

Trabajo Práctico N° 1: **Modelo de Regresión Lineal.**

Ejercicio 1.

Utilizar la base de datos provista “cornwell.dta”.

(a) A partir de los datos de los siete años, y utilizando los logaritmos de todas las variables, estimar un modelo por POLS que relacione la tasa de crimen con prbarr, prbconv, prbpris, avgsgen y polpc y que incluya un conjunto de dummies de año.

POLS:

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	630
Model	117.644669	11	10.6949699	F(11, 618)	=	74.49
Residual	88.735673	618	.143585231	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.5700
				Adj R-squared	=	0.5624
Total	206.380342	629	.328108652	Root MSE	=	.37893

lcrmrte	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
lprbarr	-.7195033	.0367657	-19.57	0.000	-.7917042	-.6473024
lprbconv	-.5456589	.0263683	-20.69	0.000	-.5974413	-.4938765
lprbpris	.2475521	.0672268	3.68	0.000	.1155314	.3795728
lavgsen	-.0867575	.0579205	-1.50	0.135	-.2005023	.0269872
lpolpc	.3659886	.0300252	12.19	0.000	.3070248	.4249525
d82	.0051371	.057931	0.09	0.929	-.1086284	.1189026
d83	-.043503	.0576243	-0.75	0.451	-.1566662	.0696601
d84	-.1087542	.057923	-1.88	0.061	-.222504	.0049957
d85	-.0780454	.0583244	-1.34	0.181	-.1925835	.0364928
d86	-.0420791	.0578218	-0.73	0.467	-.15563	.0714719
d87	-.0270426	.056899	-0.48	0.635	-.1387815	.0846963
_cons	-2.082293	.2516253	-8.28	0.000	-2.576438	-1.588149

(b) Computar los errores estándar robustos a heteroscedasticidad arbitraria y a autocorrelación serial arbitraria.

POLS (con errores estándar robustos):

Linear regression	Number of obs	=	630
	F(11, 89)	=	37.19
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.5700
	Root MSE	=	.37893

(Std. err. adjusted for 90 clusters in county)

		Robust				
	lcrmrte	Coefficient	std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
	lprbarr	-.7195033	.1095979	-6.56	0.000	-.9372719 -.5017347
	lprbconv	-.5456589	.0704368	-7.75	0.000	-.6856152 -.4057025
	lprbpris	.2475521	.1088453	2.27	0.025	.0312787 .4638255
	lavgsen	-.0867575	.1130321	-0.77	0.445	-.3113499 .1378348
	lpolpc	.3659886	.121078	3.02	0.003	.1254092 .6065681
	d82	.0051371	.0367296	0.14	0.889	-.0678439 .0781181
	d83	-.043503	.033643	-1.29	0.199	-.1103509 .0233448
	d84	-.1087542	.0391758	-2.78	0.007	-.1865956 -.0309127
	d85	-.0780454	.0385625	-2.02	0.046	-.1546683 -.0014224
	d86	-.0420791	.0428788	-0.98	0.329	-.1272783 .0431201
	d87	-.0270426	.0381447	-0.71	0.480	-.1028353 .0487502
	_cons	-2.082293	.8647054	-2.41	0.018	-3.800445 -.3641423

(c) Implementar un contraste de Correlación Serial.

Stata.

Se rechaza la hipótesis nula de no correlación serial.

(d) Implementar un contraste de Heterocedasticidad.

Stata.

Se rechaza la hipótesis nula de homocedasticidad.

(e) Asumir que se cumple el supuesto de exogeneidad estricta y que u_{it} sigue un proceso AR(1). Computar el estimador de FGLS siguiendo el enfoque de Prais-Winsten. Una descripción del procedimiento se puede encontrar en Wooldridge (2010), sección 7.8.6. Observación: GLS necesita exogeneidad estricta para conseguir estimadores consistentes.

FGLS:

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	630
Model	885.585523	12	73.7987936	F(12, 618)	=	2050.54
Residual	22.2417551	618	.035989895	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.9755
				Adj R-squared	=	0.9750
Total	907.827278	630	1.44099568	Root MSE	=	.18971

tilde_lcrmrte	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
tilde_lprbarr	-.481208	.0333124	-14.45	0.000	-.5466271	-.4157888
tilde_lprbconv	-.3353095	.0209135	-16.03	0.000	-.3763796	-.2942395
tilde_lprbpris	-.1624321	.0339271	-4.79	0.000	-.2290585	-.0958058
tilde_lavgsen	-.0203981	.0289633	-0.70	0.482	-.0772766	.0364804
tilde_lpolpc	.3806954	.0298461	12.76	0.000	.3220834	.4393074
tilde_d82	.0120433	.0222954	0.54	0.589	-.0317405	.0558272
tilde_d83	-.0721363	.0288915	-2.50	0.013	-.1288737	-.0153989
tilde_d84	-.1092092	.0333946	-3.27	0.001	-.1747898	-.0436286
tilde_d85	-.1018016	.0364716	-2.79	0.005	-.1734249	-.0301784
tilde_d86	-.0775719	.0381852	-2.03	0.043	-.1525605	-.0025834
tilde_d87	-.0395482	.0394024	-1.00	0.316	-.1169271	.0378307
tilde_ones	-2.027131	.2099692	-9.65	0.000	-2.439471	-1.614792

(f) Computar los errores estándar robustos a heteroscedasticidad arbitraria y a autocorrelación serial arbitraria para el modelo con las variables transformadas del inciso previo. Sugerencia de Wooldridge: “... If we have any doubts about the homoskedasticity assumption, or whether the AR(1) assumption sufficiently captures the serial dependence, we can just apply the usual fully robust variance matrix and associated statistics to pooled OLS on the transformed variables. This allows us to probably obtain an estimator more efficient than POLS (on the original data) but also guards against the rather simple structure we imposed on Ω . Of course, failure of strict exogeneity generally causes the Prais-Winsten estimator of β to be inconsistent.”

FGLS (con errores estándar robustos):

Linear regression	Number of obs	=	630
	F(12, 89)	=	837.00
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.9755
	Root MSE	=	.18971

(Std. err. adjusted for 90 clusters in county)

tilde_lcrmrte	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
tilde_lprbarr	-.481208	.0718373	-6.70	0.000	-.6239471	-.3384689
tilde_lprbconv	-.3353095	.0440331	-7.61	0.000	-.4228023	-.2478168
tilde_lprbpris	-.1624321	.0500207	-3.25	0.002	-.2618222	-.0630421
tilde_lavgsen	-.0203981	.0258077	-0.79	0.431	-.0716774	.0308813
tilde_lpolpc	.3806954	.106039	3.59	0.001	.1699982	.5913925
tilde_d82	.0120433	.015186	0.79	0.430	-.0181309	.0422176
tilde_d83	-.0721363	.01852	-3.90	0.000	-.1089352	-.0353374
tilde_d84	-.1092092	.0215974	-5.06	0.000	-.1521229	-.0662956
tilde_d85	-.1018016	.0244324	-4.17	0.000	-.1503483	-.053255
tilde_d86	-.0775719	.0236838	-3.28	0.002	-.1246312	-.0305126
tilde_d87	-.0395482	.0252489	-1.57	0.121	-.0897173	.0106209
tilde_ones	-2.027131	.7465981	-2.72	0.008	-3.510606	-.5436569

Ejercicio 2.

En este ejercicio, se examinará un modelo para el costo total de producción en la industria aeronáutica a modo de ilustrar una aplicación de un modelo heterocedástico por grupos. Considerar la siguiente función de costos:

$$\ln cost_{jt} = \beta_1 + \beta_2 \ln output_{jt} + \beta_3 load\ factor_{jt} + \beta_4 \ln fuel\ price_{jt} + \delta_2 Firm_2 + \delta_3 Firm_3 + \delta_4 Firm_4 + \delta_5 Firm_5 + \delta_6 Firm_6 + \varepsilon_{jt}.$$

(a) Utilizar la base de datos provista “greene97.dta”, la cual contiene datos para seis compañías áreas observadas, anualmente, durante 15 años. Estimar la ecuación por POLS.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	90
Model	113.74827	8	14.2185338	F(8, 81)	=	3935.79
Residual	.292622888	81	.003612628	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.9974
				Adj R-squared	=	0.9972
Total	114.040893	89	1.28135835	Root MSE	=	.06011

lc	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
lq	.9192845	.0298901	30.76	0.000	.8598126	.9787565
lf	-1.070396	.20169	-5.31	0.000	-1.471696	-.6690961
lpf	.4174918	.0151991	27.47	0.000	.3872503	.4477333
id						
2	-.0412359	.025184	-1.64	0.105	-.0913441	.0088722
3	-.2089211	.0427986	-4.88	0.000	-.294077	-.1237653
4	.1845557	.0607527	3.04	0.003	.0636769	.3054345
5	.0240547	.0799041	0.30	0.764	-.1349293	.1830387
6	.0870617	.0841995	1.03	0.304	-.080469	.2545924
_cons	9.705942	.193124	50.26	0.000	9.321686	10.0902

(b) Ahora, asumir que, dentro de cada compañía área, se tiene que:

$$\text{Var} [\varepsilon_{jt} | x_{jt}] = \sigma_j^2, t = 1, \dots, T.$$

Por lo tanto, si las varianzas fueran conocidas, el estimador GLS sería:

$$\hat{\beta} = \left[\sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma_j^2} X_j' X_j \right]^{-1} \sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma_j^2} X_j' y_j,$$

donde X_j es una matriz $T \times K$. Sin embargo, en este caso práctico, las varianzas son desconocidas. Luego, se solicita computar el estimador de FGLS a través de los siguientes métodos:

(i) Estimar el modelo calculando el estimador necesario para la varianza específica de la compañía áreas a partir de los residuos de OLS, es decir, $\hat{\sigma}_j^2 = \frac{e_j' e_j}{n_j}$.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	90
Model	118.222298	8	14.7777873	F(8, 81)	=	5526.83
Residual	.216579991	81	.002673827	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.9982
				Adj R-squared	=	0.9980
Total	118.438878	89	1.33077391	Root MSE	=	.05171

lc	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
lq	.925765	.0267809	34.57	0.000	.8724795	.9790506
lf	-1.216307	.1855858	-6.55	0.000	-1.585565	-.8470495
lpf	.4056077	.0125488	32.32	0.000	.3806395	.4305758
id						
2	-.046026	.0237611	-1.94	0.056	-.0933031	.0012511
3	-.2020985	.0361494	-5.59	0.000	-.2740246	-.1301725
4	.1905462	.0551602	3.45	0.001	.0807946	.3002977
5	.0371723	.0704438	0.53	0.599	-.1029887	.1773334
6	.094588	.0743639	1.27	0.207	-.0533728	.2425488
_cons	9.942316	.1622899	61.26	0.000	9.61941	10.26522

(ii) Estimar el modelo tratándolo como una forma del modelo de heteroscedasticidad multiplicativa de Harvey (1976). Utilizar el procedimiento en dos etapas.

Heteroskedastic linear regression	Number of obs	=	90
Two-step GLS estimation	Wald chi2(8)	=	36250.22
	Prob > chi2	=	0.0000

lc	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
lq	.932333	.0295289	31.57	0.000	.8744574	.9902086
lf	-1.115165	.1991174	-5.60	0.000	-1.505428	-.7249023
lpf	.4086271	.0141468	28.88	0.000	.3808999	.4363543
id						
2	-.0387054	.0242462	-1.60	0.110	-.0862271	.0088163
3	-.1929047	.0407071	-4.74	0.000	-.2726892	-.1131203
4	.2082512	.0589261	3.53	0.000	.0927583	.3237442
5	.0572051	.0780464	0.73	0.464	-.0957631	.2101733
6	.1207862	.0825116	1.46	0.143	-.0409335	.2825059
_cons	9.841375	.1768449	55.65	0.000	9.494765	10.18798
lnsigma2						
id						
2	.9333314	.8111556	1.15	0.250	-.6565043	2.523167
3	.575379	.8111556	0.71	0.478	-1.014457	2.165215
4	.639489	.8111556	0.79	0.430	-.9503466	2.229325
5	.6042102	.8111556	0.74	0.456	-.9856255	2.194046
6	.7988952	.8111556	0.98	0.325	-.7909405	2.388731
_cons	-6.213752	.5735736	-10.83	0.000	-7.337935	-5.089568

Wald test of lnsigma2=0: chi2(5) = 1.56 Prob > chi2 = 0.9063

(c) *Comparar los resultados obtenidos en el inciso (b).*

Los resultados obtenidos en el inciso (b) son semejantes en cuanto a valores estimados de los parámetros y a significatividad estadística.

Ejercicio 3.

Considerar la siguiente ecuación de salarios:

$$y_{jt} = \beta_0 + \beta_1 x_{jt} + u_{jt}, j = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2 \quad (1)$$

donde $\beta_0 = \beta_1 = 1$, $u_j \sim \mathcal{N}(0, \Omega)$, $\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix}$ y $x_{jt} \sim U[1, 20]$.

Generar 1000 muestras de $N = 5$ observaciones de corte transversal a partir del modelo (1). Para cada muestra, estimar por FGLS los parámetros del modelo y realizar un test de hipótesis para contrastar que $H_0: \beta_1 = 1$. Reportar tamaño del test al 1% y el poder del test cuando $\beta_1 = 0,8$. Luego, repetir el procedimiento con $N = 500$. ¿Se aprecia algún cambio en el tamaño y/o en el poder del test ante el incremento de N ?

	N_5	N_500
tam_test_1	2.7	1
poder_tes~08	33.2	100

Por lo tanto, se puede observar que, ante el incremento de N , el tamaño del test tiende al nivel de significación del 1% y el poder del test tiende al 100%.