Prova 2

Beatriz Lima Silveira

Questão 1

```r
# bibliotecas
library(readxl)
library(forecast)
library(rugarch)

# Carregando os dados
Petrobras <- read_excel("Petrobras.xls")

# Calculando o log retorno
log_retornos <- diff(log(Petrobras$PETROBRAS))
```

Ajustando um modelo ARMA.

```r
lista_modelos <- NULL

for (d in 0:1){
  for (p in 0:5){
    for (q in 0:5){
      modelo <- forecast::Arima(log_retornos, order = c(p, d, q))
      lista_modelos <- rbind(lista_modelos, c(p, d, q, modelo$aic))
    }
  }
}

lista_modelos <- as.data.frame(lista_modelos)
colnames(lista_modelos) <- c("p", "d", "q", "aic")

modelos <- lista_modelos |>
  dplyr::arrange(aic)
```

```r
## Escolhendo o modelo com menor AIC

melhor_ARMA <- forecast::Arima(log_retornos,
                               order = c(modelos[1,]$p,
                                         modelos[1,]$d,
                                         modelos[1,]$q)
                               )
melhor_ARMA
```

```
Series: log_retornos
ARIMA(5,0,4) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1      ar2     ar3      ar4     ar5      ma1     ma2      ma3    ma4
      0.6215  -0.0799  0.4473  -0.9721  0.0908  -0.5199  0.0098  -0.4765  0.956
s.e.  0.0446   0.0695  0.0527   0.0334  0.0274   0.0360  0.0537   0.0349  0.021
        mean
      0.0011
s.e.  0.0010

sigma^2 = 0.001161:  log likelihood = 2941.14
AIC=-5860.28   AICc=-5860.11   BIC=-5801.85
```

```r
## Utilizando a função auto.arima para comparação

melhor_arma <- forecast::auto.arima(log_retornos)

melhor_arma
```

```
Series: log_retornos
ARIMA(2,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1      ar2      ma1    mean
      0.7943  -0.1287  -0.6811  0.0011
s.e.  0.1147   0.0261   0.1134  0.0008

sigma^2 = 0.001174:  log likelihood = 2929.88
AIC=-5849.76   AICc=-5849.72   BIC=-5823.2
```

O modelo aujstado usando a função forecast::arima indica a presença de 5 parametros autoregressivos (AR) e 4 médias móveis (MA). Além disso, o valor muito próximo de zero para a média do modelo sugere que não há um viés significativo na série. A próxima etapa para uma analise mais robusta é avaliar os residuos e aplicar testes para verificação de ruidos brancos.

Para fins de comparação, foi ajustado o modelo também utilizando forecast::auto.arima(). Nesse caso o modelo indicado foi o ARMA(2,1), um modelo menos robustoque performa melhor nas métricas de comparaçao como AIC.

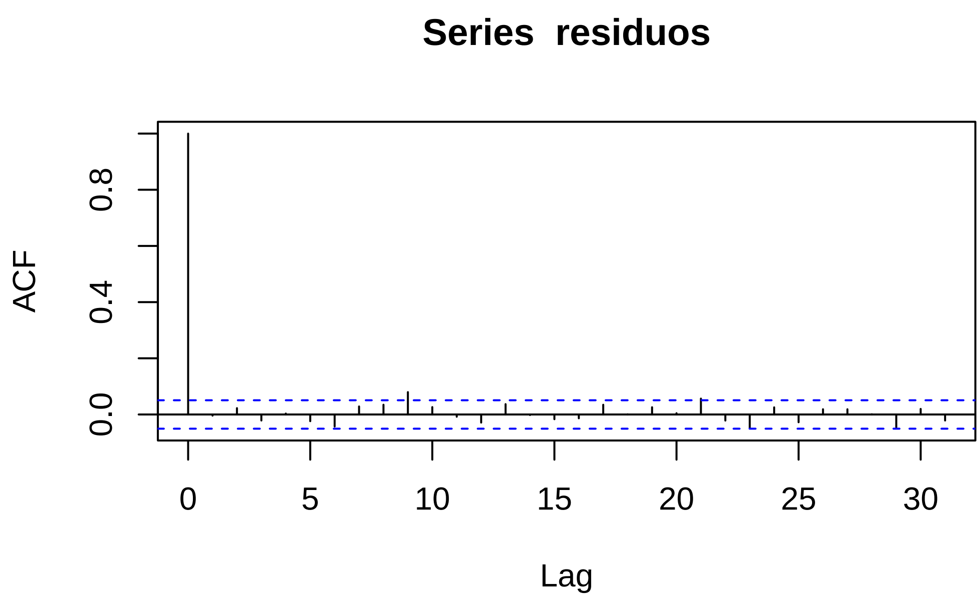
Por esses motivos, seleciono o modelo ARMA(2,1)

Questão 02

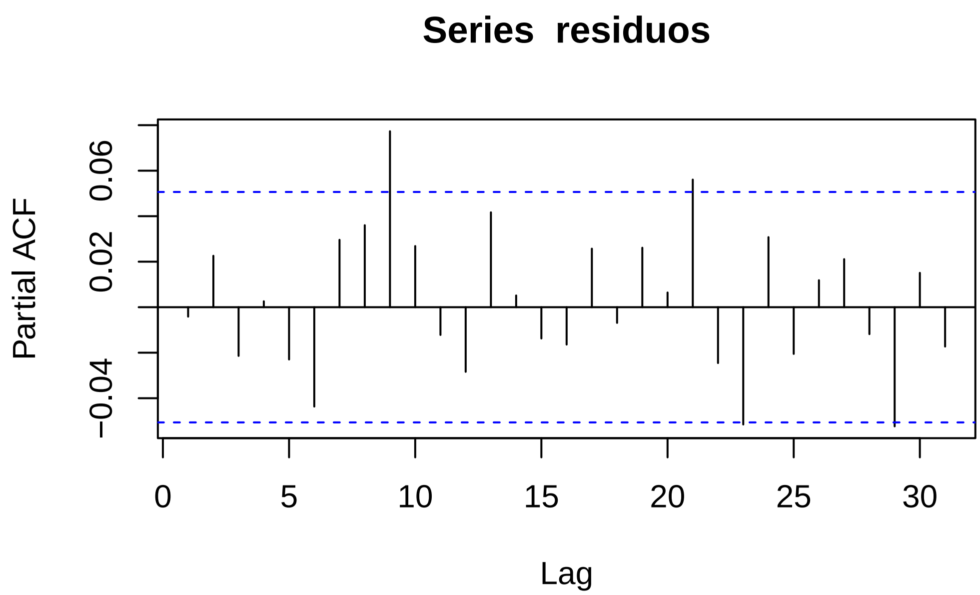
```
residuos <- (melhor_arma$residuals)

## ACF e PACF

acf(residuos)
```




```
pacf(residuos)
```




```
## Teste de Ljung-Box

Box.test(residuos^2, type = "Ljung-Box", lag = 5)
```

```
	Box-Ljung test

data:  residuos^2
X-squared = 515.55, df = 5, p-value < 2.2e-16
```

Rejeita-se a hipótese nula, ou seja, há variância temporal ao longo da série.

```
r_values <- 0:6
s_values <- 0:0
best_aic_garch <- Inf
best_garch_model <- NULL


for (r in r_values) {
  for (s in s_values) {
    spec <- ugarchspec(
```

```r
        variance.model = list(garchOrder = c(r, s)),
        mean.model = list(armaOrder = c(0, 0)),
        distribution.model = "norm"
      )
      possible_model <- tryCatch(
        {
          fit <- ugarchfit(spec, residuos)
          list(model = fit, aic = infocriteria(fit)[1])
        },
        error = function(e) NULL
      )
      if (!is.null(possible_model) && possible_model$aic < best_aic_garch) {
        best_aic_garch <- possible_model$aic
        best_garch_model <- possible_model$model
      }
    }
  }
  best_garch_model
```

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model : sGARCH(5,0)
Mean Model  : ARFIMA(0,0,0)
Distribution    : norm

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000298    0.000686  0.43412 0.664199
omega   0.000344    0.000034 10.04551 0.000000
alpha1  0.193470    0.043143  4.48435 0.000007
alpha2  0.202787    0.038826  5.22290 0.000000
alpha3  0.195992    0.042589  4.60194 0.000004
alpha4  0.101606    0.051308  1.98032 0.047667
alpha5  0.038194    0.026228  1.45622 0.145331

Robust Standard Errors:
```

```
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000298    0.000984  0.30255 0.762235
omega   0.000344    0.000059  5.86386 0.000000
alpha1  0.193470    0.061746  3.13332 0.001728
alpha2  0.202787    0.079380  2.55462 0.010630
alpha3  0.195992    0.059508  3.29357 0.000989
alpha4  0.101606    0.126740  0.80169 0.422734
alpha5  0.038194    0.031720  1.20410 0.228551

LogLikelihood : 3164.514

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -4.2156
Bayes        -4.1908
Shibata      -4.2157
Hannan-Quinn -4.2064

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.742 0.05305
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     5.953 0.02265
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     7.690 0.03517
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
------------------------------------
                         statistic p-value
Lag[1]                      0.1033  0.7479
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][14]    4.0000  0.8803
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][24]    8.4435  0.8419
d.o.f=5

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
             Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[6]     0.2904 0.500 2.000  0.5900
ARCH Lag[8]     0.4765 1.480 1.774  0.9069
ARCH Lag[10]    1.8978 2.424 1.650  0.7900
```

```
Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  2.6482
Individual Statistics:
mu     1.1297
omega  0.3325
alpha1 0.2473
alpha2 0.1441
alpha3 0.1687
alpha4 0.3373
alpha5 0.2783

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:         1.69 1.9 2.35
Individual Statistic:    0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value    prob sig
Sign Bias           0.9078 0.36411
Negative Sign Bias  1.2178 0.22349
Positive Sign Bias  1.0182 0.30873
Joint Effect       10.1004 0.01773  **


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     44.30    8.591e-04
2    30     71.57    1.842e-05
3    40     81.97    6.883e-05
4    50     83.04    1.714e-03


Elapsed time : 0.190613
```

Este modelo é um GARCH(5,0), ou seja, ele modela a volatilidade em cinco passoe e não tem termos de média. Assume que os retornos seguem uma distribuição normal.