

**НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

**ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ**

**ФАКУЛЬТЕТ ЭКОНОМИЧЕСКИХ НАУК**

**Курсовая работа**

**«Развитие прогнозирования цен акций»**

**«Development of Stock Price Forecasting»**

Работу выполнила:

Мордовина Елена

группа МФР172

Научный руководитель:

доцент, Галанова А.В.

Москва 2018

## **Оглавление**

<b>Введение .....</b>	<b>3</b>
<b>Глава I. Обзор предшествующих исследований.....</b>	<b>4</b>
1.1. Исследования, посвященные природе секторов экономики.....	4
1.2. Свойства и особенности финансовых временных рядов .....	7
1.3. Исследования на основе GARCH-моделей.....	9
1.3.1. Одномерные GARCH-моделей.....	9
1.3.2. Многомерные GARCH модели.....	12
<b>Глава II. Описание выборки и методологии.....</b>	<b>15</b>
2.1. Выборка и анализ данных .....	15
2.2. Описание методологии исследования.....	18
2.2.1. ARCH-GARCH-модель .....	19
2.2.2. Асимметричные ARCH-GARCH-модель .....	19
2.2.3. Многомерная DCC-GARCH модель. ....	21
<b>Глава III. Результаты исследования .....</b>	<b>22</b>
3.1. Построение ARMA-GARCH модели.....	22
3.1.1. Предварительный процесс построения GARCH моделей .....	22
3.1.2. Построение GARCH моделей.....	24
3.2. Моделирование прогнозов котировок отраслевых индексов. ....	27
3.3. Анализ динамических условных корреляций .....	28
<b>Заключение .....</b>	<b>33</b>
<b>Список литературы.....</b>	<b>34</b>
<b>Приложение А. ....</b>	<b>36</b>
<b>Приложение Б.....</b>	<b>40</b>

## Введение

Каждый участник фондового рынка стремится предсказать будущий тренд выбранных им активов. На сегодняшний день существует огромное количество всевозможных техник, направленных на прогнозирование цен акций. В центре исследования в данной работе будут стоять наиболее популярные эконометрические модели прогнозирования – модели семейства GARCH, которые исследуют волатильность ценной бумаги и на ее основе предсказывают будущую доходность.

Второй и не менее важной задачей для каждого инвестора является сохранить желаемый уровень риска при составлении портфеля. Он должен четко понимать, как взаимосвязаны активы между собой и с экономической и рыночной конъюнктурой. Для исследования данного вопроса практическая часть будет дополнена асимметричными моделями GARCH, которые позволят установить амплитуду реакции ценной бумаги на положительные и отрицательные новостные шоки, и многомерной моделью DCC-GARCH, с помощью которой будут моделироваться условные динамические корреляции между доходностями акций и фондовым рынком.

В итоге в данной работе будет осуществлено комбинирование одномерных и многомерных моделей. Подобный многосторонний подход, во-первых, позволит улучшить качество прогнозов и, во-вторых, поможет инвестору обезопасить портфель в случае неточного предсказания за счет добавления бумаг с различной корреляцией между собой и реакцией на рынок. Для более полного охвата российского рынка акций в качестве объектов исследования будут использованы отраслевые индексы компаний нефтегазовой отрасли, потребительского сектора, химической и нефтехимической отрасли и энергетической отрасли. В качестве рыночного индекса используется индекс ММВБ. Интервал исследования: с 09.01.2013-29.12.2017.

## **Глава I. Обзор предшествующих исследований**

Данная глава посвящена теоретическому исследованию поднятой тематики. В первой части будет произведен анализ специфики различных секторов, их взаимодействию с рынком и важности их исследования. Далее подробно будет описана специфика финансовых временных рядов, понимание которой позволит выбрать наилучшую спецификацию модели, а, следовательно, построить наиболее точный прогноз. Также будет произведен обзор литературы, посвященной различным GARCH моделям и их качеству.

### **1.1. Исследования, посвященные природе секторов экономики**

Объектом исследования в данной работе выступают отраслевые индексы России. Данный раздел посвящен описанию специфики отраслей экономик, их взаимосвязи с рынком и актуальности их исследования.

Опыт и события последних лет показали, что экономики стран все больше влияют друг на друга и объединяются. Вспомним, например, кризис 2008 года, который, образовавшись на американском рынке, стремительно разошелся и в другие развитые и некоторые развивающиеся страны. Chen, Benett, Zheng (2006) утверждают, что с учетом активного процесса глобализации, диверсифицировать портфель с помощью инвестиций в разные мировые рынки становится менее эффективно и более рискованно. Анализ корреляционных взаимосвязей между отраслями и странами на развитых и развивающихся рынках показал, что на развитых рынках корреляция стала выше среди стран, нежели отраслей.

Phylaktise, Xia (2002) сравнивали взаимосвязи между странами и отраслями на выборке из 50 отраслей и 34 стран мира за период с 1992-2001. Они установили, что с каждым годом увеличивается роль отраслевого эффекта. На момент их исследования, диверсификация с использованием технологического сектора, потребительского сектора, отрасли по производству табачной продукции вполне может конкурировать с диверсификацией портфеля с использованием бумаг разных стран.

В итоге, как показывают исследования, диверсификация портфеля страновым методом становится менее эффективной, и вместе с этим растет популярность диверсификации посредством включения ценных бумаг различных отраслей. Следовательно, каждому инвестору необходимо четко понимать, как взаимосвязаны котировки секторов между собой и с фондовым рынком в целом. Подобное знание является незаменимым в процессе выбора объекта инвестирования и прогнозирования.

Все индустрии можно разбить на две группы: *циклические и контрциклические или оборонительные отрасли*. Первая группа включает сектора, чувствительные к экономической конъюнктуре, а значит, в периоды роста котировки их компаний тоже имеет повышательный тренд. К данному классу секторов можно отнести отрасль по производству товаров длительного пользования, промышленный сектор, технологический сектор, финансовый сектор, телекоммуникационные компании. Emsbo-Mattingly et al (2014) в своей работе показали, что данные фирмы восстанавливаются вместе с фондовым рынком и приносят избыточную доходность в период оживления экономики после кризиса. А, например, сектор информационных технологий и нефтегазовый сектор приносят высокие доходности, когда фондовый рынок начинает перегреваться.

Оборонительные отрасли, напротив, устойчивы к колебаниям экономики. В данную группу входят индустрии, производящие товары и услуги с неэластичным спросом. Davis и Philips (2007) отметили, что их отличительным признаком является достаточно низкий бета коэффициент. К ним можно отнести следующие отрасли: *здравоохранения, производство товаров первого назначения, сфера производства коммунальных услуг*. Как показывает исследование Emsbo-Mattingly et al (2014) ценные бумаги оборонительных секторов в период падения фондового рынка могут позволить инвесторам избежать убытков или даже заработать небольшую избыточную доходность.

Несомненно, различная корреляция отраслей экономики с фондовым рынком обусловлена природой каждой из них и соответствующей реакцией на макроэкономическую конъюнктуру. В период экономического спада, который сопровождается сокращением совокупного дохода населения, снижается спрос на товары не первой необходимости. В силу сокращения совокупного потребления, предприятия начинают нести потери, что в конечном итоге выражается в понижательно тренде их акций. Тем не менее, на товары и услуги оборонительных отраслей население предъявляет постоянный уровень спроса вне зависимости от конъюнктуры рынка вследствие их необходимости в повседневной жизни.

Отметим, что отраслевые стратегии на фондовом рынке имеют достаточно широкое применение. Например, Sorensen, Burke (1986) в своей научной работе формировали портфель исходя из ценных бумаг 3, 5 и 10 лидирующих отраслей. Авторы применяли активную стратегию. Они установили, что в зависимости от количества акций различных отраслей меняется уровень риска, а значит целевая стратегия инвестора. Если участник фондового рынка стремится извлечь максимальную избыточную доходность, то он может включать около 3 различных отраслей. Напротив, если основной задачей является диверсификация, то оптимальное количество – это около 10 различных секторов.

Отраслевой эффект также можно применять для стратегии моментума. Moskowitz, Grinblatt (1999) доказали, что при добавлении в данную стратегию отраслевого эффекта инвесторы могут извлекать более высокую доходность. O’Niel (2000), измеряя отраслевой моментум с помощью взаимных фондов, также пришел к выводу о том, что данная стратегия приносит инвестору избыточную прибыль относительно рыночного портфеля. Тем не менее, Moskowitz, Grinblatt (1999) и O’Niel (2000) предупреждают, что отраслевые стратегии сопряжены с высокими рисками.

Основной задачей данной главы было показать, что понимание степени волатильности отраслей, их взаимосвязей между собой и рынком является

ключевым моментом как на этапе выбора стратегии и объектов инвестирования, так и при прогнозировании котировок актива.

## **1.2. Свойства и особенности финансовых временных рядов**

Большое количество эмпирических исследований финансовых временных рядов показывают, что они обладают особыми свойствами, так называемыми «*стилизованными фактами*». Для моделирования прогнозов и повышения качества моделей необходимо четко понимать особенности работы с подобными данными.

Первая отличительная черта финансовых временных рядов заключается в наличии *избыточной или необъясняемой волатильности*. В теории предполагается, что резкая смена тренда котировок акций происходят посредством влияние новостных шоков. Однако ряд научных работ показывают, что значительная часть колебаний не получается обосновать с помощью фундаментальных экономических характеристик. Culter et al (1988) в своей работе задались целью установить, какую долю вариации доходности акций можно объяснить с помощью новостных шоков на примере рыночного индекса S&P500. Они рассматривали общий спектр новостей: макроэкономическую информацию, политические и международные новости. В итоге Culter et al (1988) установили, что только около одной трети колебаний можно объяснить подобным образом. Спустя несколько десятилетий Cornell (2013) также показал, что, несмотря на то, что с течением лет произошло значительное развитие информационных технологий, усовершенствование рыночного регулирования и расширилось представления в СМИ финансовых продуктов природа значительного количества резких скачков остается загадкой. Данный факт еще больше выступает в пользу диверсификации портфелей с целью снижения рисков вследствие рыночной неопределенности.

Одной из самых известных особенностей финансовых временных рядов является *кластеризация волатильности*, которая выражается в том,

что длительные периоды высокой волатильности сменяются длительными периодами низкой волатильности. Вероятное объяснение данного феномена, согласно Brooks (2008), заключается в том, что информация, поступающая на рынок и толкающая цены активов в ту или иную сторону, поступает в связке, группой. Природа реакции рядов доходностей на новости порождает еще один «стилизированный факт» - *долгую память финансовых временных рядов*. Данный феномен отражает факт того, что рынок реагирует на новую информацию не мгновенно, а постепенно с течением времени. Математически вышеописанные стилизованные факты проявляются вследствие наличия у временного ряда абсолютных доходностей значимой автокорреляции, причем автокорреляционная функция медленно убывает (эффект долгой памяти) (Tseng и Li (2011), Niu и Wang (2013)). Важно отметить, что феномен кластеризация волатильности послужил стимулом для создания моделей семейства GARCH, которые легли в основу эмпирического исследования в данной работе.

Особое место стоит уделить свойствам распределения финансовых временных рядов. В большинстве случаев они демонстрируют сильную островершинность (тяжелые хвосты распределения), что означает, что их распределение далеко от нормального закона. Kirchlera и Hubera (2009) с помощью эксперимента, проведенного на основе искусственно созданного финансового рынка, доказали, что толстые хвосты распределения также являются следствием реакции временного ряда на поступления новой информации.

Еще одним важным свойством, которое нельзя упустить, является *эффект «рычага»* или *эффект асимметрии* финансовых временных рядов. Он заключается в том, что негативные новости, приводящие к падению котировок, увеличивают степень волатильности в большей мере, чем положительные информационные шоки (Федорова (2011)). В силу того, что в базовой спецификации GARCH ( $p, q$ ) модели не учитывается эффект асимметрии, появилось обширное количество модификаций и расширений



первоначальной модели, такие как, например, EGARCH и TGARCH, которые далее будут рассмотрены более подробно.

В данном разделе были приведены основные особенности финансовых временных рядов, понимание которых в данной работе является необходимым для успешного отбора спецификации моделей, на основе которых будет производиться построение прогнозов и моделирование динамических условных корреляций.

### **1.3. Исследования на основе GARCH-моделей**

Модели семейства ARCH-GARCH занимают особое и значительное место среди эконометрических методик анализа и моделирования прогнозов и в главную очередь в силу учета специфика финансовых временных рядов. Задача данной главы – рассмотреть результаты научных работ, посвященных моделям семейства ARCH-GARCH, что в итоге позволит вывить основные тренды в данной сфере и подобрать наилучшие модели для прогнозирования отраслевых индексов и построения условных корреляционных взаимосвязей между ними и рыночным индексом.

#### **1.3.1. Одномерные GARCH-моделей**

В основе GARCH-моделей лежит предположение о том, что условная дисперсия временного ряда зависит от ее предыдущих значений. Прогнозирование в рамках данной модели осуществляется на основе исторической волатильности. Необходимость и актуальность исследования волатильности цен акций выделяет Lin (2018). Во-первых, каждый участник фондового рынка стремится предсказать вероятность дефолта актива, в который он вложил свои денежные средства. Высокая волатильность актива является хорошим индикатором рискованного состояния компании и вероятного наступления банкротства. Во-вторых, степень волатильности способствует установлению премии за риск того или иного актива. Наконец, в силу того, что значительная часть инвесторов относятся к рискофобам, моменты высокой волатильности на рынке могут сигнализировать о скором

значительном оттоке инвесторов, что повлечет падение котировок ценной бумаги.

На данный момент в эконометрической теории существует обширное разнообразие всевозможных модификаций GARCH-моделей, которые можно разделить на следующие группы: базовые модели (ARCH, GARCH, GARCH-M), асимметричные модели GARCH (EGARCH, TARARCH, QGARCH, AGARCH), модели с длинной памятью (IGARCH) и обобщающие модели (APGARCH).

Отметим, что вариаций различных моделей значительно больше, чем перечислено выше. Многие исследователи задаются вопросом, действительно ли модифицированные и усложненные модели позволяют спрогнозировать финансовый временной ряд лучше, чем базовые модели. Hansen и Lunde (2005) пытались определить целесообразность существования модификаций. Авторы сравнили качество прогнозов, построенных на основе 330 видов GARCH-моделей. Объектом исследования Hansen и Lunde (2005) выбрали дневные котировки валютной пары «немецкая марка-доллар (DMD)» и доходность акций компании IBM. Модели проверялись на робастность, производилась апробация результатов с помощью нескольких функций потерь (MSE, QLike, MAE,  $R^2\text{Log}$ ). Результаты исследования показали, что для ряда доходности валютной пары наилучшей модификацией является модель GARCH(1,1), для доходности акций IBM, наоборот, асимметричные модели показали наилучшие результаты.

Hansen и Lunde (2005) также исследовали проблему выбора подходящего распределения остатков. Авторы утверждают, что распределение Стьюдента больше подходит для прогнозирования курса валютной пары, в то время как для доходности акций лучше использовать Гаусовское распределение.

В отличие от Hansen и Lunde (2005), которые использовали достаточно узконаправленный объект исследования, а именно доходность акций одной компании и одной валютной пары, Lin (2018) анализировал качество

прогнозной силы моделей из семейства GARCH на основе китайского рыночного индекса SSE Composite Index. Для проведения анализа автор взял два класса моделей: симметричную модель (GARCH(1,1)) и асимметричные модели (TARCH и EGARCH). Lin (2018) провел полноценный анализ временного ряда и установил, что модели GARCH(1,1), TARCH(1,1) и EGARCH(1,1) хорошо оценивают волатильность китайского рыночного индекса. Отметим, что автор обнаружил наличие эффекта леввериджа на китайском рынке акций.

На следующем этапе исследования Lin (2018) произвел построение 5-дневных прогнозов доходности и волатильности. Важно отметить, что прогнозирование с помощью моделей семейства GARCH рационально осуществлять на краткосрочных интервалах, а именно 5 дней вперед максимум. Сравнение построенных прогнозов всех моделей с реальными данными показало хороший результат. Наиболее точные прогнозы получились с помощью модели асимметрии EGARCH(1,1). Данное утверждение подтверждается и в работе Engle, Ng (1993), которые выявили, что модель EGARCH может успешно зафиксировать эффект леввериджа, что в свою очередь повышает эффективность предсказания. Однако авторы предупреждают, что в ситуации, когда волатильность неожиданно возникает и резко пропадает, качество ее прогноза сильно уменьшается.

В дополнение ко всему анализу Lin (2018) применил модель ARIMA для построения прогноза индекса, для того, чтобы удостовериться в эффективности и точности моделей из семейства GARCH по сравнению с иными эконометрическими моделями подобного типа. Результаты показали, что прогноз, построенный с помощью GARCH, оказался ближе к реальным данным, чем результаты по модели ARIMA.

Эффективность и качество моделей GARCH неоднократно проверялось на российском фондовом рынке акций. Например, Федорова (2011) осуществляла исследование аспектов прогнозирования с помощью вышеупомянутой модели на основе российского, немецкого и английского

рыночных индексов. Отметим, что автор выбрала в качестве основной методологии асимметричные модели (TARCH, EGARCH и PARCH). Федорова (2011) с помощью апробации прогнозной силы моделей показала, что в целом результаты по спецификации EGARCH являются наиболее точным. Отметим, что для российского индекса ММВБ модель PARCH оказалась наиболее подходящей.

### **1.3.2. Многомерные GARCH модели**

Описанные выше классические одномерные ARCH-GARCH модели эффективны в анализе волатильности актива и краткосрочном предсказание его будущего тренда. Тем не менее, для любого инвестора не менее важным вопросом является степень совокупного риска портфеля, который зависит от взаимосвязи активов между собой. Исследование подобной тематики можно осуществлять за счет применения многомерных моделей GARCH (MGARCH), наиболее популярные из которых CCC-GARCH и DCC-GARCH, направленные на отслеживание постоянной (CCC-GARCH) и динамической (DCC-GARCH) условной корреляции между финансовыми временными рядами.

Методология многомерных моделей зарекомендовала себя во многих научных исследованиях различной тематики. Наиболее широкое применение MGARCH получили в сфере хеджирования и диверсификации портфеля ценных бумаг. Например, Sadorsky (2014) с помощью DCC-AGARCH и VARMA-AGARCH моделирует волатильность и условную динамическую корреляцию между котировками акций развивающихся рынков и сырьевым рынком, а именно ценами на медь, нефть и пшеницу. Авторы утверждают, что модель динамической условной корреляции является наилучшим вариантом для установления взаимосвязей между активами, расчета коэффициента хеджирования и оптимальных весов для инвестиционного портфеля. В дополнение ко всему подобная методология позволяет проследить влияние экономических кризисов на взаимосвязи между

активами на фондовом рынке. Sadorsky (2014) обнаружил, что условная корреляция фондового рынка с сырьевым рынком, во-первых, значительно увеличилась в период кризиса 2008-2009 года. Во-вторых, ее динамика в целом имеет повышательный тренд в течение последних 20 лет.

Неверович (2014) также исследует практическую ценность применения многомерных моделей условной волатильности в рамках хеджирования на нефтяном рынке. Автора, как и в предыдущем исследовании, рассчитывает коэффициент оптимального хеджирования на основе результатов построения постоянных и динамических условных корреляций через MGARCH. Отметим, что автор также применяет модифицированную модель DDC-GARCH, учитывающую условные асимметрии в корреляции (A-DCC). В итоге Неверович (2014) установил, что наибольшая эффективность от хеджирования получается на основе A-DCC-модели, при этом наихудшее с помощью CCC-модели.

Многомерные GARCH-модели активно применяются и для исследования взаимодействия между ценами акций на фондовом рынке. Трифонова, Кривицкого и Бельснера (2012) в качестве предмета анализа выбрали ряд высоколиквидных акций российских компаний нефтегазового, телекоммуникационного и финансового секторов. Авторы выделяли, что данный класс моделей наилучшим образом подходит для анализа степени риска портфеля и с помощью модификации базовой DCC они построили прогноз будущей стоимости портфеля с точностью до 1% в день.

Наконец, отметим, что многомерные модели используются не только для повышения эффективности портфеля ценных бумаг, но и в масштабных научных целях. Например, в работе Асатурова, Тепловой (2014), с помощью модели ARMA-DCC-GARCH производилась оценка корреляций фондовых рынков развитых и развивающихся стран и анализировался эффект заражения рынков в кризисные периоды в экономике.

Исследования показали, что применение многомерных моделей GARCH в сфере прогнозирования цен акций и повышения эффективности

портфеля улучшает качество результата, вследствие чего было принято решение использовать подобную методологию в рамках данной работы.

## Глава II. Описание выборки и методологии

Данная глава посвящена подробному описанию выборки, по которой впоследствии будут осуществляться прогнозирование и моделирование корреляционных связей. Также в заключительной части главы будет описана методология анализа.

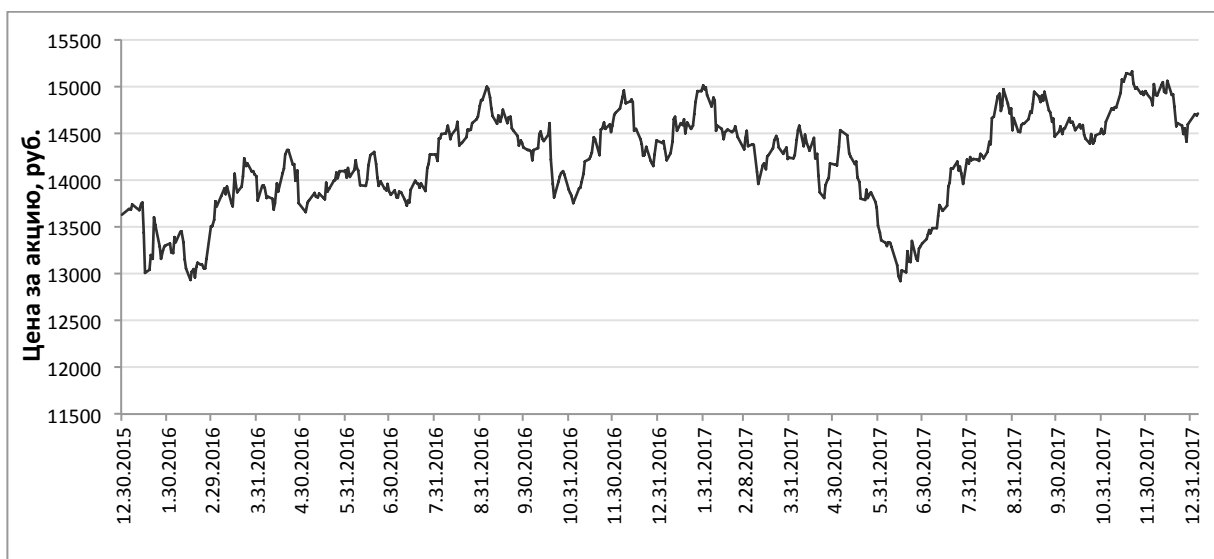
### 2.1. Выборка и анализ данных

В качестве объекта исследования в данной работе используется несколько отраслевых индексов, рассчитываемых Московской Фондовой биржей. Отметим, что в среднем, в каждый индекс входит около 5-19 наиболее ликвидных компаний отрасли. Выбор отраслевых индексов в качестве объекта исследования обусловлено желанием охватить большую часть российского фондового рынка, выделив особенности каждой отрасли.

В итоговую выборку вошли следующие индексы: *Индекс акций компаний нефтегазовой отрасли (MICEX O&G)*, *Индекс акций компаний потребительского сектора (MICEX CGS)*, *Индекс акций компании химической и нефтехимической отрасли (MICEX CHM)*, *Индекс акций компаний энергетической отрасли (MICEX PWR)*. Выбор объектов исследования осуществлялся с целью проанализировать циклические отрасли и оборонительные сектора. В качестве рыночного индекса взят индекс ММВБ. Интервал исследования: с 09.01.2013-29.12.2017 (количество наблюдения 1252). Прогноз осуществлялся на 3 дня с 03.01.2018 по 05.01.2018. Отметим, что в данный интервал входит кризисный период в РФ с 2014-2015 года, что поможет проследить динамику корреляции в течение разной экономической ситуации. Источник данных - сайте «Finam».

На рисунках №1 и №2 представлены графики цен химического сектора и потребительского сектора, соответственно. Видно, что продолжительные периоды высокой доходности сменяются такими же продолжительными периодами низкой доходности, то есть наблюдается кластеризация котировок акций индексов.

**Рис.№1. График цены индекса акций компании химической и нефтехимической отрасли**



**График.№2. График индекса акций компаний потребительского сектора**



Для проведения исследования была получена логарифмическая дневная доходность отраслевых индексов, рассчитанная по следующей формуле:

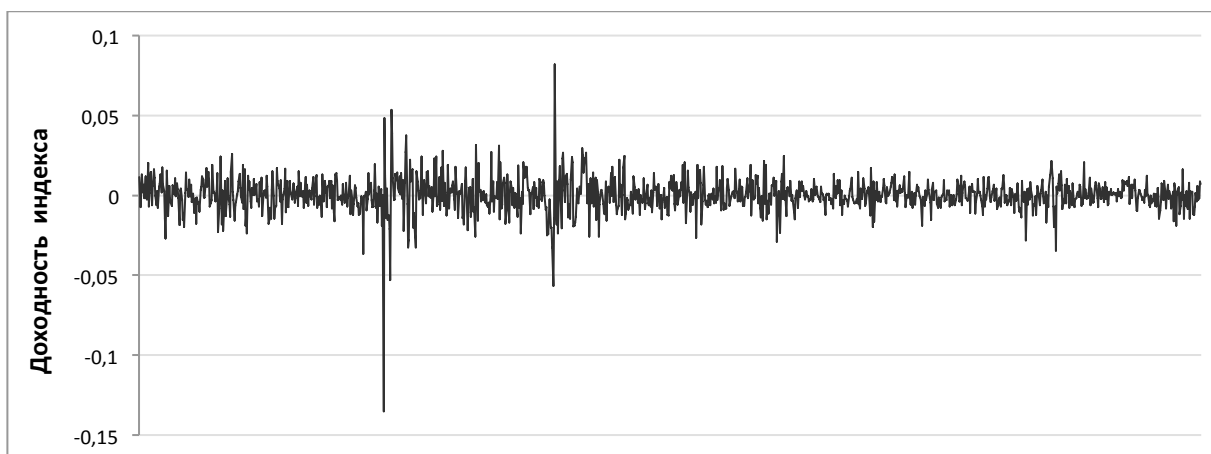
$$r_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad (1)$$

На графике №3 представлена динамика доходности индекса потребительских цен. Видно, что в течение рассматриваемого периода



наблюдались колебания с примерной амплитудой около 1.5% в положительную и отрицательную стороны.

**График №3. Динамика доходности потребительского индекса за период с 04.01.2016-04.01.2016**



Для более точного анализа рядов доходности индексов проанализируем описательную статистику (см. табл.№1). Видно, что средняя доходность за рассматриваемый период по всем индексам близка к 0. При этом спред между максимальными и минимальными значениями достаточно невелик. Особое внимание стоит уделить показателям скрошенности и куртозиса. Высокого показателя асимметрии по данной выборке не наблюдается (максимальное абсолютное значение 1.27, минимальное абсолютное значение 0.1). Однако стоит обратить внимание на то, что все значения коэффициента имеют отрицательный знак, что говорит о наличии небольшой асимметрии, то есть эффекта рычага, в сторону отрицательных новостных шоков. Показатель куртозиса, как и свойственно финансовым временным рядам, сильно превышает нормальное значение, равное 3. Наибольшая островершинность наблюдается у потребительского сектора и энергетического сектора (26.17 и 20.74, соответственно). В итоге можно утверждать, что распределения всех рядов доходности из выборки не подвержены нормальному закону распределения. В этой связи, в дальнейшем анализе будет уделено особое внимание выбору подходящего распределения.

**Таблица №1. Описательная статистика**

<i>Индекс</i>	<i>Mean</i>	<i>Median</i>	<i>Maximum</i>	<i>Minimum</i>	<i>Std.Dev.</i>	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosi</i>
<i>Индекс нефтегазового сектора</i>	0.00034	0.00001	0.05	-0.08	0.01	-0.17	5.72
<i>Индекс энергетического сектора</i>	0.00005	0.00044	0.08	-0.17	0.01	-1.27	20.74
<i>Индекс химического сектора</i>	0.00049	0.00077	0.05	-0.10	0.01	-0.79	12.27
<i>Индекс потребительского сектора</i>	0.00017	0.00010	0.08	-0.14	0.01	-1.26	26.17

Одним из важнейших и первоначальных этапов исследования любого временного ряда является проверка на стационарность с помощью теста Дики-Фуллера, нулевая гипотеза которого говорит о наличие единичного корня и, следовательно, нестационарности ряда. Результаты теста приведены в таблице №2. Видно, что по всем индексам нулевая гипотеза отвергается на любом уровне значимости, что говорит о стационарности рядов доходности отраслевых индексов.

**Таблица №2. Результаты теста Дики-Фуллера**

	<i>t-statistica</i>	<i>p-value</i>
<i>Индекс нефтегазового сектора</i>	-35.34	0.00
<i>Индекс энергетического сектора</i>	-33.70	0.00
<i>Индекс химического сектора</i>	-34.36	0.00
<i>Индекс потребительского сектора</i>	-34.80	0.00
<i>Критические значения</i>	-3.435352	1% level
	-2.863637	5% level
	-2.567936	10% level

## **2.2. Описание методологии исследования**

Как неоднократно упоминалось выше, в центре исследовательской части данной работы находятся модели семейства ARCH-GARCH. Поскольку предварительный анализ выборки показал, что у финансовых временных рядов, во-первых, наблюдается небольшая скошенность и сильная

островершинность, во-вторых, все доходности являются стационарными рядами и не требуют интегрирования, следовательно, было принято решение использовать для исследования следующие модели: симметричную GARCH и две асимметричные модели – TARЧН и EGARCH. Для моделирования динамической условной корреляции используется DDC-GARCH.

### 2.2.1. ARCH-GARCH-модель

В работе применяются классические модели стационарных временных рядов без учета экзогенных факторов (ARMA модели) и модели авторегрессионной условной гетероскедастичности (ARCH-GARCH модели).

ARMA(p,q)-модель имеет вид:

$$Y_t = y_t + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (2)$$

где  $y_t$  – стационарный ряд с нулевым средним,  $\varepsilon_t$  – гауссов белый шум с нулевым средним, постоянной дисперсией  $\sigma^2$ ,  $\varepsilon_t \in (N(0, \sigma^2))$ .

Поскольку финансовые временные ряды обладают особыми свойствами, подробно описанными выше, для их описания модель ARMA комбинируется с моделями типа ARCH и GARCH, которые снимают предпосылку о постоянстве условной дисперсии. Модель GARCH (q,p) выглядит следующим образом:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad z_t \sim i. i. d. (0, 1) \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

### 2.2.2. Асимметричные ARCH-GARCH-модель

**Пороговая ARCH-модель (Threshold ARCH (TARЧН))** впервые была разработана в исследовании Zakoian J. M.(1994) для выявления эффекта «рычага» на финансовом рынке. Данная цель достигается путем добавления в базовую спецификацию GARCH-модели фиктивной переменной,

отвечающей за негативные новости, в случае значимости которой можно утверждать о наличие эффекта асимметрии. Спецификация данной модели выглядит следующим образом:

$$\sigma_t^2 = \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_j \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_j \varepsilon_{t-k}^2 \bar{I}_{t-k} \quad (4)$$

$$\bar{I}_t = \begin{cases} 1, & \varepsilon_t < 0 \\ 0, & \varepsilon_t \geq 0 \end{cases}$$

Из формулы видно, что положительные новости  $\varepsilon_t \geq 0$  и отрицательные новости  $\varepsilon_t < 0$  имеют разную степень воздействия на волатильность, а именно позитивная информация воздействует с коэффициентом  $\alpha$ , а негативная информация с коэффициентом  $\gamma + \alpha$ . При этом если коэффициент  $\gamma > 0$ , то отрицательные новости увеличивают волатильность, и, следовательно, можно утверждать о наличие эффекта рычага, если  $\gamma = 0$ , то эффекта асимметрии не наблюдаются.

Еще одной асимметричной модификацией GARCH является **экспоненциальная GARCH-модель (Exponential GARCH, EGARCH)**. Модель описана в работе Nelson (1991) и имеет следующую спецификацию:

$$\log(\sigma_t^2) = w + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_j \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_j \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (5)$$

Ее первой отличительной чертой является логарифмическая форма условной вариации, что говорит об экспоненциальном эффекте леввериджа. Тестирование на наличие эффекта асимметрии производится посредством анализа коэффициента  $\gamma_j$ . Если  $\gamma_1 = \gamma_2 \dots = 0$  – реакция котировок актива на новости симметрична; если  $\gamma_j < 0$ , следовательно наблюдается эффект асимметрии и эффект негативных новостей сильнее эффекта позитивных новостей; наконец, если  $\gamma_j > 0$ , то можно утверждать о наличие более сильного влияния положительных новостей. Отметим, что одним из главных положительных аспектов EGARCH согласно Nelson (1991) является отсутствие ограничений на параметры модели, что делает ее более простой и гибкой для применения.

Важно отметить, что выбор наилучшей спецификации модели на всех этапах исследования будет осуществляться на основе информационных критериев Акаике (AIC) и Шварца (SC), Log Likelihood. А также, несомненно, при выборе оптимальной модели учитывается значимость объясняющих переменных.

### 2.2.3. Многомерная DCC-GARCH модель.

На заключительном этапе исследования для моделирования динамической условной корреляции будет использована двух шаговая модель DCC-GARCH (Dynamic Conditional Correlation-GARCH), разработанная Engle(2002). На первом шаге осуществляется оценка параметров с помощью GARCH-модели. На втором шаге происходит оценка корреляций:

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (6)$$

Где  $H_t$  – условная ковариационная матрица  $n \times n$ ,  $R_t$  – условная корреляционная матрица,  $D_t = \text{diag}(h_1^{\frac{1}{2}}, \dots, h_m^{\frac{1}{2}})$  – диагональная матрица с изменяющимися во времени условными дисперсиями, которые могут быть определены через одномерную GARCH модель.

Оценку динамических условных корреляций можно записать следующим образом:

$$R_t = \text{diag}\{Q_t\}^{-1} Q_t \text{diag}\{Q_t\}^{-1}; \quad (7)$$

$$Q_t = S(1 - \theta_1 - \theta_2) + \theta_1(\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1}) + \theta_2 Q_{t-1}$$

Где  $S$  – безусловная корреляционная матрица.  $\theta_1$  и  $\theta_2$  – неотрицательные скалярные параметры, удовлетворяющие  $\theta_1 + \theta_2 < 1$ , из чего следует, что  $Q_t > 0$ . Отметим, что если  $\theta_1 = \theta_2 = 0$ , тогда модель превращается в CCC (Constant Conditional Correlation).

### Глава III. Результаты исследования

В данной главе будут подробно описаны этапы и результаты исследования, а также сформулированы выводы относительно качества данной методологии для прогнозирования цена акций. В заключительной части будут продемонстрированы и описаны динамические корреляции объектов исследования между собой и с рыночным индексом ММВБ. Отметим, что все расчеты производились в статистическом пакете Eviews.

#### 3.1. Построение ARMA-GARCH модели

В данном разделе будет описана процедура подбора ARMA-GARCH модели на примере индекса компаний потребительского сектора. Отметим, что аналогичная процедура осуществлялась для каждой модели.

##### 3.1.1. Предварительный процесс построения GARCH моделей

###### *Построение ARMA модели*

Первый этап подбора подходящей спецификации заключается в анализе автокорреляционной функции (ACF) и частной автокорреляционной функции (PACF), с помощью которых определяют наиболее значимые лаги. Коррелограмма индекса компаний потребительского сектора представлена на рис. 1.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.016	0.016	0.3300	0.566
		2 -0.030	-0.030	1.4636	0.481
		3 -0.047	-0.046	4.2273	0.238
		4 -0.027	-0.027	5.1518	0.272
		5 0.017	0.016	5.5358	0.354
		6 0.035	0.031	7.1030	0.311
		7 0.038	0.036	8.9618	0.255
		8 0.046	0.048	11.679	0.166
		9 -0.040	-0.035	13.704	0.133
		10 -0.051	-0.042	16.934	0.076
		11 -0.046	-0.043	19.626	0.051
		12 0.001	-0.004	19.627	0.074
		13 0.014	0.001	19.865	0.099
		14 -0.007	-0.017	19.934	0.132

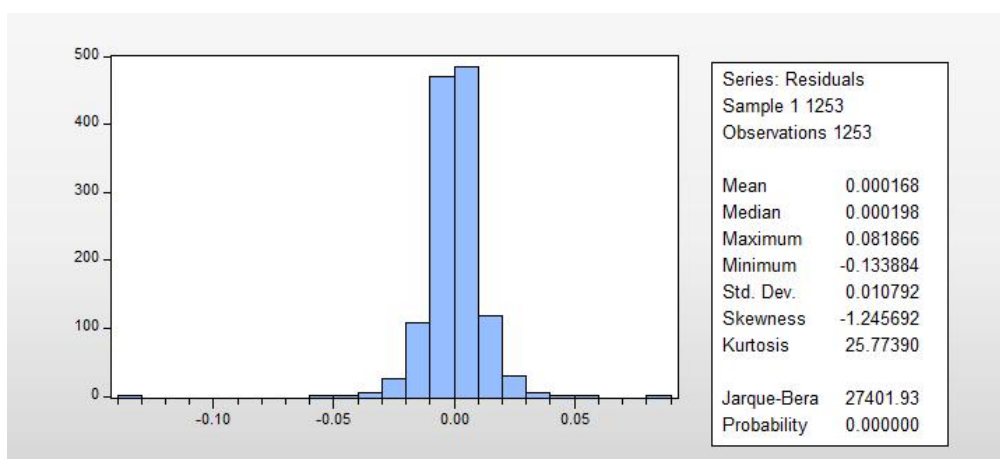
Рисунок №1. Коррелограмма остатков (индекс потребительских цен)

Коррелограмма остатков показывает, что основными претендентами на наилучшую спецификацию является AR(3), MA(3), AR(8), MA(8), либо по данному индексу наблюдается бел шумность остатков. Наилучшей

признавалась модель с наименьшими относительными значениями информационных критериев Акаике (*AIC*), Шварца (*SC*) и Ханна Квина (*HQ*) и наивысшим показателем функции правдоподобия (*Log likelihood*). В итоге для данного ряда доходности наилучшей спецификацией оказалась модель AR(3) AR(8) MA(3) MA(8). Качество подгонки каждой спецификации было проверено путем повторного построения коррелограммы остатков. Визуальный анализ ACF и PACF не выявил выступов, выходящих за доверительный интервал, что говорит об отсутствии корреляции остатков (белозумности остатков). Результаты по каждому индексу см. табл. №3.

### ***Проверка на нормальность остатков.***

Одним из этапов исследования является анализ остатков построенной модели ARMA на нормальность (см. рис.2). Опираясь на результаты теста Харке-Бера можно сделать вывод о том, что распределение остатков доходностей индекса компаний потребительского сектора не принадлежит к нормальному. Визуальный анализ гистограммы показывает, что оно обладает выраженным пиком, коэффициент эксцесса ( $\text{Эк.}=25.78$ ) значительно превышает показатель нормального распределения. Значение асимметрии также отклоняется от нормального закона и равен  $-1.24$ , что говорит о небольшой скошенности в сторону отрицательных шоков.



*Рисунок №2. Гистограмма распределения остатков (индекс компаний потребительского сектора)*

Анализ остальных отраслевых индексов также показал сильную островершинность и небольшую скошенность распределения остатков. Отметим, что индекс нефтегазового сектора наиболее близок к нормальному распределению со значениями куртозиса – 5.75 и асимметрии – 0.16 (см. приложение А)

### ***Проверка на наличие ARCH-эффектов***

Прежде чем приступить к построению ARCH/GARCH-модели, необходимо проверить наличие ARCH-эффектов в построенных моделях ARMA.

Согласно предпосылке ARCH/GARCH-модели, остатки модели ARMA не должны коррелировать между собой, однако должна наблюдаться значимая корреляция квадратов остатков, свидетельствующая о наличии условной гетероскедастичности.

Проверка на ARCH-эффектов осуществляется путем графического анализа (построения коррелограммы квадратов остатков) и ARCH-LM теста (результаты в приложение А, таблицы №1-4). По каждому объекту исследования было установлено наличие ARCH-эффектов, и тем самым, доказана необходимость применения ARCH/GARCH-моделей.

### **3.1.2. Построение GARCH моделей**

Для каждого отраслевого индекса осуществлялось построение трех моделей (GARCH, TARARCH, EGARCH) с максимальным количеством запаздываний равным 2. Выбор наилучшей спецификации производился по аналогии с процессом выбора ARMA-модели. Как было сказано выше, анализ распределения остатков модели ARMA показал серьезную островершинность распределений. Для борьбы с островершинностью и «тяжелыми хвостами» произведено тестирование моделей с различными распределениями остатков: с нормальным распределением, распределением Стьюдента и распределением обобщённое распределение ошибок (GED), функция плотности которого имеет вид:



$$f_{GED}(x, \mu, \sigma, \nu) = \frac{\frac{1}{\nu} e^{-\frac{|x-\mu|^\nu}{2|\sigma|^\nu}}}{2^{\frac{1}{\nu}+1} \sigma \Gamma(\frac{1}{\nu}+1)} \quad (8)$$

Хвосты t-распределения также являются тяжелыми, однако, в отличие от варианта GED ( $\nu < 2$ ), пик имеет округлую, а не острую вершину.

В итоге с помощью тестирования моделей был осуществлен выбор наилучших спецификации для каждой отрасли (см. табл. №.3). Первое, на что стоит обратить внимание, ни одна из конечных спецификаций не строилась с использованием нормального распределения. Для индексов потребительского сектора (асимметрия = -1.24) и энергетического сектора (асимметрия = -1.11) наилучшей оказалась модель асимметрии, отметим, значения скошенности по данным отраслям сильнее всего отклоняются от нормально распределения.

**Таблица №.3.Итоговые спецификации моделей**

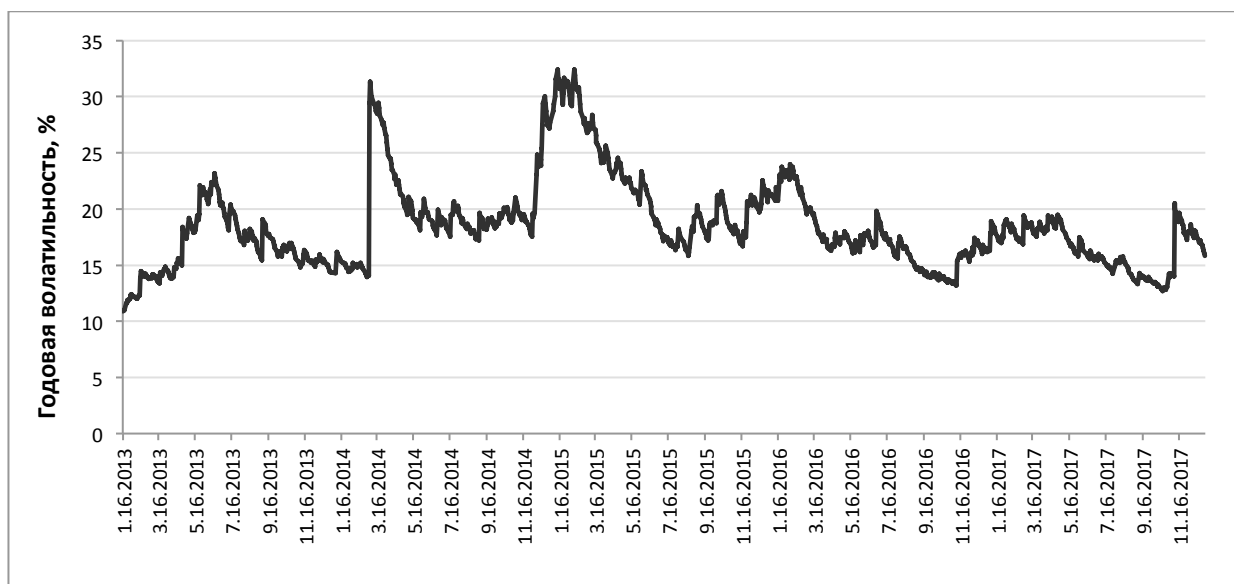
	<i>ARMA-GARCH Модель</i>	<i>Распределение остатков</i>
<i>Индекс нефтегазового сектора</i>	ARMA(5,5)-GARCH(1,1)	GED
<i>Индекс энергетического сектора</i>	ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)	t
<i>Индекс химического сектора</i>	ARMA(0,0)-GARCH(2,2)	t
<i>Индекс потребительского сектора</i>	AR(3),AR(8), MA(3), MA(8) – TARCH(1,1)	GED

Для химического сектора коэффициент асимметрии составил -0.8. Обе асимметричные модели показали наличие небольшого, но значимого влияние новостных шоков. Однако, модель EGARCH показала, что негативная доходность оказывает большее влияние на волатильность, а модель TARCH, наоборот, показала, что эффект положительных новостей сильнее. В итоге вследствие данного несоответствия в качестве итоговой спецификации выбрана симметричная модель, при этом она обладала наилучшими показателями.

Нефтегазовый сектор показал наименьшую скошенность (асимметрия = -0.16). В модели EGARCH коэффициент, отвечающий за эффект рычага, оказывал крайне малое, но значимое влияние на волатильность. В модели TARARCH данный фактор был незначим. Информационные критерии и логарифм правдоподобия указали в пользу симметричной GARCH-модели.

Для каждого индекса на основе итоговой спецификации были смоделированы дневные, а затем годовые, волатильности. На графике №3 в качестве примера представлена волатильность нефтегазового сектора. Прослеживается ярко выраженная кластеризация волатильности. При этом видны резкие скачки в период валютного кризиса 2014-2015 года, что говорит о повышении уровня риска в данный период. Отметим, что анализ исторических графиков годовых волатильностей актива является очень полезным, так как помогает инвестору оценить степень колебания ценной бумаги в спокойные и кризисные периоды (графики каждого индекса представлены в приложении А, графики №1-3)

**График №3. Годовая оцененная волатильность индекса нефтегазового сектора**



В итоге, результаты построения GARCH-модели для отраслевых индексов показали, что в энергетическом секторе и секторе потребительских услуг негативные новости в большей степени влияют на доходность акций,

чем положительные новости. При этом в нефтегазовом секторе и химическом секторе эффект леввериджа практически не наблюдается.

### 3.2. Моделирование прогнозов котировок отраслевых индексов.

В силу того, что в рамках данной работы важно установить спецификацию модели, позволяющую построить наиболее точные прогнозы, если симметричная GARCH модель и асимметричные TGARCH и EGARCH спецификации показывали значимость всех коэффициентов, прогнозы строились по каждой из них.

В таблице №4 приведены разницы между спрогнозированными значениями каждого индекса по каждой модели с реальной ценой актива (спрогнозированные и реальные цены представлены в приложении Б)

**Таблиц №.4. Сравнение прогнозных и реальных цен по каждой модели.**

Отраслевой индекс	Дата	Разница прогноза и реального значения		
		GARCH	EGARCH	TGARCH
Индекс нефтегазового сектора	03.01.2018	<b>-82</b>	-82	-
	04.01.2018	<b>-179</b>	-179	-
	05.01.2018	<b>-218</b>	-218	-
Индекс энергетического сектора	03.01.2018	-18	<b>-18</b>	-18
	04.01.2018	<b>-44</b>	<b>-45</b>	-45
	05.01.2018	<b>-52</b>	<b>-53</b>	-53
Индекс химического сектора	03.01.2018	<b>-98</b>	-102	-98
	04.01.2018	<b>-79</b>	-85	-79
	05.01.2018	<b>-93</b>	-104	-94
Индекс потребительского сектора	03.01.2018	<b>-54</b>	-61	<b>-55</b>
	04.01.2018	<b>-121</b>	-127	<b>-123</b>
	05.01.2018	<b>-125</b>	-130	<b>-129</b>

*\*Цветные ячейки – прогноз лучшей спецификации*

Анализируя полученные результаты можно сделать несколько выводов. Во-первых, все модели спрогнозировали цену актива меньше реального значения (максимально отклонение 218 рублей).

Сильное отклонение прогноза прослеживается у потребительского сектора, и прогнозы по отобранной спецификации (TARCH) оказались хуже прогнозов модели GARCH.

Наиболее точный прогноз построен для индекса энергетического сектора по симметричной модели GARCH, при том, что наилучшей спецификаций была выбрана модель EGARCH.

Для индекса нефтегазового сектора и химического сектора наилучшие прогнозы также по модели GARCH, которая и была отобрана на предыдущем этапе. Отметим, что для нефтегазового сектора отклонение от реального значения достигает максимальной величины по выборке.

В итоге, можно сделать вывод, что симметричная GARCH-модель моделирует наиболее точные прогнозы, однако, в целом, разница между моделями незначительная.

### **3.3. Анализ динамических условных корреляций**

На заключительном этапе исследования с помощью многомерной модели DCC-GARCH были смоделированы динамические условные корреляции между отраслевыми индексами и рыночным индексом.

Сводные результаты представлены в таблице №5. Данные показывают, что наибольшей корреляцией с индексом ММВБ обладает энергетический индекс, при среднем 0.929 и достаточно небольшим разбросом между максимальным и минимальным значением за период. Наименьшая по абсолютному значению корреляция наблюдается у химического сектора с фондовым рынком и потребительского сектора с фондовым рынком, при этом взаимосвязи отрицательные (-0.42 и -0.48 соответственно). Отметим, что разброс между максимальными и минимальными значениями достаточно большой. Корреляция нефтегазового сектора с рыночным индексом составляет в среднем за период 0.5, а максимальное значение доходило до 0.8.

В таблице №5 также представлены результаты по динамической условной корреляции отраслевых индексов между собой. Как упоминалось выше, подобная методология помогает участнику фондового рынка выбирать активы, с помощью которых будет достигаться желаемый уровень риска. Например, если инвестор является рискофилом и ожидает, что в будущем фондовый рынок страны будет расти, то он может включить в свой портфель акции нефтегазового и энергетического сектора, так как обе бумаги имеют положительную корреляцию, как между собой, так и с фондовым рынком в целом. Напротив, в ситуации сильной неопределенности и для составления портфеля с наименьшей степенью риска, то есть сильно диверсифицированного, инвестор должен включать в портфель бумаги с различной корреляцией между собой и рынком. В таком случае он обезопасит себя от любого исхода событий.

**Таблица №.5. Сводные результаты по построенным корреляциям.**

<i>Условная корреляция</i>	<i>Mean</i>	<i>Median</i>	<i>Maximum</i>	<i>Minimum</i>
<i>Химический-потребительский</i>	0.306	0.310	0.573	-0.013
<i>Химический-нефтегаз</i>	-0.311	-0.285	-0.109	-0.581
<i>Химический-энергетический</i>	-0.450	-0.461	-0.189	-0.673
<i>Химический-рынок</i>	-0.421	-0.424	-0.134	-0.654
<i>Потребительский-нефтегаз</i>	-0.439	-0.421	-0.110	-0.801
<i>Потребительский-энергетический</i>	-0.539	-0.537	-0.182	-0.845
<i>Потребительский-рынок</i>	-0.476	-0.471	-0.061	-0.799
<i>Нефтегаз-энергетический</i>	0.631	0.626	0.865	0.359
<i>Нефтегаз-рынок</i>	0.553	0.544	0.824	0.282
<i>Энергетический-рынок</i>	0.929	0.931	0.959	0.861

На графиках №4-6 представлено графическое отображение динамических условных корреляций. Хорошо видно, что в период 2014-2015 года, когда в России происходил финансовый кризис, корреляции отраслей с экономикой в абсолютных значениях резко возросли. Важно обратить

внимание на тот факт, что если отрасль имеет отрицательную корреляцию с рынком, то в кризисные периоды взаимосвязь становится еще более отрицательной, а это значит, что подобная бумага обезопасит инвестора от потерь и даже может принести небольшую избыточную доходность.

**График №.4** Динамическая условная корреляция между химическим сектором и рынком



**График №.5** Динамическая условная корреляция между потребительским сектором и рынком



**График №.6** Динамическая условная корреляция между нефтегазовым сектором и рынком

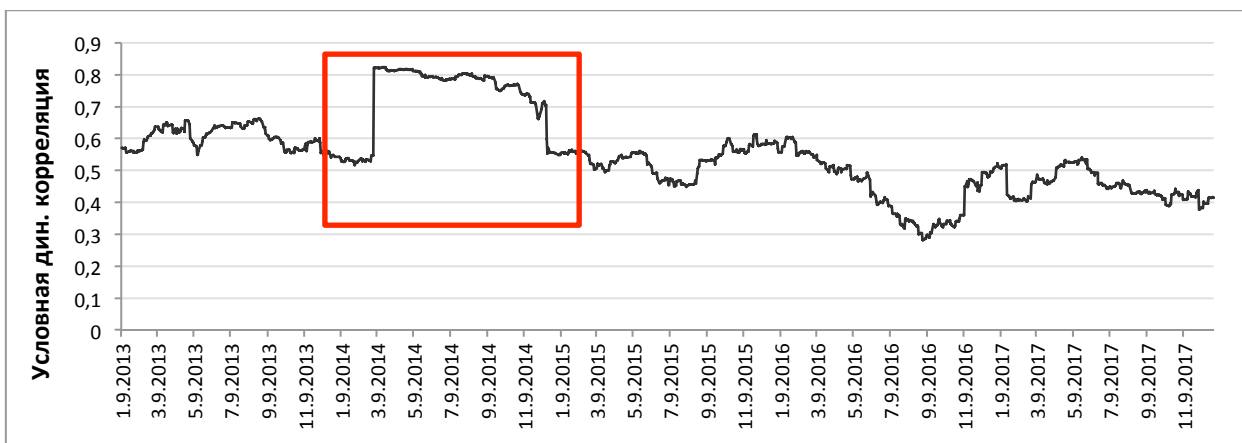
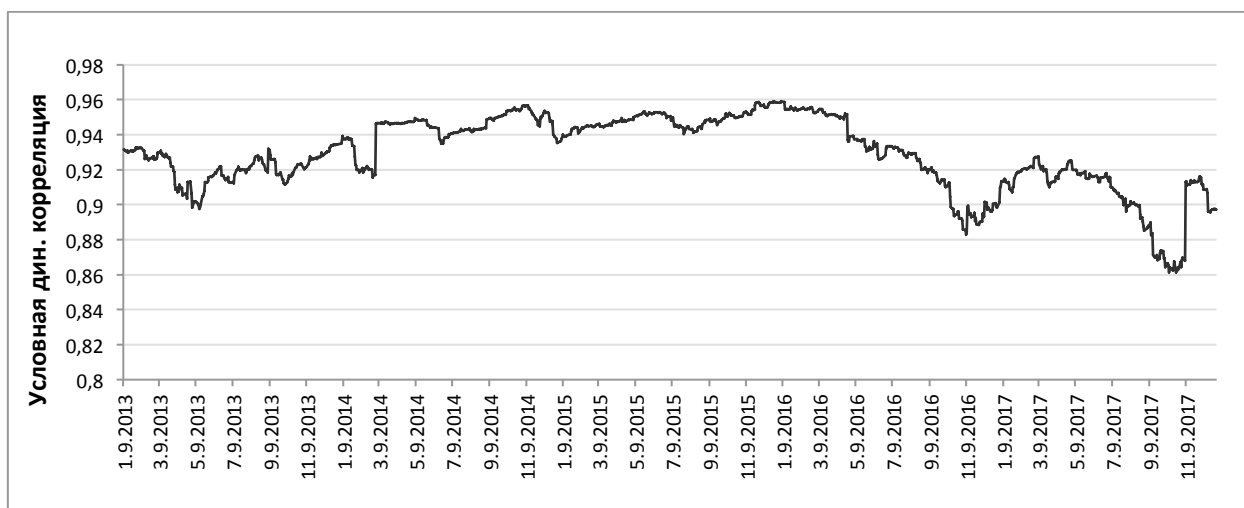


График №7 демонстрирует, что энергетический сектор на протяжении всего периода исследования находился примерно на одном уровне корреляции с фондовым рынком, но отметим, что, начиная с конца 2016, года она начала сокращаться, достигнув своего минимального значения равного 0.86.

**График №7. Динамическая условная корреляция между энергетическим сектором и рынком**



Результаты построения многомерной DCC-GARCH на примере четырех отраслевых индексов показали, что модель является крайне полезной для исследования взаимосвязей на фондовом рынке и выбора объектов для инвестирования. С помощью комбинирования одномерный и

многомерных GARCH моделей инвестор сможет добиться наилучшего желаемого финансового результата для своего портфеля.



## **Заключение**

Главное задачей данной работы было исследовать качество прогнозной силы GARCH моделей в разных секторах экономики российского фондового рынка. При этом для повышения эффективности прогноза и качества инвестиционного портфеля в рамках работы было предложено комбинирование одномерных и многомерной моделей GARCH. В итоге был получен ряд важных практических результатов.

Во-первых, в ходе построения и выбора наилучшей модели для каждой отрасли было установлено, что динамика котировок акций потребительского сектора и энергетического сектора подвержены эффекту леввериджа. Данное наблюдение означает, что отрицательные новостные шоки приводят к более значительному колебанию цен акций данных секторов, чем положительные новости. При этом амплитуда реакции акции компаний нефтегазового и химического секторов примерно одинакова для позитивных и негативных шоков.

Во-вторых, прогнозы, построенные с помощью каждой спецификации для каждого индекса, показали, что все модели предсказывают доходность ниже реальных значений. Максимальное отклонение прогноза от настоящей цены актива составило около 200 рублей на одну акцию. Наряду с этим, несмотря на предшествующий выбор оптимальных моделей, наиболее точные прогнозы для каждой отрасли были получены с помощью базовой симметричной GARCH модели.

На заключительном этапе исследования были построены динамические корреляции индексов с рыночным значением. Результаты показали, что к циклическим отраслям, имеющим положительную корреляцию с рынком, можно отнести нефтегазовый сектор и энергетический сектор, а потребительский и химический сектора скорее относятся к группе оборонительных отраслей, имеющих отрицательную взаимосвязь с рынком. При этом был установлен рост корреляций с рынком в абсолютных значениях в кризисный период 2014-2015 года.

## Список литературы

- 1) Асатуров К.Г., Теплова Т.В. Эффекты перетекания волатильности и заражения на фондовых рынках: определение глобальных и локальных лидеров // Вестник Московского университета. – 2014.- №6 – С. 3-34;
- 2) Неверович О.О. Хеджирование на нефтяном рынке: многомерные модели с динамическими условными корреляциями // Риск-менеджмент. – 2014. – 47(623). – С. 48-55;
- 3) Трифонов А.Ю., Кривицкий О.Л., Бельснер О.А. Моделирование динамических корреляций: общее приложение к исследованию финансовых рынков // Экономико-математическое моделирование. – 2012. – 39(294). – С. 58-62;
- 4) Фёдорова Е. А., Панкратов К. А. Моделирование волатильности фондового рынка в период кризиса //Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2011. – №. 37;
- 5) Brooks, C «Introductory econometrics for finance» // Cambridge university press – 2008;
- 6) Burke T., Sorensen E. H. Portfolio Returns from Active Industry Group Rotation: Financial Analysts Journal, Vol. 42, No. 5 (Sep. - Oct., 1986), pp. 43-50
- 7) Chen J., Bennett A., Zheng T., Sector Effects in Developed vs. Emerging Markets: Financial Analysts Journal Vol. 62, No. 6 (Nov. - Dec., 2006), pp. 40-51
- 8) Davis J.H, Philips C.B., Defensive Equity Investing: Appealing Theory, Disappointing Reality: Vanguard Investment Counseling & Research (2007);
- 9) Emsbo-Mattingly, Hofshire D., Litvak A., Lund-Wilde J., The Business Cycle Approach to Equity Sector Investing: Market Research, 2014;
- 10) Moskowitz T. J., Grinblatt M., Do Industries Explain Momentum?: The Journal of Finance, Vol. 54, No. 4 (1999), pp. 1249-1290;

- 11) O'Neal E.S., Industry Momentum and Sector Mutual Funds: Financial Analysts Journal, Vol. 56, No. 4 (Jul. - Aug., 2000), pp. 37-49;
- 12) Phylaktis K., Xia L, The Changing Roles of Industry and Country Effects in the Global Equity Markets: The European Journal of Finance, 2006;
- 13) Cutler, D. What moves stock prices? / D. Cutler, J. Poterba, L. Summers //The Journal of Portfolio Management. — 1989. — Vol. 15. — Pp. 4–12;
- 14) Cornell, B (2013) What Moves Stock Prices: Another Look // The Journal of Portfolio Management, pp 32-38;
- 15) Jie-Jun Tseng, Sai-Ping Li (2011) Asset returns and volatility clustering in financial time series, Physica A, 390, p 1300–1314;
- 16) Niu, H & Wang, J (2013) «Volatility clustering and long memory of financial time series and financial price model» // Digital Signal Processin – Vol. 23. – Pp. 489–49;
- 17) Kirchlera, M and Hubera, J (2009) «An exploration of commonly observed stylized facts with data from experimental asset markets» // Physica A – Vol. 388 – Pp. 1631–1658;
- 18) Lin, Z (2018) «Modelling and forecasting the stock market volatility of SSE Composite Index using GARCH models»;
- 19) Sadorsky P (2014) «Modeling volatility and correlations between emerging market stock prices and the prices of copper, oil and wheat»;
- 20) Hansen, P & Lunde, A (2005) «A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a GARCH(1,1)?»

Результаты построения моделей ARMA-GARCH

А.1. Химический сектор

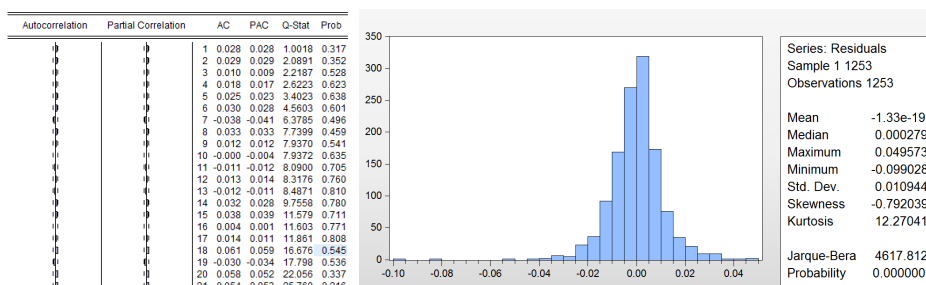


Рис.№1 и №2. Корреляционная функция (ACF, PACF), проверка на нормальность остатков

Таблица №1. Тест на наличие ARCH-эффектов

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	27.24214	Prob. F(1,1250)	0
Obs*R-squared	26.70375	Prob. Chi-Square(1)	0

Dependent Variable: CHEMICAL  
 Method: ML ARCH - Student's t distribution (BFGS / Marquardt steps)  
 Date: 06/11/18 Time: 15:08  
 Sample: 1 1253  
 Included observations: 1253  
 Convergence achieved after 96 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients  
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
 GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2 + C(4)\*RESID(-2)^2 + C(5)\*GARCH(-1) + C(6)\*GARCH(-2)

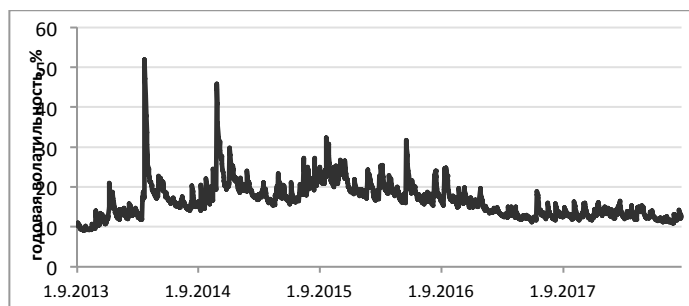
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000501	0.000235	2.133949	0.0328

Variance Equation

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.13E-07	1.02E-07	1.106399	0.2686
RESID(-1)^2	0.099077	0.035838	2.764566	0.0057
RESID(-2)^2	-0.095571	0.034604	-2.761857	0.0057
GARCH(-1)	1.697188	0.125958	13.47429	0.0000
GARCH(-2)	-0.701639	0.123382	-5.686741	0.0000

T-DIST. DOF	4.490593	0.552513	8.127582	0.0000
R-squared	-0.000002	Mean dependent var		0.000487
Adjusted R-squared	-0.000002	S.D. dependent var		0.010944
S.E. of regression	0.010944	Akaike info criterion		-6.453449
Sum squared resid	0.149954	Schwarz criterion		-6.424771
Log likelihood	4050.086	Hannan-Quinn criter.		-6.442669
Durbin-Watson stat	1.942220			

Рис. №3. Результаты итоговой спецификации



## А.2. Потребительский сектор.

**Таблица №2. Тест на наличие ARCH-эффектов**

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	25.55948	Prob. F(1,1250)	0
		Prob. Chi-Square(1)	0
Obs*R-squared	25.0874		0

Dependent Variable: CONSGOODS  
Method: ML ARCH - Generalized error distribution (GED) (OPG - BHHH / Marquardt steps)

Date: 06/11/18 Time: 15:14  
Sample (adjusted): 9 1253  
Included observations: 1245 after adjustments  
Convergence achieved after 67 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast: 18  
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
GARCH = C(5) + C(6)\*RESID(-1)^2 + C(7)\*RESID(-1)^2\*(RESID(-1)<0) + C(8)\*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(3)	0.373328	0.066234	5.636520	0.0000
AR(8)	0.568006	0.067808	8.376688	0.0000
MA(3)	-0.428369	0.062984	-6.801285	0.0000
MA(8)	-0.564574	0.062481	-9.035952	0.0000

### Variance Equation

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.63E-06	1.04E-06	2.525508	0.0116
RESID(-1)^2	0.060288	0.028711	2.099823	0.0357
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.061540	0.031926	1.927549	0.0539
GARCH(-1)	0.886719	0.024896	35.61704	0.0000

GED PARAMETER	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	1.223021	0.040762	30.00413	0.0000

R-squared	0.008214	Mean dependent var	0.000140
Adjusted R-squared	0.005817	S.D. dependent var	0.010878
S.E. of regression	0.010847	Akaike info criterion	-6.562152
Sum squared resid	0.146000	Schwarz criterion	-6.525090
Log likelihood	4093.940	Hannan-Quinn criter.	-6.548217
Durbin-Watson stat	1.982205		

**Рис. №4. Результаты итоговой спецификации**

## А3. Нефтегазовый сектор

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.000	0.000	6.E-08	1.000	
2	-0.017	-0.017	0.3420	0.843	
3	-0.012	-0.012	0.5228	0.914	
4	0.033	0.032	1.8721	0.759	
5	-0.057	-0.057	5.9487	0.311	
6	0.014	0.015	6.2039	0.401	
7	0.014	0.013	6.4679	0.486	
8	-0.015	-0.017	6.7505	0.564	
9	-0.002	0.003	6.7544	0.663	
10	0.036	0.032	8.3933	0.590	
11	0.026	0.026	9.2484	0.599	
12	-0.057	-0.054	13.309	0.347	
13	0.010	0.010	13.436	0.415	
14	-0.013	-0.016	13.647	0.476	
15	-0.004	-0.002	13.663	0.551	
16	0.005	0.000	13.665	0.594	

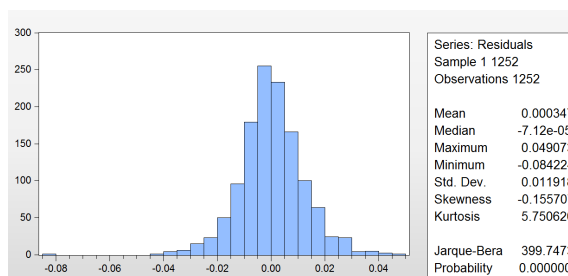


Рис. №5-6. Коррелограмма остатков и проверка на нормальность  
ОСТАТКОВ

Таблица № 3. Тест на наличие ARCH-эффектов

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	45.74294	Prob. F(1,1249)	0
Obs*R-squared	44.19752	Prob. Chi-Square(1)	0

Dependent Variable: ENERGY  
 Method: ML ARCH - Generalized error distribution (GED) (OPG - BHHH / Marquardt steps)  
 Date: 06/11/18 Time: 15:18  
 Sample (adjusted): 2 1252  
 Included observations: 1251 after adjustments  
 Convergence achieved after 74 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients  
 MA Backcast: 1  
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
 GARCH = C(3) + C(4)\*RESID(-1)^2 + C(5)\*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.869783	0.089533	9.714626	0.0000
MA(1)	-0.833465	0.101365	-8.222428	0.0000
Variance Equation				
C	1.31E-05	4.16E-06	3.140812	0.0017
RESID(-1)^2	0.126995	0.028868	4.399229	0.0000
GARCH(-1)	0.809170	0.040666	19.89812	0.0000
GED PARAMETER				
R-squared	0.006155	Mean dependent var	3.08E-05	
Adjusted R-squared	0.005360	S.D. dependent var	0.014579	
S.E. of regression	0.014540	Akaike info criterion	-5.926634	
Sum squared resid	0.264065	Schwarz criterion	-5.902022	
Log likelihood	3713.110	Hannan-Quinn criter.	-5.917382	
Durbin-Watson stat	1.986789			

Рис. №7. Результаты итоговой спецификации

#### A4. Энергетический сектор

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.048	0.048	2.8723	0.090	
2	0.025	0.023	3.6537	0.161	
3	0.018	0.015	4.0462	0.257	
4	0.048	0.046	6.9545	0.138	
5	0.041	0.036	9.0719	0.106	
6	0.047	0.041	11.852	0.065	
7	0.013	0.006	12.056	0.099	
8	0.040	0.034	14.056	0.080	
9	-0.018	-0.027	14.480	0.106	
10	-0.014	-0.020	14.735	0.142	
11	-0.025	-0.028	15.524	0.160	
12	0.013	0.011	15.736	0.204	
13	0.030	0.030	16.907	0.204	
14	-0.012	-0.014	17.084	0.252	
15	-0.050	-0.045	20.194	0.165	
16	-0.001	0.004	20.195	0.212	
17	-0.005	-0.002	20.230	0.263	
18	0.033	0.034	21.622	0.249	

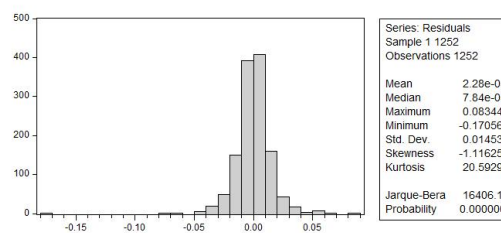


Рис. №8-9. Коррелограмма остатков и проверка на нормальность  
ОСТАТКОВ

## Таблица № 4. Тест на наличие ARCH-эффектов

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	69.84864	Prob. F(1,1249)	0
Obs*R-squared	66.25525	Prob. Chi-Square(1)	0

Dependent Variable: ENERGY  
 Method: ML ARCH - Student's t distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)  
 Date: 06/11/18 Time: 15:22  
 Sample (adjusted): 2 1252  
 Included observations: 1251 after adjustments  
 Convergence achieved after 29 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients  
 MA Backcast: 1  
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
 $\text{LOG}(\text{GARCH}) = \text{C}(3) + \text{C}(4) * \text{ABS}(\text{RESID}(-1)) / \text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(5) * \text{RESID}(-1) / \text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(6) * \text{LOG}(\text{GARCH}(-1))$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.995886	0.003424	290.8476	0.0000
MA(1)	-0.990467	0.005341	-185.4625	0.0000

Variance Equation				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(3)	-0.386317	0.100444	-3.846090	0.0001
C(4)	0.147766	0.029855	4.949430	0.0000
C(5)	-0.067175	0.016634	-4.038503	0.0001
C(6)	0.967987	0.010241	94.51846	0.0000

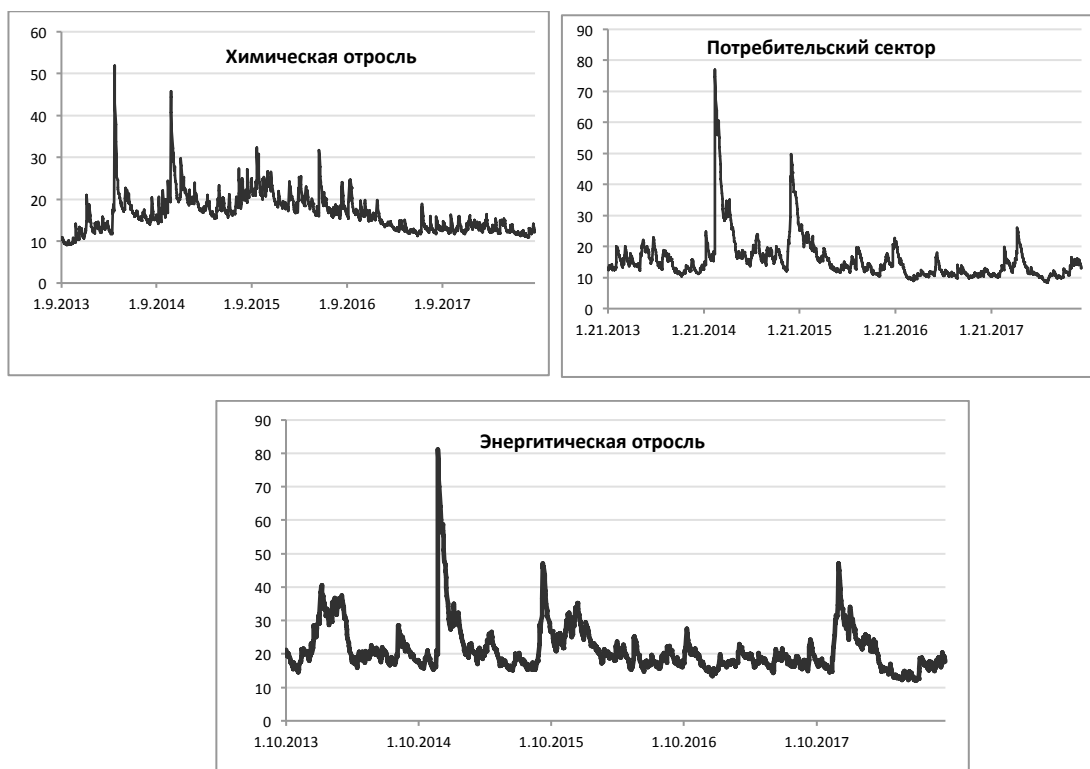
T-DIST. DOF	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
T-DIST. DOF	4.939159	0.586490	8.421551	0.0000

R-squared	0.005430	Mean dependent var	3.08E-05
Adjusted R-squared	0.004634	S.D. dependent var	0.014579
S.E. of regression	0.014546	Akaike info criterion	-5.955645
Sum squared resid	0.264257	Schwarz criterion	-5.926931
Log likelihood	3732.256	Hannan-Quinn criter.	-5.944851
Durbin-Watson stat	1.925089		

### Рис. №10. Результаты итоговой спецификации

#### А5. Графики №1-3. Годовая волатильность каждой отрасли, в %



Прогнозы цен отраслевых индексов и реальные значения

Таблица № 5.

Отраслевой индекс	Дата	Прогнозная цена, руб.			Реальная цена, руб.
		GARCH	EGARCH	TGARCH	
Индекс нефтегазового сектора	03.01.2018	<b>5153</b>	5153	-	5235
	04.01.2018	<b>5155</b>	5154	-	5333
	05.01.2018	<b>5157</b>	5157	-	5375
Индекс энергетического сектора	03.01.2018	1816	<b>1816</b>	1816	1834
	04.01.2018	1816	<b>1816</b>	1816	1860
	05.01.2018	1816	<b>1815</b>	1815	1868
Индекс химического сектора	03.01.2018	<b>14605</b>	14602	14605	14703
	04.01.2018	<b>14612</b>	14606	14612	14691
	05.01.2018	<b>14620</b>	14609	14619	14713
Индекс потребительского сектора	03.01.2018	6304	6298	<b>6303</b>	6358
	04.01.2018	6303	6297	<b>6301</b>	6424
	05.01.2018	6305	6301	<b>6301</b>	6431