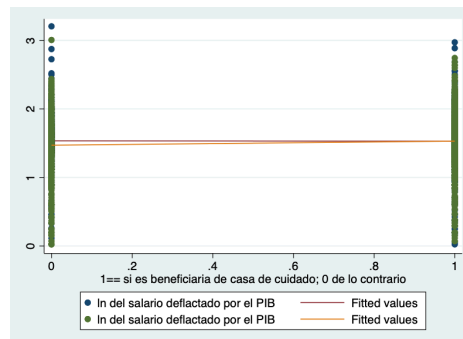


PARTE PRÁCTICA

1. Durante la pandemia del año 2020 las brechas de género aumentaron y los trabajos de cuidado en casa fueron más significativos, especialmente para las mujeres. Es por ello que el gobierno, inspirados en la política de la Alcaldía de Bogotá llamada *Manzanas de Cuidado*, diseñó las *Casas de Cuidado*. Esta es una política en la cual las mujeres que tuvieran a su cargo grandes tareas de cuidado pudieran ir a estas casas para asistir a actividades de bienestar. Las mujeres tomaban la decisión voluntaria de participar en el programa. Este incluía descanso, tiempo para cuidado de su propia salud y además les permitía recibir apoyo en educación y reconocimiento por su trabajo de cuidado. Todo ello con el objetivo de redistribuir las labores de cuidado en el hogar y así darle a la mujer más herramientas para que pueda mejorar sus ingresos. Para evaluar esta política se tomaron datos a finales del año 2020 y a finales del año 2022 y se almacenaron en la base de datos política.dta. Esta base de datos contiene información de: El logaritmo del salario de la mujer ($\ln w$), información si vive o no en zona rural (rural), información si es o no profesional (profesional), la variable de año (anho) y la variable tratamiento (politica)

Dónde *politica* toma el valor de 1 si la mujer asiste a la Casa de Cuidado y 0 si no. La variable *anho* toma el valor de 1 si la información es del año 2022 y 0 si es del 2020.

- a. **Calcule el promedio Salario ($\ln w$) para el grupo de tratamiento y el de control (para cada uno de los periodos de tiempo). Comente los resultados obtenidos. ¿Cree que hay diferencias pre-existentes?**



Two-sample t test with unequal variances								
	obs1	obs2	Mean1	Mean2	dif	St Err	t value	p value
lnw by anho: 20~2022	531	640	1.534	1.471	.064	.023	2.8	.005

En la primera tabla se calcula el promedio de lnw para el grupo de tratamiento y control para cada uno de los periodos de tiempo. Si bien los resultados para los dos grupos antes de la política son muy cercanos en promedio, lo cual también se evidencia en el diagrama de dispersión, es necesario realizar una prueba t para saber si estos valores son estadísticamente diferentes de cero. Como el p-valor de la prueba de hipótesis es menor al nivel de significancia $0.005 < 0.01$, con un 1% de significancia tenemos evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, es decir, podemos afirmar que estos valores son distintos de cero y por lo tanto existen diferencias preexistentes.

b. Realice la estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios Combinados del modelo descrito arriba e interprete los resultados.

MCO Combinados	
VARIABLES	(1) ln del salario deflactado por el PIB
1== si es beneficiaria de casa de cuidado; 0 de lo contrario = 1	-0.00512 (0.0224)
año de la entrevista = 2022	-0.0636*** (0.0228)
0b.politica#2020b.anho	0 (0)
0b.politica#2020o.anho	0 (0)
1o.politica#2020b.anho	0 (0)
1o.politica#2020o.anho	0.0643** (0.0297)
Constant	1.534*** (0.0169)
Observations	2,918
R-squared	0.004

Standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Con respecto a la significancia individual, esta se puede probar mediante el p-valor. Con un nivel de significancia del 1%, las variables cuyo p-valor es menor a 0.01, son individualmente significativas. Es decir, la variable de año de la entrevista. La interacción entre política y año para el grupo que fue beneficiado por la política en 2022 es significativa al 5%. Se puede afirmar entonces que estas variables explican el logaritmo del salario de las mujeres (variable dependiente).

Con respecto a la significancia global, esta se puede probar mediante el p-valor en la distribución F. En los resultados de la regresión, se puede observar que este valor es 0.0076, por lo que se puede afirmar que las variables del modelo tienen significancia conjunta y explican el logaritmo del salario de las mujeres (variable dependiente).

De las variables significativas, la interpretación va acorde a su signo y su valor. Teniendo en cuenta que la regresión evalúa una interacción entre las variables política y año, por ende, el retorno adicional en el salario de las mujeres cuando participan en la política en el año 2022 aumenta en 6.43% manteniendo todo lo demás constante.

En cuanto al estimador de dif-dif, este equivale a 0.064 el cual se puede interpretar que el efecto de la política en el salario de las mujeres fue de 6.4% manteniendo todo lo demás constante.

c. ¿Cuáles problemas considera que existen al estimar la regresión anterior?

Uno de los problemas es que puede incumplirse el supuesto de tendencias paralelas, lo cual es fundamental para que los estimadores calculados en la regresión anterior sean consistentes. Puede ocurrir que antes de aplicar la política, cada grupo de mujeres tuviera en promedio un comportamiento distinto en el salario promedio (dado que cada mujer decidía si participar o no en el programa), por ende, al realizar la estimación de diferencias en diferencias se llega a un valor incorrecto. Adicionalmente, puede presentarse el problema de endogeneidad en donde $cov(x_{it}, v_{it}) \neq 0$ en donde la participación en la política esté relacionada con un factor en el término de error.

d. Estime el modelo por MCO combinados e interprete los resultados (ponga especial atención en el estimador de diferencias en diferencias). Comparar los resultados con el modelo estimado en el literal b.

MCO Combinados	
VARIABLES	(1) ln del salario deflactado por el PIB
l= si es beneficiaria de casa de cuidado; 0 de lo contrario = 1	0.0170 (0.0210)
a√±o de la entrevista = 2022	-0.0677*** (0.0213)
0b.politica#2020b.anho	0 (0)
0b.politica#2022o.anho	0 (0)
1o.politica#2020b.anho	0 (0)
1.politica#2022.anho	0.0578** (0.0277)
l= si es profesional universitaria	0.405*** (0.0261)
l= si vive en zona rural; 0 urbana	-0.180*** (0.0140)
Constant	1.565*** (0.0165)
Observations	2,918
R-squared	0.133

Standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Con respecto a la significancia individual, esta se puede probar mediante el p-valor. Con un nivel de significancia del 1%, las variables cuyo p-valor es menor a 0.01, son individualmente significativas. Al igual que en el literal b, la variable de año de la entrevista y la interacción entre política y año para el grupo que fue beneficiado por la política en 2022 son significativas para esta regresión al 1% y 5% respectivamente. Adicionalmente, las variables cuando la mujer es profesional universitaria y cuando vive en zona rural son significativas al 1%. Se puede afirmar entonces que estas variables explican el logaritmo del salario de las mujeres (variable dependiente).

Con respecto a la significancia global, esta se puede probar mediante el p-valor en la distribución F. En los resultados de la regresión, se puede observar que este valor es 0,

por lo que se puede afirmar que las variables del modelo tienen significancia conjunta y explican el logaritmo del salario de las mujeres (variable dependiente).

De las variables significativas, la interpretación va acorde a su signo y su valor. Teniendo en cuenta que la regresión evalúa una interacción entre las variables política y año, por ende, el retorno adicional en el salario de las mujeres cuando participan en la política en el año 2022 aumenta en 5.78% manteniendo todo lo demás constante. El retorno adicional en el salario de las mujeres cuando son profesionales universitarias aumenta en 40.5% ceteris paribus. El retorno adicional en el salario de las mujeres cuando viven en zonas rurales disminuye en 18% ceteris paribus.

En cuanto al estimador de dif-dif, este equivale a 0.058 el cual se puede interpretar que el efecto de la política en el salario de las mujeres fue de 5.8% manteniendo todo lo demás constante. Teniendo en cuenta que antes el estimador era 0.064, y teniendo en cuenta que hay evidencia suficiente para decir que el año y la política son variables relevantes en el modelo, se puede concluir que el efecto del tratamiento estaba sobreestimado debido a la omisión de estas variables. Asumiendo que no hay más variables relevantes, se concluye que el tratamiento no tiene efecto significativo al 1, 5 o incluso al 10% de significancia.

e. ¿Qué supuesto se requiere para obtener estimadores consistentes? ¿Cree que estos supuestos se cumplen?

Como se mencionó anteriormente, el supuesto de tendencias paralelas es necesario para obtener estimadores consistentes. Consideramos que el supuesto puede no cumplirse dado que como las mujeres elegían si participar en el programa o no, los comportamientos de ambos grupos pueden estar inclinados hacia otras características dadas para cada persona. Por ejemplo, las mujeres que tenían un costo de oportunidad alto de ir a las casas de bienestar por cuestiones como el tiempo posiblemente decidieron no estar en el programa, o aquellas mujeres que contaban con otra persona en su hogar para distribuirse las labores de cuidado probablemente prefirieron entrar en el programa. Diferencias como las mencionadas anteriormente pueden afectar la tendencia de cada grupo en ausencia de la política y afectar la consistencia de los estimadores. El segundo, es que la asignación del tratamiento sea independiente a las características de los individuos, o en otras palabras que $cov(treat, X) = 0$.

2. La reciente reforma pensional propuso como una herramienta para cerrar las brechas de género en la cobertura pensional la disminución de un año de cotización para pensionarse como requisito por cada hijo criado. Algunos investigadores, argumentan que esto puede generar trampas de pobreza debido a que las mujeres tendrían incentivos a tener más hijos para así reducir las semanas requeridas para pensionarse y además, podría afectar la dinámica del mercado laboral femenino. Para analizar el posible impacto de la medida sobre el incentivo a tener hijos, usted cuenta con la base de datos “trabajo_fem.dta”, que contiene información sobre la decisión de 500 hogares no monoparentales de que las mujeres (jefes de hogar o parejas de jefe de hogar) se dispongan a trabajar formalmente, aspecto clave para cotizar a pensión. Para esto, se plantea la siguiente regresión: donde es una variable dicótoma que toma el valor de 1 si la mujer trabaja y 0 de lo contrario, corresponde a los años de educación de la mujer,

corresponde a los años de educación de la pareja, e , que corresponde a una variable categórica con la cantidad de hijos criados.

a. Explique la intuición del investigador para incluir cada una de las variables explicativas ¿Cuáles son los signos esperados?

El nivel de educación de la mujer es importante dado que alcanzar un alto nivel educativo refleja la acumulación de capital humano que posee para acceder al mercado laboral formal. Teniendo en cuenta que a mayor nivel de educación hay mayor posibilidad de acceder a un trabajo formal, el signo esperado del estimador es positivo.

El nivel de educación del padre es importante dado que si él tiene mayores posibilidades de acceder a un trabajo formal, la mujer quedará encargada de las labores del cuidado del hogar y por lo tanto, la mujer tendrá menores probabilidades de acceder a un trabajo formal. Teniendo en cuenta que un mayor nivel de educación del padre reduce la posibilidad de entrar al mercado laboral formal, el signo esperado del estimador es negativo.

El número de hijos en cada hogar es importante dado que esto se traduce en sacrificar tiempo de trabajo de los padres para poder cuidar a sus hijos y pasar tiempo con ellos. Además, la llegada de un hijo a un hogar puede interrumpir el periodo de educación de los padres, lo que reduce la probabilidad de que los padres accedan a un trabajo formal. Por lo tanto, el signo esperado del estimador es negativo.

b. Estime el modelo por medio del Modelo de Probabilidad Lineal

Regresion MPL	
(1)	
VARIABLES	Does female work?
Male education level	-0.0478*** (0.00759)
Female education level	0.0591*** (0.00759)
Number of children	-0.0719*** (0.0147)
Constant	0.458*** (0.135)
Observations	500
R-squared	0.199

Standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

c. Interprete los resultados obtenidos (signos, significancia parcial y global, y bondad de ajuste).

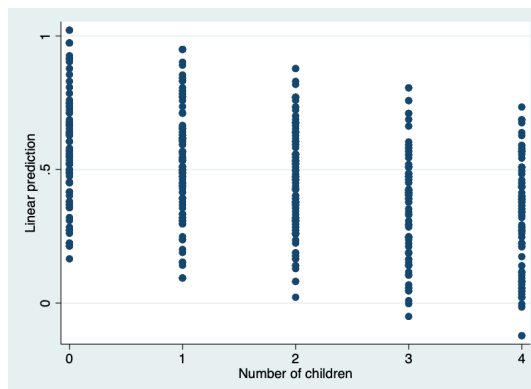
Con respecto a la significancia individual, esta se puede probar mediante el p-valor. Con un nivel de significancia del 1%, las variables cuyo p-valor es menor a 0.01, son individualmente significativas. Es decir, todas las variables: educación del hombre, educación de la mujer y el número de hijos. Se puede afirmar entonces que todas estas variables explican si las mujeres trabajan o no.

Con respecto a la significancia global, esta se puede probar mediante el p-valor en la distribución F. En los resultados de la regresión, se puede observar que este valor es 0, por lo que se puede afirmar que las variables del modelo tienen significancia conjunta y explican los cambios en el trabajo de la mujer (variable dependiente).

Por otro lado, se puede observar que los signos esperados de las variables explicativas del numeral “a” son acordes a los signos observados en los resultados de la regresión. Se evidencia que un año adicional en la educación del hombre disminuye en un 4.68% la probabilidad de que las mujeres trabajen (de que la variable dependiente dicótoma sea igual a 1). Esto puede ser porque si el hombre cuenta con un trabajo la mujer probablemente se encargará de las labores del hogar. Por el contrario, un aumento de una unidad en la educación de la mujer aumenta en un 5.91% la probabilidad de que las mujeres trabajen. Esto se puede explicar ya que el estudio permite desarrollar el capital humano lo que aumenta las probabilidades de que puedan acceder al mercado laboral. Por último, un aumento en una unidad en el número de hijos disminuye en un 7.19% la probabilidad de que las mujeres trabajen. Lo anterior se explica porque las mujeres pueden abandonar su trabajo para dedicarse a la crianza de sus hijos.

Con respecto a la bondad de ajuste, este se puede observar mediante el r^2 . Se evidencia que el resultado de la regresión arroja un r^2 de 0.199, lo que quiere decir que el 19,9% de la varianza en el trabajo de las mujeres (variable dependiente) está explicada por variaciones de las variables independientes/explicativas.

d. Obtenga los valores predichos de la probabilidad de trabajar. ¿Existen valores por fuera del intervalo válido para una probabilidad?



Como podemos ver en la gráfica, existen valores por fuera del intervalo $[0,1]$ en la probabilidad. Esto coincide con uno de los principales problemas del modelo MPL, en donde las probabilidades no están acotadas en el intervalo para una probabilidad.

e. Determine si el modelo presenta heteroscedasticidad. En caso de existir, proponga una solución y realícela.

Prueba de White para evaluar heterocedasticidad

White's test
H0: Homoskedasticity
Ha: Unrestricted heteroskedasticity
chi2(9) = 86.31
Prob > chi2 = 0.0000
Cameron & Trivedi's decomposition of IM-test

Source	chi2	df	p
Heteroskedasticity	86.310	9	0.000
Skewness	67.640	3	0.000
Kurtosis	89.830	1	0.000
Total	243.780	13	0.000

Al evaluar la prueba de hipótesis a partir del p-valor, determinamos que con un nivel de significancia del 1% hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, por ende se prueba que existe heterocedasticidad en el modelo.

Estimación por MCO con errores robustos lo cual resuelve el problema cuando no conocemos la fuente de heterocedasticidad.

Regresión errores robustos	
(1)	
VARIABLES	Does female work?
Male education level	-0.0478*** (0.00736)
Female education level	0.0591*** (0.00702)
Number of children	-0.0719*** (0.0147)
Constant	0.458*** (0.143)
Observations	500
R-squared	0.199
Robust standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

f. Estime el modelo por medio de las metodologías logit y probit. Para cada modelo:

Regresión Logit	
(1)	
VARIABLES	Does female work?
Male education level	-0.239*** (0.0402)
Female education level	0.292*** (0.0412)
Number of children	-0.365*** (0.0768)
Constant	-0.153 (0.647)
Observations	500
Standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

i. Calcule los efectos marginales en la media e interprete los resultados obtenidos.

Para logit:

Conditional marginal effects				Number of obs = 500			
Model VCE: Robust							
Expression: Pr(trabaja), predict ()							
dy/dx wrt: educ_padre educ_madre hijos_vivos							
At: educ_padre = 11.966 (mean)							
educ_madre = 12.046 (mean)							
hijos_vivos = 1.976 (mean)							
Delta-method							
	dy/dx	std.	err.	z	P>z	[95% conf.	interval]
educ_padre	-0.059	0.010	-6.110	0.000	-0.078	-0.040	
educ_madre	0.072	0.010	7.490	0.000	0.053	0.091	
hijos_vivos	-0.090	0.019	-4.700	0.000	-0.128	-0.053	

En el modelos Logit, estos resultados muestran unos signos similares a los obtenidos en la estimación del Modelo de Probabilidad Lineal. Al obtener los efectos marginales en la media (que es 12.04 para la educación de la madre, 11.966 para la educación del padre y 1.976 para el número de hijos) se observa que, manteniendo todo lo demás constante, un año adicional de la educación del padre disminuye la probabilidad de que la mujer trabaje en 0.059. De manera similar, un hijo adicional reduce la probabilidad de que la mujer trabaje en 0.365. Mientras que un año adicional en la educación de la madre aumenta su probabilidad de trabajar en 0.072.

Para probit:

Conditional marginal effects
 Model VCE: Robust
 Expression: Pr(trabaja), predict ()
 dy/dx wrt: educ_padre educ_madre hijos_vivos
 At: educ_padre = 11.966 (mean)
 educ_madre = 12.046 (mean)
 hijos_vivos = 1.976 (mean)

Number of obs = 500

Delta-method							
	dy/dx	std.	err.	z	P>z	[95% conf.	interval]
educ_padre	-0.058	0.009	-6.270	0.000	-0.076	-0.040	
educ_madre	0.071	0.009	7.730	0.000	0.053	0.089	
hijos_vivos	-0.087	0.018	-4.810	0.000	-0.123	-0.052	

En el modelos Probit, estos resultados muestran unos signos similares a los obtenidos en la estimación del Modelo de Probabilidad Lineal. Al obtener los efectos marginales en la media (que es 12.04 para la educación de la madre, 11.966 para la educación del padre y 1.976 para el número de hijos) se observa que, manteniendo todo lo demás constante, un año adicional de la educación del padre disminuye la probabilidad de que la mujer trabaje en 0.058. De manera similar, un hijo adicional reduce la probabilidad de que la mujer trabaje en 0.087. Mientras que un año adicional en la educación de la madre aumenta su probabilidad de trabajar en 0.071. Se puede observar, sin embargo, que los resultados con el Probit arrojan unos coeficientes en general menores a los estimados por Probit.

ii. Calcule los efectos marginales para un hogar donde la mujer tiene 10 años de educación el hombre tiene 3 años de educación y no tienen hijos.

Para logit:

Conditional marginal effects
 Model VCE: Robust
 Expression: Pr(trabaja), predict ()
 dy/dx wrt: educ_padre educ_madre hijos_vivos
 At: educ_padre = 3
 educ_madre = 10
 hijos_vivos = 0

Number of obs = 500

Delta-method							
	dy/dx	std.	err.	z	P>z	[95% conf.	interval]
educ_padre	-0.024	0.004	-5.550	0.000	-0.033	-0.016	
educ_madre	0.030	0.010	2.890	0.004	0.010	0.049	
hijos_vivos	-0.037	0.011	-3.460	0.001	-0.058	-0.016	

Para probit:

Conditional marginal effects
 Model VCE: Robust
 Expression: Pr(trabaja), predict 0
 dy/dx wrt: educ_padre educ_madre hijos_vivos
 At: educ_padre = 3
 educ_madre = 10
 hijos_vivos = 0

Number of obs = 500

Delta-method								
	dy/dx	std.	err.	z	P> z	[95% conf.	interval]	
educ_padre	-0.027	0.005	-5.740	0.000	-0.036	-0.018		
educ_madre	0.033	0.011	2.950	0.003	0.011	0.055		
hijos_vivos	-0.040	0.011	-3.520	0.000	-0.063	-0.018		

iii. Calcule el porcentaje de predicciones correctas. Interprete los resultados.

Para logit:

Sensitivity	Pr(+ D)	61.40%
Specificity	Pr(- ~D)	72.79%
Positive predictive value	Pr(D +)	65.42%
Negative predictive value	Pr(~D -)	69.23%
False + rate for true ~D	Pr(+ ~D)	27.21%
False - rate for true D	Pr(- D)	38.60%
False + rate for classified +	Pr(~D +)	34.58%
False - rate for classified -	Pr(D -)	30.77%
Correctly classified	67.60%	

Para probit:

Sensitivity	Pr(+ D)	61.40%
Specificity	Pr(- ~D)	72.79%
Positive predictive value	Pr(D +)	65.42%
Negative predictive value	Pr(~D -)	69.23%
False + rate for true ~D	Pr(+ ~D)	27.21%
False - rate for true D	Pr(- D)	38.60%
False + rate for classified +	Pr(~D +)	34.58%
False - rate for classified -	Pr(D -)	30.77%
Correctly classified	67.60%	

Tanto para logit como para probit tenemos que el porcentaje de predicciones correctas es del 67.6%

g. ¿Cuál sería el efecto del incentivo en la reforma pensional sobre el mercado laboral femenino? ¿Cómo modificaría la especificación para analizar si la decisión de tener

hijos siempre disminuye la probabilidad de que la mujer trabaje?. Estime esa nueva especificación y concluya.

Consideramos que el efecto del incentivo en la reforma pensional sobre el mercado laboral femenino es un efecto compensatorio. Teniendo en cuenta que el número de hijos afecta negativamente los años de educación de la madre, la participación sobre el mercado laboral femenino disminuye dado el costo de oportunidad de realizar labores de cuidado, es decir, las mujeres trabajan menos años. A su vez, si la política tiene como objetivo reducir la edad de pensión por cada hijo que tenga la mujer, ellas terminarían por trabajar menos años y el mercado laboral femenino también disminuiría. Adicionalmente creemos que el efecto de la política disminuye la probabilidad de que la mujer trabaje formalmente dado que en los efectos marginales (margins) se puede ver que, aunque la mujer tenga muchos años de escolaridad, lo que pesa más es la educación del padre y el número de hijos que tenga. Es decir, los coeficientes de la educación del padre y del número de hijos, los cuales son negativos, tienen un efecto mucho mayor al de la educación de la madre. Además, al relacionarlo con el objetivo de la reforma pensional, las mujeres tendrían más incentivos a tener hijos y por ende habría una reducción en el mercado laboral femenino dado que esto se traduce en la dedicación de mayor tiempo a labores de cuidado.

Para analizar si la decisión de tener hijos siempre disminuye la probabilidad de que la mujer trabaje se requiere tener en cuenta el tipo de variable que se encuentra en la regresión. En el caso de la variable hijos vivos, es una variable categórica, por lo que la regresión debe especificarse como `i.hijos_vivos`. Esto permite que únicamente se tomen valores enteros en el número de hijos y se realice una estimación más específica sobre el efecto negativo que tiene la decisión de tener hijos sobre la probabilidad de acceder a un trabajo formal para cada número de hijos de la muestra. Se debe hacer esta especificación porque, sino, el número de hijos podría ser decimal y se evaluaría un valor en general, sin analizar cada caso.

Regresion Especificacion	
VARIABLES	(1) Does female work?
Male education level	-0.0479*** (0.00738)
Female education level	0.0591*** (0.00706)
Number of children = 1	-0.0734 (0.0629)
Number of children = 2	-0.133** (0.0644)
Number of children = 3	-0.225*** (0.0674)
Number of children = 4	-0.284*** (0.0669)
Constant	0.459*** (0.147)
Observations	500
R-squared	0.200
Robust standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

En la regresión con la especificación, es posible evidenciar que el nivel de educación tanto de la madre como del padre son significativos al 1%. También, los coeficientes para el número de hijos decrecen en el margen, por lo que se evidencia que la decisión de tener hijos siempre disminuye la probabilidad de acceder al sector formal.

Anexo: Do file

//Taller 2

cls

*Punto 1

cd "/Users/valeria/Desktop/202310/Econometría 2/Taller 2"

use "politica.dta", clear

//a)

mean lnw , over(politica anho)

mat medias= e(b)

mat2txt , matrix(medias) saving(tabla1a) title(Promedio de lnw) replace

reg lnw politica

twoway (scatter lnw politica if anho==2020) (lfit lnw politica if anho==2020)(scatter lnw politica if anho==2022) (lfit lnw politica if anho==2022)

asdoc ttest lnw if politica==0, by(anho) unequal

//b)

scalar dif_dif= (medias[1,4] - medias[1,3]) - (medias[1,2] - medias[1,1])

scalar list dif_dif

reg lnw i.politica##i.anho

outreg2 using "RegresionBpooledmco.doc", label title(MCO Combinados) replace

display _b[1.politica#2022.anho]

//c)

//d)

reg lnw i.politica##i.anho profesional rural

display _b[1.politica#2022.anho]

outreg2 using "RegresionDpooledmco.doc", label title(MCO Combinados) replace

//e)

**Punto 2*

cls

use "trabajo_fem.dta", clear

//a)

//b) *Estimar por MPL*

reg trabaja educ_padre educ_madre hijos_vivos

outreg2 using "Regresion2b.doc", label title(Regresion MPL) replace

//c)

//d)

predict pr_mco, xb

scatter pr_mco hijos_vivos

//e)

reg trabaja educ_padre educ_madre hijos_vivos, robust

```

asdoc imtest, white, save(Heterocedasticidad.doc) replace

outreg2 using "Regresion2e.doc", label title(Regresion errores robustos) replace

//f)

//Para logit

logit trabaja educ_padre educ_madre hijos_vivos

outreg2 using "Regresion2fl.doc", label title(Regresion Logit) replace

margins , dydx(_all)

asdoc margins, dydx(*) atmeans save(Logit_margins.doc) replace

margins,dydx(_all) at (educ_padre=3 educ_madre=10 hijos_vivos=0)

asdoc margins, dydx(*) at (educ_padre=3 educ_madre=10 hijos_vivos=0)
save(Logit_margins_punto.doc) replace

estat classification

//Para probit

probit trabaja educ_padre educ_madre hijos_vivos

outreg2 using "Regresion2fp.doc", label title(Regresion Probit) replace

margins , dydx(_all)

asdoc margins, dydx(*) atmeans save(Probit_margins.doc) replace

margins,dydx(_all) at (educ_padre=3 educ_madre=10 hijos_vivos=0)

asdoc margins, dydx(*) at (educ_padre=3 educ_madre=10 hijos_vivos=0)
save(Probit_margins_punto.doc) replace

estat classification

//g)

reg trabaja educ_padre educ_madre i.hijos_vivos, robust

outreg2 using "Regresion2g.doc", label title(Regresion Especificacion) replace

```