UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI TORINO

DM DIPARTIMENTO DI MANAGEMENT

Corso di studio in Amministrazione Aziendale

Corso "BIG DATA & ANALYTICS" 2020/2021

Prof. Roberto Marazzato

Relazione operativa:

INVESTING

"Analysis stock prices and banking crises"

Redatta da:

Giovanni Vignola – Matricola 892615

Abstract

Analisi azionaria del portafoglio S&P500, che comprende le 500 aziende americane più importanti, effettuando degli esercizi con modelli statistici e seguendo le richieste degli esercizi speculari assegnati. Si vuole inoltre esaminare se ci sono delle differenze nelle combinazioni di esportazioni e riserve, con eventuali dipendenze dallo stato di crisi o no del settore bancario. Verranno imposte delle variabili che andranno a specificare il tipo di situazione in cui si trova la banca, insieme alle due combinazioni che potrebbero inficiare o no nella stessa.

Keywords: Missing values. Stocks. Modello lineare. Gaussiana. Correlogramma. Arima. Residuals. Outliers. Correlazione. Manova.

Indice

I. Analysis stock prices

In prima istanza si vogliono analizzare i prezzi delle azioni, il primo passo è caricare il dataset (dopo aver cercato quello più adeguato) in locale, tramite la funzione *read.csv()*, inoltre si effettua una verifica del caricamento stampando le prime 9 righe, e tutte le colonne *head (...,9)*.

```
SP500Stock <- read.csv("C:/Users/vgiov/Downloads/SP 500 Stock Prices 2014-2017.csv
", sep = ","  ,header = T)
head(SP500Stock,9)
```

```
##   symbol       date     open     high      low    close   volume
## 1    AAL 2014-01-02  25.0700  25.8200  25.0600  25.3600  8998943
## 2   AAPL 2014-01-02  79.3828  79.5756  78.8601  79.0185 58791957
## 3    AAP 2014-01-02 110.3600 111.8800 109.2900 109.7400   542711
## 4   ABBV 2014-01-02  52.1200  52.3300  51.5200  51.9800  4569061
## 5    ABC 2014-01-02  70.1100  70.2300  69.4800  69.8900  1148391
## 6    ABT 2014-01-02  38.0900  38.4000  38.0000  38.2300  4967472
## 7    ACN 2014-01-02  81.5000  81.9200  81.0900  81.1300  2405384
## 8   ADBE 2014-01-02  59.0600  59.5300  58.9400  59.2900  2746370
## 9    ADI 2014-01-02  49.5200  49.7500  49.0400  49.2800  2799092
```

Un passaggio fondamentale da eseguire quando si scaricano dei dataset, è il controllo dei missing values *is.na()*.

```
sum(is.na(SP500Stock))
```

```
## [1] 27
```

Successivamente, si può passare all'eventuale eliminazione degli stessi *na.omit()*, verificando che il processo sia avvenuto con successo.

```
SP500Stock <- na.omit(SP500Stock)
#check all
summary(SP500Stock)
```

```
##     symbol              date                open              high        
##  Length:497461      Length:497461      Min.   :   1.62   Min.   :   1.69  
##  Class :character   Class :character   1st Qu.:  41.69   1st Qu.:  42.09  
##  Mode  :character   Mode  :character   Median :  64.97   Median :  65.56  
##                                        Mean   :  86.35   Mean   :  87.13  
##                                        3rd Qu.:  98.41   3rd Qu.:  99.23  
##                                        Max.   :2044.00   Max.   :2067.99  
##       low               close              volume         
##  Min.   :   1.50   Min.   :   1.59   Min.   :      101  
##  1st Qu.:  41.28   1st Qu.:  41.70   1st Qu.:  1080183  
##  Median :  64.36   Median :  64.98   Median :  2085013  
##  Mean   :  85.55   Mean   :  86.37   Mean   :  4253695
```

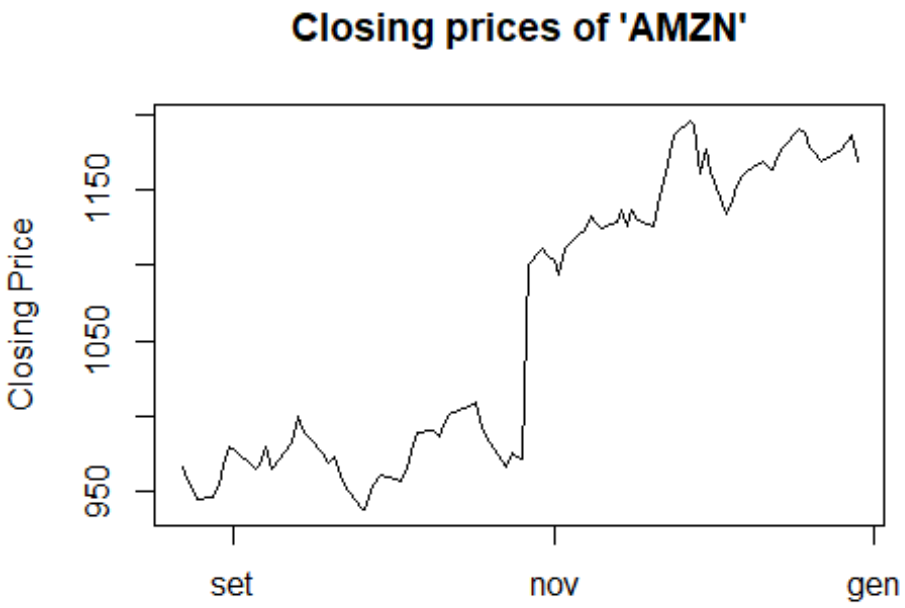
```
##  3rd Qu.:  97.58   3rd Qu.:  98.42   3rd Qu.:  4271999
##  Max.   :2035.11   Max.   :2049.00   Max.   :618237630
```

Ora, per iniziare l'analisi, decidiamo di concentrare l'attenzione sui prezzi di chiusa del portafoglio S&P500 usando *reshape ()* per raggruppare i dati del dataset.

```
stock_closeSP500 <- reshape(SP500Stock[c("symbol", "date", "close")], timevar = "s
ymbol", idvar = "date", direction = "wide")
colnames(stock_closeSP500) <- c("date" , as.character(unique(SP500Stock$symbol)))
stock_closeSP500$date <- as.Date(stock_closeSP500$date)
stock_closeSP500 <- stock_closeSP500[with(stock_closeSP500, order(date)),]
```

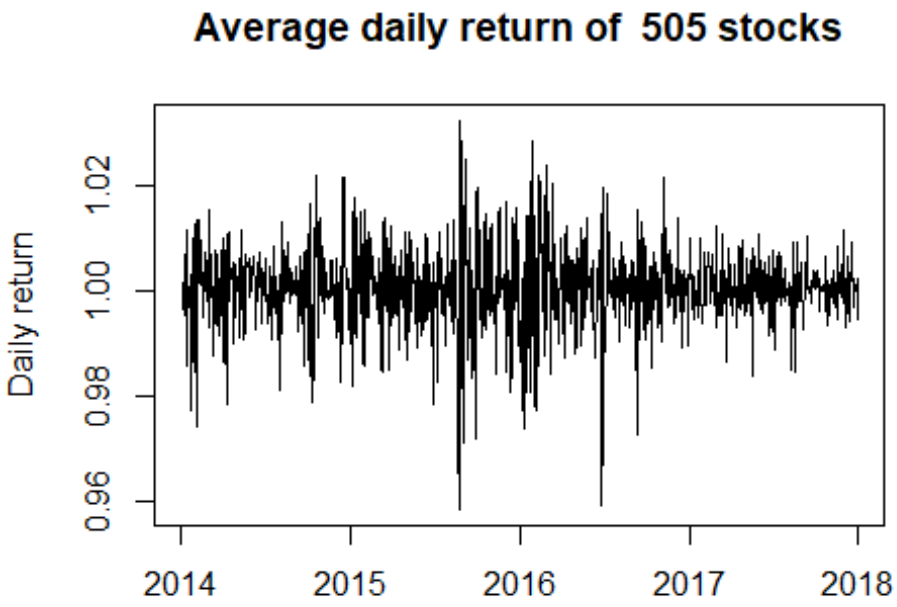
Dopo aver raggruppato i dati, l'idea è quella di estrapolare e visualizzare in un grafico a linea *type= 'l'*, dell'andamento del prezzo di chiusura di Amazon degli ultimi 90 giorni.

```
Last90D <- stock_closeSP500[(NROW(stock_closeSP500)-90):NROW(stock_closeSP500),]
plot(type = 'l', x = Last90D$date, y = Last90D$AMZN, ylab= "Closing Price", xlab="
", main= "Closing prices of 'AMZN'" )
```



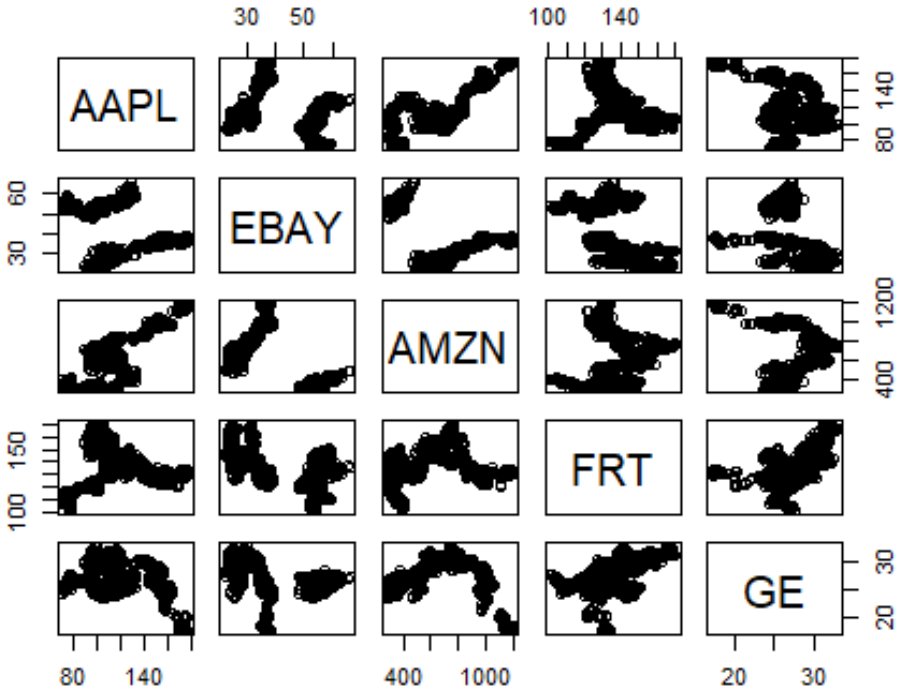
Adesso vogliamo calcolare e tracciare il rendimento medio giornaliero $(pricet - price(t - 1))/price(t - 1)$ del portafoglio prescelto, supponendo di avere quantità eguale di azioni in un dataframe [-1].

```r
stock_returnSP500 <- data.frame(date = stock_closeSP500$date[-1], sapply(stock_clo
seSP500[-1], function(x){
  diff(x)/x[-length(x)]+1
}))

stock_returnSP500$date <- as.Date(stock_returnSP500$date)

plot(x= stock_returnSP500$date, y= rowMeans(stock_returnSP500[-1], na.rm = T), typ
e = c("l"),
     xlab= "", ylab="Daily return", main= paste("Average daily return of ",NCOL(st
ock_returnSP500)-1, "stocks"))
```



Generiamo un *pairwise scatter plots* per comparazione di cinque azioni a nostra scelta, all'interno del portafoglio, per una prima generica analisi.

```r
pairs(stock_closeSP500[, c("AAPL", "EBAY", "AMZN", "FRT", "GE")])
```



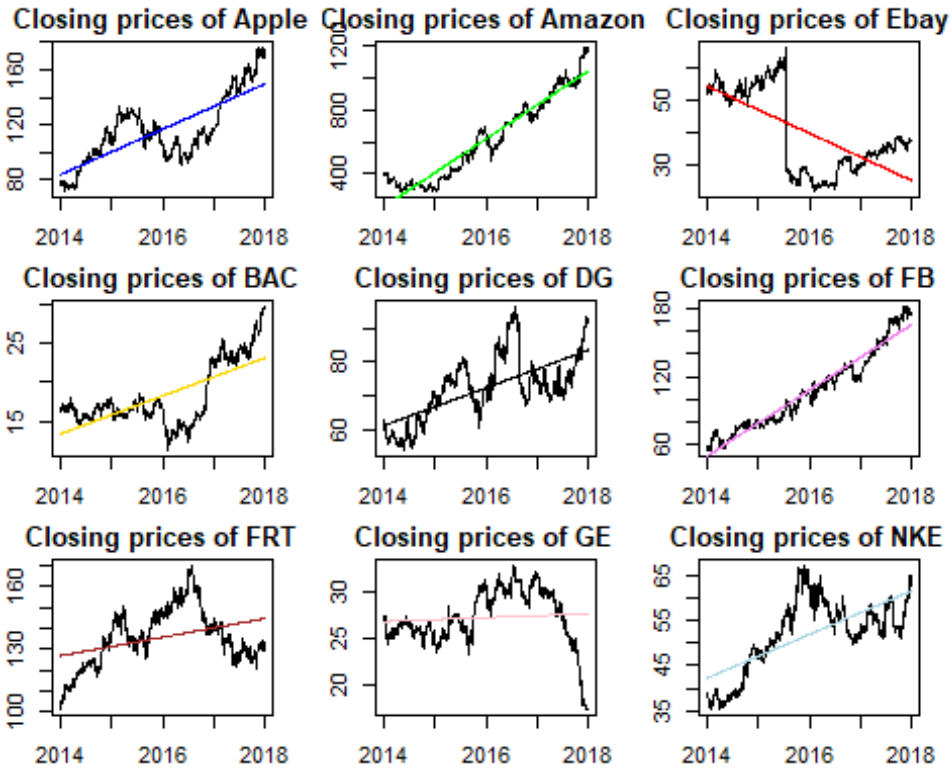
A questo punto possiamo analizzare delle azioni del portafoglio attraverso il modello di regressione lineare (semplice), questo poiché la statistica inferenziale propone di valutare se esiste una relazione fra le variabili e se questa relazione è significativa. In questo caso abbiamo selezionato le seguenti azioni:

- Apple
- Amazon
- Ebay
- Back of American Corporation
- Dollar General Corporation
- Facebook
- Federal Investiment Trust
- General Electric Company
- Nike

tracceremo il tipo di relazione con la retta di regressione *lines()* tra il prezzo di chiusura con le medesime date, tutte nello stesso grafico tramite la modifica del *par()*.

```
par(mfrow = c(3,3))
par(mar= c(2,2,2,2))
```

```r
#Apple
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$AAPL, ylab= "Clos
ing price", xlab = "", main= "Closing prices of Apple")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$AAPL ~ stock_closeSP500$da
te)$fit, col= "blue")
#Amazon
plot(type= "l", x = stock_closeSP500$date, y=stock_closeSP500$AMZN, ylab= "Closing
price", xlab ="", main= "Closing prices of Amazon")
lines(x=stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$AMZN ~ stock_closeSP500$dat
e)$fit, col = "green")
#Ebay
plot(type= "l", x=stock_closeSP500$date, y=stock_closeSP500$EBAY, ylab="Closing pr
ice", xlab="", main= "Closing prices of Ebay")
lines(x= stock_closeSP500$date, y= lm(stock_closeSP500$EBAY ~ stock_closeSP500$dat
e)$fitted.values, col = "red")
#Back of american Corporation
plot(type= "l", x= stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$BAC ,ylab= "Closing
price", xlab="", main = "Closing prices of BAC")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$BAC ~ stock_closeSP500$dat
e)$fit, col= "gold")
#Dollar General Corporation
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$DG, ylab= "Closin
g prince", xlab="", main= "Closing prices of DG")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$DG~ stock_closeSP500$date)
$fit, col= "black")
#Facebook
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$FB, ylab= "Closin
g prince", xlab="", main= "Closing prices of FB")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$FB~ stock_closeSP500$date)
$fit, col= "violet")
#Federal Investiment Trust
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$FRT, ylab= "Closi
ng prince", xlab="", main= "Closing prices of FRT")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$FRT~ stock_closeSP500$date
)$fit, col= "brown")
#General Electric Company
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$GE, ylab= "Closin
g prince", xlab="", main= "Closing prices of GE")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$GE~ stock_closeSP500$date)
$fit, col= "pink")
#Nike
plot(type = "l", x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$NKE, ylab= "Closi
ng prince", xlab="", main= "Closing prices of NKE")
lines(x= stock_closeSP500$date, y = lm(stock_closeSP500$NKE~ stock_closeSP500$date
)$fit, col= "light blue")
```




```
par(mfrow= c(1,1))
```

Per verificare a quanto ammonta la variazione del prezzo di Ebay spiegata tramite il modello lineare semplice *lm()*, all'adattamento con il rendimento giornaliero r^2.

```
summary(lm(stock_closeSP500$EBAY~ stock_closeSP500$date ))$r.squared

## [1] 0.4253385
```

Approssimativamente è spiegata dal 42,5%.

Impostiamo un modello di regressione lineare semplice $Y = a + bx +_{\epsilon_i}$ del prezzo di chiusura di Apple nel 2017.

Ricordando che questo modello di basa su due variabili di cui abbiamo campioni accoppiati, variabili x e Y , la x è indipendente, la Y è quella dipendente e ipotizziamo che ci sia una relazione lineare tra le due. Ora verificheremo se è statisticamente significante attraverso il metodo *p-value* di α=0.05.

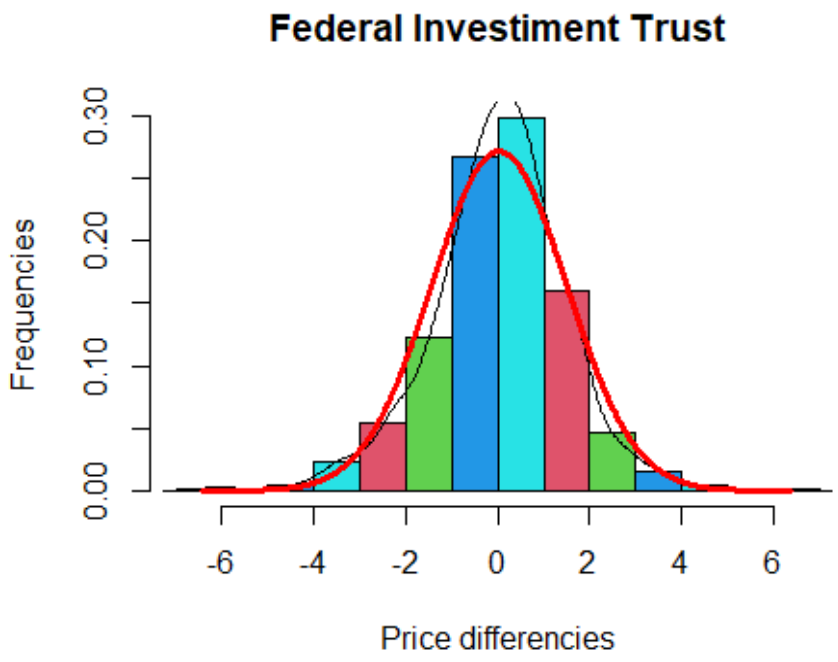
```
y <- subset(stock_closeSP500, stock_closeSP500$date >= '2017-01-01')$AAPL
x <- subset(stock_closeSP500, stock_closeSP500$date >= '2017-01-01')$date
summary(lm(y ~ x))

##
## Call:
## lm(formula = y ~ x)
##
## Residuals:
```

```
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -11.329  -4.016   1.133   4.054  12.164
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -2.098e+03  5.834e+01  -35.96   <2e-16 ***
## x            1.296e-01  3.362e-03   38.54   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.555 on 249 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8564, Adjusted R-squared:  0.8559
## F-statistic:  1485 on 1 and 249 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Dall'analisi risulta la presenza di una significanza statistica, trovata con il metodo del p-value.

Un altro fattore da tener presente riguarda la distribuzione delle azioni, quindi bisogna stabilire se si comportano come delle normali (Gaussiana μ=0; σ=1), o diversamente in modo tale da poter approfondire l'analisi. Per essere più precisi tracciamo anche la linea dell'andamento stesso. Questa volta utilizziamo l'azione FRT, perché da una preliminare osservazione è risultata quella con le caratteristiche idonee al nostro lavoro.

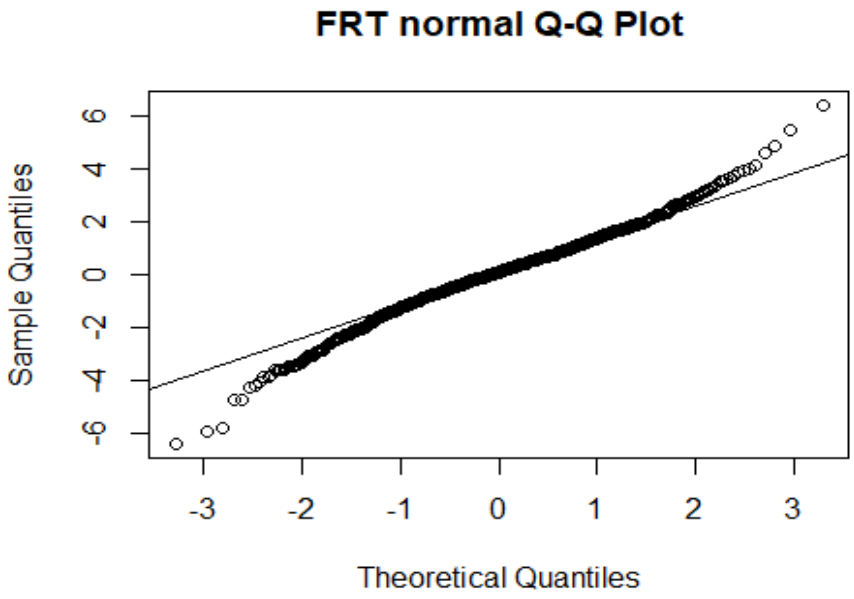
```
#Distribution
FederalI.norm <- diff(stock_closeSP500$FRT)
hist(FederalI.norm, probability = "T", col = 2:5, ylab= "Frequencies", xlab = "Pri
ce differencies", main = "Federal Investiment Trust")
lines(density(FederalI.norm))

#Normality
mu <- mean(FederalI.norm)
sigma <- sd(FederalI.norm)

x <- seq(min(FederalI.norm), max(FederalI.norm), length = length(FederalI.norm))
y <- dnorm(x, mu, sigma)
lines(x, y, lwd = 3, col= "red")
```



Vogliamo vedere l'interpretazione grafica dei quantili di una variabile a confronto con quelli della distribuzione normale di una variabile teorica, con la stessa media e la stessa deviazione standard, prenderemo il prezzo di chiusura dell'azione FRT, usando la *normal Q-Q Plot*, infatti precedentemente sono stati ricavati la μ e la σ della *FRT*.

Nell'asse delle X saranno rappresentati i quartili della distribuzione normale (i valori attesi in caso di normalità), su quello delle Y i valori campionari (quindi quelli di FRT).

```
qqnorm(FederalI.norm, main = "FRT normal Q-Q Plot")
qqline(FederalI.norm)
```



Il test di Shapiro-Wilk è considerato uno dei test più potenti per la verifica della normalità, soprattutto per piccoli campioni. La verifica della normalità avviene confrontando due stimatori alternativi della varianza σ^2: uno stimatore non parametrico e lo stimatore parametrico, quindi quello campionario.

Il test Kolmogorov-Smirnov, invece, permette di stabilire il grado di somiglianza di due distribuzioni e stabilisce a quale livello di significatività le due distribuzioni possono considerarsi diverse, basandosi sulla frequenza cumulativa relativa dei dati.

Si può proseguire con l'analisi eseguendo i due tipi di test.

```
shapiro.test(FederalI.norm)

##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  FederalI.norm
## W = 0.98504, p-value = 1.256e-08

ks.test(FederalI.norm, "pnorm", mean(FederalI.norm), sd(FederalI.norm))

## Warning in ks.test(FederalI.norm, "pnorm", mean(FederalI.norm),
## sd(FederalI.norm)): ties should not be present for the Kolmogorov-Smirnov test

##
##  One-sample Kolmogorov-Smirnov test
##
## data:  FederalI.norm
## D = 0.043996, p-value = 0.04071
## alternative hypothesis: two-sided
```

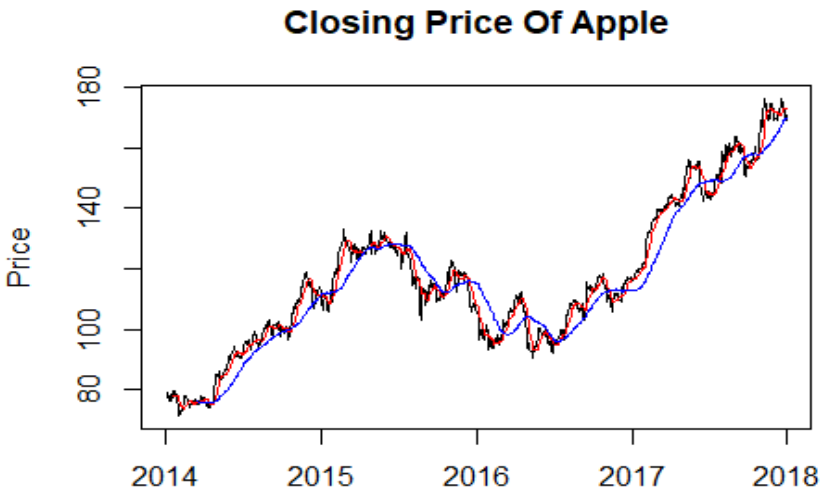
Il p-value è decisamente basso rispetto ai livelli di significatività a cui di solito si fa riferimento: ciò ci fa propendere per l'ipotesi alternativa, ovvero la non normalità della distribuzione.

Oltre al metodo prettamente analitico per la stima del trend, ci sono altre metodologie più semplici da utilizzare per detrendizzare una serie temporale. Noi ci focalizzeremo sulle medie mobili, con le quali si pone il problema dell'esatta determinazione del numero dei termini da usare. In linea generale, il trend può essere stimato con un'opportuna ponderazione dei valori della serie:

$$T_t = \frac{1}{2a+1} \sum_{-a}^{a} X_t$$

Dovendo tracciare il grafico della media mobile della stima di 12 e 50 giorni dei prezzi di chiusura di Apple, è necessario fare un *plot()* dei prezzi di chiusura, e di seguito impostare il *filter()* fissando il parametro corrispondente ad una serie mensile (esempio "1/12" per "12" volte per un valore di "a" come dalla formula di sopra), e il metodo della *convolution* che consiste in un'operazione tra due funzioni di una variabile, e quindi nell'integrare il prodotto tra la prima e la seconda traslata di un certo valore.

```
#1.Closing prices of APPL
plot(x = stock_closeSP500$date, y = stock_closeSP500$AAPL, type= "l",
     main= "Closing Price Of Apple", xlab= "", ylab="Price")
#2. 12 days moving average of the closing prices of APPL
lines(x= stock_closeSP500$date , y= filter(stock_closeSP500$AAPL,
      filter = rep(1/12,12), method = "convolution", sides = 1), col= "red")
#3.50 days moving average of the closing prices of APPL
lines(x= stock_closeSP500$date, y= filter(stock_closeSP500$AAPL,
      filter = rep(1/50, 50),method = "convolution", sides = 1), col= "blue")
```



In un'analisi di questo tipo si può avere un fenomeno di autocorrelazione temporale, causato dall'inerzia o dalla stabilità dei valori osservati, quindi ogni valore è influenzato da quello precedente e determina in parte rilevante quello successivo.

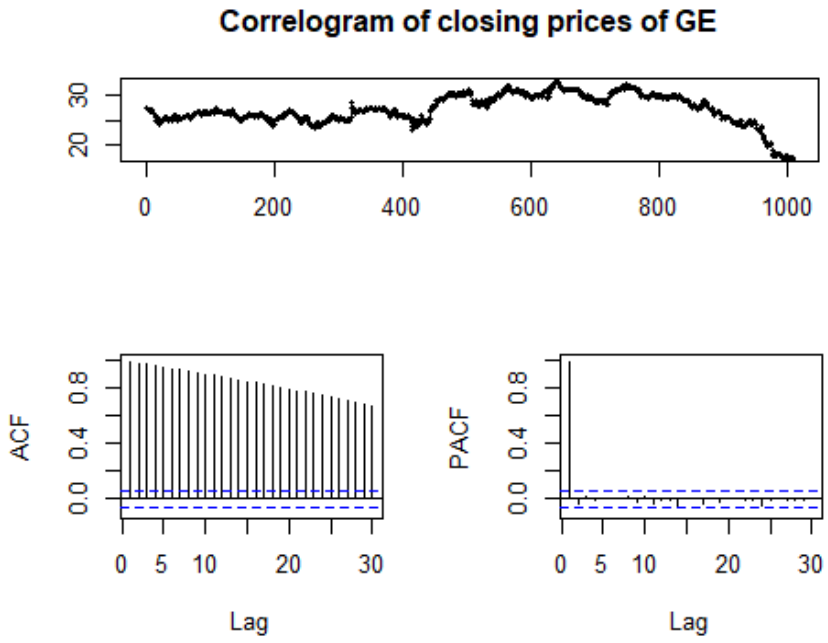
Per stabilire se una serie presenta autocorrelazione può essere quella di tracciare il correlogramma con la funzione *acf()*. Se si verificasse l'assenza di autocorrelazione, la distribuzione asintotica della stima del coefficiente di autocorrelazione sarebbe di tipo normale ed avremmo una banda di confidenza del tipo:

$$\left[z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n}\ ; z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n}\right]$$

i valori esterni a tale intervallo indicano che vi è la presenza di autocorrelazione significativa.

Ora, per creare una serie storica, utilizzeremo la funzione *ts()*, dove la difficoltà è solo nell' impostare quando farla iniziare e finire, così poi da riuscire a visualizzare il prezzo di chiusura di GE in un correlogramma.

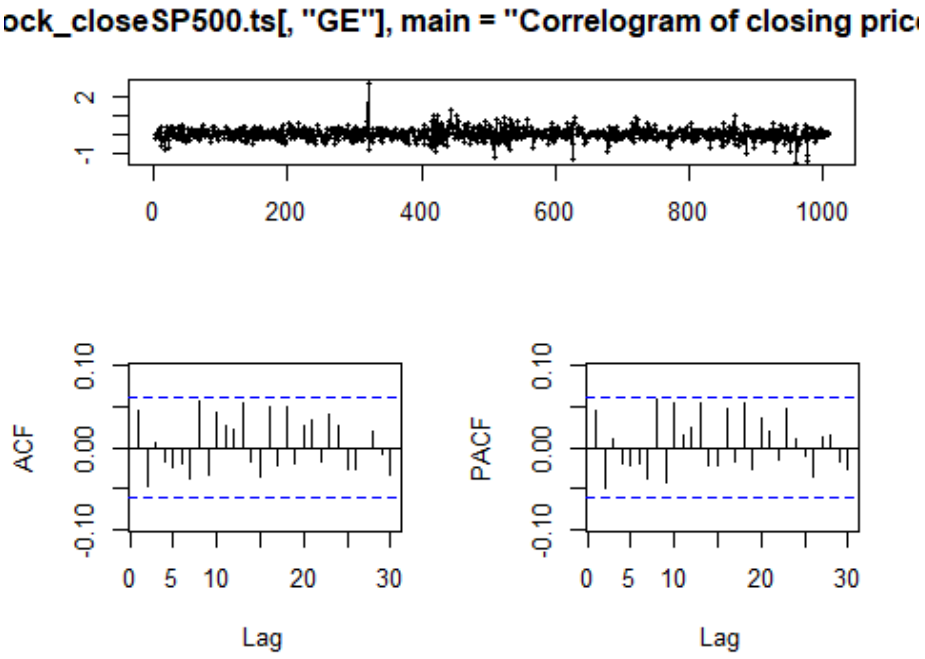
```
stock_closeSP500.ts <- ts(stock_closeSP500[,-1])
tsdisplay(stock_closeSP500.ts[, "GE"],
          main="Correlogram of closing prices of GE")
```



Le linee tratteggiate di colore azzurro indicano la banda di confidenza pari al 95%. Con il variare del *lag* temporale i coefficienti di autocorrelazione dei residui risultano essere tutti esterni alla banda di confidenza, indicando quindi autocorrelazione serie e non stazionaria.

Invece se effettuiamo la differenziazione *diff()* della serie temporale.

```
tsdisplay(diff(stock_closeSP500.ts[,"GE"],
               main = "Correlogram of closing prices of GE"))
```



In questo caso, come vediamo, la serie temporale è stazionaria senza autocorrelazione di serie.

I modelli ARIMA (autoregressivi integrati a media mobile) di Box e Jenkins presuppongono che tra due osservazioni di una serie, quello che altera il livello della stessa è il cosiddetto disturbo.

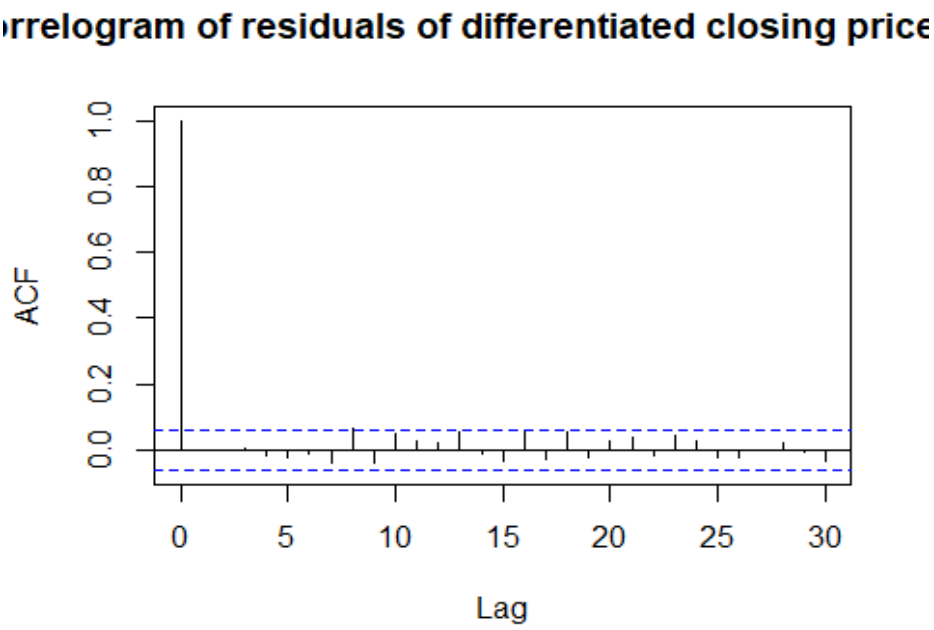
Se la serie non è stazionaria (la media e la varianza non sono costanti nel tempo) viene integrata a livello 1 o 2, dopo aver eseguito un'eventuale trasformazione dei dati (solitamente quella logaritmica). Quindi questo tipo procedura è di tipo iterativo e serve per identificare la stima di una serie storica, che sia adatta e che rappresenti il processo generatore della serie osservata.

Per trovare il modello Arima più adatto ai prezzi di chiusura di GE utilizziamo *auto.arima()*.

```
fit.GE <- auto.arima(diff(stock_closeSP500.ts[, "GE"]), stepwise = F)
fit.GE

## Series: diff(stock_closeSP500.ts[, "GE"])
## ARIMA(0,0,2) with zero mean
##
## Coefficients:
##          ma1      ma2
##       0.0486  -0.0483
## s.e.  0.0315   0.0319
##
## sigma^2 estimated as 0.09723:  log likelihood=-254.14
## AIC=514.29   AICc=514.31   BIC=529.03
```

Proviamo a scoprirne il periodo utilizzando la funzione di autocorrelazione. Il secondo massimo avviene in corrispondenza del valore del periodo, in modo da non agire per tentativi. Di conseguenza visualizzeremo i residui del modello.

```
acf(residuals(fit.GE), main= "Correlogram of residuals of differentiated closing p
rice of GE")
```



Nell'analisi delle azioni, spesso conviene fare previsioni sull'andamento dei prezzi futuri. In questo caso utilizzeremo l'80% della serie temporale dei prezzi di GE, per effettuare una previsione dei restanti 20%.

Avvalendoci dei dati ottenuti tramite il modello Arima (0,0,2), si riesce a inizializzare la previsione.

```
effective <- stock_closeSP500.ts[1:(0.8 *length(stock_closeSP500.ts[, "GE"]))]
prediction <- predict(arima(effective, order = c(0, 0 , 2 )),

           n.ahead = (0.2 * length(stock_closeSP500.ts[,"GE"])))$pred
```

Fondamentale è effettuare un controllo sull'accuratezza della previsione stimata, con la funzione *accuracy()* si può eseguire un confronto fra i test.

```
try  <- stock_closeSP500.ts[(0.8* length(stock_closeSP500.ts[,"GE"])+1):length(sto
ck_closeSP500.ts[,"GE"])]

Ac.pack <- accuracy(prediction,try)[2]
tdev<- sd(try)

ifelse(Ac.pack <= tdev, "Yes", "No")
```

```
## [1] "No"
```

II. Banking crises

La seconda parte verte sull'analisi delle banche in crisi, delle differenze nelle combinazioni di esportazioni e riserve, con eventuali dipendenze dallo stato di crisi o no del settore bancario. Anche in questo caso si procede con il caricamento del dataset in locale, ma non si effettua il controllo dei missing values a causa dell'utilizzo di un'altra funzione.

```
bank <- read.csv("C:/Users/vgiov/Downloads/banking-crises-data.csv", sep = ",", he
ader = T)
head(bank)

##   crisis export reserves
## 1     No     24      130
## 2     No     16      220
## 3     No     11      190
## 4    Yes     18      100
## 5     No      6      130
## 6     No     20      210
```

Per poter verificare i dati delle banche e stabilire i criteri, è necessario adottare l'analisi di MANOVA (scopo di identificare le variabili dipendenti specifiche che hanno contribuito all'effetto globale), per condurla sono necessari almeno due campioni, quindi dovremo verificare la loro esistenza.

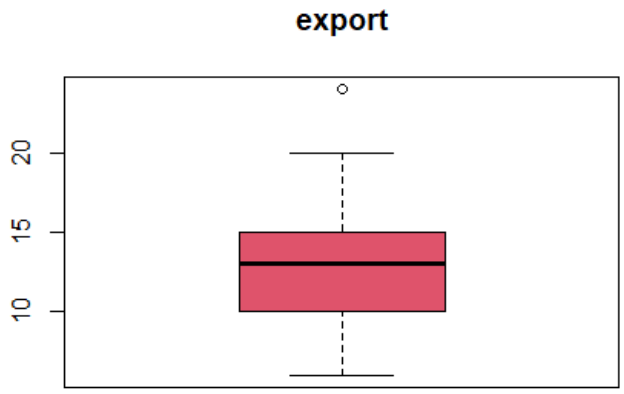
```
aggregate(.~crisis , data= bank , FUN = function(x){sum(!is.na(x))}, na.action = n
a.pass)

##   crisis export reserves
## 1     No     67       67
## 2    Yes     12       12
```

Successivamente si vuole verificare la presenza degli outliers tramite un'analisi esplorativa dei dati, utilizzando un modello univariato (concentrazione su un singolo attributo alla volta, matrice n x 1) e quello multivariato (considerazione di tutti gli attributi numerici d X1, X2, ..., Xd, matrice n x d).

Si procede prima eseguendo delle funzioni grafiche per avere una percezione del comportamento dei dati, poi tracciando un *boxplot()* e ancora un *mvn()*.

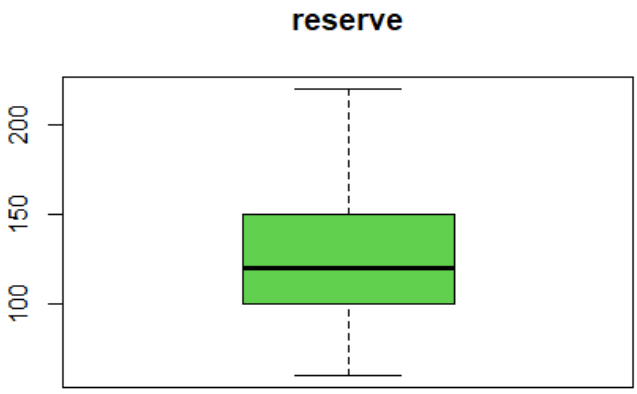
- Univariati outliers:

```
boxplot(bank$export, main = "export", col = 2:5)$out
```




```
## [1] 24
```

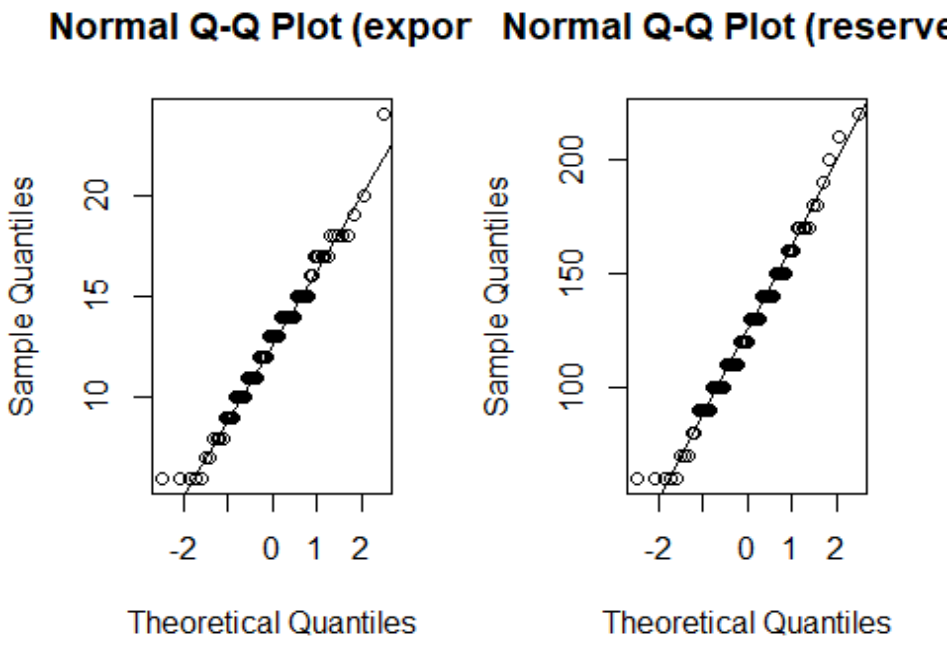
```
boxplot(bank$reserves, main= "reserve", col= 3:7)$out
```

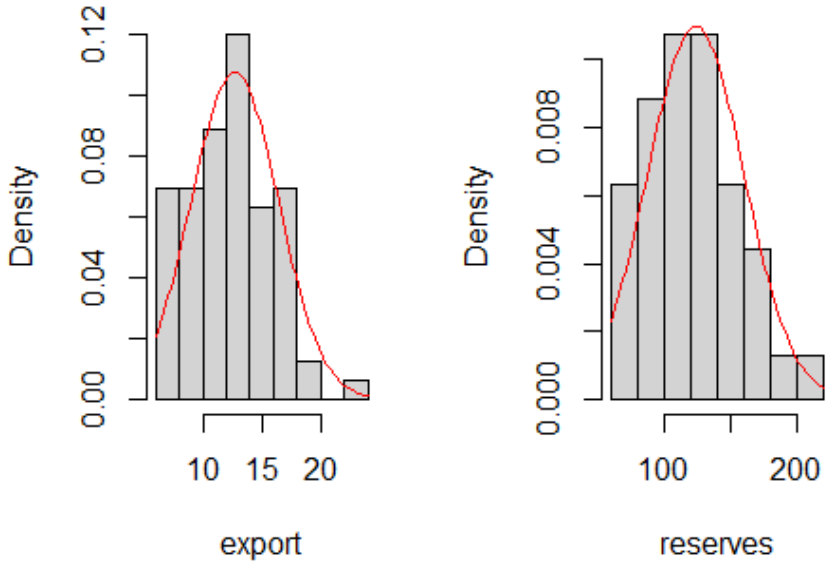



```
## numeric(0)
```

```
result <- mvn(data = bank[,2:3], mvnTest = "royston", univariatePlot = "qqplot", s
howOutliers = T)
```

```
result <- mvn(data = bank[,2:3], mvnTest = "royston", univariatePlot = "histogram"
,showOutliers = T)
```

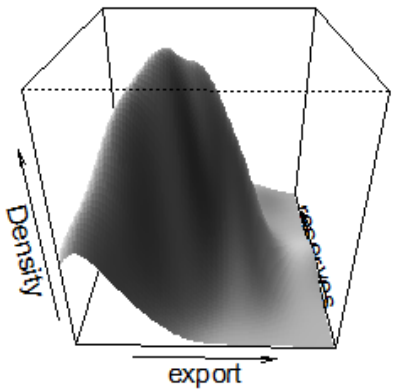


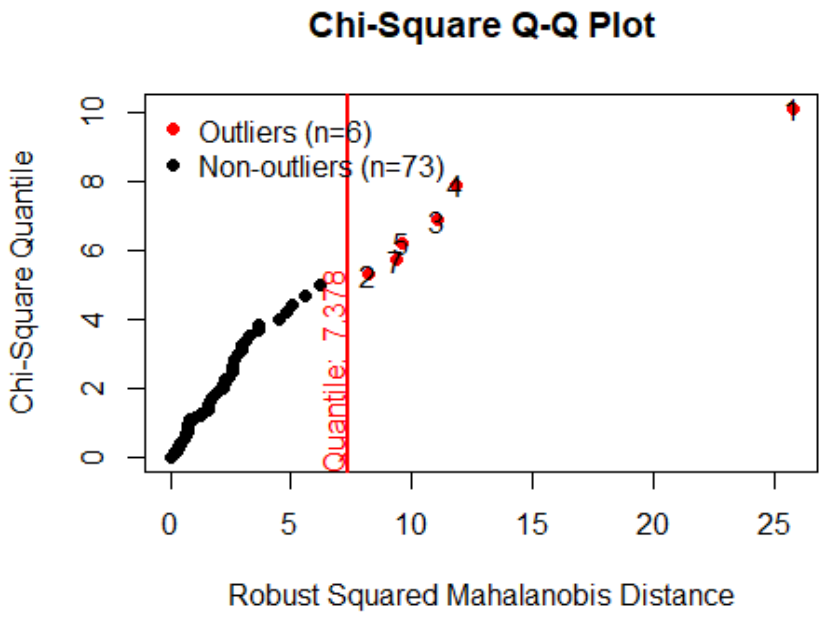


- Multivariati outliers:

In questo caso preferiamo fare anche un "*persp*" per vedere una trama prospettica.

```
result <- mvn(bank[,2:3], mvnTest = "royston", multivariatePlot = "persp", multiva
riateOutlierMethod = "quan")
```





Come si può vedere ci sono sia univariati che multivariati outliers.

A questo punto si stima la normalità univariata e multivariata delle variabili dipendenti. Verificheremo tutti i dati perché tramite i test *mvn*, si possono ottenere risultati differenti. A causa di ciò può essere utile esaminare i grafici *MVN* insieme ai test di ipotesi per avere una prospettiva un po' più chiara.

Ricordando che "*mardia*" viene utilizzata per calcolare la multivariata di coefficienti asimmetria e curtosi e la loro corrispondente significatività statistica (può essere utilizzata anche per calcolare

la versione corretta del coefficiente di asimmetria per campioni n <20), "*hz*" e "*royston*" la normalità delle distribuzioni, tutte e tre hanno un livello di significanza del 5%, questo per poi sottoporre a verifica l'ipotesi nulla della MANOVA.

```
mvn(data = bank[2:3], mvnTest ="mardia", multivariatePlot = "qq")
```

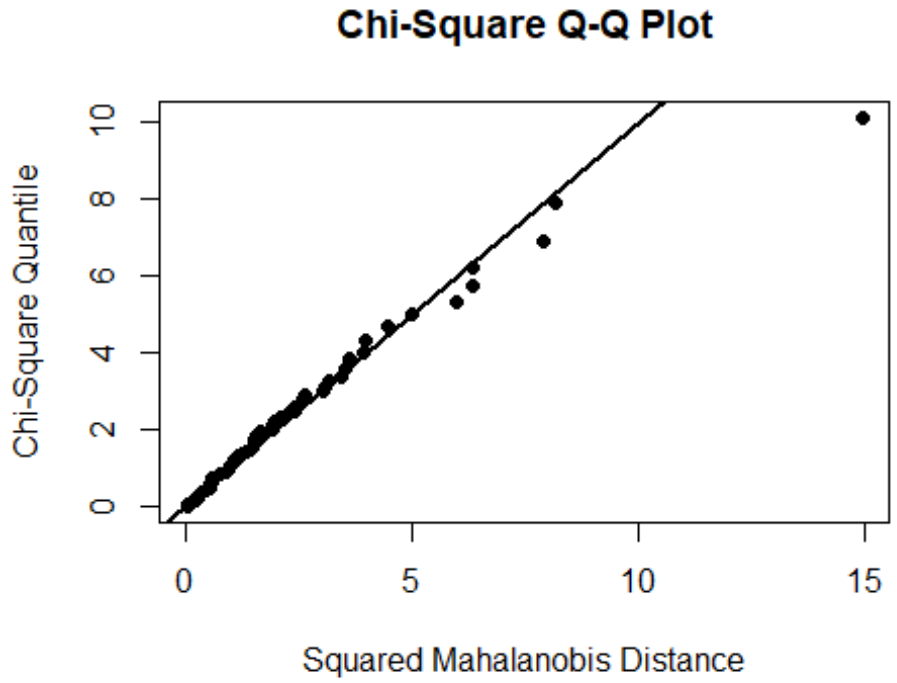
```
## $multivariateNormality
##              Test        Statistic             p value Result
## 1 Mardia Skewness 18.0648459678829 0.00119860027864038     NO
## 2 Mardia Kurtosis 1.52528130643459   0.127188948329479    YES
## 3             MVN             <NA>                 <NA>     NO
##
## $univariateNormality
##           Test  Variable Statistic   p value Normality
## 1 Shapiro-Wilk  export      0.9785    0.2023    YES
## 2 Shapiro-Wilk reserves     0.9793    0.2278    YES
##
## $Descriptives
##           n      Mean   Std.Dev Median Min Max 25th 75th      Skew   Kurtosis
## export   79  12.72152  3.703556     13   6  24   10   15 0.1802891 -0.1335514
## reserves 79 124.17722 36.289703    120  60 220  100  150 0.2669754 -0.2826640
```

```
mvn(data = bank[2:3], mvnTest = "hz", multivariatePlot ="qq")
```

```
## $multivariateNormality
##            Test        HZ    p value MVN
## 1 Henze-Zirkler 0.9748434 0.03951718  NO
##
## $univariateNormality
##           Test  Variable Statistic   p value Normality
## 1 Shapiro-Wilk  export      0.9785    0.2023    YES
## 2 Shapiro-Wilk reserves     0.9793    0.2278    YES
##
## $Descriptives
##           n      Mean   Std.Dev Median Min Max 25th 75th      Skew   Kurtosis
## export   79  12.72152  3.703556     13   6  24   10   15 0.1802891 -0.1335514
## reserves 79 124.17722 36.289703    120  60 220  100  150 0.2669754 -0.2826640
```

```
mvn(data = bank[2:3], mvnTest = "royston", multivariatePlot ="qq")
```

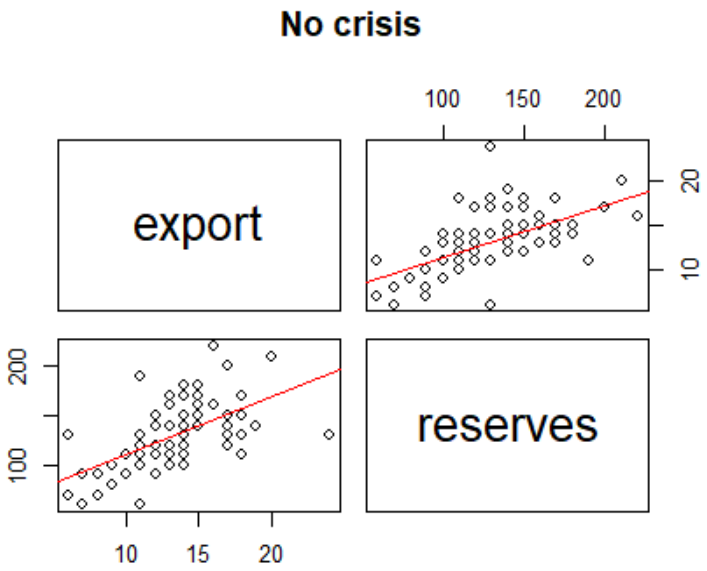
```
## $multivariateNormality
##      Test        H   p value MVN
## 1 Royston 3.071635 0.2144106 YES
##
## $univariateNormality
##           Test  Variable Statistic   p value Normality
## 1 Shapiro-Wilk  export      0.9785    0.2023    YES
## 2 Shapiro-Wilk reserves     0.9793    0.2278    YES
##
## $Descriptives
##           n      Mean   Std.Dev Median Min Max 25th 75th      Skew   Kurtosis
## export   79  12.72152  3.703556     13   6  24   10   15 0.1802891 -0.1335514
## reserves 79 124.17722 36.289703    120  60 220  100  150 0.2669754 -0.2826640
```



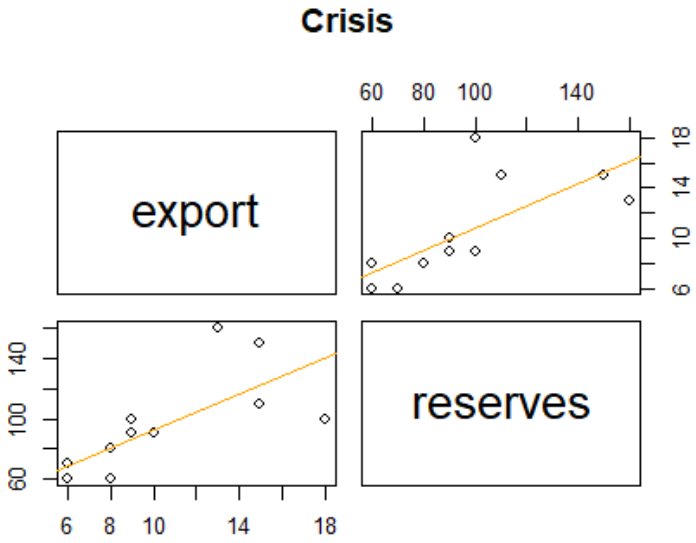
Entrambe sono univariate normalmente distribuite, ma non multivariate.

Usando *pairs()* si vuole controllare la linearità tra le variabili dipendenti esportazioni e riserve per ogni categoria di variabili indipendenti e anche la dispersione delle variabili accoppiate.

```
pairs(bank[bank$crisis=="No", 2:3],main= "No crisis",panel= function(x,y,...){
  points(x,y);
  abline(lm(y~x),col='red')})
```

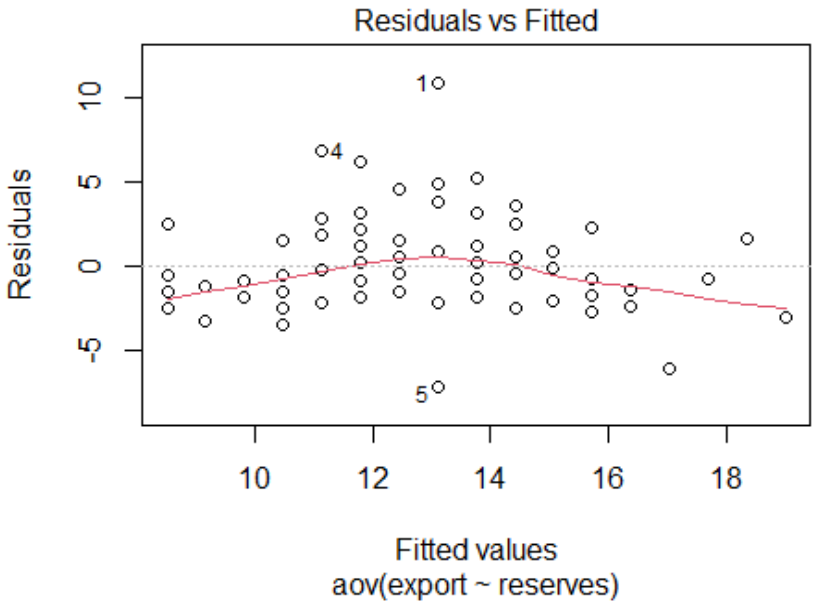


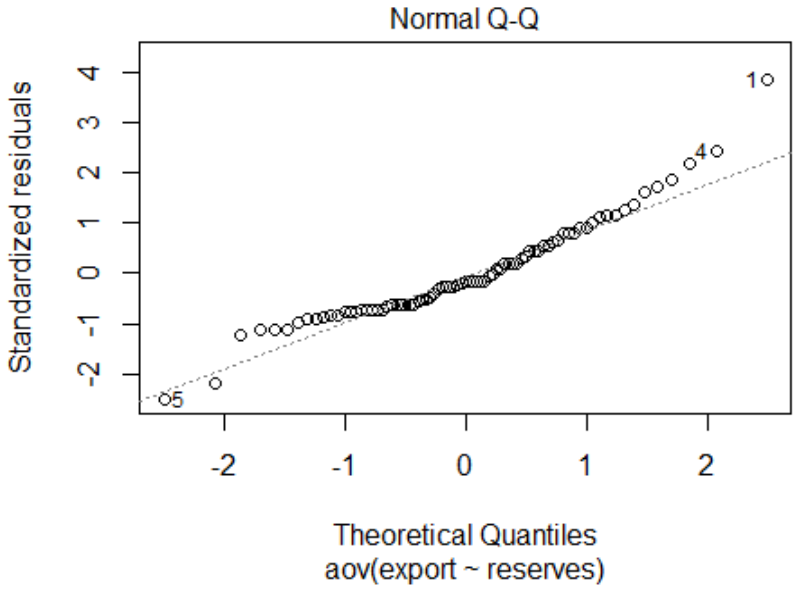

```
pairs(bank[bank$crisis== "Yes", 2:3], main = "Crisis", panel = function(x,y,...){

  points(x,y);
  abline(lm(y~x), col= 'orange')})
```

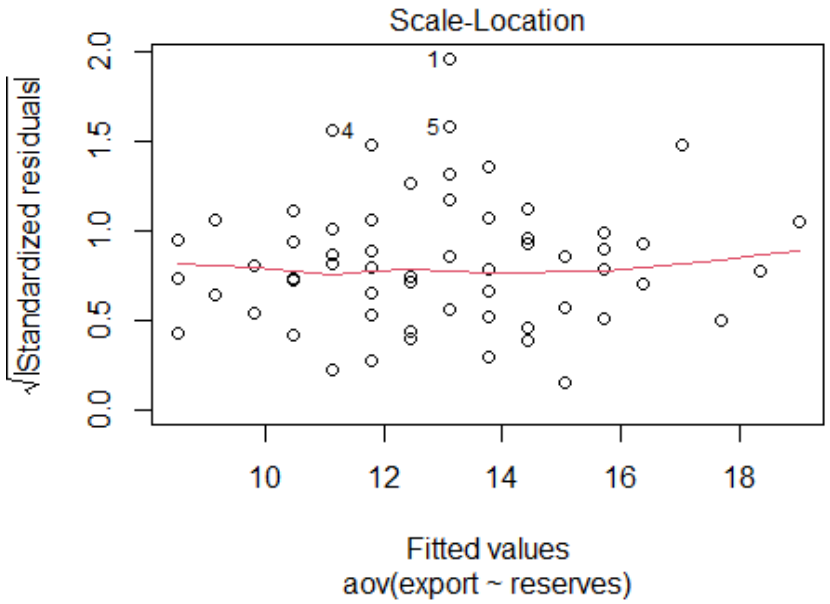


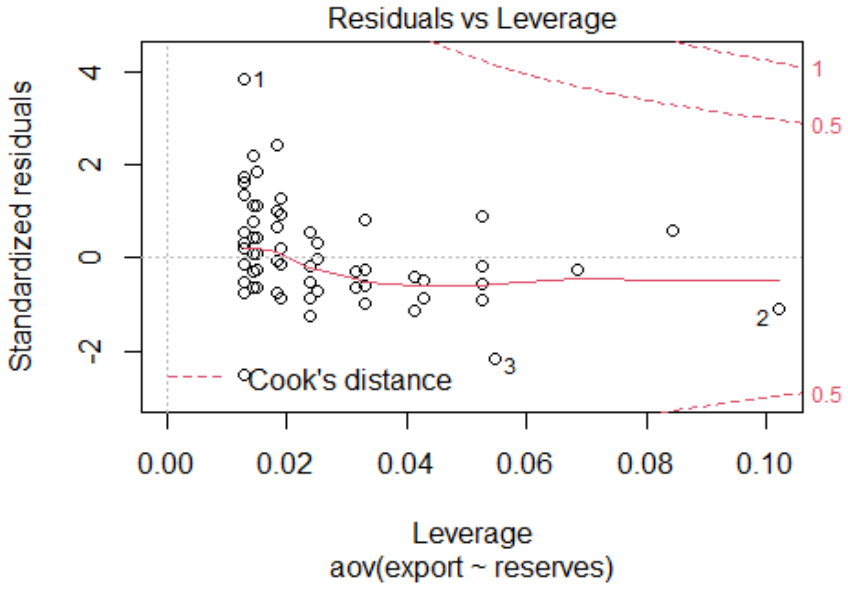
Aov() serve per verificare la presenza di eventuali errori, infatti serve per adattare i dati all'analisi del modello della varianza.

```
aov.mod <- aov(export ~ reserves, data=bank)
plot(aov.mod)
```









Per continuare l'analisi, bisogna calcolare la correlazione tra le due variabili, in modo da stabilire se è in grado di giustificare l'utilizzo della MANOVA.

```
cor.test(bank$export, bank$reserves)

##
##  Pearson's product-moment correlation
##
## data:  bank$export and bank$reserves
```

```
## t = 7.3508, df = 77, p-value = 1.79e-10
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  0.4907221 0.7559335
## sample estimates:
##       cor
## 0.6421562
```

Correlazioni non elevate tra le variabili dipendenti (MANOVA), in modo da evitare il problema della collinearità. Questa dovrebbe quindi essere minore dell'80%, infatti il risultato giustifica il proseguimento della stessa.

Adesso si può verificare se ci sia omogeneità nelle covarianze delle variabili dipendenti esportazione e riserve attraverso i gruppi.

```
boxM(bank[,2:3], group = bank$crisis)

##
##  Box's M-test for Homogeneity of Covariance Matrices
##
## data:  bank[, 2:3]
## Chi-Sq (approx.) = 1.0465, df = 3, p-value = 0.79
```

C'è omogeneità. Quindi si verificano anche le varianze.

```
leveneTests(bank[,2:3], group = bank$crisis, center = mean)

## Warning in leveneTest.default(x, group = group, center = center, ...): group
## coerced to factor.

## Warning in leveneTest.default(x, group = group, center = center, ...): group
## coerced to factor.

## Levene's Tests for Homogeneity of Variance (center = mean)
##
##          df1 df2 F value Pr(>F)
## export     1  77  0.8434 0.3613
## reserves   1  77  0.0807 0.7770
```

Si in entrambe (metodo del *p-value*).

Bisogna ora verificare l'effetto della crisi bancaria sull'esportazione e sulla combinazione delle riserve bancarie, ci affidiamo all'argomento test = "*Wilks*", che serve per valutare la significatività mediante la statistica di *Wilks*. Questo a causa del test MANOVA con risultato significativo, e occorre esaminare le singole variabili dipendenti per capire come esse contribuiscano alla significatività del test globale, inoltre implementare confronti multivariati tra vettori di medie tra i vari gruppi o dei test di *Tukey* sui risultati dei singoli test ANOVA.

```
man <- manova(cbind(bank$export, bank$reserves) ~ bank$crisis)
summary(man, test="Wilks")
```

```
##             Df   Wilks approx F num Df den Df   Pr(>F)
## bank$crisis  1 0.87021   5.6677      2     76 0.005078 **
## Residuals   77
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Si può notare che contribuiscono con un valore *p-value* basso. Quindi verifichiamo quando contribuiscono alla significatività totale.

```
summary(man)$SS
```

```
## $`bank$crisis`
##            [,1]      [,2]
## [1,]   86.42939  1049.473
## [2,] 1049.47336 12743.285
##
## $Residuals
##          [,1]      [,2]
## [1,]  983.444  5682.425
## [2,] 5682.425 89978.234
```

In ultima istanza bisogna controllare quanta della varianza nelle variabili dipendenti è spiegata dalle banche in crisi.

```
etasq(man, test= "Wilks")
```

```
##                 eta^2
## bank$crisis 0.1297908
```

É spiegata al 13%.

Valutando anche le esportazioni quando le banche sono in crisi e quando no.

```
summary.aov(man)
```

```
##  Response 1 :
##             Df Sum Sq Mean Sq F value  Pr(>F)
## bank$crisis  1  86.43  86.429  6.7671 0.01113 *
## Residuals   77 983.44  12.772
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##  Response 2 :
##             Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)
## bank$crisis  1  12743 12743.3  10.905 0.001456 **
## Residuals   77  89978  1168.5
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

In conclusione, l’analisi ha dimostrato che esportazioni e le riserve differiscono rispetto a quando il settore bancario non è in crisi.

III. Bibliografia

Dell'Omodarme M., *Esercitazioni di statistica biomedica. Alcune note su R,* 2012.

Massarotto G., *Analisi delle Serie Temporali. Lucidi delle lezioni,* 2003.

Mineo M. A., *Una guida all'utilizzo dell'ambiente statistico R*, 2003.

Micciolo R. e Espa G., *Analisi esplorativa dei dati con R*, 2012.

Peng R.D., *R programming for data science*, 2015.

R.H. Shumway and D.S. Stoffer, *Time Series Analysis and its Applications*. *Springer-Verlag*, ,2000.

Ricci V., *Analisi delle serie storiche con R*, 2005.

IV. Materiali utilizzati

Documentazione RStudio.

Testi e risorse del corso di Big Data and Analytics.

https://cran.r-project.org/web/packages/MVN/vignettes/MVN.pdf

https://bookdown.org/yihui/rmarkdown/notebook.html#using-notebooks

https://data.library.virginia.edu/understanding-q-q-plots/

https://www.youtube.com/watch?v=10cuDKGytMw

https://www.youtube.com/watch?v=16Jh_t4QkRA

https://www.rdocumentation.org/packages/heplots/versions/1.3-5/topics/boxM

http://www.sthda.com/english/wiki/manova-test-in-r-multivariate-analysis-of-variance