Analise de Series Temporais - Trabalho 1

Gustavo Hotta (A56865193), Rafael Furlan (A56871487), Ricardo Squassina Lee (A56843646)

1- Utilizando o arquivo "Serie_Dados.csv" realize as seguintes etapas:

```
Serie_Dados <- read.csv("Serie_Dados.csv", sep=";")
#Serie_Dados
```

a) Crie a série temporal dos retornos Ln, ou seja, r=Ln(P_t+1 /P_t)

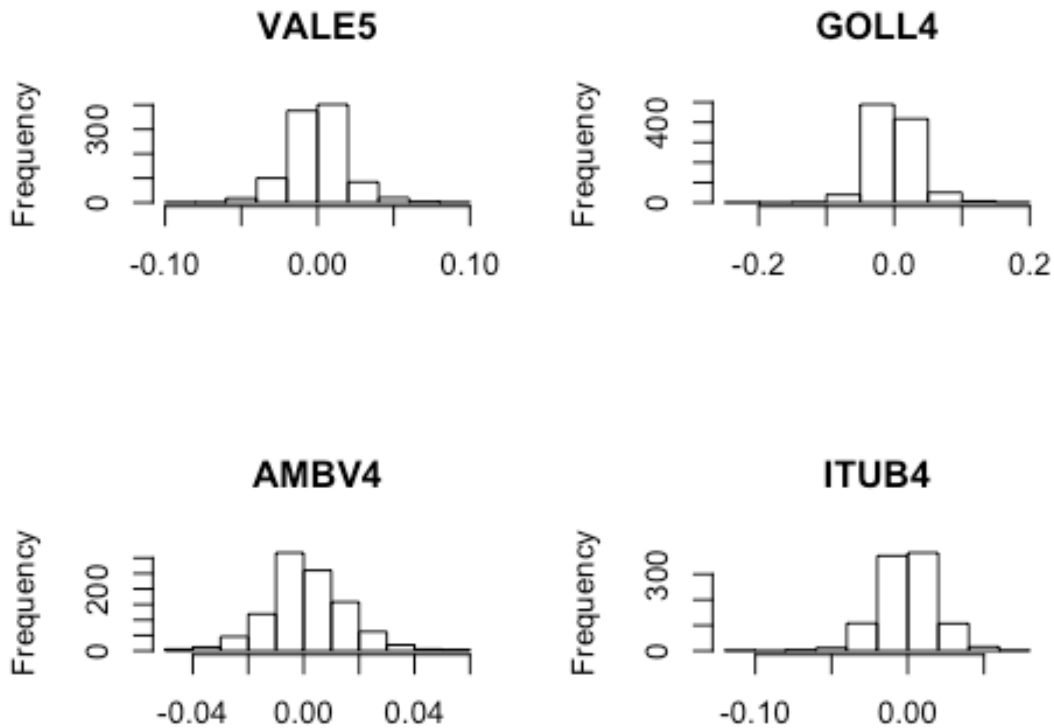
```
Serie_Dados.LN <- log(Serie_Dados[2:13]/rbind(NA,Serie_Dados[2:13][-nrow(Seri
e_Dados[2:13]),]))
Serie_Dados.LN <- Serie_Dados.LN[-1,]
#Serie_Dados.LN
```

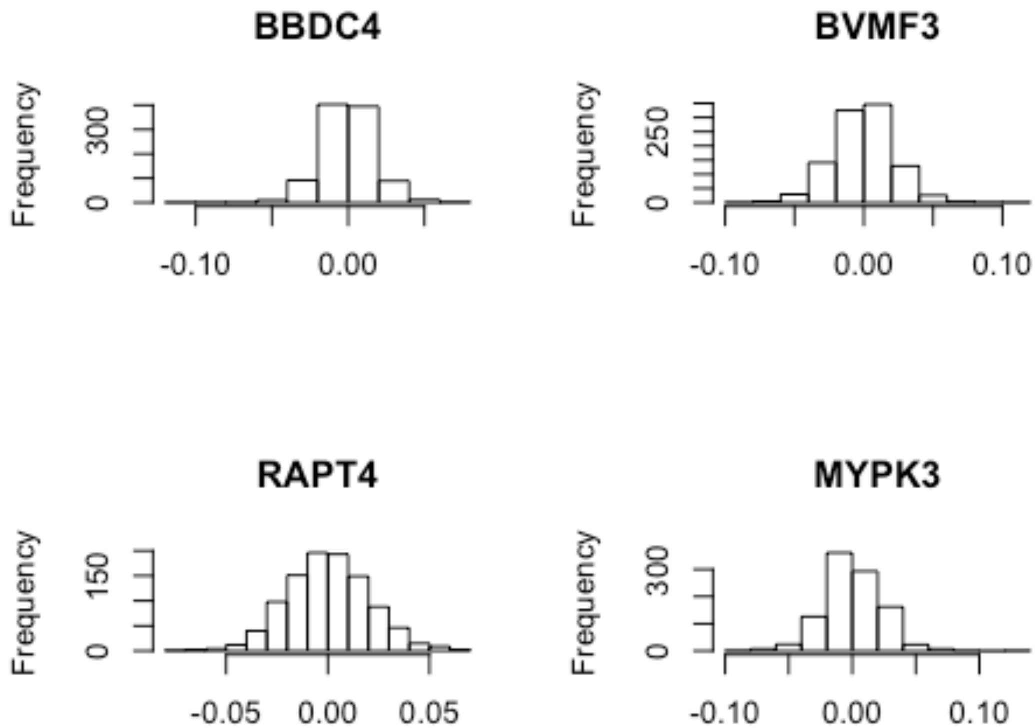
A maior parte dos estudos financeiros concentram-se na análise de séries temporal dos retornos ao invés do uso da série dos preços dos ativos. A razão de utilizarmos série de retornos tem dois fatores, as informações de retornos atendem aos interesses de investidores e a série de retornos possui propriedades estatísticas mais interessantes do que séries dos preços.

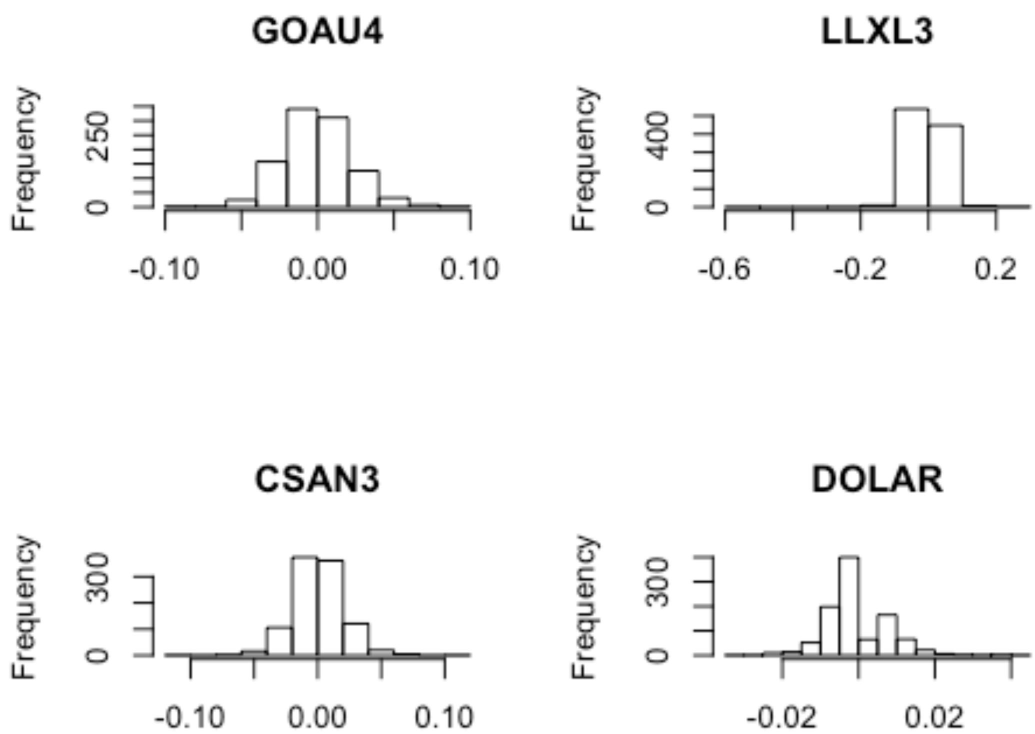
b) Para cada ação construa o histograma dos retornos. Comente o resultado dos histogramas, verifique também o desvio padrão e a média de cada série

Histogramas:

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


for (col in 1:ncol(Serie_Dados.LN)) {
  hist(Serie_Dados.LN[,col], main = names(Serie_Dados.LN[col]), xlab = "")
}
```


VALE5
Frequency
0
300
-0.10
0.00
0.10
GOLL4
Frequency
0
400
-0.2
0.0
0.2
AMBV4
Frequency
0
200
-0.04
0.00
0.04
ITUB4
Frequency
0
300
-0.10
0.00


BBDC4
Frequency
0
300
-0.10
0.00
BVMF3
Frequency
0
250
-0.10
0.00
0.10
RAPT4
Frequency
0
150
-0.05
0.00
0.05
MYPK3
Frequency
0
300
-0.10
0.00
0.10



Desvio Padrao e Media:

```r
sapply(Serie_Dados.LN, function(cl) list(Media=mean(cl,na.rm=TRUE), DesvioPad
rao=sd(cl,na.rm=TRUE)))
```

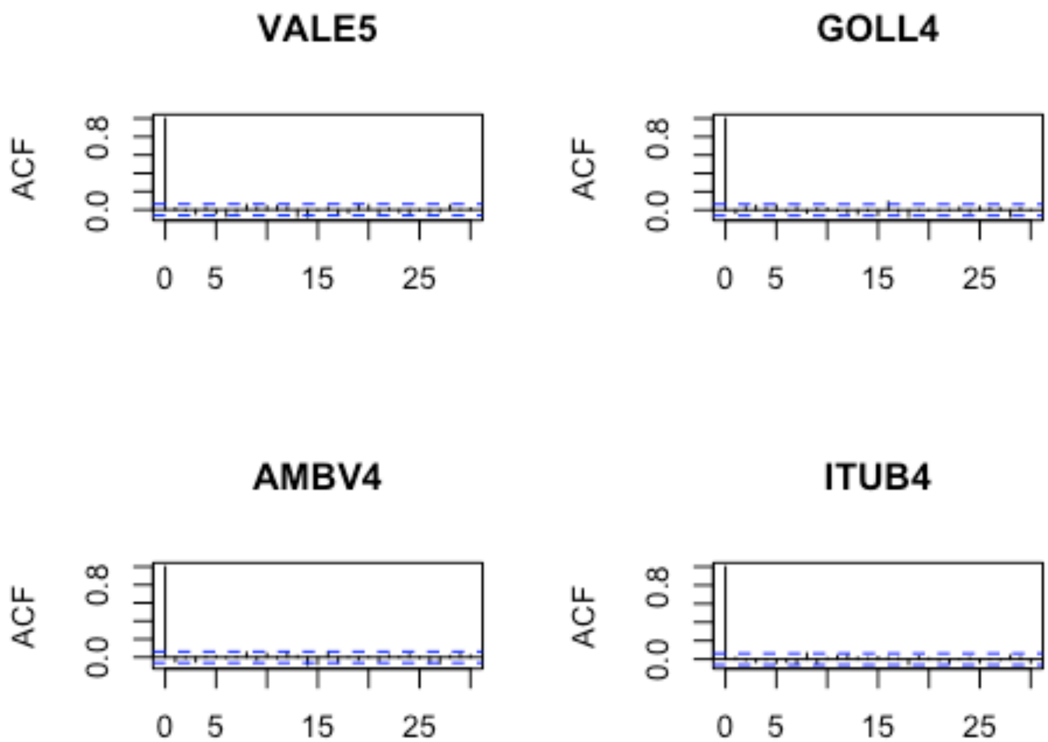
```
##             VALE5        GOLL4        AMBV4       ITUB4
## Media       0.0001293889 -0.000491604 0.001271904 -3.197417e-05
## DesvioPadrao 0.01838984  0.0324803    0.01426466  0.01833354
##             BBDC4        BVMF3        RAPT4        MYPK3
## Media       0.000209532 9.431336e-05 0.0003498633 0.001024337
## DesvioPadrao 0.01708826  0.02193809   0.02011623   0.02255594
##             GOAU4         LLXL3        CSAN3        DOLAR
## Media       -0.0001969214 -0.001223711 0.0008827886 0.0002516147
## DesvioPadrao 0.02253222    0.04117323   0.01928199   0.007719852
```

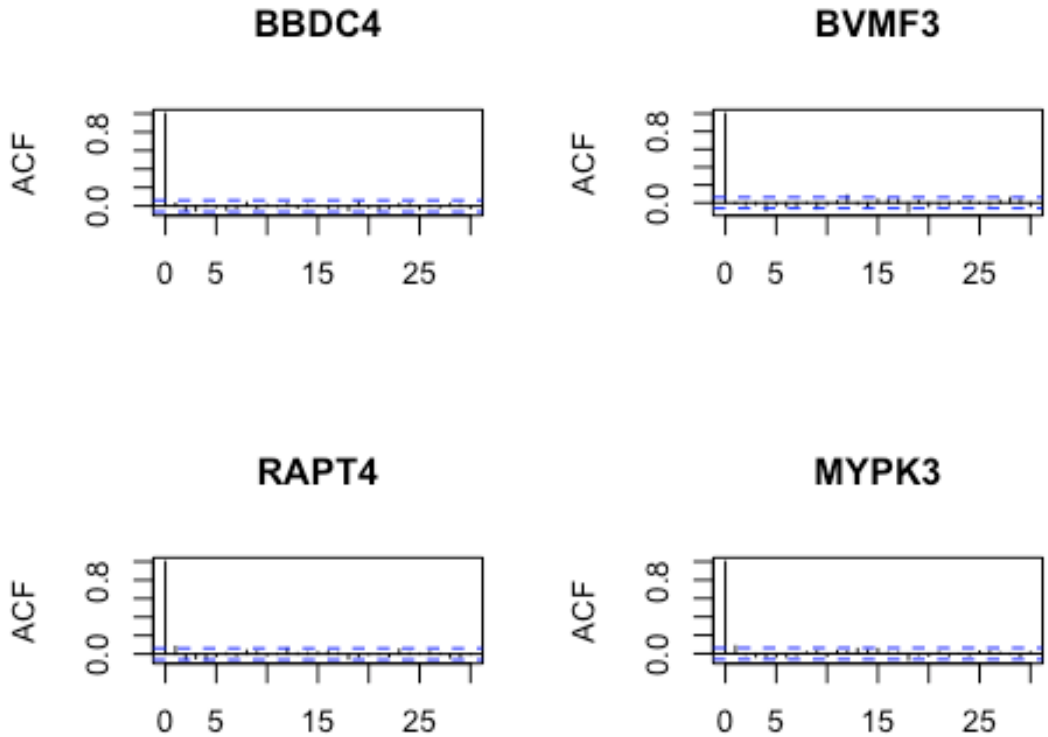
Graficamente, as variações dos retornos da carteira apresentam uma distribuição normal. Os melhores retornos para os piores são: AMBV4; MYPK3; BVMF3; CSAN3; RAPT4; DÓLAR; BBDC4; VALE5; ITUB4; GOAU4; GOLL4; LLXL3. Os últimos quatro retornos são negativos. Os maiores desvios padrões para os menores são: LLXL3; GOLL4; MYPK3; GOAU4; BVMF3; RAPT4; CSAN3; VALE5; ITUB4; BBDC4; AMBV4; DÓLAR. Podemos analisar que o melhor e mais seguro retorno é a AMBR4, porque tem o melhor retorno e um menor desvio padrão.

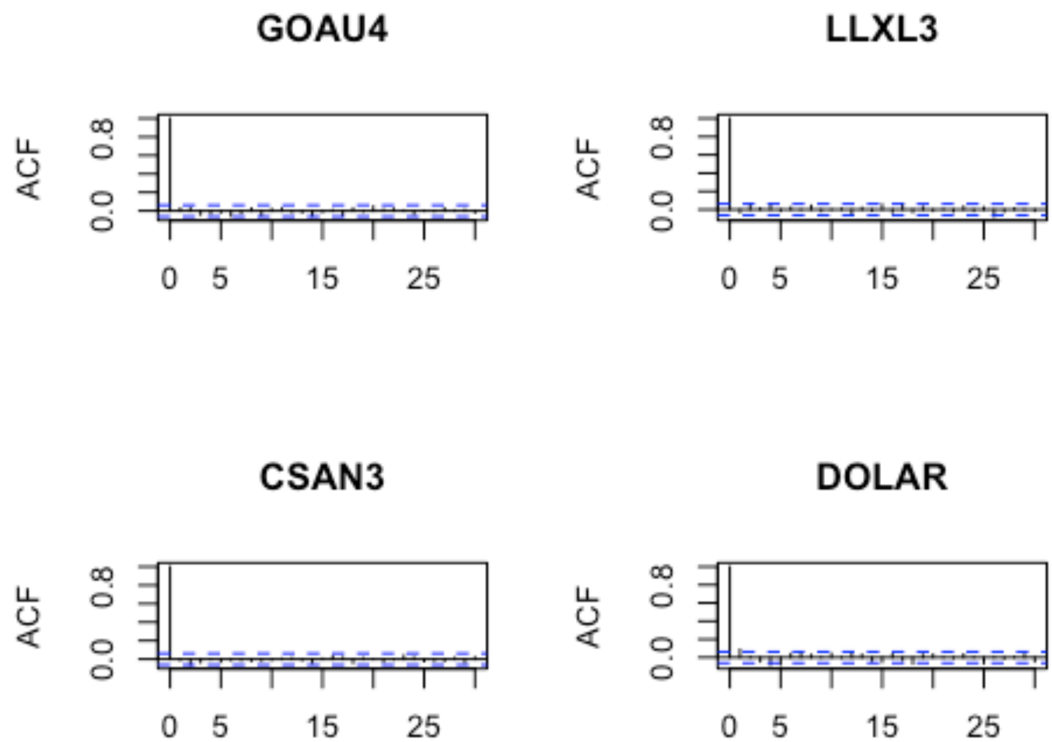
c) Calcule o ACF e PACF de cada série de retornos. Comente os resultados.

ACF

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

for (col in 1:ncol(Serie_Dados.LN)) {
  acf(Serie_Dados.LN[,col], main = names(Serie_Dados.LN[col]), xlab = "")
}
```

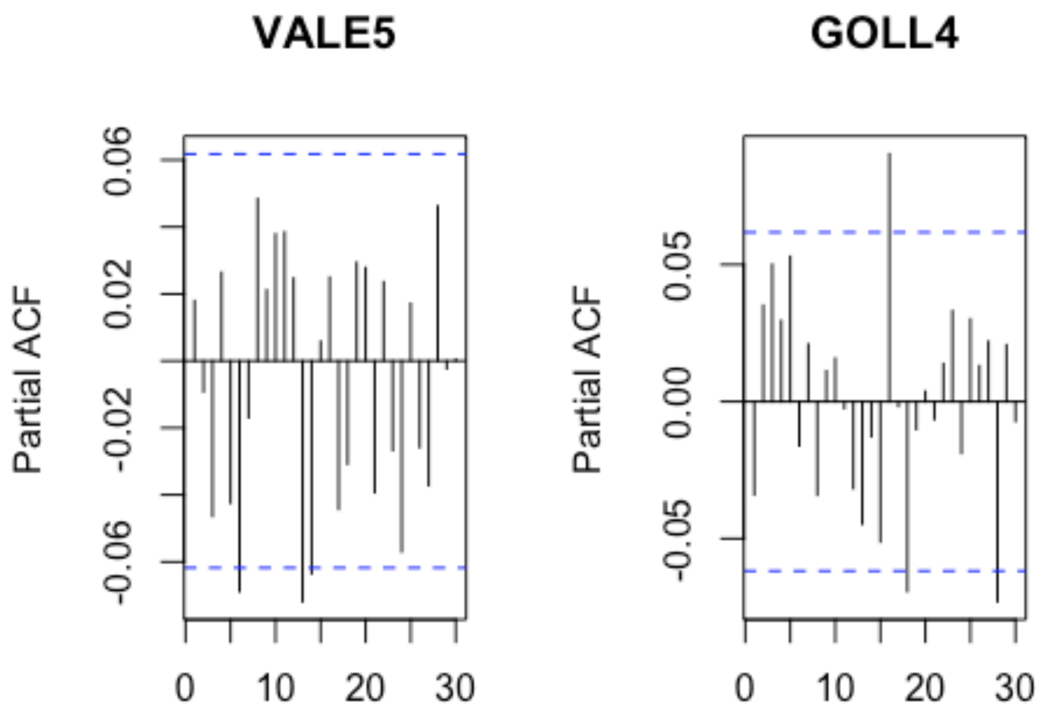

VALE5
GOLL4
AMBV4
ITUB4
ACF
0.0
0.8
0 5 15 25

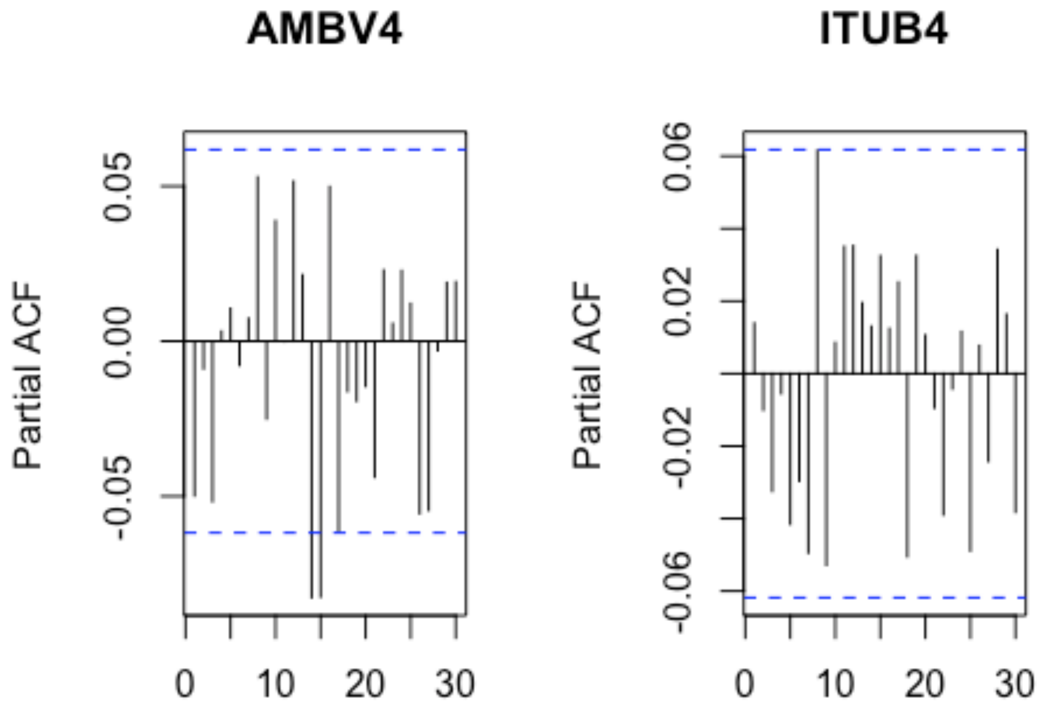

BBDC4
BVMF3
RAPT4
MYPK3
ACF
0.0
0.8
0
5
15
25


GOAU4
LLXL3
CSAN3
DOLAR
ACF
0.0
0.8
0
5
15
25

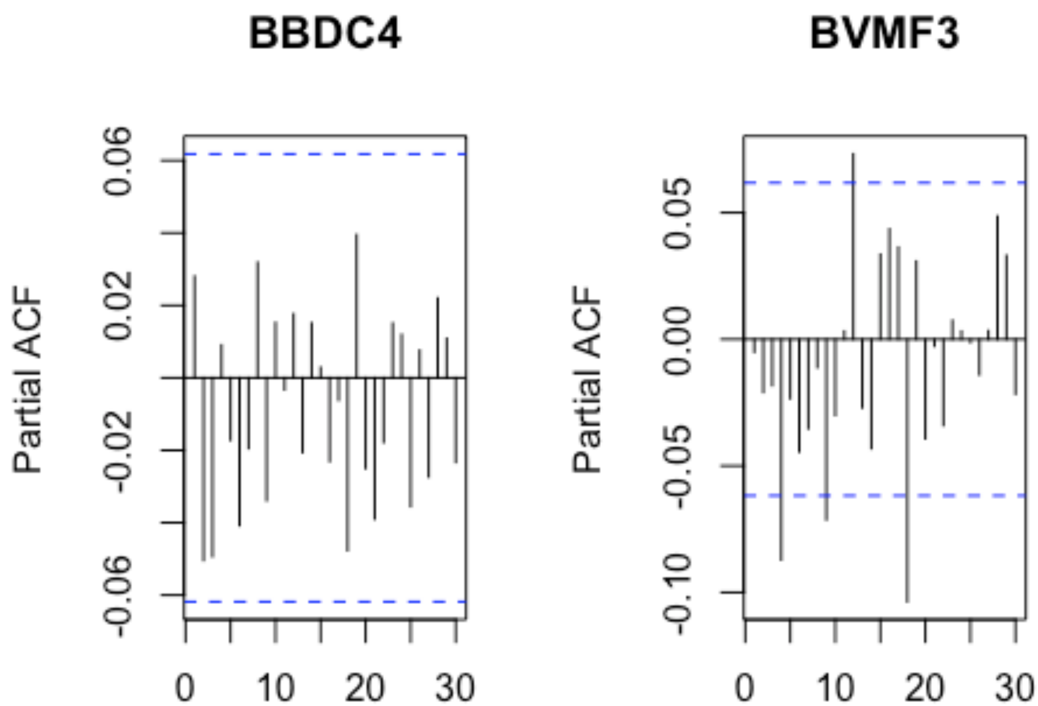
PACF

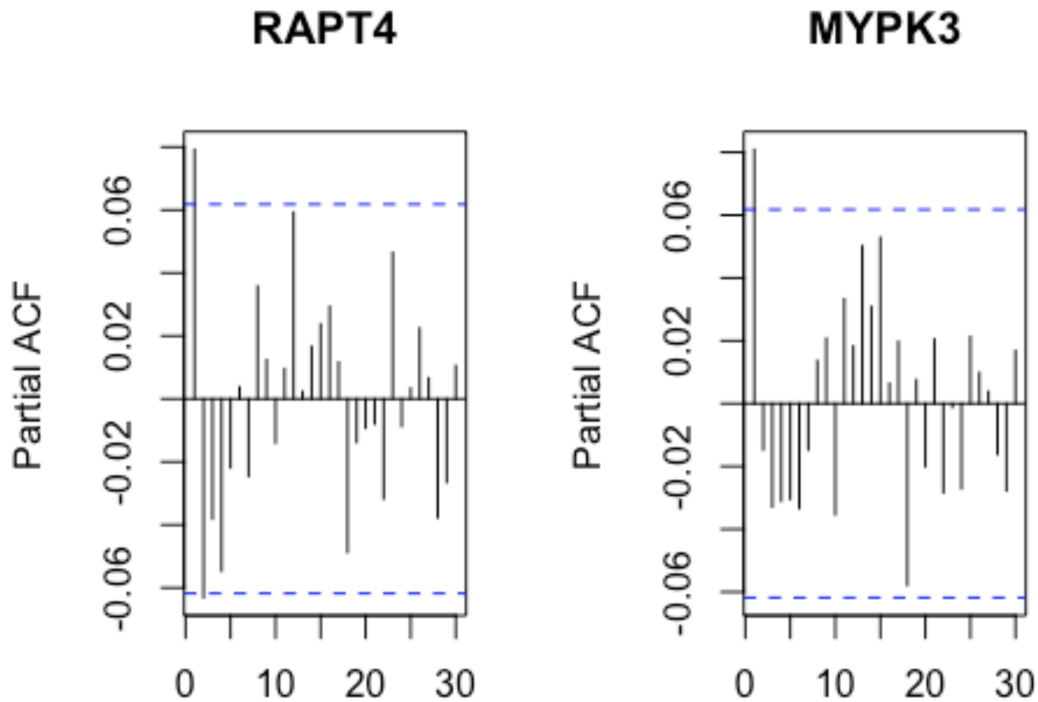
```r
par(mfrow = c(1, 2))

for (col in 1:ncol(Serie_Dados.LN)) {
  pacf(Serie_Dados.LN[,col], main = names(Serie_Dados.LN[col]), xlab = "")
}
```

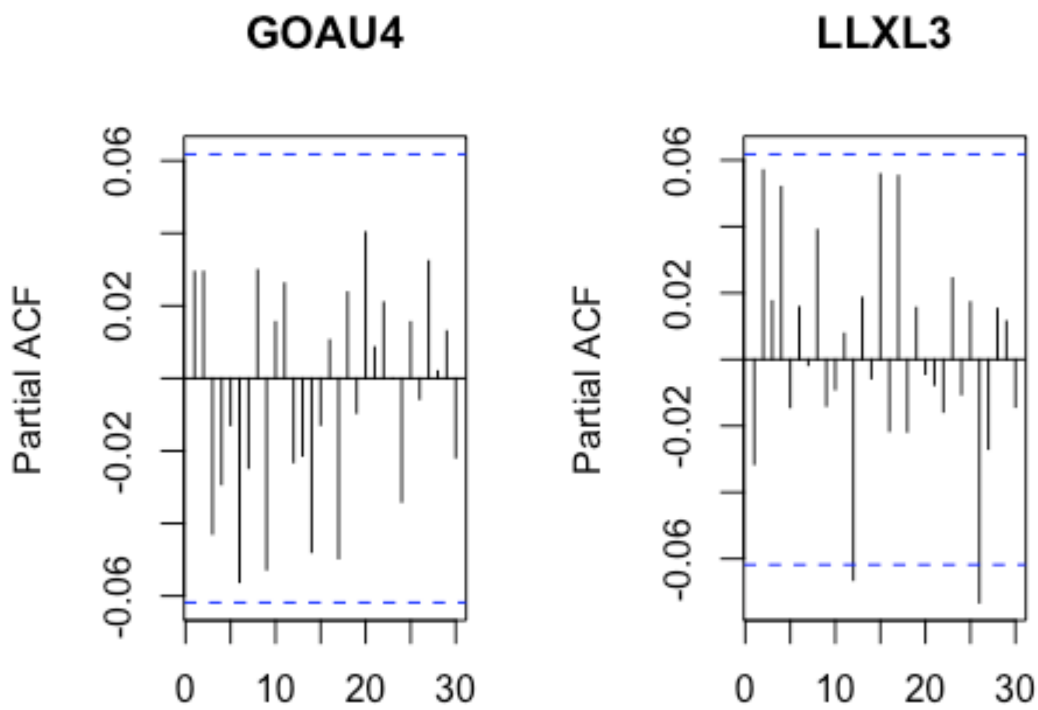

VALE5
GOLL4
Partial ACF
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0.05
0.00
-0.05
0
10
20
30



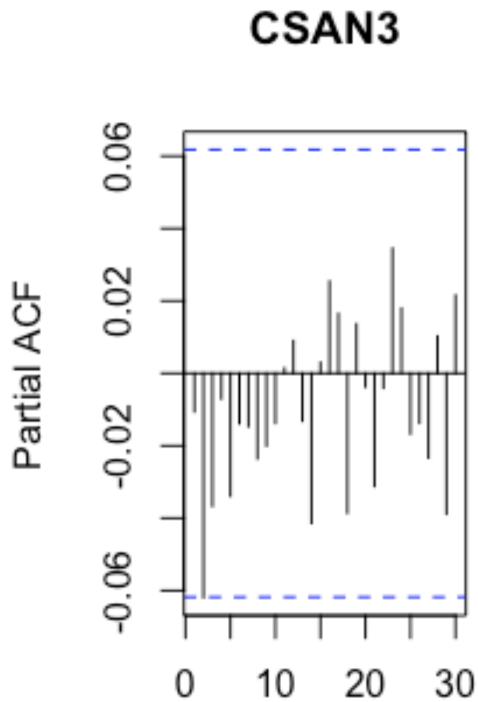
AMBV4
ITUB4
Partial ACF
0.05
0.00
-0.05
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0
10
20
30

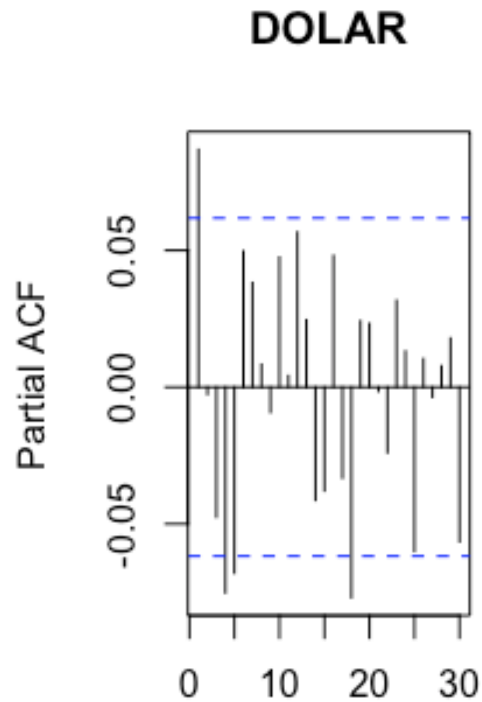

BBDC4
BVMF3
Partial ACF
Partial ACF
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0.05
0.00
-0.05
-0.10
0
10
20
30
0
10
20
30


RAPT4
MYPK3
Partial ACF
Partial ACF
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0
10
20
30
0
10
20
30



GOAU4
LLXL3
Partial ACF
0.06
0.02
-0.02
-0.06
0
10
20
30





Nos gráficos de ACF, podemos analisar que todos os retornos convergem rapidamente para zero, então podemos concluir que eles são estacionários como AR(p). O PACF (função de autocorrelação parcial) nos dá correlação entre a variável no instante t e uma de suas defasagens, retirando os efeitos das outras defasagens. Graficamente cada retorno apresenta um padrão.

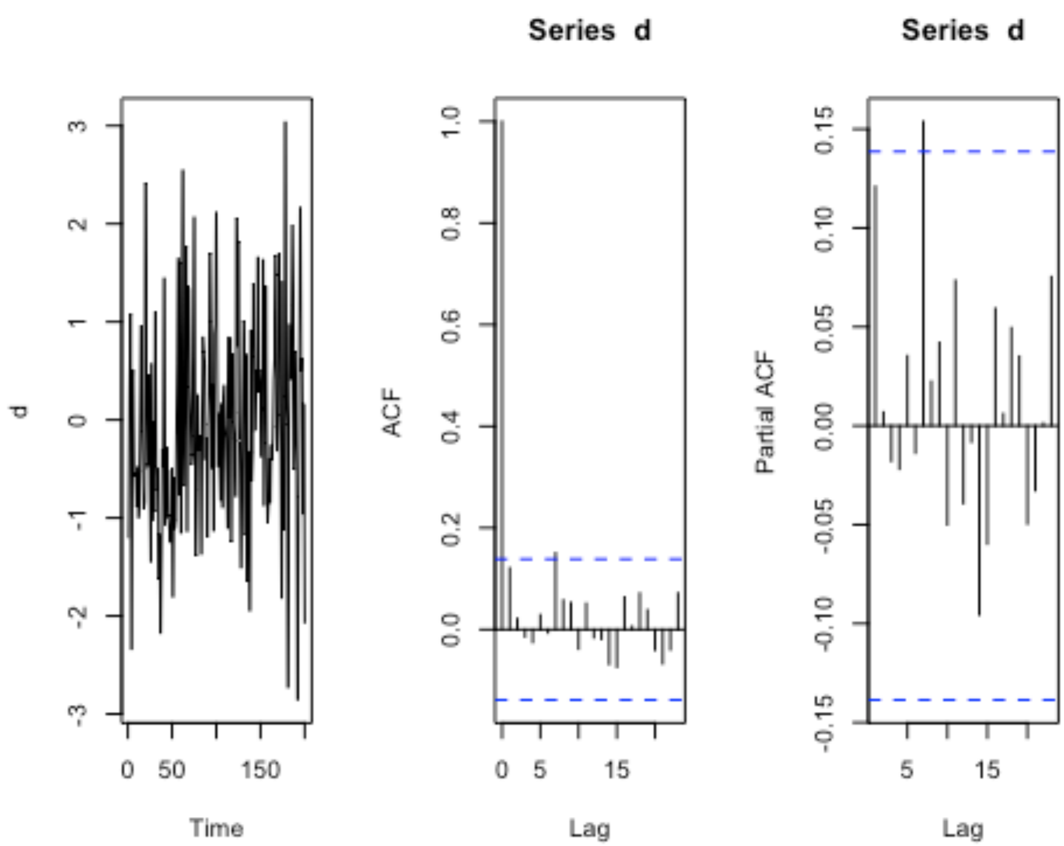
2- Para cada um dos processos abaixo gere 200 observações. Faça um gráfico da série, ACF e PACF. Comente os resultados.

Definindo uma semente para os numeros aleatorios serem sempre os mesmos:

```
set.seed(1234)
```

d) Série aleatória, observações iid da distribuição N(0,1)

```
par(mfrow = c(1, 3))

d <- ts(rnorm(200, 0, 1))
plot(d)
acf(d)
pacf(d)
```



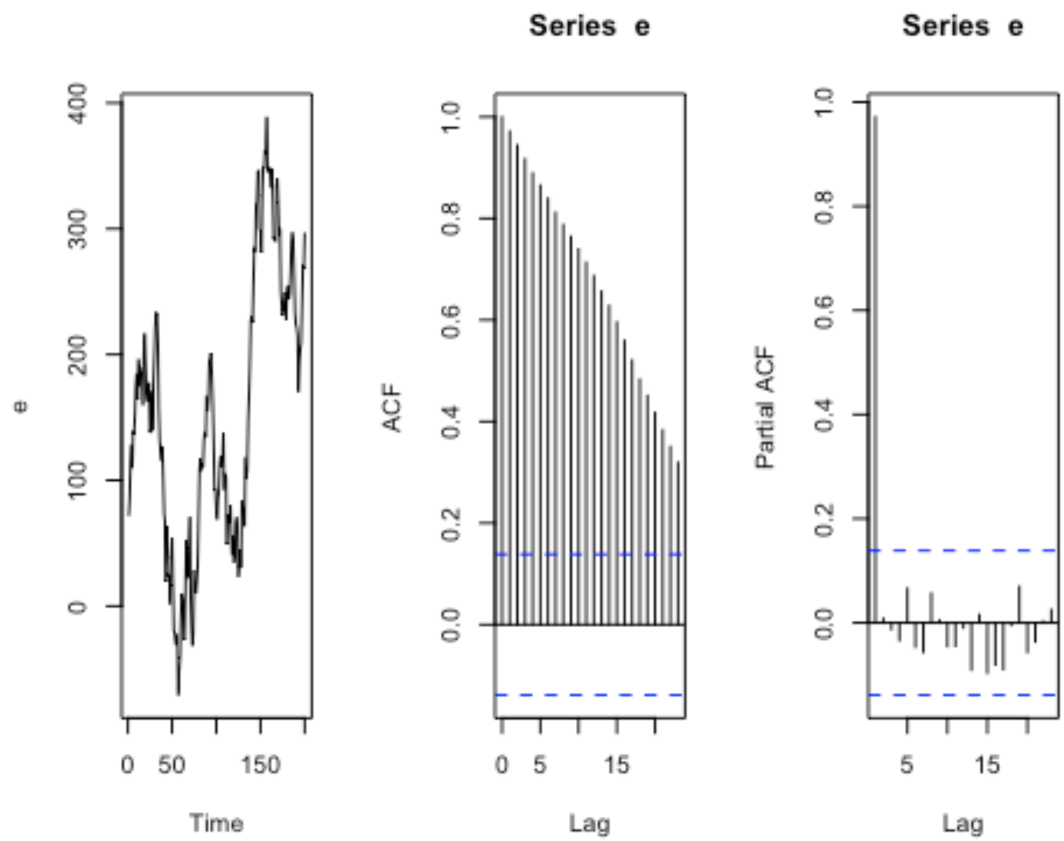
A serie é estacionária, mas por ser iid tem a PACF igual a 0

e) Série com tendência estocástica,

$$x_t = x_{t-1} + N(1, 5^2)$$

Neste caso o coeficiente tem que ser menor que 1 para rodar, então ar = 0.99999

```
par(mfrow = c(1, 3))

e <- arima.sim(model = list(ar= 0.99999), n=200, innov = rnorm(200,1,25))
plot(e)
acf(e)
pacf(e)
```



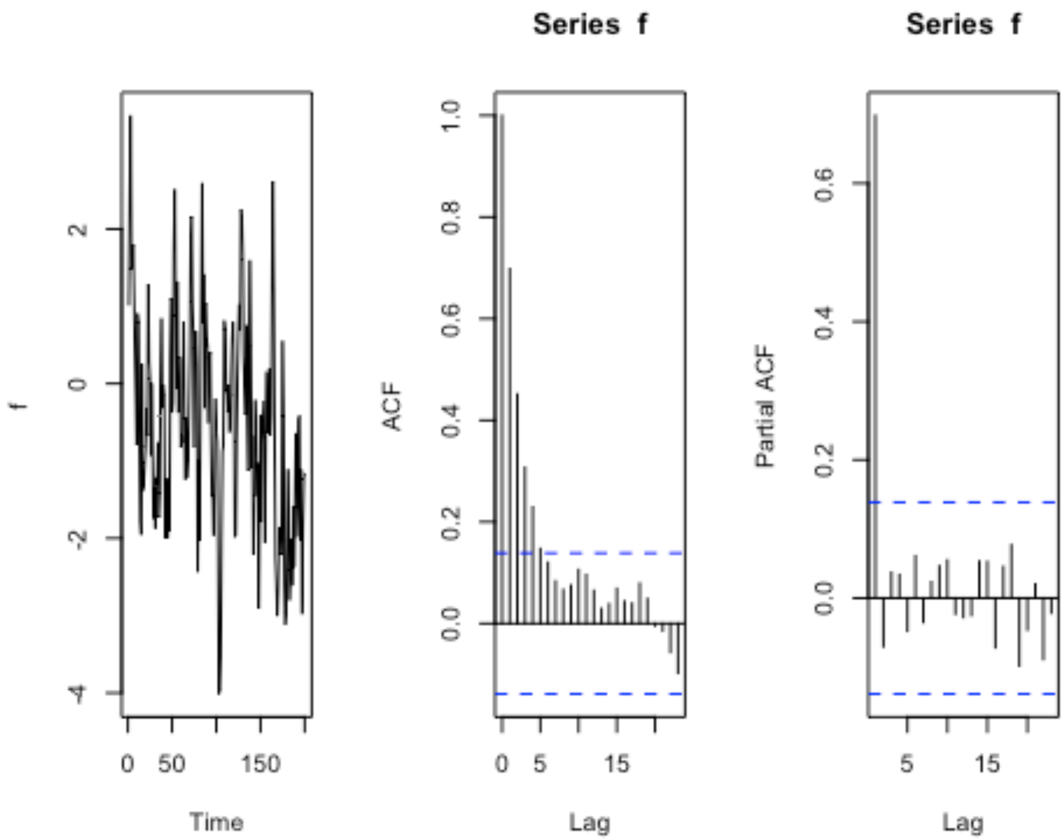
A série não é estacionaria

f) Serie com correlação de curto-prazo,

$$x_t = 0,7x_{t-1} + N(0, 1)$$

```
par(mfrow = c(1, 3))

f <- arima.sim(model = list(ar = 0.7), n = 200, innov = rnorm(200, 0, 1))
plot(f)
```

```r
acf(f)
pacf(f)
```

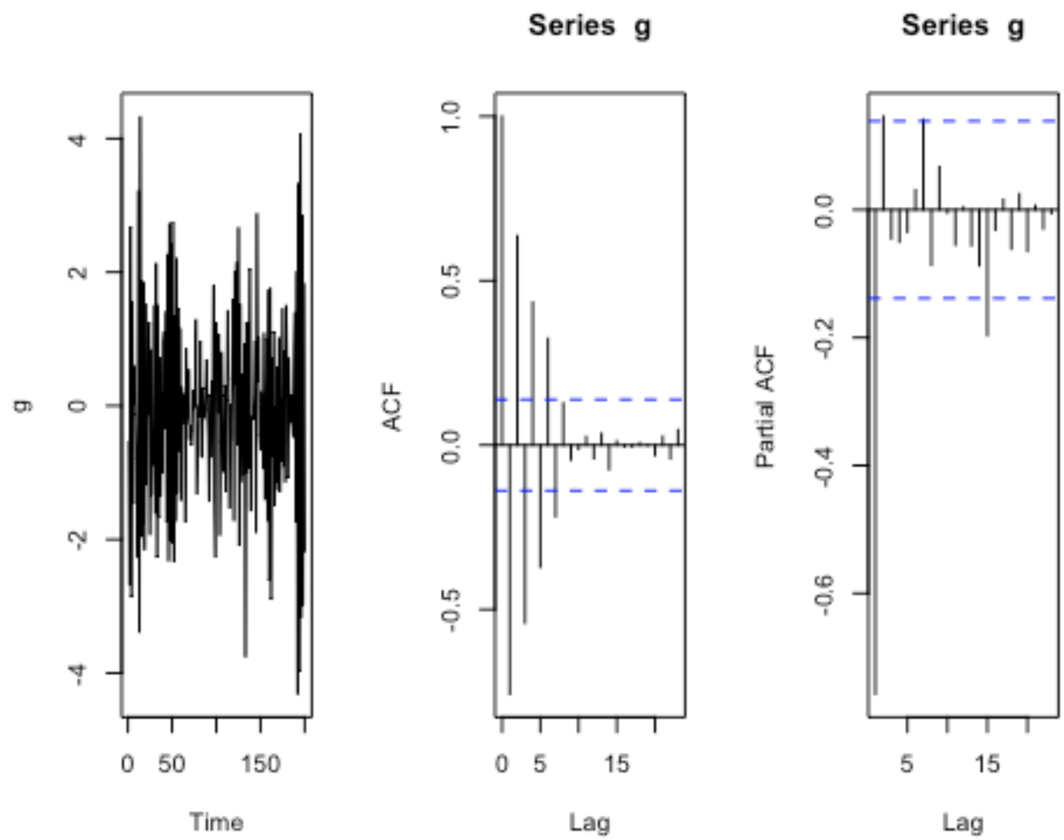


A série é estacionária, ACF com decaimento e grafico de pacf com pico em 1

g) Série com correlações negativas

$$x_t = -0,8x_{t-1} + N(0,1)$$

```r
par(mfrow = c(1, 3))

g <- arima.sim(model = list(ar = -0.8), n = 200, innov = rnorm(200, 0, 1))
plot(g)
acf(g)
pacf(g)
```

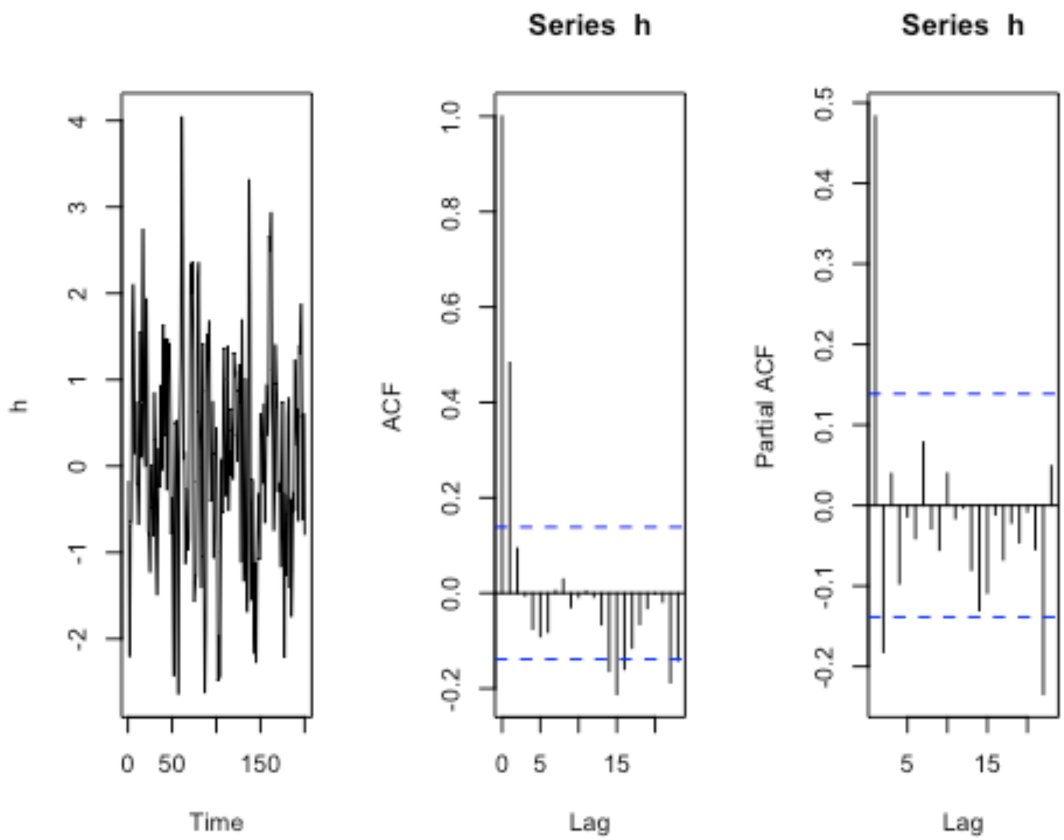


A série é estacionária, acf com decaimento oscilando, pacf pico em 1

h) Medias moveis

$$x_t = \epsilon_t + 0,6\epsilon_{t-1} \; \epsilon_t \sim N(0,1)$$

```r
par(mfrow = c(1, 3))

h <- arima.sim(model = list(ma = 0.6), n = 200, innov = rnorm(200, 0, 1))
plot(h)
acf(h)
pacf(h)
```



A série é estacionaria, acf igual a 0 em K>1 e pacf com decaimento oscilando

3- Utilize a série abaixo para resolver cada item.

An example of a time series that can probably be described using an additive model with a trend and no seasonality is the time series of the annual diameter of women's skirts at the hem, from 1866 to 1911. The data is available in the file http://robjhyndman.com/tsdldata/roberts/skirts.dat (original data from Hipel and McLeod, 1994).

```
skirts <- read.table("http://robjhyndman.com/tsdldata/roberts/skirts.dat", he
ader = TRUE, skip = 3)
```

a) Faça a leitura da série de dados e os tratamentos necessários para considerar a mesma como uma série temporal

```
skirts.ts<-ts(skirts, frequency=1, start=c(1866))
#skirts.ts
```

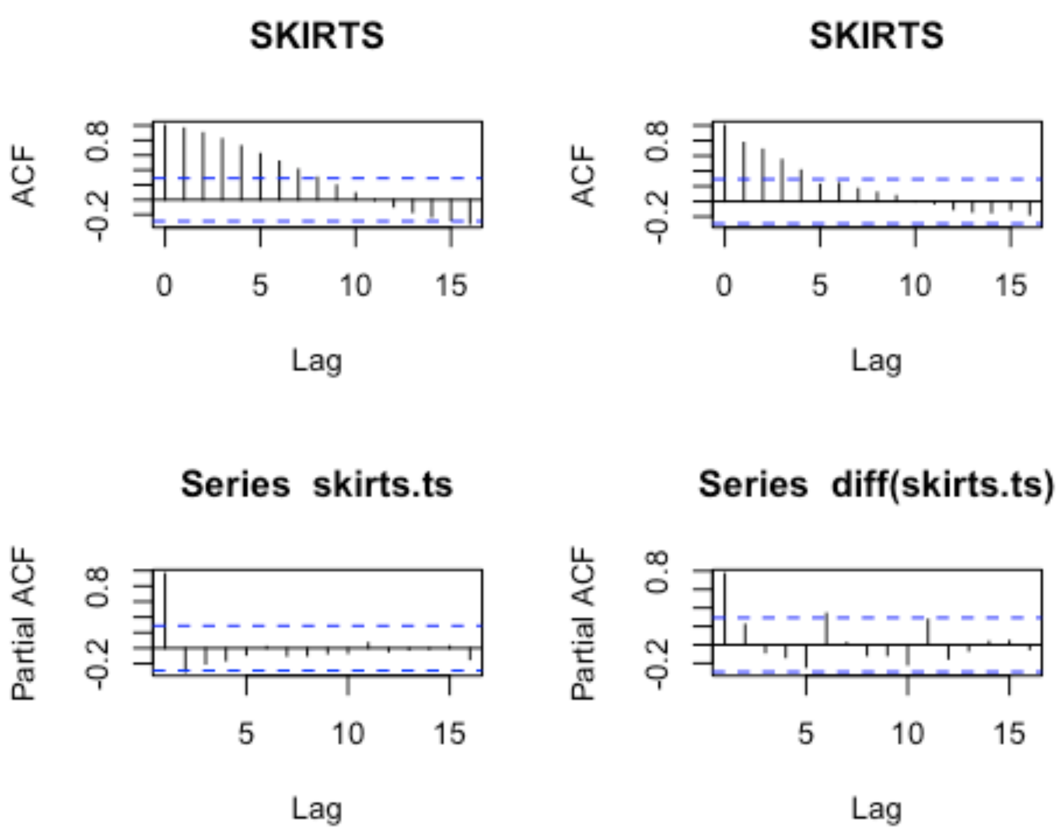
b) Faça a decomposição da série do item (a): Sazonalidade, Tendência e Aleatória.

```
skirts.components <- ifelse(frequency(skirts.ts)>1,
                            decompose(skirts.ts,type = c("additive", "multiplicat
ive")),
```

```
                        print("Nao e' possivel decompor uma serie anual, para
ser feita a decomposicao a serie deveria ter, no minimo, 2 periodos"))

## [1] "Nao e' possivel decompor uma serie anual, para ser feita a decomposic
ao a serie deveria ter, no minimo, 2 periodos"

#plot(skirts.components)
```

c) Calcule a ACF e PACF da série e da primeira diferença

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

acf(skirts.ts)
acf(diff(skirts.ts))
pacf(skirts.ts)
pacf(diff(skirts.ts))
```



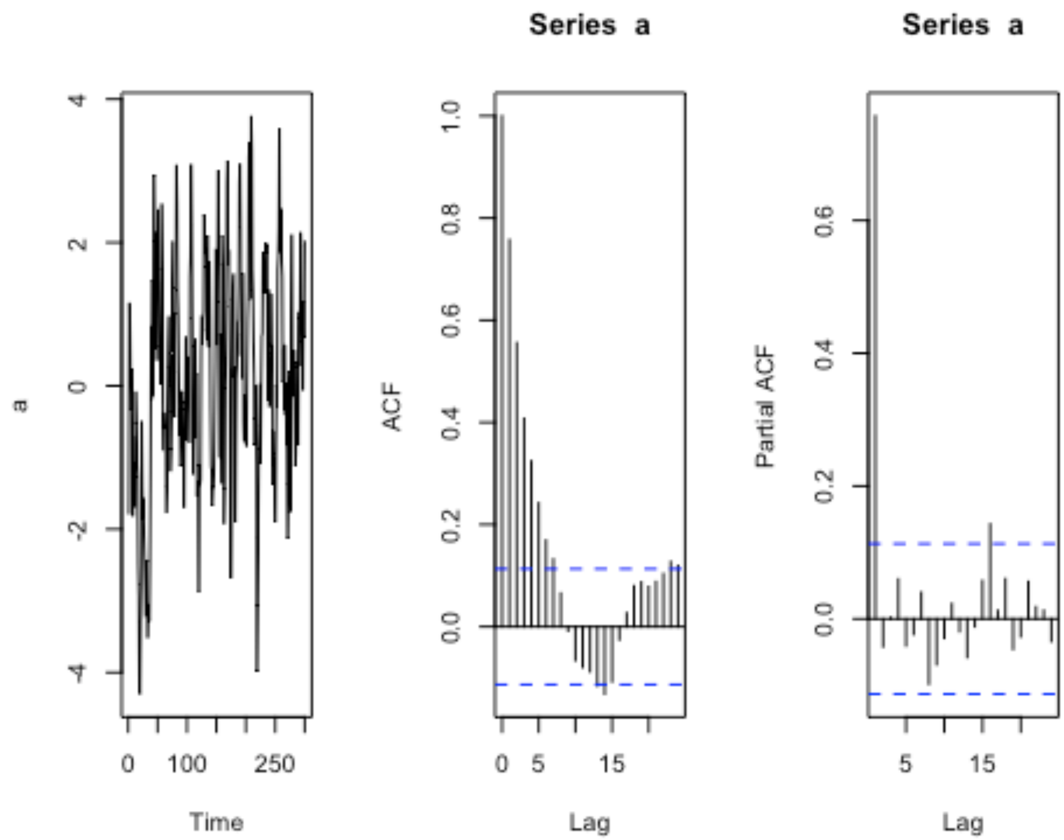
Os ACF da série e da primeira diferença não apresentam muita diferença quando comparados entre si. No gráfico PACF na série apresenta um lag com valor negativo no tempo 2 e na primeira diferença apresenta um lag com valor positivo no tempo 6.

4- Usando a função arima.sim gere as seguintes simulações (300 ptos):

```
set.seed(1234)
```

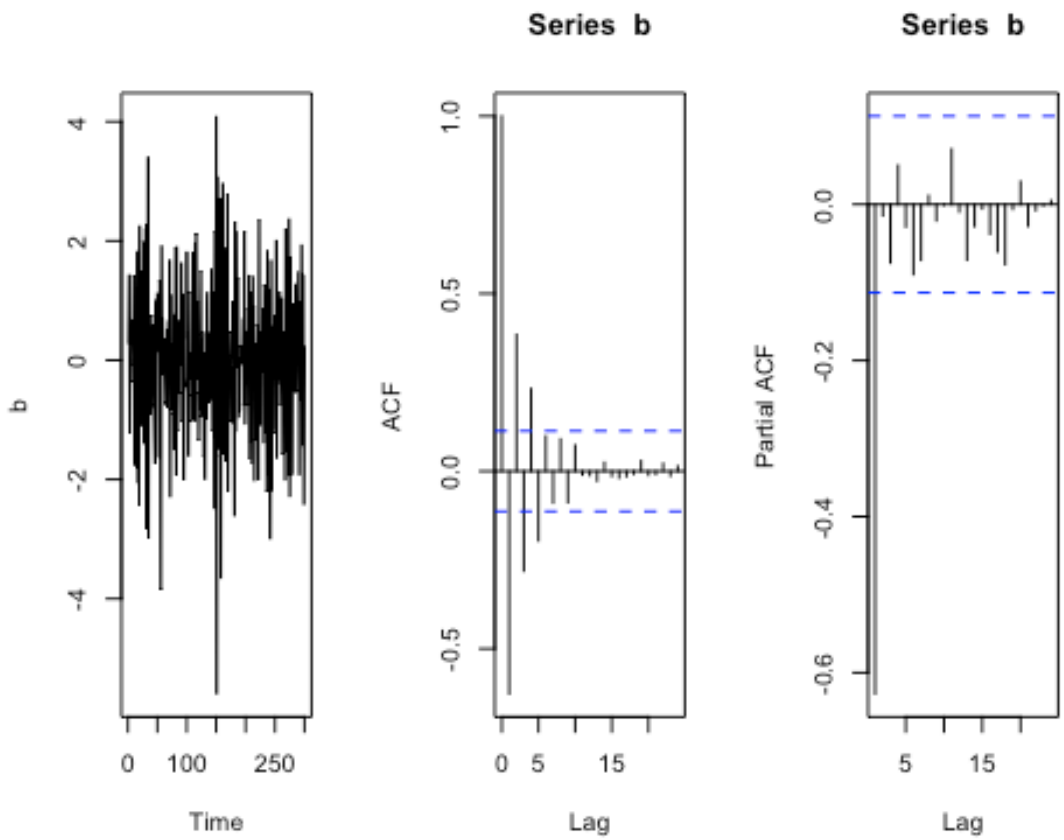
a) Processo AR(1) onde θ0=0, θ1=0.7

```
par(mfrow = c(1, 3))

a <- arima.sim(n=300,list(ar = c(.7)))
plot(a)
acf(a)
pacf(a)
```



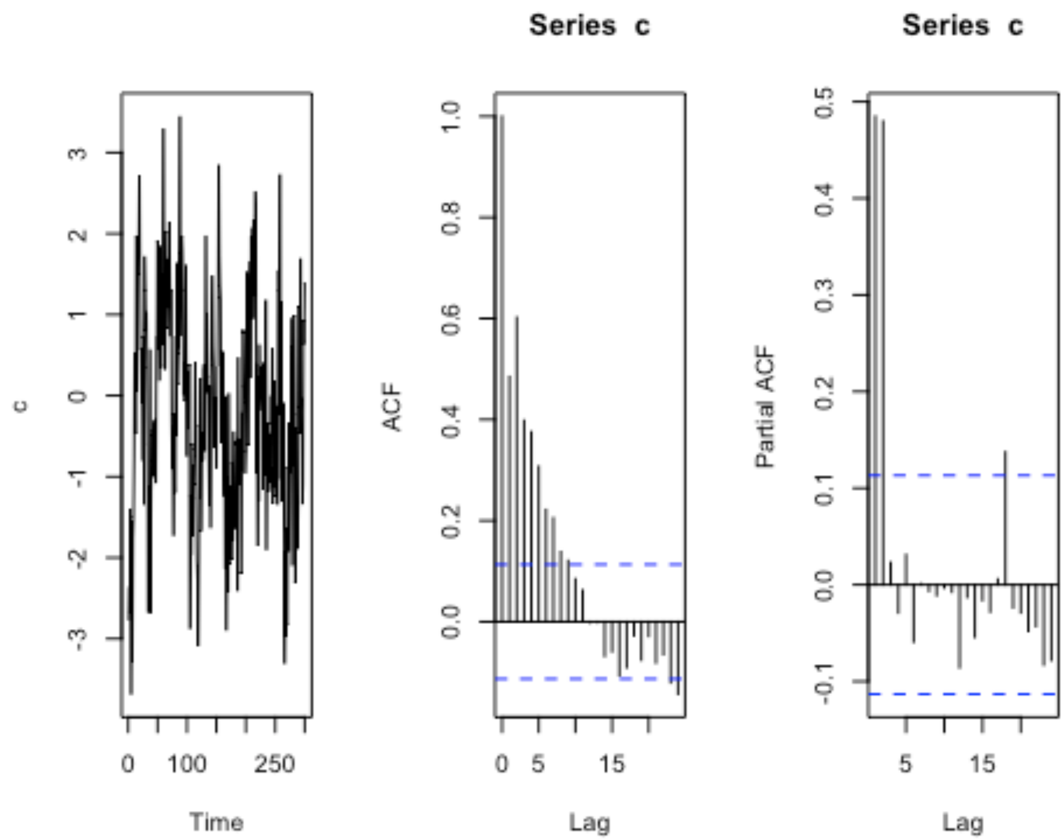
b) Processo AR(1) onde θ0=0, θ1= -0.7

```
par(mfrow = c(1, 3))

b <- arima.sim(n=300,list(ar = c(-.7)))
plot(b)
acf(b)
pacf(b)
```



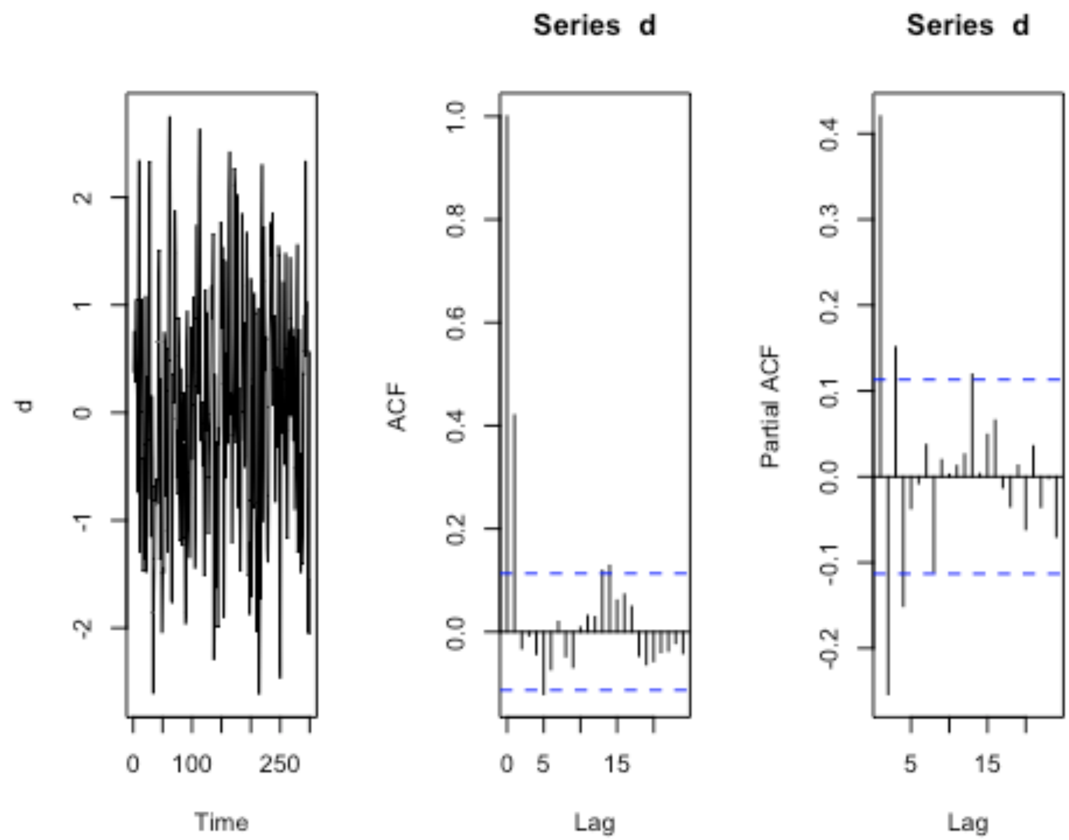
c) Processo AR(2) onde θ0=0, θ1=0.3 e θ2=0.5

```
par(mfrow = c(1, 3))

c <- arima.sim(n=300,list(ar = c(.3,.5)))
plot(c)
acf(c)
pacf(c)
```



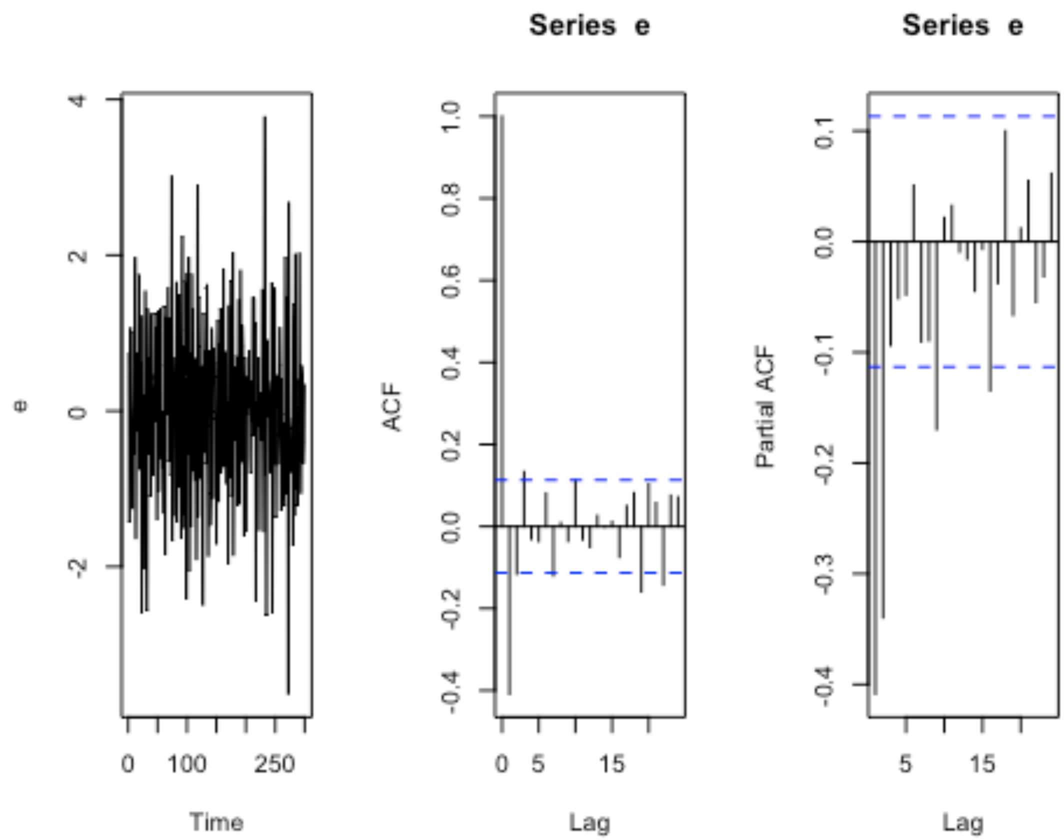
d) Processo MA(1) onde θ0=0, θ1=0.6

```
par(mfrow = c(1, 3))

d <- arima.sim(n=300,list(ma = c(.6)))
plot(d)
acf(d)
pacf(d)
```



e) Processo MA(1) onde θ0=0, θ1=-0.6

```
par(mfrow = c(1, 3))

e <- arima.sim(n=300,list(ma = c(-.6)))
plot(e)
acf(e)
pacf(e)
```



Para cada simulação, plote o gráfico da série, calcule o ACF e PACF. Usando estes resultados conclua como deve ser o comportamento da ACF de PACF de um modelo autoregressivo(AR.)

5- Obtenha a série histórica do PIB Brasil no site: http://www.bcb.gov.br/pre/portalCidadao/cadsis/series.asp?idpai=PORTALBCB Código da série: 1232

Lendo o arquivo do PIB (Editado fora do R por comodidade)

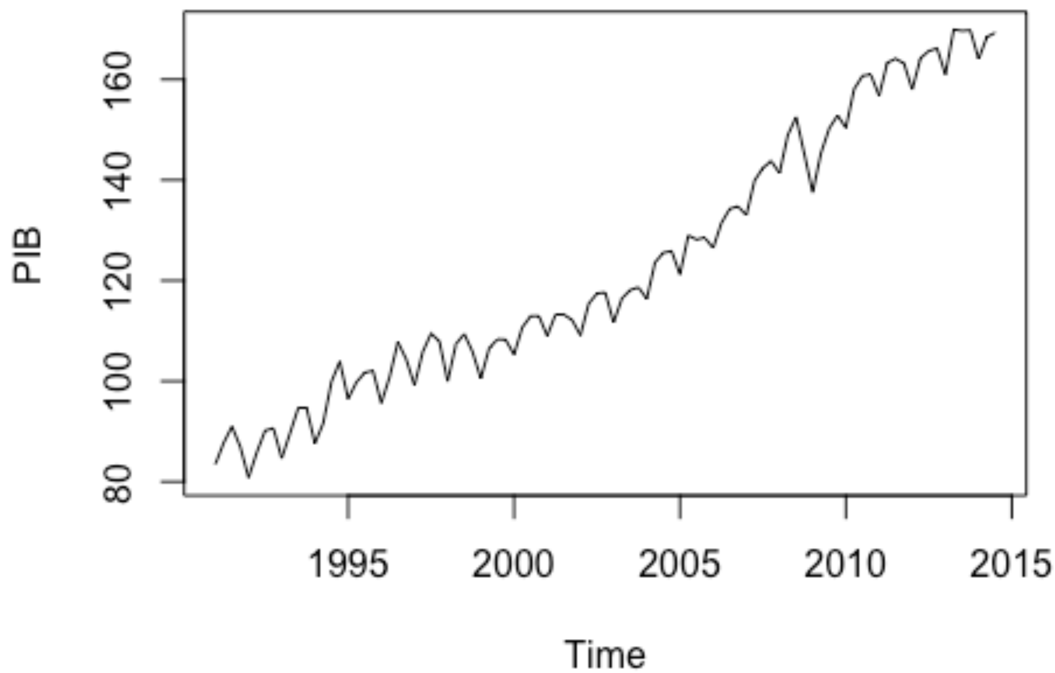
```
PIB <- read.csv("PIB2.csv")
#PIB
```

Criando uma Serie Temporal baseado no PIB (data inicio 1 Trimestre de 1991 e frequencia trimestral)

```
PIB.ts<-ts(PIB, frequency=4, start=c(1991,1))
#PIB.ts
```

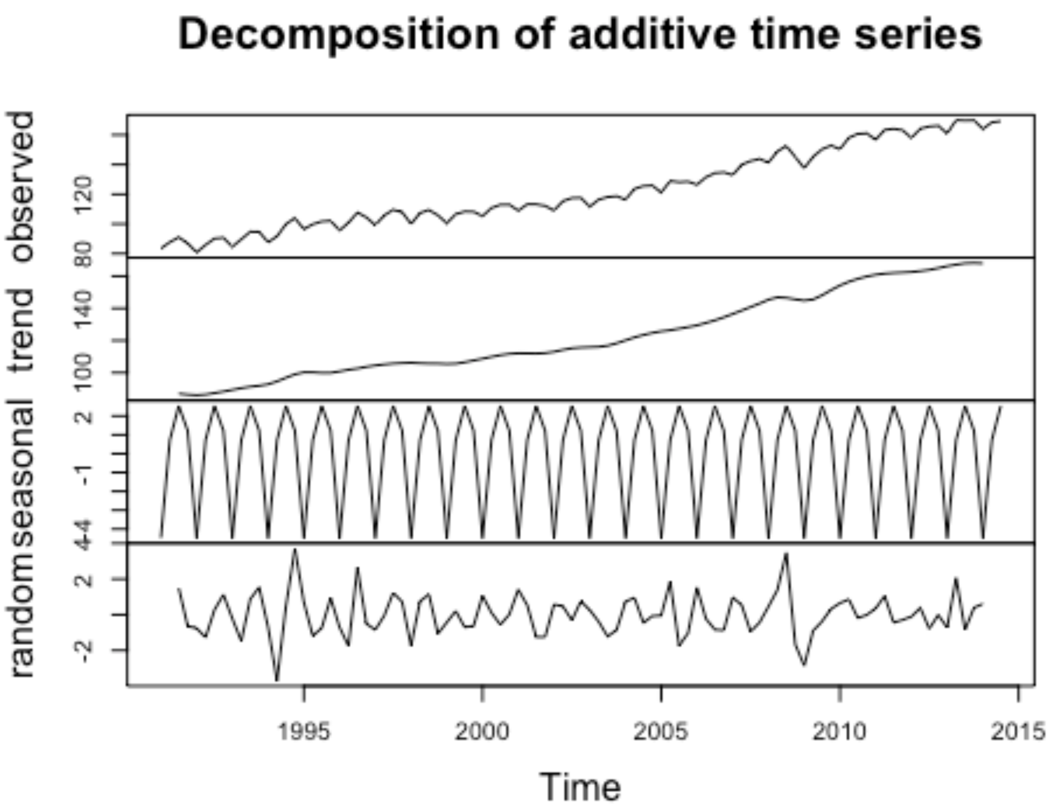
a) Plote o gráfico da série usando o R

```
plot.ts(PIB.ts)
```



b) Faça a decomposição da série em: Sazonalidade, Tendência e Aleatória.

```
PIB.decomposto <- decompose(PIB.ts)
#PIB.decomposto
plot(PIB.decomposto)
```



c) Usando o índice dos últimos 12 anos, encontre uma projeção para o PIB(índice) do próximo semestre usando um modelo AR(1). Neste caso use a série das diferenças.

Usando Predict:

```
if(!require(forecast)) {
  install.packages("forecast")
  library(forecast)
}

## Loading required package: forecast

PIB.dif <- diff(PIB.ts[(nrow(PIB.ts)-12*4):nrow(PIB.ts)])
PIB.predict <- predict(auto.arima(PIB.dif),ahead = 2)
PIB.predict

## $pred
## Time Series:
## Start = 49
## End = 49
## Frequency = 1
## [1] 3.342682
##
## $se
```

```
## Time Series:
## Start = 49
## End = 49
## Frequency = 1
## [1] 3.779094
```

Usando Forecast:

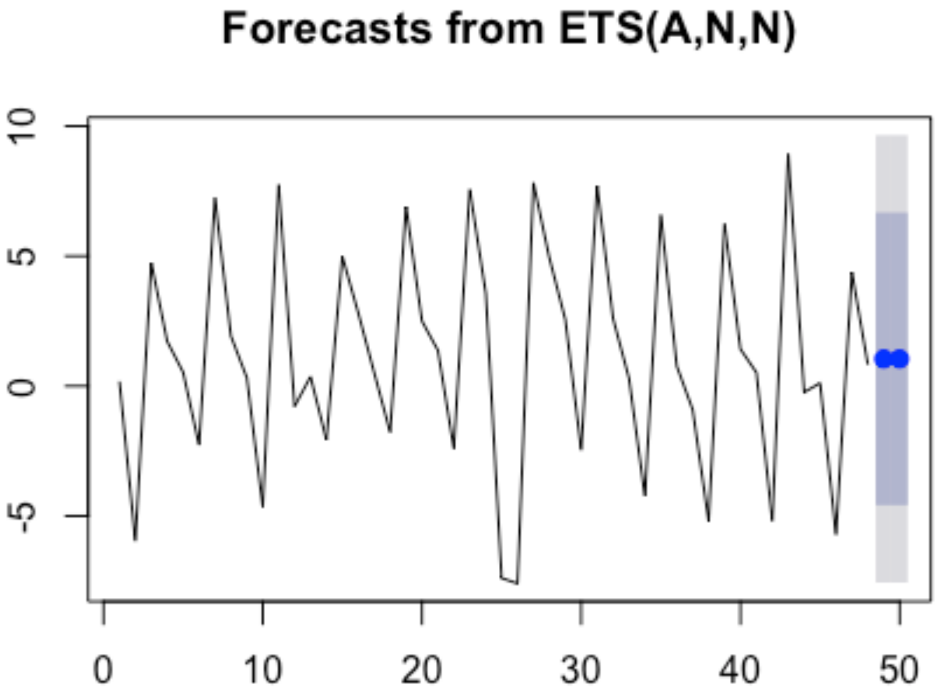
```r
etsfit.PIB.dif <- ets(PIB.dif)
etsfit.PIB.dif
```

```
## ETS(A,N,N)
##
## Call:
##  ets(y = PIB.dif)
##
##   Smoothing parameters:
##     alpha = 1e-04
##
##   Initial states:
##     l = 1.0451
##
##   sigma:  4.3916
##
##      AIC     AICc      BIC
## 331.8250 332.3705 337.4386
```

```r
accuracy(etsfit.PIB.dif)
```

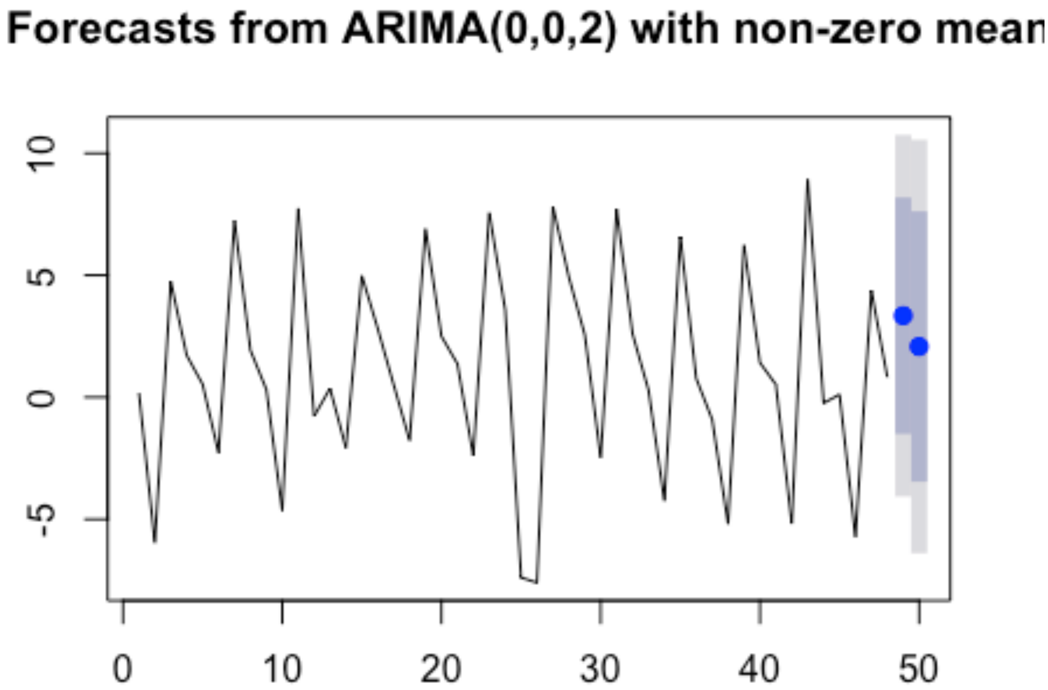
```
##                      ME     RMSE      MAE      MPE     MAPE      MASE
## Training set 0.03456298 4.299119 3.433323 38.41953 136.8852 0.6138396
##                    ACF1
## Training set -0.2304208
```

```r
fcast.PIB.dif <- forecast(etsfit.PIB.dif, h = 2, level = c(80,95))
#fcast.PIB.dif
plot(fcast.PIB.dif)
```



Usando ARIMA:

```
arimafit.PIB.dif <- auto.arima(PIB.dif)
fcast.ARIMA.PIB.dif <- forecast(arimafit.PIB.dif, h = 2, level = c(80,95))
#fcast.ARIMA.PIB.dif
plot(fcast.ARIMA.PIB.dif)
```



Usando Forecast (sem usar a diferença):

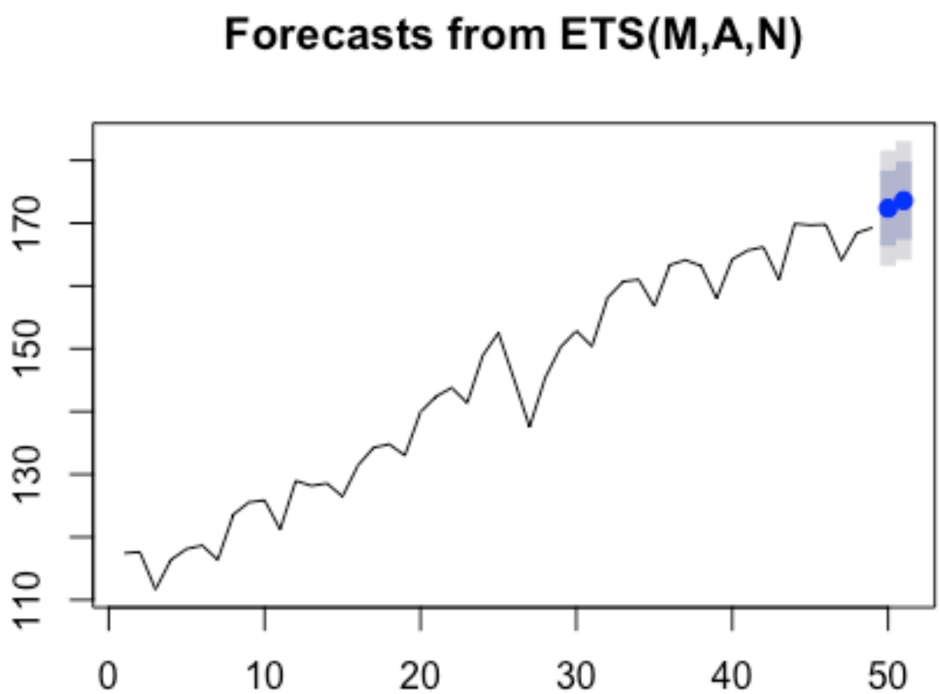
```
etsfit.PIB.ts <- ets(PIB.ts[(nrow(PIB.ts)-12*4):nrow(PIB.ts)])
etsfit.PIB.ts
```

```
## ETS(M,A,N)
##
## Call:
##  ets(y = PIB.ts[(nrow(PIB.ts) - 12 * 4):nrow(PIB.ts)])
##
##   Smoothing parameters:
##     alpha = 0.2265
##     beta  = 1e-04
##
##   Initial states:
##     l = 113.1102
##     b = 1.2088
##
##   sigma:  0.0271
##
##      AIC     AICc      BIC
## 329.4144 330.8098 338.8735
```

```
accuracy(etsfit.PIB.ts)
```

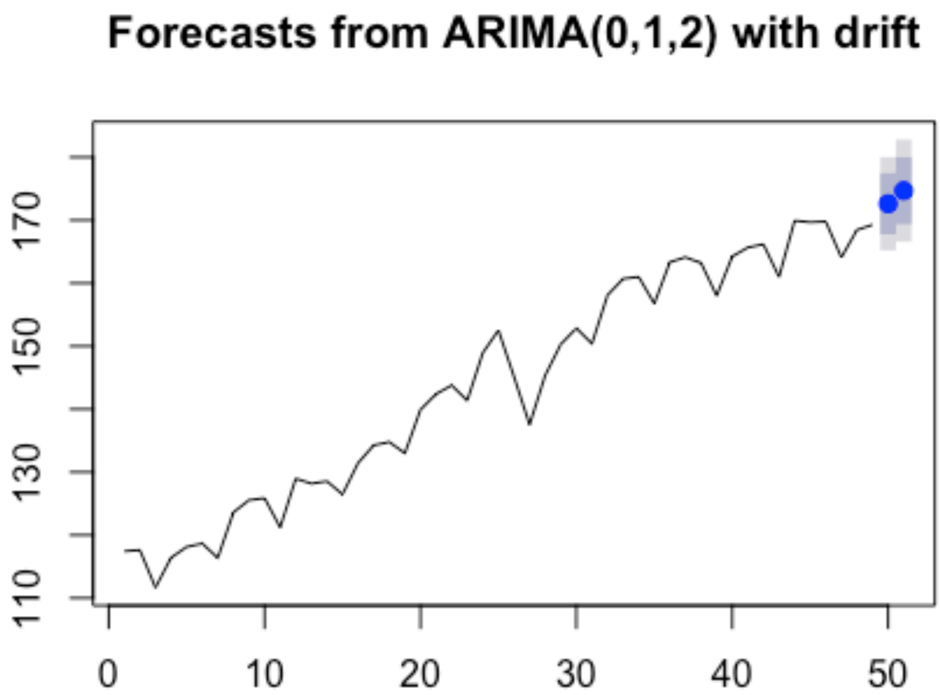
```
##                           ME     RMSE      MAE         MPE     MAPE      MASE
## Training set -0.1070473 3.774304 2.966711 -0.1073658 2.082458 0.8403785
##                       ACF1
## Training set 0.1977401
```

```
fcast.PIB.ts <- forecast(etsfit.PIB.ts, h = 2, level = c(80,95))
#fcast.PIB.ts
plot(fcast.PIB.ts)
```



Usando ARIMA (sem usar a diferença):

```
arimafit.PIB.ts <- auto.arima(PIB.ts[(nrow(PIB.ts)-12*4):nrow(PIB.ts)])
fcast.ARIMA.PIB.ts <- forecast(arimafit.PIB.ts, h = 2, level = c(80,95))
#fcast.ARIMA.PIB.ts
plot(fcast.ARIMA.PIB.ts)
```


Forecasts from ARIMA(0,1,2) with drift
110
130
150
170
0
10
20
30
40
50