

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра теории функций и стохастического анализа

**МОДЕЛИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В АНАЛИЗЕ РЫНКА АКЦИЙ
АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

Студентки 2 курса 248 группы
направления 09.04.03 Прикладная информатика

механико-математического факультета

Ларионовой Анны Алексеевны

Научный руководитель

доцент, к.ф.-м.н.

Н.Ю. Агафонова

Заведующий кафедрой

д.ф.-м.н., доцент

С.П. Сидоров

Саратов 2022

ВВЕДЕНИЕ

Анализ временных рядов - одна из составных частей прикладной статистики. Под временным рядом понимается последовательность значений некоторого протекающего во времени процесса. Примерами временных рядов могут быть финансовые индексы, ежедневные курсы валют, котировки акций, годовые объёмы продаж, квартальные объёмы производства, деловая активность и так далее, то есть переменные, значения которых изменяются со временем.

Если измерения производятся непрерывно, то говорят о временных рядах с непрерывным временем - случайных процессах. Если текущая переменная имеет не временной характер, то говорят о случайных функциях. Случайные функции нескольких переменных - случайные поля. При одновременной регистрации нескольких характеристик исследуемого процесса рассматривают многомерные временные ряды.

По результатам наблюдения уровней временного ряда, в процессе анализа выявляются свойства ряда и вероятностный механизм, порождающий его значения. Основные цели анализа временного ряда можно сформулировать следующим образом:

- 1) описание характерных особенностей ряда;
- 2) выяснение механизма, порождающего временной ряд;
- 3) подбор статистической модели, описывающей временной ряд;
- 4) прогноз будущих значений ряда на основе прошлых наблюдений;
- 5) управление процессом, порождающим временной ряд.

Практическая реализация перечисленных целей выполняется в результате следующих этапов:

- 1) графическое представление временного ряда;
- 2) выделение и удаление: тренда, сезонных и циклических составляющих (выравнивание, сглаживание);
- 3) выделение и удаление низко- или высокочастотных составляющих процесса (фильтрация);
- 4) исследование случайной составляющей временного ряда, оставшейся после сглаживания и фильтрации;

- 5) построение математической модели для описания случайной составляющей и проверка её адекватности;
- 6) прогнозирование будущего развития процесса, описанного временным рядом;
- 7) исследование взаимосвязей между различными временными рядами.

Для решения перечисленных выше задач используются следующие методы и модели:

- 1) методы корреляционного анализа, позволяющие выявить периодические зависимости и их лаги внутри одного процесса (автокорреляция);
- 2) методы спектрального анализа, нацеленные на выявление периодических и квазипериодических составляющих временного ряда;
- 3) методы преобразования временных рядов (сглаживание и фильтрация) с целью удаления из них высокочастотных или сезонных составляющих;
- 4) модели авторегрессии и скользящего среднего (для описания и прогнозирования случайной составляющей временного ряда).

Целью данной работы является изучение моделей временных рядов для анализа и прогнозирования цен на акции.

Задачи:

- 1) Изучить составляющие временного ряда;
- 2) Рассмотреть различные методы прогнозирования;
- 3) Построить модели ARIMA и GARCH для прогнозирования цен;
- 4) Построить eGARCH и tGARCH модели.

Применение временных рядов

В связи с естественным развитием информационных систем и стремительным увеличением объема исторических данных о наблюдаемых явлениях и событиях прогнозирование временных рядов все больше привлекает внимание сообщества исследователей в течение последних нескольких десятилетий.

Существует множество моделей и их вариаций для получения прогнозных значений на требуемый интервал времени с использованием накопленной истории процесса. Успешное прогнозирование временных рядов зависит от выбора подходящей модели. При прогнозировании временных рядов возможны два варианта постановки задачи. В первом варианте для получения будущих значений исследуемого временного ряда используются доступные значения только этого ряда (одномерная модель). Во втором варианте для получения прогнозных значений возможно использование не только фактических значений искомого ряда, но и значений набора внешних факторов, представленных в виде временных рядов (многомерная модель). Объединяющим ограничением для всех видов моделей является горизонт прогнозирования: чем больше интервал времени прогноза, тем хуже модель и ее качественные показатели. Считается, чем сложнее модель, тем больше возможностей появится для «вылета» из фактических предположений модели. Перегруженная модель временного ряда может очень хорошо описывать данные обучения, но не подходить для будущего прогнозирования при другом наборе данных.

Модели ARIMA и GARCH

Наиболее эффективный подход состоит в том, чтобы объединить модели (1) и (2). Таким образом, получается модель авторегрессии и скользящего среднего порядка (p, q) -ARMA(p, q) (3):

$$v_n = \alpha_n - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{n-i}. \quad (1)$$

$$v_n = \alpha_n + \sum_{i=1}^p \phi_i v_{n-i}. \quad (2)$$

$$v_n = \alpha_n + \sum_{i=1}^p \phi_i v_{n-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i \alpha_{n-i}. \quad (3)$$

которая содержит $p + q + 1$ параметров.

Если наблюдаемый ряд $v(t)$ имеет признаки нестационарности (например, какие-либо детерминированные тренды — линейный, полиномиальный и так далее), то стационарный процесс (3) не может быть адекватной моделью. Однако в таком случае может оказаться стационарной некоторая разность наблюдаемого процесса порядка d : $w_n = \nabla^d v_n$, где $\nabla v_n = v_n - v_{n-1}$ — первая разность, а ∇^d означает последовательное применение d раз оператора ∇ . Для описания процесса w_n уже может быть эффективной ARMA-модель. Таким образом, нужно перейти к модели авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего порядка (p, d, q) — ARIMA (p, d, q) (4 и 5):

$$w_n = \nabla^d v_n \quad (4)$$

$$w_n = \alpha_n + \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i w_{n-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i \alpha_{n-i}. \quad (5)$$

Чтобы выразить значения наблюдаемого процесса V_n через значения процесса W_n , описываемого ARMA-моделью (в которую при необходимости может быть включён и постоянный член μ), нужно использовать оператор суммирования.

Модель GARCH(p,q) определяет условную дисперсию как линейную комбинацию p предыдущих квадратов остатков из уравнения условной средней и q лагов предыдущих значений условной дисперсии. В данной модели первый параметр отвечает за безусловное значение волатильности. Вторым за реакцию текущего значения волатильности на предыдущий шок. Третьим отвечает за «сохранение эффекта», то есть насколько продолжительными будут периоды высокой (низкой) волатильности. Если отобразить на временной оси значение доходности какого-нибудь финансового ряда (доходность акции), можно увидеть эффект кластеризации периодов высокой (низкой) волатильности. Этот эффект и пытается уловить GARCH модель (6).

$$h_n = \sigma_n \varepsilon_n \quad (6)$$

где ε_n — белый шум с нулевым средним и единичной дисперсией, а σ_n^2 имеет

вид:

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i h_{n-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{n-i}^2. \quad (7)$$

где α_i, β_i -это параметры модели. Процесс h_n является GARCH(p,q).

Модели eGARCH и tGARCH

Для повышения гибкости исходная GARCH-модель была обобщена и расширена в разных направлениях. Первоначальная спецификация GARCH - модели предполагает, что реакция на шок не зависит от знака шока, а является функцией только от его размера. Тем не менее, один из фактов о финансовой волатильности состоит в том, что плохие новости (отрицательные шоки) обычно оказывают большее влияние на волатильность, чем хорошие новости (положительные шоки). То есть волатильность стремится быть выше на падающем рынке, чем на растущем. Плохие новости обычно снижают цену акций, увеличивая коэффициент рычага (то есть отношение заемного и собственного капитала) и приводя к большей волатильности капитала. На основании этого предположения асимметричное воздействие новостей на волатильность обычно называют эффектом рычага. Альтернативные параметризации пытаются учесть асимметрию поведения волатильности.

В eGARCH модели (9) параметр γ отвечает за асимметрию: если отрицательные шоки порождают большую волатильность, чем положительные, то оценка гамма будет меньше нуля. Модель не требует наложения ограничений на параметры, поскольку условная дисперсия положительна даже при отрицательных параметрах.

$$h_n = \sigma_n \varepsilon_n \quad (8)$$

$$\ln \sigma_n^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i [\theta \varepsilon_{n-i} + \gamma (|\varepsilon_{n-i}| - \sqrt{\frac{2}{\pi}})] + \sum_{i=1}^q \beta_i \ln \sigma_{n-i}^2. \quad (9)$$

В tGARCH модели (11) предположение о наличии асимметрии в сторону отрицательных шоков предполагает, что оценка параметра γ будет положительной. В модели накладываются ограничения на параметры.

$$h_n = \sigma_n \varepsilon_n \quad (10)$$

$$\sigma_n = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p [\alpha_i h_{n-i}^+ + \beta_i h_{n-i}^-] + \sum_{i=1}^q [\gamma_i \sigma_{n-i}^+ + \delta_i \sigma_{n-i}^-]. \quad (11)$$

Использование моделей ARIMA и GARCH для анализа и прогнозирования цен с помощью языка R

R — язык программирования для статистической обработки данных и работы с графикой, а также свободная программная среда вычислений с открытым исходным кодом. Основные преимущества:

- 1) Язык создавался специально для анализа данных: запись конструкций языка понятна многим специалистам в области.
- 2) Многие функции, необходимые для анализа данных, являются встроенными функциями языка. Проверка статистических гипотез зачастую занимает лишь несколько строк кода.
- 3) Удобный репозиторий пакетов и обилие готовых тестов практически под все методы Data Science и машинного обучения.

Рассмотрены временные ряды ежедневных котировок акций следующих компаний за период с 1 января 2021 года по 1 декабря 2021 года: Adobe, Apple.

Акции компании Adobe

Первый рассмотренный ряд — ряд ежедневных котировок акции Adobe. Adobe — американская компания — разработчик программного обеспечения.

На рисунке 1 представлена описательная статистика исходных данных:

Date	Time	Open	High
Min. :20210104	Length:232	Min. :436.8	Min. :440.6
1st Qu.:20210328	Class :character	1st Qu.:485.5	1st Qu.:488.3
Median :20210620	Mode :character	Median :563.4	Median :570.0
Mean :20210627		Mean :557.4	Mean :562.4
3rd Qu.:20210911		3rd Qu.:632.0	3rd Qu.:636.3
Max. :20211202		Max. :695.1	Max. :699.4
Low	Close	Vol	
Min. :420.8	Min. :421.1	Min. : 12273	
1st Qu.:479.3	1st Qu.:485.4	1st Qu.: 29886	
Median :555.0	Median :561.9	Median : 45757	
Mean :551.9	Mean :557.4	Mean : 55232	
3rd Qu.:627.1	3rd Qu.:633.0	3rd Qu.: 70152	
Max. :681.0	Max. :688.4	Max. :238082	

Рисунок 1 - Описательная статистика акции Adobe

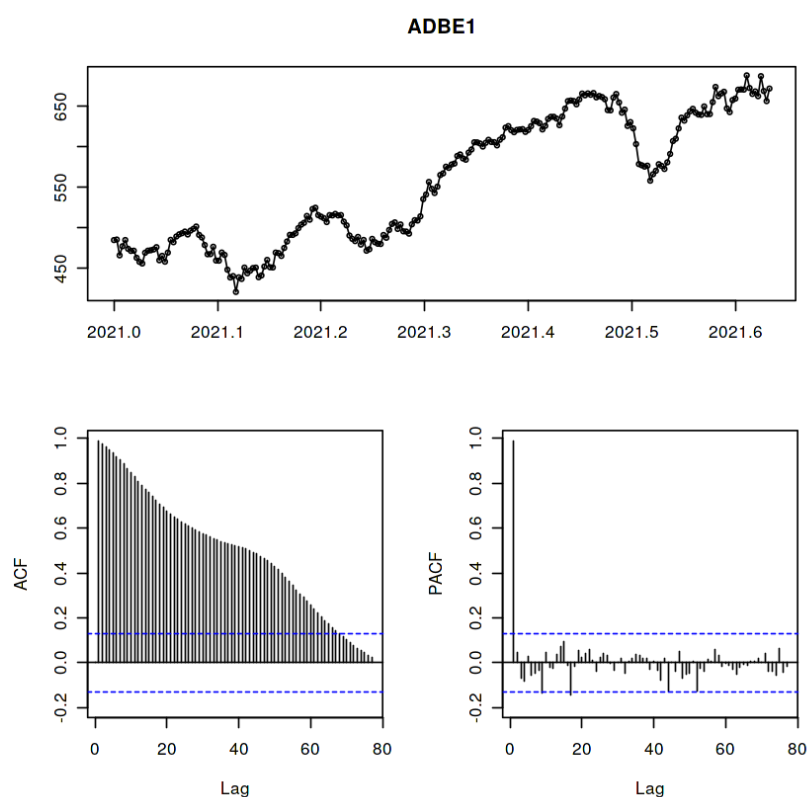


Рисунок 2 - Графики автокорреляционной функции и частной автокорреляционной функции

Для того чтобы проверить ряд на стационарность необходимо воспользоваться одним из тестов на единичный корень. Одним из таких тестов является тест Дикки-Фуллера (Рисунок 3).

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: ADBE1_d2
Dickey-Fuller = -12.72, Lag order = 12, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Рисунок 3 - Тест Дикки-Фуллера

Один из критериев, помогающих определить наилучшую модель, называется критерий Акаике (Рисунки 4 и 5):

```
Series: ADBE1
ARIMA(1,1,0) with drift

Coefficients:
    drift
    0.8094
s.e.    0.5599

sigma^2 estimated as 72.74:  log likelihood=-822.41
AIC=1648.81  AICc=1648.86  BIC=1655.7
```

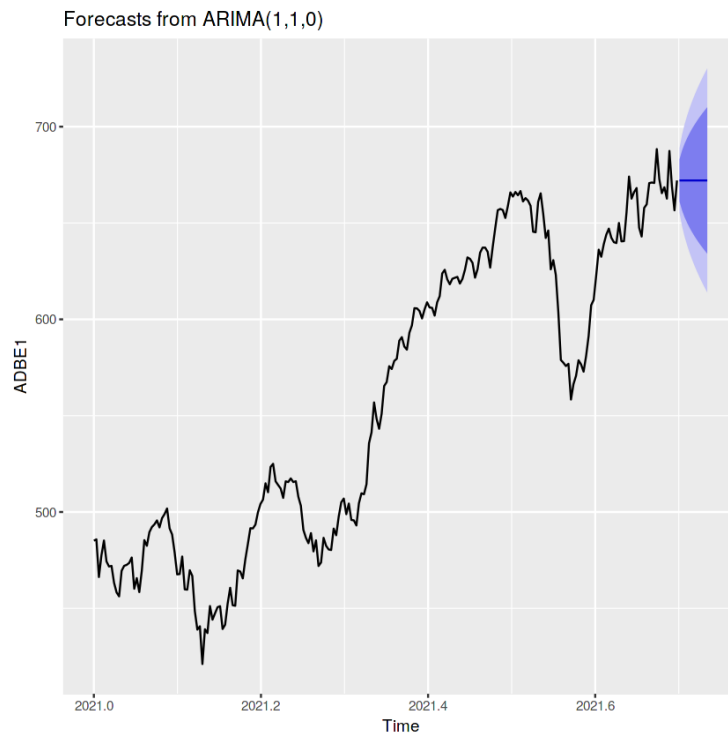


Рисунок 4 - Построенная модель ARIMA

Для данного временного ряда лучше всего подошла модель Arima(1,1,0). Критерий Акаике равен 1648.86.

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021.6356	671.5717	660.5800	682.5633	654.7614	688.3820
2021.6384	671.0658	655.5597	686.5720	647.3512	694.7804
2021.6411	670.5625	651.6183	689.5067	641.5898	699.5352
2021.6438	670.0617	648.2407	691.8827	636.6893	703.4340
2021.6466	669.5633	645.2267	693.8999	632.3437	706.7830
2021.6493	669.0674	642.4735	695.6614	628.3955	709.7394
2021.6521	668.5740	639.9196	697.2283	624.7509	712.3970
2021.6548	668.0830	637.5252	698.6408	621.3488	714.8172
2021.6575	667.5944	635.2622	699.9267	618.1465	717.0424
2021.6603	667.1083	633.1102	701.1064	615.1127	719.1039
2021.6630	666.6246	631.0539	702.1953	612.2239	721.0252
2021.6658	666.1432	629.0812	703.2053	609.4617	722.8248

Рисунок 5 - Прогноз цены с помощью ARIMA

Далее переходим к GARCH модели.

Делаем прогноз на 46 шагов вперёд (Рисунок 6):

-----	*-----*	*-----*
* GARCH Model Forecast *	* GARCH Model Forecast *	* GARCH Model Forecast *
-----	*-----*	*-----*
Model: fGARCH fGARCH Sub-Model: GARCH	Model: eGARCH Horizon: 46 Roll Steps: 10 Out of Sample: 46	Model: fGARCH fGARCH Sub-Model: TGARCH
Horizon: 46 Roll Steps: 10 Out of Sample: 46	0-roll forecast [T0=1970-07-05]:	Horizon: 46 Roll Steps: 10 Out of Sample: 46
0-roll forecast [T0=1970-07-05]:	Series Sigma	0-roll forecast [T0=1970-07-05]:
Series Sigma	T+1 0 0.02114	Series Sigma
T+1 0 0.02540	T+2 0 0.02092	T+1 0 0.02770
T+2 0 0.02526	T+3 0 0.02071	T+2 0 0.02765
T+3 0 0.02512	T+4 0 0.02052	T+3 0 0.02760
T+4 0 0.02498	T+5 0 0.02033	T+4 0 0.02756
T+5 0 0.02484	T+6 0 0.02016	T+5 0 0.02751
T+6 0 0.02471	T+7 0 0.02000	T+6 0 0.02747
T+7 0 0.02458	T+8 0 0.01984	T+7 0 0.02743
T+8 0 0.02446	T+9 0 0.01970	T+8 0 0.02738
T+9 0 0.02434	T+10 0 0.01956	T+9 0 0.02734
T+10 0 0.02422	T+11 0 0.01943	T+10 0 0.02730
T+11 0 0.02410	T+12 0 0.01930	T+11 0 0.02726
T+12 0 0.02399	T+13 0 0.01919	T+12 0 0.02722
T+13 0 0.02387	T+14 0 0.01908	T+13 0 0.02718
T+14 0 0.02377	T+15 0 0.01897	T+14 0 0.02715
T+15 0 0.02366	T+16 0 0.01887	T+15 0 0.02711
T+16 0 0.02356	T+17 0 0.01878	T+16 0 0.02707
T+17 0 0.02346	T+18 0 0.01869	T+17 0 0.02704
T+18 0 0.02336	T+19 0 0.01861	T+18 0 0.02700
T+19 0 0.02326	T+20 0 0.01853	T+19 0 0.02697
T+20 0 0.02317	T+21 0 0.01845	T+20 0 0.02693
T+21 0 0.02308	T+22 0 0.01838	T+21 0 0.02690
T+22 0 0.02299	T+23 0 0.01831	T+22 0 0.02686
T+23 0 0.02291	T+24 0 0.01825	T+23 0 0.02683
T+24 0 0.02282	T+25 0 0.01819	T+24 0 0.02680
T+25 0 0.02274	T+26 0 0.01813	T+25 0 0.02677
T+26 0 0.02266	T+27 0 0.01808	T+26 0 0.02674
T+27 0 0.02258	T+28 0 0.01802	T+27 0 0.02671
T+28 0 0.02251	T+29 0 0.01797	T+28 0 0.02668
T+29 0 0.02243	T+30 0 0.01793	T+29 0 0.02665
T+30 0 0.02236	T+31 0 0.01788	T+30 0 0.02662
T+31 0 0.02229	T+32 0 0.01784	T+31 0 0.02659
T+32 0 0.02222	T+33 0 0.01780	T+32 0 0.02656
T+33 0 0.02216	T+34 0 0.01776	T+33 0 0.02653
T+34 0 0.02209	T+35 0 0.01772	T+34 0 0.02651
T+35 0 0.02203	T+36 0 0.01769	T+35 0 0.02648
T+36 0 0.02197	T+37 0 0.01766	T+36 0 0.02645
T+37 0 0.02191	T+38 0 0.01763	T+37 0 0.02643
T+38 0 0.02185	T+39 0 0.01760	T+38 0 0.02640
T+39 0 0.02179	T+40 0 0.01757	T+39 0 0.02638
T+40 0 0.02174	T+41 0 0.01754	T+40 0 0.02635
T+41 0 0.02168	T+42 0 0.01752	T+41 0 0.02633
T+42 0 0.02163	T+43 0 0.01749	T+42 0 0.02630
T+43 0 0.02158	T+44 0 0.01747	T+43 0 0.02628
T+44 0 0.02153	T+45 0 0.01745	T+44 0 0.02626
T+45 0 0.02148	T+46 0 0.01743	T+45 0 0.02624
T+46 0 0.02144		T+46 0 0.02621

Рисунок 6 - Прогноз волатильности с помощью GARCH, eGARCH и tGARCH

Все модели предсказали понижение волатильности акций компании Adobe.

Акции компании Apple

Apple — американская корпорация, производитель персональных и планшетных компьютеров, аудиоплееров, смартфонов, программного обеспечения (Рисунки 7 и 8).

Date	Time	Open	High
Min. :20210104	Length:232	Min. :119.0	Min. :120.4
1st Qu.:20210328	Class :character	1st Qu.:128.3	1st Qu.:129.7
Median :20210620	Mode :character	Median :136.4	Median :137.4
Mean :20210627		Mean :138.0	Mean :139.4
3rd Qu.:20210911		3rd Qu.:147.5	3rd Qu.:149.0
Max. :20211202		Max. :167.5	Max. :170.3
Low	Close	Vol	
Min. :116.2	Min. :116.4	Min. : 1842411	
1st Qu.:126.8	1st Qu.:127.9	1st Qu.: 3166290	
Median :135.0	Median :136.9	Median : 4023983	
Mean :136.7	Mean :138.1	Mean : 4329610	
3rd Qu.:146.3	3rd Qu.:147.6	3rd Qu.: 5032526	
Max. :164.6	Max. :165.4	Max. :12441541	

Рисунок 7 - Описательная статистика акции Apple

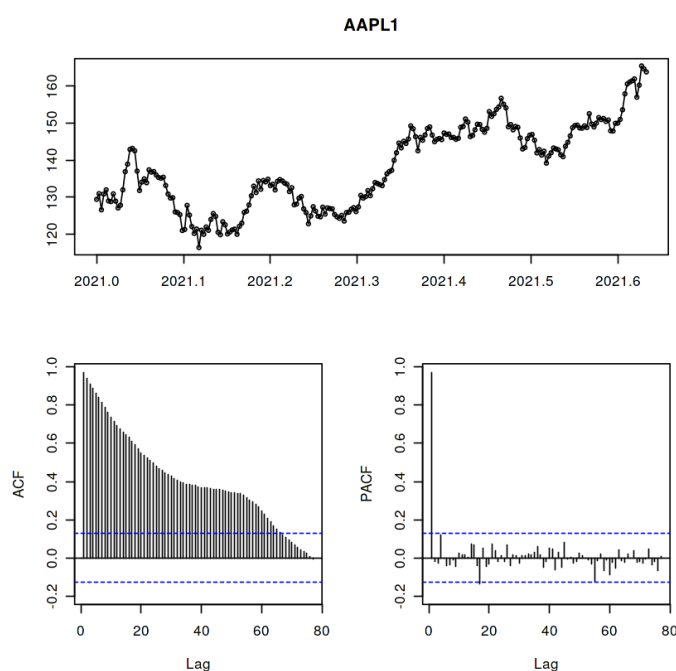


Рисунок 8 - Графики автокорреляционной функции и частной автокорреляционной функции

```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: AAPL1_d2
Dickey-Fuller = -12.248, Lag order = 12, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

```

Рисунок 9 - Тест Дикки-Фуллера

Значение $p\text{-value}=0,01$ является величиной меньшей, чем критическое значение $= 0,05$, следовательно ряд является стационарным (Рисунок 9).

Для данного временного ряда лучше всего подошла модель Arima(1,1,0).
Критерий Акаике равен 998.02 (Рисунок 10).

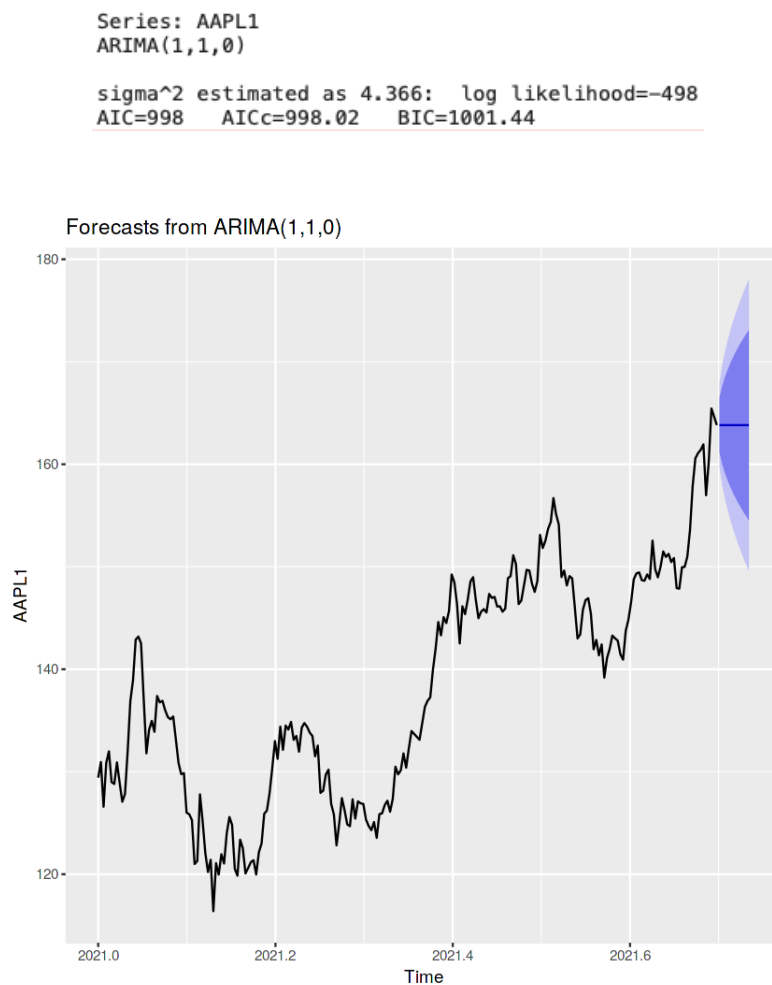


Рисунок 10 - Построенная модель ARIMA

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021.6356	163.5607	160.8771	166.2443	159.4565	167.6649
2021.6384	163.3045	159.5315	167.0775	157.5342	169.0748
2021.6411	163.0513	158.4573	167.6453	156.0254	170.0772
2021.6438	162.8011	157.5271	168.0750	154.7353	170.8668
2021.6466	162.5537	156.6914	168.4161	153.5880	171.5195
2021.6493	162.3093	155.9244	168.6943	152.5444	172.0743
2021.6521	162.0678	155.2108	168.9248	151.5809	172.5547
2021.6548	161.8291	154.5405	169.1177	150.6822	172.9760
2021.6575	161.5932	153.9064	169.2799	149.8373	173.3490
2021.6603	161.3600	153.3034	169.4167	149.0384	173.6816
2021.6630	161.1296	152.7274	169.5319	148.2795	173.9797
2021.6658	160.9019	152.1754	169.6285	147.5558	174.2480

Рисунок 11 - Прогноз цены с помощью ARIMA

-----	*-----*	*-----*
* GARCH Model Forecast *	* GARCH Model Forecast *	* GARCH Model Forecast *
Model: fGARCH	Model: eGARCH	Model: fGARCH
fGARCH Sub-Model: GARCH	Horizon: 46	fGARCH Sub-Model: TGARCH
Horizon: 46	Roll Steps: 10	Horizon: 46
Roll Steps: 10	Out of Sample: 46	Roll Steps: 10
Out of Sample: 46	0-roll forecast [T0=1970-07-05]:	Out of Sample: 46
0-roll forecast [T0=1970-07-05]:	Series Sigma	0-roll forecast [T0=1970-07-05]:
Series Sigma	T+1 0 0.01515	Series Sigma
T+1 0 0.01434	T+2 0 0.01507	T+1 0 0.01522
T+2 0 0.01453	T+3 0 0.01501	T+2 0 0.01518
T+3 0 0.01468	T+4 0 0.01496	T+3 0 0.01515
T+4 0 0.01481	T+5 0 0.01492	T+4 0 0.01513
T+5 0 0.01491	T+6 0 0.01489	T+5 0 0.01511
T+6 0 0.01500	T+7 0 0.01486	T+6 0 0.01509
T+7 0 0.01507	T+8 0 0.01484	T+7 0 0.01508
T+8 0 0.01513	T+9 0 0.01482	T+8 0 0.01507
T+9 0 0.01518	T+10 0 0.01481	T+9 0 0.01506
T+10 0 0.01522	T+11 0 0.01480	T+10 0 0.01505
T+11 0 0.01526	T+12 0 0.01479	T+11 0 0.01505
T+12 0 0.01529	T+13 0 0.01478	T+12 0 0.01504
T+13 0 0.01531	T+14 0 0.01478	T+13 0 0.01504
T+14 0 0.01533	T+15 0 0.01478	T+14 0 0.01504
T+15 0 0.01535	T+16 0 0.01477	T+15 0 0.01504
T+16 0 0.01536	T+17 0 0.01477	T+16 0 0.01504
T+17 0 0.01537	T+18 0 0.01477	T+17 0 0.01503
T+18 0 0.01538	T+19 0 0.01476	T+18 0 0.01503
T+19 0 0.01539	T+20 0 0.01476	T+19 0 0.01503
T+20 0 0.01540	T+21 0 0.01476	T+20 0 0.01503
T+21 0 0.01540	T+22 0 0.01476	T+21 0 0.01503
T+22 0 0.01541	T+23 0 0.01476	T+22 0 0.01503
T+23 0 0.01541	T+24 0 0.01476	T+23 0 0.01503
T+24 0 0.01541	T+25 0 0.01476	T+24 0 0.01503
T+25 0 0.01542	T+26 0 0.01476	T+25 0 0.01503
T+26 0 0.01542	T+27 0 0.01476	T+26 0 0.01503
T+27 0 0.01542	T+28 0 0.01476	T+27 0 0.01503
T+28 0 0.01542	T+29 0 0.01476	T+28 0 0.01503
T+29 0 0.01542	T+30 0 0.01476	T+29 0 0.01503
T+30 0 0.01542	T+31 0 0.01476	T+30 0 0.01503
T+31 0 0.01542	T+32 0 0.01476	T+31 0 0.01503
T+32 0 0.01543	T+33 0 0.01476	T+32 0 0.01503
T+33 0 0.01543	T+34 0 0.01476	T+33 0 0.01503
T+34 0 0.01543	T+35 0 0.01476	T+34 0 0.01503
T+35 0 0.01543	T+36 0 0.01476	T+35 0 0.01503
T+36 0 0.01543	T+37 0 0.01476	T+36 0 0.01503
T+37 0 0.01543	T+38 0 0.01476	T+37 0 0.01503
T+38 0 0.01543	T+39 0 0.01476	T+38 0 0.01503
T+39 0 0.01543	T+40 0 0.01476	T+39 0 0.01503
T+40 0 0.01543	T+41 0 0.01476	T+40 0 0.01503
T+41 0 0.01543	T+42 0 0.01476	T+41 0 0.01503
T+42 0 0.01543	T+43 0 0.01476	T+42 0 0.01503
T+43 0 0.01543	T+44 0 0.01476	T+43 0 0.01503
T+44 0 0.01543	T+45 0 0.01476	T+44 0 0.01503
T+45 0 0.01543	T+46 0 0.01476	T+45 0 0.01503
T+46 0 0.01543		T+46 0 0.01503

Рисунок 12 - Прогноз волатильности с помощью GARCH, eGARCH и tGARCH

Модели eGARCH и tGARCH предсказали понижение волатильности акций компании Apple. Но модель GARCH предсказала повышение волатильности.

Полосы Боллинджера

С помощью Полос Боллинджера можно проверить точность прогноза моделей, сравнивая с реальными историческими данными.



Рисунок 13 - Полосы Боллинджера (Adobe)

Более точным оказался прогноз модели tGARCH.



Рисунок 14 - Полосы Боллинджера (Apple)

По графику видно, что полосы Боллинджера сжимаются. Модели eGARCH и tGARCH сделали верный прогноз.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Были рассмотрены модели временных рядов, изучен язык программирования R, построены модели ARIMA, GARCH, eGARCH и tGARCH для анализа и прогнозирования акций Adobe и Apple. Можно сделать вывод о том, что не существует универсального метода прогнозирования временных рядов, каждый метод находит свое применение для разных типов временного ряда.