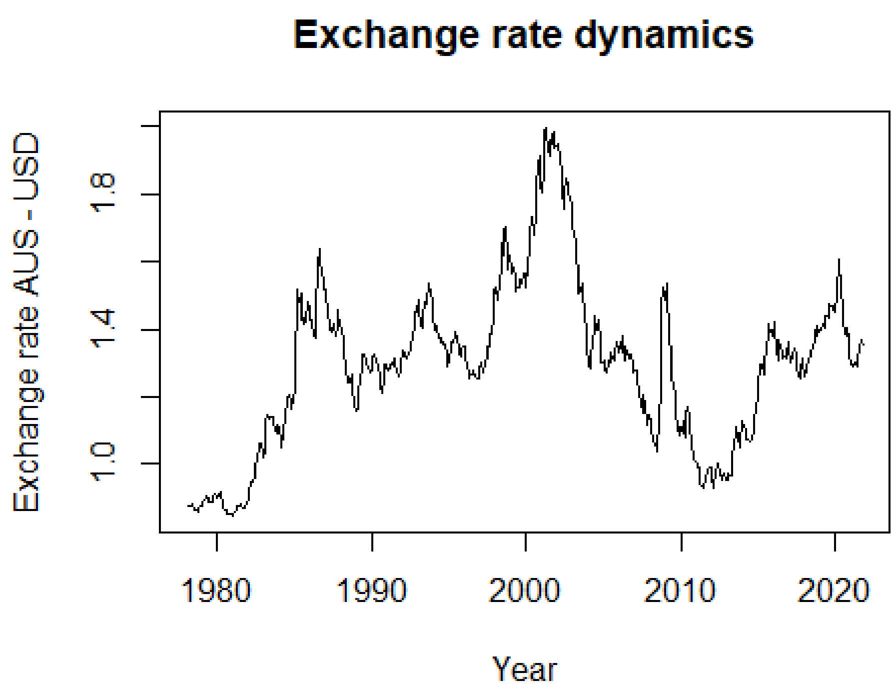
Исследовательское задание на экзамен по дисциплине Временные ряды

Анализ и прогноз валютного курса Австралийского доллара ($AUS) к доллару США ($USD)

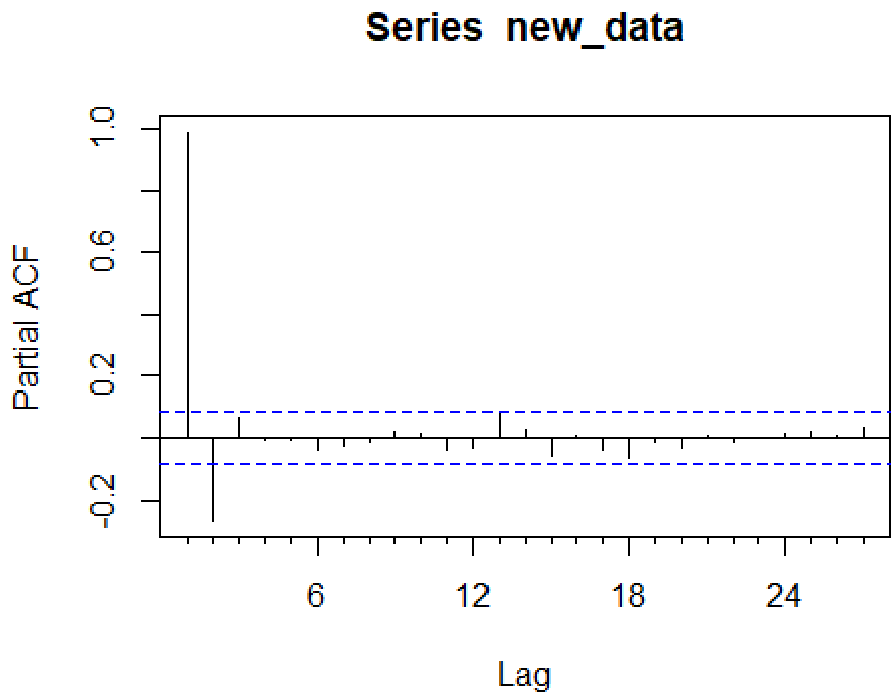
ПУНКТ 1

```
[1] 1978    2

[1] 2021   10
```

Посмотрим на график целевой переменной - обменного курса AUS-USA.



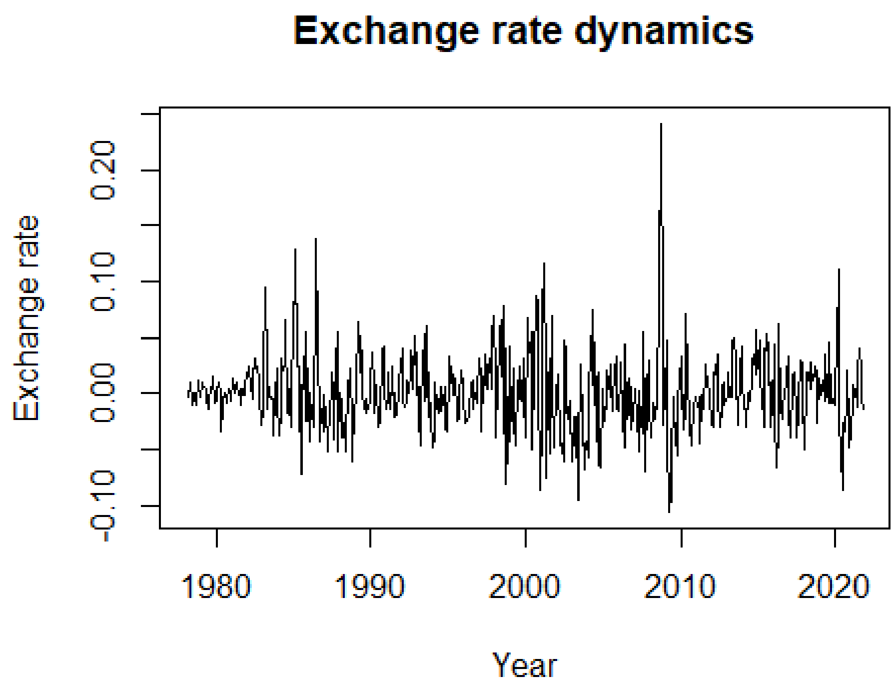
Обменный курс не выглядит стационарным. Проведем тест Augmented Dickey-Fuller на стационарнось ряда и KPSS-тест:

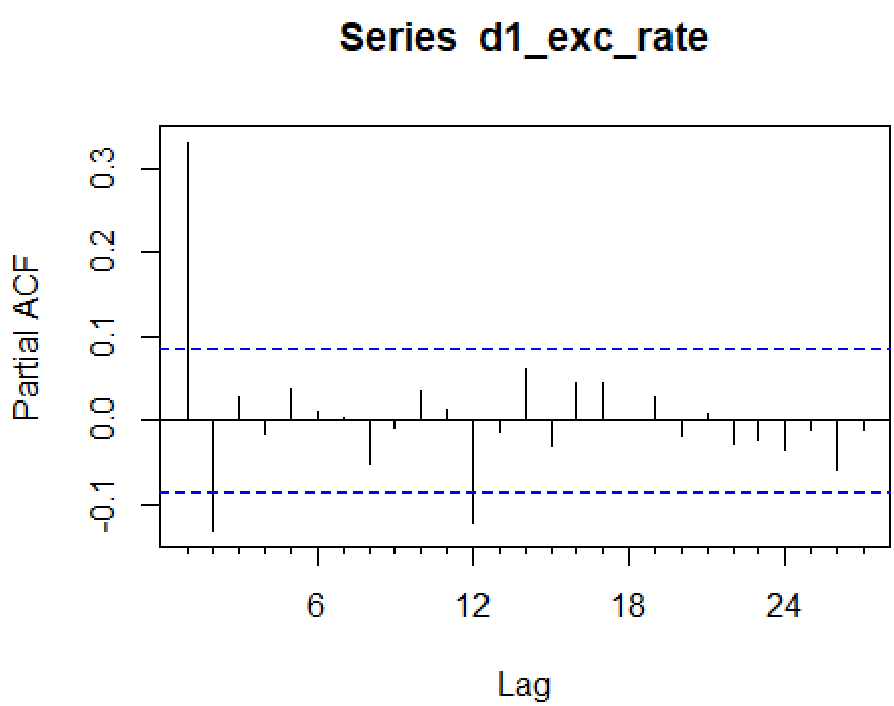



```
	Augmented Dickey-Fuller Test

data:  new_data
Dickey-Fuller = -2.4001, Lag order = 8, p-value = 0.409
alternative hypothesis: stationary


	KPSS Test for Level Stationarity

data:  new_data
KPSS Level = 1.0647, Truncation lag parameter = 6, p-value = 0.01
```

Оба теста не отвергают нулевую гипотезу о нестационарности ряда.

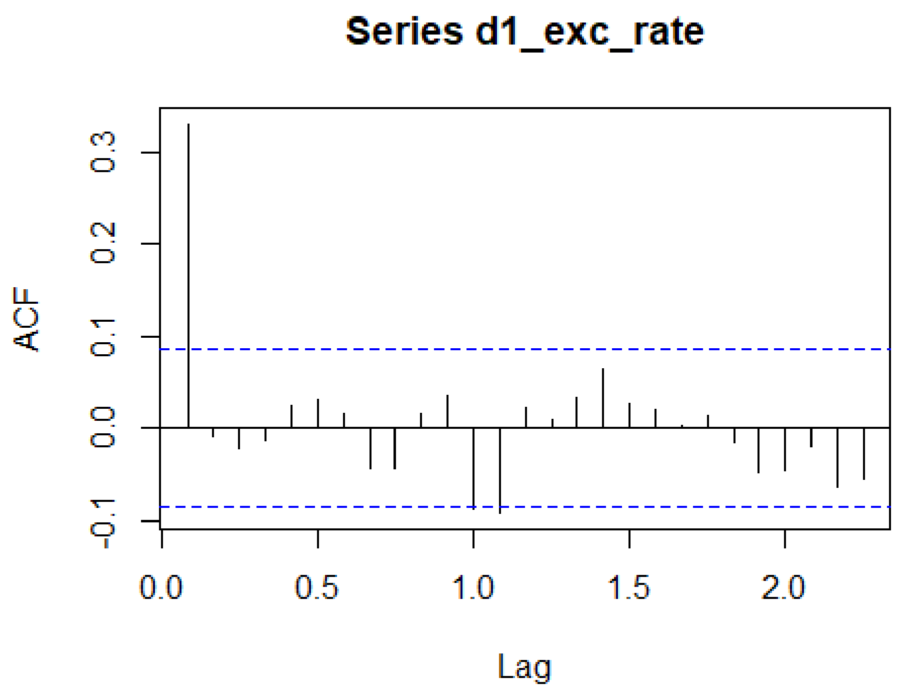
Проверим на первых разностях, является ли ряд стационарным:






```
    Augmented Dickey-Fuller Test

data:  d1_exc_rate
```

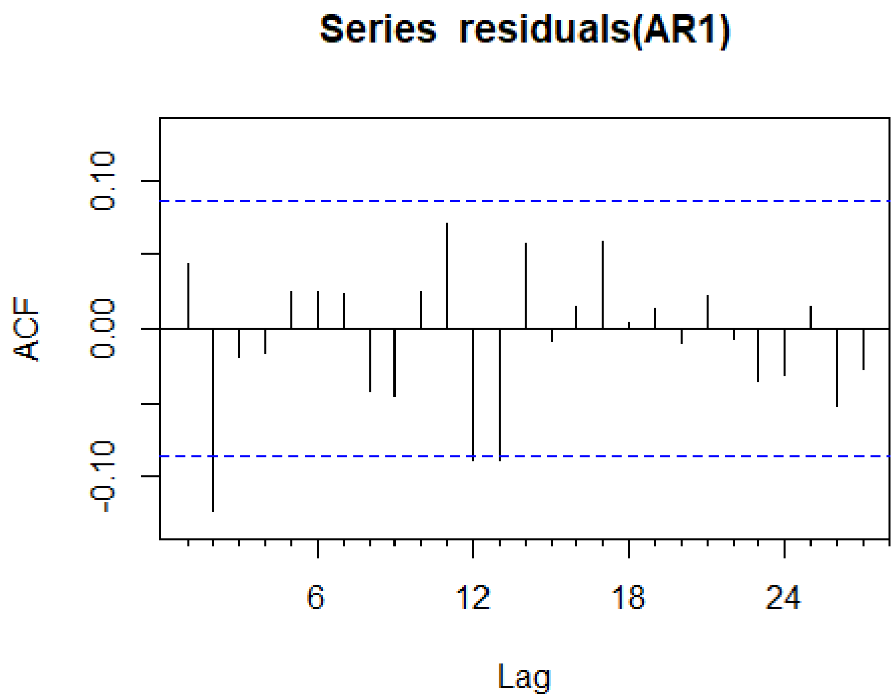
```
Dickey-Fuller = -7.5464, Lag order = 8, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```



Гипотеза о том, что ряд на первых разностях нестационарен отклоняется.

Рассмотрим AR на первом и втором лаге, согласно функции PACF:

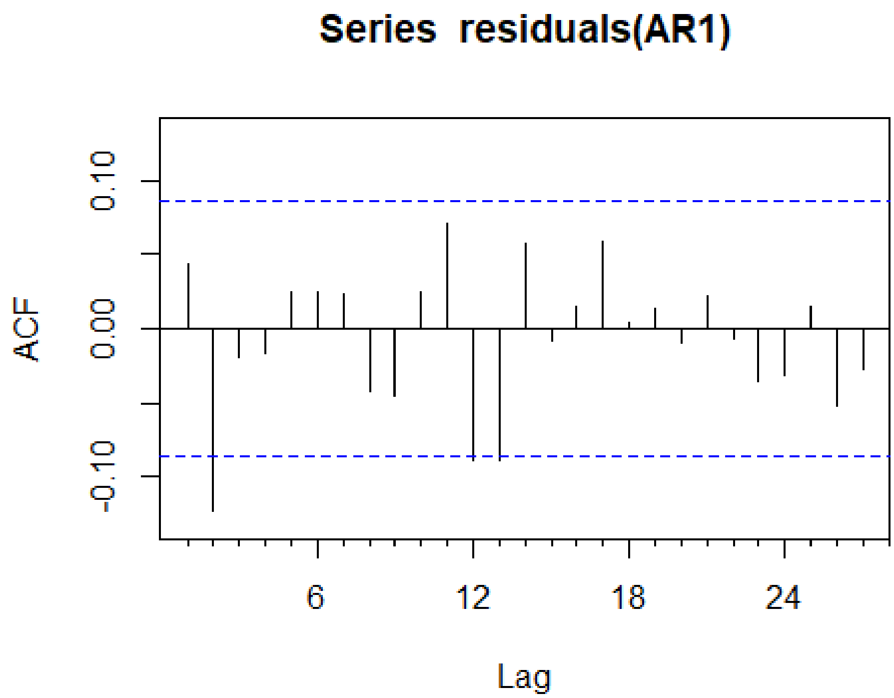
```
Series: d1_exc_rate
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1    mean
      0.3302  0.0009
s.e.  0.0412  0.0021

sigma^2 = 0.001075:  log likelihood = 1048.37
AIC=-2090.73   AICc=-2090.68   BIC=-2077.95

Training set error measures:
                        ME       RMSE        MAE      MPE     MAPE      MASE
Training set -5.616198e-06 0.03272076 0.02397271 124.3462 168.0836 0.6369355
                   ACF1
Training set 0.04387051
```




```
   Box-Ljung test

data:  residuals(AR1)
X-squared = 10.048, df = 5, p-value = 0.07388
```

Есть автокорелляция в остатках в модели AR1.

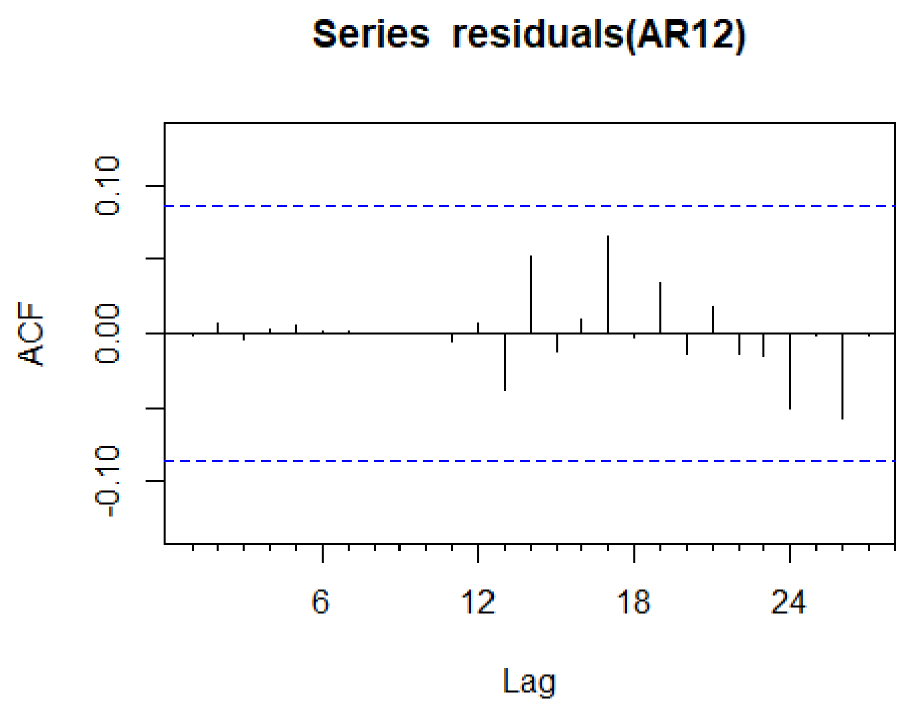
```
Series: d1_exc_rate
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1    mean
      0.3302  0.0009
s.e.  0.0412  0.0021

sigma^2 = 0.001075:  log likelihood = 1048.37
AIC=-2090.73   AICc=-2090.68   BIC=-2077.95

Training set error measures:
                        ME       RMSE        MAE      MPE     MAPE      MASE
Training set -5.616198e-06 0.03272076 0.02397271 124.3462 168.0836 0.6369355
                   ACF1
Training set 0.04387051
```




```
[1] 0.03962501
```

Есть автокорелляция в остатках

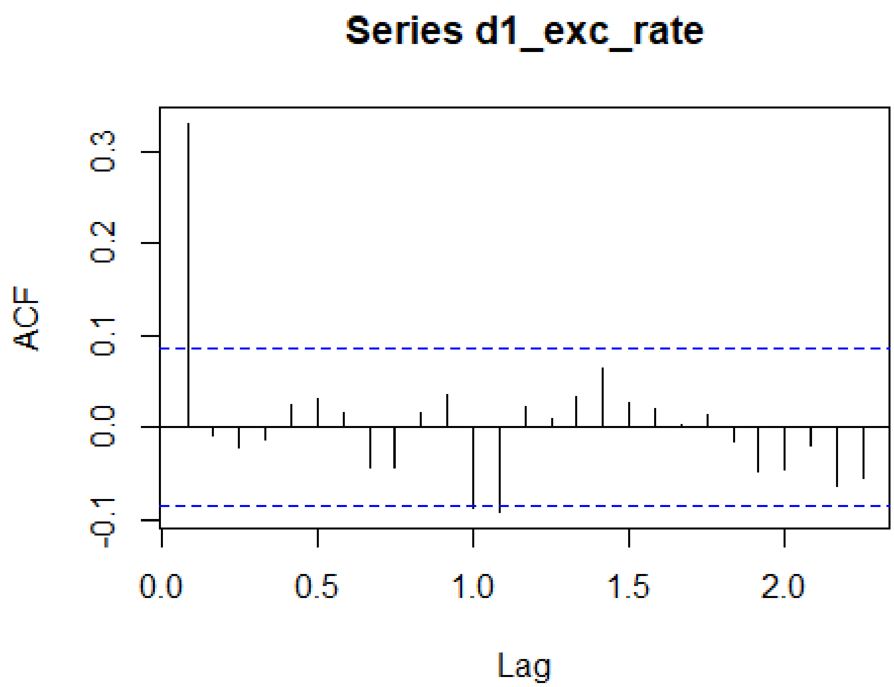
```
[1] "вариант 2. через функцию Arima пакета Forecast"

[1] "AR12"

Series: d1_exc_rate
ARIMA(12,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1      ar2     ar3      ar4     ar5     ar6     ar7      ar8
      0.3791  -0.1380  0.0381  -0.0363  0.0377  0.0024  0.0256  -0.0476
s.e.  0.0433   0.0463  0.0466   0.0467  0.0466  0.0466  0.0465   0.0465
          ar9     ar10    ar11     ar12    mean
      -0.0147  0.0120  0.059  -0.1196  0.0009
s.e.   0.0464  0.0464  0.046   0.0431  0.0018

sigma^2 = 0.001056:  log likelihood = 1058.45
AIC=-2088.91   AICc=-2088.08   BIC=-2029.25

Training set error measures:
                        ME       RMSE        MAE      MPE     MAPE      MASE
Training set -1.415594e-06 0.03208894 0.0233153 132.6324 181.4748 0.6194686
                     ACF1
Training set -0.001136531
```




```
   Box-Ljung test

data:  residuals(AR12)
X-squared = 0.059539, df = -6, p-value = NA
```

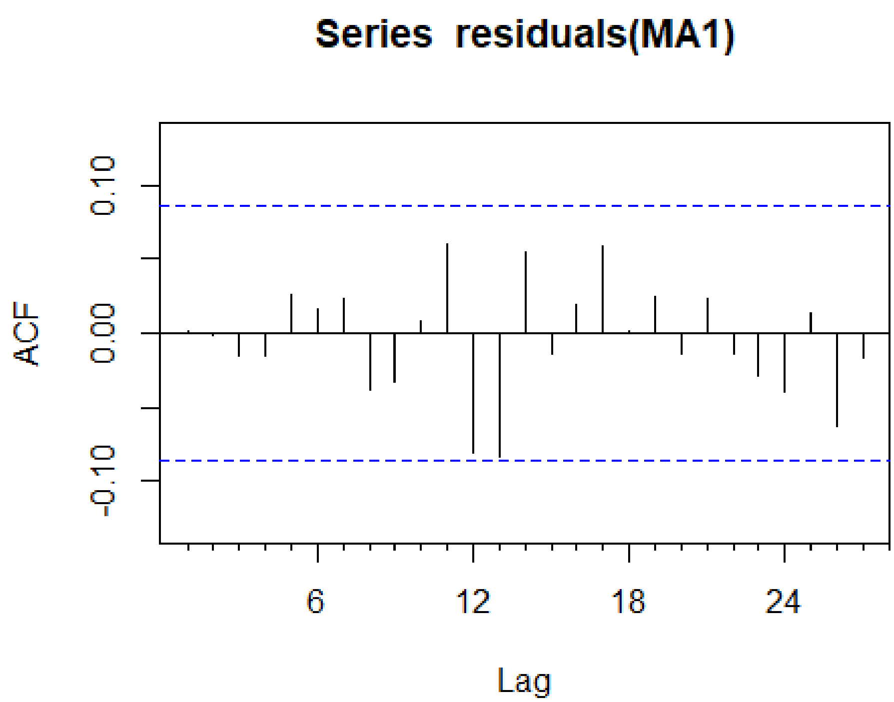
В AR2 Нет автокорелляции в остатках.
Среди AR моделей самой подходящей оказалась модель AR(12)

Теперь рассмотрим модели типа MA.



Модель MA1

```
Series: data[, 2]
ARIMA(0,1,1) with drift

Coefficients:
         ma1   drift
      0.3782   9e-04
s.e.  0.0405   2e-03

sigma^2 = 0.001055:  log likelihood = 1053.15
AIC=-2100.3   AICc=-2100.25   BIC=-2087.51

Training set error measures:
                        ME       RMSE         MAE         MPE     MAPE       MASE
Training set -1.148988e-06 0.0323914 0.02356179 -0.01012133 1.75703 0.2008557
                     ACF1
Training set 0.0009212042
```

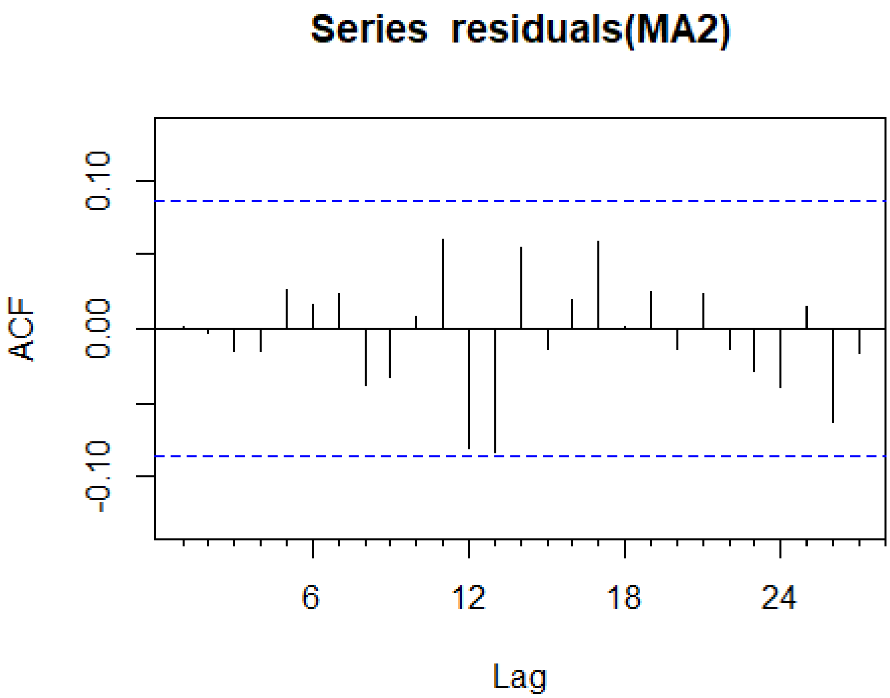



```
[1] 0.9803216
```

При проверки модели MA1: Автокорреляции в остатках нет

Теперь рассмотрим MA2:

```
Series: data[, 2]
ARIMA(0,1,2) with drift

Coefficients:
         ma1     ma2  drift
      0.3784  0.0006  9e-04
s.e.  0.0438  0.0450  2e-03

sigma^2 = 0.001057:  log likelihood = 1053.15
AIC=-2098.3   AICc=-2098.22   BIC=-2081.25

Training set error measures:
                        ME      RMSE        MAE        MPE     MAPE      MASE
Training set -6.397493e-07 0.0323914 0.02356308 -0.0100618 1.757117 0.2008667
                     ACF1
Training set 0.0007101787
```



Автокорреляции в остатках нет.

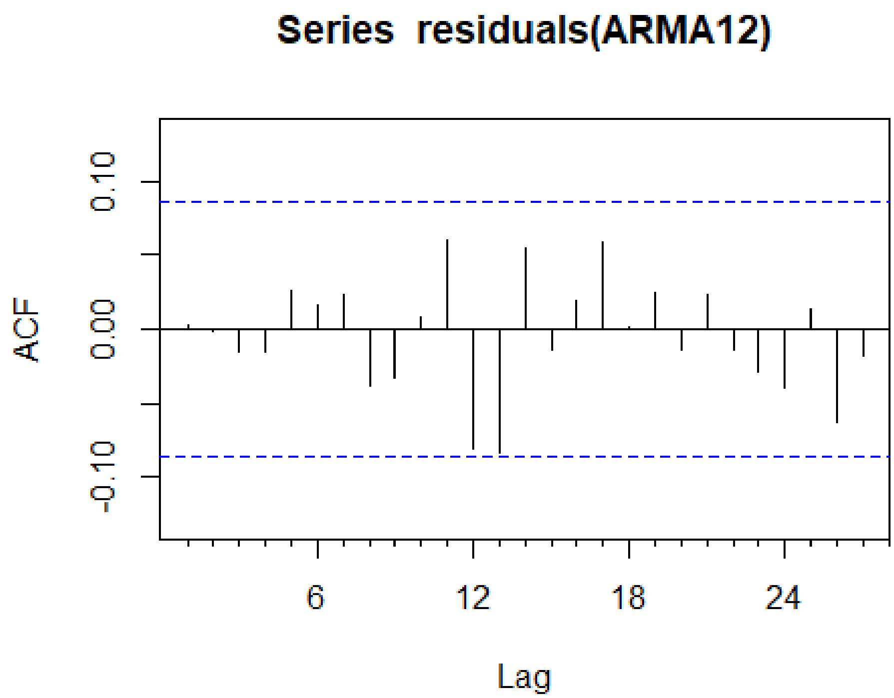
Проверим теперь модели ARMA

```
AR/MA
  0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13
0 x o o o o o o o o o o  o  x  o
1 x x o o o o o o o o o  x  x  o
2 x x x o o o o o o o o  o  o  o
3 x o x o o o o o o o o  o  o  o
4 x x x x o o o o o o o  o  o  o
5 x o x x o o o o o o o  o  o  o
6 x o x x o o o o o o o  o  o  o
7 o x x x x o o o o o o  o  o  o
```

Проверим модели ARMA(1,2)

```
Series: data[, 2]
ARIMA(1,1,2) with drift

Coefficients:
         ar1     ma1      ma2   drift
      0.1750  0.2021  -0.0675  0.0009
s.e.  7.5342  7.5748   2.9473  0.0019

sigma^2 = 0.001059:  log likelihood = 1053.15
AIC=-2096.3   AICc=-2096.18   BIC=-2074.99

Training set error measures:
```

```
                        ME      RMSE        MAE         MPE     MAPE      MASE
Training set -7.41285e-07 0.0323914 0.02355814 -0.01016071 1.756793 0.2008246
                    ACF1
Training set 0.002087015
```

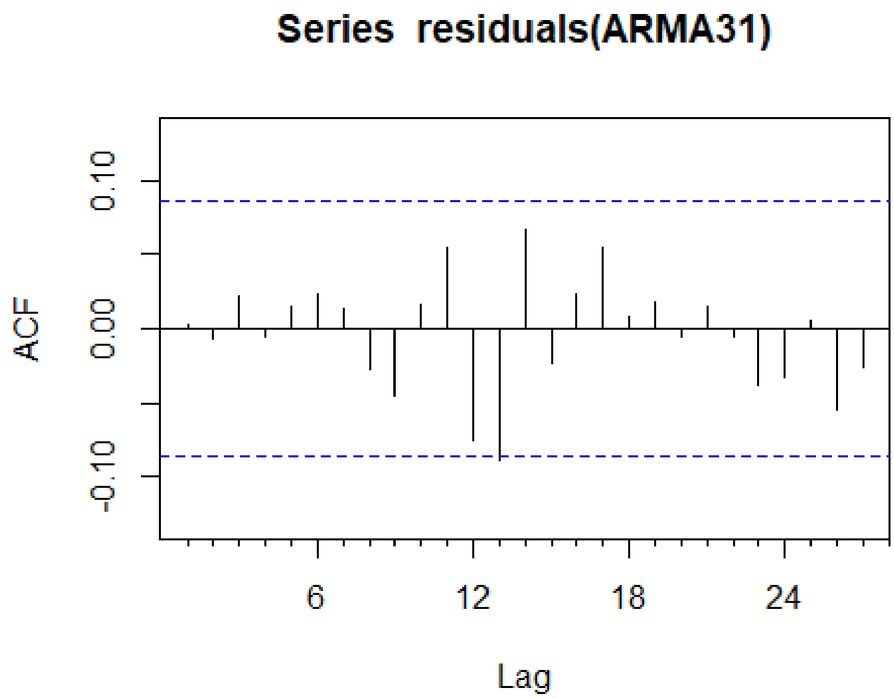


```
[1] 0.8622184
```

Автокорреляции в остатках нет

Рассмотрим ARMA(3,1):

```
Series: data[, 2]
ARIMA(3,1,1) with drift

Coefficients:
          ar1     ar2      ar3     ma1   drift
      -0.6141  0.2360  -0.1198  1.0000  0.0009
s.e.   0.0434  0.0499   0.0433  0.0057  0.0019

sigma^2 = 0.001051:  log likelihood = 1054.75
AIC=-2097.49   AICc=-2097.33   BIC=-2071.92

Training set error measures:
                         ME       RMSE        MAE         MPE     MAPE      MASE
Training set -2.205081e-05 0.03223615 0.02349743 -0.01275315 1.753283 0.2003071
                    ACF1
Training set 0.002494735
```




```
[1] 0.7034313
```

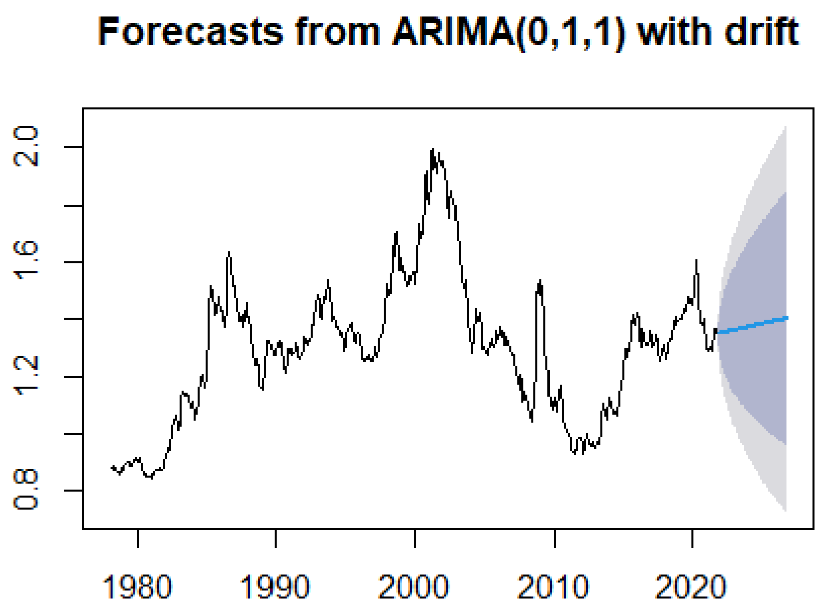
Автокорреляции в остатках почти нет (на графике ACF выпирает 13 период).

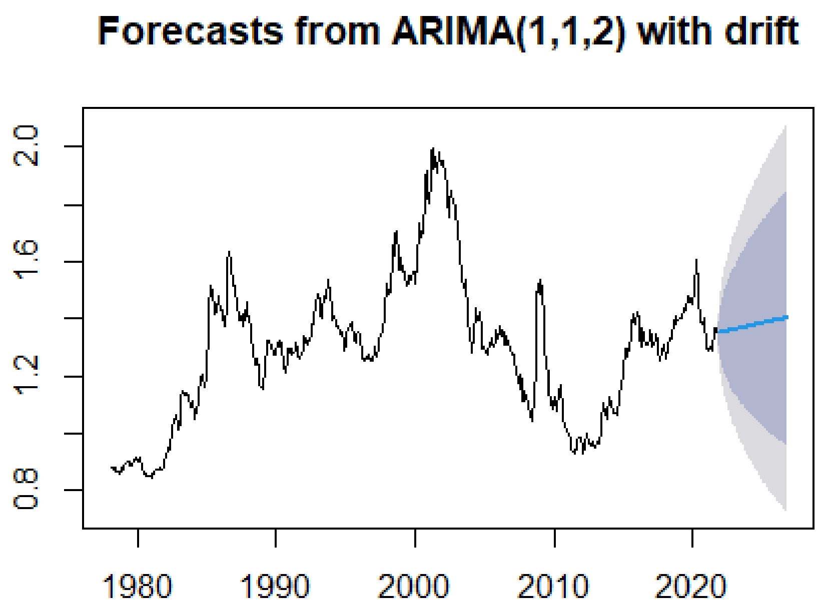
Посмотрим на параметры моделей, чтобы выбрать лучшую

```
        loglike       AIC       BIC
AR12   1058.455 -2088.910 -2029.249
MA1    1053.148 -2100.295 -2087.511
MA2    1053.148 -2098.296 -2081.250
ARMA12 1053.148 -2096.296 -2074.989
ARMA31 1054.747 -2097.493 -2071.924
```

MA1 по всем параметрам лучше MA2, так же хорошие показатели у модели ARMA(1,2). Мы выбираем эти модели.

Сделаем прогноз по этим моделям:

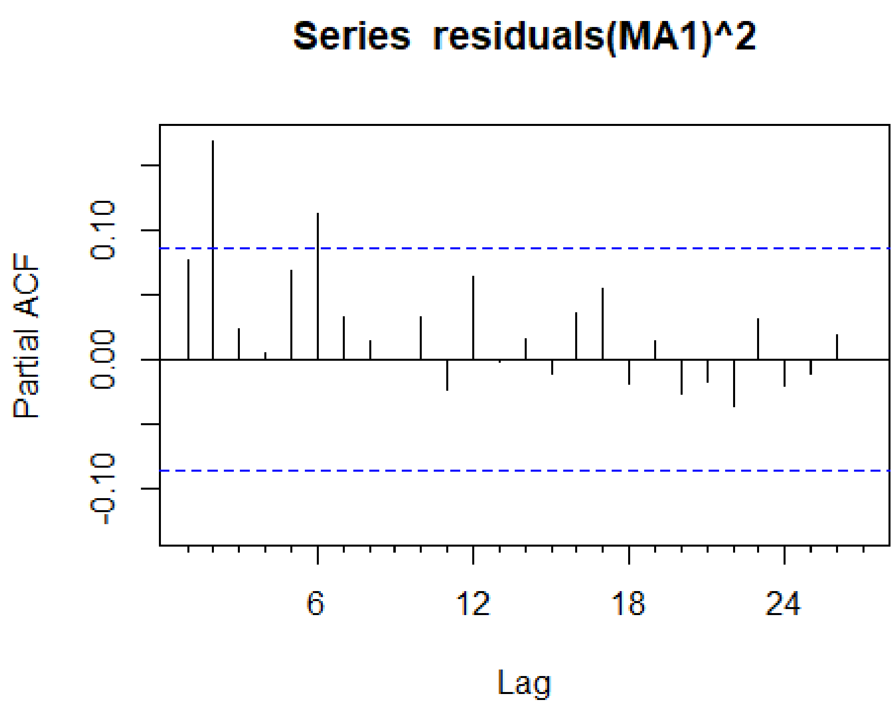




ARCH-эффект

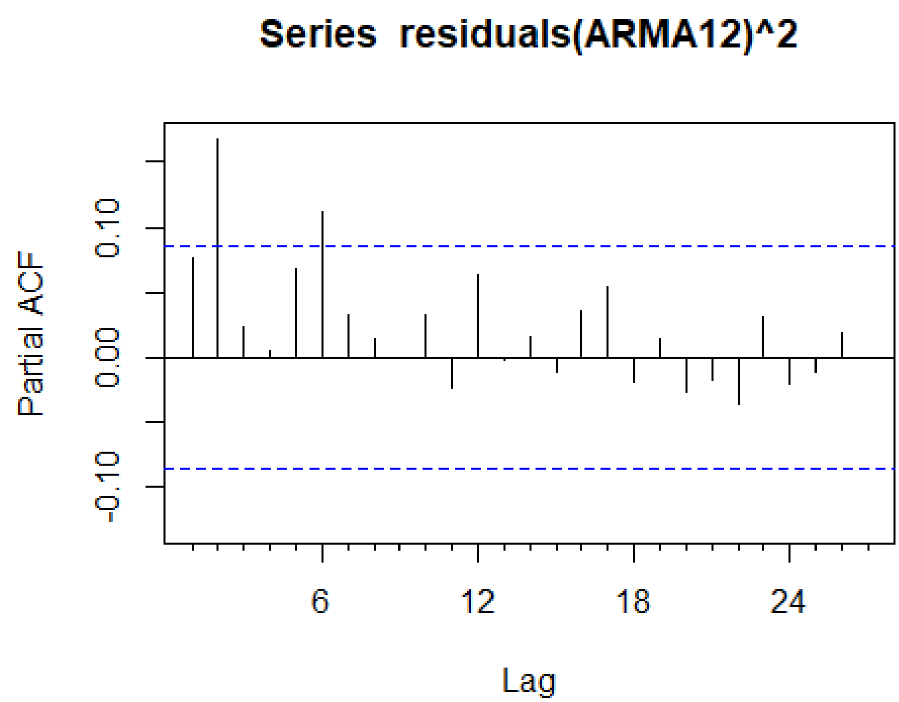
Проверим модели на нормальность распределения и на наличие автокорреляции в квадратах остатков (arch-эффект)

```
	Box-Ljung test

data:  residuals(MA1)^2
X-squared = 32.364, df = 5, p-value = 5.032e-06


	Shapiro-Wilk normality test

data:  d1_exc_rate
W = 0.95097, p-value = 3.597e-12
```



В квадратах остатков модели MA1 нет нормального распределения. В них так же наблюдается автокорреляция.

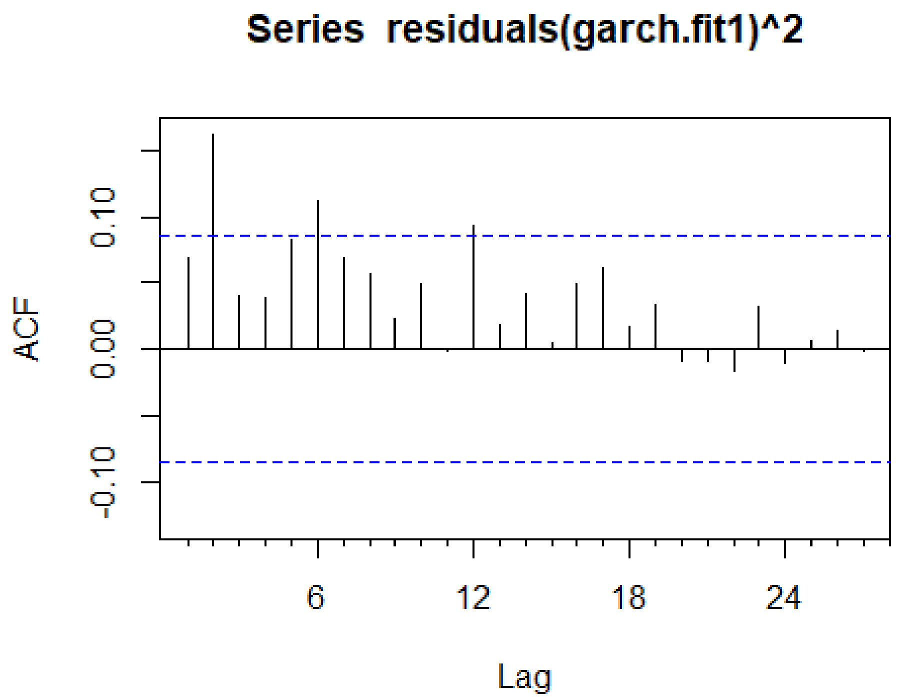
```
	Box-Ljung test

data:  residuals(ARMA12)^2
X-squared = 32.23, df = 3, p-value = 4.681e-07


	Shapiro-Wilk normality test

data:  d1_exc_rate
W = 0.95097, p-value = 3.597e-12
```

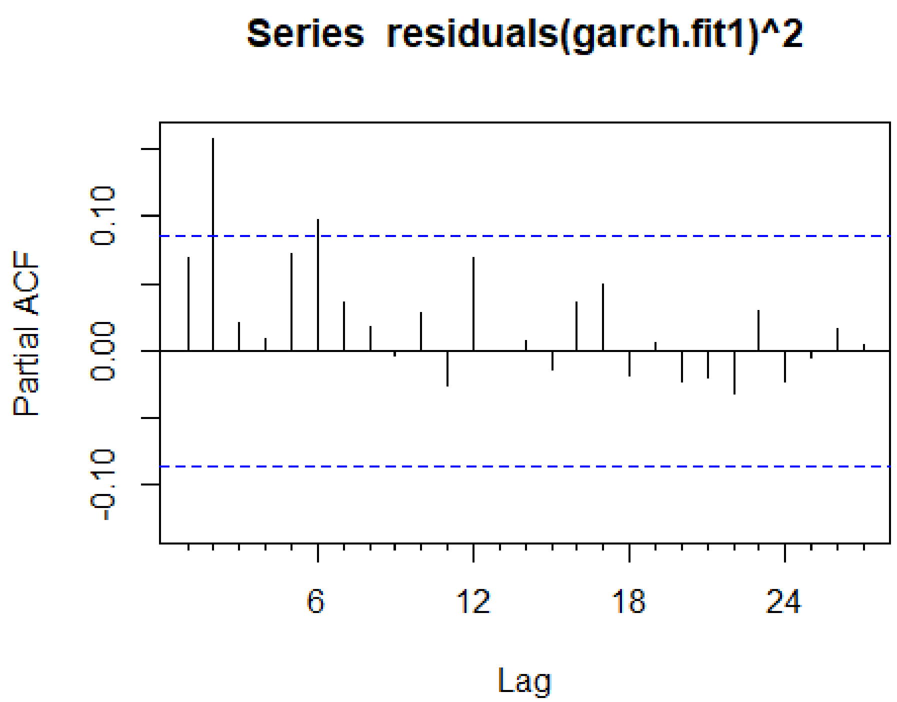


В квадратах остатков модели ARMA1 нет нормального распределения. В них так же наблюдается автокорреляция.

Для модели ARMA(1,2) попробуем модели GARCH

```
AR/MA
  0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13
0 o x o o o x o o o o o  x  o  o
1 x x o o o o o o o o o  x  o  o
2 x o o o o o o o o o o  o  o  o
3 x o x o o o o o o o o  o  o  o
4 o x o x o o o o o o o  o  o  o
5 x x x x x o o o o o o  o  o  o
6 x o o x x o o o o o o  o  o  o
7 x x o x o x o o o o o  o  o  o
```






```
	Box-Ljung test

data:  residuals(garch.fit1)^2
X-squared = 28.107, df = 3, p-value = 3.448e-06
```

ARMA(1,2)+sGARCH

```
#ARCH-GARCH
d1_exc_rate<-diff(data[,2], differences=1) #на всякий случай еще раз
# garc_ord = c(c(1, 1),c(1, 2),c(2, 1),c(2, 2),c(6, 1),c(6, 2))

stat_garch=c()
for (i in 1:2){
  for (j in 0:2){
    spec = ugarchspec(variance.model = list(model = 'sGARCH',garchOrder = c(i,j)
), mean.model = list(armaOrder = c(1, 2), include.mean = TRUE), distribution.mod
el = "std")
    garch.fit1 = ugarchfit(spec, d1_exc_rate)
    box = Box.test(residuals(garch.fit1)^2, lag = 6, type = c("Ljung-Box"), fitd
f = i+j)
    stat_garch = append(stat_garch, box$p.value)}}
stat_garch

[1] 1.936718e-04 1.132642e-05 1.141332e-06 3.762532e-06 3.381291e-06
[6] 7.880291e-07
```

Нигде не удается убрать автокорреляцию.

Рассмотрим ARMA(1,2) + apARCH, eGARCH, iGARCH, csGARCH

```
[1] 0.0001637726

[1] 2.030128e-05

[1] 3.314874e-05

[1] 2.803265e-05
```

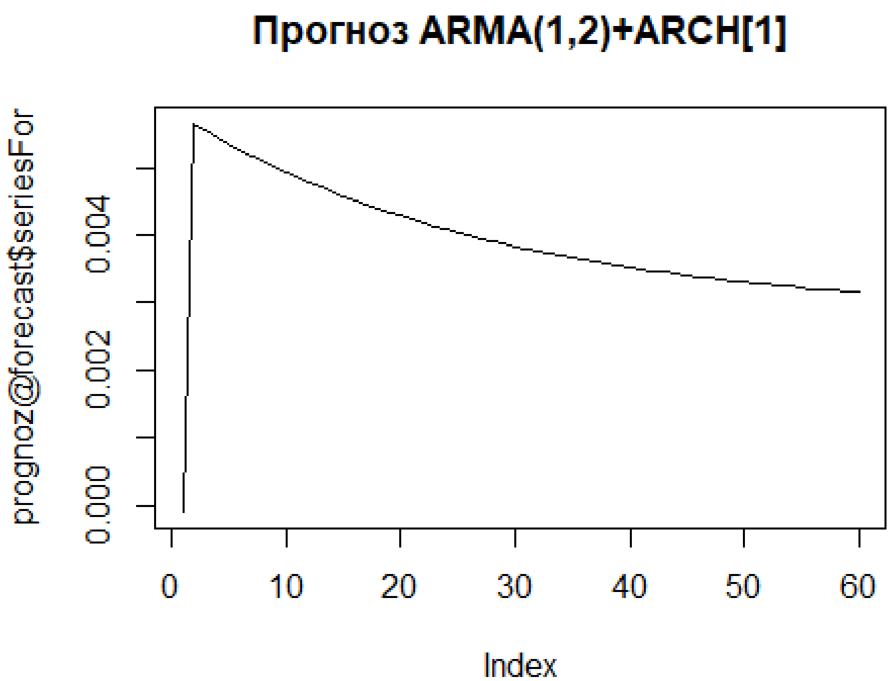
MA(1)+sGARCH + apARCH

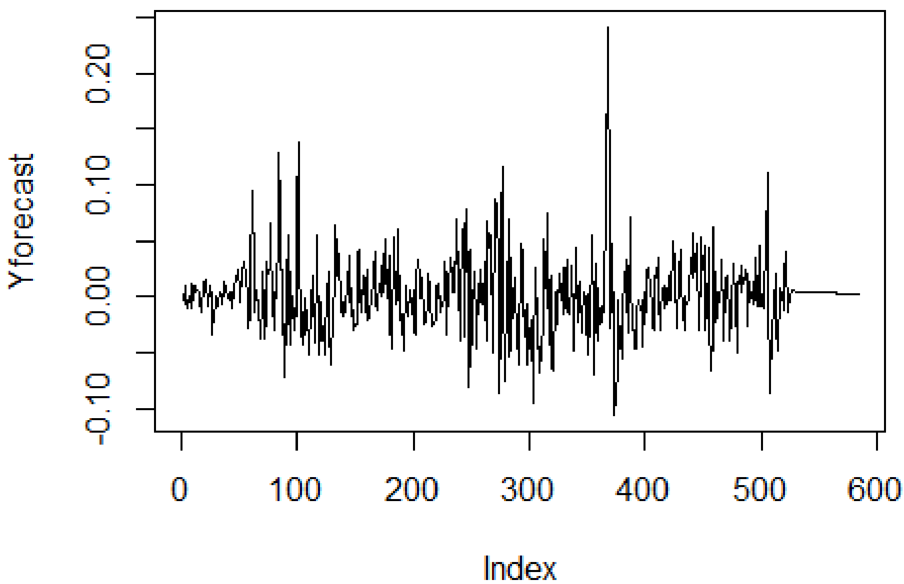
```
[1] 7.335625e-06 1.614072e-06 4.400461e-07 2.835058e-06 4.362559e-07
[6] 9.354022e-08

[1] 7.758745e-06
```

Проверим наличие автокорреляции в квадратах остатков (arch-эффект) модели ARMA12

Полностью убрать автокорреляцию квадратов остатков не получается, поэтому мы выбрали модель, которая снизила её лучше всего, это ARMA1_2 + ARCH(1.0). P_VALUE = 0.0001936718

Составим прогноз, учитывая arch-эффект

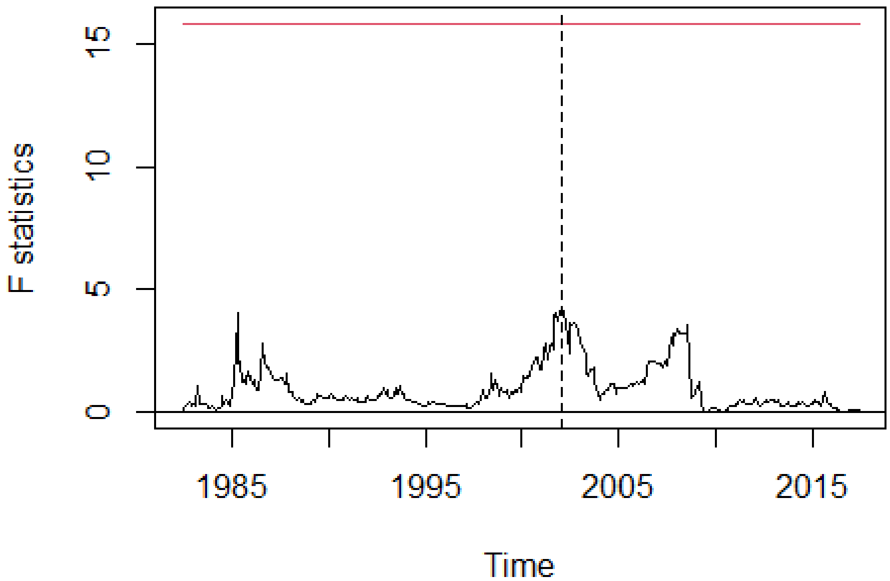




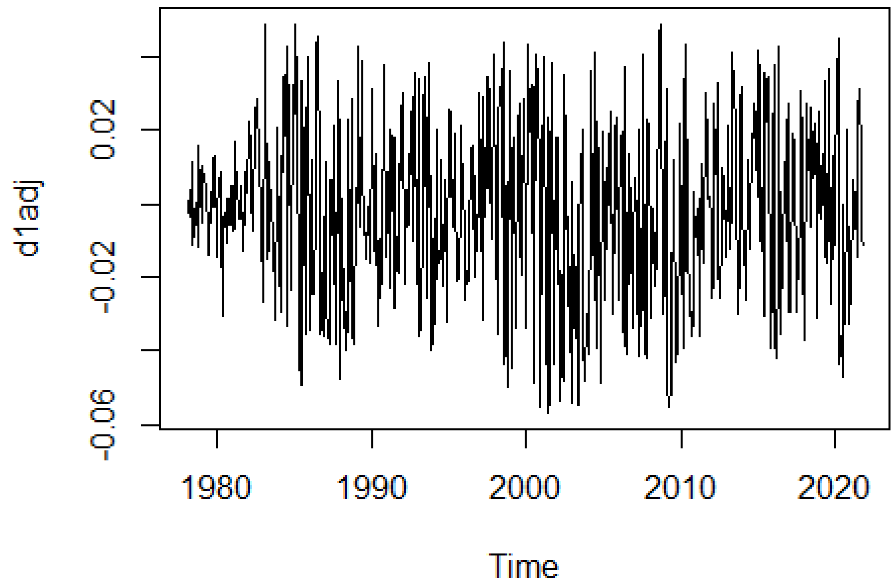
Модель с GARCH не применяется далее, что как не устраняет автокореляцию остатков.

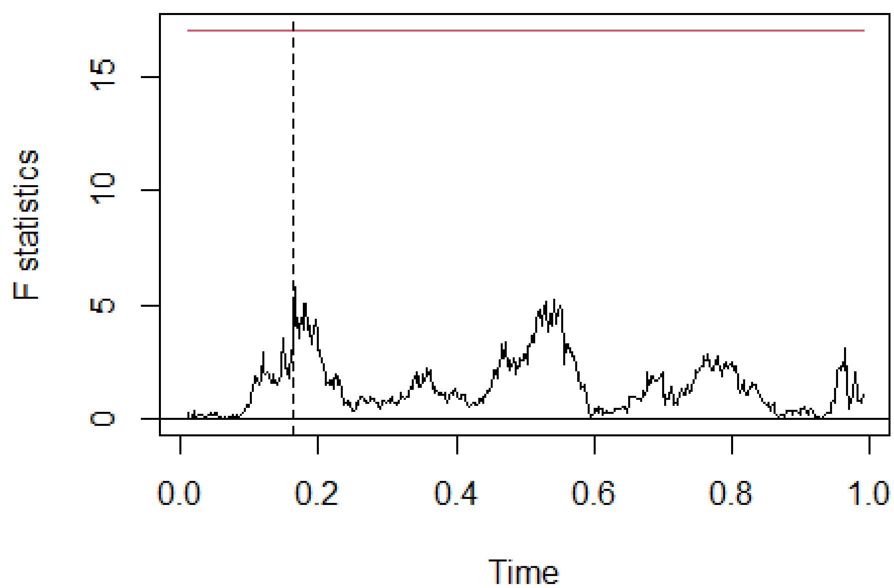
Структурные разрывы

За долгосрочный прогноз отвечает коэффициент a0. Важно наличие структурного разрыва в интерсепте (коэффициенте a0). У нас достаточно большая выборка, поэтому мы для поиска структурных разрывов проверяем Sup-F тест.




```
[1] 288


    supF test

data:  stat
sup.F = 4.2454, p-value = 0.7568
```



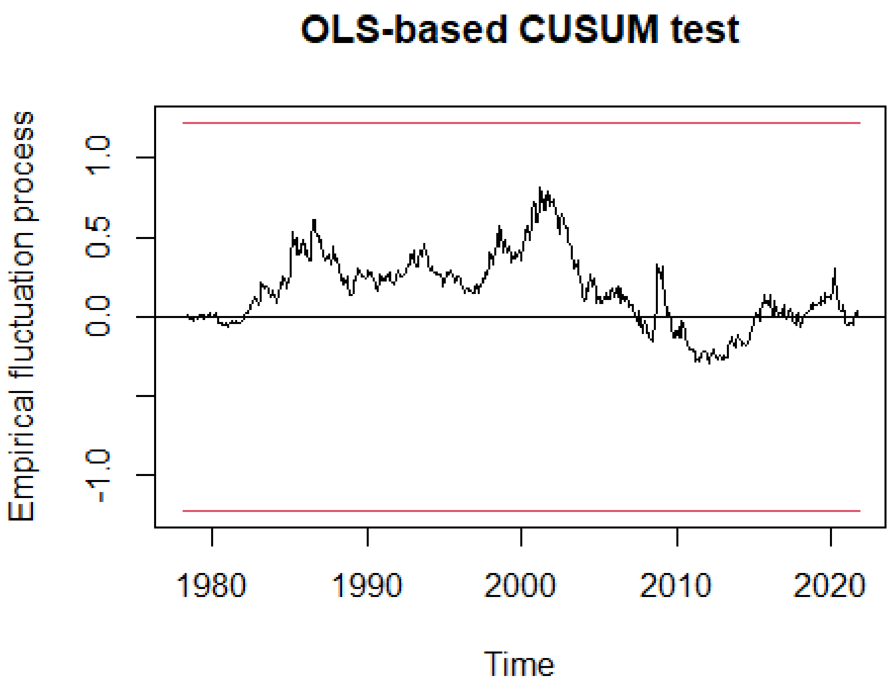



```
[1] 87


    supF test
```

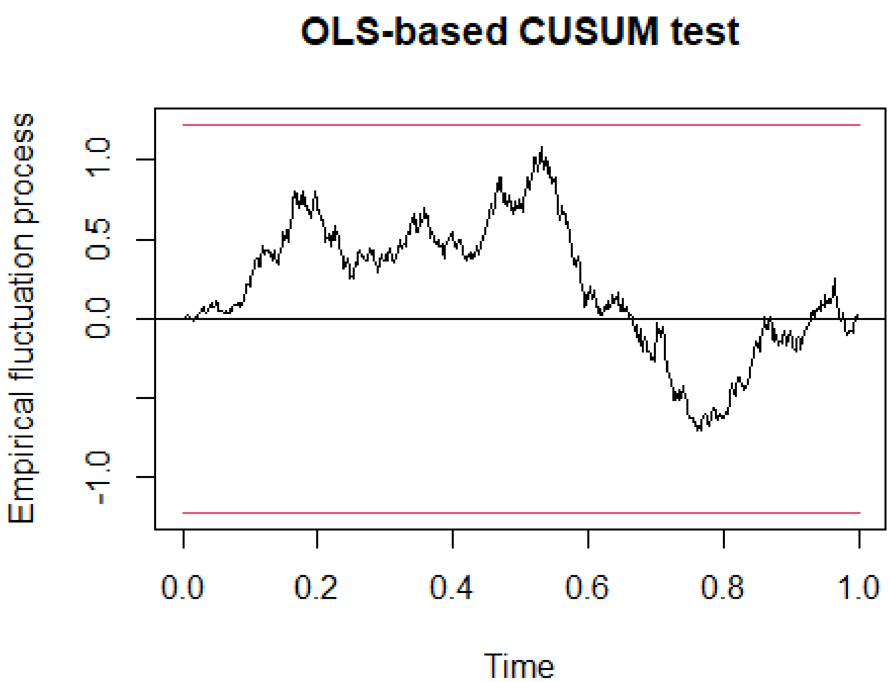
```
data:  stat
sup.F = 5.756, p-value = 0.7273
```

Sup-F тест показывает, что структурных разрывов нет.

Попробуем найти разрывы методом CUSUM




```
	OLS-based CUSUM test

data:  stat
S0 = 0.82084, p-value = 0.5106
```

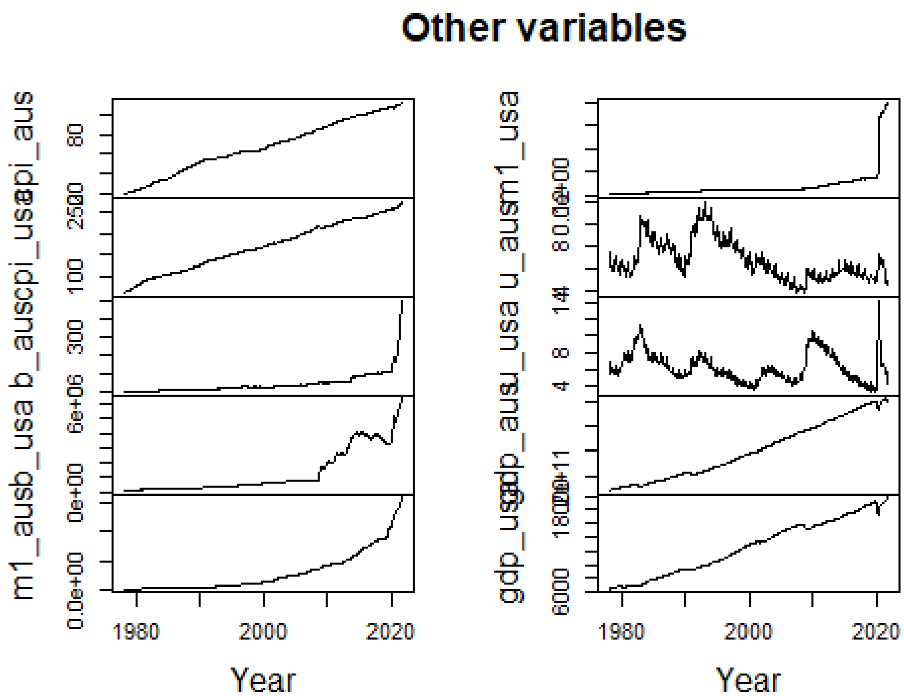


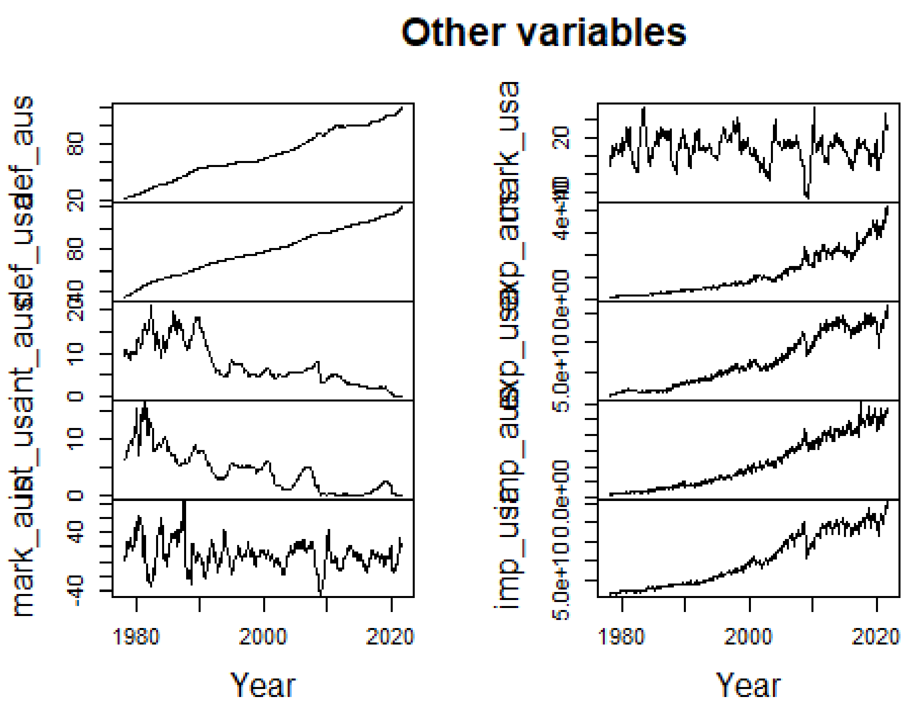

```
    OLS-based CUSUM test

data:  stat
S0 = 1.0834, p-value = 0.1911
```

Структурных разрывов нет

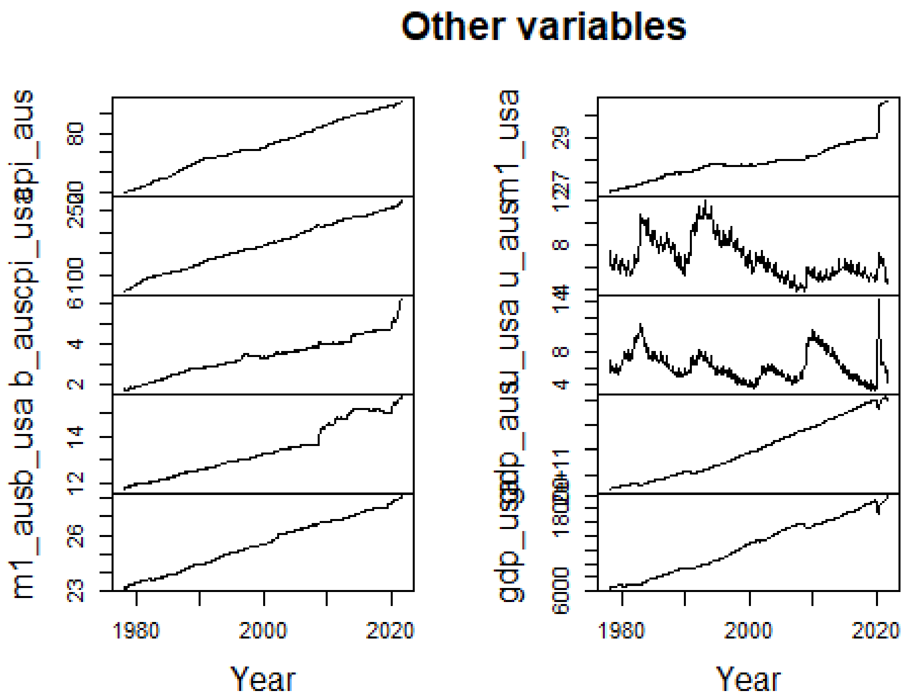
VAR-модель

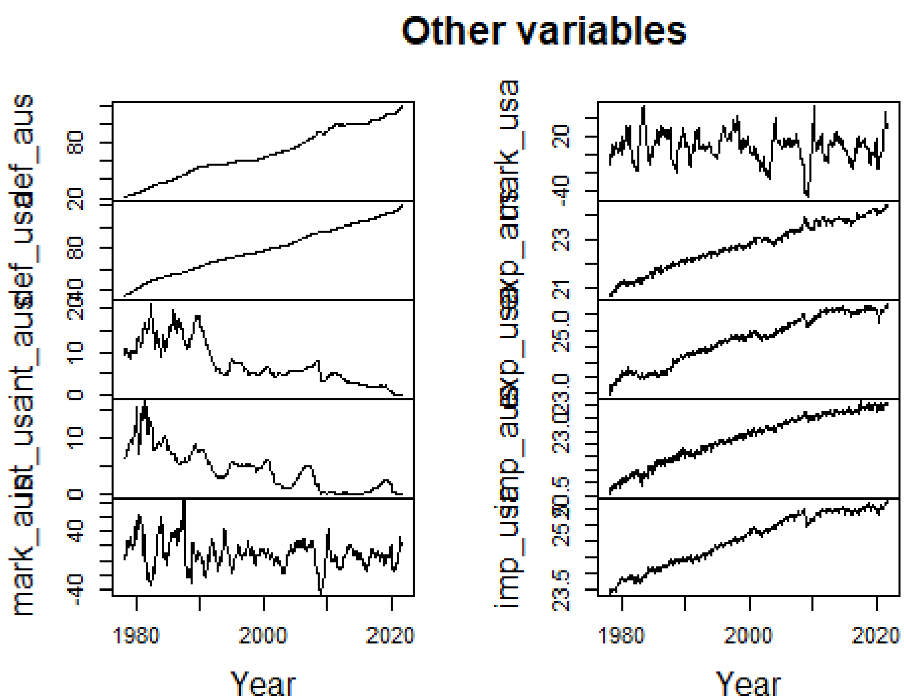
Посмотрим на графики прочих (объясняющих) переменных:





Займемся нормализацией переменных. Переменные 5,6,7,8,19,20,21,22 - нужно логарифмировать. Явно прослеживается экспоненциальный тренд. После логарифмирования:





Проверим, какие из рядов являются стационарными. Значения p-value ADF-теста для каждой из переменных:

```
[1] 0.40896718 0.51575053 0.06760807 0.99000000 0.69891684 0.51718757
[7] 0.99000000 0.29595425 0.16426778 0.48478288 0.08120415 0.76805548
```

```
[13] 0.63310878 0.06005052 0.05432413 0.01000000 0.01000000 0.01146369
[19] 0.37396909 0.50648295 0.53869804

 [1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE
[13] FALSE FALSE FALSE  TRUE  TRUE  TRUE FALSE FALSE FALSE
```

Только ряды 17-19-е являются стационарными. Перейдем лучше к первым разностям:

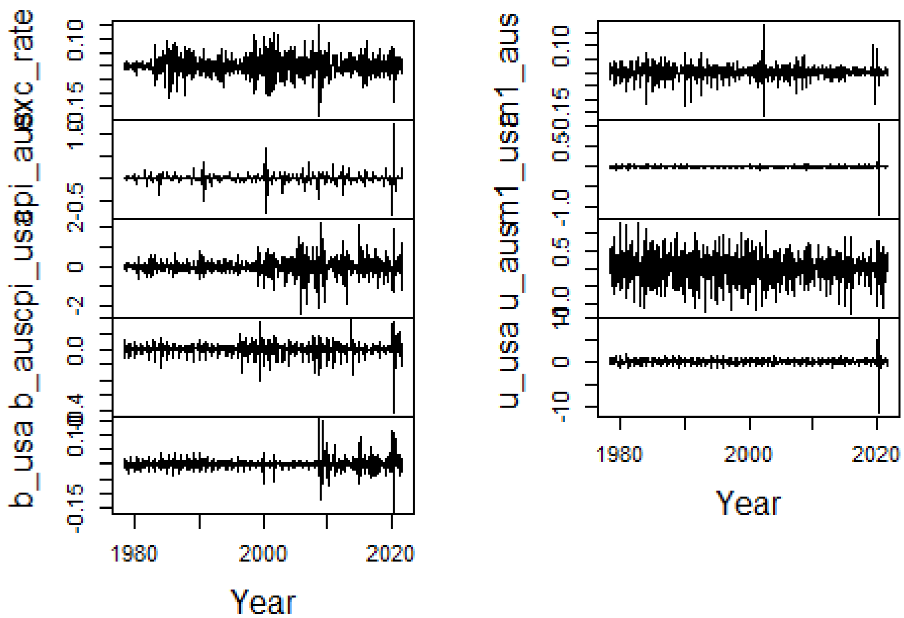
```
 [1] 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000
 [8] 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.9333169 0.0100000
[15] 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000 0.0100000

 [1]  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE
[13] FALSE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE
```

Одна переменная все равно не стационарна, поэтому перейдем ко 2-м разностям:

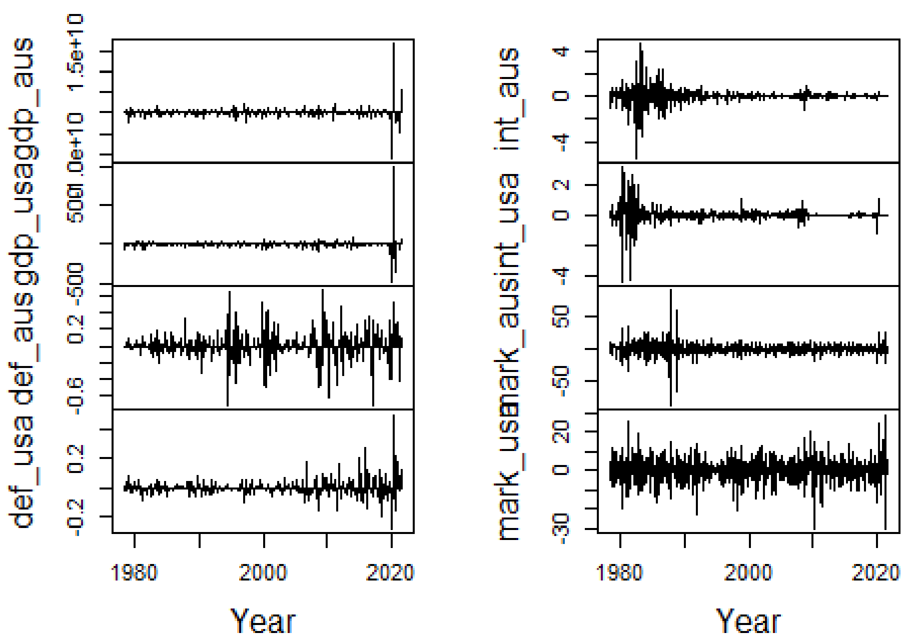
Приведенные ко 2-м разностям ряды:

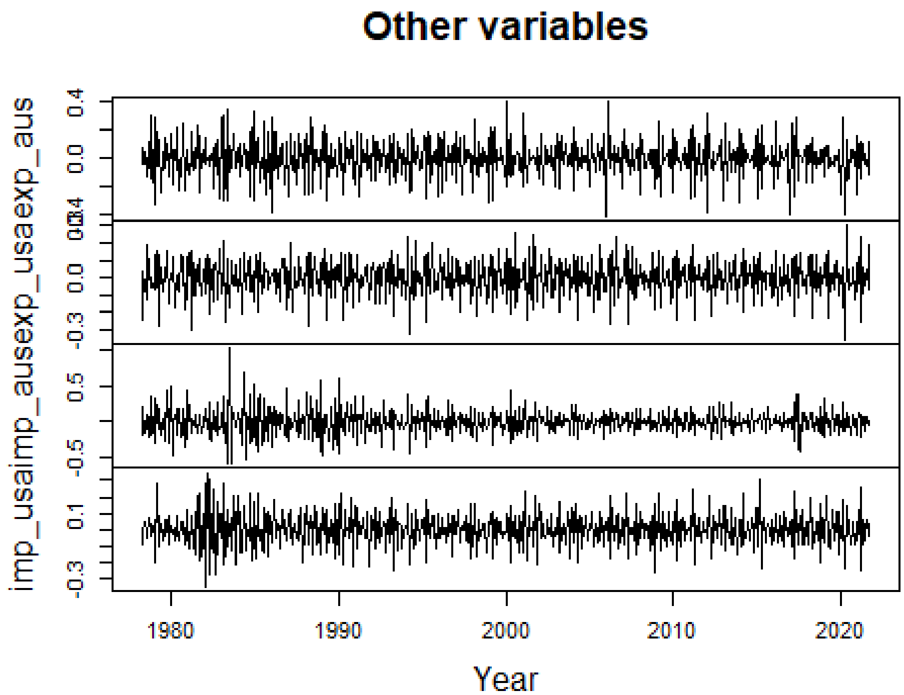
```
 [1] 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01
[16] 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01 0.01

 [1] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
[16] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
```

Other variables



Other variables





Теперь все временные ряды стационарны, можно с ними работать дальше.

Чтобы найти переменные, влияющие на обменный курс, проведем тест Грэнджера на причинность.

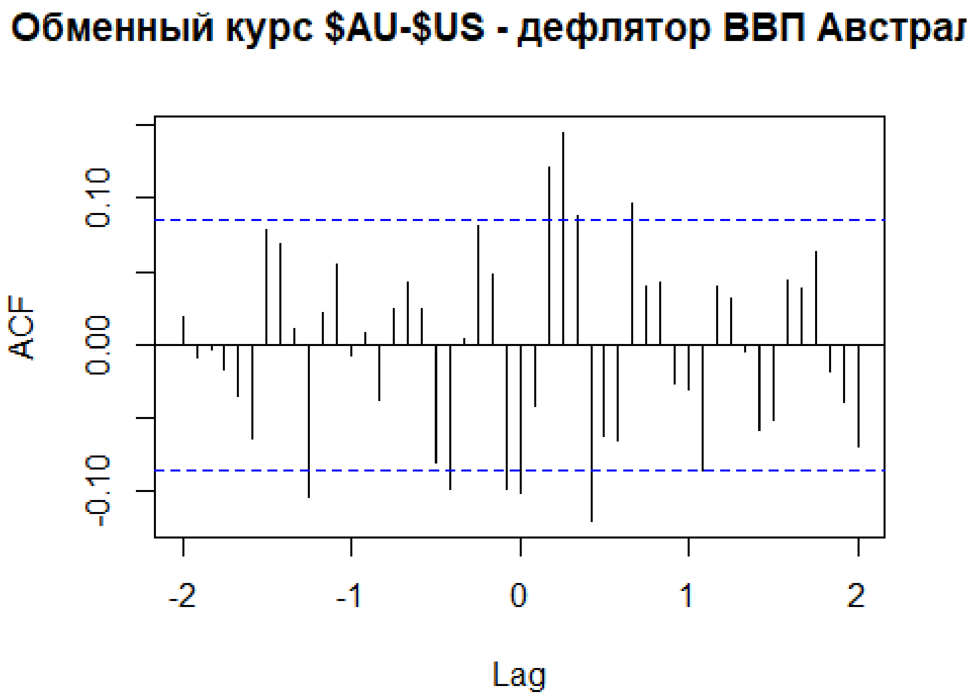
Ниже представлены p-value в тесте:

```
   номер_переменной переменная     p_value значимость
1                 3    cpi_aus 0.030804495      FALSE
2                 4    cpi_usa 0.076917405      FALSE
3                 5      b_aus 0.255800907      FALSE
4                 6      b_usa 0.130137487      FALSE
5                 7     m1_aus 0.115028002      FALSE
6                 8     m1_usa 0.203471917      FALSE
7                 9      u_aus 0.296420185      FALSE
8                10      u_usa 0.955999390      FALSE
9                11    gdp_aus 0.933601468      FALSE
10               12    gdp_usa 0.598878400      FALSE
11               13    def_aus 0.001729875      FALSE
12               14    def_usa 0.029298135      FALSE
13               15    int_aus 0.561641476      FALSE
14               16    int_usa 0.999896698      FALSE
15               17   mark_aus 0.832791446      FALSE
16               18   mark_usa 0.817819156      FALSE
17               19    exp_aus 0.861757281      FALSE
18               20    exp_usa 0.072738507      FALSE
19               21    imp_aus 0.825311070      FALSE
20               22    imp_usa 0.904603453      FALSE
```

При включении в модель по отдельности некоторые переменные, а именно:
- дефлятор ВВП Австралии, (<0.01)
- дефлятор ВВП США,(<0.05)
- уровень цен в Австралии, (<0.05)
- уровень цен в США, (<0.1)
- объем экспорта США (<0.1)
уменьшают ошибку прогноза и следовательно улучшают предсказание обменного курса $AU-$US.

Прочие переменные, а именно: уровень цен в США, денежные аггрегаты, безработица, ВВП, %-ная ставка, индекс рынка, импорт и экспорт в обеих странах - не оказывают статистически значимого влияния на обменный курс на 5%-ном уровне значимости.

Так, например, выглядят кросс-корреляционная функция для обменного курса и самой значимой переменной - дефлятора ВВП Австралии:



Оцениваем параметры VAR модели двух переменных:

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    15     12      4     15
```

Рекоммендуется брать 15 лагов

```
             exc_rate     def_aus
exc_rate  1.00000000 -0.09638211
def_aus  -0.09638211  1.00000000
```

Hosking, LiMcLeod: модель с 2-мя переменными без ограничений

```
 lags statistic  df   p-value
   56  112.9419 112 0.4572786

 lags statistic  df   p-value
   56  116.6319 112 0.3632713
```

Модель получилась с теоретически плохой частотой

Сравниваем нашу модель без ограничений с ARMA(1,1,2)

```
[1] "F-ststistics"

[1] 0.968914

[1] "p-value"

[1] 0.5394171
```

Качество модели VAR(15), судя по F-критерию, превосходит качество нашей модели ARIMA(1,1,2)
Попробуем улучшить нашу модель

Hosking,LiMcLeod-test: модель с двумя переменными с ограничениями

```
 lags statistic df   p-value
   42  60.81035 56 0.3068688

 lags statistic df   p-value
   42   64.1651 56 0.2120736
```

Улучшить не получилось, у неё все ещё плохая частота

```
[1] "F-stat"

[1] 1.371728

[1] "qf"

[1] 1.647172

[1] "p-value"

[1] 0.07110325
```

2. Построим теперь трёхпеременную VAR-модель.

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n) 
    27      4      3     27 
```

Рекоммендуется брать 27 лагов

Hosking, LiMcLeod: модель с 2-мя переменными без ограничений

```
 lags statistic    df   p-value
 40.5  125.0688 121.5 0.3938055

 lags statistic    df   p-value
 40.5  133.2713 121.5 0.2193224
```

Эта модель получилась с теоретически хорошей частотой

Сравниваем нашу модель без ограничений с ARMA(1,1,2)

```
[1] "f-критическое"

[1] 1.475101

[1] "f-статистика"

[1] 0.9925665
```

Качество трёхпеременной модели VAR(27), судя по F-критерию, превосходит качество нашей модели ARIMA(1,1,2)
Попробуем улучшить нашу модель

Hosking, LiMcLeod: модель с 2-мя переменными без ограничений

```
 lags statistic    df   p-value
 40.5  132.7933 121.5 0.2279463

 lags statistic    df   p-value
 40.5   140.644 121.5 0.1129123
```

Мы смогли сократить нашу модель, при этом сохранив отсутствие авто и кросскорелляции в остатках на 10% уровне

Сравним нашу модель с ограничениями по F-stat с моделью ARMA.

```
[1] "F-статистика"

[1] 1.693994

[1] "F-Критическое"

[1] 1.565994
```

Модель с ограничениями всё ещё лучше модели ARMA

Сравним нашу трёхпеременную модель с двухпеременной моделью

```
[1] "Hosking, LiMcLeod: модель с 2-мя переменными с ограничениями"

 lags statistic  df   p-value
   56  116.2818 112 0.3718553

 lags statistic  df   p-value
   56  119.8275 112 0.2892442

[1] "модель с 3-мя переменными"

 lags statistic  df    p-value
   54   296.418 243 0.01086519

 lags statistic  df     p-value
   54  300.0004 243 0.007405917
```

```
[1] 7.199473

[1] "F крит 1%"

[1] 2.227861

[1] "p-val"

[1] 5.382428e-12
```

Наша модель с тремя переменными лучше модели с двумя переменными

3. Попробуем теперь модель с четырьмя переменными

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    12      6      3     12
```

Рекоммендуется брать 12 лагов

Hosking, LiMcLeod: модель с 3-мя переменными без ограничений

```
 lags statistic df      p-value
   18  145.3947 96 0.0008569292

 lags statistic df      p-value
   18  146.9415 96 0.0006398172
```

У нашей модели присутствует кросс и автокорреляция в остатках

Сравниваем нашу модель без ограничений с ARMA(1,1,2)

```
[1] "F-stat"

[1] 0.8338694

[1] "pf"

[1] 0.769866
```

Качество трёхпеременной модели VAR(27), судя по F-критерию, немного превосходит качество нашей модели ARIMA(1,1,2)
Попробуем улучшить нашу модель

Hosking, LiMcLeod: модель с 4-мя переменными и с ограничениями

```
 lags statistic  df      p-value
   24  261.6113 192 0.0006212704

 lags statistic  df      p-value
   24   262.128 192 0.0005761648
```

Сравним нашу модель четырех переменных с ограничениями по F-stat с моделью ARMA.

```
[1] "F крит 1%"

[1] 1.167573

[1] "qf"
```

```
[1] 1.703783

[1] "pf"

[1] 0.2433874
```

Наша модель с ограничениями получилась хуже модели ARMA

Сравним нашу четырёхпеременную модель с трёхпеременной моделью

```
[1] "Hosking, LiMcLeod: модель с 3-мя переменными"

 lags statistic  df    p-value
   54   296.418 243 0.01086519

 lags statistic  df     p-value
   54  300.0004 243 0.007405917

[1] "Hoskingб LiMcLeod: модель с 4-мя переменными"

 lags statistic  df      p-value
   24  260.2397 192 0.0007576149

 lags statistic  df      p-value
   24  260.7322 192 0.0007057123

[1] "F-статистика"

[1] -6.254021

[1] "F крит 1%"

[1] 2.119861

[1] "p-val"

[1] 1
```

Наша модель с четырьмя переменными хуже модели с тремя переменными

4. Попробуем теперь модель с пятью переменными

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    27     12      6     27
```

Рекоммендуется брать 27 лагов

Hosking, LiMcLeod тест: модель с 5 переменными:

```
 lags statistic  df      p-value
   54  924.2103 675 5.006485e-10

 lags statistic  df      p-value
   54  931.4683 675 1.811963e-10
```

Есть авто- кросс- корреляция.

Сравниваем нашу модель без ограничений с ARMA(1,1,2)

```
[1] "F-stat"

[1] 0.7589273

[1] "p-val"

[1] 0.9615533
```

Качество трёхпеременной модели VAR(27), судя по F-критерию, хуже нашей модели ARIMA(1,1,2)
Попробуем улучшить нашу модель

Hosking,LiMcLeod test: модель с 5 переменными:

```
 lags statistic  df p-value
   54  1184.781 675       0

 lags statistic  df p-value
   54  1186.613 675       0
```

Есть авто-кросс- корреляция.

Сравним нашу модель с ограничениями по F-stat с моделью ARMA.

```
[1] "F-stat"

[1] 1.167573

[1] "qf"

[1] 1.703783

[1] "pf"

[1] 0.2433874
```

Наша модель с ограничениями получилась хуже модели ARMA

5. Попробуем теперь модель с шестью переменными

```
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    27     11      3     16
```

Рекоммендуется брать 27 лагов

Hosking, LiMcLeod: модель с 6 переменными:

```
 lags statistic  df p-value
   54  1404.099 972       0

 lags statistic  df p-value
   54  1412.323 972       0
```

Присутствует авто- кросс- корреляция.

Сравниваем нашу модель без ограничений с ARMA(1,1,2)

```
[1] "F-statistics"
```

```
[1] 0.6271618

[1] "p-value"

[1] 0.9988514
```

Качество модели VAR, судя по F-критерию, хуже нашей модели ARIMA(1,1,2)
Попробуем улучшить нашу модель

Hosking, LiMcLeod: модель Restricted VAR5:

```
 lags statistic  df p-value
   54  1445.561 972       0

 lags statistic  df p-value
   54  1454.171 972       0
```

Присутсвует авто- кросс- корреляция

Сравним нашу модель с ограничениями по F-stat с моделью ARMA.

```
[1] "F-statistics"

[1] 1.511772

[1] "qf"

[1] 1.442267

[1] "p-value"

[1] 0.003229083
```

Наша модель с ограничениями получилась чуть лучше модели ARMA

Сравним нашу шестью переменными с моделью с трёхпеременной моделью (на данным момент лучшей):

```
[1] "Hosking, LiMcLeod: модель с 3 переменными"

 lags statistic  df    p-value
   54   296.418 243 0.01086519

 lags statistic  df     p-value
   54  300.0004 243 0.007405917

[1] "Hosking, LiMcLeod: модель с 5 переменными"

 lags statistic  df p-value
   54  1404.099 972       0

 lags statistic  df p-value
   54  1412.323 972       0

[1] "F-statistics"

[1] 0.9233216
```

```
[1] "F крит 1%"

[1] 1.313426

[1] "p-value"

[1] 0.6744667
```

Наша модель с шестью переменными хуже модели с тремя переменными.

По итогу, можно сказать, что только два выбранных фактора def_aus, def_usa улучшают прогноз валютного курса в сравнении с одномерной моделью временного ряда.

Прогноз на 5 лет: