

Solucionario Examen Parcial

Fundamentos de Econometría 1ECO1 - Horario: 0723

Profesor: Juan Palomino 24 de octubre, 2022

TEORÍA

Pregunta 1

(Conceptos): Responder brevemente los siguientes conceptos:

- a. Multicolinealidad imperfecta y brinde un ejemplo. (1 punto)
 - Multicolinealidad imperfecta: correlación entre las variables explicativas es alta, pero no perfecta. Ejemplo:

$$Consumo_i = \beta_1 + \beta_2 Ingreso_i + \beta_3 Riqueza_i + \epsilon_i$$

- b. Error Tipo 1 y Error Tipo 2. Ejemplifique cada una. (1 punto)
 - Error Tipo 1 (Falso Positivo) es el error que se comete cuando el investigador rechaza la hipótesis nula siento esta verdadera en la población. Ejemplo: Se considera que el paciente está enfermo, a pesar de que en realidad está sano; (H_0 : el paciente está sano).
 - Error Tipo 2 (Falso Negativo) se comete cuando el investigador no rechaza la hipótesis nula siendo esta falsa en la población. Ejemplo: Se considera que la bomba está desactivada pero en realidad está activada; (H₀: la bomba está desactivada).
- c. Defina Perturbaciones No Esféricas. (1 punto)
 - Perturbaciones No Esféricas: cuando la varianza de las perturbaciones no es constante y la covarianza entre diferentes perturbaciones es diferente de cero.

Pregunta 2

(Pruebas de Hipótesis): Asumir que tienes una muestra aleatoria del modelo:

$$\begin{array}{rcl} y_i &=& \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \epsilon_i \\ E(\epsilon_i|x_i) &=& 0 \end{array}$$

donde y_i es el salario medido en soles por hora, y x_i es la edad. Describir como podrías testear la hipótesis que el salario esperado para un trabajador de 60 años es 20 soles una hora (2 puntos).

Aplicando esperanza a y_i se tiene:

$$\begin{split} E(y_i|x_i = 60) &= 60\beta_1 + 60^2\beta_2 + E(\epsilon_i|x_i) = 20 \\ &= 60\beta_1 + 3600\beta_2 = 20 \\ &3\beta_1 + 180\beta_2 = 1 \end{split}$$



La hipótesis nula y alternativa serían:

$$H_{0:} 3\beta_1 + 180\beta_2 = 1$$

 $H_{1:} 3\beta_1 + 180\beta_2 \neq 1$

Sea $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ los coeficientes estimados por MCO, y sea \widehat{V} la matriz de varianza-covarianza estimada. El estadístico F para esta hipótesis es:

$$F = (R \hat{\beta} - r)' [R \widehat{V} R']^{-1} (R \hat{\beta} - r)$$

donde

$$\begin{array}{rcl} R & = & \left[\begin{array}{ccc} 3 & 180 \end{array} \right]_{1x2} & r = 1 \\ \\ R\hat{\beta} - r & = & \left[\begin{array}{ccc} 3 & 180 \end{array} \right]_{1x2} \left[\begin{array}{c} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{array} \right]_{2x1} - 1 = 0 \end{array}$$

Entonces,

$$F = \frac{(3\hat{\beta}_1 + 180\hat{\beta}_2 - 1)^2}{R\widehat{V}R'}$$

Este tiene una distribución F bajo H_0 . Una prueba de tamaño del 5 % es rechazar H_0 si F excede el valor crítico del 5 %. De lo contrario, H_0 no se rechaza.

EJERCICIOS

Pregunta 3

(Regresión Lineal): Considere la siguiente Tabla con observaciones anuales del logaritmo del Consumo (cp), de logaritmo del ingreso disponible (yd) y de la tasa de interés de referencia (i).

Año	Intercepto	yd	cp	i
2010	1	6.62	6.51	0.02
2011	1	6.66	6.52	0.03
2012	1	6.70	6.60	0.04
2013	1	6.76	6.64	0.052
2014	1	6.74	6.64	0.043
2015	1	6.77	6.66	0.030
2016	1	6.81	6.70	0.03
2017	1	6.85	6.76	0.05
2018	1	6.90	6.81	0.055
2019	1	6.83	6.83	0.06

a. Halle los estimadores $\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$, $\hat{\beta}_3$, $\hat{\sigma}^2$ de la regresión $cp_t = \beta_1 + \beta_2 y d_t + \beta_3 i_t + \epsilon_t$. (1 punto)

Para empezar cargamos la siguiente librería

library(readxl)

Luego, importamos la base de datos:



```
Datos <- read_excel("Datos.xlsx")</pre>
names (Datos)
## [1] "year" "cp" "yd"
                              "i"
Usando la librería 1m estimamos el modelo por MCO:
ols <- lm(cp ~ yd + i, data=Datos)
summary(ols)
##
## Call:
## lm(formula = cp ~ yd + i, data = Datos)
## Residuals:
##
         Min
                     1Q
                           Median
                                           3Q
                                                    Max
## -0.041323 -0.016908 -0.002920 0.005073 0.063832
##
## Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
##
## (Intercept) -0.3066
                             1.1856 -0.259 0.803403
## yd
                  1.0208
                              0.1804
                                      5.658 0.000768 ***
                                       1.402 0.203763
## i
                  1.6733
                             1.1938
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.03266 on 7 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9315, Adjusted R-squared: 0.9119
## F-statistic: 47.6 on 2 and 7 DF, p-value: 8.411e-05
Si se quiere extraer los coeficientes de esta estimación:
b_hat <- summary(ols)$coefficients[ , 1] # Extrayendo coeficientes
b_hat
## (Intercept)
                                       i
## -0.3065575
                  1.0208387
                               1.6732843
Para extraer el valor del \hat{\sigma}^2 usamos lo siguiente:
sigma(ols)<sup>2</sup>
```

[1] 0.001066706

b. Pruebe la hipótesis que $\beta_2=0$. Use como valor crítico $t_{\alpha/2}=2.306$. ¿Rechaza o no rechaza la hipótesis nula? (1 punto)

Bajo la hipótesis nula $H_0: \beta_2 = 0$, el estadístico t se define como:

$$t_2 = \frac{\hat{\beta}_2 - \beta_2}{SE(\hat{\beta}_2)}$$

y se distribuye como t_{n-k} es decir, distribución t con (n-K) grados de libertad.

Entonces, para extraer los errores estándar del modelo estimado se programa lo siguiente:



El valor del t
 estadístico es mayor al valor crítico $t_{\alpha/2}=2.306$. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula de que $\beta_2=0$, es decir, el coeficiente estimado es significativo.

c. Halle un intervalo de confianza al 95 % para $\hat{\beta}_3$. Use como valor crítico $t_{\alpha/2}=2.306.$ (1 punto)

Para hallar los intervalos de confianza con los límites inferiores y superiores al 95 % se usa la siguiente fórmula:

$$[\hat{\beta}_3 - t_{\alpha/2} SE(\hat{\beta}_3); \hat{\beta}_3 + t_{\alpha/2} SE(\hat{\beta}_3)]$$

De esa manera, se programa lo siguiente y se obtiene:

```
ic_low <- b_hat[3]-(2.306*se[3])
ic_high <- b_hat[3]+(2.306*se[3])
cat("El intervalo inferior es ", ic_low,", mientras que el intervalo superior es", ic_high)</pre>
```

El intervalo inferior es -1.079574, mientras que el intervalo superior es 4.426142

Se observa que el intervalo de confianza traslapa el cero, por lo que el coeficiente $\hat{\beta}3$ no es significativo.

d. Halle el coeficiente R^2 y $\bar{R^2}$. (1 punto)

El valor del \mathbb{R}^2 es:

```
summary(ols)$r.squared
```

```
## [1] 0.9315022
```

El valor del \bar{R}^2 es:

```
summary(ols)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.9119314
```

e. Halle el estadístico F para verificar la prueba de hipótesis $H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0$. Usa el valor crítico 4.46. ¿Rechaza o no rechaza la hipótesis nula? (1 punto)

Para evaluar la hipótesis lineal se instala el paquete car:

```
install.packages("car")
```

Y se carga la librería:



library(car)

Una vez instalado, se evalúa la prueba de hipótesis $H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0$:

linearHypothesis(ols, c("yd=0","i=0"))

```
## Linear hypothesis test
##
## Hypothesis:
## yd = 0
## i = 0
##
## Model 1: restricted model
## Model 2: cp ~ yd + i
##
##
    Res.Df
                RSS Df Sum of Sq
                                           Pr(>F)
## 1
         9 0.109010
## 2
         7 0.007467 2
                        0.10154 47.596 8.411e-05 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

De aquí se obtiene que el valor del F estadístico es:

linearHypothesis(ols, c("yd=0","i=0"))\$F[2]

```
## [1] 47.59653
```

Se observa que el F estadístico es mayor al valor crítico 4.46. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula de que $\beta_2 = \beta_3 = 0$, es decir, ambos coeficientes en conjunto son distintos de cero.

Pregunta 4

(Propiedades Asintóticas): Considerar el siguiente modelo $y_i = x_i \beta_0 + \epsilon_i$, con el supuesto $(\epsilon_i | x_i) = 0$ tal que $x_i, \beta, \epsilon_i \in \mathbb{R}$. Ahora considerar el siguiente estimador:

$$\tilde{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i}$$

Asumir que $\{y_i, x_i\}$ es una muestra aleatoria i.i.d

a. ¿Es el estimador insesgado? (1 punto)

Introducimos y_i en el estimador $\tilde{\beta}$:

$$\begin{split} \tilde{\beta} &= \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i \beta_0 + \epsilon_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i} \\ \tilde{\beta} &= \frac{\beta_0 \sum_{i=1}^{n} x_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i} + \frac{\sum_{i=1}^{n} \epsilon_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i} \\ \tilde{\beta} &= \beta_0 + \frac{\sum_{i=1}^{n} \epsilon_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i} \end{split}$$



Luego:

$$\begin{split} \mathbb{E}(\tilde{\beta}|x_i) &= \beta_0 + \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i} \mathbb{E}(\sum_{i=1}^n \epsilon_i | x_i) \\ &= \beta_0 + \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(\epsilon_i | x_i) \quad \text{Propiedad de la esperanza} \\ &= \beta_0 + \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i} 0 \quad \text{Por LIE y exogeneidad} \\ &= \beta_0 \quad \text{El estimador es insesgado} \end{split}$$

b. Encontrar $Var(\tilde{\beta}|x_i)$. (1 punto)

$$\begin{split} Var(\tilde{\beta}|x_i) &= Var(\beta_0 + \frac{\sum_{i=1}^n \epsilon_i}{\sum_{i=1}^n x_i}|x_i) \\ &= Var(\frac{\sum_{i=1}^n \epsilon_i}{\sum_{i=1}^n x_i}|x_i) \quad \text{ya que } \beta_0 \text{ es constante} \\ &= \frac{1}{(\sum_{i=1}^n x_i)^2} \sum_{i=1}^n Var(\epsilon_i|x_i) \quad \text{por propiedad de la varianza} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_i^2}{(\sum_{i=1}^n x_i)^2} \end{split}$$

c. ¿Es el estimador consistente? Realizar una lista de todos los supuestos que has realizado. (1.5 puntos)

Tenemos el sampling error:

$$\begin{array}{lcl} \tilde{\beta} & = & \beta_0 + \frac{\sum_{i=1}^n \epsilon_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \\ \tilde{\beta}_n & = & \beta_0 + \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \epsilon_i}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i} \end{array} \ \text{dejando en promedio} \end{array}$$

Entonces:

$$\begin{split} \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \epsilon_i & \xrightarrow{p} E(\epsilon_i) \quad \text{by Weak Law of Large Numbers} \\ \text{if} \quad \to \quad (1) \ \{y_i, x_i\} \text{ es i.i.d random sample, entonces } \epsilon_i \text{ es i.i.d.} \\ \quad \to \quad (2) \ E(\epsilon_i) < \infty \end{split}$$

También:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i \overset{p}{\longrightarrow} E(x_i) \quad \text{by Weak Law of Large Numbers}$$
 if $\quad \to \quad (1) \; \{y_i, x_i\} \; \text{es i.i.d random sample}$ $\quad \to \quad (2) \; E(x_i) < \infty$

Tener en cuenta que:

$$[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i]^{-1} \stackrel{p}{\longrightarrow} [E(x_i)]^{-1} \quad \text{by Continuous Mapping Theorem}$$



Entonces por el supuesto: $E(\epsilon_i|x_i) = 0$, tengo:

$$E(\epsilon_i) = E(E(\epsilon_i|x_i)) = 0$$
 by LIE

Luego, por Teorema de los grandes números:

$$\Rightarrow \quad \tilde{\beta}_n \stackrel{p}{\longrightarrow} \beta_0 + \frac{E(\epsilon_i)}{E(x_i)} \text{ if } E(x_i) \neq 0$$

$$\tilde{\beta}_n \stackrel{p}{\longrightarrow} \beta_0 + \frac{E(\widetilde{E(\epsilon_i)})}{E(x_i)} \text{ LIE}$$

$$\tilde{\beta}_n \stackrel{p}{\longrightarrow} \beta_0 \text{ Es consistente}$$

Los supuestos son:

- $n \to \infty$.
- $\{y_i, x_i\}$ es i.i.d random sample, entonces ϵ_i es i.i.d.
- $E(\epsilon_i) < \infty$.
- $E(x_i) < \infty$ y $E(x_i) \neq 0$
- $E(\epsilon_i|x_i) = 0$

d. Hallar $\sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0)$ a medida que $n\to\infty$. Realizar una lista de todos los supuestos que has realizado. (1.5 puntos)

$$\tilde{\beta} - \beta_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \epsilon_i}{\sum_{i=1}^n x_i}$$

Multiplicando por \sqrt{n} : %

$$\begin{array}{lcl} \sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0) & = & \sqrt{n}\frac{\sum_{i=1}^n\epsilon_i}{\sum_{i=1}^nx_i} \\ \sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0) & = & \sqrt{n}\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\epsilon_i}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^nx_i} \end{array} \ \text{dejando en promedios} \end{array}$$

Como:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i \overset{p}{\longrightarrow} E(x_i) \quad \text{by Weak Law of Large Numbers}$$

$$\sqrt{n}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \epsilon_i) \overset{d}{\longrightarrow} N(E(\epsilon_i), Var(\epsilon_i)) \quad \text{by CLT}$$

Sabemos que por lo mostrado anteriormente, entonces: %

$$\sqrt{n}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \epsilon_i) \stackrel{d}{\longrightarrow} N(0, Var(\epsilon_i))$$



También sabemos que var(x) =, entonces: %

$$\begin{array}{lcl} Var(\epsilon_i) & = & E(\epsilon_i^2) - [\underline{E(\epsilon_i)}]^2 \\ \\ Var(\epsilon_i) & = & E(\epsilon_i^2) \text{ if } E(\epsilon_i^2) < \infty \end{array}$$

Entonces tenemos: %

$$\sqrt{n}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \epsilon_i) \stackrel{d}{\longrightarrow} N(0, E(\epsilon_i^2))$$

Por lo tanto,

$$\begin{array}{ccc} \Rightarrow & \sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0) \stackrel{d}{\longrightarrow} \frac{N(0,E(\epsilon_i^2))}{\stackrel{p}{\longrightarrow} E(x_i)} \text{ as } n \to \infty \\ \\ & \sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0) \stackrel{d}{\longrightarrow} N(0,\underbrace{[E(x_i)]^{-1}E(\epsilon_i^2)}_{V}) \\ \\ & \sqrt{n}(\tilde{\beta}-\beta_0) \stackrel{d}{\longrightarrow} N(0,V) \end{array}$$

Supuesto adicional:

- $E(\epsilon_i^2) < \infty$
- $[E(x_i)]^{-1} \neq 0$

Pregunta 5

(Interpretación): Se tiene la siguiente ecuación salarial:

$$log(wage) = \beta_1 + \beta_2 sch_i + x_i^{'} \gamma + \epsilon_i$$

donde log(wage) es el salario por hora, sch son los años de escolaridad del individuo. Asimismo, usando la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) se estima por MCO y se obtiene los siguientes resultados:



Ecuación Salarial usando ENAHO

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Constante	6.493*** (0.008)	$6.341^{***} \atop (0.009)$	5.742*** (0.014)	5.804*** (0.014)
Escolaridad	$\underset{(0.001)}{0.066^{***}}$	$\underset{(0.001)}{0.070^{***}}$	$\underset{(0.001)}{0.098^{***}}$	$0.094^{***}_{(0.001)}$
Mujer		$\substack{-0.184^* \\ \scriptscriptstyle{(0.006)}}$	$-0.178^{**} \atop {}_{(0.006)}$	$-0.167^{**}_{(0.006)}$
Experiencia			$0.013^{***} \atop (0.000)$	$0.010^{***} \atop (0.000)$
Permanencia				$0.007^{***}_{(0.000)}$
N	84251	84251	84251	84251
\mathbb{R}^2	0.089	0.099	0.132	0.136
$R^2 a justado$	0.084	0.093	0.122	0.130

Notes: *, ***, *** denota significancia estadística al 10 %, 5 % and 1 %, respectivamente.

Asimismo, considerar que $E(\hat{\beta}_2|sch)=\beta_2+\beta_3\hat{\gamma}$ donde β_3 es la relación entre salario y mujer, y $\hat{\gamma}$ es el coeficiente de la regresión de mujer sobre escolaridad. Asumir que para esta muestra las mujeres ganan en promedio menos que los hombres $\beta_3<0$. Y de una regresión entre escolaridad y mujer se obtiene que $\hat{\gamma}$ es positivo.

Responder lo siguiente:

a. ¿Cómo se interpreta el coeficiente de escolaridad para el modelo 1? ¿Es significativo? (1 punto)

Un año de escolaridad más tiene un efecto de 6.6 % en los ingresos de los individuos, significativo al 1 %.

b. En el modelo 2 el coeficiente de escolaridad es sesgado hacia arriba o hacia abajo con respecto al modelo 1? (2 puntos)

Dado que $\beta_3 < 0$ y corr(mujer, sch) > 0, el sesgo es negativo, es decir, el coeficiente de escolaridad en el modelo 1 es sesgado hacia abajo. Inversamente, el coeficiente de escolaridad en el modelo 2 es sesgado hacia arriba con respecto al modelo 1.

c. Se podría incorporar una variable de Hombre al modelo? ¿Qué problemas estaría ocasionando? ¿Por qué? (1 punto)

No se puede incorporar una variable de Hombre al modelo ya que está presente el coeficiente de la categoría Mujer. En caso se incorpore estaría generando problemas de multicolinealidad.

d. ¿Qué es el R^2 ajustado y por qué tiene un valor más pequeño que el R^2 ? (1 punto)

$$R^2 a j u s t a do = 1 - \frac{(n-1)}{(n-K)} \frac{SCR}{SCT}$$

El R^2 ajustado castiga la inclusión de muchas variables, en el sentido que si K (# variables explicativas) aumenta, la SCR disminuye y paralelamente $\frac{n-1}{n-K}$ aumenta. Para que R^2 ajustado aumente, $SCR > \frac{n-1}{n-K}$, entonces la variable incluída si es relevante.