

MULTI 5 - Data set: GASOLINE

INTRODUZIONE

In questo dataset contiene informazioni relative a 18 countries raccolte per 19 anni. I panel relativi a paesi diversi sono composti dallo stesso numero di individui. Le variabili sono le seguenti:

1. CO: country
2. YR: year
3. LN_GAS_CAR: logaritmo del consumo di gasolio per auto
4. LN_Y_N: logaritmo del reddito pro capite
5. LN_PMG_PGDP: logaritmo del prezzo del gasolio
6. LN_CAR_N: stock of cars per capita

La variabile dipendente è il consumo per macchine, le altre sono utilizzate come variabili esplicative.

Analisi proposte:

1. Statistiche descrittive
2. Regressione Multivariata

```
##-- R CODE
library(car)
library(sjstats)
library(plotrix)
library(sjPlot)
library(sjmisc)
library(lme4)
library(pander)
library(car)
library(olsrr)
library(systemfit)
library(het.test)
panderOptions('knitr.auto.asis', FALSE)

##-- White test function
white.test <- function(lmod,data=d){
  u2 <- lmod$residuals^2
  y <- fitted(lmod)
  Ru2 <- summary(lm(u2 ~ y + I(y^2)))$r.squared
  LM <- nrow(data)*Ru2
  p.value <- 1-pchisq(LM, 2)
  data.frame("Test statistic"=LM,"P value"=p.value)
}

##-- funzione per ottenere osservazioni outlier univariate
FIND_EXTREME_OBSERVATION <- function(x,sd_factor=2){
  which(x>mean(x)+sd_factor*sd(x) | x<mean(x)-sd_factor*sd(x))
}

##-- import dei dati
ABSOLUTE_PATH <- "C:\\Users\\sbarberis\\Dropbox\\MODELLI STATISTICI"
d <- read.csv(paste0(ABSOLUTE_PATH,"\\esercizi (5) copia\\5.mult\\data.csv"),sep=";")
```

```

d_au <- d[d$COUNTRY=="AUSTRIA",]
names(d_au) <- paste0(names(d_au), "_AU")

d_be <- d[d$COUNTRY=="BELGIUM",]
names(d_be) <- paste0(names(d_be), "_BE")

d1 <- cbind(d_au,d_be)

#-- vettore di variabili numeriche presenti nei dati
VAR_NUMERIC <- c("LGASPCAR_AU", "LINCOMEPAU", "LRPMGAU", "LCARPCAP_AU", "LGASPCAR_BE", "LINCOMEPAE", "LRPMGAE")

#-- print delle prime 6 righe del dataset
pander(head(d1),big.mark=",")

```

Table 1: Table continues below

COUNTRY_AU	YEAR_AU	LGASPCAR_AU	LINCOMEPAU	LRPMGAU	LCARPCAP_AU
AUSTRIA	1,960	4.173	-6.474	-0.3345	-9.767
AUSTRIA	1,961	4.101	-6.426	-0.3513	-9.609
AUSTRIA	1,962	4.073	-6.407	-0.3795	-9.457
AUSTRIA	1,963	4.06	-6.371	-0.4143	-9.343
AUSTRIA	1,964	4.038	-6.322	-0.4453	-9.238
AUSTRIA	1,965	4.034	-6.295	-0.4971	-9.124

COUNTRY_BE	YEAR_BE	LGASPCAR_BE	LINCOMEPAE	LRPMGAE	LCARPCAP_BE
BELGIUM	1,960	4.164	-6.215	-0.1657	-9.406
BELGIUM	1,961	4.124	-6.177	-0.1717	-9.303
BELGIUM	1,962	4.076	-6.13	-0.2223	-9.218
BELGIUM	1,963	4.001	-6.094	-0.2505	-9.115
BELGIUM	1,964	3.994	-6.036	-0.2759	-9.005
BELGIUM	1,965	3.952	-6.007	-0.3449	-8.863

STATISTICHE DESCRITTIVE

Si propongono la matrice di correlazione tra le variabili e alcune descrittive di base.

```

#-- R CODE
pander(summary(d1[,VAR_NUMERIC]),big.mark=",") #-- statistiche descrittive

```

Table 3: Table continues below

LGASPCAR_AU	LINCOMEPAU	LRPMGAU	LCARPCAP_AU
Min. :3.923	Min. :-6.474	Min. :-0.6545	Min. :-9.767
1st Qu.:4.032	1st Qu.: -6.308	1st Qu.: -0.5408	1st Qu.: -9.181
Median :4.048	Median :-6.153	Median :-0.4696	Median :-8.789
Mean :4.056	Mean :-6.120	Mean :-0.4858	Mean :-8.848

LGASPCAR_AU	LINCOMEPAU	LRPMGAU	LCARPCAP_AU
3rd Qu.:4.091	3rd Qu.: -5.882	3rd Qu.: -0.4336	3rd Qu.: -8.459
Max. :4.199	Max. : -5.762	Max. : -0.3345	Max. : -8.211

LGASPCAR_BE	LINCOMEPAE	LRPMGAE	LCARPCAP_BE
Min. :3.818	Min. : -6.215	Min. : -0.5909	Min. : -9.406
1st Qu.:3.854	1st Qu.: -6.022	1st Qu.: -0.3755	1st Qu.: -8.934
Median :3.878	Median : -5.858	Median : -0.3449	Median : -8.521
Mean :3.922	Mean : -5.852	Mean : -0.3258	Mean : -8.630
3rd Qu.:3.973	3rd Qu.: -5.634	3rd Qu.: -0.2587	3rd Qu.: -8.293
Max. :4.164	Max. : -5.533	Max. : -0.1657	Max. : -8.105

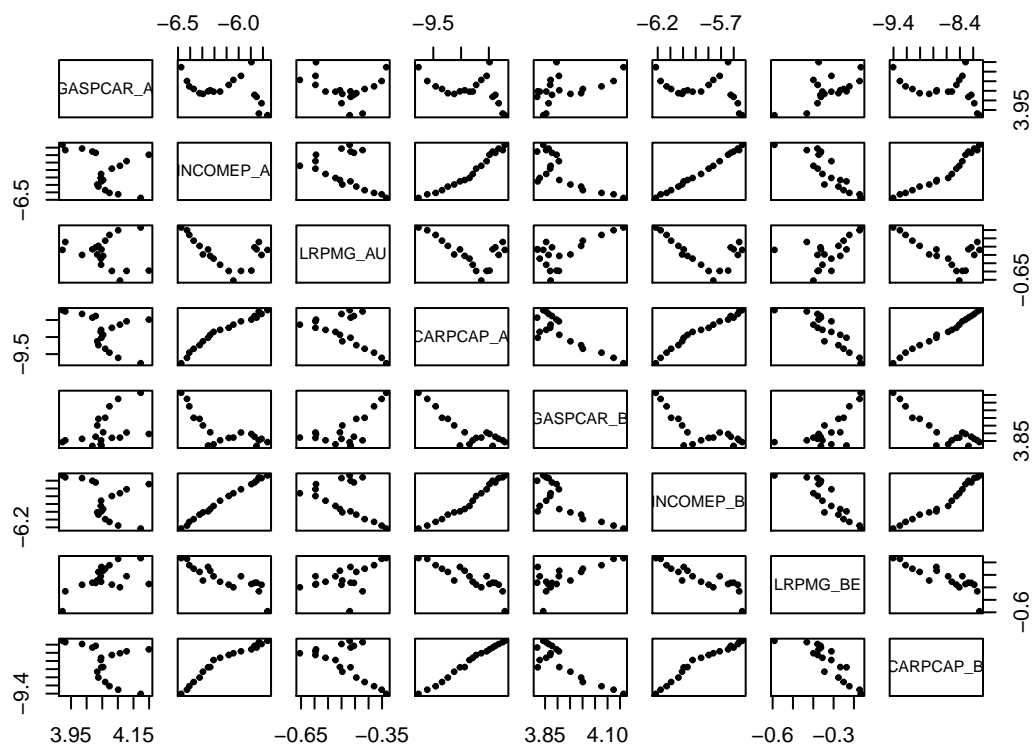
```
pander(cor(d1[,VAR_NUMERIC]),big.mark=",") #-- matrice di correlazione
```

Table 5: Table continues below

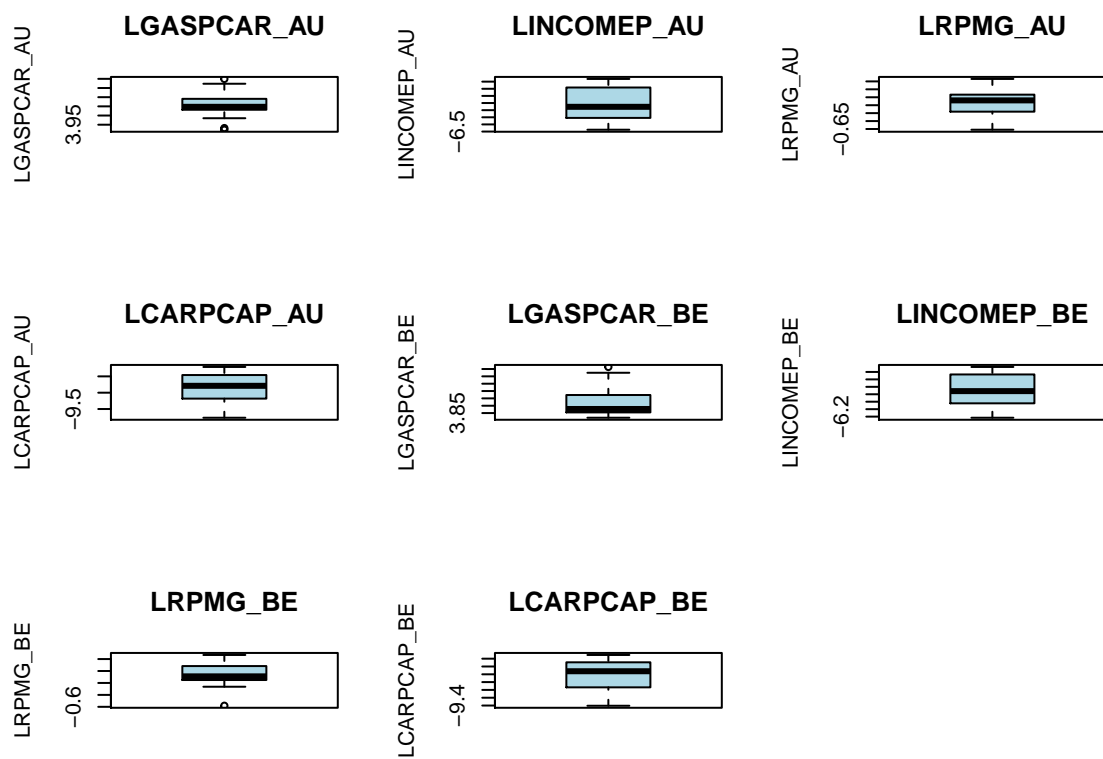
	LGASPCAR_AU	LINCOMEPAU	LRPMGAU	LCARPCAP_AU
LGASPCAR_AU	1	-0.4292	-0.176	-0.469
LINCOMEPAU	-0.4292	1	-0.4552	0.9759
LRPMGAU	-0.176	-0.4552	1	-0.5629
LCARPCAP_AU	-0.469	0.9759	-0.5629	1
LGASPCAR_BE	0.4681	-0.7425	0.6504	-0.8495
LINCOMEPAE	-0.4324	0.9974	-0.4926	0.9845
LRPMGAE	0.566	-0.8435	0.479	-0.8587
LCARPCAP_BE	-0.4381	0.9669	-0.602	0.996

	LGASPCAR_BE	LINCOMEPAE	LRPMGAE	LCARPCAP_BE
LGASPCAR_AU	0.4681	-0.4324	0.566	-0.4381
LINCOMEPAU	-0.7425	0.9974	-0.8435	0.9669
LRPMGAU	0.6504	-0.4926	0.479	-0.602
LCARPCAP_AU	-0.8495	0.9845	-0.8587	0.996
LGASPCAR_BE	1	-0.7643	0.6984	-0.8672
LINCOMEPAE	-0.7643	1	-0.853	0.9775
LRPMGAE	0.6984	-0.853	1	-0.8549
LCARPCAP_BE	-0.8672	0.9775	-0.8549	1

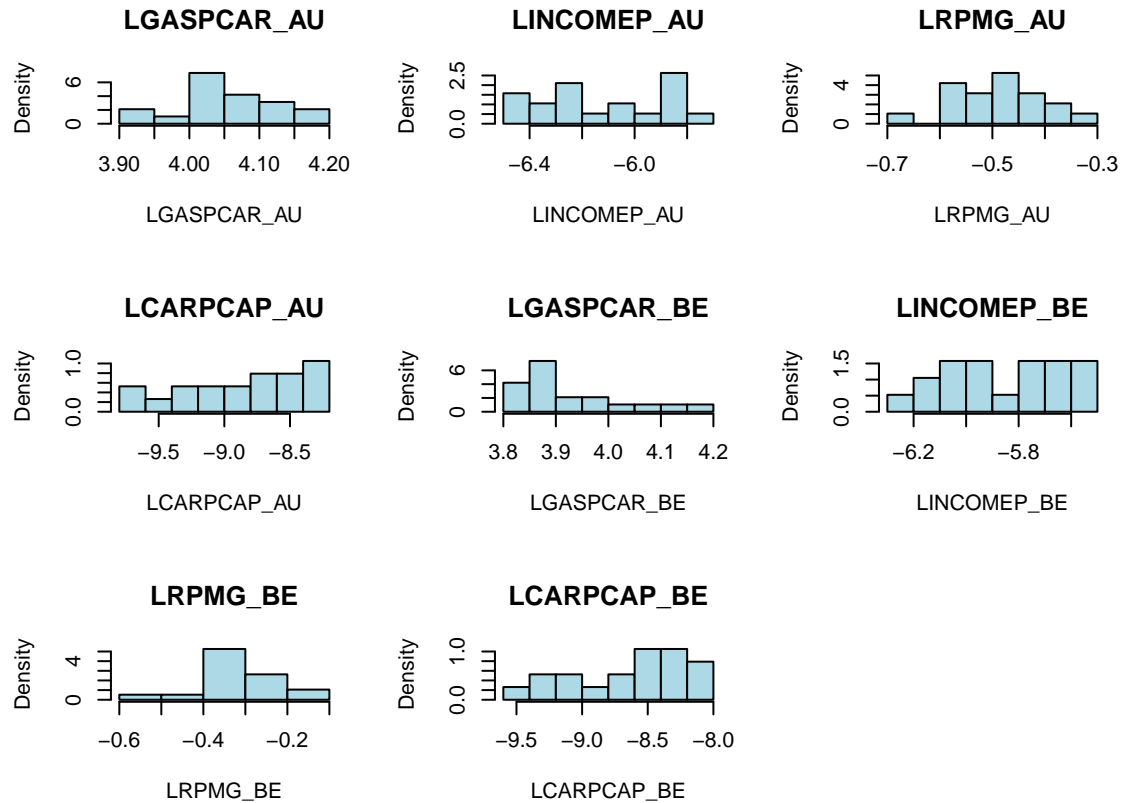
```
plot(d1[,VAR_NUMERIC],pch=19,cex=.5) #-- scatter plot multivariato
```



```
par(mfrow=c(3,3))
for(i in VAR_NUMERIC){
  boxplot(d1[,i],main=i,col="lightblue",ylab=i)
}
par(mfrow=c(3,3))
```



```
for(i in VAR_NUMERIC){
  hist(d1[,i],main=i,col="lightblue",xlab=i,freq=F)
}
```



ESERCIZIO 1

-- R CODE

```
mod1_AU <- lm(LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOME_P_AU + LRPMG_AU, d1)
pander(summary(mod1_AU), big.mark=",")
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.727	0.373	9.99	5.06e-08
LCARPCAP_AU	-0.5199	0.1131	-4.595	0.0003502
LINCOME_P_AU	0.7607	0.2115	3.597	0.00264
LRPMG_AU	-0.7932	0.1501	-5.285	9.163e-05

Table 8: Fitting linear model: $\text{LGASPCAR_AU} \sim \text{LCARPCAP_AU} + \text{LINCOME_AU} + \text{LRPMG_AU}$

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
19	0.03919	0.7334	0.6801

```
pander(anova(mod1_AU), big.mark=",")
```

Table 9: Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
LCARPCAP_AU	1	0.01902	0.01902	12.38	0.003104
LINCOMEP_AU	1	0.001478	0.001478	0.9624	0.3421
LRPMG_AU	1	0.04291	0.04291	27.93	9.163e-05
Residuals	15	0.02304	0.001536	NA	NA

```
##-- R CODE
```

```
mod1_BE <- lm(LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEP_BE + LRPMG_BE, d1)
pander(summary(mod1_BE), big.mark=",")
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.042	0.4525	6.722	6.84e-06
LCARPCAP_BE	-0.6735	0.09332	-7.217	2.989e-06
LINCOMEP_BE	0.845	0.1702	4.964	0.00017
LRPMG_BE	-0.04165	0.1579	-0.2638	0.7956

Table 11: Fitting linear model: LGASPCAR_BE ~ LCARP-CAP_BE + LINCOMEP_BE + LRPMG_BE

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
19	0.03421	0.9088	0.8906

```
pander(anova(mod1_BE), big.mark=",")
```

Table 12: Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
LCARPCAP_BE	1	0.1447	0.1447	123.7	1.213e-08
LINCOMEP_BE	1	0.03007	0.03007	25.7	0.0001385
LRPMG_BE	1	8.14e-05	8.14e-05	0.06957	0.7956
Residuals	15	0.01755	0.00117	NA	NA

Entrambi i modelli spiegano bene la variabile dipendente soprattutto nel caso del Belgio. Risultano fortemente significativi i parametri relativi a “Lcarcap” in entrambi i casi e “lincompep” più per l’Austria che per il Belgio. Simile anche il valore dei loro coefficienti di regressione. Il risultato si interpreta nel senso che “Lcarcap” logaritmo numero macchine procapite e “lincompep” logaritmo reddito procapite hanno un legame simile con “Lgaspcar” logaritmo consumi per macchina a significare comportamenti simili nell’uso delle automobili nei due paesi, sia rispetto all’uso delle macchine in dotazione sia rispetto al reddito.

Completamente diversi invece i coefficienti “Lrpmq” logaritmo prezzo della benzina logaritmo consumo per macchina: il segno è sempre negativo ma il valore molto più forte per Austria dove il parametro è fortemente significativo rispetto al Belgio dove il parametro non è significativo. Solo in Austria il prezzo della benzina è determinante nel livello dei consumi.

Si propone innanzitutto la matrice di covarianza e correlazione tra valori predetti considerati congiuntamente.

```
##-- R CODE
```

```
pander(cor(data.frame(resid(mod1_BE), resid(mod1_AU))), big.mark=",")
```

	resid.mod1_BE.	resid.mod1_AU.
resid.mod1_BE.	1	0.2232
resid.mod1_AU.	0.2232	1

```
pander(var(data.frame(resid(mod1_BE), resid(mod1_AU))), big.mark=",")
```

	resid.mod1_BE.	resid.mod1_AU.
resid.mod1_BE.	0.000975	0.0002494
resid.mod1_AU.	0.0002494	0.00128

Si considerino ora le stesse regressioni stimate con errori correlati per individui posizionati nella stessa posizione.

```
##-- R CODE
```

```
e1 <- LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU
```

```
e2 <- LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEP_BE + LRPMG_BE
```

```
sistema <- list(e1=e1, e2=e2)
```

```
mod1 <- systemfit(sistema, "SUR", data=d1)
```

```
summary(mod1)
```

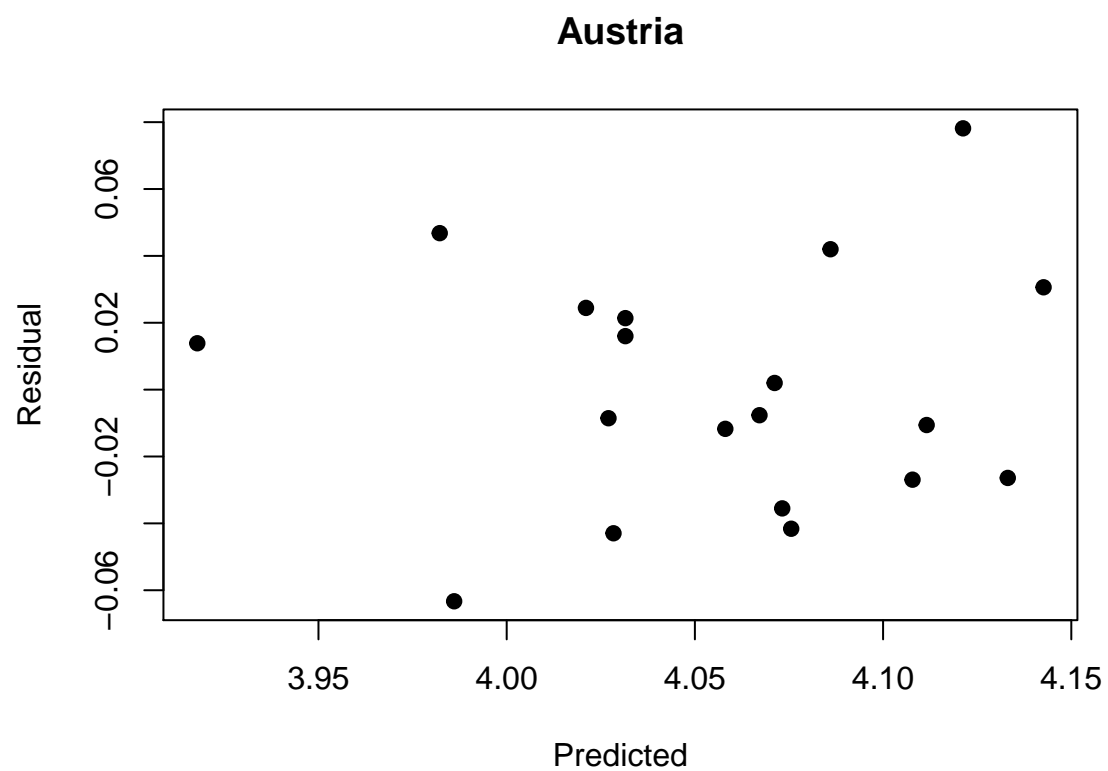
```
##
## systemfit results
## method: SUR
##
##          N DF      SSR detRCov   OLS-R2 McElroy-R2
## system 38 30 0.041078   2e-06 0.852695   0.857787
##
##      N DF      SSR      MSE      RMSE      R2   Adj R2
## e1 19 15 0.023154 0.001544 0.039288 0.732153 0.678584
## e2 19 15 0.017924 0.001195 0.034568 0.906848 0.888218
##
## The covariance matrix of the residuals used for estimation
##          e1          e2
## e1 0.00153615 0.00029925
## e2 0.00029925 0.00116999
##
## The covariance matrix of the residuals
##          e1          e2
## e1 0.001543571 0.000455754
## e2 0.000455754 0.001194940
##
## The correlations of the residuals
##          e1          e2
```



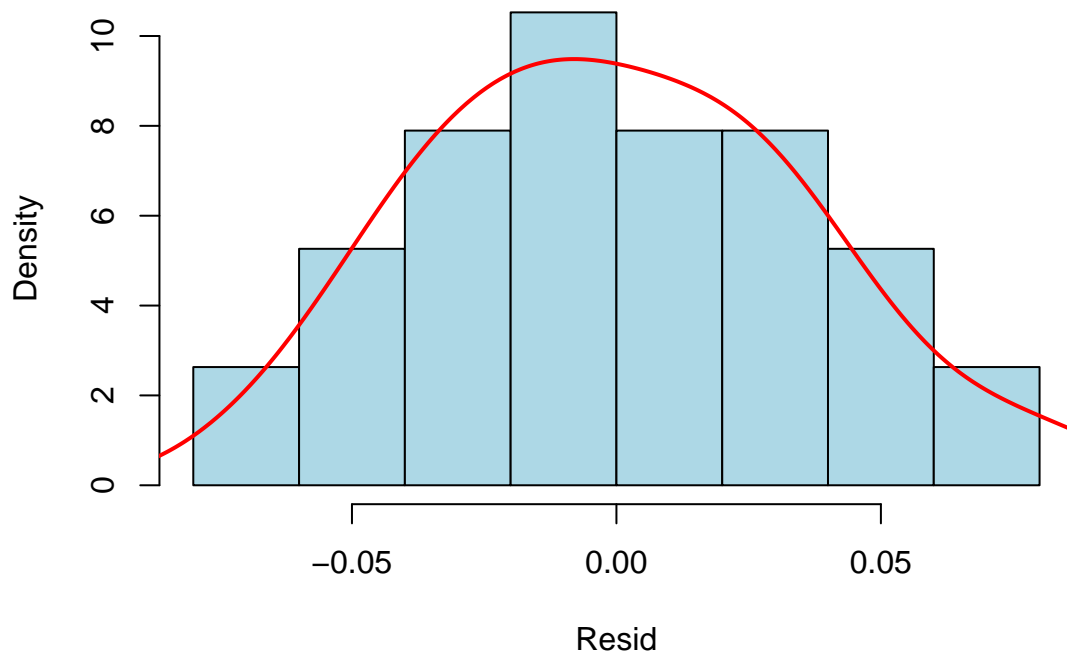
```
## e1 1.000000 0.335579
## e2 0.335579 1.000000
##
##
## SUR estimates for 'e1' (equation 1)
## Model Formula: LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU
##
##           Estimate Std. Error  t value  Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.713252   0.371877   9.98516 5.0955e-08 ***
## LCARPCAP_AU -0.496348   0.111424  -4.45457 0.00046346 ***
## LINCOMEP_AU  0.721405   0.208790   3.45516 0.00353421 **
## LRPMG_AU     -0.753844   0.146377  -5.15002 0.00011858 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.039288 on 15 degrees of freedom
## Number of observations: 19 Degrees of Freedom: 15
## SSR: 0.023154 MSE: 0.001544 Root MSE: 0.039288
## Multiple R-Squared: 0.732153 Adjusted R-Squared: 0.678584
##
##
## SUR estimates for 'e2' (equation 2)
## Model Formula: LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEP_BE + LRPMG_BE
##
##           Estimate Std. Error  t value  Pr(>|t|)
## (Intercept)  2.8433228   0.4452354   6.38611 1.2236e-05 ***
## LCARPCAP_BE -0.6864106   0.0928051  -7.39626 2.2322e-06 ***
## LINCOMEP_BE  0.8351676   0.1695077   4.92702 0.00018248 ***
## LRPMG_BE     -0.1308282   0.1539447  -0.84984 0.40877471
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.034568 on 15 degrees of freedom
## Number of observations: 19 Degrees of Freedom: 15
## SSR: 0.017924 MSE: 0.001195 Root MSE: 0.034568
## Multiple R-Squared: 0.906848 Adjusted R-Squared: 0.888218
```

I modelli interpretano bene le variabili dipendenti, meglio quello relativo al Belgio. Per quanto riguarda i singoli parametri i valori sono molto simili a quelli ottenuti con la stima OLS e i parametri significativi sono i medesimi. Ciò significa che la correlazione tra individui nella stessa posizione non è elevata come era prevedibile visto che gli individui nella stessa posizione non sono gli stessi.

```
##-- R CODE
plot(fitted(mod1)[,1],resid(mod1)[,1],pch=19,xlab="Predicted",ylab="Residual",main="Austria")
```



```
hist(resid(mod1)[,1],col="lightblue",freq=F,xlab="Resid",main="")  
lines(density(resid(mod1)[,1]),col=2,lwd=2)
```



```
pander(white.test(mod1[[1]][[1]]),big.mark=",")
```

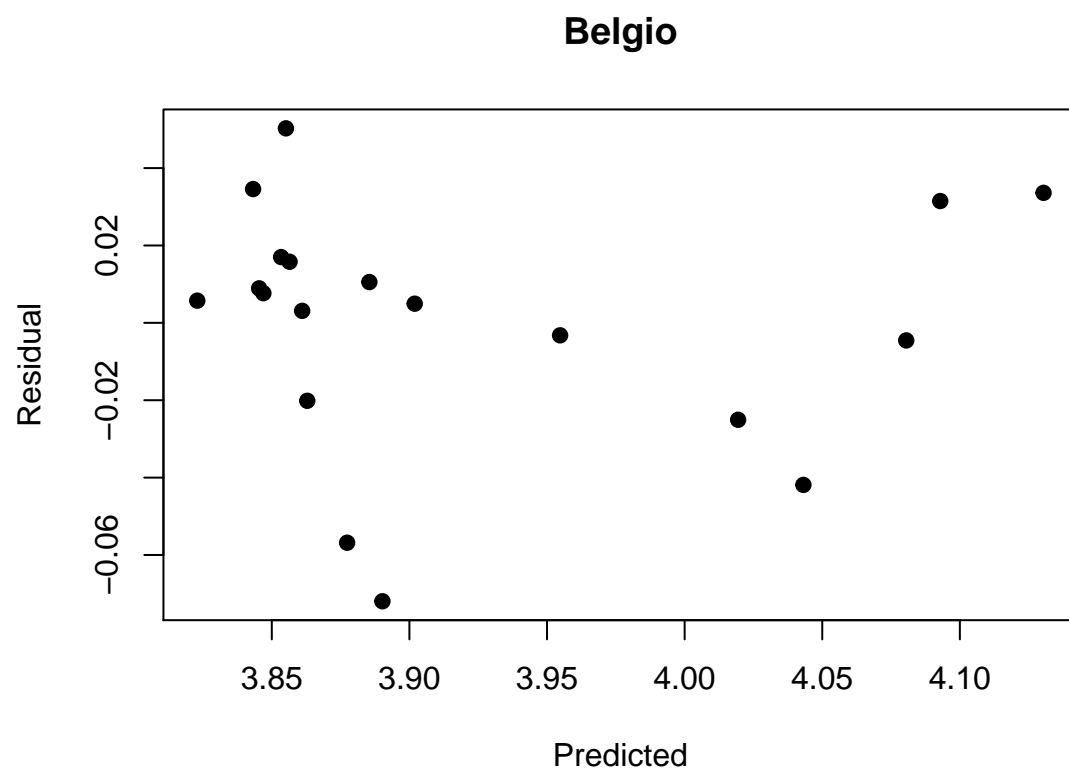
Test.statistic	P.value
5.201	0.07424

```
pander(dwtest(mod1[[1]][[1]]),big.mark=",")
```

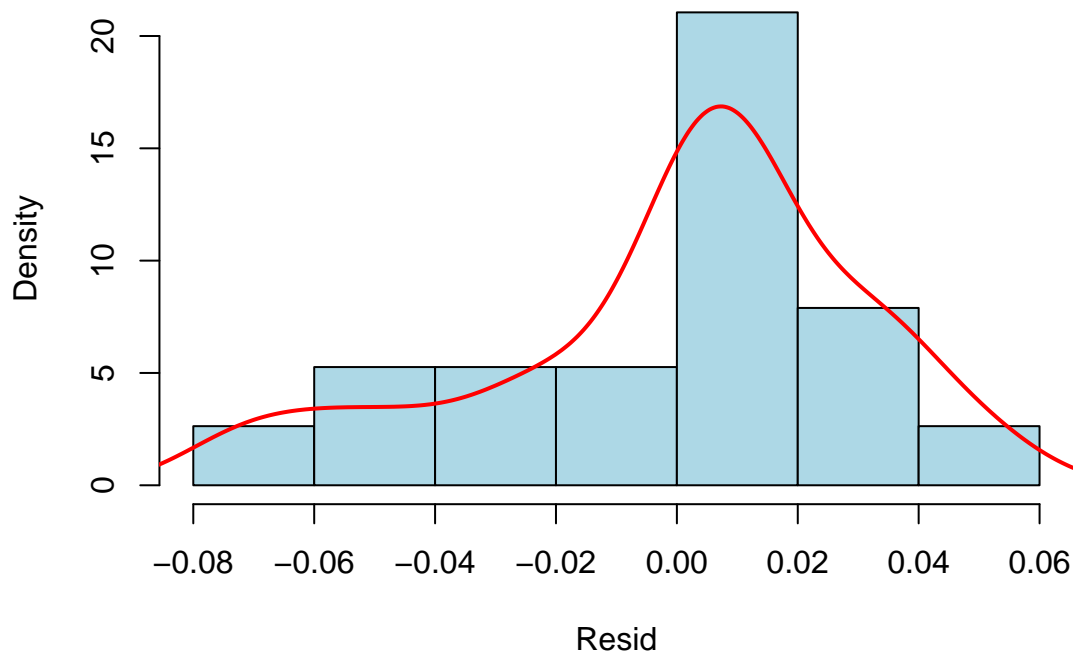
Table 16: Durbin-Watson test: `mod1[[1]][[1]]`

Test statistic	P value	Alternative hypothesis
1.88	0.1493	true autocorrelation is greater than 0

```
##-- R CODE
plot(fitted(mod1)[,2],resid(mod1)[,2],pch=19,xlab="Predicted",ylab="Residual",main="Belgio")
```



```
hist(resid(mod1)[,2],col="lightblue",freq=F,xlab="Resid",main="")  
lines(density(resid(mod1)[,2]),col=2,lwd=2)
```



```
pander(white.test(mod1[[1]][[2]]),big.mark=",")
```

Test.statistic	P.value
7.121	0.02842

```
pander(dwtest(mod1[[1]][[2]]),big.mark=",")
```

Table 18: Durbin-Watson test: mod1[[1]][[2]]

Test statistic	P value	Alternative hypothesis
1.91	0.1851	true autocorrelation is greater than 0

Si evidenzia l'assenza di correlazione tra gli errori in entrambi i casi.

Si testano ora le ipotesi che rispettivamente i coefficienti A2 e B2, A3 e B3 e (A2 e B2, A3 e B3) siano uguali nelle due equazioni.

```
##-- R CODE
```

```
pander(linearHypothesis(mod1,"e1_LINCOME AU = e2_LINCOME BE",test="FT"),big.mark=",")
```

Table 19: Linear hypothesis test (Theil's F test)

Res.Df	Df	F	Pr(>F)
31	NA	NA	NA
30	1	0.2148	0.6464

```
pander(linearHypothesis(mod1,"e1_LCARPCAP_AU = e2_LCARPCAP_BE",test="FT"),big.mark=",")
```

Table 20: Linear hypothesis test (Theil's F test)

Res.Df	Df	F	Pr(>F)
31	NA	NA	NA
30	1	2.013	0.1663

```
pander(linearHypothesis(mod1,"e1_LRPMG_AU = e2_LRPMG_BE",test="FT"),big.mark=",")
```

Table 21: Linear hypothesis test (Theil's F test)

Res.Df	Df	F	Pr(>F)
31	NA	NA	NA
30	1	8.653	0.006238

Si passa a equazioni con regressori differenti, stimati con metodo OLS. Nella equazione 1 appaiono gli stessi regressori, nella 2 invece B2 e B4.

```
##-- R CODE
```

```
mod1_BE <- lm(LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEPE_BE, d1)
pander(summary(mod1_BE),big.mark=",")
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.138	0.2613	12.01	2.036e-09
LCARPCAP_BE	-0.6687	0.08888	-7.524	1.217e-06
LINCOMEPE_BE	0.8522	0.1631	5.223	8.364e-05

Table 23: Fitting linear model: LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEPE_BE

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
19	0.0332	0.9084	0.8969

```
pander(anova(mod1_BE),big.mark=",")
```

Table 24: Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
LCARPCAP_BE	1	0.1447	0.1447	131.3	3.997e-09
LINCOMEP_BE	1	0.03007	0.03007	27.28	8.364e-05
Residuals	16	0.01763	0.001102	NA	NA

```
## R CODE
```

```
mod1_AU <- lm(LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU, d1)
pander(summary(mod1_AU), big.mark="," )
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.727	0.373	9.99	5.06e-08
LCARPCAP_AU	-0.5199	0.1131	-4.595	0.0003502
LINCOMEP_AU	0.7607	0.2115	3.597	0.00264
LRPMG_AU	-0.7932	0.1501	-5.285	9.163e-05

Table 26: Fitting linear model: LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
19	0.03919	0.7334	0.6801

```
pander(anova(mod1_AU), big.mark="," )
```

Table 27: Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
LCARPCAP_AU	1	0.01902	0.01902	12.38	0.003104
LINCOMEP_AU	1	0.001478	0.001478	0.9624	0.3421
LRPMG_AU	1	0.04291	0.04291	27.93	9.163e-05
Residuals	15	0.02304	0.001536	NA	NA

La correlazione tra valori predetti delle variabile dipendente diminuisce leggermente ma il fitting complessivo rimane elevatissimo.

```
## R CODE
```

```
pander(cor(data.frame(resid(mod1_BE), resid(mod1_AU))), big.mark="," )
```

	resid.mod1_BE.	resid.mod1_AU.
resid.mod1_BE.	1	0.1785
resid.mod1_AU.	0.1785	1

```
pander(var(data.frame(resid(mod1_BE), resid(mod1_AU))), big.mark=",")
```

	resid.mod1_BE.	resid.mod1_AU.
resid.mod1_BE.	0.0009795	0.0001999
resid.mod1_AU.	0.0001999	0.00128

Effettuiamo ora una stima Sure sulle due equazioni con differenti regressori.

```
##-- R CODE
```

```
e1 <- LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU
```

```
e2 <- LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEP_BE
```

```
sistema <- list(e1=e1,e2=e2)
```

```
mod1 <- systemfit(sistema,"SUR",data=d1)
```

```
summary(mod1)
```

```
##
```

```
## systemfit results
```

```
## method: SUR
```

```
##
```

```
##          N DF      SSR detRCov   OLS-R2 McElroy-R2
```

```
## system 38 31 0.040745  2e-06 0.853887  0.859753
```

```
##
```

```
##      N DF      SSR      MSE      RMSE      R2  Adj R2
```

```
## e1 19 15 0.023113 0.001541 0.039254 0.732621 0.679145
```

```
## e2 19 16 0.017632 0.001102 0.033196 0.908366 0.896912
```

```
##
```

```
## The covariance matrix of the residuals used for estimation
```

```
##           e1           e2
```

```
## e1 0.001536154 0.000232289
```

```
## e2 0.000232289 0.001101949
```

```
##
```

```
## The covariance matrix of the residuals
```

```
##           e1           e2
```

```
## e1 0.001540879 0.000254352
```

```
## e2 0.000254352 0.001102000
```

```
##
```

```
## The correlations of the residuals
```

```
##           e1           e2
```

```
## e1 1.000000 0.195191
```

```
## e2 0.195191 1.000000
```

```
##
```

```
##
```

```
## SUR estimates for 'e1' (equation 1)
```

```
## Model Formula: LGASPCAR_AU ~ LCARPCAP_AU + LINCOMEP_AU + LRPMG_AU
```

```
##
```

```
##           Estimate Std. Error  t value  Pr(>|t|)
```

```
## (Intercept)  3.717944   0.372286  9.98680 5.0845e-08 ***
```

```
## LCARPCAP_AU -0.501566   0.112036 -4.47682 0.00044332 ***
```

```
## LINCOMEP_AU  0.730330   0.209750  3.48191 0.00334546 **
```

```
## LRPMG_AU     -0.761591   0.147721 -5.15559 0.00011732 ***
```



```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.039254 on 15 degrees of freedom
## Number of observations: 19 Degrees of Freedom: 15
## SSR: 0.023113 MSE: 0.001541 Root MSE: 0.039254
## Multiple R-Squared: 0.732621 Adjusted R-Squared: 0.679145
##
##
## SUR estimates for 'e2' (equation 2)
## Model Formula: LGASPCAR_BE ~ LCARPCAP_BE + LINCOMEP_BE
##
##           Estimate Std. Error  t value  Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.143384   0.260967 12.04516 1.9485e-09 ***
## LCARPCAP_BE -0.671089   0.088639 -7.57103 1.1251e-06 ***
## LINCOMEP_BE  0.856562   0.162711  5.26431 7.7105e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.033196 on 16 degrees of freedom
## Number of observations: 19 Degrees of Freedom: 16
## SSR: 0.017632 MSE: 0.001102 Root MSE: 0.033196
## Multiple R-Squared: 0.908366 Adjusted R-Squared: 0.896912
```

Anche in questo caso i cambiamenti sono minimi rispetto al caso OLS.

Per quanto riguarda i singoli parametri i valori sono molto simili a quelli ottenuti con la stima OLS e i parametri significativi sono i medesimi. Ciò significa che la correlazione tra individui nella stessa posizione non è elevata come era prevedibile visto che gli individui nella stessa posizione non sono gli stessi.

Si considerano infine tests sull'uguaglianza dei parametri in differenti equazioni.

```
#-- R CODE
```

```
pander(linearHypothesis(mod1,"e1_LCARPCAP_AU = -0.5199",test="FT"),big.mark=",")
```

Table 30: Linear hypothesis test (Theil's F test)

Res.Df	Df	F	Pr(>F)
32	NA	NA	NA
31	1	0.02682	0.871

```
pander(linearHypothesis(mod1,"e2_LCARPCAP_BE = -0.6687",test="FT"),big.mark=",")
```

Table 31: Linear hypothesis test (Theil's F test)

Res.Df	Df	F	Pr(>F)
32	NA	NA	NA
31	1	0.0007273	0.9787