FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LA PLATA

Maestría en Economía

Trabajo Práctico

Coloma Conte-Grand, Carolina
Condori, Brayan Alexis
Deniard, Agustín

Profesor: Javier Alejo

Materia: Regresiones por Cuantiles

6 de octubre de 2024

Ejercicio 1

El cuadro 1 muestra las estadísticas descriptivas de las variables explicativas de la ecuación de Mincer. La muestra total incluye a 7,903 individuos entre 18 y 65 años que residen en Gran Buenos Aires. Para los ingresos horarios de la ocupación principal, observamos una tendencia creciente en la mediana a medida que aumenta la edad. En todos los grupos de edad, existe una brecha entre los individuos del primer y el último decil, siendo más pronunciado en el grupo de 65 años, aunque este grupo tiene una muestra pequeña (80 obs.). Excluyendo este grupo, el rango de personas entre 41 y 64 años muestra la mayor disparidad, con el último decil (91.0) casi seis veces superior al primero (15.5). Respecto a los años de educación recibidos, se observa un patrón similar entre el primer y último decil, con la mayor brecha en los grupos etarios de 25-40 y 41-64 años, excluyendo a los de 65 años. Sin embargo, los años de educación recibidos por individuo mediano en cada grupo etario es de 12 años, excepto para el grupo de 65 años, donde es 11 años. Finalmente, la muestra incluye un 42.2 % de mujeres y un 26.6 % de residentes en CABA

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas

						Deciles								
	N	Media	SD	Min	Max	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Ingreso horario en la ocupación principal														
Grupo de edad: [15,24]	998	34.5	28.8	0.6	515.5	13.5	18.2	21.9	25.8	30.2	33.4	37.6	43.3	60.1
Grupo de edad: [25,40]	3339	47.6	46.5	0.6	1804.1	17.2	24.3	29.1	34.4	39.4	45.1	52.0	64.4	85.0
Grupo de edad: [41,64]	3486	49.3	44.5	0.2	827.4	15.5	22.1	27.8	33.1	39.4	45.5	53.5	64.7	91.0
Grupo de edad: [65+]	80	58.5	89.0	4.6	618.6	11.4	15.4	24.2	28.8	36.2	42.2	48.5	68.7	113.5
Años de educación														
Grupo de edad: [15,24]	998	11.2	2.6	2.0	17.0	7.0	9.0	10.0	12.0	12.0	12.0	12.0	13.0	14.0
Grupo de edad: [25,40]	3339	12.2	3.4	0.0	20.0	7.0	9.0	11.0	12.0	12.0	12.0	15.0	15.0	17.0
Grupo de edad: [41,64]	3486	11.2	4.0	0.0	20.0	7.0	7.0	7.0	10.0	12.0	12.0	14.0	15.0	17.0
Grupo de edad: [65+]	80	10.7	4.8	0.0	19.0	4.5	7.0	7.0	7.0	11.0	12.0	15.0	16.5	17.0
Edad														
Grupo de edad: [15,24]	998	21.6	1.8	18.0	24.0	19.0	20.0	21.0	21.0	22.0	22.0	23.0	23.0	24.0
Grupo de edad: [25,40]	3339	32.6	4.6	25.0	40.0	26.0	28.0	30.0	31.0	33.0	34.0	36.0	37.0	39.0
Grupo de edad: [41,64]	3486	51.1	6.8	41.0	64.0	42.0	44.0	46.0	48.0	51.0	53.0	55.0	58.0	61.0
Grupo de edad: [65+]	80	65.0	0.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0	65.0
Mujer (=1)	7903	0.422	0.494	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Reside en CABA (=1)	7903	0.266	0.442	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

El cuadro 2 muestra los resultados de la estimación de la ecuación de Mincer mediante OLS. Dado que el efecto marginal no es constante para las variables de edad y educación, tomamos como referencia a un individuo de 30 años de edad y 12 años de educación formal. Un incremento de un año en la edad se asocia con un aumento promedio del 1.36 % en el ingreso laboral horario, mientras que un incremento de un año de educación se asocia con un aumento promedio del 8.50 %. Por otro lado, ser mujer se asocia con una reducción promedio del 13.27 % en el ingreso laboral horario en comparación con ser hombre. Por último, residir en CABA se asocia con un aumento promedio del 14.53 % en el ingreso laboral horario, respecto a quienes viven en el Conurbano Bonaerense. Todos los resultados descritos son significativos al 1 %.

Cuadro 2: Estimación de la ecuación de Mincer por MCO

	Salario horario (log)
	(1)
Años de educación	-0.039***
	(0.013)
Años de educación × Años de educación	0.005***
	(0.001)
Edad	0.035***
	(0.004)
Edad × Edad	-0.000***
	(0.000)
Mujer (=1)	-0.142***
	(0.015)
Reside en CABA (=1)	0.136***
	(0.017)
Constante	2.534***
	(0.108)

Errores estándar robustos en paréntesis

* $p < 0{,}10$, ** $p < 0{,}05$, *** $p < 0{,}01$

Ejercicio 2

Ejercicio 3

Realizamos un test para estudiar si el efecto parcial de los años de educación sobre el salario es el mismo para los cuantiles condicionales 0.05 y 0.95. Encontramos que el p-valor asociado es de 0,0452, lo cual resulta significativo a 0,05 y nos permite rechazar para este nivel la hipótesis nula de que el efecto parcial de la educación sobre el salario es el mismo en ambos cuantiles.

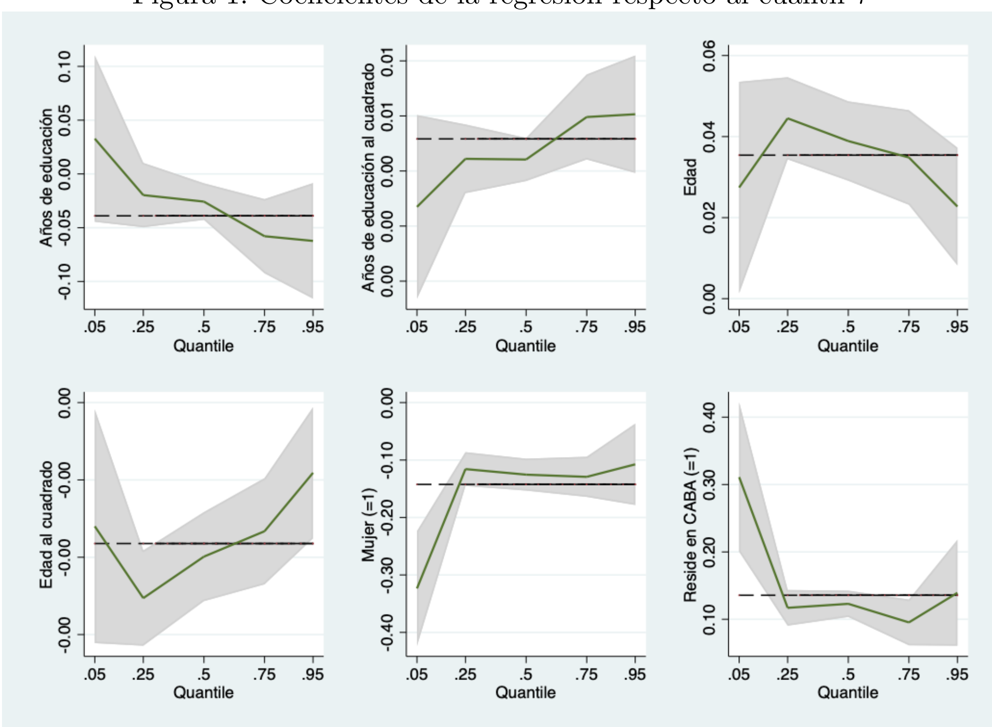
A su vez, realizamos un test bajo la hipótesis nula de que los coeficientes del modelo (a excepción de la ordenada al origen) no difieren entre cuantiles condicionales. Encontramos que el p-valor asociado es casi nulo, por lo que podemos rechazar la hipótesis nula para un nivel de 0,0001.

Este test es útil para estudiar la relevancia del modelo ya que muestra si existe o no información adicional proveniente de las regresiones por cuantiles. Si la hipótesis nula no fuera rechazada, esto implicaría que los efectos parciales son iguales sin importar el cuantil, por lo que no habría diferencia entre la información proporcionada por una estimación cuantílica y la obtenida en una regresión por MCO.

Ejercicio 4

Graficamos los coeficientes de la regresión en función a los cuantiles τ estimados. Encontramos que en general todos difieren respecto de la estimación de OLS, aunque esta recta suele encontrarse contenida en la mayoría de los intervalos de confianza estimados por bootstrap.

Figura 1: Coeficientes de la regresión respecto al cuantil τ



El método de regresiones por cuantiles es considera uno semiparamétrico. Tiene un componente paramétrico ya que modela a los cuantiles condicionales de la variable dependiente suponiendo una estructura lineal:

$$Q_y(\tau|X) = X\beta(\tau)$$

A su vez, tiene un componente no paramétrico en que no asume una distribución específica para los errores estándares y estima los cuantiles condicionales a partir de la forma de los datos. Por esto se dice que es un método *distribution free*.

Ejercicio 5