Пакеты прикладных программ, задание 1

Задание выполняло 3 человека:

1) Купина Марина (1, 2 часть задания)
2) Носков Глеб (3 часть задания)
3) Чикунов Максим (оформление отчёта и рисование графиков)

Инструкция по запуску:

Подключенные библиотеки: library(tseries), library(forecast), library(MLmetrics)

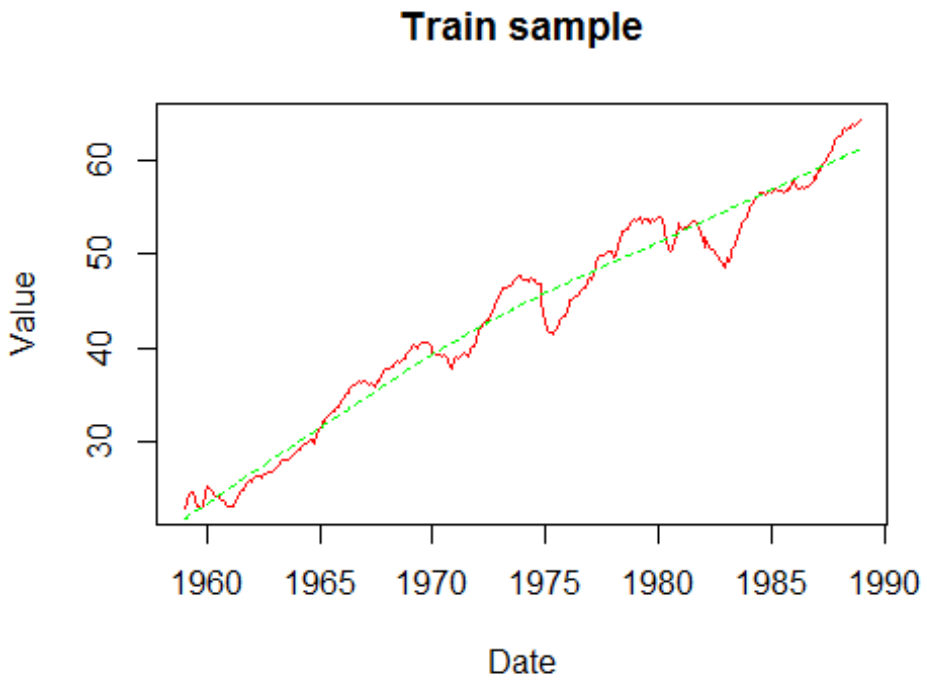
Для запуска необходимо:

1) Открыть файл task1.rmd через RStudio.
2) Указать пути до файлов training.csv, testing.csv.
3) Запустить программу.

Цели и подходы к решению задания:

1)Проверить является ли ряд стационарным в широком смысле.

Для выполнения этой части воспользуемся тестом Дики-Фуллера, который подтверждает или отвергает гипотезу о стационарности временного ряда. Считаем данные из файла training.csv и проведем тест Дики-Фуллера.



Тест Дики-Фуллера:

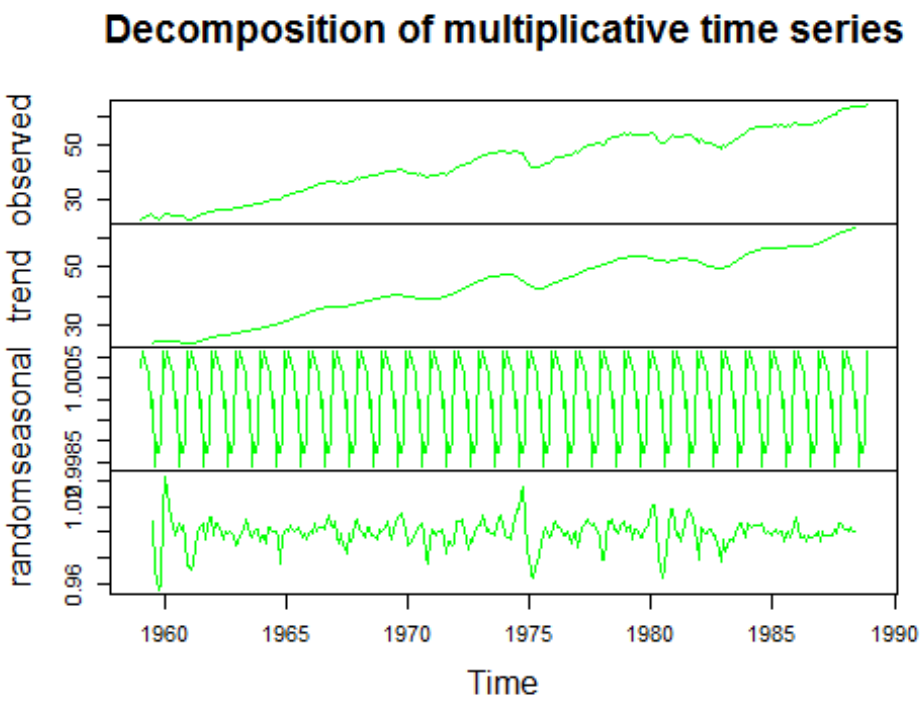
```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  train$Value
## Dickey-Fuller = -3.2505, Lag order = 7, p-value = 0.07962
## alternative hypothesis: stationary
```

Значения p-value выше уровня значимости (5%), что не даёт нам возможности опровергнуть нулевую гипотезу о том, что ряд не стационарен. Однако наличие тренда подтверждает наше опасение: Ряд не стационарен(ниже).

2) Разложить временной ряд на тренд, сезональность, остаток в соответствии с аддитивной, мультипликативной моделями. Визуализировать их, оценить стационарность получившихся рядов, сделать выводы.

   Для разложения исходного ряда будем использовать функцию decompose(). О не стационарности исходного ряда может говорить наличие тренда, что подтверждает полученные нами результаты теста Дики Фуллера. Проверим стационарность тренда, сезональности и остатка.

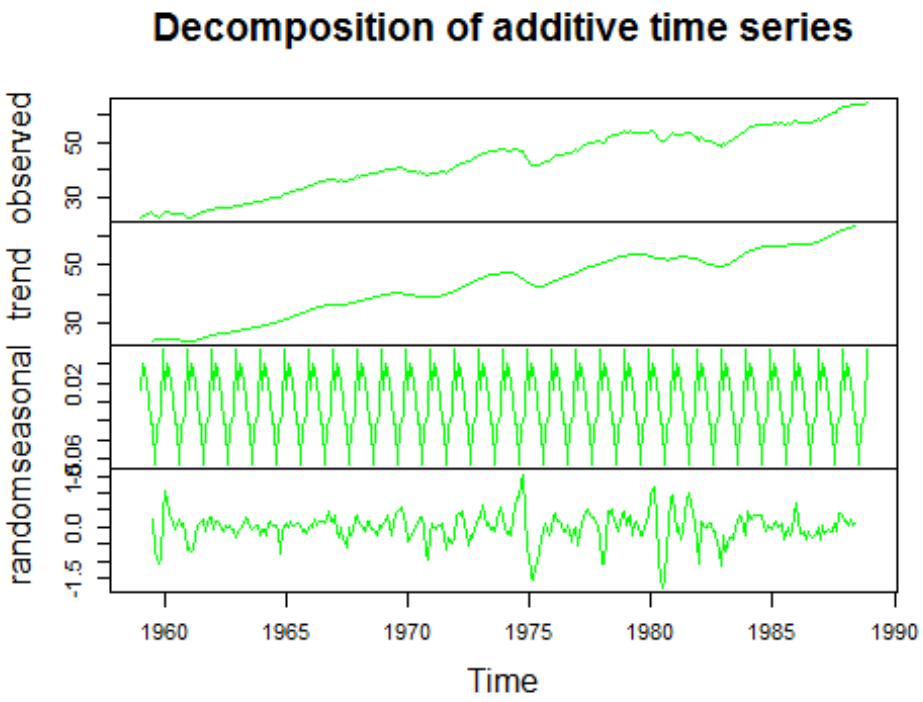
Мультипликативная модель:




```
## Warning in adf.test(dc$seasonal[!is.na(dc$seasonal)], alternative =
## c("stationary")): p-value smaller than printed p-value

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  dc$seasonal[!is.na(dc$seasonal)]
## Dickey-Fuller = -37.814, Lag order = 7, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  dc$trend[!is.na(dc$trend)]
## Dickey-Fuller = -2.853, Lag order = 7, p-value = 0.2169
## alternative hypothesis: stationary

## Warning in adf.test(dc$random[!is.na(dc$random)], alternative =
## c("stationary")): p-value smaller than printed p-value

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  dc$random[!is.na(dc$random)]
## Dickey-Fuller = -7.2542, Lag order = 7, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

Из полученных значений p-value мы можем утрвержать, что сезонная компонента – стационарна, тренд - не стационарный, остаток – стационарен.

Аддитивная модель:




```
## Warning in adf.test(adddc$seasonal[!is.na(adddc$seasonal)], alternative =
## c("stationary")): p-value smaller than printed p-value

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  adddc$seasonal[!is.na(adddc$seasonal)]
## Dickey-Fuller = -63.636, Lag order = 7, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  adddc$trend[!is.na(adddc$trend)]
## Dickey-Fuller = -2.853, Lag order = 7, p-value = 0.2169
## alternative hypothesis: stationary

## Warning in adf.test(adddc$random[!is.na(adddc$random)], alternative =
## c("stationary")): p-value smaller than printed p-value

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  adddc$random[!is.na(adddc$random)]
## Dickey-Fuller = -6.835, Lag order = 7, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

Для аддитивной модели имеем аналогичные результаты.

3) Проверить, является ли временной ряд интегрированным порядка k. Если является, применить к нему модель ARIMA, подобрав необходимые параметры с помощью функции автокорреляции и функции частичной автокорреляции. Выбор параметров обосновать. Отобрать несколько моделей. Предсказать значения для тестовой выборки. Визуализировать их, посчитать r2 score для каждой из моделей.

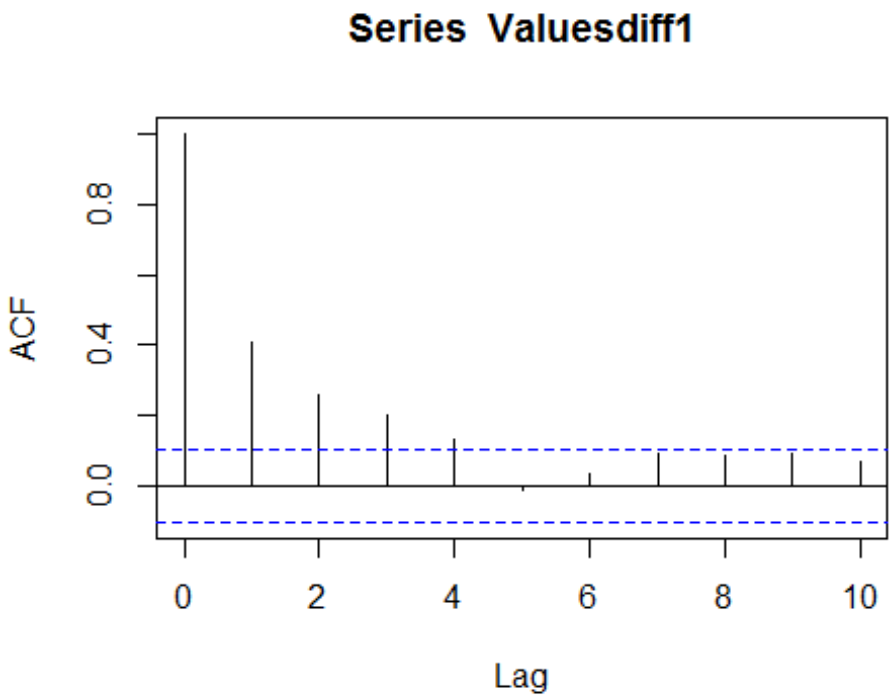
Интегрируемость будет проверять по определению: Интегрированный временной ряд - нестационарный временной ряд, разности некоторого порядка от которого являются стационарным временным рядом.

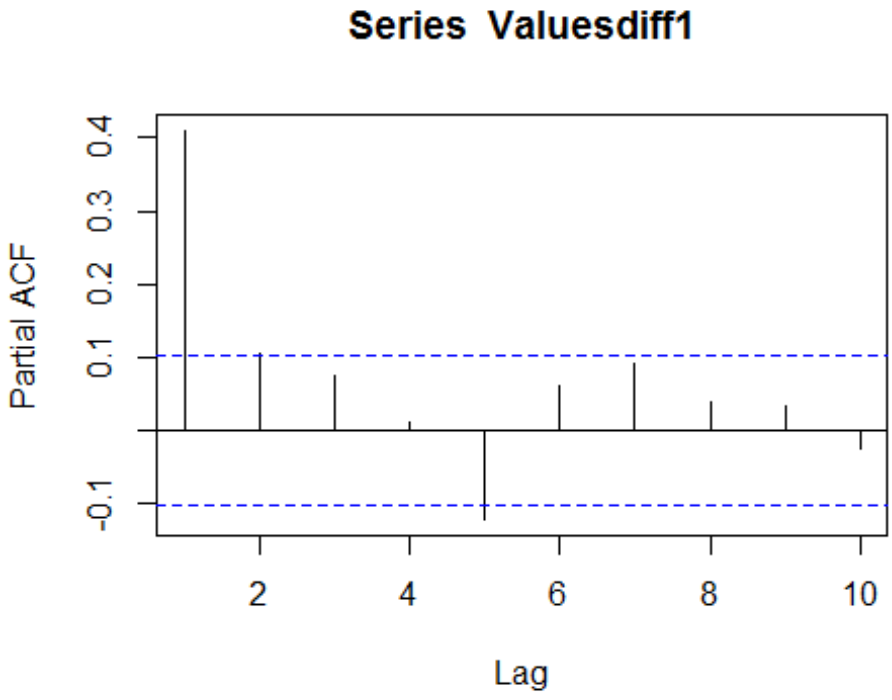
Проверим, является ли дифференцированный ряд стацинарным:

```
## Warning in adf.test(Valuesdiff1, alternative = c("stationary")): p-value
## smaller than printed p-value

##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  Valuesdiff1
## Dickey-Fuller = -5.0661, Lag order = 7, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

Получаем, что ряд соотвтетствующих разностей - стационарный => исходный ряд интегрируем. Значит временной ряд является интегрированным порядка d=1.

Для моделирования будем использовать модель ARIMA, в качестве параметра d которой можем указать значение d = 1(так как ряд - интегрированный). Чтобы построить модель нам нужно определить ещё 2 дополнительных параметра: (p,q). Для их определения нам необходимо изучить автокорреляционную(ACF) и частично автокорреляционную(PACF) функции для ряда первых разностей.





В коррелограмме ACF находим минимальный лаг, который значимо отличается от нуля. Это значение = 5. Поэтому в качестве параметра q можем взять коэффициент q = 4.

По аналогичной логике определяем возможное значение p по коррелограмме PACF. Из графика не понятно, попадает ли значение лага 2 в границы значимости, поэтому выведем значения функции.

```
##
## Partial autocorrelations of series 'Valuesdiff1', by lag
##
##      1      2      3      4      5      6      7      8      9     10
##  0.410  0.105  0.076  0.011 -0.121  0.062  0.091  0.038  0.035 -0.024
```

Лаг=2 лежит вне границ, поэтому можем положить коэффициент p=2.

Поэтому в качестве моделей мы можем рассмотреть 3 основных: ARIMA(p,1,0) ARIMA(0,1,q) ARIMA(p,1,q)

Дополнительно для самопроверки используем функцию auto.arima(), которая определяет коэффициенты для модели с наименьшим модифицированным критерием Акаике(AICc).

Построим несколько моделей с разными коэффициентами и отберем наилучшую модель по информационному критерию Акаике.

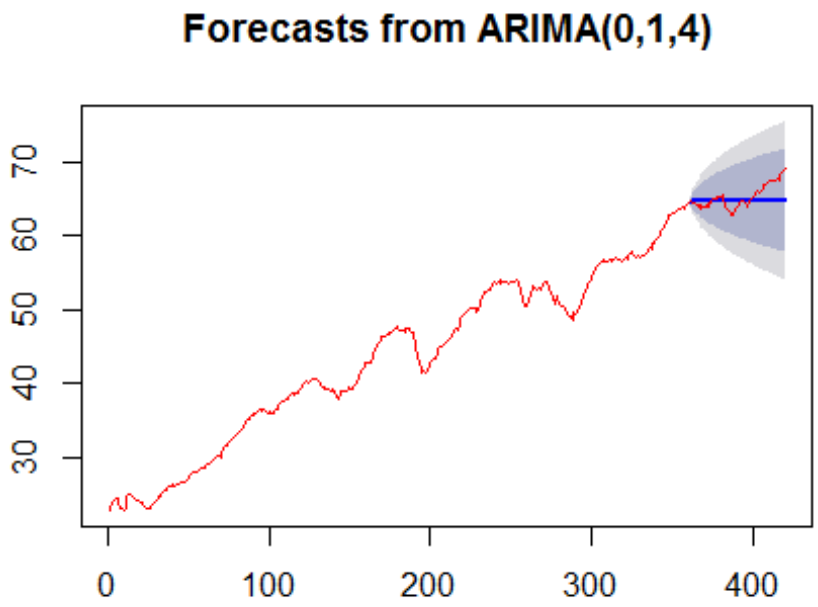
```
## Series: train$Value
## ARIMA(0,1,4) with drift
##
## Coefficients:
##          ma1     ma2     ma3     ma4   drift
##       0.3703  0.2371  0.2090  0.1858  0.1172
## s.e.  0.0519  0.0551  0.0567  0.0530  0.0352
##
## sigma^2 estimated as 0.1135:  log likelihood=-116.5
## AIC=245.01   AICc=245.24   BIC=268.31
```

Построим модели ARIMA1(2,1,0), ARIMA2(0,1,4), ARIMA3(1,1,1), ARIMA4(2,1,4), определим для них r2_score и ту, у которой наименьший критерий Акаике.

```
##        df      AIC
## arima1  3 258.5099
## arima2  5 253.3399
## arima3  3 255.6413
## arima4  7 257.3009
```

Наименьшему критерию соответствуем модель ARIMA(0,1,4)

Построим графики временного ряда training и test и добавим к ним предсказанные значения



Вывод: В качестве модели для прогноза была выбрана ARIMA.
Но предсказанные ей значения отрабатывают не многим лучше, чем горизонтальная прямая, причём для точного out-of-bag прогнозирования на длинные периоды эта модель явно не подходит.
В чём причина такого плохого результата?
Слишком много/мало данных для обучения, неудачный временной ряд - однозначный ответ дать сложно.
Как это решить?
Например, использовать модель экспоненциального скользящего среднего (с модификациями для учёта тренда и сезонности),
нейронные сети для анализа временных рядов и проверить, дают ли они результаты лучше (сравнив их с ARIMA по критерию Акаике). Если это так - то мы получим модель, которую сможем назвать более мощным инструментом для прогнозирования временного ряда в нашей задаче.