### UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE ADMINISTRACIÓN

## 1ª REVISIÓN DE ECONOMETRÍA II 14 de mayo de 2014

#### EJERCICIO 1 – (25 puntos)

Utilizando los datos de la Encuesta Continua de Hogares 2008 del INE, Uruguay se estima el efecto de la educación del padre en la educación de los hijos. Para ello se seleccionó una muestra de adolescentes de entre 16 y 20 años que convivían con su madre y con su padre en el momento de la encuesta.

Las variables utilizadas fueron:

Aniosed: los años de educación aprobados por el adolescente

Edad: la edad del adolescente

AniosedPadre: los años de educación aprobados por el padre

**EdadPadre:** la edad del padre

EdadPadre2: la edad del padre al cuadrado

AniosedMadre: los años de educación aprobados por la madre

Se realizaron un conjunto de estimaciones que se informan a continuación:

## Estimación 1: Estimación MCO de Aniosed sobre Edad, AniosedPadre, EdadPadre y EdadPadre2.

. reg aniosed aniosedpadre edad edadpadre edadpadre2

| Source   | SS  | df                                       | MS                          |   | Number of o  | obs =  | 5410<br>859.27                            |
|--|---|--|-----------------------------|---|--|--------|---|
| Model  <br>Residual  | 30783.8432<br>48409.1328                        | 4<br>5405                                | 7695.9608<br>8.95636129     |   | Prob > F R-squared Adj R-squar                           | = =    | 0.0000<br>0.3887<br>0.3883                |
| Total  | 79192.976                                       | 5409                                     | 14.6409643                  |   | Root MSE   | =      | 2.9927                                    |
| aniosed  | Coef.   | Std. E                                   | <br>rr. t                   | P> t                                      | [95% Coni  | . Inte | erval]                                    |
| aniosedpadre  <br>edad<br>edadpadre  <br>edadpadre2  <br>_cons | .59958<br>.04082<br>.23145<br>00236<br>-3.30307 | .010793<br>.008853<br>.044578<br>.000434 | 3 4.61<br>8 5.19<br>4 -5.44 | 0.000<br>0.000<br>0.000<br>0.000<br>0.002 | .5784277<br>.0234688<br>.1440605<br>0032182<br>-5.421507 | .058   | 07449<br>81812<br>88437<br>15131<br>84646 |

# Estimación 2: Estimación VI de Aniosed sobre Edad, AniosedPadre, EdadPadre y EdadPadre2 utilizando AniosedMadre como instrumento de AniosedPadre

. ivreg aniosed edad edadpadre edadpadre2 (aniosedpadre = aniosedmadre)

Instrumental variables (2SLS) regression

| Source  | SS  | df                              | MS                                 |   | Number of obs  |         | 5410<br>363.82                                      |
|---|---|---------------------------------|------------------------------------|---|--|---------|---|
| Model  <br>Residual   | 12256.4693<br>66936.5067                              | 4<br>5405                       | 3064.11732<br>12.3841826           |   | Prob > F R-squared Adj R-squared                       | =       | 0.0000<br>0.1548<br>0.1541                          |
| Total   | 79192.976   | 5409                            | 14.6409643                         |   | Root MSE   | =       | 3.5191  |
| aniosed   | Coef.   | Std. E                          | rr. t                              | P> t                                      | [95% Conf.   | <br>Int | erval]  |
| aniosedpadre <br>edad  <br>edadpadre  <br>edadpadre2  <br>_cons | 1.090474<br>0002746<br>0451697<br>.0006075<br>.321502 | .0314<br>.010<br>.0548<br>.0005 | 686 -0.03<br>719 -0.82<br>403 1.12 | 0.000<br>0.980<br>0.410<br>0.261<br>0.803 | 1.028801<br>0212233<br>1527407<br>0004517<br>-2.204154 |         | .152147<br>0206742<br>0624012<br>0016666<br>.847158 |
| Instrumented: Instruments:                                      | aniosedpadre<br>edad edadpad                          |                                 | dpadre2 anio                       | sedmadre                                  |  |         |   |

## Estimación 3: Estimación MCO de Aniosedpadre sobre Edad, Aniosedmadre, EdadPadre y EdadPadre2

reg aniosedpadre aniosedmadre edad edadpadre edadpadre2

| Source   | SS   | df                                      |                   | MS                                      |   | Number of obs F( 4, 5405)                              |        | 5410<br>327.57                           |
|--|--|---|-------------------|---|---|--|--------|--|
| Model  <br>Residual  | 15563.2493<br>64198.6701                               | 4<br>5405                               |                   | .81232<br>8776448                       |   | Prob > F<br>R-squared<br>Adj R-squared                 | =<br>= | 0.0000<br>0.1951<br>0.1945               |
| Total  | 79761.9194   | 5409                                    | 14.7              | 461489                                  |   | Root MSE   | =      | 3.4464                                   |
| aniosedpadre   | Coef.  | Std.                                    | Err.              | t                                       | P> t                                      | [95% Conf.   | In     | terval]                                  |
| aniosedmadre  <br>edad  <br>edadpadre  <br>edadpadre2  <br>_cons | .7738269<br>.0663299<br>2695273<br>0005343<br>4.831708 | .022<br>.010<br>.0362<br>.0000<br>.6492 | 084<br>749<br>819 | 34.43<br>6.58<br>-7.43<br>-6.53<br>7.44 | 0.000<br>0.000<br>0.000<br>0.000<br>0.000 | .7297669<br>.0465612<br>3406407<br>0006948<br>3.558892 | <br>   | 8178869<br>0860985<br>1984139<br>0003738 |

## Contraste 1: Contraste de Hausman sobre la endogeneidad de la variable aniosedpadre

. hausman IVPADRE MCOPADRE

|              | Coeffi         | cients          |                     |                          |
|--------------|----------------|-----------------|---------------------|--------------------------|
|              | (b)<br>IVPADRE | (B)<br>MCOPADRE | (b-B)<br>Difference | sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E. |
| aniosedpadre | 1.090474       | .5995863        | .4908877            | .0295501                 |
| anioseupaure | 1.090474       | .5995665        | .49000//            | .0293301                 |
| edad         | 0002746        | .040825         | 0410996             | .0059839                 |
| edadpadre    | 0451697        | .2314521        | 2766219             | .0319952                 |
| edadpadre2   | .0006075       | 0023656         | .0029731            | .0003206                 |
|              |                |                 |                     |                          |

b = consistent under Ho and Ha; obtained from ivreg
B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from regress

Valor del estadístico de hausman= 16.74

Los p-valores correspondientes a 16.74 para distintas distribuciones

|  | p-valor     |
|--|-------------|
| Chi_cuadrado con 1 grado de libertad   | 0.000042870 |
| F-Fisher con 1 grado de libertad en el |             |
| numerador y 5408 en el denominador     | 0.00004442  |
| Chi_cuadrado con 4 grados de libertad  | 0.00217117  |
| F-Fisher con 4 grado de libertad en el |             |
| numerador y 5408 en el denominador     | 0.000004    |
| Chi-cuadrado con 10 grados de libertad | 0.08031876  |

#### Se pide:

- 1. Interprete los resultados de la estimación MCO (Estimación 1)
- **2.** Explique en qué consiste el estimador de Variables Instrumentales (VI) y en qué circunstancias es preferible al estimador MCO.
- **3.** Señale brevemente cómo se obtiene el estimador de Mínimos Cuadrados en 2 Etapas (MC2E). Indique la relación entre este estimador y el estimador por Variables Instrumentales.
- **4.** Indique cómo cambian los resultados cuando se estima el modelo por MC2E (Estimación 2) respecto a las estimaciones MCO.
- 5. ¿Qué características tiene que poseer una variable para ser un buen instrumento? ¿Considera que la educación de la madre es un buen instrumento para la educación del padre en un modelo que pretende estimar el efecto de la educación del padre en la educación de los adolescentes? Justifique su opinión utilizando tanto argumentos teóricos como la información que dispone a partir de las estimaciones y contrastes realizados. Si existen aspectos que le hacen dudar respecto a la validez del instrumento, señálelos.
- 6. Analice la información correspondiente al contraste de Hausman. Indique la hipótesis nula y la alternativa, la forma del estadístico de contraste y su distribución asintótica. Concluya indicando el criterio de decisión y el p-valor de la prueba en el caso analizado. ¿Cuál es la utilidad de dicho contraste? ¿Qué implicación tiene la conclusión a la que arribó en el contraste de Hausman en el caso bajo estudio?

#### **EJERCICIO 2 – (25 puntos)**

Una compañía financiera lleva adelante una campaña de marketing para ofrecer un nuevo producto, enviando un correo promocional a cada uno de sus clientes. Finalizado el período de la promoción, se desea analizar la respuesta de los clientes, utilizando una muestra de 925 casos. En primer lugar interesa analizar los factores que explican si los clientes invierten o no (variable binaria *invierte* que toma el valor 1 en caso de que invierta y el valor 0 en caso contrario).

### Parte I: Modelos MPL y Logit

De campañas anteriores, se sabe que el sexo y la edad son dos variables explicativas a tener en cuenta, y que la respuesta también parece estar asociada a si el cliente ya es un inversor activo en la firma (es decir que tiene inversiones en otros productos). El sexo y la condición de activo se recogen en las variables binarias *varon* y *activo*. Las variables *edad* y *edad*\_2 recogen la edad en años cumplidos y su cuadrado, respectivamente. Los estadísticos descriptivos de esas variables se presentan a continuación:

| Variable | Obs | Mean     | Std. Dev. | Min | Max |
|----------|-----|----------|-----------|-----|-----|
| varon    | 925 | .7254054 | .4465512  | 0   | 1   |
| activo   | 925 | .1881081 | .3910099  | 0   | 1   |
| edad     | 925 | 50.68108 | 13.39844  | 11  | 93  |
| invierte | 925 | .5081081 | .5002047  | 0   | 1   |

Como primera aproximación se estima un Modelo de Probabilidad Lineal (por Mínimos Cuadrados Ponderados), y luego se estima un modelo Logit. Las salidas se presentan a continuación:

#### Modelo de Probabilidad Lineal (primera etapa: MCO)

| Source            | SS                       | df       | MS       |        | Number of obs                               |                      |
|-------------------|--------------------------|----------|----------|--------|---|----------------------|
| Model<br>Residual | 18.8515333<br>212.337656 |          | 71288332 |        | F( 4, 920) Prob > F R-squared Adj R-squared | = 0.0000<br>= 0.0815 |
| Total             | 231.189189               | 924 .2   | 25020475 |        | Root MSE                                    | = .48042             |
|                   |                          |          |          |        |   |                      |
| invierte          | Coef.                    | Std. Err | . t      | P>   t | [95% Conf.                                  | Interval]            |
| varon             | .224002                  | .0358086 | 6.26     | 0.000  | .1537259                                    | .294278              |
| activo            | .2082684                 | .0406694 | 5.12     | 0.000  | .1284528                                    | .2880839             |
| edad              | .0154942                 | .0078609 | 1.97     | 0.049  | .0000669                                    | .0309216             |
| edad_2            | 0001521                  | .0000751 | -2.03    | 0.043  | 0002994                                     | -4.77e-06            |
| _cons             | 0608878                  | .1959057 | -0.31    | 0.756  | 4453617                                     | .3235862             |

## Modelo de Probabilidad Lineal (segunda etapa: MCP)

| Source      | SS         | df    | MS         |         | Number of obs | =  | 925     |
|-------------|------------|-------|------------|---------|---------------|----|---------|
|             |            |       |            |         | F( 4, 920)    | =  | 24.57   |
| Model       | 99.1914851 | 4     | 24.7978713 |         | Prob > F      | =  | 0.0000  |
| Residual    | 928.667992 | 920   | 1.00942173 |         | R-squared     | =  | 0.0965  |
|             |            |       |            |         | Adj R-squared | =  | 0.0926  |
| Total       | 1027.85948 | 924   | 1.11240203 |         | Root MSE      | =  | 1.0047  |
|             | I          |       |            |         |               |    |         |
|             | <u></u>    |       |            |         |               |    |         |
| invierte_sd | Coef.      | Std.  | Err. t     | P> t    | [95% Conf.    | In | terval] |
| varon_sd    | .2253788   | .03   | 695 6.1    | 0.000   | .1528628      |    | 2978948 |
| activo_sd   | .1998861   | .0439 | 127 4.5    | 5 0.000 | .1137055      |    | 2860667 |
| edad_sd     | .0162957   | .0079 | 604 2.0    | 5 0.041 | .000673       |    | 0319184 |
| edad_2_sd   | 0001594    | .0000 | 767 -2.0   | 8 0.038 | 0003098       | -8 | .95e-06 |
| _cons       | 1683939    | .418  | 044 -0.4   | 0 0.687 | 9888244       | ٠  | 6520366 |

### Modelo LOGIT

Iteration 0: log likelihood = -641.03952
Iteration 1: log likelihood = -601.93102
Iteration 2: log likelihood = -601.86236
Iteration 3: log likelihood = -601.86236

Logistic regression Number of obs = 925 LR chi2(4) = 78.35 Prob > chi2 = 0.0000 Log likelihood = -601.86236 Pseudo R2 = 0.0611

| invierte | Coef.     | Std. Err. | Z     | P>   z | [95% Conf | . Interval] |
|----------|-----------|-----------|-------|--------|-----------|-------------|
| varon    | .9536943  | .1581827  | 6.03  | 0.000  | .643662   | 1.263727    |
| activo   | .9137479  | .1847788  | 4.95  | 0.000  | .551588   | 1.275908    |
| edad     | .0699453  | .0356054  | 1.96  | 0.049  | .0001599  | .1397306    |
| edad_2   | 0006869   | .000341   | -2.01 | 0.044  | 0013552   | 0000186     |
| _cons    | -2.488358 | .8899918  | -2.80 | 0.005  | -4.232709 | 7440058     |

Marginal effects after logit

y = Pr(invierte) (predict)

= .50816352

| variable | dy/dx    | Std. Err. | Z     | P>   z | [ 95%   | C.I. ]   | Х       |
|----------|----------|-----------|-------|--------|---------|----------|---------|
| varon*   | .2321776 | .03637    | 6.38  | 0.000  | .160887 | .303468  | .725405 |
| activo*  | .2192487 | .04097    | 5.35  | 0.000  | .138952 | .299545  | .188108 |
| edad     | .0174817 | .0089     | 1.96  | 0.049  | .000039 | .034924  | 50.6811 |
| edad_2   | 0001717  | .00009    | -2.01 | 0.044  | 000339  | -4.7e-06 | 2747.9  |
|          |          |           |       |        |         |          |         |

<sup>(\*)</sup>  $\mbox{dy/dx}$  is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

#### Se pide:

- 1. Explique por qué el estimador MCO es ineficiente en el caso de variable dependiente binaria. Indique brevemente los pasos que componen la estimación de modelos binarios en dos etapas por Mínimos Cuadrados Ponderados (MCP).
- **2.** ¿Cuáles son las principales ventajas y desventajas de la estimación del modelo Logit en comparación con el MPL?
- **3.** Escriba la verosimilitud de la muestra para el modelo Logit y obtenga las condiciones de primer orden que dan lugar al estimador Máximo Verosímil.
- **4.** Obtenga el efecto parcial asociado a la condición de activo en el modelo Logit, interprete el resultado y compárelo con el efecto parcial obtenido por MPL. Realice los cálculos en los valores promedio de los restantes regresores. En todos los casos presente las fórmulas de cálculo utilizadas.
- **5.** Obtenga el efecto parcial de un año de edad adicional para una mujer de 30 años que no es cliente activa, e interprete el resultado. Presente la fórmula de cálculo utilizada.

### Parte II: Mínimos Cuadrados no lineales

Considere ahora la posibilidad de estimar el mismo modelo pero utilizando el estimador de Mínimos Cuadrados No Lineales. La ecuación a estimar sería la siguiente:

$$y = \Lambda(x'\beta) + u$$

Donde  $\Lambda(\ )$  representa la distribución de probabilidad acumulada de una variable aleatoria logística estándar.

#### Se pide:

- 1. ¿Cómo se define el estimador de Mínimos Cuadrados no Lineales?
- **2.** Obtenga las condiciones de primer orden del estimador MCNL en el modelo anterior.
- **3.** Compare dichas condiciones con las que surgen en la estimación por Máxima Verosimilitud del modelo Logit.