# Cap?tulo 14

May 14, 2018

In [157]: library(stats)

```
library(car)
          library(plm)
          library(stargazer)
          library(sandwich)
          library(lmtest)
          library(dplyr)
0.1 Ejercicio 1
In [5]: load("data/rental.RData")
        rental <- data
        rm('data')
        mod_rental <- lm(data=rental, lrent ~ y90 + lpop + lavginc + pctstu)</pre>
        rental_pan <- pdata.frame(rental, index = c("city", "year"))</pre>
        mod_rental_pan <- plm(data=rental_pan,lrent ~ y90 + lpop + lavginc</pre>
                               + pctstu, model = 'fd')
        model_rental_EF <- plm(data=rental_pan,lrent ~ y90 + lpop + lavginc
                                + pctstu, model = "within" )
        stargazer(mod_rental, mod_rental_pan, model_rental_EF, header = FALSE, type = 'text')
                                               Dependent variable:
                                                       lrent
                               OLS
                                                                   panel
                                                                   linear
                               (1)
                                                        (2)
                                                                                (3)
                             0.262***
                                                                             0.386***
y90
                                                                              (0.037)
                             (0.035)
```

lpop	0.041*	0.297**	0.072
	(0.023)	(0.143)	(0.088)
lavginc	0.571***	0.940***	0.310***
lavgino	(0.053)	(0.047)	(0.066)
pctstu	0.005***	0.019***	0.011***
	(0.001)	(0.007)	(0.004)
Constant	-0.569		
	(0.535)		
Observations	128	64	128
R2	0.861	0.303	0.977
Adjusted R2	0.857	0.280	0.950
Residual Std. Error	0.126 (df = 123)		
F Statistic	190.922*** (df = 4; 123)	) -14.580 (df = 2;	61) 624.146*** (df = 4; 60)
Note:	=======================================	=============	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

iv) A diferencia del modelo de primeras diferencias, el modelo de efecto fijos permite el uso de la varible y90 que representa el cambio en el tiempo.

### 0.2 Ejercicio 2

Dependent variable: lcrmrte crmrte OLS panel linear (1) (2) (3) 0.001 0.008 0.013 d82 (0.002)(0.017)(0.022)d83 -0.001 -0.084\*\*\* -0.079\*\*\* (0.002)(0.023)(0.021)-0.003 -0.125\*\*\* -0.118\*\*\* d84 (0.002)(0.029)(0.022)-0.002 -0.122\*\*\* -0.112\*\*\* d85 (0.002)(0.033)(0.022)0.0004 -0.086\*\* -0.082\*\*\* d86 (0.002)(0.037)(0.021)d87 -0.001 -0.038 -0.040\* (0.002)(0.040)(0.021)-0.327\*\*\* -0.360\*\*\* lprbarr -0.021\*\*\* (0.001)(0.030)(0.032)lprbconv -0.015\*\*\* -0.238\*\*\* -0.286\*\*\* (0.001)(0.018)(0.021)0.007\*\*\* -0.165\*\*\* lprbpris -0.183\*\*\* (0.002)(0.026)(0.032)lavgsen 0.0003 -0.022 -0.004 (0.002)(0.022)(0.026)lpolpc 0.017\*\*\* 0.398\*\*\* 0.424\*\*\* (0.001)(0.026)(0.027)0.108\*\*\* Constant (800.0)Observations 630 540 630 R2 0.553 0.433 0.434 Adjusted R2 0.545 0.422 0.327

i) En el tema de las maginitudes son realmente similares además que los signos de todos los parametros son iguales, no hay cambios de dirección, sin emarbo en el modelo de Efectos Fijos, todos las desviaciones estandar son menores, provocando una mayor siginificatividad, claro ejemplo el parametro *d*87 que de no ser significativa, aumento a significativo al 10%

	Es	timate	Std. Error	t-value	Pr(>  t )
d82	2 0.0	0188914665	0.02512435	0.751918496	4.524403e-01
d83	3   -0.	0552859694	0.03302871	-1.673876233	9.475627e-02
d84	4 -0.	0615162499	0.04108050	-1.497456260	1.348813e-01
d8	5   -0.	0397115333	0.05616351	-0.707070007	4.798397e-01
d8	6 -0.	0001132832	0.06801243	-0.001665625	9.986717e-01
d8'	7   0.0	0537041735	0.07989535	0.672181481	5.017667e-01
lprbar	r   -0.	3563515345	0.03215909	-11.080896512	9.189439e-26
lprbcon	v -0.	2859539341	0.02105128	-13.583686495	3.479387e-36
lprbpri	s -0.	1751354754	0.03234035	-5.415386493	9.360218e-08
lavgsei	n -0.	0028739388	0.02621081	-0.109647097	9.127316e-01
lpolp	c   0.4	1229000244	0.02639421	16.022453251	2.983389e-47
lwcoı	n -0.	0345448030	0.03916160	-0.882109091	3.781254e-01
lwtu	c   0.0	0459747174	0.01903400	2.415399902	1.606176e-02
lwtro	d -0.	0201766348	0.04060728	-0.496872318	6.194891e-01
lwfi	r   -0.	0035445316	0.02833305	-0.125102372	9.004909e-01
lwse	r   0.0	0101264483	0.01919154	0.527651616	5.979662e-01
lwmfg	g   -0.	3005690919	0.10940682	-2.747260901	6.218050e-03
lwfee	d -0.	3331226360	0.17644804	-1.887936198	5.959101e-02
lwst	a   0.0	0215208698	0.11306485	0.190340947	8.491163e-01
lwlo	c   0.1	1810214600	0.11806435	1.533244074	1.258239e-01
Res.Df	Df	Chisq	Pr(>Chisq)		
529	NA	NA	NA		
520	9	22.26493	0.008076202		

ii) los cambios en las magnitudes y las desviaciones de los errores es minima, no hay cambio sustanciales al agregar las variables de *wage*, sin embargo al hacer

una prueba de significatividad conjunta, la prueba señala que almenos una de los parametrso de *wage* es estadisticamente diferente a 0

In [15]: linearHypothesis(mod2\_crime\_EF, c("lwtuc","lwser","lwsta","lwloc"))

Res.Df	I		Pr(>Chisq)
		NA	NA
520	4	8.80737	0.06609885

iii) Las variables de *wage* que tienen signo diferente al esperado, son conjuntamente no significativa, lo que prodria considerarse que el efecto que muestran no es relevante ni considerable.

lwtuc0.046 lwser0.010 lwsta0.022 lwloc0.181

### 0.3 Ejercicio 3

```
In [2]: load("data/jtrain.RData")
    jtrain <- data
    rm("data")

jtrain.pan <- pdata.frame(jtrain, index = c ("fcode","year"))
    mod_jtrain_FD <- plm(data=jtrain.pan,hrsemp~d88+d89+grant+grant_1+lemploy, model = "fd"
    summary(mod_jtrain_FD)$coefficients
    mod_jtrain_EF <- plm(data=jtrain.pan,hrsemp~d88+d89+grant+grant_1+lemploy, model = "with")</pre>
```

	Estimate	Std. Error	t-value	$\Pr(>  t )$
d88	-0.7582789	1.918540	-0.39523743	6.930047e-01
d89	4.0344932	3.182075	1.26788111	2.060200e-01
grant	32.3537392	2.880010	11.23389709	5.642261e-24
grant_1	1.1740739	5.171118	0.22704448	8.205747e-01
lemploy	0.3490795	4.700460	0.07426495	9.408590e-01
	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(>  t )
d88	Estimate -1.0986778	Std. Error 1.983157	t-value -0.55400432	Pr(> t ) 5.800711e-01
d88 d89				
	-1.0986778	1.983157	-0.55400432	5.800711e-01
d89	-1.0986778 4.0900486	1.983157 2.481125	-0.55400432 1.64846533	5.800711e-01 1.005133e-01

summary(mod\_jtrain\_EF)\$coefficients

- i) Fueron 135 Firmas las utilizadas y con 390 observaciones en total, deberian ser 405 observaciones pero debido aque en el panel faltan datos, solo quedan 390obs
- ii) *grant* > 34.228 es significativo al cualquier nivel de significatividad, a lo que hace reprentación que al reciibir el subsidio, en promedio, capacito a sus trabajadores 34.23 horas más que lo normal
- iii) si, debido a que si capacito a su personal un año atras con el subsidio, ese subsidio no afecta en la capacitación en el año corriente
- iv) al existir un aumento del 10% en la cantidad de empleados quisiera decir que habria un aumento minimo en las horas de capacitación de empleados por .018 horas, sería al rededor de un minnuto más.

### 0.4 Ejercicio 4

i)Al tener la ecuación original y la ecuación rezagadas:

```
log(uclms_it) = a_i + c_it + \beta_1ez_it + u_it
   log(uclms_{\ell}it - 1)) = a_i + c_{\ell}it - 1) + \beta_1 ez_{\ell}it - 1) + u_{\ell}it - 1)
   Se realiza la diferenciación a lo que quedaría.
   \Delta log(uclms_i t) = c_i + \Delta \beta_1 e z_i t + u_i t para T>2
In [16]: load("data/ezunem.RData")
         ezunem <- data
         rm('data')
         ezunem.pan <- pdata.frame(ezunem, index = c ("city", "year"))</pre>
         mod_ezunem_EF <- plm(guclms~cez,data=ezunem.pan, model = 'within')</pre>
         summary(mod_ezunem_EF)
Oneway (individual) effect Within Model
Call:
plm(formula = guclms ~ cez, data = ezunem.pan, model = "within")
Balanced Panel: n = 22, T = 8, N = 176
Residuals:
            1st Qu.
     Min.
                        Median
                                  3rd Qu.
                                                Max.
-0.630309 -0.217895 -0.063858 0.172355 0.978439
Coefficients:
    Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1
Total Sum of Squares:
                           20.221
Residual Sum of Squares: 19.669
R-Squared:
                 0.027298
Adj. R-Squared: -0.11257
F-statistic: 4.29386 on 1 and 153 DF, p-value: 0.039928
```

ii) a diferencia del ejemplo 13.8 que ez tiene un coeficicente de -1.82 SE(.078) siendo significativo, al estimar por efectos fijos la ecuación en diferencias, no da un cez con coefciente de -0.25117 SE(0.121), a lo que es siginificativo al 1%, el cambio en la magnitud es muy amplio, sin ebargo en el primer modelo sobre estima debido a la inlcuión de los efectos fijos.

```
In [17]: modfull_ezunem_EF <- plm(guclms~cez+d81+d82+d83+d84+d85+d86+d87
+c1+c2+c3+c4+c5+c6+c7+c8+c9+c10+c11+c12
+c13+c14+c15+c16+c17+c18+c19+c20+c21+c22,
```

```
data=ezunem.pan, model = 'within')
         summary(modfull_ezunem_EF)
Oneway (individual) effect Within Model
Call:
plm(formula = guclms \sim cez + d81 + d82 + d83 + d84 + d85 + d86 +
   d87 + c1 + c2 + c3 + c4 + c5 + c6 + c7 + c8 + c9 + c10 +
   c11 + c12 + c13 + c14 + c15 + c16 + c17 + c18 + c19 + c20 +
   c21 + c22, data = ezunem.pan, model = "within")
Balanced Panel: n = 22, T = 8, N = 176
Residuals:
     Min.
             1st Qu.
                         Median
                                   3rd Qu.
                                                 Max.
-0.4240391 -0.1566907 -0.0080053 0.1472293 0.6747333
Coefficients:
      Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
cez -0.1919402 0.0849908 -2.2584
                                   0.02541 *
d81 0.0170526 0.0675787 0.2523
                                   0.80114
d82 0.7958121 0.0675787 11.7761 < 2.2e-16 ***
d83 -0.0160666 0.0675787 -0.2377
                                   0.81241
d84 0.0026587
               0.0714434 0.0372
                                   0.97037
d85 0.3419631
               0.0693230 4.9329 2.179e-06 ***
               0.0675787 4.5755 1.007e-05 ***
d86 0.3092065
d87 0.0710007
               0.0675787 1.0506
                                    0.29516
Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1
Total Sum of Squares:
                         20.221
Residual Sum of Squares: 7.3344
R-Squared:
               0.63728
Adj. R-Squared: 0.56523
F-statistic: 32.0644 on 8 and 146 DF, p-value: < 2.22e-16
```

iii) cez cambio al rededor de -.251a - .192 al rededor de 59 centésimas. siendo signitificativo al 1%

### 0.5 Ejercicio 5

i)Basandose en la vida real, considero que dependendiento al sector economico en el que se encuentre trabajador, el trato, fuerza, la cantidad de afiliados y relevancia de los sindicaticatos es distinta, a lo que podría estarase sobre estimado el parametro de *union*, además que que los sueldos considero que tambien dependen de la ocupación en la que se encuentran siendo esto un factor importante de explicación del Salario.

ii) seria necesario que variara un poco ya que al hacer el proceso y quitar la media, la media seria igual al dato observado, lo que perderia la variable al igual que las variables fijas en e tiempo como años sexo considción etc.

```
In [22]: load("data/wagepan.RData")
       wage <- data
       rm('data')
       wage.pan <- pdata.frame(wage, index = c ("nr","year"))</pre>
       mod1_wage_EF <- plm(lwage~black+hisp+exper+expersq+married</pre>
                         +union
                         ,data=wage.pan,model = "within")
       mod2_wage_EF <- plm(lwage~black+hisp+exper+expersq+married</pre>
                         +union+occ2+occ3+occ4+occ5+occ6+occ7+occ8+occ9
                         ,data=wage.pan,model = "within")
        stargazer(mod1_wage_EF, mod2_wage_EF, header = FALSE, type = 'text')
______
                         Dependent variable:
                               lwage
                     (1)
                                           (2)
_____
                  0.117***
                                         0.115***
exper
                   (0.008)
                                          (0.009)
                  -0.004***
                                         -0.004***
expersq
                   (0.001)
                                          (0.001)
married
                   0.045**
                                          0.045**
                   (0.018)
                                          (0.018)
                  0.082***
                                         0.083***
union
                   (0.019)
                                          (0.019)
occ2
                                          -0.012
                                          (0.032)
                                          -0.062
occ3
                                          (0.038)
                                         -0.080***
occ4
```

(0.031)

Note:		*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
-	206.375*** (df = 4;	3811) 69.657*** (df = 12; 3803)
Adjusted R2	0.060	0.060
R2	0.178	0.180
Observations	4,360	4,360
		(,
		(0.034)
occ9		-0.045
		(0.066)
occ8		-0.058
		(0.034)
occ7		-0.039
		(0.031)
occ6		-0.028
		(0.030)
occ5		-0.029

iii)La magnitud del coeficiente disminuyo, de .082 a .083 lo que son .001 centecimas a lo que no ha realizado un cambio significativo y la significación se mantuvo.

## 0.6 Ejercico 6

(0.048)

hisp		-0.031 (0.042)
exper	0.134*** (0.010)	0.052*** (0.014)
expersq	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)
married	0.045** (0.018)	0.069*** (0.017)
union	0.151*** (0.038)	0.183*** (0.038)
year1981	0.029 (0.024)	0.102*** (0.027)
year1982	-0.003 (0.023)	0.145*** (0.033)
year1983	-0.029 (0.023)	0.193*** (0.040)
year1984	-0.038* (0.023)	0.260*** (0.048)
year1985	-0.052** (0.023)	0.323*** (0.055)
year1986	-0.027 (0.023)	0.422*** (0.063)
year1987		0.522*** (0.071)
occ2	-0.017 (0.032)	-0.032 (0.031)
occ3	-0.063* (0.038)	-0.075** (0.036)
occ4	-0.081*** (0.031)	-0.108*** (0.030)
occ5	-0.031 (0.030)	-0.062** (0.028)

occ6	-0.031	-0.075***
	(0.031)	(0.029)
occ7	-0.041	-0.099***
	(0.034)	(0.032)
occ8	-0.058	-0.163***
	(0.066)	(0.063)
occ9	-0.045	-0.127***
	(0.034)	(0.032)
union:year1981	-0.049	-0.046
	(0.051)	(0.051)
union:year1982	-0.061	-0.060
	(0.051)	(0.051)
union:year1983	-0.094*	-0.085*
	(0.051)	(0.051)
union:year1984	-0.067	-0.066
	(0.051)	(0.051)
union:year1985	-0.054	-0.047
	(0.052)	(0.053)
union:year1986	-0.130**	-0.124**
	(0.053)	(0.053)
union:year1987	-0.132***	-0.133***
	(0.051)	(0.051)
Constant		1.334***
		(0.047)
Observations	4,360	4,360
R2	0.185	0.173
Adjusted R2	0.062	0.168
F Statistic		)) 32.424*** (df = 28; 4331)
Note:		*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

i) sigue considerandose que el estar sindicalizado aporta a tu salario de forma positiva, tanto en el modelo por efectos fijos y por efectos aleatorios, se considera estadisticamnte distinto a 0 y con una magnitud positiva

### 0.7 Ejercicio 10

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(>  t )
(Intercept)	6.20925757	0.420624693	14.761990	3.236878e-48
y98	0.02112437	0.014041934	1.504378	1.325529e-01
y99	0.03784958	0.014041261	2.695597	7.051885e-03
y00	0.09986997	0.014043240	7.111605	1.324352e-12
concen	0.36012033	0.030069066	11.976439	1.437524e-32
ldist	-0.90160039	0.128273029	-7.028760	2.390497e-12
ldistsq	0.10301961	0.009725522	10.592708	6.402796e-26

i) si aumenta 1n 10% concen entonces sería .360 \* .10 = .036, entonces la tarifa aumentara en 3.6%

```
In [69]: coeftest(mod1_air_P, .vcov = vcovHAC)
```

#### t test of coefficients:

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 6.2092576 0.4206247 14.7620 < 2.2e-16 ***
y98 0.0211244 0.0140419 1.5044 0.132553
y99 0.0378496 0.0140413 2.6956 0.007052 **
y00 0.0998700 0.0140432 7.1116 1.324e-12 ***
concen 0.3601203 0.0300691 11.9764 < 2.2e-16 ***
ldist -0.9016004 0.1282730 -7.0288 2.390e-12 ***
ldistsq 0.1030196 0.0097255 10.5927 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1 1
```

ii) IC al 95% es .3012 a .4188, sin embargo lo que esta pasando aqui es que debido al modelo agrupado o agregado, no se a eliminado la precencia de los errores compuesto y esta bajo el supueto que  $v_i t$  no esta correlacionado en el Tiempo, a lo que los errores robustos que corriguen autocorrelación y heteroscedasticidad, deberian tener errores estandar distintos, sin ebargo no presentan diferencia.

iii) este parametro lo que esta haciendo mención es que hay un crecimiento en las tarifas cuando la distancia crece y al ver el signo esto dice que tiene una pendiente positava.

```
(dlog(fare))/(dlog(dist)) = -.901 + 2(.103)log(dist)
(dlog(fare))/(dlog(dist)) = 0
log(dist)(d.901)/(d2(.103)) = 4.37
exp(4.37) = 79.04
```

A lo que el punto de inflexión es 79.04, a lo que la distancia mínima de las observaciones es 95, entonces el mínimo valor está por encima del punto de inflexión a lo que se toma una cuadrática en forma de U, partiendo del lado positivo

_	Dependent v	rariable:	
	lfar	re	
	(1)	(2)	
у98	0.021	0.022***	
	(0.014)	(0.004)	
у99	0.038***	0.037***	
	(0.014)	(0.004)	
у00	0.100***	0.098***	
	(0.014)	(0.004)	
concen	0.360***	0.209***	
	(0.030)	(0.027)	
ldist	-0.902***	-0.852***	
	(0.128)	(0.246)	
ldistsq	0.103***	0.097***	
	(0.010)	(0.019)	
Constant	6.209***	6.222***	
	(0.421)	(0.810)	
Observations	4,596	4,596	
R2	0.406	0.229	
Adjusted R2	0.405	0.228	
F Statistic (df = 6; 4589)	J∠J.1/5***	∠∠O./3/***	

```
Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

iv)Disminuyo su magnitud debido al tratamiento de los errores compuesto que sobre estimaban el efecto a lo que disminuyo 173 centecimas pero su siignificatividad se mantuyo.

v)Los cambios en comparación de RE y EF es minima tanto en Coefcicientes y errores estandar, sin embargo en EF, se pierden las vatiables constantes, Bajo Efectos Fijos Concen tiene una magnitud de .169 a lo que en base de los tres modelos, es el que tiene menor magnitud pero al igual que todos tienen significatividad distinta de 0. Ademas la teta estiimada en Efectos Aleatorios es de theta: 0.8355 a lo que la estimacion por FE y RE no es muy distinta, debido a que se ace una cuasidiferencia con theta.

iv) En primera puede ser la condición de los caminos al aeropueto, es decir tanto el trazo como la calidad del camino, es decir que dependiedo a las condiciones de los caminos aumenta o disminuye la demanda de vuelos, tambien puede ser que las codiciones d elos poblados cercanos, es decir la actividad economica principal de la region, por decir si hay una gran extención de personas dedicadas al campo o si las zonas son muy urbanizadas, podrian variar. y si es posible que este correlacionado con a\_i debido a que seria una caracteriztica un tanto espacial.

vii)Considero que sería por efectos fijos, primeramente por el tema de la subetimación o sobre estimación, que es preferible medir un poco menos, que exagerar el efecto, además así me permite eliminar efectos individuales y que son fijos en el tiempo.

### 0.8 Ejercicio 14

i) el máximo es .6214 en 1998 y el mínimo .6015 en el 2000

```
In [204]: load("data/airfare.RData")
          airfare <- data
          concenbar <- airfare%>%
          group_by(year)%>%
          dplyr::summarize(Mean=
                            mean(concen, na.rm=TRUE))
          concenbar
    year | Mean
          0.6125431
    1997
    1998
          0.6214753
    1999
          0.6048692
    2000
          0.6015722
In [209]: airfare <- data</pre>
          airfare <- airfare%>%
```

```
group_by(year)%>%mutate(concenbar=
                                mean(concen,na.rm=TRUE))
        air.pan <- pdata.frame(airfare,index = c("id","year"))</pre>
        mod_airfare_RE <- plm(data=air.pan, lfare~y98+y99+y00+concen</pre>
                           +ldist+ldistsq+concenbar, model = "random")
        mod1_air_FE <- plm(data = air.pan,lfare~y98+y99+y00+concen+ldist+ldistsq, model = "wit</pre>
        stargazer(mod_airfare_RE, mod1_air_FE, header = FALSE, type = 'text')
______
                        Dependent variable:
                              lfare
                    (1)
                                          (2)
y98
                 0.022***
                                        0.023***
                   (0.004)
                                        (0.004)
                  0.037***
                                        0.036***
y99
                   (0.004)
                                         (0.004)
                 0.098***
                                        0.098***
y00
                   (0.004)
                                         (0.004)
                                        0.169***
concen
                 0.209***
                   (0.027)
                                         (0.029)
ldist
                 -0.852***
                   (0.246)
ldistsq
                0.097***
                   (0.019)
Constant
        6.222***
                  (0.810)
                  4,596
                                         4,596
Observations
                  0.229
                                         0.135
Adjusted R2 0.228
F Statistic 226.737*** (df = 6; 4589) 134.611*** (df = 4; 3443)
______
                               *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
Note:
```

ii) no, no es identifico, amenos que al 95% de confianza, se muestra que para efectos aleatorios es IC=.156 - .262, y para efectos fijos IC=.112 - .226, a lo que los valores se pueden encontrar

```
In [210]: mod2_airfare_RE <- plm(data=air.pan, lfare~y98+y99+y00+concen+concenbar, model = "rand
         summary(mod2_airfare_RE)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)
Call:
plm(formula = lfare ~ y98 + y99 + y00 + concen + concenbar, data = air.pan,
   model = "random")
Balanced Panel: n = 1149, T = 4, N = 4596
Effects:
                var std.dev share
idiosyncratic 0.01134 0.10651 0.063
individual
            0.16763 0.40943 0.937
theta: 0.871
Residuals:
     Min.
            1st Qu.
                       Median
                                 3rd Qu.
                                              Max.
-0.8891433 -0.0626575 0.0016191 0.0634094 0.8502390
Coefficients: (1 dropped because of singularities)
           Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
(Intercept) 5.0280859 0.0208230 241.4682 < 2.2e-16 ***
y98
          y99
          0.0354453 0.0044962 7.8833 3.953e-15 ***
          y00
          0.0468181 0.0270464 1.7310
                                        0.08351 .
concen
Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1
                       58.977
Total Sum of Squares:
Residual Sum of Squares: 53.207
R-Squared:
              0.097823
Adj. R-Squared: 0.097037
F-statistic: 124.45 on 4 and 4591 DF, p-value: < 2.22e-16
```

iii) se nota una disminución considerable en el termino de concen al rededor de 163 milesimas, un 78% bajo el mismo modelo de efectos aleatorios

### 0.9 Ejercicio 15

i)Agregar las variables de ejecuciones con rezago, es considerable porque es posible que las ejeuciones de los años pasados tengan un efecto lento y además esperando sea reductorio, puesto que manteniendo esa misma actividad vaya produciendo cada vez menos asesinatos, es decir que al asesino al ver que esta politica persiste contenga más sus actos delictivos

```
In [115]: county <- read.csv("data/countymurders.csv")</pre>
      county.pan <- pdata.frame(county,index = c("countyid","year"))</pre>
     mod1_county <- plm(data=county.pan,</pre>
                 murdrate~year+execs+I(lag(execs))
                 +I(lag(lag(execs)))+I(lag(lag(execs))))+percblack
                 +percmale+perc1019+perc2029, model = "pooling")
      summary(mod1_county)
Pooling Model
Call:
plm(formula = murdrate ~ year + execs + I(lag(execs)) + I(lag(lag(execs))) +
  I(lag(lag(execs)))) + percblack + percmale + perc1019 +
  perc2029, data = county.pan, model = "pooling")
Unbalanced Panel: n = 2197, T = 14-17, N = 37346
Residuals:
  Min. 1st Qu.
           Median 3rd Qu.
                       Max.
-1.93975 -0.36142 -0.24401 0.17691 39.42593
Coefficients:
                Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
              (Intercept)
vear1981
              -0.03705987 \quad 0.02442398 \quad -1.5174 \quad 0.1291853
year1982
year1983
              year1984
              year1985
              year1986
              year1987
year1988
              -0.15128276  0.02511232  -6.0242  1.715e-09 ***
              year1989
              year1990
              year1991
              year1992
year1993
              year1994
              year1995
              year1996
execs
              I(lag(execs))
              I(lag(lag(execs)))
              0.02262770 0.04348155 0.5204 0.6027894
I(lag(lag(execs)))) 0.10165314 0.04148557 2.4503 0.0142773 *
percblack
              percmale
              0.00198359 0.00258851 0.7663 0.4434989
              perc1019
              -0.00049992 0.00133177 -0.3754 0.7073787
perc2029
```

```
Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1
```

Total Sum of Squares: 27050 Residual Sum of Squares: 24255

R-Squared: 0.10332 Adj. R-Squared: 0.10274

F-statistic: 179.178 on 24 and 37321 DF, p-value: < 2.22e-16

ii) no, muestran lo contrario, a lo que tanto en el presente y sus rezagos son significativos a excepción del segundo rezago, a lo que el efecto fijo prodria estar jugando una tema importante en la estimación, lo que podría ser la manera en que cada ciudad realiza las ejecuciones, otro podría ser el sistema de enjuciado de la persona para cada ciudad, si es mas tolerantes o no.

```
In [119]: mod1_county_EF <- plm(data=county.pan,</pre>
                                murdrate~execs+I(lag(execs))
                                +I(lag(lag(execs)))+I(lag(lag(lag(execs))))+percblack
                                +percmale+perc1019+perc2029, model = "within")
          stargazer(mod1_county, mod1_county_EF, header = FALSE, type = 'text')
```

Dependent variable: murdrate		
-0.051**		
(0.024)		
-0.037		
(0.024)		
-0.118***		
(0.025)		
-0.149***		
(0.025)		
-0.121***		
(0.025)		
-0.152***		
(0.025)		
-0 141***		
	murdra (1)  -0.051** (0.024)  -0.037 (0.024)  -0.118*** (0.025)  -0.149*** (0.025)  -0.121*** (0.025)  -0.152***	

	(0.025)	
year1988	-0.151*** (0.025)	
year1989	-0.172*** (0.025)	
year1990	-0.125*** (0.025)	
year1991	-0.149*** (0.025)	
year1992	-0.147*** (0.026)	
year1993	-0.180*** (0.033)	
year1994	-0.191*** (0.033)	
year1995	-0.247*** (0.033)	
year1996	-0.255*** (0.033)	
execs	0.150*** (0.042)	-0.042 (0.040)
I(lag(execs))	0.124*** (0.043)	-0.017 (0.041)
<pre>I(lag(lag(execs)))</pre>	0.023 (0.043)	-0.058 (0.040)
<pre>I(lag(lag(lag(execs))))</pre>	0.102** (0.041)	0.010 (0.039)
percblack	0.020*** (0.0003)	0.039*** (0.007)
percmale	0.002 (0.003)	-0.005*** (0.002)
perc1019	-0.007***	0.011***

	(0.002)	(0.004)
perc2029	-0.0005	0.014***
	(0.001)	(0.003)
Constant	0.523***	
	(0.119)	
Observations	37,346	37,346
R2	0.103	0.004
Adjusted R2	0.103	-0.058
F Statistic	179.178*** (df = 24; 3732	21) 18.644*** (df = 8; 35141)
Note:		*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

iii) efectivamente los estimadores cambian de magnitud y de signo, haciendo referencia a que las ejecuciones son efectivas para reducir los asecinatos, sin embargo estadistocamente no son distinto de 0 a lo que pierde cualquier significatividad dando pie a que en realidad las ejecuciones no son relevantes a la disminución de los asecinatos.