaci on	Freq.	Percent	Cum.
Detractor	6,265	14.91	14.91
Neutral	9,579	22.80	37.71
Promotor	26,175	62.29	100.00
Total	42,019	100.00	

(c) Analizar cómo cambia la variable de espera en función de la clasificación de los clientes.



(d) Tomar una muestra del 10% de los datos. Estimar un logit multinomial ordenado para predecir cómo cambian las clasificaciones en función de la espera, condicionando en explicativas que se considere relevantes.

### Logit multinomial ordenado (betas):

Ordered logistic regression  
Log likelihood = -3659.6981

Number of obs = 4,202  
LR chi2(7) = 394.03  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.0511

clasificacion	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
_Igender_co_2	-.0667762	.0687925	-0.97	0.332	-.201607	.0680546
edad	.0163998	.0026606	6.16	0.000	.0111852	.0216144
_Isegmento_2	.7313334	.8363563	0.87	0.382	-.9078948	2.370562
_Isegmento_3	.2147268	.1144579	1.88	0.061	-.0096065	.4390601
_Isegmento_4	-.478007	.1271562	-3.76	0.000	-.7272286	-.2287855
_Isegmento_5	-.3697909	.1299945	-2.84	0.004	-.6245754	-.1150063
espera	-.0359647	.0030773	-11.69	0.000	-.041996	-.0299333
/cut1	-1.429497	.178061			-1.77849	-1.080504
/cut2	-.1286401	.1758049			-.4732113	.2159311

### Logit multinomial ordenado (odds ratios):

Ordered logistic regression  
Log likelihood = -3659.6981

Number of obs = 4,202  
LR chi2(7) = 394.03  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.0511

clasificacion	Odds ratio	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
_Igender_co_2	.9354045	.0643488	-0.97	0.332	.8174161	1.070424
edad	1.016535	.0027045	6.16	0.000	1.011248	1.02185
_Isegmento_2	2.077849	1.737822	0.87	0.382	.4033725	10.7034
_Isegmento_3	1.239523	.1418732	1.88	0.061	.9904395	1.551249
_Isegmento_4	.6200178	.0788391	-3.76	0.000	.4832464	.7954992
_Isegmento_5	.6908788	.0898104	-2.84	0.004	.5354887	.8913605
espera	.9646744	.0029686	-11.69	0.000	.9588736	.9705103
/cut1	-1.429497	.178061			-1.77849	-1.080504
/cut2	-.1286401	.1758049			-.4732113	.2159311

Note: Estimates are transformed only in the first equation to odds ratios.

### (e) Calcular los efectos marginales.

### Efectos marginales en Logit multinomial ordenado (clasificación 1):

Marginal effects after ologit  
y = Pr(clasificacion==1) (predict, pr outcome(1))  
= .13947074

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
_Igend~2*	.0079445	.00812	0.98	0.328	-.007962	.023851	.682532
edad	-.0019683	.00032	-6.13	0.000	-.002597	-.001339	51.9412
_Isegm~2*	-.0671776	.05629	-1.19	0.233	-.177512	.043157	.001666
_Isegm~3*	-.0261068	.0141	-1.85	0.064	-.053748	.001534	.580438
_Isegm~4*	.063994	.01889	3.39	0.001	.02698	.101008	.179914
_Isegm~5*	.0486811	.01869	2.60	0.009	.012049	.085313	.149929
espera	.0043164	.00038	11.41	0.000	.003575	.005058	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Efectos marginales en Logit multinomial ordenado (clasificación 2):

Marginal effects after ologit

```
y = Pr(clasificacion==2) (predict, pr outcome(2))
= .23365369
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
_Igend~2*	.0076247	.00788	0.97	0.333	-.007815 .023064	.682532
edad	-.0018677	.00031	-6.00	0.000	-.002478 -.001258	51.9412
_Isegm~2*	-.0833501	.08871	-0.94	0.347	-.25722 .09052	.001666
_Isegm~3*	-.0242958	.01287	-1.89	0.059	-.049518 .000926	.580438
_Isegm~4*	.0511031	.01252	4.08	0.000	.026558 .075648	.179914
_Isegm~5*	.0401242	.01326	3.03	0.002	.014131 .066118	.149929
espera	.0040958	.00038	10.66	0.000	.003342 .004849	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Efectos marginales en Logit multinomial ordenado (clasificación 3):

Marginal effects after ologit

```
y = Pr(clasificacion==3) (predict, pr outcome(3))
= .62687557
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
_Igend~2*	-.0155692	.01599	-0.97	0.330	-.046903 .015764	.682532
edad	.003836	.00062	6.17	0.000	.002618 .005054	51.9412
_Isegm~2*	.1505277	.14494	1.04	0.299	-.133553 .434608	.001666
_Isegm~3*	.0504026	.02693	1.87	0.061	-.002378 .103183	.580438
_Isegm~4*	-.1150971	.0312	-3.69	0.000	-.176246 -.053948	.179914
_Isegm~5*	-.0888053	.03183	-2.79	0.005	-.151197 -.026414	.149929
espera	-.0084122	.00072	-11.67	0.000	-.009825 -.006999	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

**(f) Repetir el análisis con un Probit multinomial ordenado y comparar.**

### Probit multinomial ordenado:

Ordered probit regression

Number of obs = 4,202

LR chi2(7) = 450.86

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0585

Log likelihood = -3631.2859

clasificacion	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
_Igender_co_2	.0079382	.040891	0.19	0.846	-.0722067 .0880831
edad	.0088488	.0015378	5.75	0.000	.0058348 .0118628
_Isegmento_2	.3043314	.5146773	0.59	0.554	-.7044176 1.31308
_Isegmento_3	.1132939	.0664574	1.70	0.088	-.0169602 .2435479
_Isegmento_4	-.3667121	.0740819	-4.95	0.000	-.5119099 -.2215144
_Isegmento_5	-.3928859	.0764502	-5.14	0.000	-.5427255 -.2430463
espera	-.0202896	.0018409	-11.02	0.000	-.0238977 -.0166814
/cut1	-.9159207	.1025571			-1.116929 -.7149126
/cut2	-.1473535	.1017522			-.3467842 .0520771

### Efectos marginales en Progit multinomial ordenado (clasificación 1):

Marginal effects after oprobit

```
y = Pr(clasificacion==1) (predict, pr outcome(1))
= .13680723
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
_Igend~2*	-.001742	.00899	-0.19	0.846	-.019358 .015873	.680866
edad	-.0019388	.00034	-5.73	0.000	-.002602 -.001276	52.1171
_Isegm~2*	-.055947	.07726	-0.72	0.469	-.207383 .095489	.001428
_Isegm~3*	-.0250324	.01481	-1.69	0.091	-.054056 .003991	.567111
_Isegm~4*	.0905003	.02035	4.45	0.000	.050614 .130386	.186578
_Isegm~5*	.099153	.02183	4.54	0.000	.05637 .141936	.147787
espera	.0044455	.00041	10.79	0.000	.003638 .005253	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Efectos marginales en Probit multinomial ordenado (clasificación 2):

Marginal effects after oprobit

```
y = Pr(clasificacion==2) (predict, pr outcome(2))
= .23532568
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
_Igend~2*	-.0012622	.00649	-0.19	0.846	-.013992 .011467	.680866
edad	-.0014084	.00025	-5.61	0.000	-.001901 -.000916	52.1171
_Isegm~2*	-.0520378	.09116	-0.57	0.568	-.230701 .126626	.001428
_Isegm~3*	-.0179079	.01044	-1.71	0.086	-.038376 .00256	.567111
_Isegm~4*	.0518055	.0091	5.69	0.000	.033965 .069646	.186578
_Isegm~5*	.053895	.00872	6.18	0.000	.036803 .070987	.147787
espera	.0032294	.00032	10.13	0.000	.002605 .003854	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Efectos marginales en Probit multinomial ordenado (clasificación 3):

Marginal effects after oprobit

```
y = Pr(clasificacion==3) (predict, pr outcome(3))
= .6278671
```

variable	dy/dx	Std. err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
_Igend~2*	.0030042	.01548	0.19	0.846	-.02734 .033349	.680866
edad	.0033472	.00058	5.75	0.000	.002207 .004487	52.1171
_Isegm~2*	.1079848	.16839	0.64	0.521	-.22206 .43803	.001428
_Isegm~3*	.0429403	.02522	1.70	0.089	-.006492 .092373	.567111
_Isegm~4*	-.1423059	.02913	-4.88	0.000	-.199406 -.085205	.186578
_Isegm~5*	-.1530479	.03018	-5.07	0.000	-.212194 -.093902	.147787
espera	-.007675	.0007	-11.01	0.000	-.009042 -.006308	11.1349

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

(g) Realizar un test de la significatividad de las variables.

Stata.

**(a)** Considerar la base de datos “nlsw88.dta”. En la misma, hay datos de un grupo de mujeres de entre 30 y 40 años para estudiar los patrones de la fuerza laboral. Estimar un logit secuencial con la decisión de educación utilizando el comando `seqlogit` y mostrar que se pueden obtener los mismos resultados estimando varios modelos logit por separado.

```
Log likelihood = -2882.1386      Number of obs = 2,244
                                LR chi2(9) = 108.50
                                Prob > chi2 = 0.0000
```

educ_cat	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
<hr/>						
_2_3_4v1						
race						
Black	-.9151569	.1282466	-7.14	0.000	-1.166516	-.6637983
Other	-.4910998	.5511525	-0.89	0.373	-1.571339	.5891394
south						
South	-.4175069	.1259601	-3.31	0.001	-.6643841	-.1706298
_cons	2.250353	.0952967	23.61	0.000	2.063574	2.437131
<hr/>						
_3_4v2						
race						
Black	-.173837	.1131414	-1.54	0.124	-.3955902	.0479161
Other	1.745005	.6241267	2.80	0.005	.5217389	2.968271
south						
South	-.1495226	.0968386	-1.54	0.123	-.3393228	.0402777
_cons	.1079773	.0617595	1.75	0.080	-.0130691	.2290237
<hr/>						
_4v3						
race						
Black	-.3065161	.1648533	-1.86	0.063	-.6296227	.0165905
Other	-.3798123	.4723054	-0.80	0.421	-1.305514	.5458893
south						
South	.4052292	.138966	2.92	0.004	.1328609	.6775975
_cons	.0396236	.0855118	0.46	0.643	-.1279765	.2072237

### Logit (High School):

Logistic regression

Number of obs = 2,244

LR chi2(3) = 78.50

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -904.78566

Pseudo R2 = 0.0416

	hs	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
race							
Black		-.9151569	.1282466	-7.14	0.000	-1.166516	-.6637983
Other		-.4910998	.5511525	-0.89	0.373	-1.571339	.5891394
south							
South		-.4175069	.1259601	-3.31	0.001	-.6643841	-.1706298
_cons		2.250353	.0952967	23.61	0.000	2.063574	2.437131

### Logit (Junior College):

Logistic regression

Number of obs = 1,910

LR chi2(3) = 18.95

Prob > chi2 = 0.0003

Log likelihood = -1314.2871

Pseudo R2 = 0.0072

	sc	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
race							
Black		-.173837	.1131414	-1.54	0.124	-.3955902	.0479161
Other		1.745005	.6241267	2.80	0.005	.5217389	2.968271
south							
South		-.1495226	.0968386	-1.54	0.123	-.3393228	.0402777
_cons		.1079773	.0617595	1.75	0.080	-.0130691	.2290237

### Logit (College):

Logistic regression

Number of obs = 967

LR chi2(3) = 11.05

Prob > chi2 = 0.0114

Log likelihood = -663.06592

Pseudo R2 = 0.0083

	c	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
race							
Black		-.3065161	.1648533	-1.86	0.063	-.6296227	.0165905
Other		-.3798123	.4723054	-0.80	0.421	-1.305514	.5458893
south							
South		.4052292	.138966	2.92	0.004	.1328609	.6775974
_cons		.0396236	.0855118	0.46	0.643	-.1279765	.2072236

(b) Considerar la base de datos “gss.dta”. La misma posee datos de la encuesta GSS (General Social Survey). Esta encuesta realiza investigaciones científicas básicas sobre la estructura y el desarrollo de la sociedad estadounidense con un programa de recopilación de datos diseñado tanto para monitorear el cambio social dentro de Estados Unidos como para comparar a Estados Unidos con otras naciones. Iniciado en 1972, el

Logit secuencial:

					Number of obs = 9,842		
					LR chi2(18) = 2461.15		
Log likelihood = -9530.0004					Prob > chi2 = 0.0000		
<hr/>							
degree		Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
<hr/>							
_1_2_3v0							
	south	-.7967635	.0736484	-10.82	0.000	-.9411116	-.6524153
	coh	.7483053	.3414704	2.19	0.028	.0790356	1.417575
	c.coh#c.coh	-.0482221	.0400122	-1.21	0.228	-.1266445	.0302003
	paeduc	.1124402	.0778119	1.45	0.148	-.0400684	.2649488
	c.paeduc#c.coh	.0469452	.0369009	1.27	0.203	-.0253792	.1192696
	c.paeduc#c.coh#c.coh	-.0050879	.0041484	-1.23	0.220	-.0132187	.0030428
	_cons	-1.782385	.6862366	-2.60	0.009	-3.127385	-.4373864
<hr/>							
_2_3v1							
	south	.0469273	.0521384	0.90	0.368	-.055262	.1491166
	coh	.3228634	.4189998	0.77	0.441	-.498361	1.144088
	c.coh#c.coh	-.0371565	.0445171	-0.83	0.404	-.1244084	.0500954
	paeduc	.1222627	.0808644	1.51	0.131	-.0362286	.280754
	c.paeduc#c.coh	.0188174	.0344105	0.55	0.584	-.0486259	.0862607
	c.paeduc#c.coh#c.coh	-.000731	.0035726	-0.20	0.838	-.0077331	.0062712
	_cons	-3.497795	.956858	-3.66	0.000	-5.373202	-1.622388
<hr/>							
_3v2							
	south	.0710731	.0976914	0.73	0.467	-.1203984	.2625446
	coh	.9594559	.8457289	1.13	0.257	-.6981422	2.617054
	c.coh#c.coh	-.1700969	.0872356	-1.95	0.051	-.3410755	.0008818
	paeduc	.3357249	.1775429	1.89	0.059	-.0122528	.6837027
	c.paeduc#c.coh	-.1217749	.0719208	-1.69	0.090	-.262737	.0191873
	c.paeduc#c.coh#c.coh	.0155494	.0071984	2.16	0.031	.0014408	.0296579
	_cons	-.6964155	2.011413	-0.35	0.729	-4.638713	3.245882

## **Trabajo Práctico N° 5:** **Modelos para Variables Dependientes Limitadas - Tobit.**

### **Ejercicio 1: Variables Censuradas (Modelo Tobit I).**

*El modelo Tobit es relevante cuando la variable dependiente y de una regresión lineal se observa solo en algún intervalo de su soporte, porque, en este caso, los estimadores de MCC no son consistentes.*

**(a)** Considerar la base “auto.dta”. Estimar el modelo:

$$mpg = \alpha + \beta wgt + u,$$

donde  $wgt = \frac{weight}{1000}$ . Luego, estimar el modelo generando una variable censurada suponiendo que no se observan autos con  $mpg \leq 17$ . Estimar por MCC y utilizando un modelo Tobit. Comparar.

**OLS:**

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	74
Model	1591.99024	1	1591.99024	F(1, 72)	=	134.62
Residual	851.469221	72	11.8259614	Prob > F	=	0.0000
Total	2443.45946	73	33.4720474	R-squared	=	0.6515
				Adj R-squared	=	0.6467
				Root MSE	=	3.4389

mpg	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
wgt	-6.008687	.5178782	-11.60	0.000	-7.041058	-4.976316
_cons	39.44028	1.614003	24.44	0.000	36.22283	42.65774

**OLS (ll(17)):**

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	74
Model	1138.32073	1	1138.32073	F(1, 72)	=	95.06
Residual	862.219806	72	11.9752751	Prob > F	=	0.0000
Total	2000.54054	73	27.4046649	R-squared	=	0.5690
				Adj R-squared	=	0.5630
				Root MSE	=	3.4605

mpg_a	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
wgt	-5.080912	.5211373	-9.75	0.000	-6.11978	-4.042044
_cons	37.12539	1.62416	22.86	0.000	33.88769	40.3631



Tobit (ll(17)):

Tobit regression	Number of obs	=	74
	Uncensored	=	56
Limits: Lower = 17	Left-censored	=	18
Upper = +inf	Right-censored	=	0
	LR chi2(1)	=	72.85
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -164.25438	Pseudo R2	=	0.1815

mpg_a	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
wt	-6.87305	.700257	-9.82	0.000	-8.268661	-5.47744
_cons	41.49856	2.058384	20.16	0.000	37.3962	45.60091
-----						
var(e.mpg_a)	14.78942	2.817609			10.11698	21.61977

Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) OLS ll(17)	(3) Tobit ll(17)
main			
wt	-6.009*** (0.518)	-5.081*** (0.521)	-6.873*** (0.700)
_cons	39.44*** (1.614)	37.13*** (1.624)	41.50*** (2.058)
-----			
/			
var(e.mpg_a)			14.79*** (2.818)
-----			
N	74	74	74
R-sq	0.652	0.569	
pseudo R-sq			0.182

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

**(b)** Repetir el inciso anterior suponiendo que, ahora, no se observan autos con mpg  $\geq 24$ .

OLS (ul(24)):

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	74
Model	690.810491	1	690.810491	F(1, 72)	=	186.15
Residual	267.189509	72	3.7109654	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.7211
				Adj R-squared	=	0.7172
Total	958	73	13.1232877	Root MSE	=	1.9264

mpg_b	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
wgt	-3.958119	.2901034	-13.64	0.000	-4.536429	-3.379808
_cons	31.95138	.9041273	35.34	0.000	30.14903	33.75372

Tobit (ul(24)):

Tobit regression	Number of obs	=	74
	Uncensored	=	51
Limits: Lower = -inf	Left-censored	=	0
Upper = 24	Right-censored	=	23
	LR chi2(1)	=	90.72
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -129.8279	Pseudo R2	=	0.2589

mpg_b	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
wgt	-5.080645	.4349309	-11.68	0.000	-5.947461	-4.213829
_cons	36.08037	1.432059	25.19	0.000	33.22628	38.93446
var(e.mpg_b)	5.689927	1.166256			3.781783	8.560846

Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) OLS ul (24)	(3) Tobit ul (24)
main			
wgt	-6.009*** (0.518)	-3.958*** (0.290)	-5.081*** (0.435)
_cons	39.44*** (1.614)	31.95*** (0.904)	36.08*** (1.432)
/			
var(e.mpg_b)			5.690*** (1.166)
N	74	74	74
R-sq	0.652	0.721	
pseudo R-sq			0.259

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

(c) ¿Cómo se interpretan los coeficientes del modelo? Computar los efectos marginales.

Los coeficientes estimados miden cómo cambia la variable latente no observada con respecto a los cambios en las variables independientes, *ceteris paribus*.

### Efectos marginales (condicionales) con censura en Tobit (ll(17)):

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 74

Expression:  $E(\text{mpg\_a}^*|\text{mpg\_a}>17), \text{predict}(\text{ystar}(17,.))$

dy/dx wrt: wgt

1.\_at: wgt = 1

2.\_at: wgt = 2

3.\_at: wgt = 3

4.\_at: wgt = 4

		Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.				
wgt							
	_at						
	1	-6.873035	1.389235	-4.95	0.000	-9.595886	-4.150183
	2	-6.855268	.7044715	-9.73	0.000	-8.236007	-5.47453
	3	-5.797116	.5880797	-9.86	0.000	-6.949731	-4.644501
	4	-1.499391	.3662326	-4.09	0.000	-2.217194	-.7815884

### Efectos marginales (condicionales) con truncamiento en Tobit (ll(17)):

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 74

Expression:  $E(\text{mpg\_a}|\text{mpg\_a}>17), \text{predict}(e(17,.))$

dy/dx wrt: wgt

1.\_at: wgt = 1

2.\_at: wgt = 2

3.\_at: wgt = 3

4.\_at: wgt = 4

		Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.				
wgt							
	_at						
	1	-6.872705	.700472	-9.81	0.000	-8.245605	-5.499805
	2	-6.718373	.7348761	-9.14	0.000	-8.158703	-5.278042
	3	-4.345679	.4915117	-8.84	0.000	-5.309024	-3.382334
	4	-1.560439	.1287703	-12.12	0.000	-1.812825	-1.308054

Efectos marginales (condicionales) con censura en Tobit (ul(24)):

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 74

Expression:  $E(\text{mpg}_b | \text{mpg}_b < 24), \text{predict}(\text{ystar}(\cdot, 24))$

dy/dx wrt: wgt

1.\_at: wgt = 1

2.\_at: wgt = 2

3.\_at: wgt = 3

4.\_at: wgt = 4

		Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.				
wgt							
	_at						
	1	-.0085382	.0114991	-0.74	0.458	-.031076	.0139997
	2	-1.069716	.2842071	-3.76	0.000	-1.626752	-.5126807
	3	-4.610593	.3715716	-12.41	0.000	-5.33886	-3.882326
	4	-5.079249	.4349007	-11.68	0.000	-5.931638	-4.226859

Efectos marginales (condicionales) con truncamiento en Tobit (ul(24)):

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 74

Expression:  $E(\text{mpg}_b | \text{mpg}_b < 24), \text{predict}(e(\cdot, 24))$

dy/dx wrt: wgt

1.\_at: wgt = 1

2.\_at: wgt = 2

3.\_at: wgt = 3

4.\_at: wgt = 4

		Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.				
wgt							
	_at						
	1	-.3691762	.0534955	-6.90	0.000	-.4740255	-.2643269
	2	-1.13567	.1001953	-11.33	0.000	-1.332049	-.939291
	3	-3.681238	.3548315	-10.37	0.000	-4.376695	-2.985781
	4	-5.06274	.4362475	-11.61	0.000	-5.917769	-4.20771

**Ejercicio 2: Variables Censuradas (Modelo Tobit II).**

El siguiente ejercicio está tomado de Cameron & Trivedi. La variable dependiente para el gasto ambulatorio (*ambulatory expenditure*, *ambexp*) y los regresores (*age*, *female*, *educ*, *blhisp*, *totchr*, *ins*) se obtienen de la encuesta Medical Expenditure Panel Survey de 2001.

(a) Abrir y describir la base “*mus16datav2.dta*”. ¿Qué se puede decir sobre el cumplimiento de las condiciones que requiere un Tobit?

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
ambexp	3,328	1386.519	2530.406	0	49960
age	3,328	4.056881	1.121212	2.1	6.4
female	3,328	.5084135	.5000043	0	1
educ	3,328	13.40565	2.574199	0	17
blhisp	3,328	.3085938	.4619824	0	1
totchr	3,328	.4831731	.7720426	0	5
ins	3,328	.3650841	.4815261	0	1

ambexp				
Percentiles	Smallest			
1%	22	1		
5%	67	2		
10%	107	2	Obs	2,802
25%	275	4	Sum of wgt.	2,802
50%	779		Mean	1646.8
		Largest	Std. dev.	2678.914
75%	1913	28269		
90%	3967	30920	Variance	7176579
95%	6027	34964	Skewness	5.799312
99%	12467	49960	Kurtosis	65.81969

Lo que se puede decir sobre el cumplimiento de las condiciones que requiere Tobit es que, en principio, la asimetría y la curtosis no normal (alejadas de 0 y 3, respectivamente) de la variable dependiente *ambexp* podrían deberse a regresores que están sesgados.

### Tobit:

```
Tobit regression                                Number of obs    = 3,328
                                                Uncensored      = 2,802
Limits: Lower = 0                               Left-censored   = 526
        Upper = +inf                           Right-censored  = 0

                                                LR chi2(6)      = 694.07
                                                Prob > chi2     = 0.0000
Log likelihood = -26359.424                    Pseudo R2       = 0.0130
```

ambexp	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
age	314.1479	42.63366	7.37	0.000	230.557	397.7388
female	684.9918	92.85464	7.38	0.000	502.9337	867.0498
educ	70.8656	18.57365	3.82	0.000	34.44865	107.2825
blhisp	-530.311	104.2669	-5.09	0.000	-734.7448	-325.8772
totchr	1244.578	60.51376	20.57	0.000	1125.93	1363.226
ins	-167.4714	96.46088	-1.74	0.083	-356.6002	21.65734
_cons	-1882.591	317.4305	-5.93	0.000	-2504.971	-1260.212
var(e.ambexp)	6635296	179247.7			6292994	6996217

### **(b) Computar los efectos marginales.**

#### Efectos marginales (promedio) con censura en Tobit:

```
Average marginal effects                                Number of obs = 3,328
Model VCE: OIM
```

```
Expression: E(ambexp*|ambexp>0), predict(ystar(0,.))
dy/dx wrt: age female educ blhisp totchr ins
```

	Delta-method					
	dy/dx	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
age	201.4409	27.29283	7.38	0.000	147.9479	254.9338
female	439.2368	59.32556	7.40	0.000	322.9608	555.5127
educ	45.4411	11.89795	3.82	0.000	22.12154	68.76066
blhisp	-340.0509	66.77218	-5.09	0.000	-470.922	-209.1799
totchr	798.06	38.00729	21.00	0.000	723.5671	872.5529
ins	-107.3876	61.86227	-1.74	0.083	-228.6354	13.86024

### Efectos marginales (promedio) con truncamiento en Tobit:

Average marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 3,328

Expression:  $E(\text{ambexp} | \text{ambexp} > 0)$ ,  $\text{predict}(e(0, .))$   
dy/dx wrt: age female educ blhisp totchr ins

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
age		147.796	20.14716	7.34	0.000	108.3083	187.2838
female		322.2656	43.7895	7.36	0.000	236.4397	408.0914
educ		33.33988	8.742173	3.81	0.000	16.20554	50.47422
blhisp		-249.4935	49.12834	-5.08	0.000	-345.7832	-153.2037
totchr		585.5322	29.01047	20.18	0.000	528.6727	642.3917
ins		-78.78967	45.40264	-1.74	0.083	-167.7772	10.19787

### Efectos marginales (condicionales) con censura en Tobit:

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 3,328

Expression:  $E(\text{ambexp} * | \text{ambexp} > 0)$ ,  $\text{predict}(\text{ystar}(0, .))$   
dy/dx wrt: age female educ blhisp totchr ins

At: age = 4.056881 (mean)  
female = .5084135 (mean)  
educ = 13.40565 (mean)  
blhisp = .3085938 (mean)  
totchr = .4831731 (mean)  
ins = .3650841 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
age		207.526	28.2054	7.36	0.000	152.2444	262.8076
female		452.5052	61.30341	7.38	0.000	332.3528	572.6577
educ		46.81378	12.26552	3.82	0.000	22.77381	70.85375
blhisp		-350.3232	68.86825	-5.09	0.000	-485.3025	-215.3439
totchr		822.1678	40.61039	20.25	0.000	742.5729	901.7627
ins		-110.6315	63.74577	-1.74	0.083	-235.5709	14.30787

Efectos marginales (condicionales) con truncamiento en Tobit:

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 3,328

Expression:  $E(\text{ambexp} | \text{ambexp} > 0), \text{predict}(e(0, .))$   
dy/dx wrt: age female educ blhisp totchr ins  
At: age = 4.056881 (mean)  
female = .5084135 (mean)  
educ = 13.40565 (mean)  
blhisp = .3085938 (mean)  
totchr = .4831731 (mean)  
ins = .3650841 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
age		145.524	19.7808	7.36	0.000	106.7543	184.2936
female		317.3113	42.99069	7.38	0.000	233.0511	401.5716
educ		32.82734	8.601086	3.82	0.000	15.96952	49.68516
blhisp		-245.658	48.29427	-5.09	0.000	-340.313	-151.0029
totchr		576.5307	28.50492	20.23	0.000	520.6621	632.3993
ins		-77.57842	44.7012	-1.74	0.083	-165.1912	10.03432

**(c)** *Computar los efectos marginales haciendo las cuentas con los comandos de escalares y matrices de Stata.*

**Stata.**

**(d)** *Considerar la variable dependiente en logaritmos. ¿Qué interpretación tiene esto sobre la variable dependiente? ¿Qué complicaciones introduce en el análisis? Estimar un Tobit para el logaritmo de ambexp.*

La variable dependiente en logaritmos introduce dos complicaciones en el análisis: un umbral distinto de cero y una variable dependiente lognormal.



OLS (con variable dependiente en logaritmos):

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	3,328
Model	5772.79592	6	962.132653	F(6, 3321)	=	169.68
Residual	18831.0239	3,321	5.67028725	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.2346
				Adj R-squared	=	0.2332
Total	24603.8199	3,327	7.39519683	Root MSE	=	2.3812

lambexp	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
age	.3247317	.038348	8.47	0.000	.2495436	.3999199
female	1.144695	.0833418	13.73	0.000	.9812886	1.308102
educ	.114108	.0165414	6.90	0.000	.0816757	.1465403
blhisp	-.7341754	.0928854	-7.90	0.000	-.9162938	-.5520571
totchr	1.059395	.0553699	19.13	0.000	.9508324	1.167958
ins	.2078343	.0869061	2.39	0.017	.0374394	.3782293
_cons	1.728764	.2812597	6.15	0.000	1.177304	2.280224

Tobit (con variable dependiente en logaritmos):

Tobit regression	Number of obs	=	3,328
	Uncensored	=	2,802
Limits: Lower = -0.00	Left-censored	=	526
Upper = +inf	Right-censored	=	0
	LR chi2(6)	=	831.03
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -7494.29	Pseudo R2	=	0.0525

lambexp	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
age	.3630699	.0453222	8.01	0.000	.2742077	.4519321
female	1.341809	.0986074	13.61	0.000	1.148471	1.535146
educ	.138446	.0196568	7.04	0.000	.0999054	.1769866
blhisp	-.8731611	.1102504	-7.92	0.000	-1.089327	-.6569955
totchr	1.161268	.0649655	17.88	0.000	1.033891	1.288644
ins	.2612202	.102613	2.55	0.011	.0600292	.4624112
_cons	.9237178	.3350343	2.76	0.006	.2668233	1.580612
var(e.lambexp)	7.735265	.2181984			7.319064	8.175133

Tabla comparativa:

	(1)	(2)
	OLS (log)	Tobit (log)
main		
age	0.325*** (0.0383)	0.363*** (0.0453)
female	1.145*** (0.0833)	1.342*** (0.0986)
educ	0.114*** (0.0165)	0.138*** (0.0197)
blhisp	-0.734*** (0.0929)	-0.873*** (0.110)
totchr	1.059*** (0.0554)	1.161*** (0.0650)
ins	0.208** (0.0869)	0.261** (0.103)
_cons	1.729*** (0.281)	0.924*** (0.335)
/		
var(e.lamb~)		7.735*** (0.218)
N	3328	3328
R-sq	0.235	
pseudo R-sq		0.053

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

**Ejercicio 3: Variables Censuradas (Modelo Tobit III).**

Considerar la base de datos “mroz.dta”, que posee datos que permiten estudiar la oferta laboral anual de mujeres casadas. Considerar las horas trabajadas, *hours*, y las explicativas *nwifeinc*, *educ*, *exper*, *expersq*, *age*, *kidslt6*, *kidsge6*. Estimar un modelo lineal y un modelo Tobit. Comparar. Computar los efectos marginales.

**OLS:**

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	753
Model	151647606	7	21663943.7	F(7, 745)	=	38.50
Residual	419262118	745	562767.944	Prob > F	=	0.0000
Total	570909724	752	759188.463	R-squared	=	0.2656
				Adj R-squared	=	0.2587
				Root MSE	=	750.18

hours	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
kidslt6	-442.0899	58.8466	-7.51	0.000	-557.6148	-326.565
kidsge6	-32.77923	23.17622	-1.41	0.158	-78.2777	12.71924
age	-30.51163	4.363868	-6.99	0.000	-39.07858	-21.94469
educ	28.76112	12.95459	2.22	0.027	3.329283	54.19297
exper	65.67251	9.962983	6.59	0.000	46.11365	85.23138
nwifeinc	-3.446636	2.544	-1.35	0.176	-8.440898	1.547626
expersq	-.7004939	.3245501	-2.16	0.031	-1.337635	-.0633524
_cons	1330.482	270.7846	4.91	0.000	798.8906	1862.074

**Tobit:**

Tobit regression	Number of obs	=	753
	Uncensored	=	428
Limits: Lower = 0	Left-censored	=	325
Upper = +inf	Right-censored	=	0
	LR chi2(7)	=	271.59
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -3819.0946	Pseudo R2	=	0.0343

hours	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
kidslt6	-894.0202	111.8777	-7.99	0.000	-1113.653	-674.3875
kidsge6	-16.21805	38.6413	-0.42	0.675	-92.07668	59.64057
age	-54.40491	7.418483	-7.33	0.000	-68.9685	-39.84133
educ	80.64541	21.58318	3.74	0.000	38.27441	123.0164
exper	131.564	17.27935	7.61	0.000	97.64211	165.486
nwifeinc	-8.814226	4.459089	-1.98	0.048	-17.56808	-.0603706
expersq	-1.864153	.5376606	-3.47	0.001	-2.919661	-.8086455
_cons	965.3068	446.4351	2.16	0.031	88.88827	1841.725
var(e.hours)	1258927	93304.48			1088458	1456093

Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) Tobit
main		
kidslt6	-442.1*** (58.85)	-894.0*** (111.9)
kidsge6	-32.78 (23.18)	-16.22 (38.64)
age	-30.51*** (4.364)	-54.40*** (7.418)
educ	28.76** (12.95)	80.65*** (21.58)
exper	65.67*** (9.963)	131.6*** (17.28)
nwifeinc	-3.447 (2.544)	-8.814** (4.459)
expersq	-0.700** (0.325)	-1.864*** (0.538)
_cons	1330.5*** (270.8)	965.3** (446.4)
/		
var(e.hours)		1258926.8*** (93304.5)
N	753	753
R-sq	0.266	
pseudo R-sq		0.034

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

### Efectos marginales (promedio) con censura en Tobit:

Average marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours}^* | \text{hours} > 0)$ ,  $\text{predict}(\text{ystar}(0, .))$   
dy/dx wrt: kidslt6 kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidslt6		-526.2776	64.70619	-8.13	0.000	-653.0994	-399.4558
kidsge6		-9.546986	22.75224	-0.42	0.675	-54.14056	35.04659
age		-32.02622	4.29211	-7.46	0.000	-40.4386	-23.61384
educ		47.47306	12.6214	3.76	0.000	22.73558	72.21054
exper		77.44703	9.99765	7.75	0.000	57.85199	97.04206
nwifeinc		-5.188619	2.621409	-1.98	0.048	-10.32649	-.0507514
expersq		-1.09736	.3155945	-3.48	0.001	-1.715914	-.4788063

### Efectos marginales (promedio) con truncamiento en Tobit:

Average marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours} | \text{hours} > 0)$ ,  $\text{predict}(e(0, .))$   
dy/dx wrt: kidslt6 kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidslt6		-402.5505	50.74874	-7.93	0.000	-502.0162	-303.0848
kidsge6		-7.302504	17.40426	-0.42	0.675	-41.41423	26.80922
age		-24.4969	3.362491	-7.29	0.000	-31.08726	-17.90654
educ		36.31221	9.703035	3.74	0.000	17.29461	55.32981
exper		59.23934	7.83368	7.56	0.000	43.88561	74.59308
nwifeinc		-3.968782	2.007582	-1.98	0.048	-7.903569	-.0339945
expersq		-.8393724	.2423183	-3.46	0.001	-1.314307	-.3644373

Efectos marginales (condicionales) con censura en Tobit:

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours}^*|\text{hours}>0), \text{predict}(\text{ystar}(0,.))$   
 dy/dx wrt: kidslt6 kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq  
 At: kidslt6 = .2377158 (mean)  
     kidsge6 = 1.353254 (mean)  
     age = 42.53785 (mean)  
     educ = 12.28685 (mean)  
     exper = 10.63081 (mean)  
     nwifeinc = 20.12896 (mean)  
     expersq = 178.0385 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidslt6		-540.2567	66.62387	-8.11	0.000	-670.8371	-409.6763
kidsge6		-9.800576	23.36132	-0.42	0.675	-55.58792	35.98677
age		-32.87691	4.457699	-7.38	0.000	-41.61384	-24.13998
educ		48.73405	12.9634	3.76	0.000	23.32625	74.14185
exper		79.50419	10.30495	7.72	0.000	59.30685	99.70153
nwifeinc		-5.32644	2.690724	-1.98	0.048	-10.60016	-.0527175
expersq		-1.126508	.3232603	-3.48	0.000	-1.760087	-.49293

Efectos marginales (condicionales) con truncamiento en Tobit:

Conditional marginal effects  
Model VCE: OIM

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours}|\text{hours}>0), \text{predict}(e(0,.))$   
 dy/dx wrt: kidslt6 kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq  
 At: kidslt6 = .2377158 (mean)  
     kidsge6 = 1.353254 (mean)  
     age = 42.53785 (mean)  
     educ = 12.28685 (mean)  
     exper = 10.63081 (mean)  
     nwifeinc = 20.12896 (mean)  
     expersq = 178.0385 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidslt6		-379.9678	46.79714	-8.12	0.000	-471.6885	-288.2471
kidsge6		-6.892841	16.42951	-0.42	0.675	-39.09409	25.3084
age		-23.12265	3.130037	-7.39	0.000	-29.25741	-16.98789
educ		34.27513	9.117076	3.76	0.000	16.40599	52.14427
exper		55.91608	7.239109	7.72	0.000	41.72769	70.10447
nwifeinc		-3.746137	1.89236	-1.98	0.048	-7.455095	-.03718
expersq		-.7922845	.2273444	-3.48	0.000	-1.237871	-.3466976

## **Trabajo Práctico N° 6:**

### **Modelos para Variables Dependientes Limitadas - Heckman.**

#### **Ejercicio 1: Gastos Ambulatorios.**

*Retomar la base de datos del Ejercicio 2 del Problem Set 5. Ahora, se estimará un modelo de dos partes de Heckman. Estos modelos sirven para muestras autoseleccionadas. Se modela, explícitamente, la ecuación que determina la selección y la ecuación de interés. En este ejercicio, se pide estimar un modelo de Heckman para los gastos ambulatorios y comparar con las predicciones de un modelo Tobit.*

#### **Heckman (MLE):**

Heckman selection model	Number of obs	=	3,328
(regression model with sample selection)	Selected	=	2,802
	Nonselected	=	526

Log likelihood = -5836.219	Wald chi2(6)	=	288.88
	Prob > chi2	=	0.0000

	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
<hr/>						
lambexp						
age	.2119749	.0230072	9.21	0.000	.1668816	.2570682
female	.3481441	.0601142	5.79	0.000	.2303223	.4659658
educ	.018716	.0105473	1.77	0.076	-.0019563	.0393883
blhisp	-.2185714	.0596687	-3.66	0.000	-.3355199	-.101623
totchr	.53992	.0393324	13.73	0.000	.4628299	.61701
ins	-.0299871	.0510882	-0.59	0.557	-.1301182	.0701439
_cons	5.044056	.2281259	22.11	0.000	4.596938	5.491175
<hr/>						
dambexp						
age	.0879359	.027421	3.21	0.001	.0341917	.14168
female	.6626649	.0609384	10.87	0.000	.5432278	.7821021
educ	.0619485	.0120295	5.15	0.000	.0383711	.0855258
blhisp	-.3639377	.0618734	-5.88	0.000	-.4852073	-.2426682
totchr	.7969518	.0711306	11.20	0.000	.6575383	.9363653
ins	.1701367	.0628711	2.71	0.007	.0469117	.2933618
income	.0027078	.0013168	2.06	0.040	.000127	.0052886
_cons	-.6760546	.1940288	-3.48	0.000	-1.056344	-.2957652
<hr/>						
/athrho	-.1313456	.1496292	-0.88	0.380	-.4246134	.1619222
/lnsigma	.2398173	.0144598	16.59	0.000	.2114767	.268158
<hr/>						
rho	-.1305955	.1470772			-.4008098	.1605217
sigma	1.271017	.0183786			1.235501	1.307554
lambda	-.1659891	.1878698			-.5342072	.2022291
<hr/>						
LR test of indep. eqns. (rho = 0): chi2(1) = 0.91					Prob > chi2 = 0.3406	





Tabla comparativa:

	(1) Heckman (M~)	(2) Heckman (T~)	(3) Tobit
lambexp			
age	0.212*** (0.0230)	0.202*** (0.0242)	0.217*** (0.0222)
female	0.348*** (0.0601)	0.292*** (0.0726)	0.380*** (0.0485)
educ	0.0187* (0.0105)	0.0124 (0.0116)	0.0222** (0.00975)
blhisp	-0.219*** (0.0597)	-0.183*** (0.0653)	-0.238*** (0.0551)
totchr	0.540*** (0.0393)	0.501*** (0.0486)	0.562*** (0.0305)
ins	-0.0300 (0.0511)	-0.0465 (0.0530)	-0.0210 (0.0500)
_cons	5.044*** (0.228)	5.289*** (0.289)	4.908*** (0.168)
dambexp			
age	0.0879*** (0.0274)	0.0868*** (0.0275)	
female	0.663*** (0.0609)	0.664*** (0.0610)	
educ	0.0619*** (0.0120)	0.0619*** (0.0120)	
blhisp	-0.364*** (0.0619)	-0.366*** (0.0619)	
totchr	0.797*** (0.0711)	0.796*** (0.0712)	
ins	0.170*** (0.0629)	0.169*** (0.0629)	
income	0.00271** (0.00132)	0.00268** (0.00131)	
_cons	-0.676*** (0.194)	-0.669*** (0.194)	
/			
athrho	-0.131 (0.150)		
lnsigma	0.240*** (0.0145)		
var(e.lamb~)			1.609*** (0.0430)
/mills			
lambda		-0.464 (0.283)	
N	3328	3328	2802
pseudo R-sq			0.060

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

**Ejercicio 2: Ecuación Salarial para las Mujeres I.**

Considerar la base de datos “womenwk.dta”. Describir la base. Estimar una ecuación salarial en función de la educación y la edad por Mínimos Cuadrados Clásicos. Repetir utilizando un modelo de Heckman, utilizando las variables married, children, education y age para la ecuación de selección. Utilizar el comando heckman.

**Descripción de la base:**

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
county	2,000	4.5	2.873	0	9
age	2,000	36.208	8.28656	20	59
education	2,000	13.084	3.045912	10	20
married	2,000	.6705	.4701492	0	1
children	2,000	1.6445	1.398963	0	5
wage	1,343	23.69217	6.305374	5.88497	45.80979

Hourly wage; missing, if not working

Percentiles		Smallest		
1%	9.728734	5.88497		
5%	13.48302	6.739784		
10%	15.69925	7.12612	Obs	1,343
25%	19.30873	7.328383	Sum of wgt.	1,343
50%	23.51122		Mean	23.69217
		Largest	Std. dev.	6.305374
75%	28.05009	43.01642		
90%	31.49893	43.97919	Variance	39.75775
95%	33.98332	44.53403	Skewness	.1881963
99%	40.34642	45.80979	Kurtosis	3.048037

**OLS:**

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	2,000
Model	52555.2814	3	17518.4271	F(3, 1996)	=	140.75
Residual	248439.676	1,996	124.468775	Prob > F	=	0.0000
Total	300994.957	1,999	150.572765	R-squared	=	0.1746
				Adj R-squared	=	0.1734
				Root MSE	=	11.157

wage	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
age	.369376	.0324995	11.37	0.000	.3056395	.4331124
education	1.024154	.0863307	11.86	0.000	.8548468	1.193462
married	1.269777	.5790207	2.19	0.028	.1342283	2.405325
_cons	-11.7165	1.411936	-8.30	0.000	-14.48552	-8.947476



Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) Heckman (M~)	(3) Heckman (T~)
main			
age	0.369*** (0.0325)	0.212*** (0.0214)	0.211*** (0.0225)
education	1.024*** (0.0863)	0.988*** (0.0542)	0.980*** (0.0547)
married	1.270** (0.579)	0.0663 (0.376)	0.0864 (0.378)
_cons	-11.72*** (1.412)	0.497 (1.079)	0.730 (1.249)
dwage			
age		0.0364*** (0.00417)	0.0347*** (0.00423)
education		0.0556*** (0.0108)	0.0584*** (0.0110)
married		0.450*** (0.0727)	0.431*** (0.0742)
children		0.439*** (0.0278)	0.447*** (0.0287)
_cons		-2.489*** (0.190)	-2.467*** (0.193)
/			
athrho		0.875*** (0.102)	
lnsigma		1.793*** (0.0276)	
/mills			
lambda			4.021*** (0.613)
N	2000	2000	2000
R-sq	0.175		

Standard errors in parentheses

\* p&lt;0.10, \*\* p&lt;0.05, \*\*\* p&lt;0.01

### Ejercicio 3: Ecuación Salarial para las Mujeres II.

Conceptualmente, se va a repetir el ejercicio anterior utilizando la base de datos “mroz.dta” que ya se ha utilizado. Ahora, se pide modelar, explícitamente, la ecuación de selección con un Probit y la ecuación estructural con un modelo lineal aumentada por la inversa del ratio de Mills. Reportar el efecto marginal sobre las horas trabajadas, correctamente, estimado.

#### OLS:

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	753
Model	119885614	6	19980935.6	F(6, 746)	=	33.05
Residual	451024110	746	604589.96	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.2100
				Adj R-squared	=	0.2036
Total	570909724	752	759188.463	Root MSE	=	777.55

hours	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
kidsge6	-13.56954	23.87531	-0.57	0.570	-60.44032	33.30125
age	-17.10219	4.127445	-4.14	0.000	-25.20499	-8.999404
educ	23.9582	13.41096	1.79	0.074	-2.369512	50.28591
exper	74.12513	10.26049	7.22	0.000	53.98227	94.268
nwifeinc	-4.336964	2.633972	-1.65	0.100	-9.507843	.833916
expersq	-.9264192	.3349462	-2.77	0.006	-1.583968	-.2688699
_cons	656.2857	264.8041	2.48	0.013	136.4358	1176.136

#### Heckman (Two Step):

Heckman selection model -- two-step estimates  
(regression model with sample selection)

Number of obs = 753  
Selected = 428  
Nonselected = 325

Wald chi2(6) = 26.17  
Prob > chi2 = 0.0002

	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
hours						
kidsge6	-83.74795	33.16153	-2.53	0.012	-148.7433	-18.75256
age	-2.839866	6.990271	-0.41	0.685	-16.54054	10.86081
educ	-63.81931	21.02964	-3.03	0.002	-105.0366	-22.60196
exper	6.070658	21.16833	0.29	0.774	-35.4185	47.55982
nwifeinc	4.458736	4.03176	1.11	0.269	-3.443369	12.36084
expersq	.1358569	.5265464	0.26	0.796	-.896155	1.167869
_cons	2477.33	425.3662	5.82	0.000	1643.627	3311.032
dhours						
kidsge6	.036005	.0434768	0.83	0.408	-.049208	.1212179
age	-.0528527	.0084772	-6.23	0.000	-.0694678	-.0362376
educ	.1309047	.0252542	5.18	0.000	.0814074	.180402
exper	.1233476	.0187164	6.59	0.000	.0866641	.1600311
nwifeinc	-.0120237	.0048398	-2.48	0.013	-.0215096	-.0025378
expersq	-.0018871	.0006	-3.15	0.002	-.003063	-.0007111
kidslt6	-.8683285	.1185223	-7.33	0.000	-1.100628	-.636029
_cons	.2700768	.508593	0.53	0.595	-.7267473	1.266901
/mills						
lambda	-621.8712	199.0294	-3.12	0.002	-1011.962	-231.7808
rho	-0.74244					
sigma	837.60041					

Tabla comparativa:

	(1) OLS	(2) Heckman (T~)
main		
kidsge6	-13.57 (23.88)	-83.75** (33.16)
age	-17.10*** (4.127)	-2.840 (6.990)
educ	23.96* (13.41)	-63.82*** (21.03)
exper	74.13*** (10.26)	6.071 (21.17)
nwifeinc	-4.337 (2.634)	4.459 (4.032)
expersq	-0.926*** (0.335)	0.136 (0.527)
_cons	656.3** (264.8)	2477.3*** (425.4)
dhours		
kidsge6		0.0360 (0.0435)
age		-0.0529*** (0.00848)
educ		0.131*** (0.0253)
exper		0.123*** (0.0187)
nwifeinc		-0.0120** (0.00484)
expersq		-0.00189*** (0.000600)
kidslt6		-0.868*** (0.119)
_cons		0.270 (0.509)
/mills		
lambda		-621.9*** (199.0)
N	753	753
R-sq	0.210	

Standard errors in parentheses

\* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

### Efectos marginales (promedio) con censura en Heckman (Two Step):

Average marginal effects  
Model VCE: Conventional

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours}^* | \text{hours} > 0)$ ,  $\text{predict}(\text{ystar}(0, .))$   
dy/dx wrt: kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq kidslt6

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidsge6		-81.38955	32.34639	-2.52	0.012	-144.7873	-17.99179
age		-2.759893	6.777967	-0.41	0.684	-16.04446	10.52468
educ		-62.02211	20.76646	-2.99	0.003	-102.7236	-21.32059
exper		5.899704	20.52631	0.29	0.774	-34.33112	46.13052
nwifeinc		4.333175	3.931451	1.10	0.270	-3.372327	12.03868
expersq		.132031	.5124218	0.26	0.797	-.8722971	1.136359
kidslt6		0	(omitted)				

### Efectos marginales (promedio) con truncamiento en Heckman (Two Step):

Average marginal effects  
Model VCE: Conventional

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours} | \text{hours} > 0)$ ,  $\text{predict}(e(0, .))$   
dy/dx wrt: kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq kidslt6

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidsge6		-73.14433	29.50712	-2.48	0.013	-130.9772	-15.31144
age		-2.4803	6.058449	-0.41	0.682	-14.35464	9.394042
educ		-55.73892	19.50195	-2.86	0.004	-93.96204	-17.5158
exper		5.302031	18.34814	0.29	0.773	-30.65967	41.26373
nwifeinc		3.894199	3.565572	1.09	0.275	-3.094194	10.88259
expersq		.1186556	.4620408	0.26	0.797	-.7869278	1.024239
kidslt6		0	(omitted)				

### Efectos marginales (condicionales) con censura en Heckman (Two Step):

Conditional marginal effects  
Model VCE: Conventional

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours}^* | \text{hours} > 0), \text{predict}(\text{ystar}(0, .))$   
 dy/dx wrt: kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq kidslt6  
 At: kidsge6 = 1.353254 (mean)  
 age = 42.53785 (mean)  
 educ = 12.28685 (mean)  
 exper = 10.63081 (mean)  
 nwifeinc = 20.12896 (mean)  
 expersq = 178.0385 (mean)  
 kidslt6 = .2377158 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidsge6		-81.62997	32.48895	-2.51	0.012	-145.3071	-17.9528
age		-2.768046	6.79893	-0.41	0.684	-16.0937	10.55761
educ		-62.20532	20.85318	-2.98	0.003	-103.0768	-21.33383
exper		5.917131	20.58963	0.29	0.774	-34.4378	46.27207
nwifeinc		4.345974	3.9435	1.10	0.270	-3.383144	12.07509
expersq		.1324211	.5138982	0.26	0.797	-.8748009	1.139643
kidslt6		0	(omitted)				

### Efectos marginales (condicionales) con truncamiento en Heckman (Two Step):

Conditional marginal effects  
Model VCE: Conventional

Number of obs = 753

Expression:  $E(\text{hours} | \text{hours} > 0), \text{predict}(e(0, .))$   
 dy/dx wrt: kidsge6 age educ exper nwifeinc expersq kidslt6  
 At: kidsge6 = 1.353254 (mean)  
 age = 42.53785 (mean)  
 educ = 12.28685 (mean)  
 exper = 10.63081 (mean)  
 nwifeinc = 20.12896 (mean)  
 expersq = 178.0385 (mean)  
 kidslt6 = .2377158 (mean)

		Delta-method				[95% conf. interval]	
		dy/dx	std. err.	z	P> z		
kidsge6		-73.52816	29.74524	-2.47	0.013	-131.8278	-15.22856
age		-2.493316	6.090065	-0.41	0.682	-14.42962	9.442992
educ		-56.03141	19.67987	-2.85	0.004	-94.60325	-17.45957
exper		5.329854	18.4439	0.29	0.773	-30.81952	41.47923
nwifeinc		3.914635	3.586477	1.09	0.275	-3.114731	10.944
expersq		.1192782	.4644865	0.26	0.797	-.7910986	1.029655
kidslt6		0	(omitted)				